



UNIVERZITET U NOVOM SADU
FAKULTET TEHNIČKIH NAUKA
ODSEK ZA RAČUNARSKU TEHNIKU
I RAČUNARSKE KOMUNIKACIJE



Doktorska disertacija:

**PREDLOG NOVE MERE ZA OCENU KVALITETA
SLIKE PRILIKOM INTERPOLACIJE I NJENA
IMPLEMENTACIJA U RAČUNARSKOJ OBRADI
SIGNAL SLIKE**

Mentor:

Dr Miodrag Temerinac

Kandidat:

Mr Sanja Maksimović-Moićević

Novi Sad, 2015. godine

**PREDLOG NOVE MERE ZA
OCENU KVALITETA SLIKE
PRILIKOM INTERPOLACIJE I
NJENA IMPLEMENTACIJA U
RAČUNARSKOJ OBRADI
SIGNAL SLIKE**



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

КЉУЧНА ДОКУМЕНТАЦИЈСКА ИНФОРМАЦИЈА

Редни број, РБР:	
Идентификациони број, ИБР:	
Тип документације, ТД:	Монографска документација
Тип записа, ТЗ:	Текстуални штампани материјал
Врста рада, ВР:	Докторат
Аутор, АУ:	Мр Сања Максимовић-Мојићевић, дипл.инж.
Ментор, МН:	проф. др Миодраг Темеринац
Наслов рада, НР:	Предлог нове мере за оцену квалитета слике приликом интерполације и њена имплементација у рачунарској обради сигнал слике
Језик публикације, ЈП:	Српски
Језик извода, ЈИ:	Српски
Земља публиковања, ЗП:	Република Србија
Уже географско подручје, УГП:	Војводина
Година, ГО:	2015
Издавач, ИЗ:	Ауторски репринт
Место и адреса, МА:	Нови Сад, Трг Доситеја Обрадовића 6
Физички опис рада, ФО: (поглавља/страна/	7 поглавља, 132 странице, 44 референце, 4 табеле, 63 слике, табела, 69 слика
Научна област, НО:	Електротехника, рачунарска техника и рачунарске комуникације
Научна дисциплина, НД:	телекомуникације
Предметна одредница/Кључне речи, ПО:	обрада слике, процена квалитета слике, анализа текстуре слике, детекција ивица у оквиру слике, метрике за процену квалитета слике, мултипараметарска предикција квалитета слике
УДК	
Чува се, ЧУ:	У библиотеци Факултета техничких наука, Нови Сад
Важна напомена, ВН:	
Извод, ИЗ:	Основни допринос ове докторске дисертације је развој алгорита и система за објективну процену визуелног квалитета слике узимајући у обзир најважнија могућа оштећења као што су замућење ивица (оштрина) и поремећај природног изгледа текстуре објеката на слици са једне стране и утицај садржаја слике (процента ивица у слици) на процену квалитета са друге стране. Дакле, хипотеза изнета у овом раду је да је потребан мултипараметарски приступ да би се добила објективна процена квалитета слике која је што приближнија субјективној процени.
Датум прихватања теме, ДП:	
Датум одбране, ДО:	
Чланови комисије, КО:	Председник: Др Никола Теслић редовни.професор.
	Члан: Др Ирини Рељин редовни професор
	Члан: Др Жељен Трповски ванредни.професор
	Члан: Др Драган Кукољ редовни професор
	Члан, ментор: Др Миодраг Темеринац
	Потпис ментора



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

KEY WORDS DOCUMENTATION

Accession number, ANO :	
Identification number, INO :	
Document type, DT :	Monographic publication
Type of record, TR :	Textual printed material
Contents code, CC :	PhD thesis
Author, AU :	Sanja Maksimović-Moićević, Msc.ž
Mentor, MN :	Prof. Miodrag Temerinac, PhD
Title, TI :	The proposal of new measures for assessing the picture quality when interpolation and its implementation in the computer processing of the image signal
Language of text, LT :	Serbian
Language of abstract, LA :	Serbian
Country of publication, CP :	Republic of Serbia
Locality of publication, LP :	Vojvodina
Publication year, PY :	2015
Publisher, PB :	Author's reprint
Publication place, PP :	Novi Sad, Dositeja Obradovića sq. 6
Physical description, PD : (chapters/pages/ref./tables/pictures/graphs/appendixes)	7 chapters, 132 pages, 44 references, 4 tables, 63 pictures
Scientific field, SF :	Electrical engineering, numerical computations and computer communications
Scientific discipline, SD :	Telecommunications
Subject/Key words, S/KW :	image processing, image quality assessment, analysis of texture images, detecting edges within images, metrics for evaluation of image quality, image quality Multiparameter prediction
UC	
Holding data, HD :	The Library of Faculty of Technical Sciences, Novi Sad, Serbia
Note, N :	
Abstract, AB :	The main contribution of this doctoral thesis is to develop algorithms and systems for objective assessment of visual image quality by taking into account the most important possible defects such as blurring the edges (sharpness) and disorder natural looking texture of objects in the picture with one hand and influence the content of the image (the percentage of edges in an image) on the assessment of the quality of the other. Thus, the hypothesis presented in this paper is that the required multiparameter approach to obtain an objective assessment of the quality of the image that is as close as subjective assessment.
Accepted by the Scientific Board on, ASB :	
Defended on, DE :	
Defended Board, DB :	President: Nikola Teslić ,Phd.
	Member: Irini Reljin, Phd
	Member: Željko Trpovski, Phd
	Member: Dragan Kukulj, Phd
	Member, Mentor: Miodrag Temerinac, Phd
	Menthor's sign

Zahvalnica

Dugujem zahvalnost mnogima koji su bili uz mene i pomogli mi da napišem ovaj rad.

Naročito veliku zahvalnost dugujem svom mentoru profesoru dr Miodragu Temerincu na izuzetnoj pomoći, kao i na strpljenju i vremenu koje je nesebično izdvojio kako bi ovaj rad uspešno privela kraju.

Hvala mojoj majci Smilji, ocu Marku, suprugu Danilu, sinu Marku i sestri Marini koji su u svakom trenutku bili uz mene i svojom velikom podrškom učinili da istrajem.

Izuzetno veliku podršku su mi pružile i moje kolege iz RT-RK tima, a posebno mr Željko Lukač i profesor dr Dragan Kukolj, kojima se takođe neizmerno zahvaljujem.

Hvala im što mi ulepšavaju dane i svemu daju smisao.

Sanja

Spisak slika

Slika 1. Prezentacija strukture date u ITU-R BT.500-11 preporuci	- 25 -
Slika 2. ITU-R kontinualna skala (a)skala kvaliteta (b) skala poboljšanja(c)	- 26 -
Slika 3. Sekvenca i skala ocenjivanja u okviru DSIS metode	- 27 -
Slika 4. Sekvenca i skala ocenjivanja u okviru DSCQS metode	- 28 -
Slika 5. Skala za Comparison metod	- 29 -
Slika 6. Blok dijagram SSIM algoritma	- 36 -
Slika 7. PSNR i SSIM mera kvaliteta slike za šum i blurring	- 38 -
Slika 8. Blok dijagram FSIM algortima	- 41 -
Slika 9. Kompletan blok dijagram VQM modela	- 46 -
Slika 10. Jednostavan model distorzije sa Gausovim filtrom koji se koristi za poređenje standardne mere kvaliteta VQM i novopredložene 2D IQM	- 50 -
Slika 11. Poređenje VQM i IQM mera za rastući blurring	- 51 -
Slika 12. Asimetrično zamućene slike: horizontalno (crveno) i vertikalno (plavo). -	52 -
-	
Slika 13. Binarno i fino maskiranje za klasifikovana ivična područja	- 54 -
Slika 14. Fino maskiranje pokazuje važnost percepcije ivica sa $P_e=27.21\%$	- 56 -
Slika 15. Odnos između novopredloženog metoda (ivice i tekstura) i standardnog PSNR za dva faktora separacije P_e	- 57 -
Slika 16. 2D IQM mera u slučaju slike sa šumom i zamućenjem (blur)	- 59 -
Slika 17. Mere sličnosti i različitosti bazirane na razlikama	- 62 -
Slika 18. Mere sličnosti i različitosti bazirane na srednje kvadratnoj greški	- 63 -
Slika 19. Korigovane mere sličnosti i različitosti	- 64 -
Slika 20. Veza između mere sličnosti i SNR za različite korelacije	- 66 -
Slika 21. Primeri iz LIVE baze za referentnu sliku „womanhat.bmp” sa različitim stepenima JPEG kompresije	- 71 -
Slika 22. Primeri iz LIVE baze za referentnu sliku „buildings.bmp” sa različitim stepenima JPEG2000 kompresije	- 72 -
Slika 23. MOS za komprimovane slike (JPEG)	- 73 -
Slika 24. MOS za komprimovane slike (JPEG2000)	- 74 -

Slika 25. MOS za JPEG i JPEG2000 distorzije.....	- 75 -
Slika 26. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG u slučaju PSNR mere.....	- 76 -
Slika 27. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG2000 u slučaju PSNR mere.....	- 77 -
Slika 28. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG i JPEG2000 u slučaju PSNR mere-	78 -
Slika 29. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju PSNR i P_e za JPEG kompresiju u slučaju PSNR mere	- 79 -
Slika 30. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju PSNR i P_e za JPEG 2000 kompresiju u slučaju PSNR mere	- 80 -
Slika 31. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju PSNR i P_e za JPEG i JPEG 2000 kompresiju u slučaju PSNR mere	- 81 -
Slika 32. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG u slučaju SSIM mere	- 82 -
Slika 33. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG2000 u slučaju SSIM mere	- 83 -
Slika 34. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG i JPEG2000 u slučaju SSIM mere-	84 -
Slika 35. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju SSIM i P_e za JPEG kompresiju u slučaju SSIM mere	- 85 -
Slika 36. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju SSIM i P_e za JPEG2000 kompresiju u slučaju SSIM mere	- 86 -
Slika 37. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju SSIM i P_e za JPEG i JPEG2000 kompresiju u slučaju SSIM mere	- 87 -
Slika 38. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG u slučaju eIQM/tIQM mere.....	- 88 -
Slika 39. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG2000 u slučaju eIQM/tIQM mere.-	89 -
Slika 40. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG i JPEG2000 u slučaju eIQM/tIQM mere	- 90 -
Slika 41. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju eIQM/tIQM i P_e za JPEG kompresiju u slučaju eIQM/tIQM mere	- 91 -
Slika 42. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju eIQM/tIQM i P_e za JPEG2000 kompresiju u slučaju eIQM/tIQM mere	- 92 -
Slika 43. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju eIQM/tIQM i P_e za JPEG i JPEG2000 kompresiju u slučaju eIQM/tIQM mere	- 93 -
Slika 44. Primer izračunavanja bilinearne interpolacije	- 98 -
Slika 45. Interpretacija bilinearne interpolacije.....	- 98 -

Slika 46. Proces skaliranja za svaki piksel (LAI metod).....	- 99 -
Slika 47. Opseg LAI interpolacije	- 100 -
Slika 48. Četiri tipa ivice kod LAI metode	- 101 -
Slika 49. Vertikalne ivice (LAI metod)	- 102 -
Slika 50. Horizontalne ivice (LAI metod).....	- 102 -
Slika 51. Jugozapad-severoistok (SW-NE) ivice kod LAI metode	- 103 -
Slika 52. Severozapad-jugoistok ivice(LAI metod)	- 104 -
Slika 53. Izbor rešetke V kod KI interpolacije.....	- 106 -
Slika 54. Izbor rešetke V' za različite faktor uvećanja	- 107 -
Slika 55. Uvećana slika sa n=m=3 (KI metod)	- 107 -
Slika 56. Model za poređenje različitih algoritama interpolacije korišćenjem VQM,FSIM i 2D IQM metrike.....	- 109 -
Slika 57. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Family" sliku (S=15.71%).....	- 112 -
Slika 58. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Cameraman" sliku (S=20.45%).	- 113 -
-	
Slika 59. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Lena" sliku (S=28.16%)	- 114 -
Slika 60. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Elk" sliku (S=40.32%).....	- 115 -
Slika 61. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Bikes" sliku (S=51.97%)	- 116 -
Slika 62. Interpolirana "Lena" slika i tri metrike za faktor skaliranja F=3 i S=28,16%	- 117 -
Slika 63. Interpolirana "Bikes" slika i tri metrike za faktor skaliranja F=3 i S=51.97 .	- 118 -

Spisak tabela

Tabela 1: Sumirani rezultati predikcije za JPEG i JPEG2000..... - 94 -

Tabela 2: Opadanje korena srednje kvadratne greške u odnosu na MOS(SSIM)-
linearna regresija - 94 -

Tabela 3: Maksimalne greške predikcije - 95 -

Tabela 4: Smanjenje maks. greške povezane sa MOS(SSIM) linearna regresija.. - 95 -

Spisak skraćenica

IQA	Image Quality Assessment
HVS	Human Visual System
QoS	Quality of Service
QoE	Quality of Experience
MOS	Mean Observer Score
DMOS	Differential Mean Opinion Score
NR IQA	No Reference Image Quality Assessment
RR IQA	Reduced Reference Image Quality Assessment
FR IQA	Full Reference Image Quality Assessment
MSE	Mean Square Error
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
SSIM	Structural Similarity Index Metric
FSIM	Feature Similarity Index Metric
2D IQM	Two-dimensional Image Quality Metrics
VQM	Video Quality Metric
eIQM	Edge Image Quality Metric
tIQM	Texture Image Quality Metric

Sažetak

U današnje vreme postoji povećana količina multimedijalnih sadržaja u različitim mrežama (televizija, internet, mobilna, pa čak i privatne kućne mreže)[30]. Multimedijalni sadržaj, a posebno video signal konzumira se od strane krajnjih korisnika u širokom spektru uređaja sa različitim ekranima, na različitim rezolucijama. Obzirom da se signal menja više puta u toku prenosa i prilagođava, njegov kvalitet se može značajno degradirati. Za procenu kvaliteta slike i videa je potrebna tačna i robusna estimacija vizuelnog kvaliteta, što je u opštem slučaju vrlo kompleksan problem. Problem se sastoji u objektivnoj oceni kvaliteta, koja treba da odgovara subjektivnoj proceni. Kako bi se osigurao odgovarajući kvalitet za krajnje korisnike, postoji velika potreba za adekvatnim alatima i metodama. Objektivna procena kvaliteta slike ima značajnu ulogu u različitim postupcima obrade slike i video signala, kao što su kompresija, interpolacija, uklanjanje šuma u slici i slično, pri čemu se uspešnost postupka procenjuje na osnovu njegovog uticaja na kvalitet slike. Upoređivanje postupaka za objektivnu procenu kvaliteta slike se vrši na osnovu određivanja njihove korelacije sa rezultatima subjektivnog ispitivanja.

Osnovni doprinos ove doktorske disertacije je razvoj algoritama i sistema za objektivnu procenu vizuelnog kvaliteta slike uzimajući u obzir najvažnija moguća oštećenja kao što su zamućenje ivica (oštrina) i poremećaj prirodnog izgleda teksture objekata na slici sa jedne strane i uticaj sadržaja slike (procenta ivica u slici) na procenu kvaliteta sa druge strane. Dakle, hipoteza izneta u ovom radu je da je potreban multiparametarski pristup da bi se dobila objektivna procena kvaliteta slike koja je što približnija subjektivnoj proceni. U fokusu ovog rada je i odgovarajuća implementacija predloženih algoritama u računarskim sistemima za digitalnu obradu video signala. U okviru rada izvršena je verifikacija 2D pristupa kroz poređenje sa postojećim objektivnim

metodama PSNR, SSIM, FSIM i VQM u slučajevima kompresije (JPEG i JPEG 2000) i različitih metoda interpolacije. Ove metode su uzete za poređenje jer je: PSNR metod najpopularniji metod u obradi slike, SSIM metod je široko korišćen metod sa potpunim referenciranjem (njegova publikacija je treća od najcitiranijih u 2013. godini-IEEE SP magazine Vol. 31), VQM metod[2] je inkorporiran u ITU standard [20],[21] a FSIM[17] je novopredložen metod.

Doktorski rad na temu „Predlog nove mere za ocenu kvaliteta slike prilikom interpolacije i njena implementacija u računarskoj obradi signal slike“ je strukturiran u sedam poglavlja.

Ključne reči: obrada slike, procena kvaliteta slike, analiza tekstone slike, detekcija ivica u okviru slike, metrike za procenu kvaliteta slike, multiparametarska predikcija kvaliteta slike

Abstract

Nowadays there is an increasing amount of multimedia content in a variety of networks (television, Internet, mobile, and even private home network). Multimedia content, especially video signal is consumed by end-users in a wide range of devices with different screens at different resolutions. Since the signal is changed several times during transmission and adjusts, its quality can be significantly degraded. Assessing the quality of images and videos require accurate and robust estimation of perceived quality, which is generally a very complex problem. The problem consists in objective quality assessment, which should correspond to the subjective assessment. In order to ensure appropriate quality for end users, there is a great need for adequate tools and methods. An objective evaluation of image quality plays a significant role in the various stages of processing images and video signals, such as compression, interpolation, noise reduction, with the success of the process is estimated on the basis of its effect on image quality. Comparison of methods for objective evaluation of image quality is based on determining their correlation with the results of subjective tests.

The main contribution of this dissertation is on the development of algorithm and systems for the objective assessment of the visual image quality by taking into account the most important possible defects, such as blurring the edges (sharpness) and disorder of texture e.g. natural-looking objects in the picture, with one hand and influence the content of the image (the percentage of edges in an image) on the assessment of the quality, with the other hand. Thus, the hypothesis presented in this paper is that the required multiparameter approach to obtain an objective assessment of the quality of the image that is as close as subjective assessment. The focus of this work is of appropriate implementation of the proposed algorithms in computer systems for processing digital video signals.

The doctoral thesis "The proposal of new measures to assess the quality of images in interpolation and its implementation in computer image processing" is structured in seven chapters.

Keywords: image processing, image quality assessment, image texture analysis, image edge detection, image quality metrics, multiparameter prediction of image quality assessment.

Sadržaj:

1.	UVOD	- 17 -
2.	PREGLED POSTOJEĆIH MERA ZA PROCENU KVALITETA SLIKE	- 23 -
2.1.	Pregled postojećih metoda za subjektivnu procenu kvaliteta slike.....	- 23 -
2.1.1.	<i>Single-stimulus metode</i>	- 26 -
2.1.2.	<i>Double Stimulus metode</i>	- 27 -
2.1.3.	<i>Comparison metod</i>	- 28 -
2.2.	Pregled postojećih objektivnih mera za procenu kvaliteta slike (MSE- PSNR,SSIM,FSIM,VQM) i njihovi nedostaci.....	- 32 -
2.2.1.	<i>Mean Square Erroe (MSE)/ Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)</i>	- 32 -
2.2.2.	<i>Structural Similarity Index (SSIM)</i>	- 34 -
2.2.3.	<i>Feature similirity index (FSIM)</i>	- 39 -
2.2.3.1.	<i>Računanje mere sličnosti</i>	- 40 -
2.2.4.	<i>Video Quality Metric (VQM)</i>	- 43 -
2.2.5.	<i>Nedostaci postojećih mera i prednosti novopredložene 2D IQM mere</i> - 49 -	
3.	PREDLOG NOVE 2D MERE KVALITETA SLIKE.....	- 53 -
4.	PREDLOG MULTIPARAMETARSKE PROCENE KVALITETA SLIKE (polinimijalni razvoj reda K zavisnosti od M parametara P)	- 60 -
4.1.	Mera sličnosti.....	- 62 -
4.2.	Jednparametarska predikcija.....	- 66 -
4.3.	Dvoparametarska predikcija	- 67 -
4.4.	Predikcija sa tri parametra	- 68 -
5.	VERIFIKACIJA 2D PRISTUPA PROCENE KVALITETA	- 70 -
5.1.	Opis LIVE baze kao okvira za testiranje i poređenje različitih metoda za procenu kvaliteta slike	- 70 -
5.2.	Poređenje nove metrike sa postojećim u slučaju kompresije	- 76 -
5.2.1.	<i>Predikcija bazirana na PSNR</i>	- 76 -
5.2.1.1.	<i>Predikcija bazirana na PSNR i Pe</i>	- 79 -
5.2.2.	<i>Predikcija bazirana na SSIM</i>	- 82 -
5.2.2.1.	<i>Predikcija bazirana na SSIM i Pe</i>	- 85 -
5.2.3.	<i>Predikcija bazirana na eIQM/tIQM</i>	- 88 -
5.2.3.1.	<i>Predikcija bazirana na eIQM/tIQM i Pe</i>	- 91 -
5.2.4.	<i>Sumirani rezultati predikcije za JPEG i JPEG2000 kompresiju</i>	- 94 -
5.3.	Primena nove metode za procenu kvaliteta razlicitih metoda interpolacije - 96 -	

5.3.1.	Opis modela interpolacije koji se porede (SH,BL,LAI,KI)	- 96 -
5.3.1.1.	Nearest neighbor (SH).....	- 97 -
5.3.1.2.	Bilinearna interpolacija	- 97 -
5.3.1.3.	LAI adaptivni interpolacioni metod	- 99 -
5.3.1.4.	KI interpolacioni metod.....	- 105 -
5.3.2.	Poređenje postojećih metoda i 2D IQM za različite metode interpolacije -	109 -
6.	ZAKLJUČAK	- 119 -
7.	LITERATURA.....	- 120 -

1. UVOD

Procena kvaliteta slike (IQA) je predmet intenzivnog razvoja u proteklih godinama. Zahtev za preciznim, konzistentnim, računski jednostavnim i lakim za korišćenje alatom koji se koristi za merenje, kontrolu i poboljšanje percepcije kvaliteta slike i videa se povećava svaki dan [1]. Poboljšanja u digitalnim slikama i njihovoj obradi su promenila naš način života. Digitalne slike i tehnologija za obradu slike su promenile način kako uzimamo, skladištimo, primamo, gledamo, koristimo i delimo slike. Danas očekujemo da trenutno možemo da delimo fotografije online, primamo i šaljemo MMS poruke u momentu, kao i da je moguć trenutni video prenos širom planete. Ove prednosti su moguće jer kamere i fotoaparati koje koriste fotografi i umetnici, kompresioni i prenosni sistemi koje koriste distributeri i mrežni inženjeri, kao i različite vrste multimedije i tehnologije prikaza u kojima uživaju korisnici imaju mogućnosti za obradu slike koja je bila nezamisliva pre 20 godina. Međutim, uprkos inovacijama i brojnim prednostima koje nudi tehnologija jedna stvar je ostala konstantna a to je ljudski vizuelni sistem (HVS)[34]. Kako bi se zadovoljili zahtevi gledalaca razvijeni su brojni algoritmi za procenu kvaliteta slike (IQA) tokom nekoliko decenija. Trenutno je IQA[25],[28] istraživanje postalo aktivna poddisciplina u obradi slike, a mnoge rezultujuće tehnike i algoritmi se koriste u brojnim aplikacijama. Varijacije IQA algoritama su korisne za aplikacije kao što su kodovanje slike i videa, otklanjanje šuma, sinteza slike i različite druge aplikacije[14]. U poslednjih nekoliko godina tematika procene vizuelnog kvaliteta obrađena je u mnogim naučnim člancima, patentima, standardima i komercijalnim proizvodima. Međutim, konačno rešenje za metodologiju procene kvaliteta distorzovanih slika, koji je dovoljno dobro korelisan sa

subjektivnom vizuelnom ocenom, još uvek nije dostigao svoj zreli nivo i još uvek nije u potpunosti razvijeno i standardizovano. Pored toga, u cilju korišćenja ove metodologije u multimedijalnim mrežama i sistemima za praćenje i kontrolu, neophodno je posebno optimizovano hardversko i/ili softversko rešenje za implementaciju. Ovo je važno pitanje s obzirom na to da nadzor video kvaliteta treba da bude integrisan u odgovarajuće multimedijalne mreže i/ili multimedijalne sisteme na strani krajnjeg korisnika. Veoma je poželjno da predloženi sistem radi u realnom vremenu što se u većini aplikacija smatra kao preduslov za efikasnu kontrolu kvaliteta servisa (eng. Quality of Service) i monitoring kvaliteta iskustva (eng. Quality of Experience). Zahtevi za multimedijalnim aplikacijama se svakodnevno povećavaju, pa se danas video prenos koristi za video konferenciju, video na zahtev, telemedicinu, e-učenje i drugo. Međutim, video servisi imaju stroge zahteve za kvalitetom kako sa tehnološkog aspekta (QoS) tako i sa korisničkog nivoa (QoE). Postoje različiti faktori zavisni od mreže, specifični za pojedine aplikacije, sadržajno i u zavisnosti od konteksta orjentisani koji utiču na QoE multimedije. Procene kvaliteta bazirane isključivo na QoS su često neprecizne u predikciji QoE. Iz ovog razloga je neophodno promeniti pristup sa tehnološkog QoS na korisnički pristup QoE pristup. QoE omogućava procenu očekivanja ljudi, osećanja, percepciju i zapažanja u pogledu kvaliteta pojedinih proizvoda, servisa ili aplikacija. Međunarodna telekomunikaciona unija je defnisala QoE kao „ukupnu prihvatljivost aplikacije ili servisa, kroz subjektivni doživljaj krajnjeg korisnika“. Neophodno je znati kako QoE podatke prikupiti, analizirati i razumeti i na koji način iskoristiti QoE informacije za postizanje kvaliteta pružanja servisa. Međutim, potrebno je savladati veliki izazov jer su ljudska percepcija i emocionalnost veoma subjektivni i nasumični, pa se postavlja pitanje kako izmeriti subjektivnost gledalaca. Precizno nadgledanje, evaluacija i izveštavanje o QoE je važan zahtev kod provajdera multimedijalnih servisa. Servisni provajderi sprovode monitoring o uticaju različitih mrežnih nivoa (kao

što su kašnjenja, džiter i gubitak paketa)[4], parametri aplikativnog nivoa (rezolucija, brzina frejma, brzina kodovanja) i tipu sadržaja (kao što slow moving i fast moving video). Široko su rasprostranjene dve tehnike za određivanje kvaliteta slike, prve su subjektivne tehnike a druge objektivne tehnike[3],[16]. Subjektivne metode su najrealnije metode za procenu kvaliteta slika, gde grupa posmatrača izražava svoje mišljenje o kvalitetu svake slike [39],[40],[41],[42]. Subjektivne mere su često korišćene za procenu kvaliteta slika, ali imaju očigledne nedostatke koji ograničavaju njihovu primenu: vremenski su zahtevne i skupe jer su potrebne subjektivne ocene dobijene kroz eksperimente sa mnogo posmatrača, ne mogu se uključiti u aplikacije sa realnim vremenom kao što su kompresija slike i prenosni sistemi, a njihovi rezultati zavise u mnogome od fizičkog i emocionalnog stanja posmatrača. Mere koje se koriste za subjektivnu ocenu kvaliteta slika su MOS (Mean Observer Score) i DMOS (Differential Mean Opinion Score). MOS je definisan kao prosečna ocena od više gledalaca uzimajući u obzir razliku između referentne i distorzovane slike. Vrednosti MOS su u opsegu od 0 (potpuno distorzovana slika) i 1 (identična originalu), a vrednosti za DMOS su od 0 (identična originalu) do 1 (potpuno distorzovana slika). Kako bi se evaluacija izvršila precizno i realno subjektivni eksperimenti uključuju veliki broj posmatrača, a sa druge strane na rezultate eksperimenta utiču displeji i uslovi osvetljenja. Iz ovih razloga je neophodno dizajnirati matematičke modele koji su mogućnosti procene kvalitet vizuelnih signala koje je konzistentan sa subjektivnom evaluacijom [15],[16]. Ključni cilj je da ovi algoritmi što više odgovaraju ljudskoj proceni kvaliteta slike, koristeći dostupne računarske tehnologije. Ovi modeli/algoritmi za procenu kvaliteta se zovu objektivne metrike [6],[8],[17],[20],[21]. Objektivne metrike danas, zauzimaju važno mesto u širokom opsegu aplikacija. Kao prvo se koriste u konvencionalnim sistemima za kontrolu kvaliteta kako bi se nadgledao i prilagodio kvalitet slike u realnom vremenu. Provajder mreže koristi metriku za procenu kvaliteta da bi

sagledao video kvalitet koji se prenosi kroz mrežu, a može se i koristiti van mreže da bi se izvršila evaluacija algoritama za obradu slike i videa. Ove metrike se takođe mogu i koristiti u optimizaciji algoritama za uvećanje slike, kao i digitalnim sistemima za obradu slike u realnom vremenu kako bi se optimizovale njihove performanse iz ugla gledanja posmatrača. Sa druge strane objektivne tehnike izvode zaključak o QoE iz prikupljenih mrežnih ili QoS podataka baziranih na pojedinim metodama predikcije ili estimacije. Shodno dostupnosti referentnih slika, objektivne metrike se mogu podeliti na metrike: sa potpunim referenciranjem-ove metrike imaju dostupnu referentnu i obrađenu (često oštećenu) sliku, a kao izlaz se dobija skalarna vrednost koja označava ukupan vizuelni kvalitet, sa delimičnim referenciranjem-delimično je dostupna referentna slika (samo parcijalne informacije) i bez referenciranja-koriste samo obrađenu sliku (distorzovanu)[31].

Sva tri tipa metrike mogu da postignu dobre rezultate u predikciji kvaliteta. Međutim, ipak najbolju estimaciju kvaliteta daju algoritmi sa potpunim referenciranjem, koji najviše koreliraju sa HVS. Iako FR IQA omogućava koristan i efikasan način da se proceni razlika u kvalitetu, u mnogim aplikacijama referentna slika nije dostupna. U ovom slučaju posmatrači procenjuju kvalitet distorzovane slike u odsustvu referentne slike, pa su ove metrike mnogo komplikovanije iz računске perspektive. No-reference (NR) i reduced-reference (RR) IQA teže da omoguće procenu bez informacija (NR IQA) ili sa ograničenim informacijama (RR IQA) o referentnoj slici. Većina NR IQA algoritama teži da se detektuju specifični tipovi distorzije kao što su blurring, blocking, ringing ili različite vrste šuma. NR IQA algortimi su takođe posebno dizajnirani za JPEG ili JPEG2000 kompresione artefakte. RR IQA metode [27],[32] omogućavaju rešenja gde referentna slika nije u potpunosti dostupna. Ove metode ekstrahuju minimalni set parametara iz referentne slike, a koji se kasnije koriste da bi se procenio kvalitet distorzovane slike[31].

U prošloj deceniji, napravljeno je mnogo IQA algoritama koji se koriste za automatsko i inteligentno merenje kvaliteta. Najjednostavniji

pristup FR IQA je merenje razlika lokalnih vrednosti piksela, na primer srednje kvadratna greška (MSE) ili vršni odnos signal šum (PSNR) [5]. Međutim, ove metrike ne uzimaju u obzir osobine HVS i pokazuju slabu konzistentnost sa subjektivnim ocenama. Kompletniji FR IQA algoritmi primenjuju širok opseg pristupa od estimacije kvaliteta bazirane na HVS do estimacije kvaliteta bazirane na strukturi slike [30],[6], korišćenjem različitih statističkih i informaciono-teoretski baziranih pristupa kao i mnogih drugih tehnika. SSIM uzima u obzir činjenicu da je HVS visoko adaptiran za ekstrahovanje strukturnih informacija iz scene, pa sličnost lokalne strukture veoma dobro reflektuje vizuelnu vernost [6]. FSIM metrika procenjuje vizuelnu vernost kako u faznoj kongruentnosti tako i u gradijentnom prostoru sa pretpostavkom da HVS opaža slike u skladu sa svojstvima niskog nivoa [17]. Bazirano na ovome, FSIM metod meri sličnosti svojstava slike na niskom nivou uključujući dimenzije PC i intenzitet GM, i na taj način se dobija PC mapa kao težinska mapa [19]. Mnoge predložene metode za objektivnu procenu koriste za predikciju kvaliteta važnosti ivica a neke od njih su predstavljene u [7],[8],[26],[29]. VQM metod [2] je inkorporiran u ITU standard [20],[21] usled svoje visoke korelisanosti sa ljudskim vizuelnim sistemom.

Međutim, sve ove metrike imaju samo jedan parametar za procenu kvaliteta, a hipoteza koja je postavljena u ovom radu je da je potrebna multiparametarska procena kvaliteta slike kako bi se postigla što veća korelacija sa subjektivnom procenom. Potrebne su dve mere za realniju procenu: indeks kvaliteta za ivice i indeks kvaliteta za teksturu [35]. Dodatno, potrebno je razmotriti uticaj sadržaja slike na procenu kvaliteta korišćenjem faktora separacije- procenat piksela koje pripadaju ivicama u slici. Potom se subjektivni MOS dodeljuje pojedinim segmentima u 2D prostoru, čije ose predstavljaju vrednosti procene ivica i teksture. Ovakva 2D predstava zavisi i od faktora separacije što bolje odgovara subjektivnoj proceni. Predloženi algoritam sa potpunim referenciranjem se sastoji iz tri koraka: detekcije ivica korišćenjem finog

maskiranja, računanja dva PSNR baziranih na težinskim MSE vrednostima i računanje dve mere za procenu kvaliteta slike eIQM (za ivice) i tIQM (za teksturu)[35].

Generalno, predloženi metod prati SSIM pristup sa dve značajne modifikacije: separacija piksela (soft maskiranje umesto binarnog maskiranja), kao i uvođenje dve mere za procenu kvaliteta (za ivice i za teksturu) umesto samo jedne (orjentisane samo na ivice). U okviru rada izvršićemo verifikaciju 2D pristupa kroz poređenje sa postojećim metodama PSNR, SSIM, FSIM i VQM u slučajevima kompresije (JPEG i JPEG 2000) i različitih metoda interpolacije. Ove metode su uzete za poređenje jer je: PSNR metod najpopularniji metod u obradi slike, SSIM metod[6] je široko korišćen metod sa potpunim referenciranjem (njegova publikacija je treća od najcitiranijih u 2013. godini-IEEE SP magazine Vol. 31), VQM metod [2] je inkorporiran u ITU standard, a FSIM je novopredložen metod[17].

Ova disertacija je organizovana u sedam poglavlja.

U prvom poglavlju dati je identifikacija i značaj problema uz opis značaja QoS/QoE u multimedijalnim digitalnim sistemima, opis subjektivne procene kvaliteta-MOS, definisana je potreba za objektivnim merama procene kvaliteta, dat je pregled postojećih objektivnih mera i predlog novog pristupa za procenu kvaliteta.

U drugom poglavlju dat je pregled postojećih mera za procenu kvaliteta slike.

U trećem poglavlju je dat predlog nove 2D mere za procenu kvaliteta slike.

U četvrtom poglavlju je dat predlog multiparametarske procene kvaliteta slike.

U petom poglavlju izvršena je verifikacija novog 2D pristupa za procenu kvaliteta slike.

U šestom poglavlju su sumirani najvažniji zaključci.

U sedmom poglavlju dat je pregled korišćene literature.

2. PREGLED POSTOJEĆIH MERA ZA PROCENU KVALITETA SLIKE

2.1. Pregled postojećih metoda za subjektivnu procenu kvaliteta slike

Subjektivne metode evaluacije se mogu podeliti u tri kategorije: Single- Stimulus metode, Double Stimulus metode i Stimulus-Comparison metode. Sve ove metode su bazirane ITU-R preporuci. ITU-R i ITU-T daju preporuke za metodologiju o subjektivnoj proceni kvaliteta slike. Originalno, CCIR (prvobitan naziv za ITU-R) se u osnovi bavio metodologijom za evaluaciju audio i video kvaliteta za emitere kao i evaluacijom kvaliteta za zabavne sadržaje, dok se CCIT (prvobitan naziv za ITU-T) se uglavnom bavio metodologijom za evaluaciju kvaliteta govora u telefoniji. Međutim, konvencionalna ITU-R metodologija nije bila dovoljna za procenu kodovanog digitalnog video materijala, jer kvalitet umnogome zavisi od sadržaja scene. Iz ovog razloga je konvencionalna ITU-R metodologija promenjena i napravljena je nova metodologija pogodna za evaluaciju kvaliteta slike u digitalnim video sistemima. ITU-R je kroz BT.500 preporuku[39] predstavio fundamentalan pristup subjektivnoj proceni video kvaliteta, baziran na metodama koje su ilustrovane u BT.500-7 preporuci, ali prilagođene za HDTV, PAL i SECAM. U okviru ITU-R BT.710 preporuke su opisne subjektivne metode procene kvaliteta slike za HDTV[40], a u okviru ITU-R BT.811-1 su predstavljene subjektivne metode za PAL i SECAM sisteme

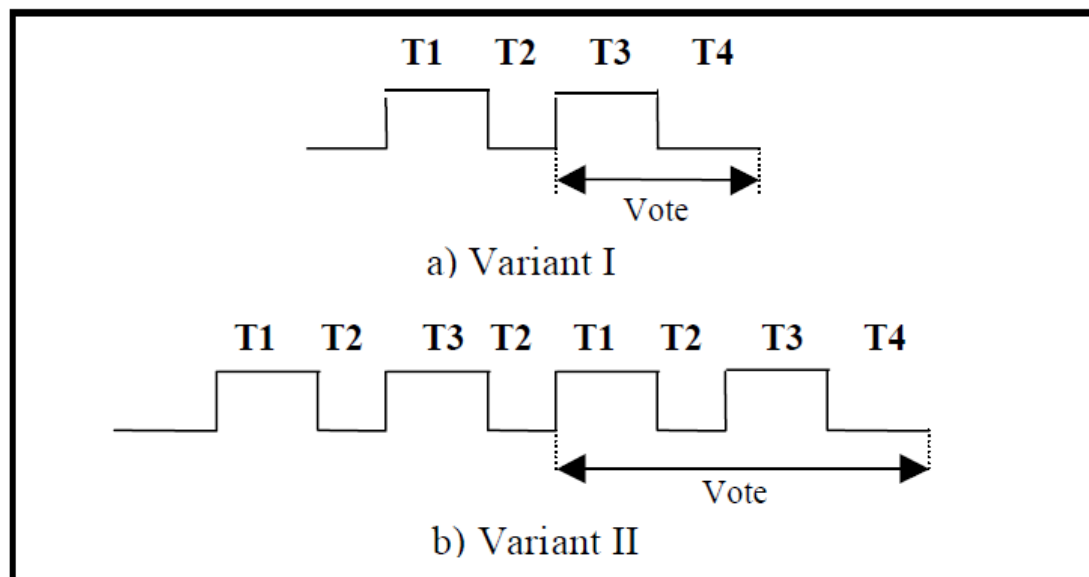
U cilju daljeg unapređenja subjektivnog testiranja, predloženo je nekoliko internacionalnih standarda koji omogućavaju realne rezultate.

ITU-R BT 500-11[42] predlaže različite metode za subjektivnu procenu televizijskih slika. Ovo je široko korišćen standard, koji sadrži informacije o uslovima gledanja, kao i načine za izvođenje subjektivnih eksperimenata, materijalima za testiranje i prezentaciju dobijenih subjektivnih rezultata. ITU-T P.910 predlaže standardne metode za procenu video kvaliteta za brzinom prenosa ispod 1.5 Mbits/sec[43]. ITU-R BT.814-1 je predložen u cilju da se podesi osvetljenje i kontrast na displejima[44]. ITU-R BT.1129-2 je standard za procenu kvaliteta SD (standard definition) video sekvenci[45].

Različite procedure za testiranje imaju različite primene. Postoje različite skale za procenu kvaliteta, kontinualne i diskretne, numeričke i kategoričke, sa 5 do 100 nivoa za analizu sa više detalja. Rezultat svake subjektivne procene je procena kvaliteta od strane posmatrača, koja se potom usrednjava sa svaku test sekvencu u srednju iskustvenu vrednost (MOS).

Testovi za subjektivnu procenu kvaliteta su standardizovani u ITU-R preporuci BT.500-11. Standardizovani test se sastoji od:

1. Uključenog broja posmatrača: Najmanje je potrebno uključiti 15 posmatrača i oni ne moraju biti eksperti
2. selektovanog testnog materijala
3. udaljenosti i veličine ekrana: oni se selektuju tako da se zadovolji PVD (Preferred Viewing Distance)
4. okruženja gledanja
5. prezentacije: posmatrači posmatraju sliku tokom celog perioda T_1 i T_3 . Ocenjivanje se vrši tokom T_4 perioda, kao što je pokazano na slici 1.



Slika 1. Prezentacija strukture date u ITU-R BT.500-11 preporuci

Faze prezentovanja su definisane na sledeći način:

T1=10s Referentna slika

T2=3s Srednji nivo sivog produkovan na nivou videa od oko 200 mV

T3=10s Testni uslovi

T4=5-11s Srednje sivo

Trajanje sesije je manje od 30 minuta. Moraju postojati razumni vremenski razmaci (možda pola dana) između dve sesije u istoj grupi, tako da sesija traje manje od 20 minuta i tada dve sesije mogu biti uzastopne.

Preliminarna sesija je prva sesija za svaku grupu posmatrača. Ima istu strukturu kao i druge sesije, ali se rezultati ne koriste.

Prezentovani rezultati treba da sadrže prosek i standardnu devijaciju rezultata za svaki testni parametar. Dodatno se mogu dati i sledeće informacije:

1. Sadržaj testa, referentni i test slučajevi koji su korišćeni
2. Slike koje su korišćene
3. Tip i podešavanja izvornog materijala slika
4. Tip monitora

5. Tip i broj posmatrača

6. Broj grupa i sesija

U okviru rada ćemo predstaviti različite metode za subjektivnu procenu[24],[36]. Prvo ćemo predstaviti single-stimulus metod, potom double-stimulus i konačno comparison metod.

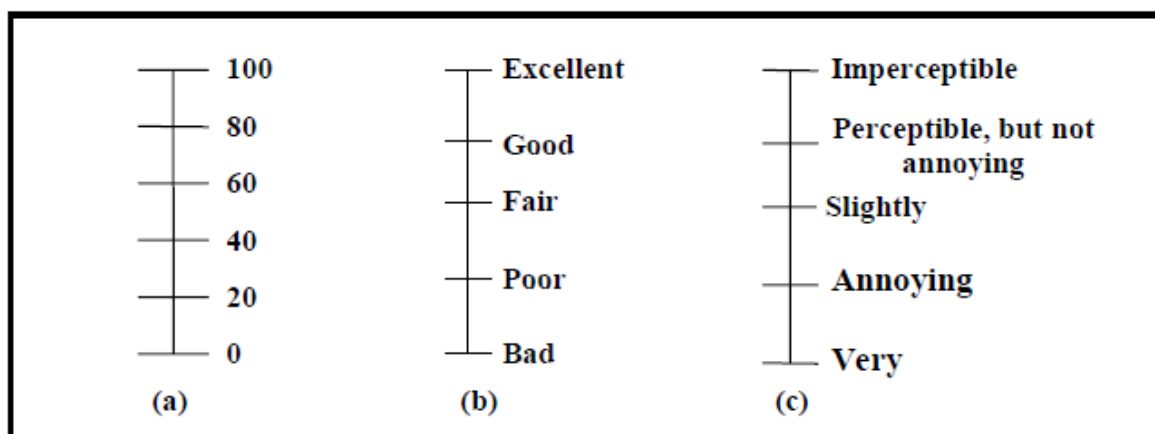
2.1.1. Single-stimulus metode

U okviru ovih metoda, procena se vrši na slici ili sekvenci pojedinačno, bez dostupnosti referentne slike/sekvence. Posmatrači daju ocene za svaku pokazanu sliku ili sekvencu. Postoje dva pristupa: bez ponavljanja scena za testiranje i sa višestrukim ponavljanjem.

Koriste se dve metode:

Single Stimulus Continuous Quality(SSCQ)- koristi se kontinualna skala bez numeracije ili se koristi širok opseg od 0 do 100.

Single Stimulus Impairment Scale (SSIS): tokom ocene, posmatrači slikama ili sekvencama slike dodeljuju jednu od kategorija koje su definisane u semantičkom smislu. Kategoričke skale za ocenu kvaliteta i poboljšanja slika se najčešće koriste, a ITU-R skala je data na slici 2.



Slika 2. ITU-R kontinualna skala (a) skala kvaliteta (b) skala poboljšanja (c)

2.1.2. Double Stimulus metode

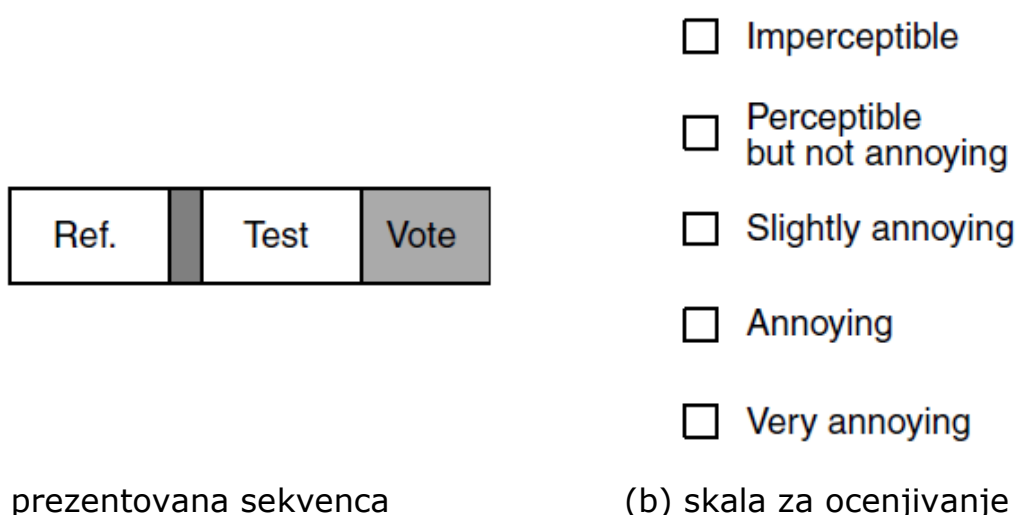
Ove metode se pojavljuju u dve varijante:

Varijanta 1: Svaki posmatrač ocenjuje između dve slike ili sekvence, jedne koja je izvorna i druga koja je izmenjena. Identitet slika u smislu da li je izvorna ili izmenjena nije poznat evaluatorima. Nakon evaluacije se prelazi na drugi par slika/sekvenci.

Varijanta 2: Više posmatrača posmatra par slika, od kojih je jedna izvorna, a druga izmenjena. Identitet slika u smislu da li je izvorna ili izmenjena nije poznat evaluatorima. Sledeći par slika se prikazuje nakon davanja ocene.

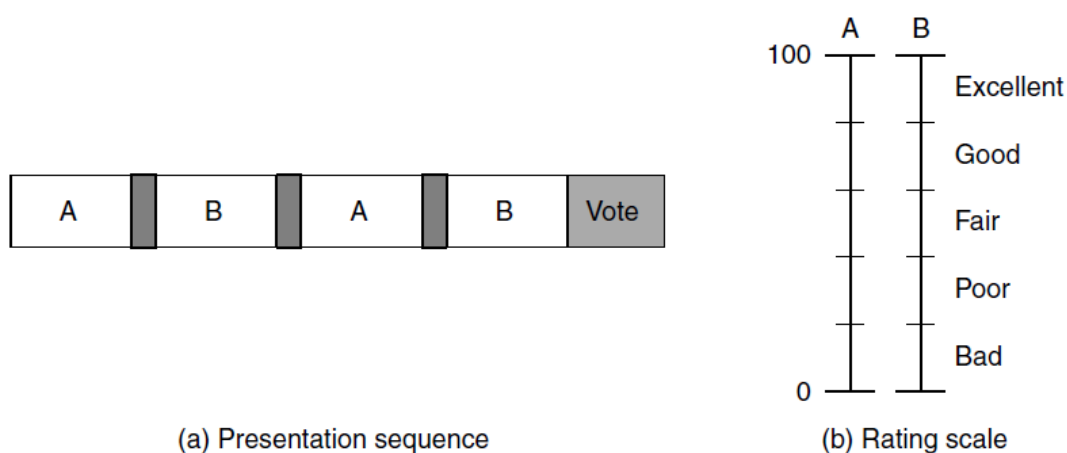
Ove metode se mogu podeliti u dve: Double Stimulus Impairment Scale-DSIS i Double Stimulus Continuous Quality Scale-DSCQS.

Double Stimulus Impairment Scale (DSIS ili EBU)- za razliku od predhodnih metoda evaluatori znaju koja se sekvenca prikazuje i ona se prikazuje samo jednom. Prvo se prikazuje referentna sekvenca, pa potom obrađena sekvenca. U DSIS varijanti 2, sekvence se ponavljaju jednom. Evaluatori ocenjuju sekvence na diskretnoj skali sa 5 nivoa, rangirajući ih sa ocenama datih na slici 3(b). ITU-T P.910 ima identičan model koji se zove Degradation Category Rating.



Slika 3. Sekvenca i skala ocenjivanja u okviru DSIS metode

Double Stimulus Continuous Quality Scale (DSCQS)–u ovom testu su dostupni i referentna i obrađena video sekvenca. Na kraju evaluatori ocenjuju kvalitet videa na kontinualnoj skali od 0-100 (gde 0 znači loše a 100 odlično). Koristi se veliki broj parova referentnog i procesiranog videa u kratkim razmacima od oko 10 sekundi. Evaluatori ne znaju koja je video sekvenca referentna a koja je procesirana. Referentna i test sekvenca se prikazuju dvaput naizmenično. Prezentovana sekvenca i skala za ocenjivanje su dati na slici 4.



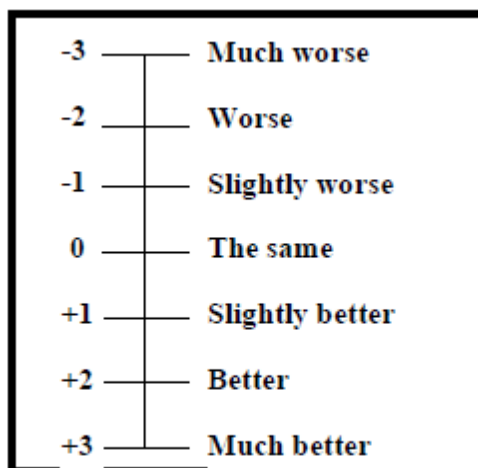
(a) prezentovana sekvenca

(b) skala za ocenjivanje

Slika 4. Sekvenca i skala ocenjivanja u okviru DSCQS metode

2.1.3. Comparison metod

U stimulus-comparison metodama, dve slike ili sekvence se pokazuju, a posmatrač daju ocenu odnosa između dve slike. U ovoj metodi se koristi skala za poređenje data na slici 5.:



Slika 5. Skala za Comparison metod

Sve ove metode imaju različite primene. Izbor određene metode zavisi od konteksta i svrhe gde se u razvojnog procesu testnih podataka primenjuje. DSCQS metod se primenjuje kada je kvalitet referentne i izmenjene slike sličan, jer je osetljiv na male razlike u kvalitetu. DSIS metod je pogodan za jasno vidljiva pogoršanja u slikama, kao što su artefakti izazvani greškama u prenosu. Single Stimulus Method je koristan kada postoji jedan ili više faktora koje treba proceniti. Single Stimulus Continuous Quality Evaluation (SSCQ) metod se primenjuje za procenu vremenski promenljivog kvaliteta u današnjim digitalnim video sistemima. Stimulus Comparison Method je koristan za direktno poređenje dve oštećene slike ili sekvence.

Nakon sprovedenog celokupnog ispitivanja (koje se sastoji od određenog broj krugova) izračunava se srednja ocena za sve kombinacije ispitanih slika ili sekvenci. Srednja vrednost ocene za svaku kombinaciju naziva se srednja iskustvena vrednost (MOS-Mean Opinion Score) i računa se kao:

$$MOS = \sum_{i=1}^5 i \cdot p(i) \quad (1)$$

Gde je $p(i)$ udeo ocene i u ukupnom broju ocena.

Difference mean opinion score (DMOS)

Umesto direktne primene dobijenih rezultata moderne metrike za procenu video kvaliteta koriste razliku u kvalitetu između slika. DMOS je definisan kao razlika između izvornih rezultata procene između referentne i testirane slike. DMOS se računa prema sledećoj jednačini:

$$d_{i,j} = r_{i,ref(j)} - r_{i,j} \quad (2)$$

Gde je $r_{i,j}$ izvorni rezultat za i-ti subjekat i j-tu sliku. Takođe, $r_{i,ref(j)}$ predstavlja izvorni rezultat dobijen za i-ti subjekat referentne slike za odgovarajući j-tu testnu sliku.

Z- score

Kako bi lakše poredili svako mišljenje posmatrača o kvalitetu slika, primenjuje se linearna transformacija kojom se dobija srednja vrednost i varijansa jednaka za sve posmatrače. Ovakva transformacija se zove Z-score i može se izračunati na osnovu sledeće jednačine:

$$z_{i,j} = \frac{d_{i,j} - \bar{d}_i}{\sigma_i} \quad (3)$$

Srednja vrednost DMOS, \bar{d}_i i standardna devijacija σ_i se računa za sve slike koje su ocenjene od strane i-tog subjekta.

Metode za subjektivnu procenu kvaliteta daju precizne i realne mere kvaliteta vizuelnih signala[36].

Međutim, subjektivne metode imaju različite nedostatake koji ograničavaju njihovu primenu:

1. Većina psihofizičkih eksperimenata je zanovana na jednostavnim uzorcima. Međutim, nije poznato da li je ograničen broj Simple-Stimulus eksperimenata dovoljan da se uradi predikcija vizuelnog kvaliteta kompleksne strukture prirodne slike.
2. Vremenski su zahtevne i skupe jer su potrebne subjektivne ocene dobijene kroz eksperimente sa mnogo posmatrača. Mnoge grupe nemaju potrebnu opremu i moraju da izvode testove pod nestandardnim uslovima ili u drugim laboratorijama. Teško je obezbediti veliki broj posmatrača. Proces subjektivnog testiranja može da traje nedeljama ili mesecima i na taj način postaje veliko ograničenje u daljem istraživanju subjektivne procene kvaliteta slike.
3. Ne mogu se uključiti u aplikacije sa realnim vremenom kao što su kompresija slike i prenosni sistemi
4. Potreban je veliki broj posmatrača i usled toga postoje velike razlike u individualnim ocenama gledanja, u zavisnosti od godina, pola, motivacije i drugih ličnih faktora
5. Subjektivni kvalitet može da varira u zavisnosti od dužine prezentacije. Hamberg and de Ridder [37] su našli da posmatraču treba oko 1 sekunda da reaguje na određenu distorziju u sceni i dodatnih 2-3 sekunde da se stabilizuje odziv.
6. Skala koju koriste posmatrači takođe može da izazove probleme. Na primer, diskretna skala sa pet nivoa traži od posmatrača da redukuju varijacije.

Iz ovih razloga je bilo neophodno dizajnirati objektivne mere koje će automatski i u relativno kratkom vremenu biti mogućnosti da automatski procene kvalitet vizuelnih signala[15]. U nastavku ćemo predstaviti neke od metoda za objektivnu procenu kvaliteta slike.

2.2. Pregled postojećih objektivnih mera za procenu kvaliteta slike (MSE-PSNR,SSIM,FSIM,VQM) i njihovi nedostaci

2.2.1. Mean Square Erroe (MSE)/ Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

Najjednostavnija tehnika za poređenje slika je tačka-tačka metrika. Srednje kvadratna greška (MSE) i vršni odnos signal šum (PSNR) su najpopularnije metrike u obradi slike. Međutim ove mere nisu u skladu sa ljudskim vizuelnim sistemom. Postoje brojni razlozi za popularnost ovih mera. Način njihovog računanja je jednostavan i lak za razumevanje, a njihova implementacija je laka i brza. Tehnički, MSE meri razlike između slika, dok PSNR meri vernost slika, odnosno koliko analizirana slika liči na referentnu. MSE i PSNR su dobro definisani za luminantne informacije.

Slika je definisana kao 2D struktura sa $V \times H$ tačaka (piksela) sa pridruženim C_0 vrednostima. Sivo bele slike imaju samo jednu vrednost $C_0=1$, a kolor slike imaju tri vrednosti $C_0=3$, koje su ili kolor komponente u RGB formatu (R-red,G-green,B-blue) ili luminantne (Y) i dve kolor komponentne (U,V) u YUV formatu. Referentna slika je data sa:

$$I_r(v,h,c) \quad \begin{matrix} v = 1, \dots, V \\ h = 1, \dots, H \\ c = 1, \dots, C_0 \end{matrix} \quad (4)$$

Odgovarajuća distorzovana slika je data sa:

$$I_d(v,h,c) \quad \begin{matrix} v = 1, \dots, V \\ h = 1, \dots, H \\ c = 1, \dots, C_0 \end{matrix} \quad (5)$$

MSE je definisana na sledeći način:

$$MSE = \frac{1}{VHC_0} \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H \sum_{c=1}^{C_0} (I_d(v, h, c) - I_r(v, h, c))^2 \quad (6)$$

Koren srednje kvadratne greške je jednostavno definisan sa:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (7)$$

Vršni odnos signal šum (distorzija) u decibelima je definisan sa:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{MSE} \right) \text{ dB} \quad (8)$$

MSE ima neke karakteristike koje je čine široko rasprostranjenom u oblasti obrade signala, a neke od njih su:

1. jednostavan, računski nezahtevan metod
2. ima jednostavno fizičko značenje odnosno predstavlja prirodan način za definisanje energije greške signala
3. sve dok MSE zadovoljava osobine konveksnosti, simetrije i diferencijabilnosti, on predstavlja odličnu meru za primenu u aplikacijama za optimizaciju
4. MSE je konvencionalni metod i koristi se za optimizaciju i procene u širokom spektru aplikacija za procesiranje signala

Uprkos ovim interesantnim osobinama MSE pokazuje slabe performanse, kada se vrši procena kvaliteta slika od strane posmatrača. Ovo se dešava usled činjenice da su neke od važnih fizičkih i psiholoških karakteristika HVS nisu uključene u ovu meru.

2.2.2. Structural Similarity Index (SSIM)

SSIM algoritam[6] pretpostavlja da je HVS adaptiran da ekstrahuje strukturne informacije iz scene. Ovaj metod za procenu video kvaliteta je baziran na strukturnoj sličnosti. SSIM algoritam je baziran na činjenici da pikseli prirodne slike demonstriraju snažnu zavisnost i ove zavisnosti nose korisne informacije o strukturi scene. Ovaj metod je pogodan za merenje promena strukturnih informacija koji predstavljaju dobru aproksimaciju spoznaja distorzije slike. SSIM algoritam definiše degradaciju slike kao spoznaju promene u strukturnoj informaciji. Utvrđeno je da struktura objekata u sceni nezavisna od lokalne luminanse i kontrasta. Pa tako da bi se ekstrahovale strukturne informacije, treba razdvojiti efekat iluminacije. U ovim algoritmima, strukturne informacije u slici su definisane kao osobine koje predstavljaju strukturu objekata u slici, nezavisne od lokalne luminanse i kontrasta.

SSIM metod poredi merenje sličnosti u tri koraka: poređenje osvetljaja, poređenje kontrasta i strukturno poređenje.

Prvo se poredi osvetlaj za svaku sliku. Estimacija srednjeg intenziteta slike se računa na sledeći način:

$$\mu_{ref} = \frac{1}{WH} \sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W I_{ref}(i, j) \quad (9)$$

Funkcija poređenja osvetljaja, $l(I_{ref}, I_{tst})$, je funkcija μ_{ref} i μ_{tst} . Potom se poredi kontrast svake slike. Za estimaciju kontrasta, koristi se standardna devijacija. Objektivna estimacija standardne devijacije u diskretnoj formi je:

$$\sigma_{ref} = \left(\frac{1}{WH-1} \right) \sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W (I_{ref}(i, j) - \mu_{ref})^2)^{1/2} \quad (10)$$

Kontrasna funkcija $c(I_{ref}, I_{tst})$, je funkcija u zavisnosti od σ_{ref} i σ_{tst} . Kao treći korak poredi se struktura svake. Strukturna komparativna funkcija, $s(I_{ref}, I_{tst})$, je funkcija zavisnosti od $[I_{ref} - \mu_{ref}] / \sigma_{ref}$ i $[I_{ref} - \mu_{ref}] / \sigma_{tst}$. Konačno, tri komparativne funkcije se kombinuju i dobija se ukupna mera sličnosti. Ukupna mera sličnosti $S(I_{ref}, I_{tst})$, je funkcija u zavisnosti od $I(I_{ref}, I_{tst})$, $c(I_{ref}, I_{tst})$ i $s(I_{ref}, I_{tst})$. Funkcija $S(I_{ref}, I_{tst})$ zadovoljava sledeće uslove:

1. Simetrija: $S(I_{ref}, I_{tst}) = S(I_{tst}, I_{ref})$
2. Graničnost $-1 \leq S(I_{ref}, I_{tst}) \leq 1$
3. Jedinični maksimum $S(I_{ref}, I_{tst}) = 1$, ako i samo ako $I_{ref} = I_{tst}$

Za poređenje osvetljaja imamo:

$$l(I_{ref}, I_{tst}) = \frac{2\mu_{ref}\mu_{tst} + T_1}{\mu_{ref}^2 + \mu_{tst}^2 + T_1} \quad (11)$$

Gde je T_1 pozitivna stabilizujuća konstanta izabrana tako da onemogući imenilac da postane suviše mali. Pa tako imamo:

$$T_1 = (t_1 D)^2 \quad (12)$$

Gde je D dinamički opseg piksela a $t_1 \ll 1$ je mala konstanta. Kontrasnu komparativnu funkciju definišemo na sledeći način:

$$c(I_{ref}, I_{tst}) = \frac{2\sigma_{ref}\sigma_{tst} + T_2}{\sigma_{ref}^2 + \sigma_{tst}^2 + T_2} \quad (13)$$

Gde je $T_2 = (t_2 D)^2$ pozitivna stabilizujuća konstanta i $t_2 \ll 1$. Za strukturnu komparaciju imamo:

$$s(I_{ref}, I_{tst}) = \frac{\sigma_{ref,tst} + T_3}{\sigma_{ref,tst} + T_3} \quad (14)$$

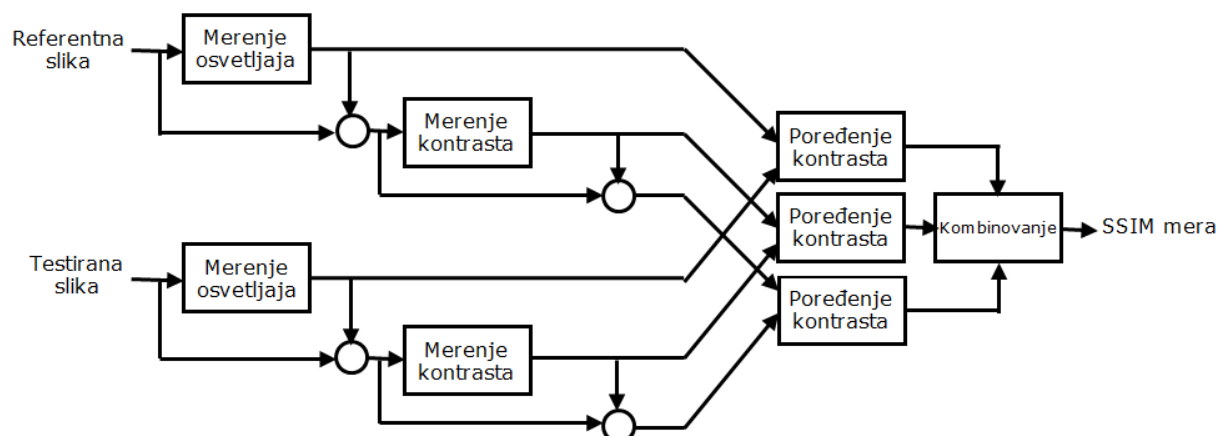
Gde je T_3 pozitivna konstanta. U predhodnoj jednačini $\sigma_{ref,tst}$ predstavlja koeficijente korelacije između referentne i test slike. U diskretnoj formi $\sigma_{ref,tst}$ se može estimirati:

$$\sigma_{ref,tst} = \frac{1}{WH-1} \sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W (I_{ref}(i,j) - \mu_{ref})(I_{tst}(i,j) - \mu_{tst}) \quad (15)$$

Konačno indeks strukturne sličnosti se definiše na sledeći način:

$$SSIM(I_{ref}, I_{tst}) = [l(I_{ref}, I_{tst})]^\alpha [c(I_{ref}, I_{tst})]^\beta [s(I_{ref}, I_{tst})]^\gamma \quad (16)$$

Gde su α, β i γ pozitivne konstante izabrane da ukažu na relativnu važnost svake komponente. Univerzalni indeks kvaliteta je specijalni slučaj SSIM indeksa kada je: $T_1=T_2=T_3=0$ i $\alpha=\beta=\gamma=1$. Kako su statistička svojstva i distorzije obično prostorno-varijantne, SSIM indeks se primenjuje lokalno umesto globalno. Drugi razlog za primenu SSIM indeksa lokalno je da se može generisati mapa slike koja sadrži više informacija o degradaciji kvaliteta.



Slika 6. Blok dijagram SSIM algoritma

Kako bi se ovo postiglo koristi se 11x11 kružnu simetričnu Gausovu funkciju $w = \{w_{i,j} | i = 1, 2, \dots, W \text{ and } j = 1, 2, \dots, H\}$ sa standardnom devijacijom od 1.5 semplova, normalizovanih na jediničnu sumu

$$\sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W w_{i,j} = 1$$

Korišćenjem ove funkcije estimacija lokalnih statistika μ_{ref} , σ_{ref} i $\sigma_{ref,tst}$ se računa na sledeći način:

$$\begin{aligned} \mu_{ref} &= \sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W w_{i,j} I_{ref}(i, j) \\ \sigma_{ref} &= \left(\sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W w_{i,j} (I_{ref}(i, j) - \mu_{ref})^2 \right)^{1/2} \\ \sigma_{ref,tst} &= \sum_{j=1}^H \sum_{i=1}^W w_{i,j} (I_{ref}(i, j) - \mu_{ref}) (I_{tst}(i, j) - \mu_{tst}) \end{aligned} \quad (17)$$

Kako bi imali jedinstvenu vrednost za procenu kvaliteta slike za određenu sliku koristi se srednja vrednost SSIM (MSSIM) indeksa za evaluaciju ukupnog kvaliteta:

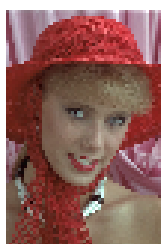
$$MSSIM(I_{ref}, I_{tst}) = \frac{1}{M_w} \sum_{i=1}^{M_w} SSIM(I_{ref}^i, I_{tst}^i) \quad (18)$$

Gde M_w je ukupan broj lokalnih prozora, a I_{ref}^i i I_{tst}^i su sadržaji slika u i-tom lokalnom prozoru.

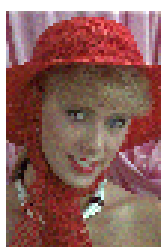
Postoji nekoliko parametara u SSIM algoritmu koji se moraju odrediti. Za računanje vrednosti t_1 i D treba da se postave između 0.01 i 255 respektivno. Za računanje vrednosti u jednačini (14), T_2 se postavlja na 0.03. Kao treće $T_3 = T_2/2$. Uočeno je da performanse SSIM algoritma su prilično neosetljiv na vrednosti T_1 , T_2 i T_3 . Konačno kako bi se pojednostavio SSIM algoritam postavljamo da je $\alpha = \beta = \gamma = 1$.

Osobine SSIM mere su ilustrovane u sledeća dva primera. Prvi slučaj je slučaj distorzije usled šuma, a drugi je distorzija usled blurringa. U oba slučaja PSNR=30.5 dB. SSIM je u slučaju šuma 0.82, a malo bolja vrednost SSIM=0.81 je u slučaju blurringa. Subjektivna percepcija pokazuje da je slika u prvom slučaju mnogo više distorzovana nego u drugom.

reference



noised



blurred



SSIM map



SSIM map



Slika 7. PSNR i SSIM mera kvaliteta slike za šum i blurring

SSIM mapa jasno pokazuje distorziju u slučaju šuma i ivično-orjentisanu distorziju u slučaju blurringa.

2.2.3. Feature similarity index (FSIM)

FSIM algoritam [17] je baziran na činjenici da HVS razume slike na osnovu njenih karakteristika niskog nivoa, odnosno ivica i zero-crossinga. Kako bi se procenio kvalitet slike, FSIM algoritam koristi dve osobine slike. Psihološki i psiho-fizički eksperimenti su pokazali da u tačkama sa visokim faznim podudaranjem, HVS može da izdvoji vrlo važne informacije o svojstvima slike. Iz ovih razloga se PC koristi kao primarni korak u FSIM algoritmu. Sa druge strane PC je kontrastno invarijantan i naša percepcija kvaliteta slike je takođe pogođena sa lokalnim kontrastom slike. Kao rezultat ove zavisnosti gradijent magnitude slike se koristi kao drugi korak u FSIM algoritmu. Računanje FSIM mere se sastoji iz dva koraka: računanja PC i GM slike i računanja mere sličnosti između referentne i testirane slike.

PC model podrazumeva da Furijeove komponente sa maksimalnom fazom sadrže tačke gde su njihova svojstva određena od strane HVS. Prvo se primenjuje jednačina na referentnu i test sliku:

$$G_{s,o}(\omega, \theta) = \exp \left[-\frac{\log \left(\frac{w}{w_s} \right)}{\sqrt{2}\sigma_r} \right]^2 \times \exp \left[-\frac{(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_0^2} \right] \quad (19)$$

Dobija se set odgovarajućih vektora na lokaciji x , skala s i orijentacija o . Kao drugo računa se lokalna amplituda ovih vektora na skali s sa orijentacijom o . Takođe, računa se lokalna energija na orijentaciji o . Na kraju vrednost PC na lokaciji x se računa korišćenjem sledeće jednačine:

$$PC(x) = \frac{\sum_o E_o(x)}{\varepsilon + \sum_s \sum_o A_{s,o}(x)} \quad (20)$$

Gde je $E_o(x)$ je lokalna energija orijentacije o , $A_{s,o}(x)$ je lokalna amplituda na skali s , orijentacije o i ε je pozitivna konstanta. $PC(x)$ je realan broj koji uzima u obzir vrednosti iz intervala $[0,1]$.

U cilju da se izračuna gradijent magnitude referentne i test slike, primenjuju se tri različita gradijentna operatora. Ovi operatori su: Sobelov operator, Prewitov operator i Scharrov operator.

2.2.3.1. Računanje mere sličnosti

Uzmimo da su PC_{ref} i PC_{tst} , PC mape izračunate za I_{ref} i I_{tst} respektivno, a G_{ref} i G_{tst} su GM mape za ove slike. Finalna mera sličnosti između referentnih i test slika se sastoji od dve komponente: mera sličnosti između PC_{ref} i PC_{tst} ili $S_{PC}(x)$, i mera sličnosti između G_{ref} i G_{tst} ili $S_G(x)$. $S_{PC}(x)$ se računa na sledeći način:

$$S_{PC}(x) = \frac{2PC_{ref}(x)PC_{tst}(x) + T_4}{PC_{ref}^2(x) + PC_{tst}^2(x) + T_4} \quad (21)$$

Gde je T_4 pozitivna konstanta izabrana da imenilac ne bi postao jako mali. $S_{PC}(x)$ uzima u obzir vrednosti u intervalu $(0,1]$. $S_G(x)$ se računa na sledeći način:

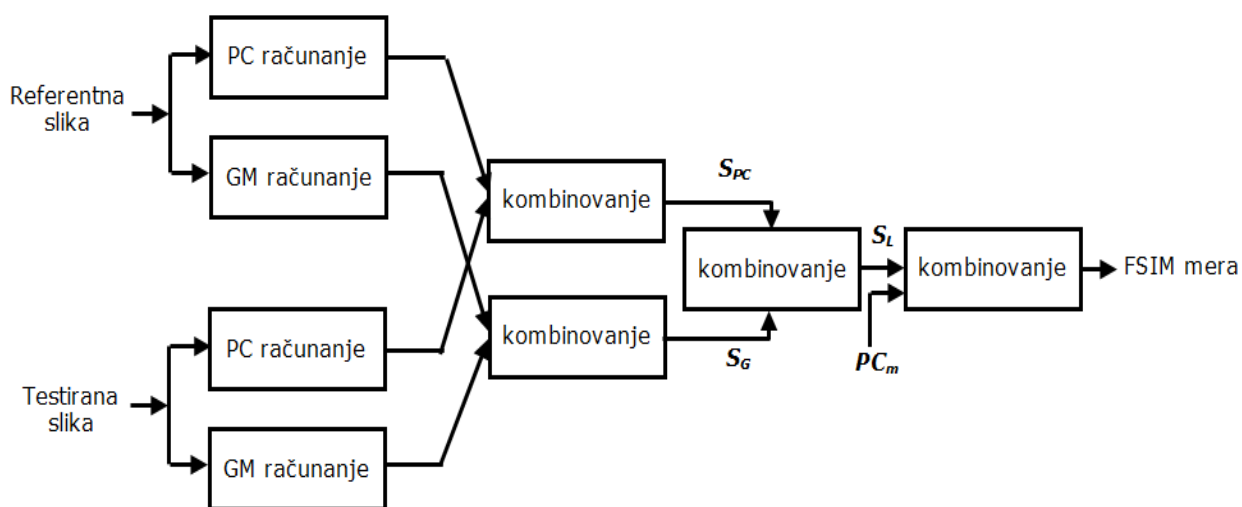
$$S_G(x) = \frac{2G_{ref}(x)G_{tst}(x) + T_5}{G_{ref}^2(x) + G_{tst}^2(x) + T_5} \quad (22)$$

Gde je T_5 pozitivna stabilizujuća konstanta. $S_G(x)$ ima vrednosti u intervalu $(0,1]$.

Vrednosti T_4 i T_5 zavise od dinamičkog opsega PC i GM vrednosti respektivno. Konačna mera sličnosti $S_L(x)$, između I_{ref} i I_{tst} se računa na sledeći način:

$$S_L(x) = [S_{PC}(x)]^\alpha [S_G(x)]^\beta \quad (23)$$

α i β dve konstante izabrane da izraze relativnu važnost svake komponente. Blok dijagram FSIM algoritma je prikazan na slici 8.:



Slika 8. Blok dijagram FSIM algoritma

Naša percepcija slike zavisi od različitih lokacija u slici, a PC vrednost na lokaciji znači da li je ta lokacija značajna ili ne. Pa tako ako su $PC_{ref}(x)$ i $PC_{tst}(x)$ veći od drugih, to znači da pozicija x ima veći uticaj na HVS kada se evaluira $S_L(x)$ između I_{ref} i I_{tst} . Kao rezultat FSIM koristi $PC_m = \max(PC_{ref}(x), PC_{tst}(x))$ kao težinsku funkciju za $S_L(x)$ prilikom računanja ukupne mere sličnosti između I_{ref} i I_{tst} . Konačno FSIM indeks između referentnih i test slika je defnisan sa:

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x) PC_m(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)} \quad (24)$$

Gde je Ω celokupan prostorni domen slike.

Kako bi se odredili parametri u FSIM algoritmu korišćena je Tampere image dataset 2008 (TID2008) koji sadrži 8 referentnih slika i odgovarajućih 544 test slika. U četiri skale ($s=1,2,3,4$) i četiri orijentacije ($o=1,2,3,4$) se koristila log-Gaborova dekompozicija. Vrednosti parametara u FSIM indeksu su: $\sigma_r=0.5978$, $\sigma_o=0.6545$, $T_4=0.85$ i $T_5=160$. Dalje je definisano $w_s=\{1/6,1/12,1/24,1/48\}$ za finije i grublje skaliranje redom i $\theta_o=\{0,\pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$ rad. Primećemo je da Scharrov operator daje više SRCC u odnosu na Sobelov i Prewitt-ov operator. Ovaj operator se koristi za računanje GM referentne i testirane slike.

FSIM indeks je dizajniran za crno bele slike ili za luminantne komponente kolor slika. Kako hrominantna informacija takođe pogađa HVS, bolje performanse se mogu očekivati ako je ona ugrađena u FSIM za IQA kolor slike. s

Na početku, RGB slike se konvertuju u drugačiji oblik, gde se luminansa može razdvojiti od hrominantne komponente. Iz ovog razloga se koristi široko rasprostranjen YIQ kolor domen, gde Y predstavlja luminansnu informaciju, a I i Q predstavljaju hrominantne informacije. Transformacija iz RGB u YIQ domen se vrši u skladu sa sledećom jednačinom:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (25)$$

Uzmimo $I_1(I_2)$ i $Q_1(Q_2)$ za I i Q hromatske kanale slika $f_1(f_2)$. Slično definiciji $S_{PC}(x)$ i $S_G(x)$ možemo definisati sličnost između hromatskih osobina na sledeći način:

$$S_L(x) = \frac{2I_1(x)I_2(x) + T_3}{I_1^2(x) + I_2^2(x) + T_3}$$

$$S_Q(x) = \frac{2Q_1(x) \cdot Q_2(x) + T_4}{Q_1^2(x) + Q_2^2(x) + T_4} \quad (26)$$

Gde su T_3 i T_4 pozitivne konstante. Kako I i Q komponente imaju isti dinamički opseg, postavićemo da je $T_3=T_4$ zbog jednostavnosti. $S_L(x)$ i $S_Q(x)$ se mogu kombinovati da bi se dobila hrominantna mera sličnosti, označena sa $S_C(x)$ za $f_1(x)$ i $f_2(x)$:

$$S_C(x) = S_L(x) \cdot S_Q(x) \quad (27)$$

Konačno, FSIM indeks se može proširiti na $FSIM_C$ ubacivanjem hromatske informacije na sledeći način:

$$FSIM_C = \frac{\sum_{x \in S_L(x)} [S_C(x)^\chi \cdot PC_m(x)]}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)} \quad (28)$$

Gde je $\chi > 0$ parametar korišćen da prilagodi uticaj hromatske komponente.

2.2.4. Video Quality Metric (VQM)

VQM metod [2] je metod za objektivno merenje video kvaliteta ugrađen u ITU standard [20],[21]. Analizom subjektivnih rezultata različitih video sekvenci, nalazi se da je HVS osetljiv na degradaciju oko ivica. Drugim rečima, kada su ivice video sekvenci degradirane, evaluatori daju niske rezultate procene kvaliteta videa, čak iako ukupna srednje kvadratna greška nije visoka. VQM je objektivna mera za procenu video kvaliteta bazirana na degradaciji oko ivica. U ovoj metodi se prvo primenjuje algoritam za detekciju ivica koji locira ivična područja. Potom se meri degradacija ivičnog područja računanjem srednje kvadratne greške i koristi se nakon postprocesiranja.

Eksperimenti su pokazali da predloženi metod značajno prevazilazi konvencionalni PSNR metod. Ova metoda je nezavisno evaluirana od strane nezavisne laboratorije u okviru VQEG Faze 2 testiranja. Metod omogućava konzistentno dobre performanse. Kao rezultat toga, metod je uključen u međunarodne preporuke za objektivnu procenu kvaliteta. U okviru dvopodražajne kontinualne skale kvaliteta (DSCQS) metode iz ITU-R BT.500-10, evaluatorima su prikazane dve video sekvence: jedna je referentna (izvorna) videosekvenc (SRC) i druga je procesirana video sekvenc (PVS). Dužina svake video sekvence je 8 s.

Bez znanja koja je izvorna video sekvenc, evaluatorima je video sekvenc pokazana dva puta sa zahtevom da izraze svoje subjektivno mišljenje na kontinualnoj skali sa sledećim ocenama kvaliteta: „loše“, „slabo“, „zadovoljavajuće“, „dobro“ i „odlično“. Nakon ocenjivanja od strane evaluatora se računa DMOS oduzimanjem rezultata procesirane video sekvence od izvorne video sekvence. Pa tako nizak DMOS označava dobar kvalitet videa, dok visok označava loš kvalitet video sekvence.

U VQEG 2. fazi testiranja, 64xSRCx referentne ciklične kombinacije (HRC) su korišćene za svaki video format (NTSC i PAL), a 64 SRCxHRC kombinacije su organizovane u 2 test sesije koje su razdvojene sa 15-minutnim pauzama. Svaka sesija ima 32 DSCQS baznih test ćelija koje traju ukupno 44s. Dodatno, dve test sesije počinju sa 5 bazičnih test ćelija (jedna visokog kvaliteta, jedna niskog kvaliteta, i 3 srednjeg kvaliteta, prezentovane u slučajnom rasporedu) da bi se omogućilo evaluatorima sličnost sa opsegom video kvaliteta. Subjektivni rezultati dobijeni za pet ćelija se ne koriste.

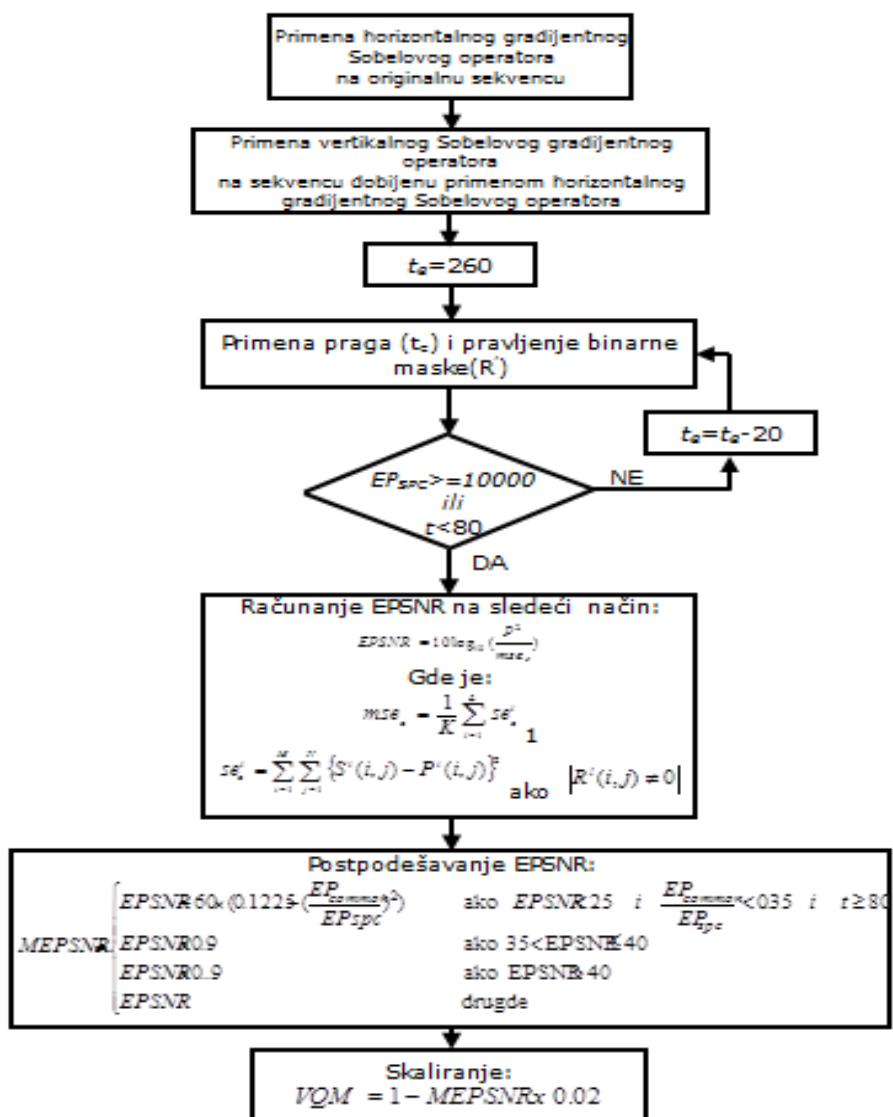
Analizom procesiranih video sekvenci sa odgovarajućim subjektivnim rezultatima primećeno je da evaluatori daju niske rezultate za video sekvence čije su ivice vidno degradirane, čak iako ukupne srednje kvadratne greške nisu visoke. Kada su ivična područja videa zamućena, doživljaj video kvaliteta može biti gori od kvaliteta

izmerenog sa PSNR. Bazirano na ovom saznanju, predložena je mera za objektivnu procenu video kvaliteta koja meri degradaciju oko ivica.

U predloženoj metodi, prvo se primenjuje algoritam za detekciju ivica koji locira područje ivica. Može se koristiti bilo koji algoritam za detekciju ivica jer se dobijaju neznatne razlike. Sa druge strane, može se koristiti bilo koji gradijentni operator da se lociraju ivična područja. U mnogim algoritmima za detekciju ivica koriste se gradijentni operatori za računanje horizontalnog gradijenta slike i potom vertikalni gradijent slike. Potom se gradijent magnitude može dobiti na sledeći način:

$$g(m, n) = |g_{horizontal}(m, n)| + |g_{vertical}(m, n)| \quad (29)$$

Na kraju se primenjuje prag na gradijent magnitude slike da bi se locirala ivična područja. Drugim rečima, pikseli čije magnitude dostižu vrednost praga su ivična područja. Na primer, možemo koristiti Sobelov operator da lociramo ivična područja, što je dato na slici 9.



Slika 9. Kompletan blok dijagram VQM modela

Alternativno, može se koristiti sukcesivna detekcija ivica kako bi se locirale ivice. U sukcesivnom pristupu, prvo se primenjuje vertikalni gradijentni operator na izvornu sliku, čime se dobija vertikalni gradijent slike. Potom se primenjuje horizontalni gradijent operator na vertikalni gradijent slike, čime se dobija sukcesivni gradijent slike (horizontalni i vertikalni gradijent slike). Na kraju, pomoću praga primenjenog na sukcesivni gradijent dobijamo ivice. Drugim rečima, pikseli sukcesivnog gradijenta slike koji dostižu vrednost praga su uzeti za ivice.

Potom se računa razlika između izvorne i procesirane video sekvence koji nisu nenukti pikseli maskirane slike na sledeći način:

$$se_e^l = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \{S^l(i, j) - P^l(i, j)\}^2 \quad \text{ako je } |R^l(i, j) \neq 0|, \quad (30)$$

Gde je $S^l(i, j)$ gde je l -ta slika izvorne video sekvence, $P^l(i, j)$ je l -ta slika procesirane video sekvence, $R^l(i, j)$ je l -ta slika maskirane video sekvence, M predstavlja broj vrsta, a N broj kolona. Alternativno, može se izostaviti generisanje maskirane video sekvence. Bez kreiranja maskirane video sekvence, kvadratna greška ivičnih područja l -tog frejma se računa na sledeći način:

$$se_e^l = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \{S^l(i, j) - P^l(i, j)\}^2 \quad \text{ako je } |Q^l(i, j)| \geq t_e \quad (31)$$

Gde je $S^l(i, j)$ je l -ti frejm slike izvorne video sekvence, $P^l(i, j)$ je l -ta slika procesirane video sekvence, $Q^l(i, j)$ predstavlja l -tu sliku gradijentne video sekvence, t_e je prag, M predstavlja broj vrsta, N predstavlja broj kolona. U modelu VQEG Faza 2 koji je uključen u preporuke, prag je postavljen na 260 i korišćen je sukcesivni algoritam za detekciju u vidu Sobelovog operatora. Ova procedura se promenjuje za odgovarajući video, i srednje kvadratna greška za ivice se računa na sledeći način:

$$mse_e = \frac{1}{K} \sum_{l=1}^L se_e^l \quad (32)$$

Gde je K ukupan broj piksela u ivičnom području. Konačno, PSNR ivičnog područja se računa na sledeći način:

$$EPSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{P^2}{mse_e} \right) \quad (33)$$

Gde P predstavlja pik vrednosti piksela. U predstavljenom metodu, EPSNR se koristi kao bazična objektivna metrika za procenu videokvaliteta. Možemo primetiti da se ovaj metod primenjuje na Y (luminansnu) komponentu. Očigledno je da različite vrednosti praga daju različite ivične PSNR. Iz ovog razloga je važno odabrati optimalnu vrednost praga. Mogu se probati različiti pragovi i izabrati određenu vrednost koja daje najbolje performanse za određenu sekvencu.

Primećujemo da relativno veliki prag daje bolje performanse. Nakon izračunavanja EPSNR vrše se postpodešavanja da se unaprede performanse.

Nakon toga predloženi metod koristi veliku vrednost praga ($t_e=260$), EP_{src} (ukupan broj ivičnih piksela u izvornoj video sekvenci) može biti veoma mali za neke video sekvence i mogu se dobiti nerealni rezultati. Kako bi rešio ovaj problem, koristi se postprocesiranje. Ako je EP_{src} je manji od 10000 piksela, vrednost praga u jednačini 2 se redukuje za 20 sve dok EP_{src} je veći ili jednak sa 10000 piksela. Minimalna vrednost praga je 60. Drugim rečima, EPSNR se računa korišćenjem $t_e=60$, čak iako je EP_{src} manji od 10000 piksela.

Ako je EPSNR veći od 35, dešava se da EPSNR prevazilazi percepciju kvaliteta. Zato se koristi linearno skaliranje na sledeći način:

$$EPSNR = \begin{cases} EPSNR & \text{if } 0 \leq EPSNR \leq 35 \\ EPSNR \times 0.9 & \text{if } 35 < EPSNR \leq 40 \\ EPSNR \times 0.8 & \text{if } EPSNR > 40 \end{cases} \quad (34)$$

Ova jednačina je uključena u preporuke, a dobijena je eksperimentalno. Primećujemo da podešavanje omogućava unapređenje performansi.

Sa druge strane, primećujemo da kada su ivice zamućene u videu niskog kvaliteta, evaluatori daju niske subjektivne ocene. Takođe, primećujemo da neke video sekvence imaju mali broj piksela sa visokim frekvencijskim komponentama. Drugim rečima, broj piksela u ivičnom

području može biti veoma mali. Kako bi se uzeli u obzir ovi problemi EPSNR se modifikuje na sledeći način:

$$MEPSNR = \left\{ \begin{array}{ll} EPSNR - 60 \times (0.1225 - (\frac{EP_{common}}{EP_{src}})^2) & \text{if } EPSNR < 25 \cdot \frac{EP_{common}}{EP_{src}} < 0.35it_e \geq 80 \\ EPSNR & \text{drugde} \end{array} \right\} \quad (35)$$

Gde je EP_{src} ukupan broj piksela u SRC video sekvenci, EP_{common} je ukupan broj ivičnih piksela u SRC i procesiranim video sekvencama, a MEPSNR je modifikovan EPSNR.

Potom se skalirani objektivni rezultati reskaliraju tako da budu između 0(nije izdvojen iz originalnog videa) i 1.

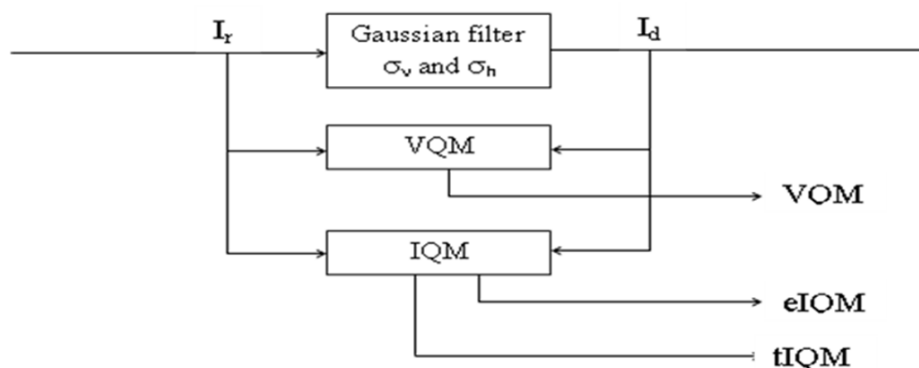
$$VQM = 1 - MEPSNR \times 0.02 \quad (36)$$

Ova VQM mera se koristi za objektivni rezultat ovog modela.

2.2.5. Nedostaci postojećih mera i prednosti novopredložene 2D IQM mere

U prethodno opisanima metodama (SSIM, FSIM i VQM) postoji zajednička potreba da se merenja prikažu pomoću jednog indeksa kvaliteta. Ove metode pokazuju visoku korelaciju sa subjektivnom procenom, međutim postoje kritični slučajevi kada ovaj indeks kvaliteta pokazuje značajna odstupanja od subjektivne procene.

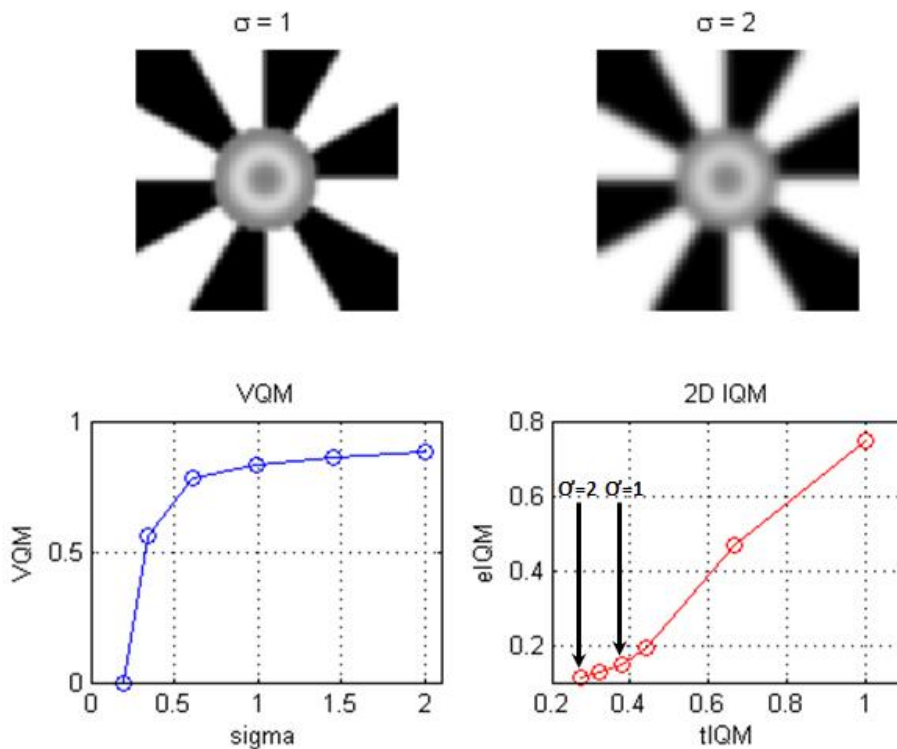
U nastavku ćemo izvršiti poređenje 2D IQM mere sa VQM metodom pomoću jednostavnog modela distorzije prikazanog na slici 10.:



Slika 10. Jednostavan model distorzije sa Gausovim filtrom koji se koristi za poređenje standardne mere kvaliteta VQM i novopredložene 2D IQM

VQM metod[2] daje vrednosti za procenu kvaliteta u opsegu od 0 (bez distorzije) do 1 (potpuna distorzija). Jednostavan model distorzije pokazan na slici 10. uključuje referentnu sliku I_r , kao i zamućenu referentnu sliku pomoću Gausovog filtra, čime se dobija distorzovana slika I_d . Horizontalne i vertikalne varijanse filtra (σ_v i σ_h) su date u pikselima.

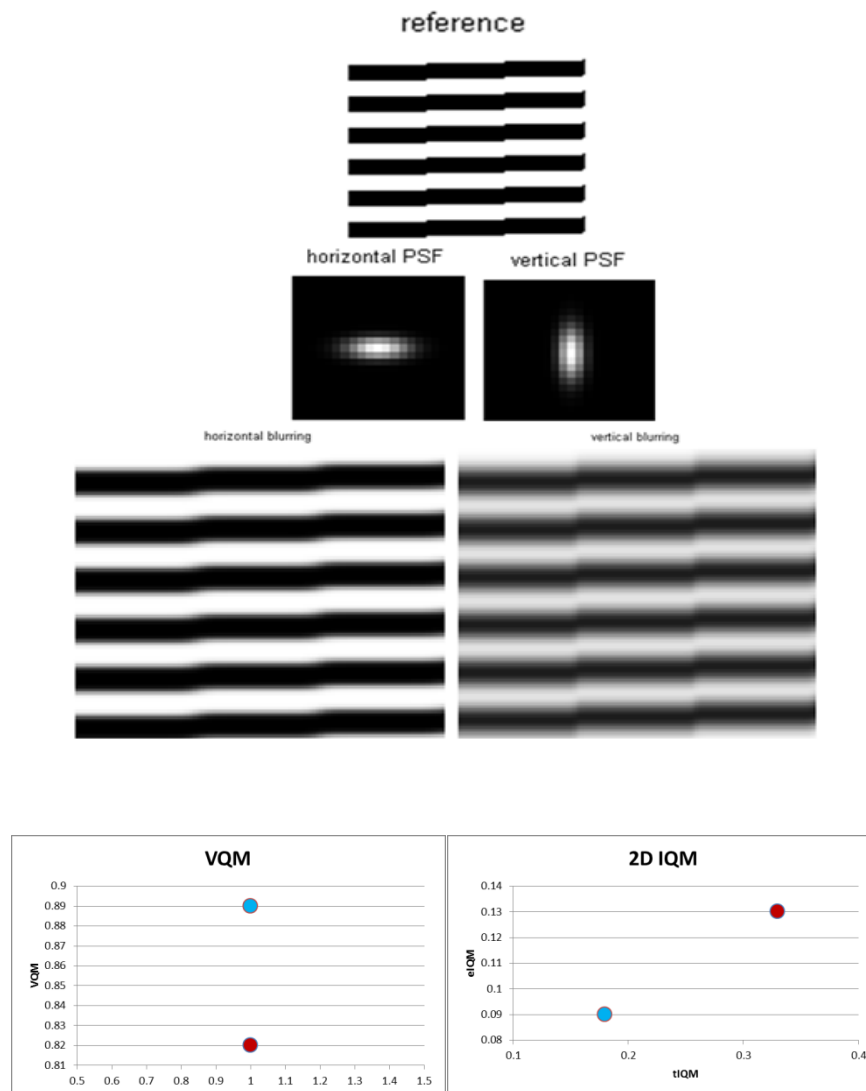
Prvi eksperiment ilustruje sličnosti i razlike između VQM pristupa i predloženog 2D IQM pristupa. Menjanjem varijanse $\sigma = \sigma_v = \sigma_h$ između 0.3 i 2, ivična komponenta 2D IQM mere (eIQM), prati standardnu meru VQM kao što je pokazano na slici 11. Za veće degradacije ($\sigma > 1$), VQM mera ima skoro istu vrednost. Isti efekat takođe pokazuje eIQM komponenta. To znači da merenje razlike za slučajeve kada je $\sigma = 1$ i $\sigma = 2$ gotovo nemoguće sa jednim indeksom za ocenu kvaliteta. Međutim, razlika je jasno vidljiva korišćenjem 2D IQM metode, tada tIQM jasno pokazuje ove razlike. Ovaj primer pokazuje bolju konzistentnost predloženog metoda sa subjektivnom procenom.



Slika 11. Poređenje VQM i IQM mera za rastući blurring

Drugi eksperiment pokazuje prednosti novopredloženog 2D metoda u posebnim slučajevima. Korišćena referentna slika sadrži samo horizontalne ivice. U razmatranje ćemo uzeti dva slučaja: veći blur u horizontalnom pravcu (h: $\sigma_v=1$ and $\sigma_h=2.5$), i veći blur u vertikalnom pravcu (v: $\sigma_v=2.5$ and $\sigma_h=1$).

Kako je pokazano na slici subjektivna impresija je da će horizontalno zamućena slika biti značajno manje distorzovana. VQM mera pokazuje male razlike u ova dva slučaja, međutim 2D IQM mera pokazuje značajne razlike.



Slika 12. Asimetrično zamućene slike: horizontalno (crveno) i vertikalno (plavo)

Iz predhodnih eksperimenata vidimo bolju konzistentnost novopredloženog metoda sa subjektivnom procenom kvaliteta slike.

3. PREDLOG NOVE 2D MERE KVALITETA SLIKE

Nova mera 2D IQM [35] uključuje 2 jedinice za ocenu kvaliteta za teksturu tIQM i za ivice eIQM. Dodatno se razmatra uticaj sadržaja slike na procenu kvaliteta korišćenjem faktora separacije–procenat piksela koji pripada ivicama u slici.

Predloženi algoritam za merenje se sastoji iz tri koraka:

1. Detekcija ivica finim maskiranjem
2. Računanje dve PSNR vrednosti bazirane na težinskim MSE
3. Računanje dve jedinice kvaliteta eIQM(za ivice) i tIQM(za teksturu).

Uzmimo da poredimo parove referentnih i distorzovanih slika $I_r(v,h,c)$ i $I_d(v,h,c)$, gde su obe slike veličine $V \times H$ ($v=1, \dots, V$ i $h=1, \dots, H$) sa C ($c=1, \dots, C$) kolornim komponentama za svaki piksel. Za sivo bele slike $C=1$ i kolor slike $C=3$. Vrednosti slike su normalizovane u opsegu od 0 (tamna) i 1 (svetla). Primena nekih procesa za obradu slike (interpolacija, kompresija i drugi) dovode do rezultovane slike $I_d(v,h,c)$ koja ima istu veličinu kao referentna. Sobelov filter se ne koristi za detekciju ivica zbog dileme u izboru između magnitude gradijenta[9] i sukcesivnog gradijentnog pristupa[2]. Iz ovog razloga, detekcija ivica D za svaki piksel referentne slike je jednostavno definisana kao maksimalna razlika između posmatanog piksela i piksela u okolnom području. Okolni pikseli u okolini piksela na poziciji (v,h) imaju pomerenu poziciju $(v+y,h+h)$:

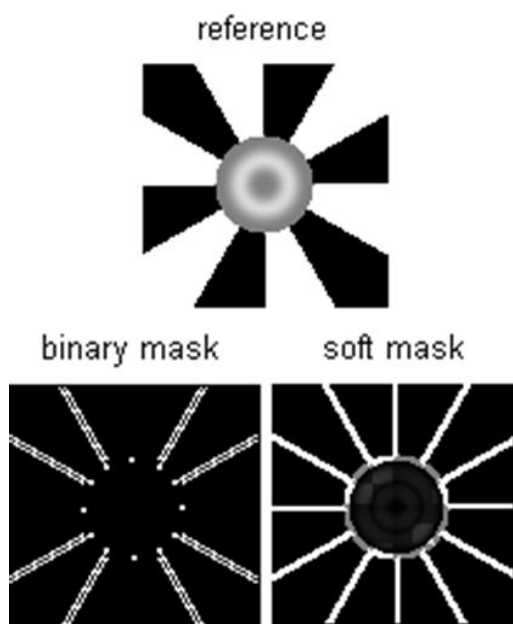
$$D(v,h) = \max_{\substack{y=-1,0,1 \\ x=-1,0,1 \\ c=1,\dots,C}} \{d(v+y,h+x,c)\} = |I_r(v+y,h+x,c) - I_r(v,h,c)| \quad (37)$$

„Soft“ maska $w(v,h)$ pokazuje značaj piksela za područje ivica i tekture, i ima opseg između 0 (tekstura) i 1 (ivice). Vrednosti su normalizovane na maksimalnu vrednost. Usled promene osvetljenja u slici, predlažemo segmentno-baziranu normalizaciju sa veličinom segmenta 8x8:

$$w(vs \cdot 8 + v, hs \cdot 8 + h) = \frac{D(vs \cdot 8 + v, hs \cdot 8 + h)}{Ds(vs, hs)} \quad \begin{array}{l} vs = 0,1,\dots,v = 1,\dots,8 \\ hs = 0,1,\dots,h = 1,\dots,8 \end{array}$$

$$Ds(vs, hs) = \max_{\substack{v=1,\dots,8 \\ h=1,\dots,8}} \{D(vs \cdot 8 + v, hs \cdot 8 + h)\} \quad .. \quad (38)$$

Prednost finog maskiranja ćemo prikazati u sledećem eksperimentu. Rezultate binarnog i finog maskiranja ćemo uporediti korišćenjem slike sa artefaktom sa različito orjentisanim ivicama i područjima sivog i oni su pokazani na slici 13. Primenjen sekvencijalni pristup u binarnom maskiranju ignoriše neke od ivica. Predloženi pristup finog maskiranja detektuje sve ivice.



Slika 13. Binarno i fino maskiranje za klasifikovana ivična područja

Kako bi se isključio jak uticaj segmenta sa malim varijacijama gradijenta, lokalni faktor normalizacije D_s se zamenjuje sa globalnom maksimalnom razlikom $D_m = \max\{D\}$ za $D_s < 0.1D_m$.

Razlika između distorzovane I_d i referentne slike I_r je definisana na sledeći način:

$$e(v, h, c) = I_d(v, h, c) - I_r(v, h, c) \quad (39)$$

Zamenom (39) u standardnu definiciju za srednje kvadratnu grešku dobijamo:

$$MSE = \frac{1}{V \cdot H \cdot C} \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H \sum_{c=1}^C e(v, h, c)^2 \quad (40)$$

Predložena dekompozicija u dve ponderisane MSE (za teksturu i ivice) se definiše sa:

$$eMSE = \frac{\sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H \sum_{c=1}^C w(v, h) \cdot e(v, h, c)^2}{C \cdot \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H w(v, h)}$$

$$tMSE = \frac{\sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H \sum_{c=1}^C (1 - w(v, h)) \cdot e(v, h, c)^2}{C \cdot \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H (1 - w(v, h))} \quad (41)$$

Faktor separacije kao indikator za tip sadržaja se definiše sa:

$$P_e = \frac{1}{V \cdot H} \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H m(v, h) \quad (42)$$

Ovaj faktor opisuje procenat piksela u slici koji se smatraju ivičnim pikselima. Za ilustraciju soft maska je prikazana na slici 14.



Slika 14. Fino maskiranje pokazuje važnost percepcije ivica sa $P_e=27.21\%$

Faktor separacije je povezan sa sadržajem slike. Viši P_e znači više ivica, što odgovara većem nivou detalja u slici. Zamenom faktora separacije u (41), dve težinske MSE se dobijaju, koje se odnose na ivična područja u područjima teksture:

$$\begin{aligned}
 eMSE &= \frac{1}{VHCP_e} \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H \sum_{c=1}^C w(v,h)e(v,h,c)^2 \\
 tMSE &= \frac{1}{VHC(1-P_e)} \sum_{v=1}^V \sum_{h=1}^H \sum_{c=1}^C (1-w(v,h))e(v,h,c)^2
 \end{aligned} \tag{43}$$

Sada korišćenjem jednačina (40)-(43) dobija se dekompozicija standardne MSE u dve težinske MSE:

$$MSE = P_e \cdot eMSE + (1 - P_e) \cdot tMSE \tag{44}$$

U skladu sa standardnim PSNR (logaritmaski u dB) dobijamo:

$$PSNR = -10 \cdot \log_{10}(MSE) \quad (45)$$

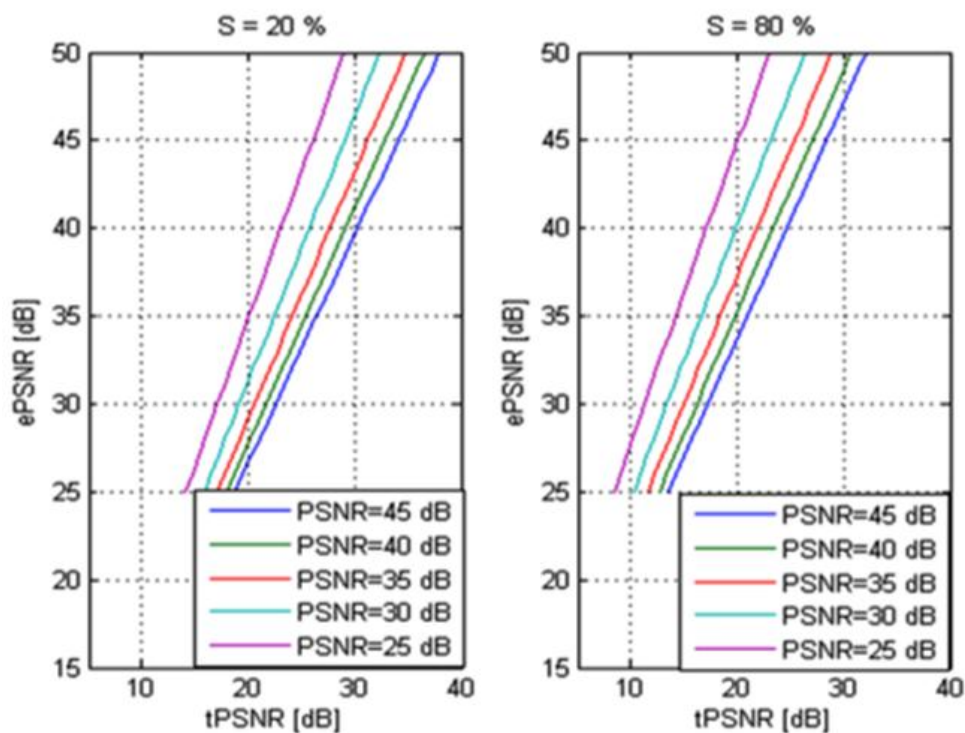
Dva nova PSNR (za ivice i teksturu) su predložena:

$$\begin{aligned} ePSNR &= -10 \cdot \log_{10}(eMSE) \\ tPSNR &= -10 \cdot \log_{10}(tMSE) \end{aligned} \quad (46)$$

Korišćenjem (44) dekompozicija standardnog PSNR u dva predložena PSNR je data sa:

$$PSNR = ePSNR + tPSNR = 10 \cdot \log_{10} \left((1 - P_e) \cdot 10^{\frac{ePSNR}{10}} + P_e \cdot 10^{\frac{tPSNR}{10}} \right) \quad (47)$$

Vizuelizacija ove dekompozicije je data na slici ispod i pokazuje jak uticaj na faktor separacije, ukazujući na zavisnost procene od sadržaja slike:



Slika 15. Odnos između novopredloženog metoda (ivice i tekstura) i standardnog PSNR za dva faktora separacije P_e

Na kraju, podešavanje dva predstavljena PSNR je definisano kroz naglašavanje višeg PSNR kao što je urađeno kod SSIM metode.

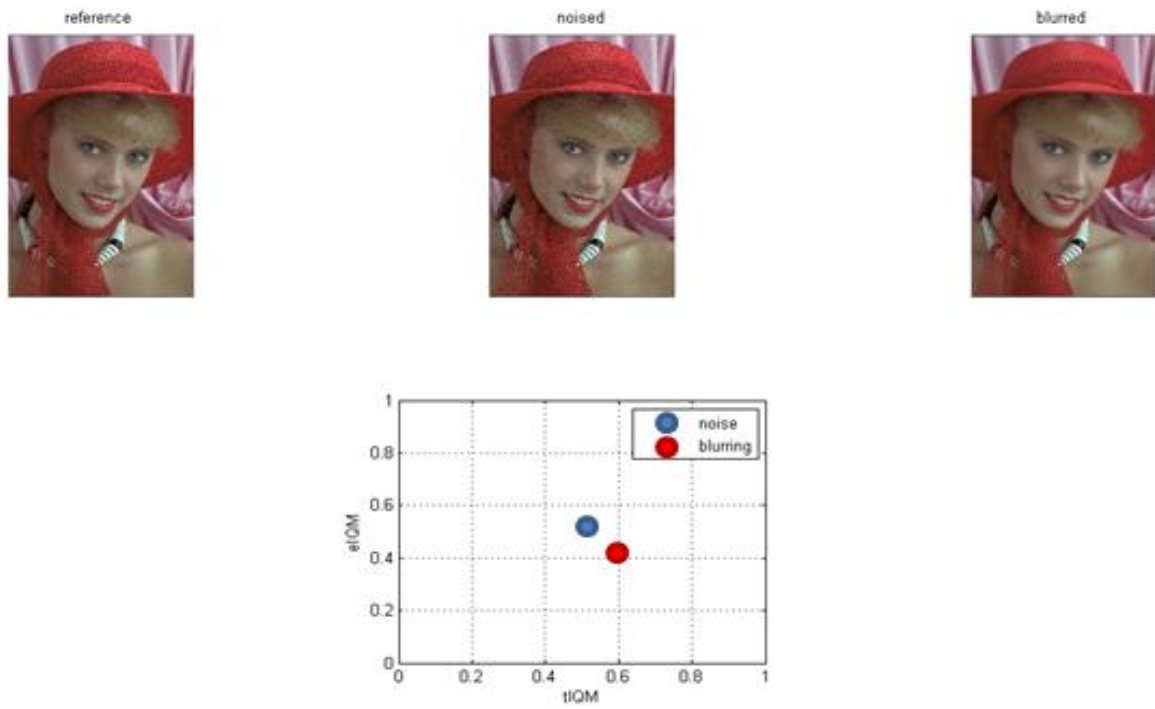
Predstavljene $xIQM$ i $xPSNR$ su definisane za ivice i za teksturu ($x=e$ i $x=t$):

$$xPSNR' = \begin{cases} xPSNR & xPSNR < 35 \\ 35 + 0.9 \cdot (xPSNR - 35) & 35 \leq xPSNR < 40 \\ 39.5 + 0.8 \cdot (xPSNR - 40) & 40 \leq xPSNR < 65.625 \\ 60 & 65.625 < xPSNR \end{cases} \quad (48)$$

Dva prilagođena PSNR su data kao dve vrednosti za procenu kvaliteta slike, u opsegu od 0 (potpuna distorzija) i 1 (bez distorzije):

$$xIQM = 0.0125 \cdot xPSNR \quad (49)$$

U primeru pokazanim na slici 16. sa dva slučaja slika sa šumom i zamućenjem, novopredloženi 2D metod pokazuje mnogo detaljniju procenu u odnosu na standardne mere PSNR i SSIM. U slučaju šuma obe vrednosti su iste $tIQM=eIQM=0.51$, zbog toga što šum uništava teksturu, baš kao i ivice. U drugom slučaju zamućene slike dve vrednosti su jasno različite, $tIQM=0.59$ i $eIQM=0.41$, jer blur uglavnom uništava ivice. Na slici 16. razlika u proceni kvaliteta slike je jasno vidljiva i bolje odgovara subjektivnoj proceni kvaliteta slike.



Slika 16. 2D IQM mera u slučaju slike sa šumom i zamućenjem (blur)

4. PREDLOG MULTIPARAMETARSKE PROCENE KVALITETA SLIKE (polinimijalni razvoj reda K zavisnosti od M parametara P)

Procena kvaliteta slike je rezultat subjektivne percepcije kvaliteta gledalaca. Uspostavljene subjektivne mere za procenu kvaliteta su MOS i DMOS. Vrednost MOS je u opsegu od 0 (potpuno distorzovana) i 1 (slika identična originalu), dok je vrednost DMOS obrnuta.

Objektivna predikcija subjektivne mere za procenu kvaliteta slike pMOS je bazirana na jednom ili više merenja sličnosti između originalne i distorzovane slike. Dodatno, poznato je da sadržaj slike utiče na subjektivnu procenu kvaliteta slike.

Pretpostavimo N referentnih slika $\{x(n), n=1, \dots, N\}$ i N odgovarajućih distorzovanih slika $\{y(n), n=1, \dots, N\}$. Uzmimo da su poznate subjektivne procene za njih:

MOS(n)- je subjektivna procena kvaliteta slike $y(n)$ u odnosu na $x(n)$

Hipoteza je da je subjektivna mera MOS definisana sa:

$$pMOS(n) = p\{M_1(n), \dots, M_K(n), C(n)\} \quad (50)$$

Na osnovu predhodno iznetog može se izvršiti predikcija korišćenjem K objektivnih mera između referentne i distorzovane slike:

$$M_k(n) = m_k(y(n), x(n)), \quad k = 1, \dots, K \quad n = 1, \dots, N \quad (51)$$

Parametar C koji opisuje sadržaj slike je definisan sa:

$$C(n) = \{x(n)\} \quad (52)$$

Funkcija predikcije se može definisati kao polinomijalna aproksimacija reda P sa K+1 parametara:

$$pMOS = \sum_{k_1=1}^{P+1} \dots \sum_{k_K=1}^{P+1} \sum_{k_{K+1}=1}^{P+1} p(k_1, \dots, k_K, k_{K+1}) \cdot M_1^{k_1-1} \dots M_K^{k_K-1} \cdot C^{k_{K+1}-1} \quad (53)$$

gde je $N_p = (P+1)^{K+1}$ polinomijalni koeficijent $p(k_1, \dots, k_K, k_{K+1})$ i dobija se evaluacijom seta testnih slika. Slučaj P=1 odgovara linearnoj regresiji, P=2 kvadratnoj a P=3 kubičnoj aproksimaciji.

Realnost predikcije se meri pomoću korena srednje kvadratne greške za set posmatranih parova (referentna-distorzovana slika)

$$E = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (MOS(n) - pMOS(n))^2} \quad (54)$$

Potom se koeficijenti predikcije $p()$ dobijaju minimizovanjem korena srednje kvadratne greške predikcije:

$$\frac{\partial E^2}{\partial p(r_1, \dots, r_K, r_{K+1})} = 0 \quad \begin{matrix} r_1 = 1, \dots, P+1 \\ \vdots \\ r_{K+1} = 1, \dots, P+1 \end{matrix} \quad (55)$$

Ovo je veoma poznat i rešiv problem od N_p linearnih jednačina sa N_p nepoznatih promenljivih (koeficijenata predikcije):

$$\begin{aligned} V &= A^{-1} \cdot B\{k_1, \dots, k_{K+1}\} = 1, \dots, P+1 \{r_1, \dots, r_{K+1}\} = 1, \dots, P+1 \\ V(k_1 + (P+1) \cdot (k_2 - 1) + \dots + (P+1)^K \cdot (k_{K+1} - 1)) &= p(k) \\ A(r_1 + (P+1) \cdot (r_2 - 1) + \dots + (P+1)^K \cdot (r_{K+1} - 1), k_1 + (P+1) \cdot (k_2 - 1) + \dots + (P+1)^K \cdot (k_{K+1} - 1)) &= \\ \sum_{n=1}^N M_1^{r_1+k_1-2}(n) \dots M_{K+1}^{r_{K+1}+k_{K+1}-2}(n) & \\ B(r_1 + (P+1) \cdot (r_2 - 1) + \dots + (P+1)^K \cdot (r_{K+1} - 1)) &= \sum_{n=1}^N MOS(n) \cdot M_1^{r_1-1} \dots M_{K+1}^{r_{K+1}-1} \end{aligned} \quad (56)$$

4.1. Mera sličnosti

Mera sličnosti između dve strukture x i y je skalar u opsegu od 0 (potpuno različito) i 1 (identično):

$$0 \leq S(x, y) \leq 1 \quad (57)$$

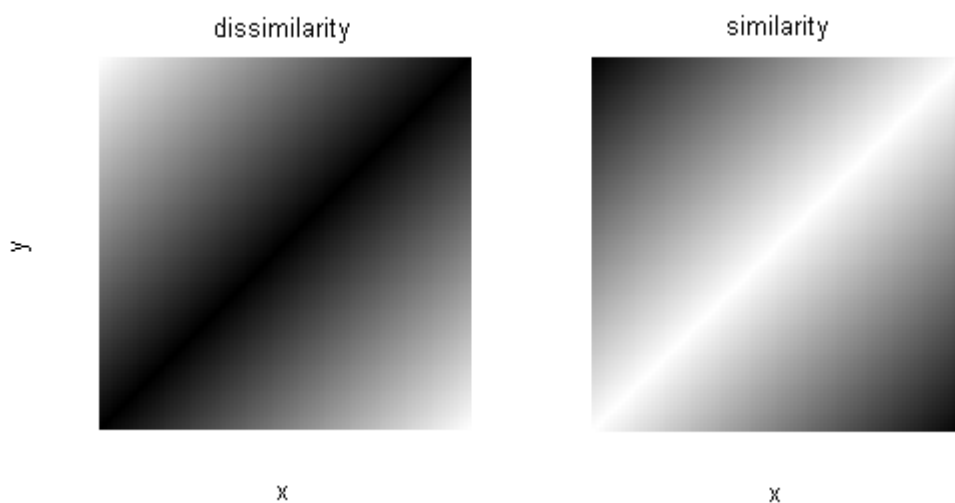
Obrnuta mera je mera različitosti $D(x, y)$ sa opsegom između 0 (identično) i 1 (potpuno različito):

$$S(x, y) + D(x, y) = 1 \quad (58)$$

Za proces evaluacije uzima se najjednostavniji slučaj, gde su x i y skalarne vrednosti u opsegu od 0 do 1. Intuitivno, mera različitosti je definisana kao razlika između ovih vrednosti:

$$\begin{aligned} D(x, y) &= |y - x| \\ S(x, y) &= 1 - |y - x| \end{aligned} \quad (59)$$

Odgovarajuće mere su pokazane na slici 17.



Slika 17. Mere sličnosti i različitosti bazirane na razlikama

Ovde je mera sličnosti nezavisna od vrednosti koje se porede.

Široko korišćen pristup je baziran na srednje kvadratnoj grešci:

$$D(x, y) = \frac{(y-x)^2}{y^2+x^2}$$

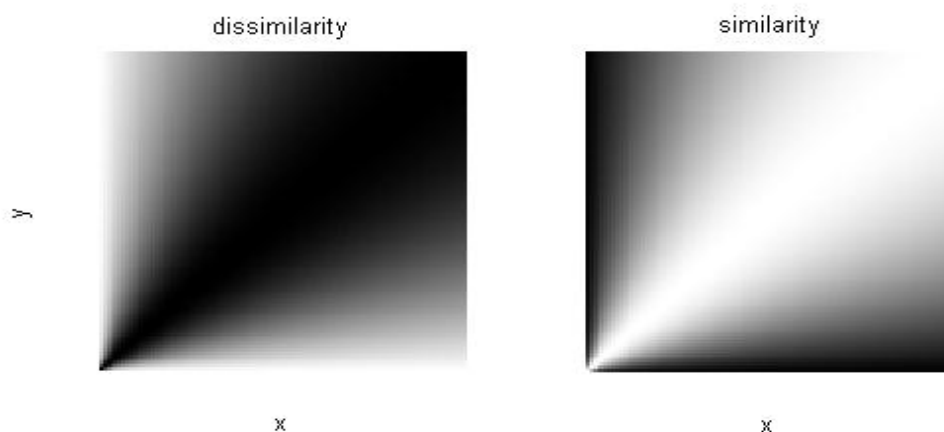
$$S(x, y) = \frac{2xy}{y^2+x^2} \quad (60)$$

Modifikacija je napravljena usled numeričkih problema stavljanjem male konstante Q u umanjilac mere različitosti:

$$D(x, y) = \frac{(y-x)^2}{y^2+x^2+Q^2} \quad (61)$$

$$S(x, y) = \frac{2xy}{y^2+x^2+Q^2}$$

$$Q = 0.01 \quad (62)$$



Slika 18. Mere sličnosti i različitosti bazirane na srednje kvadratnoj greški

Može se uočiti sa slike 18. da je senzitivnost veća za male vrednosti x i y i niža za više vrednosti. Slučaj viših vrednosti odgovara

psihološkoj vizuelnoj percepciji gde je sa višim vrednostima ljudski vizuelni sistem manje osetljiv na razlike. Međutim, slučaj sa nižim vrednostima je kontradiktoran sa ljudskim vizuelnim sistemom- senzitivnost je takođe niža.

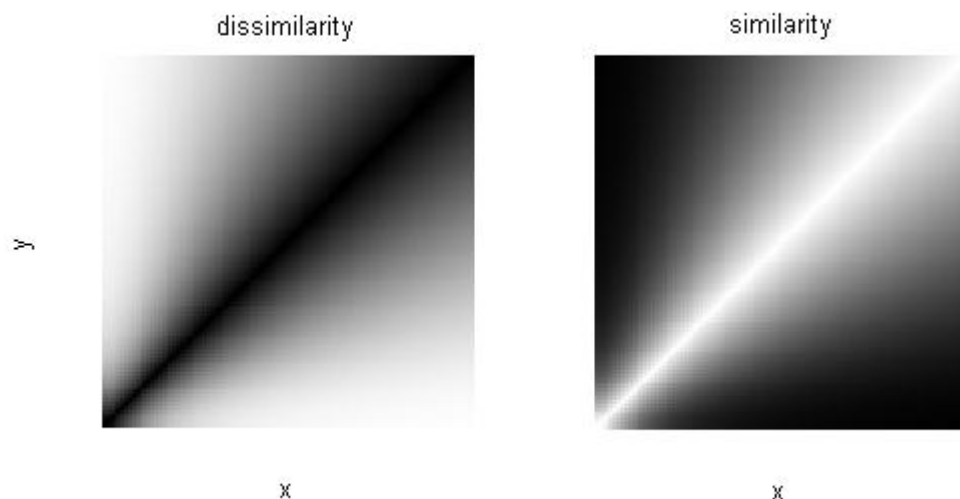
Dodatno ove mere, imaju nižu senzitivnost za male razlike između referentnih i vrednosti koje se porede. Iz ovog razloga, predlažemo korigovanu meru sličnosti koja ima veću senzitivnost za male razlike:

$$D(x, y) = \frac{|y^2 - x^2|}{y^2 + x^2 + Q}$$

$$S(x, y) = \begin{cases} \frac{2x^2 + Q}{y^2 + x^2 + Q}, & x < y \\ \frac{2y^2 + Q}{y^2 + x^2 + Q}, & x \geq y \end{cases}$$

$$Q = 0.01 \tag{63}$$

Rezultati korigovane mere su pokazani na slici 19.



Slika 19. Korigovane mere sličnosti i različitosti

U mnogo kompleksnijim slučajevima strukture slike mere sličnosti su statistički definisane. Objekti x i y koji se porede su setovi vrednosti

vrednosti piksela slika i mera sličnosti je definisana korišćenjem operacije uprosečavanja $\langle \rangle$. Na primer, mera sličnosti bazirana na srednje kvadratnoj greški je definisana sa:

$$S(x, y) = \frac{2\langle x, y \rangle}{\langle x^2 \rangle + \langle y^2 \rangle} \quad (64)$$

Ovaj pristup se koristi za definisanje SSIM (Structural Similarity Index Measure). Poređenje ove mere sa klasičnom SNR (Signal-to-Noise Ratio) ili SDR (Signal to Distortion Ratio) može biti interesantan. SNR se definiše kao logaritamski odnos signala i greške srednje kvadratnih greški:

$$SNR = 10 \cdot \log \left(\frac{\langle x^2 \rangle}{\langle (y-x)^2 \rangle} \right) \text{ u dB} \quad (65)$$

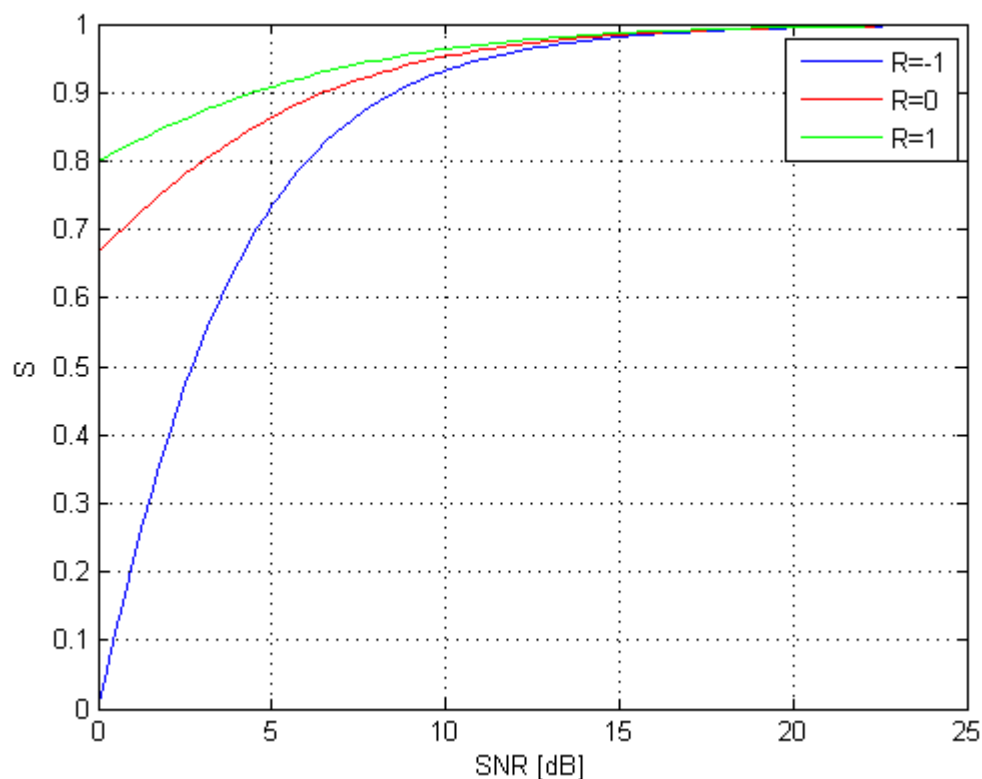
Ako je regulisana korelacija između signala i greške definisana sa:

$$R = \frac{\langle x(y-x) \rangle}{\sqrt{\langle x^2 \rangle \langle (y-x)^2 \rangle}} \quad (66)$$

Mera sličnosti i SNR su povezane na sledeći način:

$$S = \frac{\frac{SNR}{2 \cdot 10^{10}} + 2 \cdot R \cdot \frac{SNR}{20}}{\frac{SNR}{2 \cdot 10^{10}} + 2 \cdot R \cdot \frac{SNR}{20} + 1} \quad (67)$$

Rezultati poređenja su prikazani na slici 20.



Slika 20. Veza između mere sličnosti i SNR za različite korelacije

4.2. Jednparametarska predikcija

U ovom slučaju je broj parametara $K=1$. Tada je predikcija data sa:

$$y(n) = \sum_{m_1=1}^{M_1} c(m_1) \cdot x_1^{m_1-1}(n) \quad (68)$$

MSE minimizacija je linearna jednačina veličine $M_1 \cdot M_1$.

$$\sum_{m_1=1}^{M_1} \left(\sum_{n=1}^N x_1^{m_1+p_1-2}(n) \right) \cdot c(m_1) = \sum_{n=1}^N s(n) \cdot x_1^{p_1-1}(n) \quad p_1 = 1, \dots, M_1 \quad (69)$$

Definišemo matricu A veličine $M_1 \cdot M_1$ sa elementima:

$$A(p_1, m_1) = \sum_{n=1}^N x_1^{p_1+m_1-2}(n) \quad \begin{matrix} p_1 = 1, \dots, M_1 \\ m_1 = 1, \dots, M_1 \end{matrix} \quad (70)$$

Potom definišemo vektore C i B dužine M_1 :

$$C(m_1) = c(m_1) \quad m_1 = 1, \dots, M_1 \quad B(p_1) = \sum_{n=1}^N s(n) \cdot x_1^{p_1-1}(n) \quad p_1 = 1, \dots, M_1 \quad (71)$$

Vektorski koeficijenti se nalaze iz:

$$C = A^{-1} \cdot B \quad (72)$$

4.3. Dvoparametarska predikcija

Koeficijenti $c(\dots)$ se mogu urediti u sekvencu dužine $M = M_1 \cdot M_2$:

$$c(m_1, m_2) \rightarrow c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1)) \quad (73)$$

Predikcija je tada data pomoću sledeće formule:

$$y(n) = \sum_{m_1=1}^{M_1} \sum_{m_2=1}^{M_2} c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1)) \cdot x_1^{m_1-1}(n) \cdot x_2^{m_2-1}(n) \quad (74)$$

MSE minimizacija je ponovo linearna zavisnost veličine $M \cdot M$:

$$\sum_{m_1=1}^{M_1} \sum_{m_2=1}^{M_2} \left(\sum_{n=1}^N x_1^{p_1+m_1-2}(n) \cdot x_2^{p_2+m_2-2}(n) \right) \cdot c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1)) = \sum_{n=1}^N s(n) \cdot x_1^{p_1-1}(n) \cdot x_2^{p_2-1}(n) \quad \begin{matrix} p_1 = 1, \dots, M_1 \\ p_2 = 1, \dots, M_2 \end{matrix} \quad (75)$$

Sada je veličina matrice A sa $M \cdot M$ elemenata i definisana je sa:

$$A(p_1 + M_1 \cdot (p_2 - 1), m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1)) = \sum_{n=1}^N x_1^{p_1+m_1-2}(n) \cdot x_2^{p_2+m_2-2}(n) \quad \begin{matrix} p_1 = 1, \dots, M_1 & p_2 = 1, \dots, M_2 \\ m_1 = 1, \dots, M_1 & m_2 = 1, \dots, M_2 \end{matrix} \quad (76)$$

Vektori C i B imaju dužinu M i definisani su:

$$C(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1)) = c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1)) \quad m_1 = 1, \dots, M_1 \quad m_2 = 1, \dots, M_2$$

$$B(p_1 + M_1 \cdot (p_2 - 1)) = \sum_{n=1}^N s(n) \cdot x_1^{p_1-1}(n) \cdot x_2^{p_2-1}(n) \quad p_1 = 1, \dots, M_1 \quad p_2 = 1, \dots, M_2 \quad (77)$$

Rešenje za koeficijente je sada dato sa:

$$C = A^{-1} \cdot B \quad (78)$$

4.4. Predikcija sa tri parametra

Koeficijenti $c(\dots)$ se organizuju u sekvencu dužine $M=M_1 \cdot M_2 \cdot M_3$ na sledeći način:

$$c(m_1, m_2, m_3) \rightarrow c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1) + M_1 \cdot M_2 \cdot (m_3 - 1)) \quad (79)$$

U ovom slučaju je predikcija data sa:

$$y(n) = \sum_{m_1=1}^{M_1} \sum_{m_2=1}^{M_2} \sum_{m_3=1}^{M_3} c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1) + M_1 \cdot M_2 \cdot (m_3 - 1)) \cdot x_1^{m_1-1}(n) \cdot x_2^{m_2-1}(n) \cdot x_3^{m_3-1}(n) \quad (80)$$

MSE minimizacija je linearna zavisnost M.M i data je sa:

$$\sum_{m_1=1}^{M_1} \sum_{m_2=1}^{M_2} \sum_{m_3=1}^{M_3} \left(\sum_{n=1}^N x_1^{p_1+m_1-2}(n) \cdot x_2^{p_2+m_2-2}(n) \cdot x_3^{p_3+m_3-2}(n) \right) \cdot c(m_1 + M_1 \cdot (m_2 - 1) + M_1 \cdot M_2 \cdot (m_3 - 1)) =$$

$$= \sum_{n=1}^N s(n) \cdot x_1^{p_1-1}(n) \cdot x_2^{p_2-1}(n) \cdot x_3^{p_3-1}(n) \quad p_1 = 1, \dots, M_1 \quad p_2 = 1, \dots, M_2 \quad p_3 = 1, \dots, M_3 \quad (81)$$

Sada je veličina matrice A sa M.M elemenata definisana sa:

$$\begin{aligned}
C(m_1 + M_1 \cdot (m_{2-1}) + M_1 \cdot M_2 \cdot (m_3 - 1)) &= c(m_1 + M_1 \cdot (m_{2-1}) + M_1 \cdot M_2 \cdot (m_3 - 1)) \\
m_1 = 1, \dots, M_1 \quad m_2 = 1, \dots, M_2 \quad m_3 = 1, \dots, M_3 \\
B(p_1 + M_1 \cdot (p_{2-1}) + M_1 \cdot M_2 \cdot (p_3 - 1)) &= \sum_{n=1}^N s(n) \cdot x_1^{p_1-1}(n) \cdot x_2^{p_2-1}(n) \cdot x_3^{p_3-1}(n) \\
p_1 = 1, \dots, M_1 \quad p_2 = 1, \dots, M_2 \quad p_3 = 1, \dots, M_3
\end{aligned} \tag{82}$$

Računanje koeficijenata se vrši na osnovu:

$$C = A^{-1} \cdot B \tag{83}$$

5. VERIFIKACIJA 2D PRISTUPA PROCENE KVALITETA

5.1. Opis LIVE baze kao okvira za testiranje i poređenje različitih metoda za procenu kvaliteta slike

Baze slika tipično sadrže set referentnih i izmenjenih (distorzovanih) slika, kao i prosečne rezultate kvaliteta za svaku distorzovanu sliku. Prosečne vrednosti ocena se najčešće nalaze u formi MOS vrednosti ili DMOS vrednosti. Ove baze sadrže distorzovane slike, veća vrednost MOS (manja DMOS) označava veći kvalitet, dok manji MOS (veći DMOS) označava lošiji kvalitet slike. Postoji više od 20 javno dostupnih baza slika. Neke od najpoznatijih baza slika su: IRCCyN/IVC Image Quality Database (IVC), LIVE Image Quality Database[22],[23], A57 Image Quality Database, Tampere Image Quality (TID2008) Database, Toyama Image Quality (MICT) Database, The Real Blur Image Database (RBID), IRCCyN/IVC Watermarking Databases, Wireless Imaging Quality (WIQ) Database, The Visual Attention Image Quality (VAIQ) Database, Categorical Subjective Image Quality (CSIQ) Database[16], TU Delft Perceived Ringing (TUD1 and TUD2) Datasets, Digitally Retouched Image Quality (DRIQ) Database i druge.

U ovom radu za eksperimente ćemo koristiti LIVE Image Quality Database [22,23]. LIVE database je razvijena na Univerzitetu Teksas u Austinu, USA, i sadrži 29 referentnih slika koje pokrivaju različite sadržaje, kao i 740 distorzovanih slika u 24-bpp BMP formatu sa različitom rezolucijom u opsegu od 634x438 do 768x512 piksela. Postoje pet tipova distorzije u ovoj bazi: JPEG kompresija (156 distorzovanih slika), JPEG2000 kompresija (149 distorzovanih slika), Gausov beli šum (145 distorzovanih slika), Gausovo zamućenje (145

distorzovanih slika) i JPEG 2000 sa bitskim greškama u simuliranom Rejljevom fading kanalu (145 distorzovanih slika). Svaki tip distorzije je generisan sa 5-6 različitih stepena distorzije. Rezultati su sakupljeni od 29 subjekata. Subjektivna procena kvaliteta slike se meri korišćenjem DMOS vrednosti:

$$MOS = 1 - DMOS \quad (84)$$

Razmotrićemo dva tipa distorzije: kompresija slike korišćenjem JPEG algoritma i kompresija slike korišćenjem JPEG2000. 29 RGB slika (tipično 768x512) visoke rezolucije 24 bita/pixelu su komprimovane korišćenjem JPEG algoritma sa različitim stepenima kompresije. Svim posmatračima su slike pokazivane slučajno. Posmatrači su svoje ocene kvaliteta davali na kontinualnoj linearnoj skali i to sa ocenama "loše", "slabo", "zadovoljavajuće", "dobro" i "odlično". Skala je potom konvertovana u linearnu od 1-100. Testiranje je vršeno u dve sesije, sa oko polovinom slika u svakoj sesiji. Nisu uvedene restrikcije za daljinu gledanja, konfiguracija displeja i ambijentalna osvetljenost je bila ista kao normalna kućna osvetljenost. U nastavku su dati primeri slika iz LIVE baze [22],[23] za JPEG i JPEG2000 kompresiju.

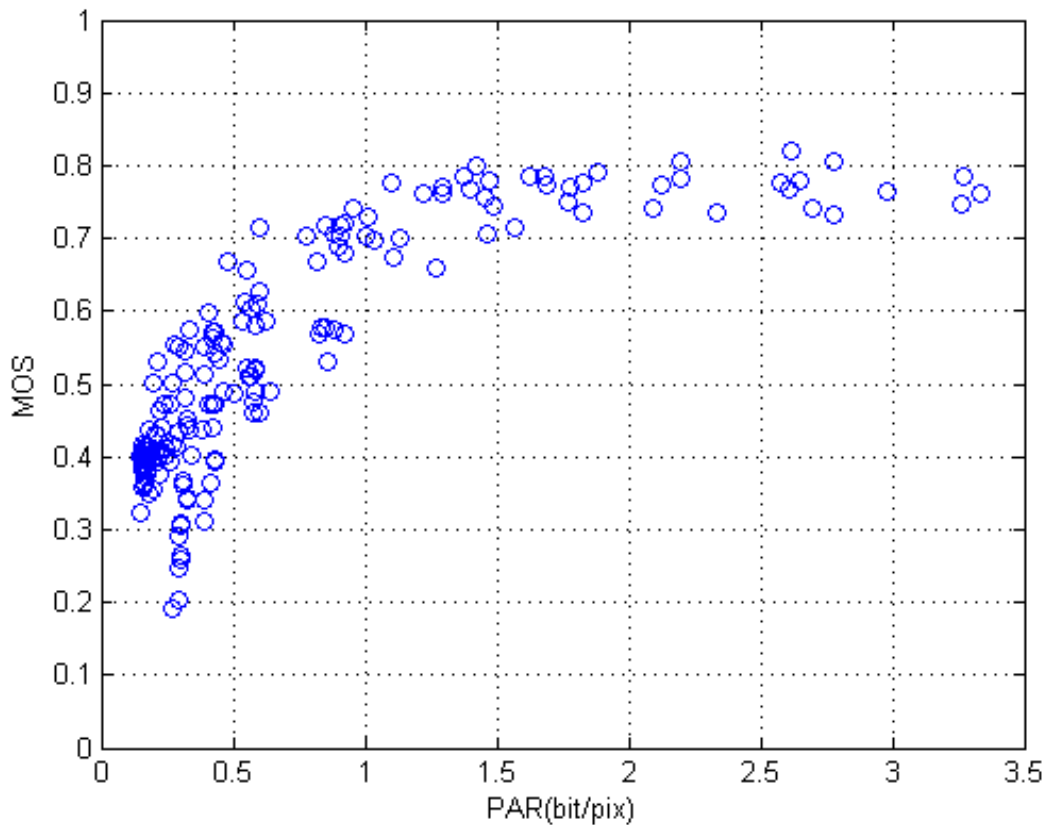


Slika 21. Primeri iz LIVE baze za referentnu sliku „womanhat.bmp” sa različitim stepenima JPEG kompresije



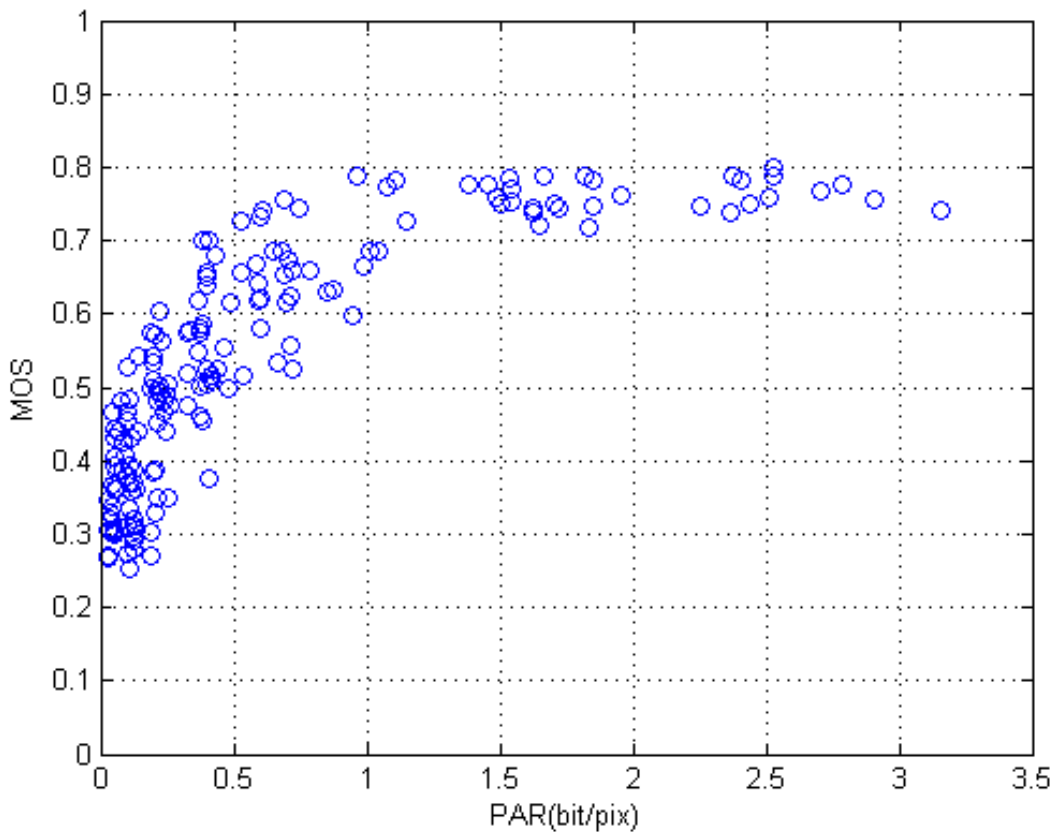
Slika 22. Primeri iz LIVE baze za referentnu sliku „buildings.bmp” sa različitim stepenima JPEG2000 kompresije

JPEG deo LIVE baze se sastoji od 156 distorzovanih slika za različite bitske brzine. Svakoj slici je pridružen parametar kompresije PAR (bit/pix) i MOS, a rezultati su prikazani na slici 23.:



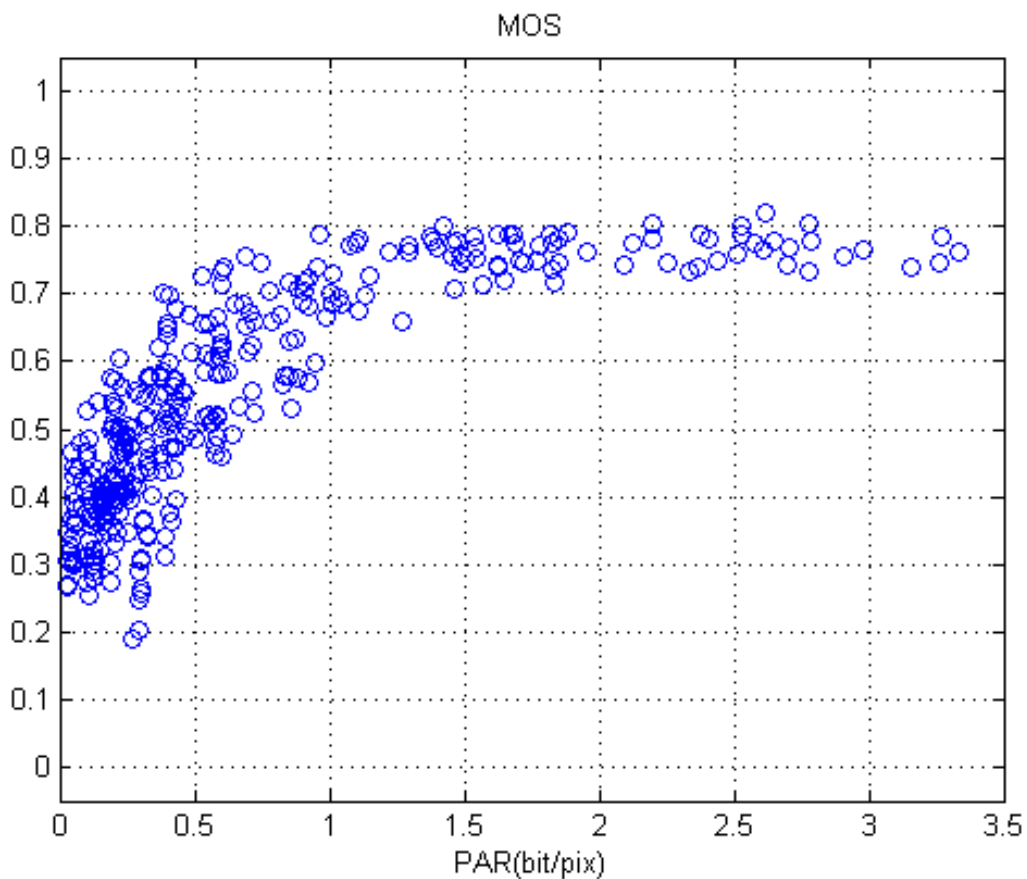
Slika 23. MOS za komprimovane slike (JPEG)

JPEG2000 deo LIVE baze sadrži 149 distorzovanih slika sa različitim bitskim brzinama. Svakoj slici je pridružen PAR (bit/pix) i MOS i rezultati su prikazani na slici 24.:



Slika 24. MOS za komprimovane slike (JPEG2000)

U svim slučajevima distorzije nekoliko dodatnih mera se dodaje svakoj slici: faktor separacije P_e (za referentnu sliku), PSNR (dB), SSIM, eIQM i tIQM. Sumirani rezultati MOS-a su dati na slici 25.:

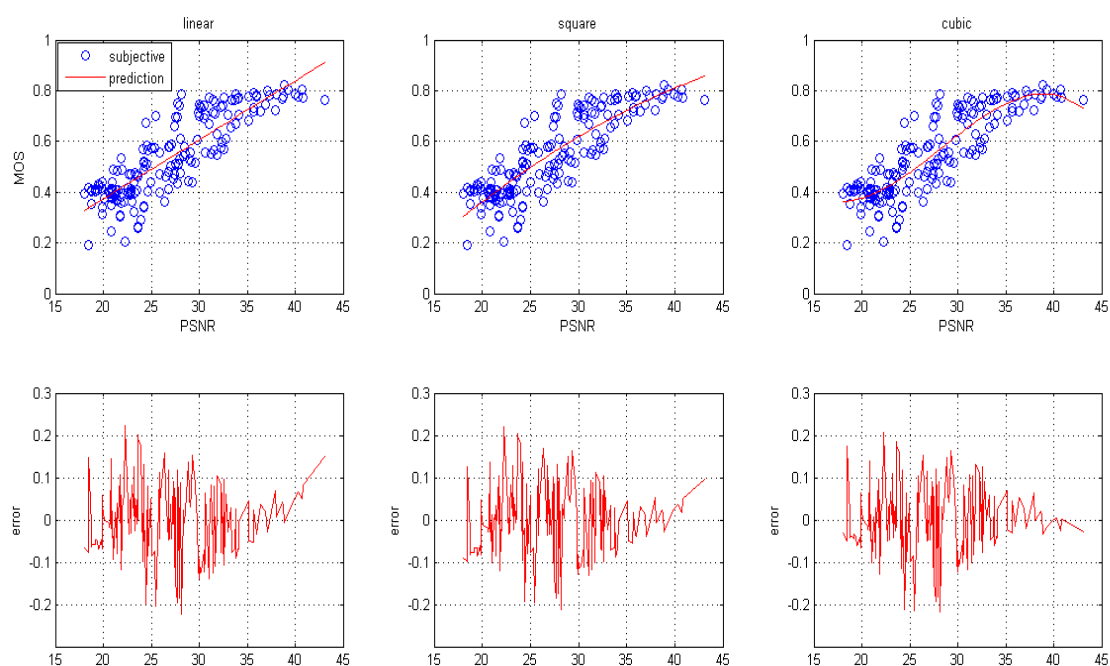


Slika 25. MOS za JPEG i JPEG2000 distorzije

5.2. Poređenje nove metrike sa postojećim u slučaju kompresije

U ovom odeljku ćemo izvršiti poređenje performansi novopredložene 2D IQM metrike sa postojećim metrikama PSNR i SSIM[2] u slučajevima JPEG i JPEG2000 kompresije sa slikama iz LIVE baze[22],[23].

5.2.1. Predikcija bazirana na PSNR

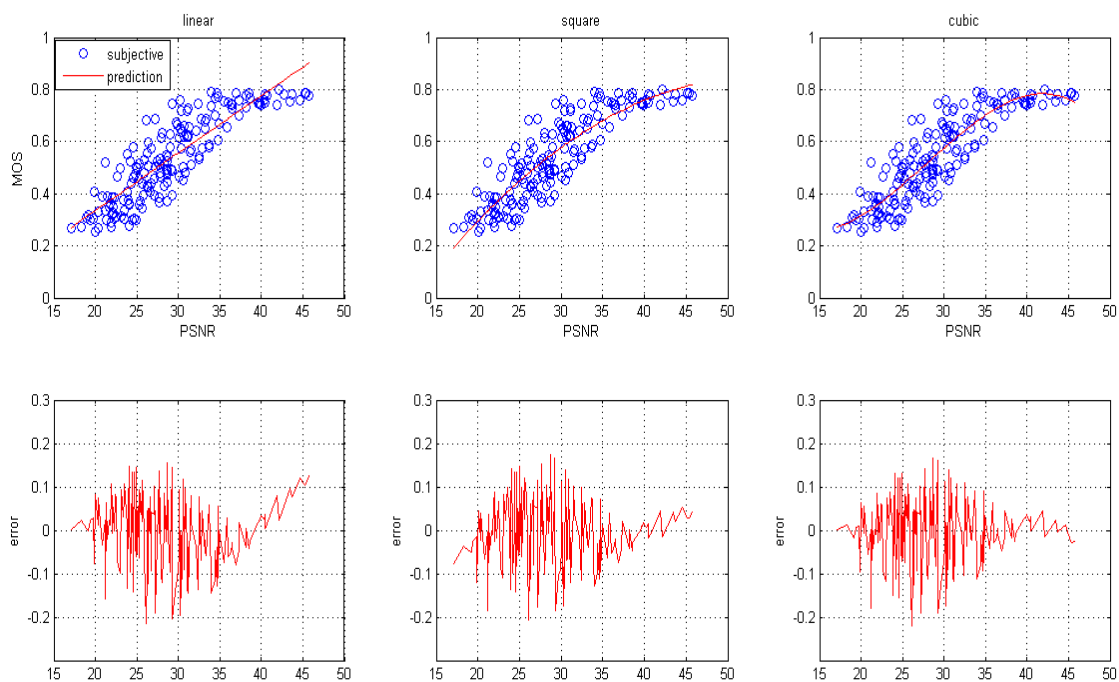


Linear
$E=0.083$
$MOS_p = -0.091835 + 0.023268PSNR$

square
$E=0.082$
$MOS_p = -0.337764 + 0.041168PSNR - 0.000311PSNR^2$

Cubic
$E=0.080$
$MOS_p = 1.7767 - 0.187103PSNR + 0.007651PSNR^2 - 0.000090PSNR^3$

Slika 26. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG u slučaju PSNR mere

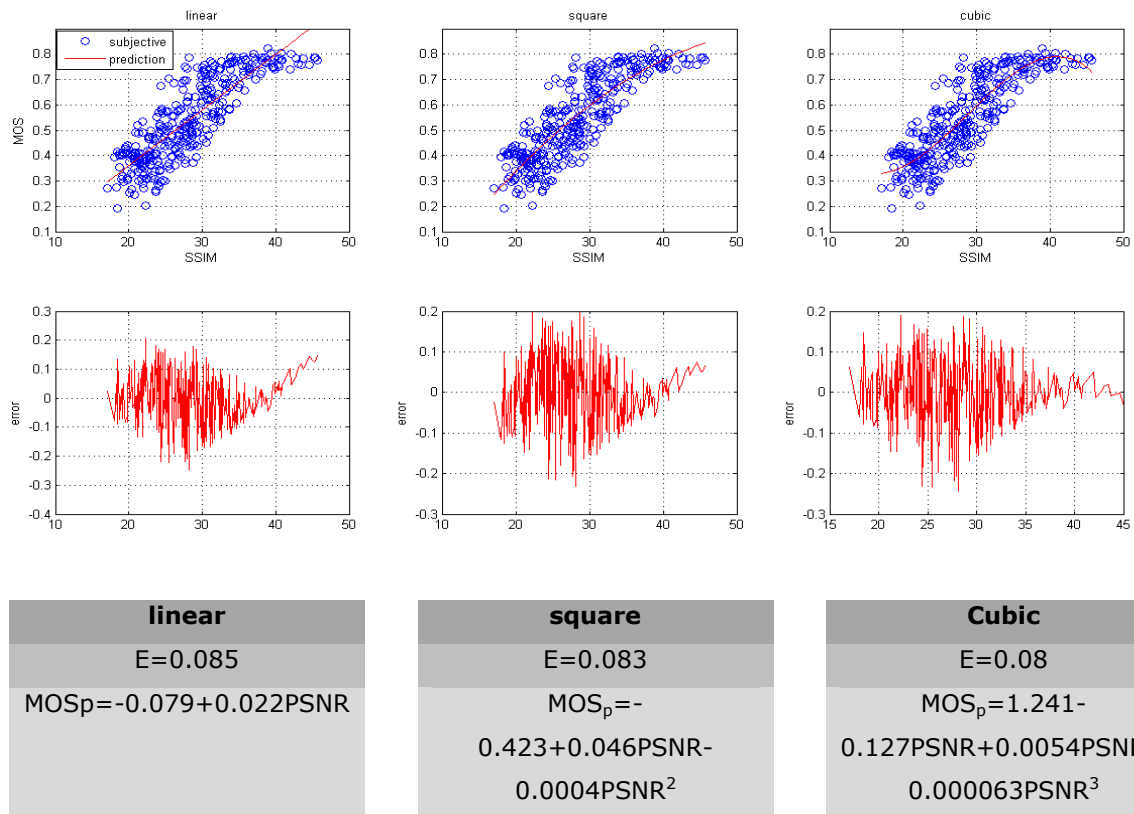


linear
 $E=0.081$
 $MOS_p = -0.106 + 0.022PSNR$

square
 $E=0.077$
 $MOS_p = -0.569 + 0.053PSNR - 0.0005PSNR^2$

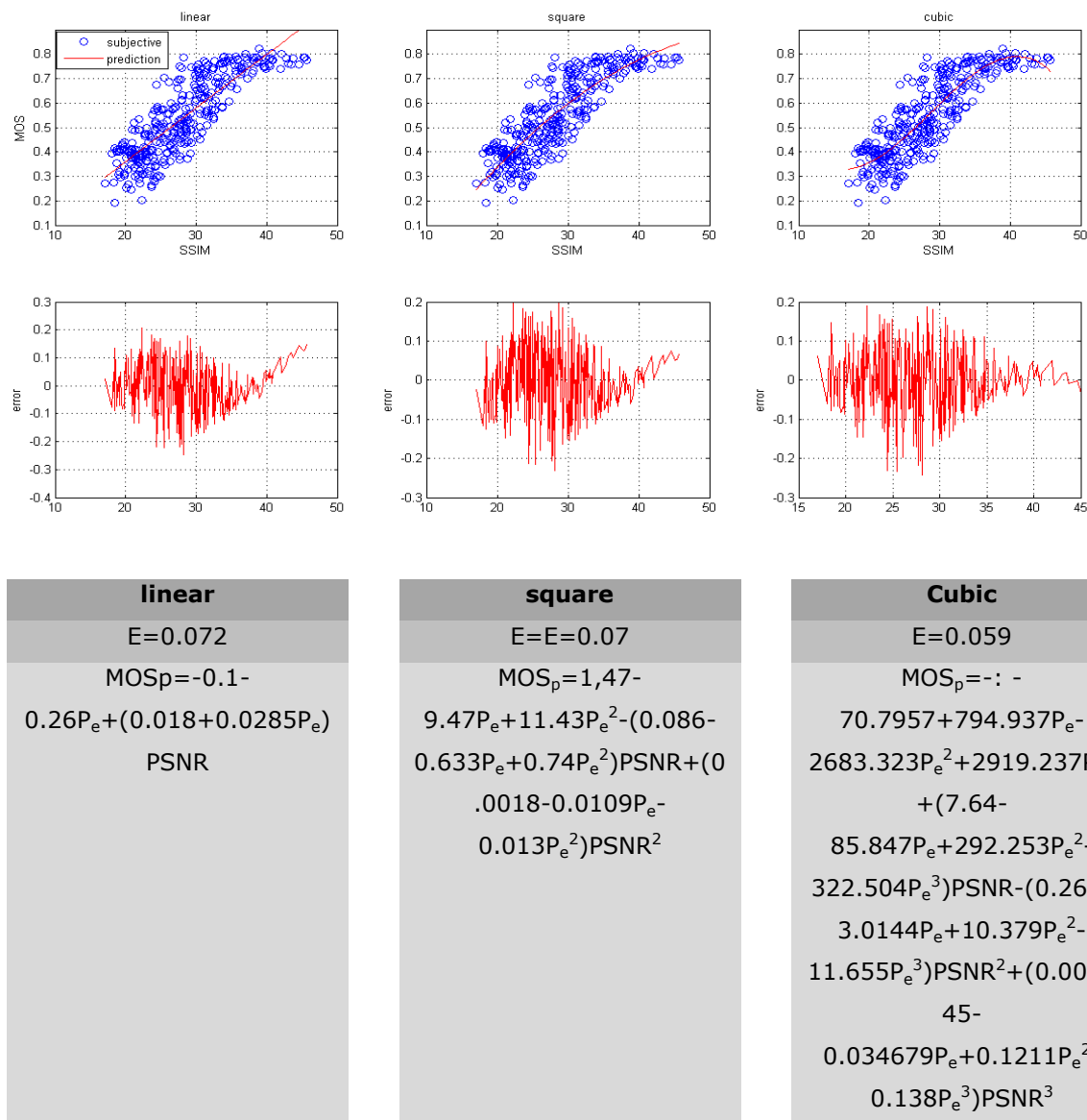
Cubic
 $E=0.075$
 $MOS_p = 0.81 - 0.088PSNR + 0.00471PSNR^2 - 0.00005PSNR^3$

Slika 27. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG2000 u slučaju PSNR mere

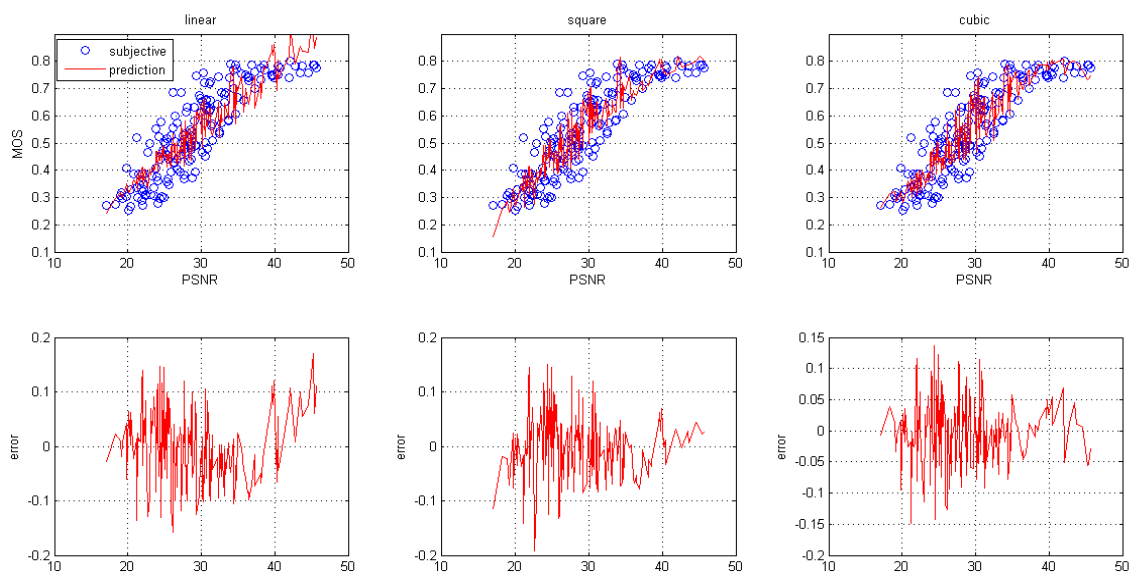


Slika 28. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG i JPEG2000 u slučaju PSNR mere

5.2.1.1. Predikcija bazirana na PSNR i P_e



Slika 29. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju PSNR i P_e za JPEG kompresiju u slučaju PSNR mere



linear

$E=0.067$

$$\text{MOS}_p = -0.169958 - 0.154001P_e + (0.018446 + 0.024596P_e)\text{PSNR}$$

square

$E=0.06$

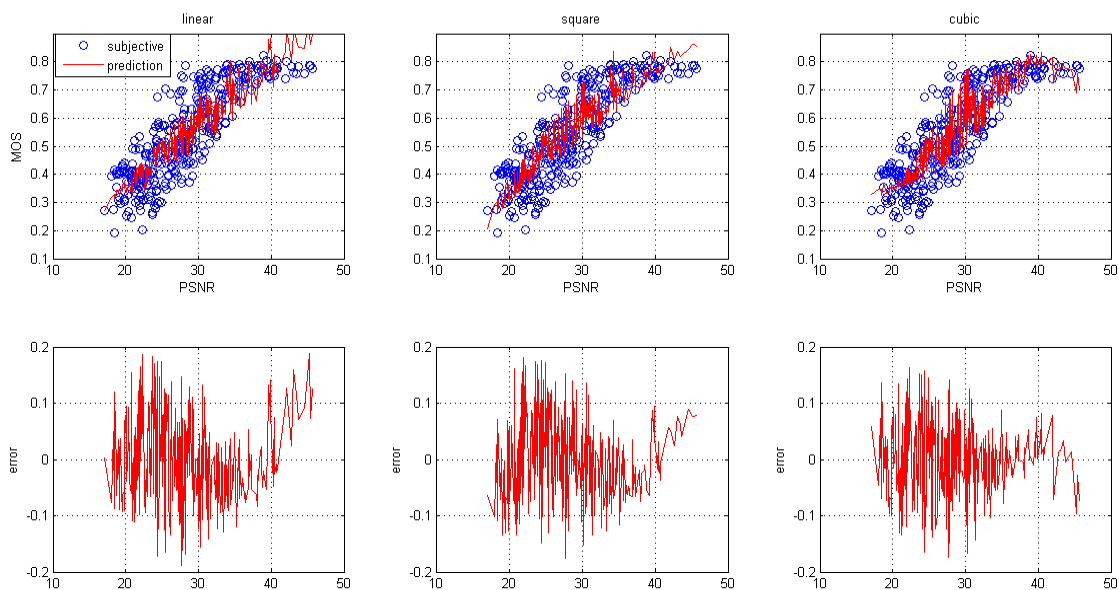
$$\text{MOS}_p = -1.365 + 2.023P_e - 1.409P_e^2 + (0.0735 + 0.0015P_e - 0.0411P_e^2)\text{PSNR} - (0.000449 + 0.002P_e - 0.0037P_e^2)\text{PSNR}^2$$

Cubic

$E=0.053$

$$\text{MOS}_p = 60.416 - 484.8P_e + 1283.6P_e^2 - (1087.822065 + 5.077951P_e - 103.413584P_e^2 - 84.183P_e^3)\text{PSNR} + (0.140325 - 1.0699P_e - 1604.09P_e^2 + 2.690243P_e^3)\text{PSNR}^2 + (-0.001260 + 0.009295P_e - 0.022322P_e^2 - 0.015128P_e^3)\text{PSNR}^3$$

Slika 30. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju PSNR i P_e za JPEG 2000 kompresiju u slučaju PSNR mere



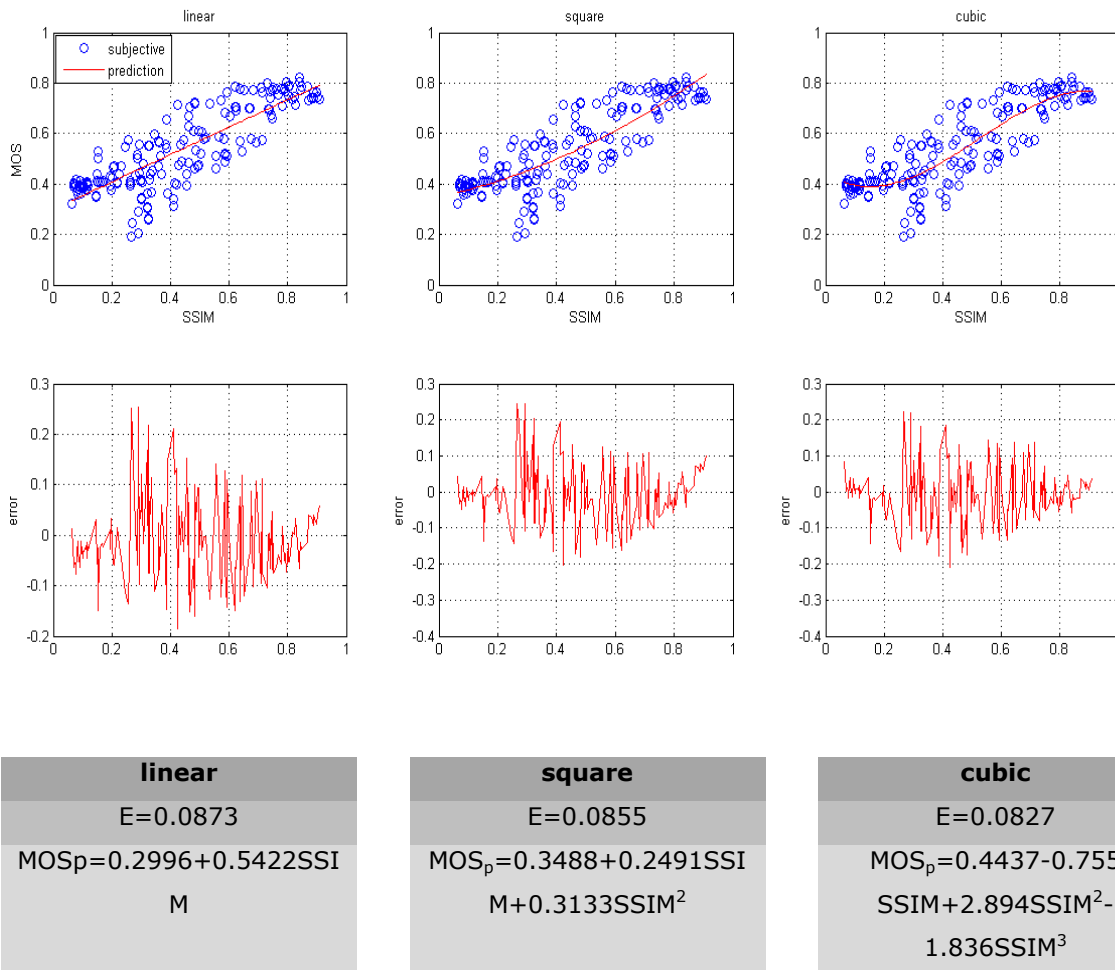
linear
$E=0.074$
$MOS_p = -0.090 - 0.267P_e + (0.01680 + 0.277P_e)PSNR$

square
$E=0.071$
$MOS_p = 1.188943 - 9.701203P_e + 12.855P_e^2 - (0.064 + 0.628P_e - 0.797P_e^2)PSNR + (0.001392 - 0.010250P_e + 0.013582P_e^2)PSNR^2$

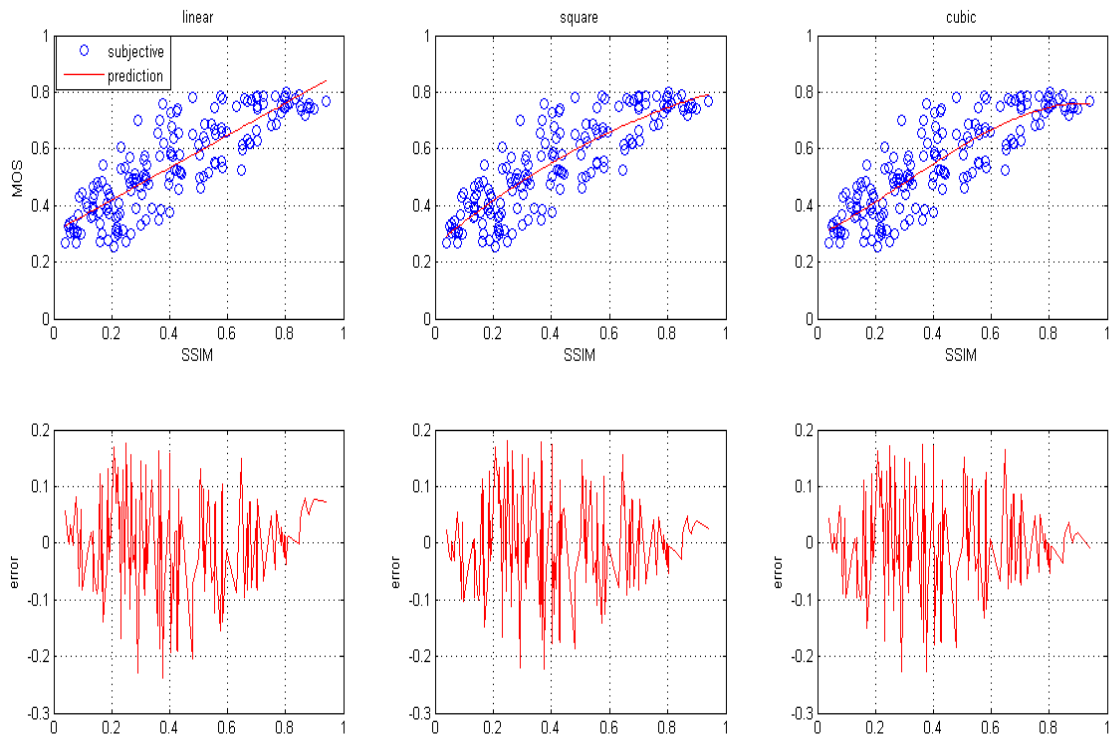
Cubic
$E=0.062$
$MOS_p = -21.315 + 292.215P_e - 1069.424P_e^2 + 1225.66P_e^3 + (2.41 - 31.938308P_e + 116.231736P_e^2 - 134.196P_e^3)PSNR - (0.085722 + 1.120220P_e - 4.078043P_e^2 + 4.770061P_e^3)PSNR^2 + (0.000989 - 0.012749P_e + 0.046684P_e^2 - 0.055523P_e^3)PSNR^3$

Slika 31. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju PSNR i P_e za JPEG i JPEG 2000 kompresiju u slučaju PSNR mere

5.2.2. Predikcija bazirana na SSIM



Slika 32. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG u slučaju SSIM mere

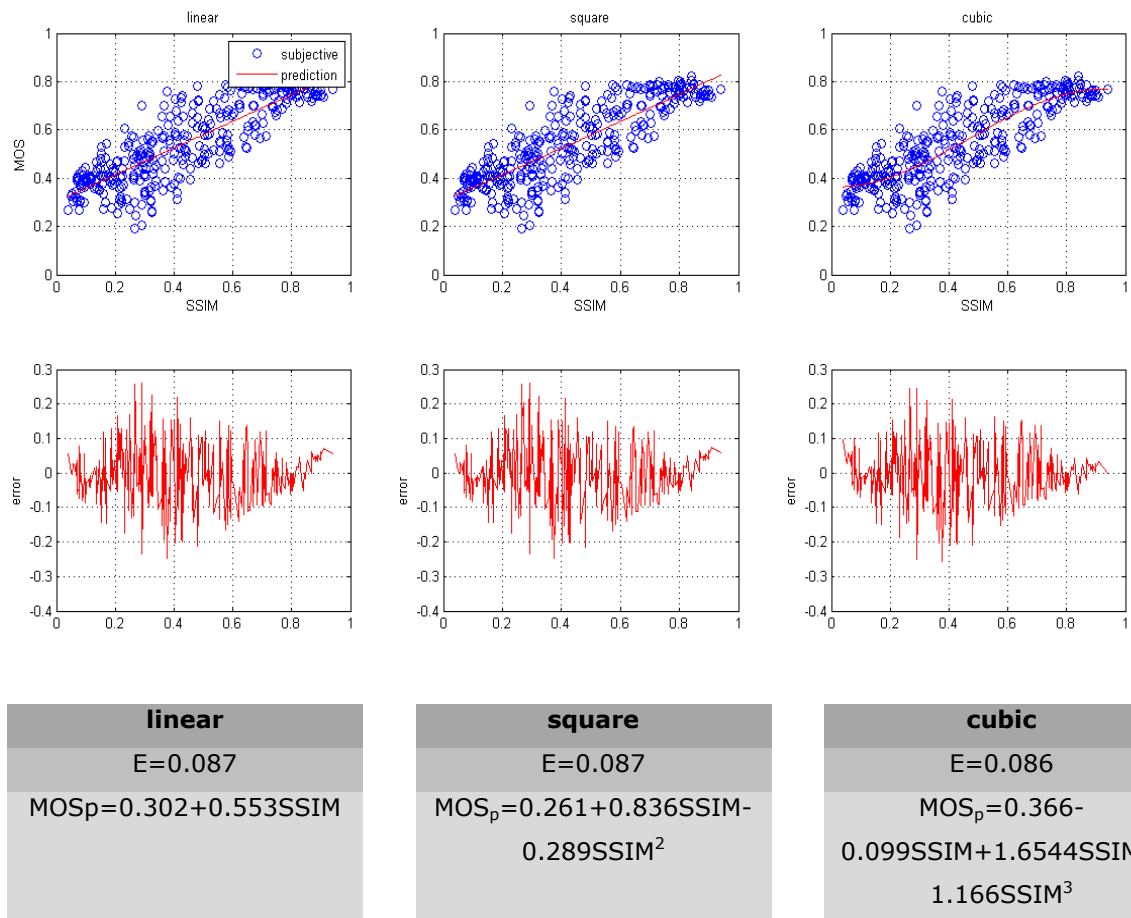


linear
 E=0.0857
 $MOS_p = 0.304 + 0.569SSIM$

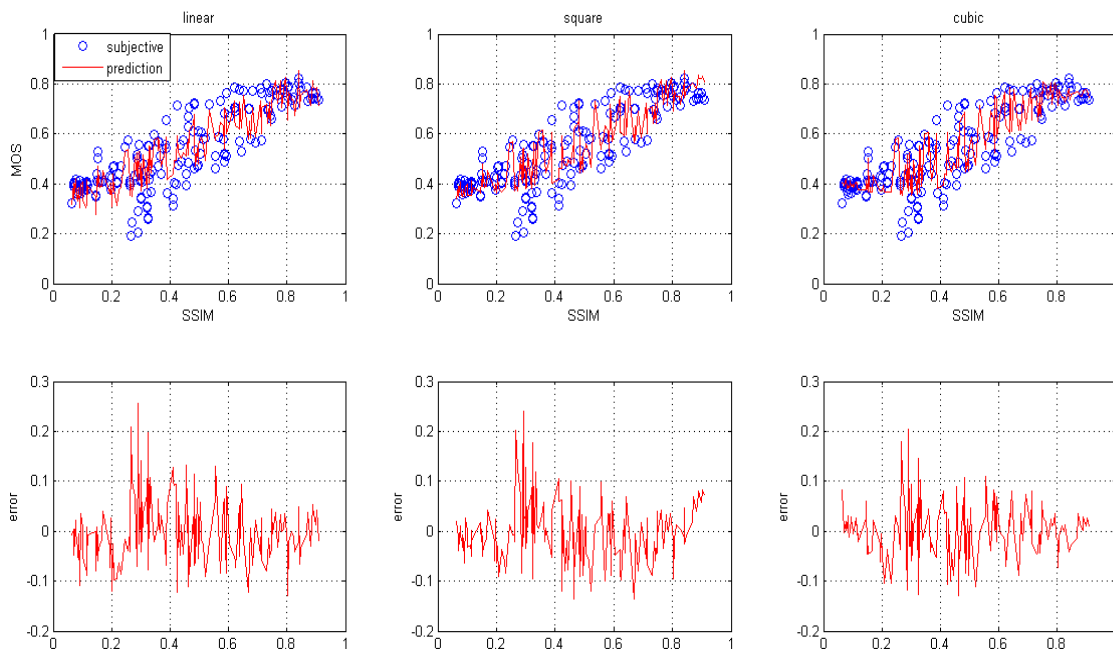
square
 E=0.0843
 $MOS_p = 0.261 + 0.836SSIM - 0.289SSIM^2$

cubic
 E=0.0839
 $MOS_p = 0.2926 + 0.502SSIM + 0.577SSIM^2 - 0.622SSIM^3$

Slika 33. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG2000 u slučaju SSIM mere

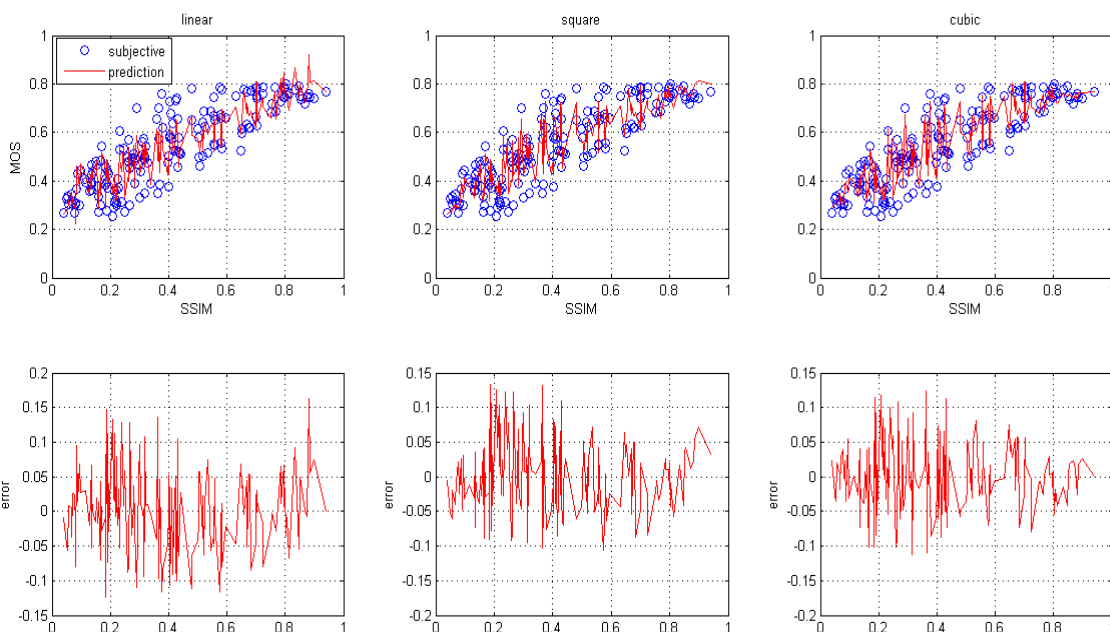


Slika 34. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG i JPEG2000 u slučaju SSIM mere

5.2.2.1. Predikcija bazirana na SSIM i P_e 

linear	square	cubic
$E=0.0669$	$E=0.0624$	$E=0.0549$
$MOS_p=0.458-0.59P_e+(0.657-0.166P_e)SSIM$	$MOS_p=0.4227-0.859P_e+1.72P_e^2+(1.628-4.417P_e+0.48P_e^2)SSIM-(1.086-5.153P_e+2.109P_e^2)SSIM^2$	$MOS_p=-0.138+5.206 P_e-16.734P_e^2+20.2P_e^3+(12.99-129.473P_e+396.335P_e^2-409.947P_e^3)SSIM-(39.033-428.82P_e+1369.564P_e^2-1413.63P_e^3)SSIM^2+(28.371-324.264P_e+1062.469P_e^2-1103.64P_e^3)SSIM^3$

Slika 35. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju SSIM i P_e za JPEG kompresiju u slučaju SSIM mere

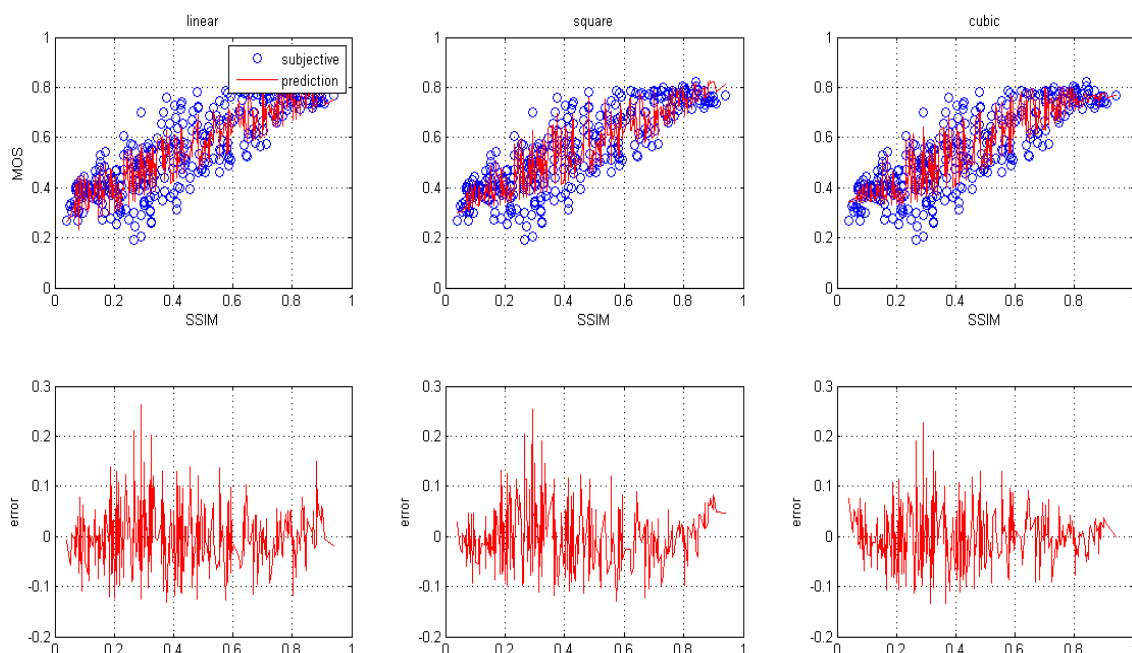


linear
$E=0.058$
$MOS_p=0.517289-$
$0.760P_e+(0.61+0.059P_e)S$
SIM

square
$E=0.0523$
$MOS_p=-$
$0.242+0.4005P_e+2.9350P_e^2-(2.935-$
$9.231P_e+7.697P_e^2)SSIM-$
$(2.91-$
$12.541P_e+12.176P_e^2)SSIM^2$

cubic
$E=0.0549$
$MOS_p=-$
$1.0485+14.587P_e-$
$48.37P_e^2+50.463P_e^3+(18.$
$911-185.55P_e+584.26P_e^2-$
$593.264P_e^3)SSIM-(47.637-$
$502.133P_e-$
$1604.09P_e^2+1628.317P_e^3)$
$SSIM^2+(33.25-$
$362.36P_e+1172.79P_e^2--$
$1193.25P_e^3)SSIM^3$

Slika 36. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju SSIM i P_e za JPEG2000 kompresiju u slučaju SSIM mere



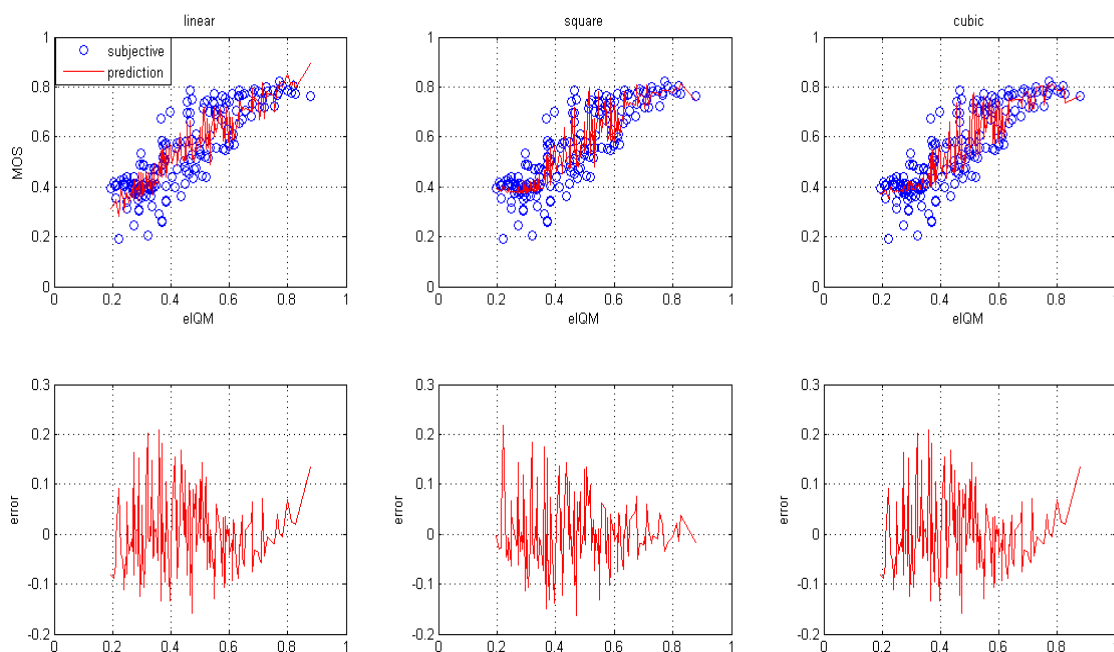
linear
$E=0.064$
$MOS_p=0.488-0.675P_e+(0.632-0.0544P_e)SSIM$

square
$E=0.0603$
$MOS_p=-0.344-0.44P_e+0.753P_e^2-(2.383+7.671P_e-5.817P_e^2)SSIM-(2.190-10.179P_e+9.465P_e^2)SSIM^2$

cubic
$E=0.056$
$MOS_p=-0.831+12.572P_e-41.279P_e^2+43.11P_e^3+(18.03-179.922P_e+563.326P_e^2-569.4122P_e^3)SSIM-(48.844-523.515P_e+1676.2P_e^2+1702.907P_e^3)SSIM^2+(34.76-384.411P_e+1251.94P_e^2-1279.81P_e^3)SSIM^3$

Slika 37. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju SSIM i P_e za JPEG i JPEG2000 kompresiju u slučaju SSIM mere

5.2.3. Predikcija bazirana na eIQM/tIQM

**linear**

$$E=0.0717$$

$$\text{MOS}_p = 0.128 + 2.042tIQM - (0.4138 + 0.782tIQM)eIQM$$

square

$$E=0.064$$

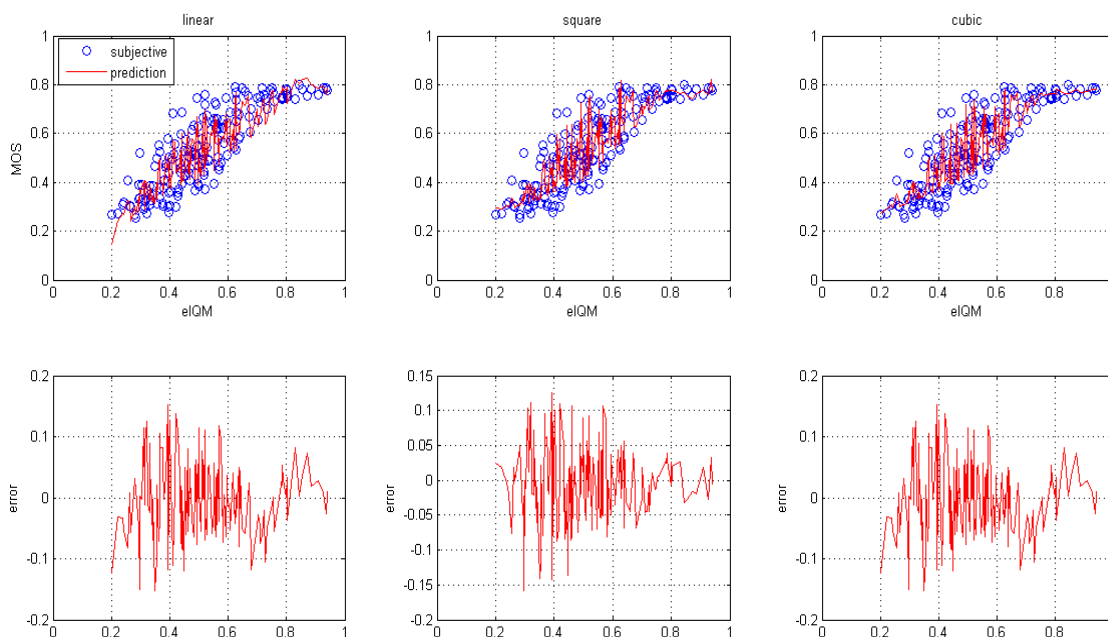
$$\text{MOS}_p = 0.777 - 6.871tIQM + 28.605tIQM^2 + (0.994 - 0.354tIQM - 49.95tIQM^2) \cdot eIQM + (-1.453 + 12.405tIQM + 16.483tIQM^2) eIQM$$

cubic

$$E=0.0615$$

$$\text{MOS}_p = -0.614580 + 36.58tIQM - 225.33tIQM^2 + 188.29tIQM^3 - (10.656 + 57.64tIQM - 1346.69tIQM^2 + 1712.616tIQM^3) eIQM + (58.91 - 728tIQM - 292.27tIQM^2 + 1880.21tIQM^3) eIQM^2 + (78.06 + 313.348tIQM - 355.59tIQM^2 - 519.5tIQM^3) eIQM^3$$

Slika 38. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG u slučaju eIQM/tIQM mere

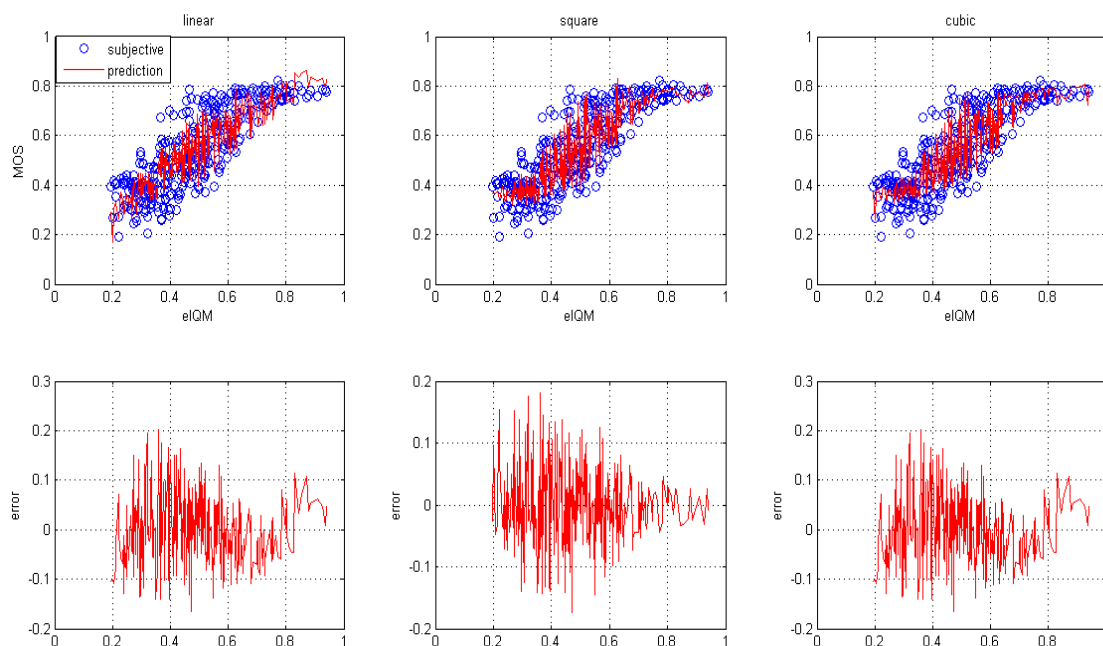


linear
E=0.058
$MOS_p = 0.027 + 2.138tIQM - (0.144 + 1.248tIQM)eIQM$

square
E=0.0519
$MOS_p = 0.273 - 1.33tIQM + 19.418tIQM^2 + (0.622 - 10.474tIQM - 29.192tIQM^2) \cdot eIQM + (-1.008 + 12.415tIQM + 8.04tIQM^2) \cdot eIQM$

cubic
E=0.0506
$MOS_p = 0.729 + 13.98tIQM + 16.878tIQM^2 - 154.36tIQM^3 - (13.19 + 117.492tIQM - 417.692tIQM^2 - 105.26tIQM^3)eIQM + (80.68 - 92.467tIQM - 545.74tIQM^2 + 146.6tIQM^3)eIQM^2 - (74.59 - 255.23tIQM - 11.779tIQM^2 - 50.218161tIQM^3)eIQM^3$

Slika 39. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG2000 u slučaju eIQM/tIQM mere



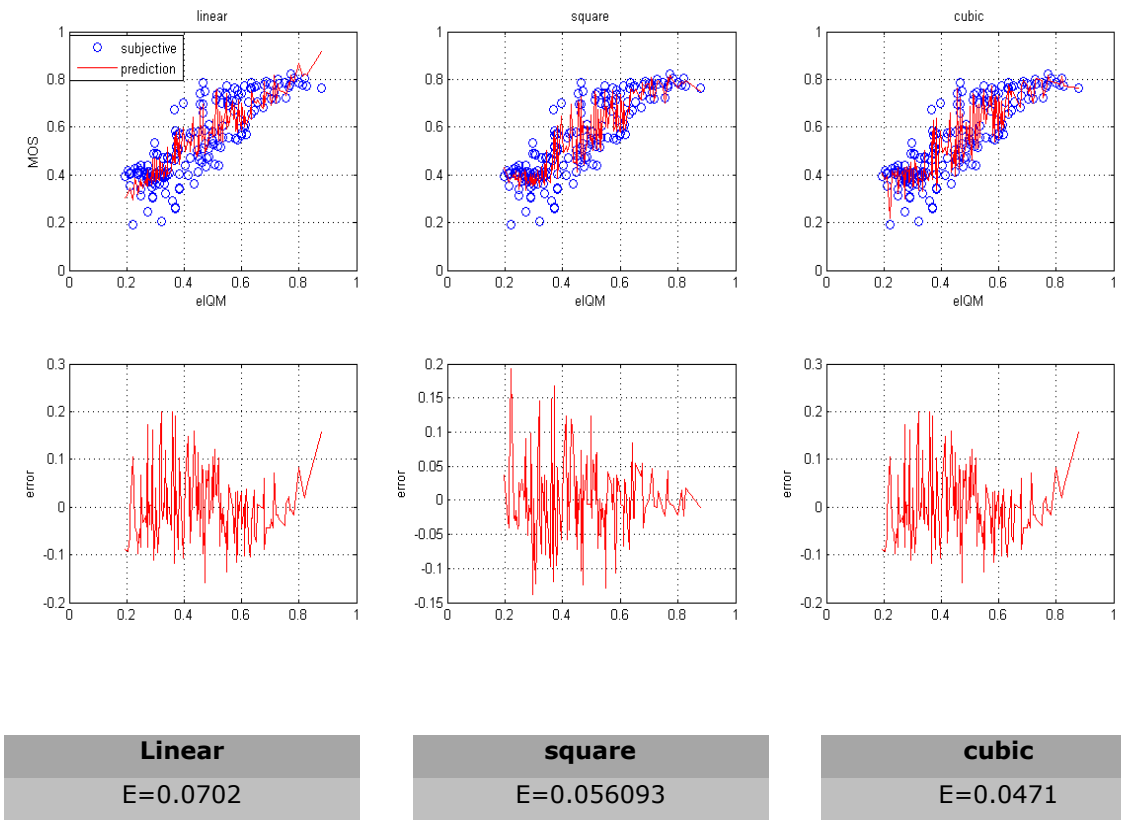
Linear
 E=0.068
 $MOS_p = 0.067 + 2.172tIQM - (0.258 + 1.162tIQM)eIQM$

square
 E=0.0611
 $MOS_p = 0.62 - 2.568tIQM + 17.578tIQM^2 - (-0.849 + -1.447tIQM + 31.28tIQM^2) \cdot eIQM + (1.191 + 6.204tIQM + 11.343tIQM^2) eIQM$

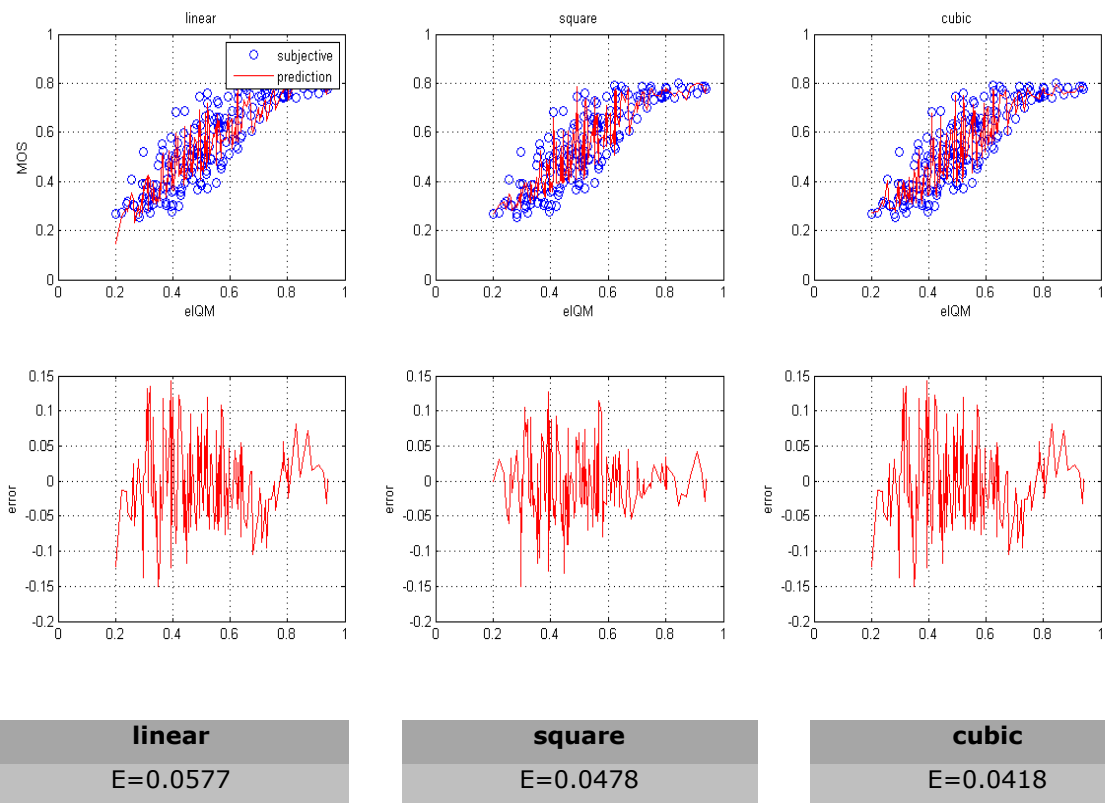
cubic
 E=0.0595
 $MOS_p = 0.279 + 11.081tIQM - 82.691tIQM^2 + 121.353tIQM^3 - (5.43 - 4.48tIQM - 356.67tIQM^2 + 632.38tIQM^3) eIQM + (17.38 - 222.86tIQM - 18.54tIQM^2 + 642.017tIQM^3) eIQM^2 + (16.824 + 110.83tIQM - 154.72tIQM^2 - 163.631tIQM^3) eIQM^3$

Slika 40. Polinomijalna predikcija MOS za JPEG i JPEG2000 u slučaju eIQM/tIQM mere

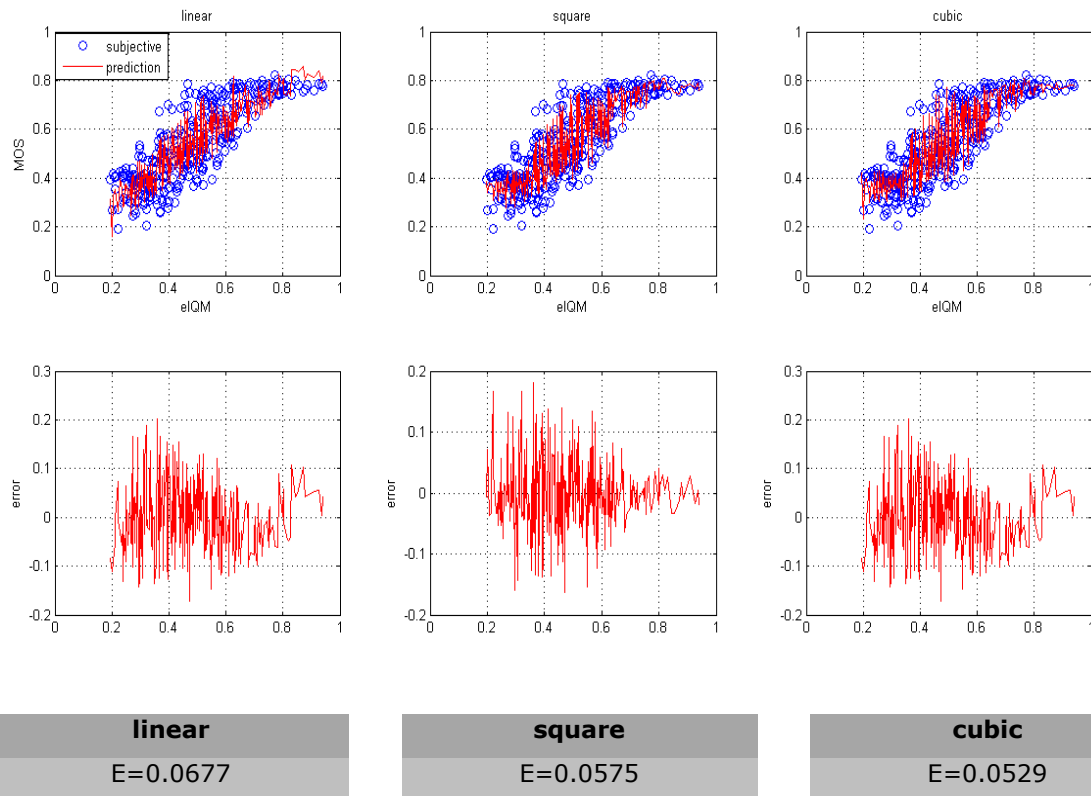
5.2.3.1. Predikcija bazirana na eIQM/tIQM i Pe



Slika 41. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju eIQM/tIQM i Pe za JPEG kompresiju u slučaju eIQM/tIQM mere



Slika 42. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju eIQM/tIQM i Pe za JPEG2000 kompresiju u slučaju eIQM/tIQM mere



Slika 43. MOS predikcija bazirana na polinomijalnom fitovanju eIQM/tIQM i Pe za JPEG i JPEG2000 kompresiju u slučaju eIQM/tIQM mere

5.2.4. Sumirani rezultati predikcije za JPEG i JPEG2000 kompresiju

Tabela 1: Sumirani rezultati predikcije za JPEG i JPEG2000

Predikcija MOS	Linear	Square	Cubic
PSNR	E=0.085	E=0.083	E=0.08
PSNR&Pe	E=0.074	E=0.071	E=0.062
SSIM	E=0.087	E=0.087	E=0.085
SSIM&Pe	E=0.064	E=0.06	E=0.056
eIQM/tIQM	E=0.068	E=0.061	E=0.06
eIQM/tIQM&Pe	E=0.0677	E=0.0575	E=0.0529

Iz sumiranih rezultata za PSNR, SSIM i novopredloženu meru 2D IQM vidimo da koren srednje kvadratne greške opada kada se u razmatranje procene kvaliteta slike kao parametar uvede i sadržaj preko faktora separacije, za sve tri mere. Sa druge strane, vidimo da SSIM mera u odnosu na PSNR daje približno iste rezultate prilikom multiparametarske procene kvaliteta slike bez uzimanja u obzir sadržaja slike, dok se u slučaj kada se u predikciju uključi faktor separacije SSIM mera daje znatno bolje rezultate. Novopredložena mera pokazuje očigledno poboljšanje u proceni kvaliteta slike u odnosu na SSIM i PSNR.

Tabela 2: Opadanje korena srednje kvadratne greške u odnosu na MOS(SSIM)-linearna regresija

Predikcija MOS	Linear	Square	Cubic
SSIM	0.00%	0.00%	1.15%
SSIM&Pe	26.44%	31.0344%	36.162%
eIQM/tIQM	21.83%	29.89%	31.52%
eIQM/tIQM&Pe	22.183%	31.9%	38.91%

Tabela 3: Maksimalne greške predikcije

Predikcija MOS	Linear	Square	Cubic
SSIM	0.265	0.265	0.252
SSIM&Pe	0.266	0.259	0.233
eIQM/tIQM	0.206	0.186	0.176
eIQM/tIQM&Pe	0.206	0.188	0.163

Tabela 4: Smanjenje maks. greške povezane sa MOS(SSIM) linearna regresija

Predikcija MOS	Linear	Square	Cubic
SSIM	0.00%	0.00%	4.91%
SSIM&Pe	-0.38%	2.26%	12.08%
eIQM/tIQM	22.26%	29.81%	33.58%
eIQM/tIQM&Pe	22.26%	29.06%	38.49%

Iz tabela 3. i 4. Vidimo da je maksimalna greška predikcije najmanja u slučaju eIQM/tIQM, kao i da se ona dodatno smanjuje ako se u razmatranje prilikom procene kvaliteta slike uključi i njen sadržaj. Na osnovu predhodnih rezultata možemo primetiti da novopredložena 2D IQM mera najbolje korelira sa subjektivnom procenom kvaliteta slike.

5.3. Primena nove metode za procenu kvaliteta različitih metoda interpolacije

5.3.1. Opis modela interpolacije koji se porede (SH, BL, LAI, KI)

Interpolacione metode se mogu podeliti u dve kategorije:

1. Konvencionalne interpolacione metode koje koriste konvolucione kernele za datu sliku
2. Adaptivne metode koje koriste informacije o ivicama za interpolaciju.

Konvencionalne metode uključuju: nearest neighbor interpolaciju, bilinearnu interpolaciju i bikubičnu interpolaciju. Bilinearna i bikubična interpolacija podatke čine glatkim i zadržavaju sadržaj niskih frekvencija izvorne slike. Pošto nisu u mogućnosti da povećaju visoke frekvencije ili da zadrže ivice, mogu da prouzrokuju vizuelne probleme, kao što su aliasing, blurring ili drugi artefakti. Različiti adaptivni metodi su napravljeni kako bi se rešili ovi problemi. U ovom radu ćemo izvršiti vrefikaciju novopredloženog 2D IQM metoda kroz poređenje sa četiri različite metode za interpolaciju[10]. Prva dva algoritma za poređenje su sample-and hold (SH), drugačije poznat kao nearest-neighbor i bilinarna interpolacija (BL)[11]. Treći algoritam će biti korišćen pod akronimom LAI [12]. Ovaj algoritam čuva ivice(oštrinu), menjajući broj interpoliranih piksela u zavisnosti od detektovanih ivica. Četvrti algoritam (KI)[13] koristi adaptivni postupak interpolacije kako bi ekstrapolirao nedostajuće visoko-frekvencijske komponente. Ovaj algoritam je primenljiv samo za celobrojne faktore skaliranja.

5.3.1.1. Nearest neighbor (SH)

Ovo je najjednostavniji algoritam za interpolaciju i zahteva najmanje vreme za izračunavanje. U obzir uzima samo jedan piksel-najbliži piksel onom pikselu koji se interpolira. Ovaj postupak praktično samo uvećava postojeći piksel.

Interpolacioni kernel za nearest neighbor je definisan sa:

$$h(x) = \begin{cases} 0, & |x| > 0 \\ 1, & |x| < 0 \end{cases} \quad (85)$$

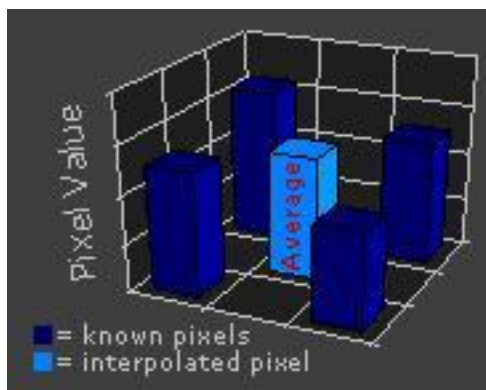
Frekvencijski odziv kernela je dat sa:

$$H(w) = \sin c(w/2) \quad (86)$$

Iako je ovaj metod veoma efikasan kvalitet slike je slab.

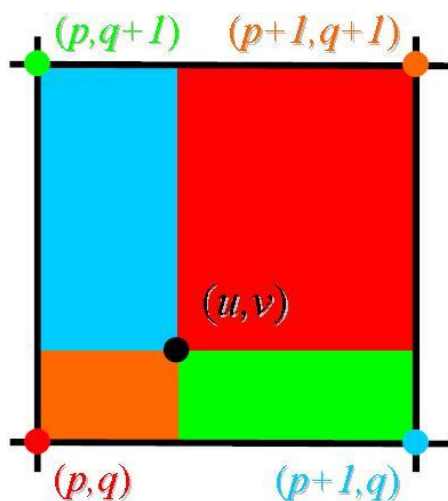
5.3.1.2. Bilinearna interpolacija

Bilinearna interpolacija uzima u obzir okolinu od 2x2 piksela koji okružuju nepoznati piksel. Interpolirana vrednost izračunava se kao srednja vrednost ponderisane sume (weighted average) ovih piksela. Bilinearna metoda kao rezultat daje daleko blažu sliku od najbližeg suseda. Na slici 44. je prikazan primer u kojoj je traženi piksel na istoj udaljenosti od sve četiri piksela, tako da se u ovom slučaju jednostavno izračunava srednja vrednost data četiri piksela.



Slika 44. Primer izračunavanja bilinearne interpolacije

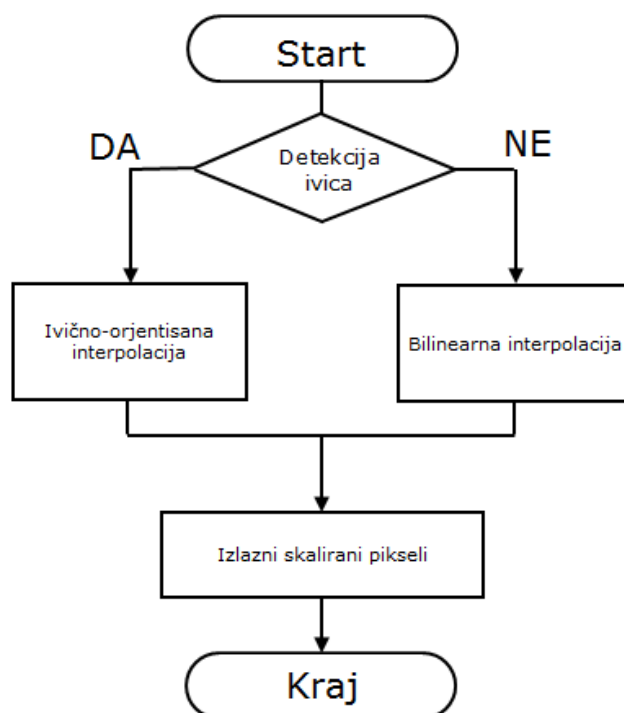
Međutim, bilinearna interpolacija ima još jednu interesantnu interpretaciju koja je prikazana na slici 45. U ovom primeru tražimo vrednost piksela sa koordinatama (u,v) na osnovu četiri zadata piksela (zeleni, smeđi, crveni i plavi) koji su raspoređeni u temenima kvadrata sa jediničnom stranicom. Postupak je sledeći: intenzitet crvene tačka se množi sa površinom crvenog pravougaonika, intenzitet zelene tačke sa površinom zelenog pravougaonika i tako dalje. Na kraju se dobijeni proizvodi sabiraju. Što je tačka sa koordinatama (u,v) bliža jednom temenu, odgovarajući naspramni pravougaonik će biti veći, i obrnuto. Tako da svaka od četiri tačaka ravnopravno učestvuje u interpolaciji.



Slika 45. Interpretacija bilinearne interpolacije

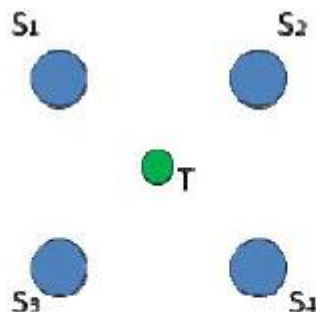
5.3.1.3. LAI adaptivni interpolacioni metod

Konvencionalne interpolacione metode pate od zamućenja u ivičnom području, pa je teško da se dobiju oštri i jasni vizuelni efekti. LAI[12] je adaptivna interpolaciona metoda koja ivice zadržava oštrim i omogućava dobar kvalitet slike. U regionu oko piksela koji se interpolira ovim algoritmom se proverava da li je piksel ivica ili ne. Potom se selektuje ivica u skladu sa pravcem ivice u regionu. Kako bi se održavala oštrina skalirane slike, predložen je adaptivni algoritam za skaliranje slike, baziran na pravcima lokalnih ivica. Ovaj algoritam koristi četiri susedna piksela da bi se analizirala lokalna svojstva ivica. Ako postoji ivica, biramo odgovarajući metod da bi interpolirao piksel korišćenjem lokalnih svojstava ivica. Sa druge strane ako nema lokalne ivice ovaj algoritam koristi bilinearnu interpolaciju. Proces skaliranja piksela je pokazan na slici 46.:



Slika 46. Proces skaliranja za svaki piksel (LAI metod)

U cilju analize lokalnih svojstava ivica, potrebno je da odredimo da li postoji ivica oko interpoliranog piksela. Možemo detektovati ivice iz izvorne slike korišćenjem četiri piksela oko interpoliranog piksela.



Slika 47. Opseg LAI interpolacije

Ovo je jednostavan i brz način da se detektuje pravac ivica. Relativniji smer se može odrediti korišćenjem više susednih piksela, ali prednost povećanja broja pravaca za povećanje preciznosti se uzima u obzir nasuprot ceni povećanja kompleksnosti algortima.

Detekcija ivica se vrši u tri koraka:

1. Računanje šest različitih smerova između izvornog piksela oko intepoliranog piksela. Uzmimo de je T interpoliran piksel i da su S_1, S_2, S_3, S_4 su četiri najbliža okolna piksela oko T. Šest različitih smerova su definisani sa:

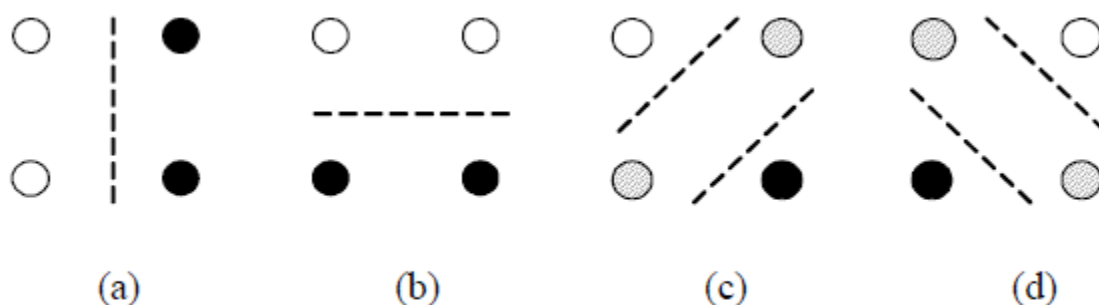
$$D_1 = |S_1 - S_2|, D_2 = |S_1 - S_3|, D_3 = |S_1 - S_4|, D_4 = |S_2 - S_3|, D_5 = |S_2 - S_4|, D_6 = |S_3 - S_4| \quad (87)$$

2. Nalazimo $\min(D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6)$. Minimalna vrednost se može koristiti za testiranje da li ima ivica ili ne u sledećem koraku
3. Klasifikujemo ivice na četiri tipa: vertikalne ivice, horizontalne ivice, SW-NE ivice i NW-SE ivice kao što je prikazano na slici 48. T_h predstavlja vrednost praga koji je određen eksperimentalno.

Ako je jedan od sledećih uslova zadovoljen, onda postoji vertikalna ivica.

$$\min = D_2 i D_3 \succ T_h i D_4 \succ T_h \quad (88)$$

$$\min = D_5 i D_3 \succ T_h i D_4 \succ T_h$$



Slika 48. Četiri tipa ivica kod LAI metode

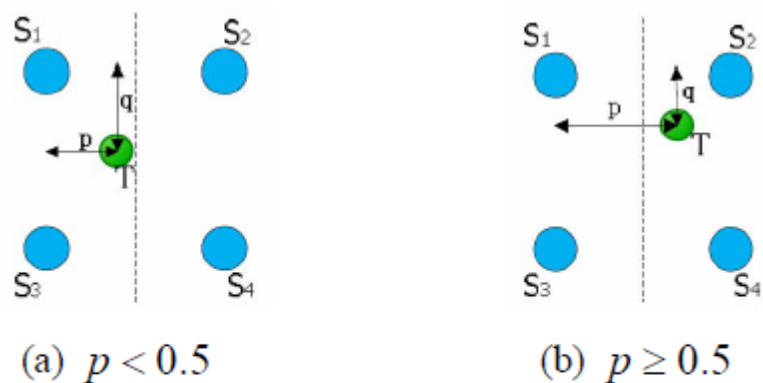
Konačno, ako nijedna od ovih tipova ivica nije zadovoljena, onda nema ivica.

Ova metoda je jednostavna i omogućava prihvatljiv kvalitet detekcije ivica. Sa druge strane, omogućava određivanje smera ivica u isto vreme.

Ako postoji ivica blizu interpoliranog piksela, predloženi algoritam bira odgovarajući interpolacioni metod u skladu sa tipom ivica. Uzmimo da je rastojanje od S_1 do S_2 jedinica rastojanja. Uzmimo da su p i q respektivno horizontalna i vertikalna komponenta udaljenosti od S_1 do T . Područje je definisano sa S_1, S_2, S_3, S_4 kao četiri ugla koja okružuje T se zove okolina T i označena je sa $N(T)$.

Tip 1: Vertikalne ivice

U slučaju da su vertikalne ivice blizu interpoliranog pikslea T kao što je pokazano na slici 49.:



Slika 49. Vertikalne ivice (LAI metod)

Ako je $p < 0.5$, T je leva strana od $N(T)$. U skladu sa vrednostima od S_1 i S_3 , vrednost piksela T je:

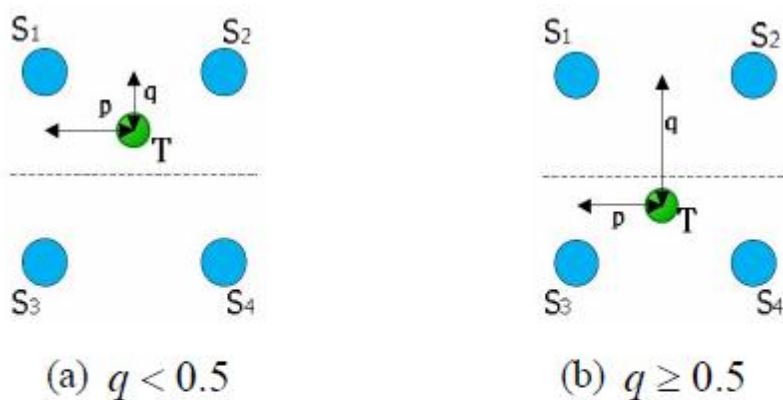
$$T = (1 - q)S_1 + qS_3 \quad (89)$$

Ako je $p \geq 0.5$, t je na desnoj strani $N(T)$, vrednosti piksela T su definisane sa:

$$T = (1 - q)S_2 + qS_4 \quad (90)$$

Tip 2: horizontalne ivice

U slučaju da su horizontalne ivice blizu interpoliranog piksela T kao što je pokazano na slici 50.



Slika 50. Horizontalne ivice (LAI metod)

Ako je $q < 0.5$, T je na levoj strani od N(T). Vrednost piksela T se računa na osnovu vrednosti S_1 i S_2 :

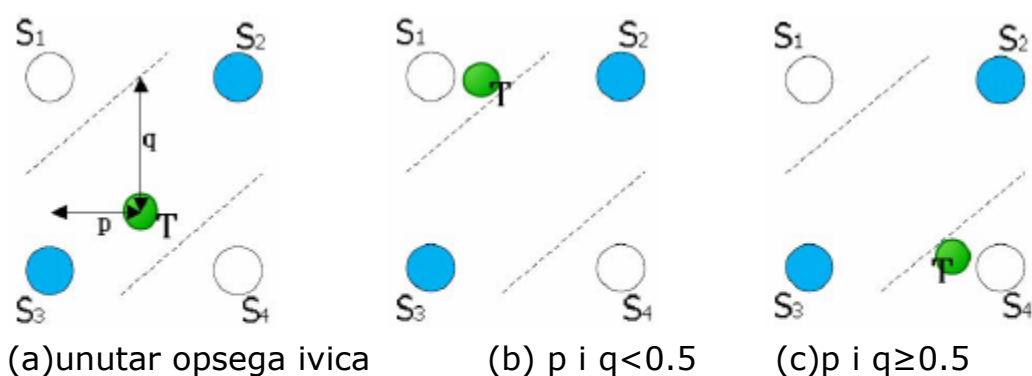
$$T = (1-p)S_1 + pS_2 \quad (91)$$

Ako je $q \geq 0.5$, T je lociran na desnoj strani N(T). Vrednost piksela T je definisan sa:

$$T = (1-p)S_3 + pS_4 \quad (92)$$

Tip3: SW-NE ivice

U slučaju da je SW-NE ivica blizu interpoliranog piksela T kao što je pokazano na slici 51.



Slika 51. Jugozapad-severoistok (SW-NE) ivice kod LAI metode

Kada je T lociran unutar centralnog SW-NE opsega kao što je pokazano na slici 51(a), vrednost piksela T će biti interpoliran sa S_2 i S_3 :

$$T = 0.5[pS_2 + (1-p)S_3] + 0.5[(1-q)S_2 + qS_3] \quad (93)$$

Kada je T blizu severno-zapadnog ugla kao što je na slici 51b ili blizu južnoistočnog ugla kao što je pokazano na slici 51c, vrednost najbližeg piksela će biti dodeljeni T. Vrednost piksela S_1 će biti

dodeljena T kada je $p < 0.5$ i $q < 0.5$, a vrednost piksela S_4 dodeljuje T kada je $p \geq 0.5$ i $q \geq 0.5$.

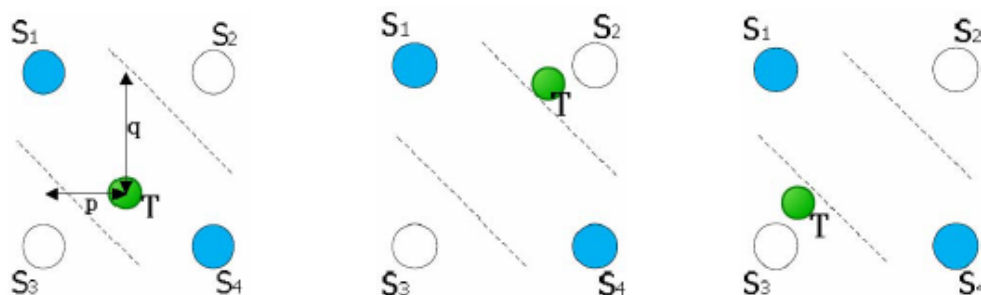
Tip4: NW-SE ivice

U slučaju NW-SE ivica blizu interpoliranog piksela T kao što je pokazano na slici 52.

Kada je T lociran unutar NW-SE opsega kao što je pokazano na slici 52a, vrednost piksela T se interpolira sa S_4 i S_1 :

$$T = 0.5[pS_4 + (1-p)S_1] + 0.5[(1-q)S_1 + qS_4] \quad (94)$$

Gde je T izvan NW-SE opsega kao što je pokazano na slici 52b i 52c, vrednost najbližeg piksela se direktno dodeljuje T. Ekvivalentno, vrednost S_2 se dodeljuje T kada je $p \geq 0.5$ i $q < 0.5$, vrednost piksela S_3 se dodeljuje T kada je $p < 0.5$ i $q \geq 0.5$.*



(a) Unutar opsega ivica

(b) $p \geq 0.5$, $q < 0.5$

(c) $p < 0.5$ i $q \geq 0.5$

Slika 52. Severozapad-jugoistok ivice (LAI metod)

5.3.1.4. KI interpolacioni metod

Metode za uvećanje slike teže da povećaju prostornu rezoluciju slike bez unošenja zamućenja. Ovaj proces je poznat i kao proces superrezolucije, skaliranja slike, upsampling, zumiranja i uvećanja slike.

KI metoda interpolacije [13] je jednostavna i efikasna metoda za uvećanje slike bazirana na intervalima. Slika niske rezolucije se uvećava da bi se dobila slika visoke rezolucije korišćenjem metode za proširenje blokova. Cilj ove metode je da se od postojeće slike dobije nova veća slika korišćenjem težinske agregacije intenziteta piksela u okolini svakog piksela u originalnoj slici. Pomoću intervala i korišćenjem K_α linearnog operatora se dobija uvećana slika. Koristi se interval jer je pokazano u procesu obrade slike da se na ovaj način omogućava čuvanje informacija o okolini svakog piksela. K_α operator omogućava da se izabere, u zavisnosti od α parametra unutrašnja tačka intervala koja mora biti odabrana. Dužina intervala je mera varijacije intenziteta u okolini svakog piksela.

Uzmimo da je $\alpha \in [0,1]$. Operator K_α je definisan za $L[(0,1)] \rightarrow [0,1]$ sa:

$$K_\alpha(x) = x + \alpha \left(\frac{x - x}{x - x} \right), \text{ za sve } x \in L[(0,1)] \quad (95)$$

Jasno je da važe sledeće osobine:

$$K_0(x) = x \text{ za sve } x \in L[(0,1)] \quad (96)$$

$$K_1(x) = x \text{ za sve } x \in L[(0,1)] \quad (97)$$

$$K_\alpha(x) = (K_0(x), K_1(x)) = K_0(x) + \alpha(K_1(x) - K_0(x)) = x + \alpha W(x) \text{ za sve } x \in L[(0,1)] \quad (98)$$

Primećujemo da je K_α operator poseban slučaj Hurwitcove funkcije agregacije [38].

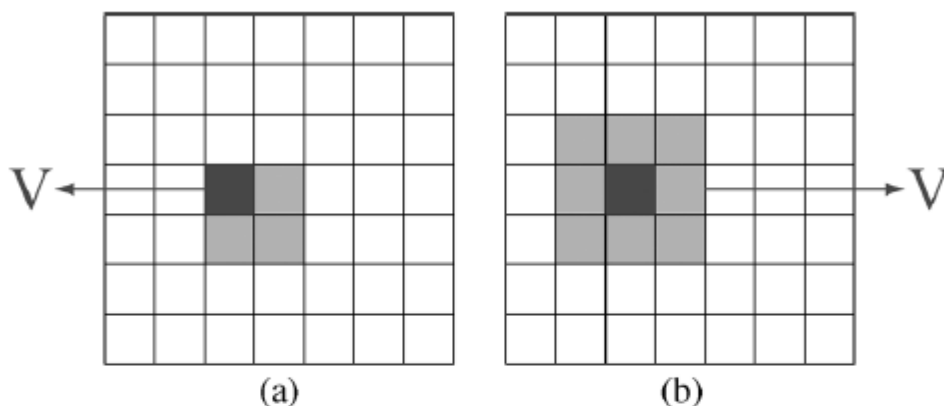
U okviru KI interpolacije se razmatra slika Q kao matrica dimenzija $N \times M$. Svaka koordinata piksela u slici Q je označena sa (i,j) . Normalizovani intenzitet normalizovanog novog sivog piksela lociranog na (i,j) je predstavljen sa $q_{i,j}$, sa $0 \leq q_{i,j} \leq 1$ za svaki $(i,j) \in Q$.

U okviru ovog algoritma razmatra se slika Q koja je matrica dimenzija $N \times M$. Svaka koordinata piksela u slici Q je određena sa (i,j) . Normalizovan intenzitet normalizovanog nivoa sivog na lokaciji piksela (i,j) je predstavljen sa $q_{i,j}$, i to kada je $0 \leq q_{i,j} \leq 1$ za svaki $(i,j) \in Q$.

Svrha ovog algoritma je da sliku Q dimenzija $N \times M$, uvećamo $n \times m$ puta, pa da na taj način dobijemo novu sliku dimenzija $N' \times M'$ gde je $N' = n \times N$, $M' = m \times M$, i $n, m \in \mathbb{N}$ sa $n \leq N$ i $m \leq M$. $N \times m$ se koristi kao faktor uvećanja.

Korišćene su dve različite rešetke za svaki piksel u originalnoj slici, na sledeći način:

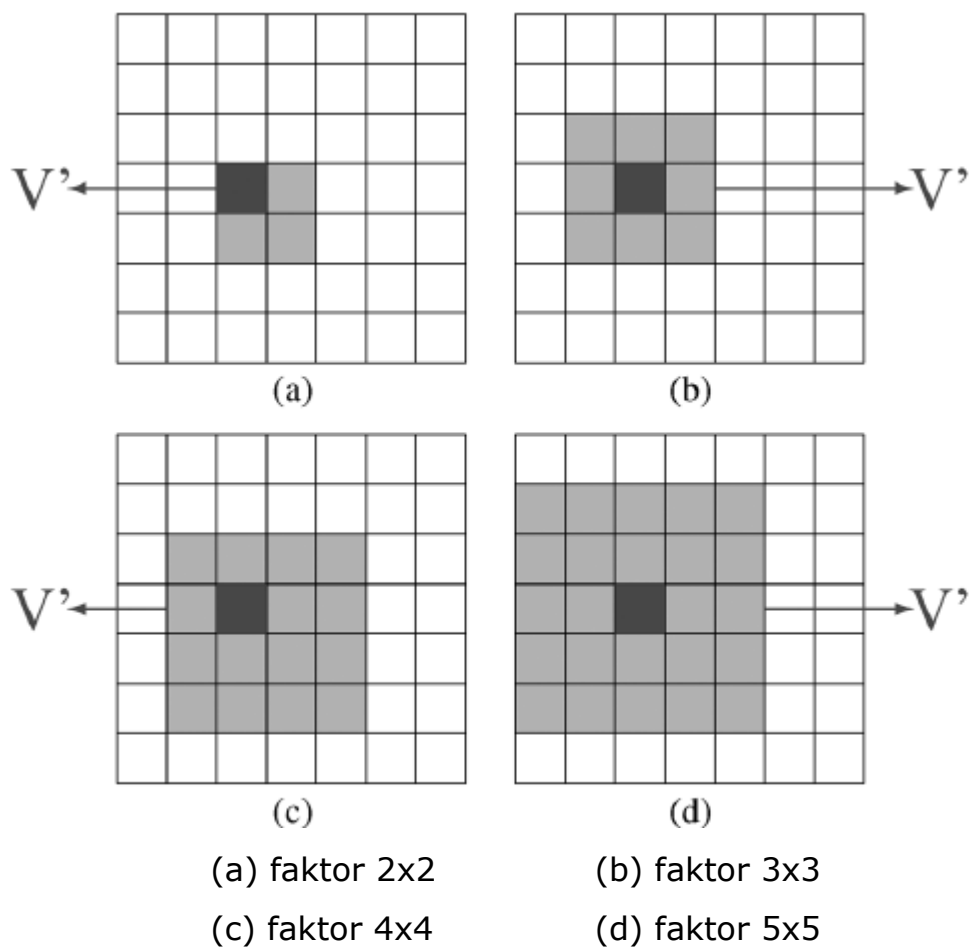
Rešetka V iz koje se računa interval intenziteta je prikazana na slici 53. Blok V sadrži promene intenziteta u okolini piksela. Veličina ovog prozora je $p \times q$ sa $p, q \in \mathbb{N}$, tako da je $1 \leq p \leq 3$ i $1 \leq q \leq 3$. Vrednosti p i q zavisi od faktora uvećanja.



(a) Slučaj kada je faktor uvećanja 2×2 (b) slučaj kada je faktor uvećanja 3×3

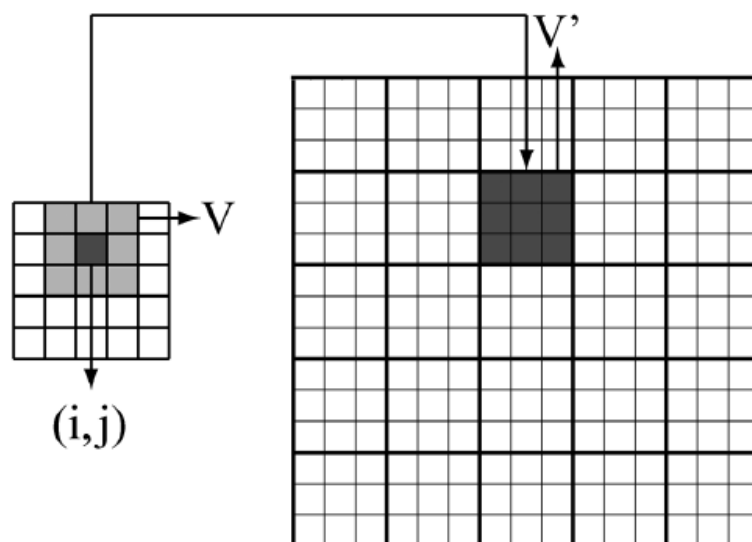
Slika 53. Izbor rešetke V kod KI interpolacije

Rešetka V' je veličine $n \times m$ i prikazana je na slici 54. Koristimo ovu rešetku i interval se računa pre pravljenja novog bloka veličine $n \times m$ u uvećanoj slici.



Slika 54. Izbor rešetke V za različite faktor uvećanja

Šema algoritma je ilustrovana na slici 55.



Slika 55. Uvećana slika sa $n=m=3$ (KI metod)

Slika levo je originalna. Piksela (i,j) se dodeljuje prošireni V'' iste veličine kao V' (u ovom primeru $n=m=3$, gde je V'' blok veličine 3×3). Slika desno odgovara rezultatima algoritma.

Metod KI interpolacije je prikazan pomoću algoritma. Algoritam predstavlja metod koji smo predložili korišćenjem rešetki V , V' i V'' . Na osnovu njega vidimo da ovaj metod karakteriše jednostavnost u pogledu njegove implementacije.

Algoritam

ULAZ: Q originalna slika, (n x m) faktor uvećanja

r1 Biramo $p, q \in \{1, 2, 3\}$

r2 FOR svaki piksel (i,j) DO

r3 Fiksiramo rešetku V dimenzija $p \times q$ centriranu na (i,j)

r4 Računamo W kao razliku između najvećeg i najmanjeg intenziteta piksela u V

r5 Računamo δ . $W \in [0, 1]$, gde je $\delta = 1 - 2\sigma$, gde je σ standardna devijacija intenziteta V

r6 Pravimo interval $F(q_{i,j}, \delta, W)$ korišćenjem sledeće jednačine:

$$F(q_{i,j}, \delta, W) = [q_{i,j}(1 - \delta W), q_{i,j}(1 - \delta W) + \delta W]$$

r7 Postavljamo rešetku V' dimenzija $n \times m$ centriranu na (i,j)

r8 Pravimo novi prazan blok V'' veličine $n \times m$

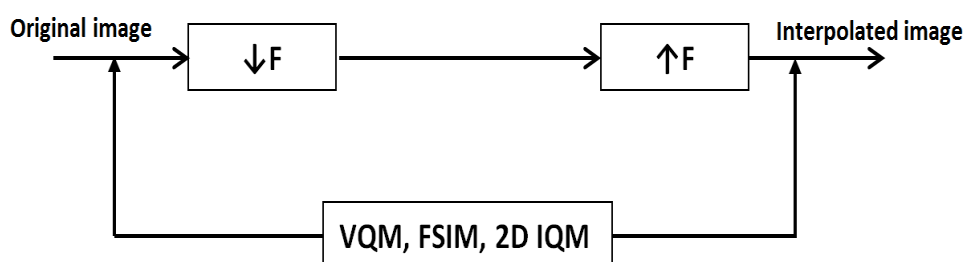
r9 Za svaki element (k,l) u V'' ponavljamo $q''_{kl} := K_{q_{kl}}(F(q_{i,j}, \delta, W))$

END

Blok V'' stavljamo u uvećanu sliku.

5.3.2. Poređenje postojećih metoda i 2D IQM za različite metode interpolacije

Generalno, predstavljena metrika za procenu kvaliteta 2D IQM je primenljiva za sve tipove distorzija. U ovom poglavlju ćemo predstaviti pogodnost metrike za poređenje različitih interpolacionih algoritama [10]. U [18] autori su poredili rezultate kvaliteta slike za različite tehnike downskaliranja. Testirali smo ova rešenja i nismo našli velike razlike za različite tehnike downskaliranja. Iz ovog razloga smo izabrali najjednostavniji SH algoritam. Razmotrićemo četiri interpolaciona algoritma i to SH (poznat kao nearest neighbor), bilinearni, LAI [12] i KI [13]. KI algoritam [13] je primenljiv za celobrojne faktore skaliranja. Svi interpolacioni algoritmi su testirani za različite faktore interpolacije F , i to iste u vertikalnom i horizontalnom pravcu. Ista referentna slika I_r se koristi u svim slučajevima. Ona se smanjuje sa faktorom interpolacije $1/F$, korišćenjem SH algoritma, a potom se povećava korišćenjem različitih interpolacionih algoritama. Nakon toga se koriste različite metode procene kvaliteta VQM, 2D IQM, i FSIM na par slika I_r i I_d . Pristup je primenljiv za svaki faktor F (decimacija i interpolacija).



Slika 56. Model za poređenje različitih algoritama interpolacije korišćenjem VQM, FSIM i 2D IQM metrike

Pet slika je uzeto iz standardnih test slika, LIVE[22,23] i CSIQ[16] baze slika. Za test slike "Family", "Cameraman", "Lena", "Elk" i "Bikes" sa različitim faktorima separacije, dobijeni rezultati su pokazani na slikama 57-61. Faktor separacije je povezan sa sadržajem slike, odnosno viši faktor separacije znači više ivica, što odgovara većem nivou detalja u slici. Kako je pokazano na slikama, "Bikes" ima najviše detalja a "Family" najmanje.

Dobijeni rezultati za "Family" su pokazani na slici 57. Prema VQM meri, BL algoritam ima najbolji kvalitet za sve faktore skaliranja. U slučaju kada je $F=3$, SH i KI imaju isti kvalitet. U slučaju $F=1.5$, $F=2.5$ i $F=4$, SH i LAI pokazuju isti kvalitet. Prema 2D IQM metrici BL postiže najbolji kvalitet za sve faktore skaliranja za obe komponente (eIQM i tIQM). U slučaju kada je $F=3$ BL ima najbolji kvalitet, a slede ga LAI, KI i SH. U slučaju $F=4$ BL ima najbolji kvalitet, a slede ga LAI i SH. FSIM mera pokazuje razlike za sve faktore skaliranja i po ovoj meri BL ima najbolji kvalitet, a slede ga LAI, KI i SH.

Dobijeni rezultati za "Cameraman" sliku su pokazani na slici 58. U skladu sa VQM metrikom KI algoritam pokazuje najlošiji kvalitet za $F=3$ i $F=4$. BL algoritam pokazuje najbolji kvalitet za skoro sve faktore skaliranja. U slučajevima kada je $F=3.5$ i $F=4$, VQM mera ne pokazuje razlike za tri algoritma, SH, BL i LAI. U skladu sa 2D IQM metrikom, BL ima najbolji kvalitet za sve faktore skaliranja, a slede ga LAI, KI i SH. FSIM ne pokazuje razlike za tri algoritma, SH, BL i LAI, kada je $F=2.5$, $F=3$ i $F=3.5$. U drugim slučajevima, BL pokazuje najbolji kvalitet, a slede ga LAI, KI i SH algoritam.

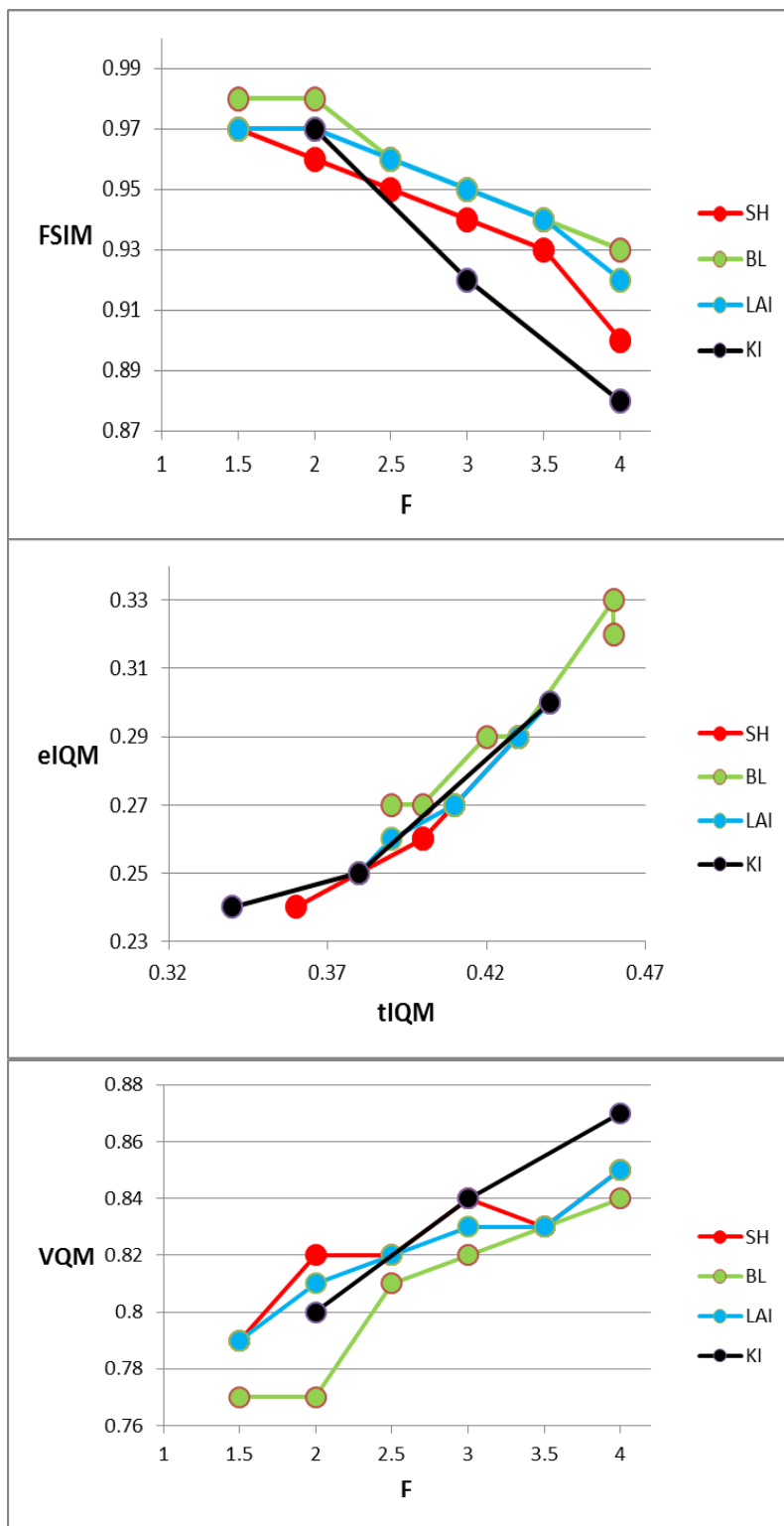
Dobijeni rezultati za "Lena" sliku su pokazani na slici 59. U skladu VQM merom, BL algoritam pokazuje najbolje rezultate za sve faktore skaliranja. U slučaju $F=3.5$ tri algoritma, SH, BL i LAI, imaju isti kvalitet. U slučajevima kada je $F=1.5, 2.5$ i $F=4$, SH i LAI pokazuju isti kvalitet. FSIM pokazuje razlike, s tim da BL ima najbolji kvalitet, a prate ga LAI, SH i KI algoritam. U skladu sa 2D IQM metrikom BL pokazuje

najbolji kvalitet, a slede ga LAI, SH I KI. FSIM ne pokazuje razlike za tri algoritma, SH, BL I LAI, u slučaju kada $F=3$.

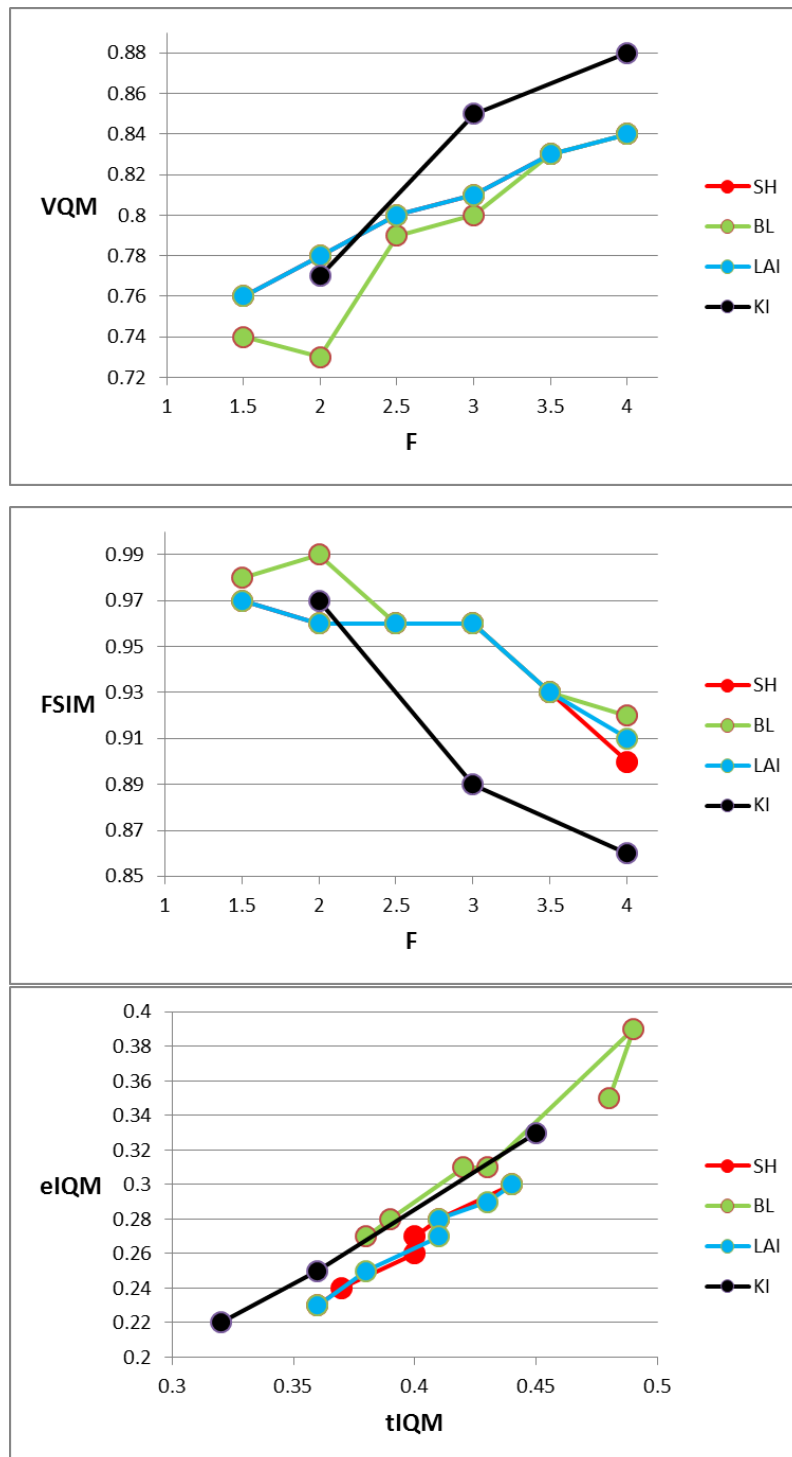
Dobijeni rezultati za "Elk" sliku su pokazani na slici 60. U skladu sa VQM merom, BL pokazuje najbolji kvalitet za sve faktore skaliranja. Za $F=3$, tri algoritma SH, BL i LAI pokazuju isti kvalitet. Prema rezultatima 2D IQM metrike BL pokazuje najbolji kvalitet za sve faktore skaliranja, a prate ga LAI, KI I SH. FSIM mera ne pokazuje razlike za tri algoritma, SH, BL I LAI u slučajevima kada je $F=3$ i $F=3.5$.

Dobijeni rezultati za "Bikes" sliku su pokazani na slici 61. U skladu sa VQM metrikom, BL pokazuje najbolji kvalitet. U slučaju $F=3$, VQM mera ne pokazuje razlike za tri algoritma (SH, BL, LAI). Međutim, VQM mera pokazuje malo bolji kvalitet za KI algoritam. U slučaju, $F=3.5$, dva algoritma, SH I LAI pokazuju isti kvalitet. FSIM mera ne pokazuje razlike za tri algoritma SH, LAI I BL, za faktore skaliranja $F=2.5$ I $F=3$. U skladu sa FSIM, BL pokazuje najbolji kvalitet, a slede ga LAI, SH I KI algoritam. Prema rezultatima 2D IQM metrike, BL pokazuje najbolji kvalitet za sve faktore skaliranja, a slede ga LAI, KI I SH.

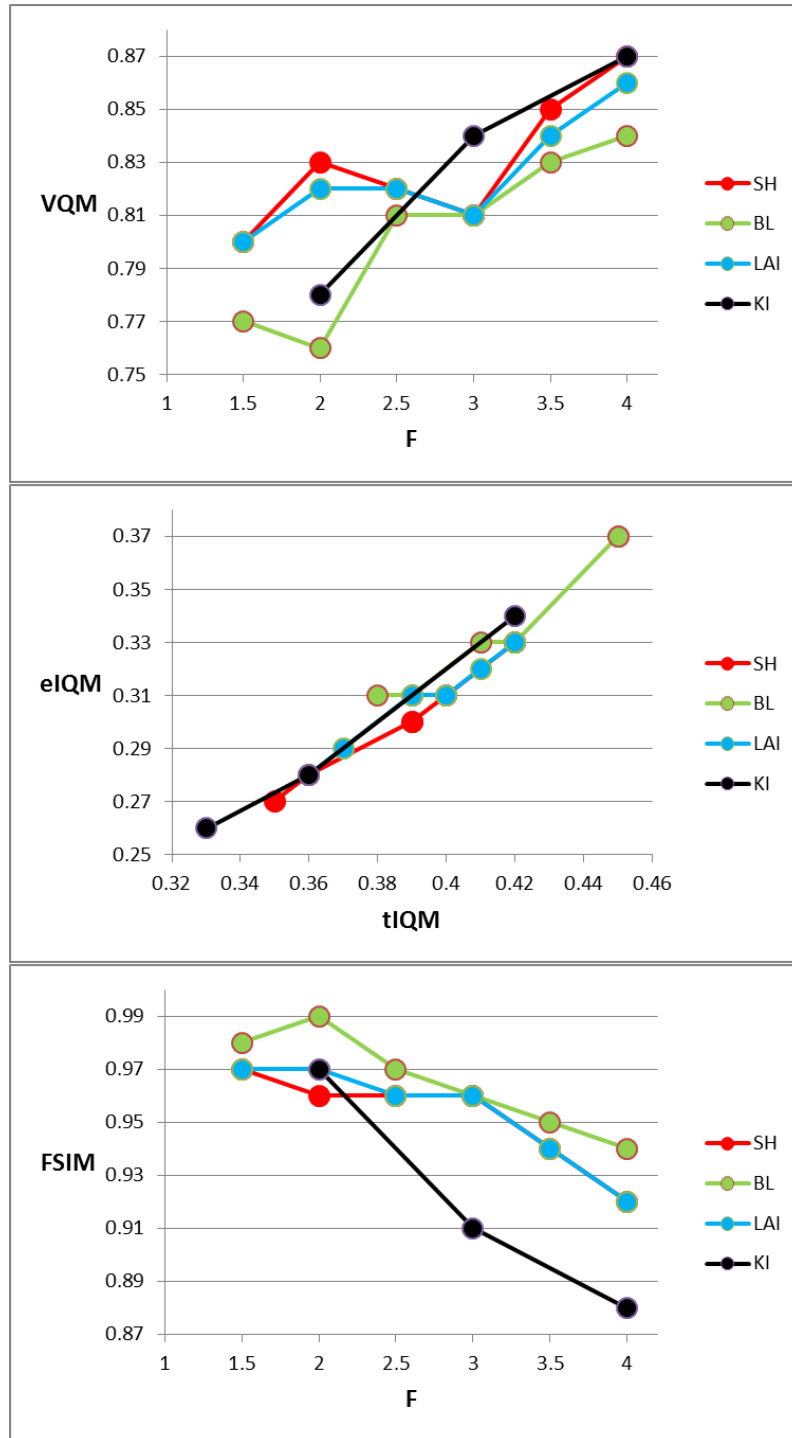
Ova evaluacija pokazuje bolju korelaciju predložene 2D IQM metode sa subjektivnom procenom.



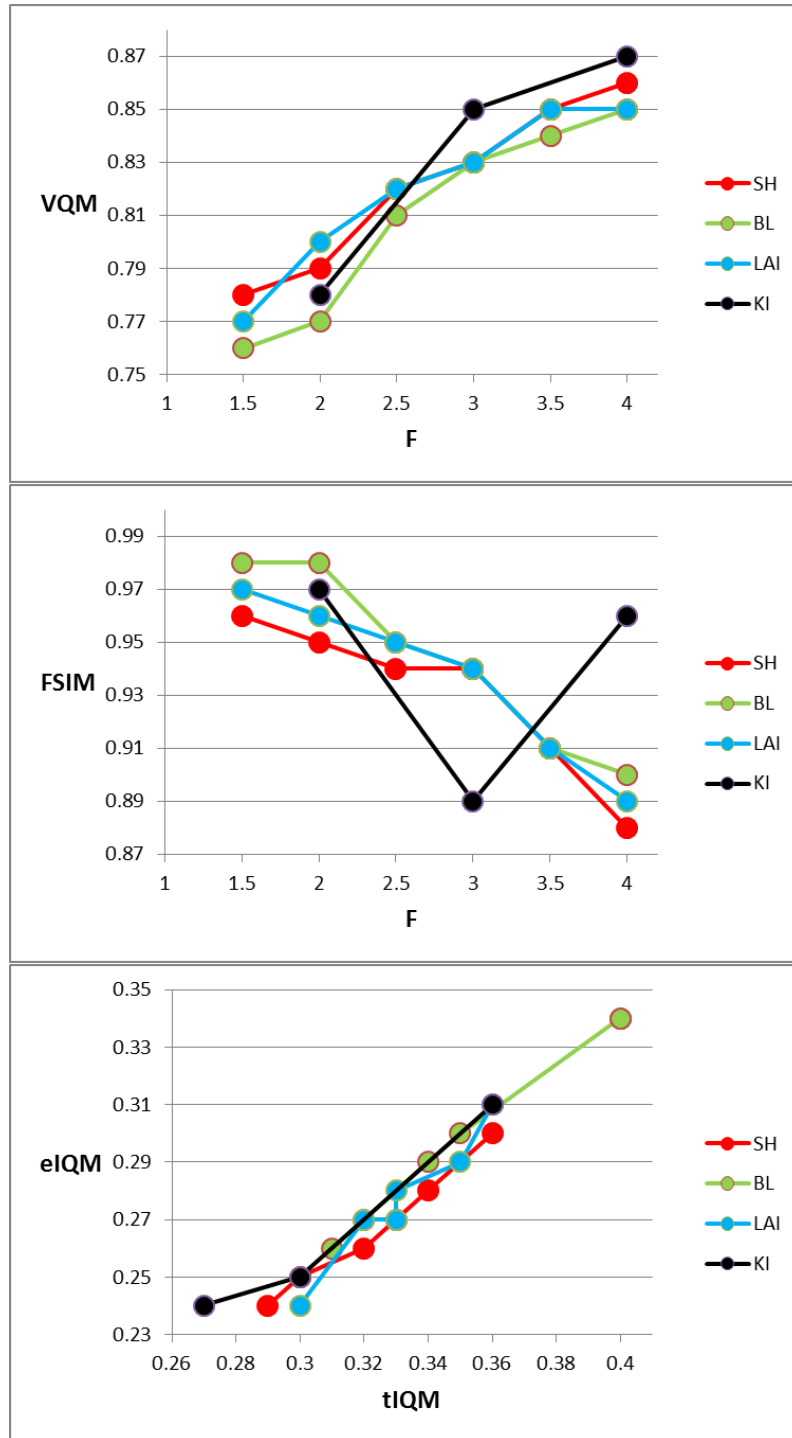
Slika 57. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Family" sliku (S=15.71%)



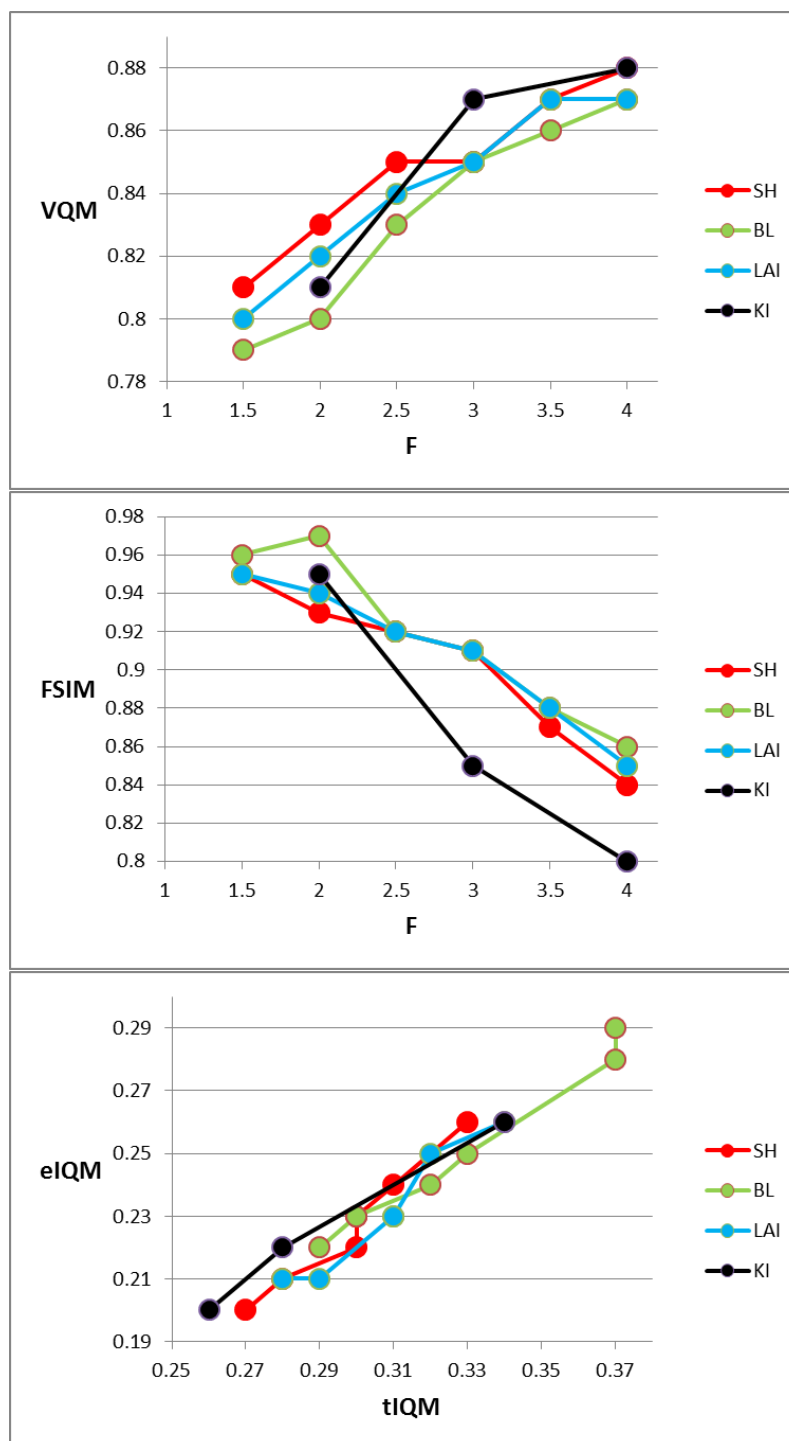
Slika 58. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Cameraman" sliku (S=20.45%)



Slika 59. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Lena" sliku ($S=28.16\%$)



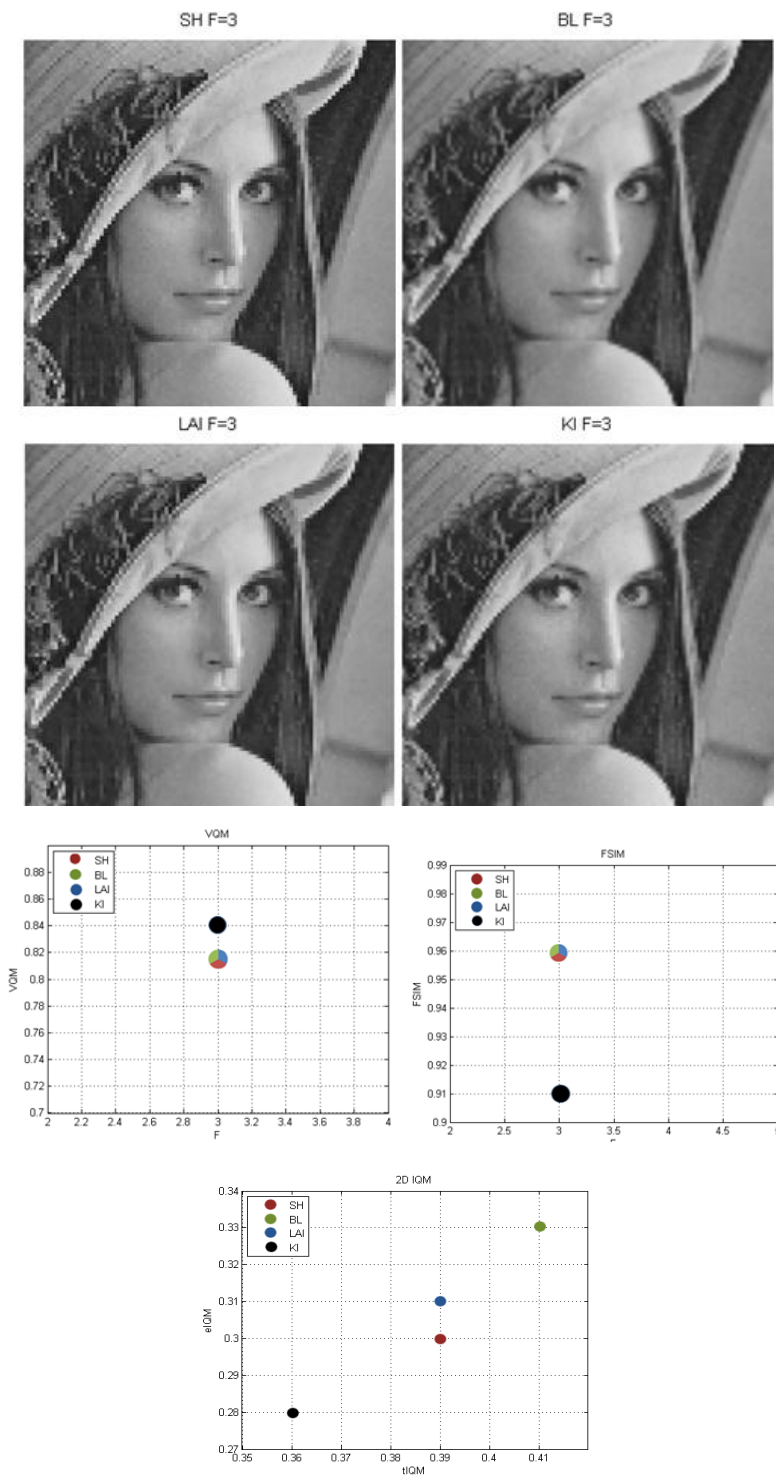
Slika 60. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Elk" sliku (S=40.32%)



Slika 61. Poređenje VQM, FSIM i IQM mera za "Bikes" sliku ($S=51.97\%$)

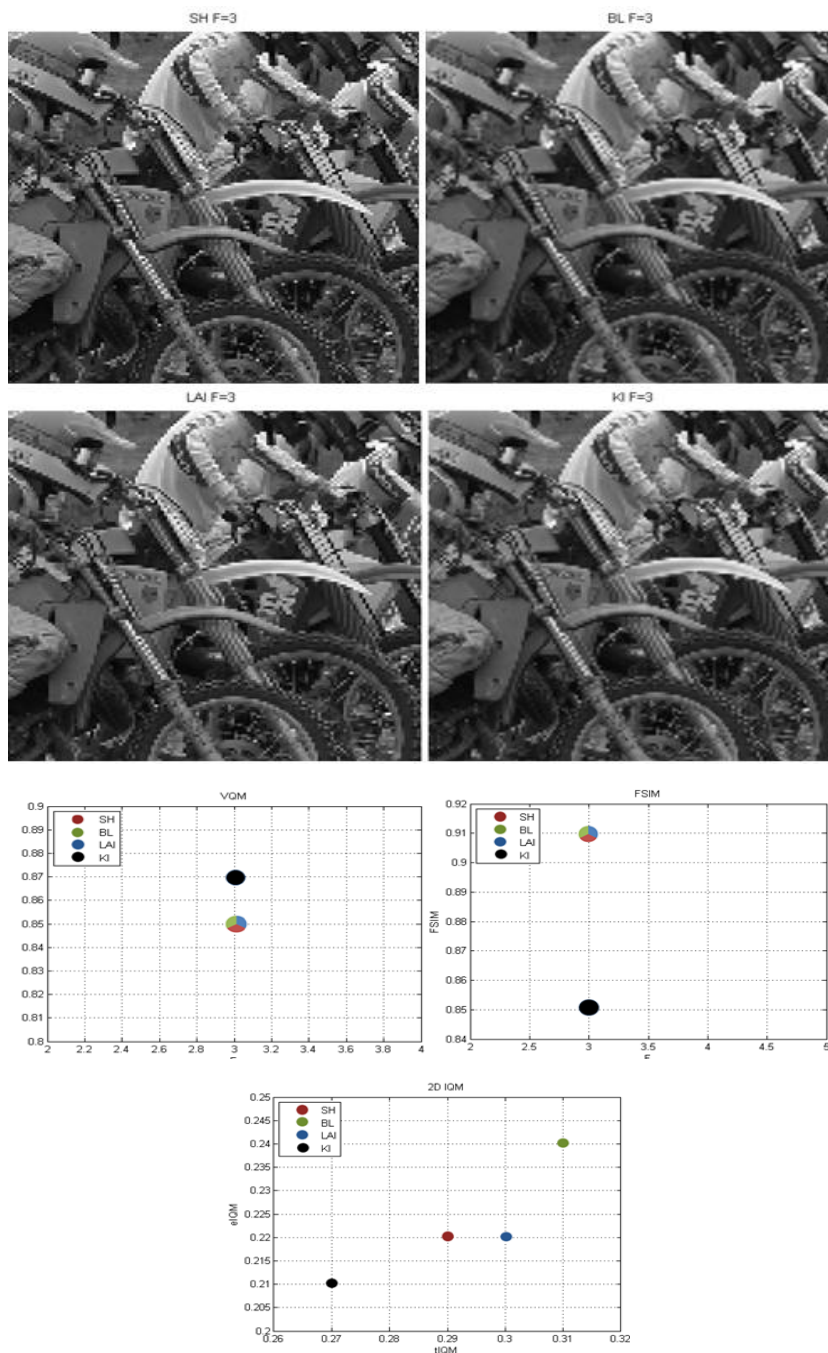
Kako bi se jasno videla razlika, analiziran je slučaj kada je $F=3$ za sliku „Lena“ i rezultati su prikazani na Slici.62. VQM mera ne pokazuje razliku za tri algoritma (SH, BL i LAI). FSIM mera ne pokazuje razlike za SH, LAI i BL algoritam. Sa druge strane FSIM pokazuje malo lošiji kvalitet za KI

algoritam. 2D IQM pokazuje da BL ima najbolji kvalitet, a potom LAI,SH I KI, što odgovara subjektivnoj proceni kvaliteta.



Slika 62. Interpolirana "Lena" slika i tri metrike za faktor skaliranja $F=3$ i $S=28,16\%$

U slučaju kada je $F=3$, analizirana je slika "Bikes". Prikaz dobijenih rezultata je dat na slici 63. VQM i FSIM pokazuju isti kvalitet za tri algoritma SH, BL I LAI. 2D IQM pokazuje razlike, tako da BL ima najbolji kvalitet, a slede ga LAI, SH I KI algoritam. Dobijeni rezultati bolje odgovaraju subjektivnoj proceni



Slika 63. Interpolirana "Bikes" slika i tri metrike za faktor skaliranja $F=3$ i $S=51.97$

6. ZAKLJUČAK

U radu su razmatrane postojeće metode za procenu kvaliteta slike. Međutim, u postojećim metodama postoji potreba da se procena kvaliteta slike opiše sa samo jednim parametrom, što ne odgovara u potpunosti subjektivnoj proceni kvaliteta slika. U okviru rada je dat predlog nove 2D mere sa potpunim referenciranjem za procenu kvaliteta slike kao i predlog multiparametarske procene kvaliteta slike. Novopredložena mera posebno tretira kvalitet u području ivica, a posebno tretira kvalitet u području teksture. Dodatno nova mera u procenu kvaliteta uključuje i sadržaj slike uvođenjem faktora separacije (procenta ivica u slici). U okviru rada izvršena verifikaciju 2D pristupa kroz poređenje sa postojećim metodama PSNR, SSIM, FSIM i VQM u slučajevima različitih metoda kompresije (JPEG i JPEG 2000) i različitih metoda interpolacije. Ove metode su uzete za poređenje jer je: PSNR metod najpopularniji metod u obradi slike, SSIM metod je široko korišćen metod sa potpunim referenciranjem (njegova publikacija je treća od najcitiranijih u 2013. godini-IEEE SP magazine Vol. 31), VQM metod[2] je inkorporiran u ITU standard, a FSIM metod je novopredložen metod. Verifikacija novog 2D pristupa je urađena na LIVE bazi slika[22],[23] za slučajeve JPEG i JPEG2000 kompresije, kao i na standardnim test slikama i slikama iz CSIQ i LIVE baze slika za različite metode interpolacije. Kako bi se uporedili različiti algoritmi kompresije i interpolacije, korišćene su obe mere: ivično orjentisan indeks eIQM i indeks orjentisan na tekturu tIQM. U poređenju sa standardnim metodama za procenu kvaliteta (PSNR,SSIM,VQM i FSIM), predloženi metod 2D IQM pokazuje bolje slaganje sa subjektivnom procenom.

7. LITERATURA

- [1] Angelos Amanatiadis, Ioannis Andreadis, "Performance evaluation techniques for image scaling algorithms", IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques – IST 2008, Crete, Greece, September 10–12, 2008
- [2] C. Lee, S. Cho, J. Choe, T. Jeong, W. Ahn, E. Lee, "Objective video quality assessment", Optical Engineering Journal, Vol. 45(1), pp. 017004.1-11, January 2006
- [3]. Liu Junyao, Wang Huijing, "Image Quality Assessment Based on Structure and Edge Similarity", Proceedings of the 2011 Fourth International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA '11'), pp. 1105-1108, 2011
- [4] Angelos Amanatiadis, Ioannis Andreadis, "A survey on evaluation methods for image interpolation", Measurement Science and Technology 20 104015, Vol. 20(10), September 2009
- [5] Z. Wang, A.C. Bovik, „Mean squared error: love it or leave it?“, IEEE Signal Processing Magazine, Vol.26 (1), pp.98-117, January 2009
- [6] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13(4), pp. 600-612, April 2004
- [7] B. Bondžulić, V.Petrović, "Edge/based objective evaluation of image quality", Proceedings of the 2011 18th IEEE International Conference of Image Processing (ICIP), pp. 3305-3308, 2011
- [8] Shyamprasad Chikkerur, Vijay Sundaram, Member, IEEE, Martin Reisslein, and Lina J. Karam, " Objective Video Quality Assessment

- Methods: A Classification, Review and Performance Comparison", IEEE Transactions on Broadcasting, Vol. 57(2), pp.165-182, June 2011
- [9] Jason P. de Villiers, Meiring Naude Rd, "A comparison of image sharpness metrics and real-time sharpening methods with GPU implementations", Proceedings of the 7th International Conference on Computer Graphics, South Africa, June 21-23, 2010
- [10] Prasantha HS, Shashidhara H L, Balasubramanya Murthy K N, "Image scaling comparison using universal image quality index ", Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies (ICACCTT), India, pp. 859–863, December 2009
- [11] Anil K. Jain, "Fundamentals of digital image processing", Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1989
- [12] Yen Tai Lai, Chao Feng Tzeng, Hung Chu Wu, "Adaptive Image Scaling based on local Edge directions", Proceedings of the International Conference- Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), pp.1-4, June 15-17, 2010
- [13] Aranzazu Jurio, Miguel Pagola, Radko Mesiar, Gleb Beliakov, Humberto Bustince, "Image Magnification Using Interval Information", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.20(11), pp.3112-3123, November 2011
- [14] S.Winkler "Video quality measurement standards-Current status and trends", Proceeding of the 7th ICICS, pp.848-852, IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, Dec.2009
- [15] S.Winkler and P.Mohandas,"The evolution of video quality measurement: from PSNR to hybrid metrics", IEEE Transactions on Broadcasting, vol. 54(3), pp.660-668, Sep.2008
- [16] E.C.Larson and D.M.Chandler, "Most apparent distortion: Full-reference image quality assessment and the role of strategy", Journal of Electronic Imaging, vol. 19, pp 011 006:1-21, Jan.-Mar. 2010.
- [17] Lin Zhang, Lei Zhang, Xuanqin Mou, and David Zhang, "FSIM:A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment", IEEE

Transactions on Image Processing, vol. 20(8), pp. 2378-2386, August 2011

[18] Emil Dumić, Sonja Grgić and Mislav Grgić, "Hidden Influences on Image Quality when Comparing Interpolation Methods", Proceedings of the 15th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, IWSSIP 2008, pp.367-372, 25-28 June 2008

[19] Xiaoyan Wang, Qiu Guan, Shengyong Chen, "Image Quality Assessment Based on Structural Saliency", Proceedings of the 19th International Conference on Digital Signal Processing, pp.492-496, 20-23 August 2014

[20] "Objective perceptual video quality measurement techniques for digital broadcast television in the presence of a full reference," ITU-R, Draft New Recommendation, (2003)

[21] "Objective perceptual video quality techniques for digital cable television in the presence of a full reference," ITU-T Draft Revised Recommendation J.144, (2004)

[22] H.R. Sheikh, Z.Wang, L. Cormack and A.C. Bovik, "LIVE Image Quality Assessment Database Release 2", <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.

[23] H.R. Sheikh, M.F. Sabir and A.C. Bovik, "A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 15, no. 11, pp. 3440-3451, Nov. 2006.

[24] Huan Yang, Weisi Lin, Chenwei Deng, Long Xuz, "Study on Subjective Quality Assessment of Digital Compound Images", Circuits and Systems (ISCAS), 2014 IEEE International Symposium on, 1-5 June 2014

[25] Weilong Hou, Xinbo Gao, "Saliency-guided deep framework for image quality assessment", *IEEE MultiMedia*, , no. 1, pp. 1, PrePrints PrePrints, doi:10.1109/MMUL.2014.55,

- [26] Fatma Kerouh and Amina Serir, "A Perceptual Blind Blur Image Quality Metric", Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp.2784-2788, 2014
- [27] Joumana Farah, Marie-Rita Hojeij, Jihad Chrabieh, Frédéric Dufaux, "Full-Reference and Reduced-Reference Quality Metrics based on SIFT", Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp.161-165, 2014
- [28] Tanaya Guha, Ehsan Nezhadarya, Rabab K Ward," Learning sparse models for image quality assessment", Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp.151-155,2014
- [29] Xuande Zhang, Xiangchu Feng, Weiwei Wang, and Wufeng Xue, "Edge Strength Similarity for Image Quality Assessment", IEEE Signal processing letters, vol. 20(4),pp.319-322, april 2013
- [30] Jinjian Wu, Weisi Lin, and Guangming Shi, "Image Quality Assessment with Degradation on Spatial Structure", IEEE Signal processing letters, vol.21 (4), pp.437-440, April 2014
- [31] Anna Geomi George, A. Kethsy Prabavathy,"A survey of different approaches used in image quality assessment", International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, Vol.3(2),pp.197-203 February 2013
- [32] Zhou Wang, Guixing Wu, Hamid Rahim Sheikh, Eero P. Simoncelli, En-Hui Yang and Alan Conrad Bovik, "Quality-Aware Images",IEEE transactions on image processing" VOL. 15(6), pp.1680-1689, June 2006
- [33.] Adriaan Barri, Ann Doods, Bart Jansen and Peter Schelkens, "A Locally Adaptive System for the Fusion of Objective Quality Measures", IEEE Transacitons on image processing, vol. 23 (6), pp.2446-2458, June 2014
- [34] Zhou Wang, Ligang Lu and Alan C. Bovik," Why is image quality assssment so difficult?", Proceedings of the Acoustics, Speech, and

Signal Processing (ICASSP), 2002 IEEE International Conference, Vol.(3), pp.3313-3316, 13-17 May 2002

[35] Sanja Maksimović-Moićević, Željko Lukač and Miodrag Temerinac, "Edge-texture 2D image quality metrics suitable for evaluation of image interpolation algorithms", Computer Science and Information Systems, Vol.12., No.2, pp.405-425, June 2015

[36] S. Ouni, M. Chambah, M. Herbin, 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(1-12), Decembar 2008

[37] R. Hamberg, H. de Ridder (1999). "Time-varying image quality: Modeling the relation between instantaneous and overall quality", The Society of Motion Picture and Television Engineers, Vol.(108), pp.802-811., 1999

[38] L. Hurwicz, Optimality Criteria for Decision Making Under Ignorance Cowles Communication Discussion Paper, Statistics No. 370, 1951.

[39] ITU-R Rec. BT. 500: "Methods for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures".

[40] ITU-R Rec. BT.710: "Subjective Assessment Methods for Image Quality in HDTV".

[41] ITU-R Rec. BT.811-1: "Subjective Assessment of Enhanced PAL and SECAM Systems".

[42] ITU-R Rec. BT.500-11. "Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures", ITU-R, 1974-2002.

[43] ITU-T Rec. P.910. "Subjective video quality assessment methods for multimedia applications", ITU-R, 1999.

[44] ITU-R Rec. BT.814-1, "Specifications and alignment procedures for setting of brightness and contrast of displays",

[45] ITU-R Rec.BT.1129-2, "Subjective assessment of standard definition digital television (SDTV) systems", 1994.-1998.