

Povećanje dubine bitova slike koristeći klasične algoritme i duboke neuronske mreže

Kamenčev, Monika

Master's thesis / Diplomski rad

2023

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University North / Sveučilište Sjever**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:122:517821>

Rights / Prava: [In copyright](#) / [Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-12-19**



Repository / Repozitorij:

[University North Digital Repository](#)



SVEUČILIŠTE SJEVER
SVEUČILIŠNI CENTAR VARAŽDIN



DIPLOMSKI RAD br. 093/MMD/2023

POVEĆANJE DUBINE BITOVA SLIKE
KORISTEĆI KLASIČNE ALGORITME I DUBOKE
NEURONSKE MREŽE

Monika Kamenčev

Varaždin, lipanj, 2023.

SVEUČILIŠTE SJEVER
SVEUČILIŠNI CENTAR VARAŽDIN
Studij MULTIMEDIJA



DIPLOMSKI RAD br. 093/MMD/2023

POVEĆANJE DUBINE BITOVA SLIKE
KORISTEĆI KLASIČNE ALGORITME I DUBOKE
NEURONSKE MREŽE

Student:

Monika Kamenčev, 0016087209

Mentor:

izv.prof. dr. sc. Emil Dumić

Varaždin, lipanj, 2023.

Prijava diplomskog rada

Definiranje teme diplomskog rada i povjerenstva

ODJEL	Odjel za multimediju		
STUDIJ	diplomski sveučilišni studij Multimedija		
PRISTUPNIK	Kamenčev Monika	JMBAG	0016087209
DATUM	30.06.2023.	KOLEGIJ	Računalni vid
NASLOV RADA	Povećanje dubine bitova slike koristeći klasične algoritme i duboke neuronske mreže		
NASLOV RADA NA ENGL. JEZIKU	Bit depth image expansion using standard algorithms and deep neural networks		
MENTOR	Emil Dumić	ZVANJE	izv.prof.dr.sc.
ČLANOVI POVJERENSTVA	1. doc. art. dr. sc. Mario Periša - predsjednik 2. izv. prof. art. dr. sc. Robert Geček - član 3. izv. prof. dr. sc. Emil Dumić - mentor 4. doc. dr. sc. Andrija Bernik - zamjenski član 5.		

Zadatak diplomskog rada

BROJ	093-MMD-2023
OPIS	<p>U ovom radu će biti opisani i ispitani različiti algoritmi za povećanje dubine bitova slike. Povećanje dubine bitova (Bit Depth Expansion, BDE) je problem generiranja slike visoke dubine (High Bit Depth, HBD) iz izvorne slike niske dubine bita (Low Bit Depth, LBD). S brzim razvojem televizijske tehnologije, razvijaju se brojni monitori s ultra visokom razlučivosti (Ultra High Definition, UHD) koji podržavaju 10-bitnu ili 12-bitnu razinu dubine bita, dok su trenutni videozapisi i slikovni izvori često 8-bitni. Stoga povećanje dubine bitova postaje zanimljiva tema za zaslon visokog dinamičkog raspona (High Dynamic Range, HDR), hardversko ubrzanje zaslona na mobitelu (System on a Chip, SoC) i video kompresiju. S obzirom na sliku niže dubine bitova, zadatak povećanja dubine bitova je nadopunjavanje manje značajnih bitova koji nedostaju prema zadanim više značajnim bitovima te vratiti prikladnu reprezentaciju slike visoke dubine bitova. U radu će se opisati neke klasične metode povećanja dubine bitova, poput nadodavanja nula, ponavljanja bitova, MRC, ACDC i IPAD algoritama te različite vrste interpolacije kao pretkorak povećanja dubine bitova. Potom će se opisati novije metode koristeći neuronske mreže, poput BitNet, BE-CALF, BE-ACGAN i BrNet neuronskih mreža.</p> <p>U praktičnom dijelu rada će se ispitati klasični i noviji algoritmi za povećanje dubine bitova do 8 i do 16 bitova, koristeći neku od postojećih baza slika ("Kodak" za povećanje dubine bitova na 8 bita te "Image Compression" ili "UST-HK" za povećanje dubine bitova na 16 bita). Rezultati će se usporediti koristeći neku od objektivnih mjera kvalitete slika poput PSNR i SSIM mjera (koje koriste referentnu sliku) te BRISQUE, NIQE ili PIQE (koje ne koriste referentnu sliku), kao i ekspertnom analizom subjektivnog doživljaja. Također će se ispitati vrijeme izvođenja za mogućnost korištenja algoritama u realnom vremenu, i u ovisnosti o rezoluciji slika.</p>

ZADATAK URUČEN	30.06.2023.	FOTPIS MENTORA	Emil Dumić
----------------	-------------	----------------	------------

Predgovor

Ovom prilikom se želim zahvaliti poštovanom mentoru izv. prof. dr. sc. Emilu Dumiću na smjernicama, savjetima, idejama i podršci kod pisanja diplomskog rada. Tijekom studiranja stekla sam motivaciju za nastavak profesionalnog razvoja u smjeru inženjerstva te mi je ovaj istraživački rad napravio dobru bazu za nastavak u zamišljenom smjeru.

Odlučila sam se za ovu temu zbog interesa prema strojnom učenju, neuronskim mrežama i dubokim neuronskim mrežama, kvaliteti slike na različitim vrstama monitora i kolegiju Računalni vid.

Također želim zahvaliti svim profesorima Sveučilišta Sjever na znanju koje su nam nesebično prenijeli. Veliko hvala mojoj obitelji i prijateljima na podršci i razumijevanju tijekom procesa studiranja i hvala svim kolegicama i kolegama koje sam stekla kroz ove dvije godine studiranja na odličnoj suradnji i kolegijalnosti.

Sažetak

U ovom radu će biti obrađeni pojmovi kao što je dubina bita i percepcija dubine. Biti će riječi o neuronskim mrežama, dubokim neuronskim mrežama, metodama korištenja neuronskih mreža, interpolaciji i tehnikama povećanja dubine bitova.

Neke od novijih metoda korištenja neuronskih mreža su BitNet, BE-CALF, BE-ACGAN i BrNet neuronske mreže. S obzirom na sliku niže dubine bitova, zadatak povećanja dubine bitova je nadopunjavanje manje značajnih bitova koji nedostaju prema zadanim više značajnim bitovima te vratiti prikladnu reprezentaciju slike visoke dubine bitova. U radu će se opisati neke klasične metode povećanje dubine bitova, poput nadodavanja nula, ponavljanja bitova, MRC, ACDC i IPAD algoritama te različite vrste interpolacije kao korak ispred povećanja dubine bitova.

Kao praktični zadatak korištena je aplikacija Matlab u kojoj je odrađena interpolacija dubina bita iz 6-bitne u 8-bitnu te iz 8-bitne u 10-bitnu, 12-bitnu i 16-bitnu sliku. Rezultati su uspoređeni korištenjem objektivnih mjera kvaliteta poput MSE, PSNR i SSIM, MSSIM mjera (koje koriste referentnu sliku) te BRISQUE, NIQE ili PIQE (koje ne koriste referentnu sliku) kao i ekspertnom analizom subjektivnog doživljaja. U istraživanju je također korištena metoda množenja 8 bitne slike s omjerom x4 (točnije 1023/255), x16 (točnije 4095/255) ili x257 (točnije 65535/255). Uz to sve je ispitano vrijeme izvođenja za mogućnost korištenja algoritama u realnom vremenu, i u ovisnosti o rezoluciji slike.

Na samom kraju je iskazan objektivni i subjektivni zaključak na temelju svih mjera kvalitete i prikazane sve dobivene vrijednosti i srednja vrijednost u tablicama za svaku pojedinu sliku u .ppm formatu. Bitno je napomenuti da je neke tehnike bilo teško procijeniti na običnim monitorima.

Ključne riječi: dubina bita, interpolacija, povećanje dubine bitova, objektivne mjere kvalitete za referentnu i nerefereentnu sliku, neuronske mreže, strojno učenje, kvaliteta slike

Popis korištenih kratica

- BDE (Bit Depth Expansion)** – proširenje broja bitova
- HBD (High Bit Depth)** - Visoka dubina bitova
- LBD (Low Bit Depth)** – Niska dubina bitova
- UHD (Ultra High Definition)** - Ultra visoka razlučivost
- HDR (High Dynamic Range)** - Visoki dinamički raspon
- SoC (System on a Chip)** - Sustav na čipu
- MRC (Multi Resolution Complementation)** – višestruko rješenje razlučivosti
- ACDC (Adaptive Contrast Driven Contrast Enhancement)** –
Adaptivno poboljšanje kontrasta vođeno kontrastom
- IPAD (Image Processing For Adaptive Display)** - Obrada slika za adaptivni prikaz
- PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)** - Omjer vršne vrijednosti signala prema šumu
- SSIM (Structural Similarity Index)** - Indeks strukturne sličnosti
- BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)** –
Slijepi/referentni evaluator prostorne kvalitete slika
- NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator)** - Evaluator kvalitete prirodnosti slike
- PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator)** - Evaluator percepcijske kvalitete slike
- RGB (Red, Green, Blue)** - Crvena, zelena, plava
- CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black)** - Cijan, magenta, žuta, crna
- TIFF (Tagged Image File Format)** - Format označene datoteke slike
- PMM (Portable Pixmap Format)** - Prenosivi format slika
- LCD (Liquid Crystal Display)** - Zaslon s tekućim kristalima
- YCBCR (Luminance, Chrominance Blue, Chrominance Red)** –
Luminancija, krominancija plave, krominancija crvene
- MSE (Mean Squared Error)** - Srednja kvadratna pogreška
- MS-SSIM (Multiscale Structural Similarity Index)** –
Indeks strukturne sličnosti na više skala
- BPB (Bits Per Pixel)** - Biti po pikselu
- RBM (Restricted Boltzmann Machine)** - Ograničeni Boltzmannov stroj
- DBN (Deep Belief Network)** - Mreža dubokog vjerovanja
- ACGAN (Adversarial Conditional Generative Adversarial Network)** –
Suparnička generativna mreža s uvjetovanjem
- DNN (Deep Neural Network)** - Duboka neuronska mreža
- BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)** –
Dvostrani kodirajući prikazi enkodera temeljenog na transformatorima

Abstract

The concepts of bit depth and depth perception will be addressed in this Master's thesis. Topics such as neural networks, deep neural networks, methods of using neural networks, interpolation, and techniques for increasing bit depth will be discussed. Some of the newer methods utilizing neural networks include BitNet, BE-CALF, BE-ACGAN, and BrNet neural networks. Given an image with lower bit depth, the task of increasing the bit depth involves filling in the missing less significant bits based on the given more significant bits to restore an appropriate representation of a high bit-depth image. The paper will describe some classical methods of increasing bit depth, such as zero padding, bit repetition, MRC, ACDC, and IPAD algorithms, as well as various types of interpolation as a step towards increasing bit depth.

As a practical task, the Matlab application was used to perform bit depth interpolation from 6-bit to 8-bit, as well as from 8-bit to 10-bit, 12-bit, and 16-bit images. The results were compared using objective quality measures such as MSE, PSNR, SSIM, MSSIM measures (which use a reference image), as well as BRISQUE, NIQE, or PIQE (which do not use a reference image), along with expert analysis of subjective perception. The research also employed the method of multiplying an 8-bit image by a factor of x4 (more precisely, 1023/255), x16 (more precisely, 4095/255), or x257 (more precisely, 65535/255). Additionally, the execution time was examined to assess the possibility of real-time algorithm usage and its dependence on image resolution.

At the end, an objective and subjective conclusion is provided based on all quality measures, and all obtained values and their means are presented in tables for each individual image in .ppm format. It is important to note that some techniques were challenging to evaluate on regular monitors.

Keywords: bit depth, interpolation, bit depth expansion, objective quality measures for reference and non-reference images, neural networks, machine learning, image quality

List of abbreviations used

BDE: Bit Depth Expansion

HBD: High Bit Depth

LBD: Low Bit Depth

UHD: Ultra High Definition

HDR: High Dynamic Range

SoC: System on a Chip

MRC: Multi Resolution Complementation

ACDC: Adaptive Contrast Driven Contrast Enhancement

IPAD: Image Processing For Adaptive Display

PSNR: Peak Signal-to-Noise Ratio

SSIM: Structural Similarity Index

BRISQUE: Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator

NIQE: Naturalness Image Quality Evaluator

PIQE: Perceptual Image Quality Evaluator

RGB: Red, Green, Blue

CMYK: Cyan, Magenta, Yellow, Black

TIFF: Tagged Image File Format

PMM: Portable Pixmap Format.

LCD: Liquid Crystal Display

YCBCR: Luminance, Chrominance Blue, Chrominance Red

MSE: Mean Squared Error

MMSIM: Mixed-Mode Simulation-Interpolation Method

BPP: Bits Per Pixel

RBM: Restricted Boltzmann Machine

DBN: Deep Belief Network

ACGAN: Adversarial Conditional Generative Adversarial Network

DNN: Deep Neural Network

BERT: Bidirectional Encoder Representations from Transformers - Bi-sm

Sadržaj

1.	UVOD	11
2.	DUBINA BITA I NJEZINE KARAKTERISTIKE	12
2.1.	Razlučivost zaslona i dubina piksela	13
2.2.	Vizualizacija dubine bita, točnost boja i gama	14
2.3.	Izravna boja i visoke boje	14
2.4.	Značajke percepcije ljudske boje	16
2.5.	Upotreba dubine boje u različitim sustavima	17
3.	NEURONSKE MREŽE	19
3.1.	Duboke neuronske mreže	19
3.2.	Konvolucijske neuronske mreže	21
3.3.	Algoritam propagacije unaprijed	22
3.4.	Algoritam propagacije unatrag	24
3.5.	Ograničeni Boltzmannovi strojevi	25
3.6.	Najnovije metode korištenja neuronskih mreža	26
4.	NOVIJE METODE KORIŠTENJA NEURONSKIH MREŽA	28
4.1.	BitNet	28
4.2.	BE-ACGAN	28
4.3.	BE-CALF	29
4.4.	BrNet	30
5.	RAZVOJ TELEVIZIJSKE TEHNOLOGIJE	32
5.1.	Kvaliteta slike za prikaz slike na monitorima	32
5.2.	Kvaliteta slike za prikaz videozapisa na monitorima	32
5.3.	Metode pretvorbe kvalitete dubine bita iz manje u višu	33
6.	METODE POVEĆANJA DUBINE BITOVA	34
6.1.	Nadodavanje nula	34
6.2.	Ponavljanje bitova	34
6.3.	Multi-Resolution Complementation (MRC)	35
6.4.	Adaptive Contrast-Driven Contrast Enhancement (ACDC)	36
6.5.	IPAD (Image Processing for Adaptive Display)	37
6.6.	Interpolacija	37

6.7.	Multiply metoda	40
7.	OBJEKTIVNE MJERE KVALITETE	42
7.1.	MSE (Mean Squared Error)	42
7.2.	PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)	43
7.3.	SSIM (Structural Similarity Index Measure)	44
7.4.	BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)	45
7.5.	NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator)	46
7.6.	PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator)	46
7.7.	MSSIM (Multiscale SSIM)	47
8.	REZULTATI ISTRAŽIVANJA KORIŠTENJEM RAZLIČITIH VRSTA INTERPOLACIJE	48
8.1.	Bridge.ppm	52
8.2.	Hdr.ppm	62
8.3.	Deer.ppm	71
8.4.	Fireworks.ppm	76
8.5.	Cathedral.ppm	81
8.6.	Artificial.ppm	91
8.7.	Flowers.ppm	96
8.8.	Srednja vrijednost	100
9.	ZAKLJUČAK	103
10.	LITERATURA	104
11.	DODACI	107

1. Uvod

U ovom diplomskom radu će biti pojašnjeni pojmovi kao što je dubina bita i percepcija dubine. Osim toga biti će riječi o neuronskim mrežama, interpolaciji i tehnikama povećanja dubine bitova. Sve će biti potkrijepljeno primjerima. Dubina bitova slike će se povećavati korištenjem klasičnih algoritama i duboke neuronske mreže.

U uvodu će biti razrađeni osnovni teoretski pojmovi na koje će se naknadno nadovezati različiti algoritmi za povećanje dubine bitova slike. Povećanje dubine bitova (Bit Depth Expansion, BDE) je problem generiranja slike visoke dubine (High Bit Depth, HBD) iz izvorne slike niske dubine bita (Low Bit Depth, LBD). S brzim razvojem televizijske tehnologije razvijaju se brojni monitori s ultra visokom razlučivosti (Ultra High Definition, UHD) koji podržavaju 10-bitnu ili 12-bitnu razinu dubine bita, dok su trenutni videozapisi i slikovni izvori često 8-bitni. Stoga povećanje dubine bitova postaje zanimljiva tema za zaslon visokog dinamičkog raspona (High Dynamic Range, HDR), hardversko ubrzanje zaslona na mobitelu (System on a Chip, SoC) i video kompresiju. S obzirom na sliku niže dubine bitova, zadatak povećanja dubine bitova je nadopunjavanje manje značajnih bitova koji nedostaju prema zadanim više značajnim bitovima te vratiti prikladnu reprezentaciju slike visoke dubine bitova. U radu će se opisati neke klasične metode povećanje dubine bitova, poput nadodavanja nula, ponavljanja bitova, MRC, ACDC i IPAD algoritama te različite vrste interpolacije kao korak ispred povećanja dubine bitova. Potom će se opisati novije metode koristeći neuronske mreže, poput BitNet, BE-CALF, BE-ACGAN i BrNet neuronskih mreža.

U praktičnom djelu rada će se ispitati klasični i noviji algoritmi za povećanje dubine bitova do 8 i do 16 bitova koristeći neku od postojećih baza slika („Kodak“ za povećanje dubine bitova na 8 bita te „Image Compression“ ili „UST-HK“ za povećanje dubine bitova na 16 bita).

Rezultati će se usporediti koristeći neku od objektivnih mjera kvaliteta poput PSNR i SSIM mjera (koje koriste referentnu sliku) te BRISQUE, NIQE ili PIQE (koje ne koriste referentnu sliku) kao i ekspertnom analizom subjektivnog doživljaja. Također će se ispitati vrijeme izvođenja za mogućnost korištenja algoritama u realnom vremenu, i u ovisnosti o rezoluciji slike.

2. Dubina bita i njezine karakteristike

Jedinica kojom mjerimo digitalni prostor naziva se bit. Dok koristimo dekadski sustav sa deset znamenki (0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9), računalni sustav koristi binarni sustav sa samo dvije znamenke: 0 i 1. Bit ima dužinu jedne znamenke i može imati samo dva stanja. Ovaj sustav se primjenjuje i na slike, gdje računalno definira rešetku od malih kvadratića, poznatih kao pikseli, kako bi opisalo sliku. Prva karakteristika digitalne slike je relativna veličina, koja je određena brojem piksela. Rezolucija slike opisuje količinu detalja koje slika sadržava. Za digitalnu sliku je rezolucija obično definirana kao broj piksela slike (npr. 256x256 piksela). Apsolutnu veličinu slike računamo preko gustoće piksela koja se izražava preko ppi (pixels per inch) ili dpi za pisače (dots per inch): te je ukupan broj piksela po dimenziji jednak umnošku apsolutne veličine slike i ppi, po istoj dimenziji. Rezolucija monitora je broj piksela u svakoj dimenziji (npr. 1920 x 1080 piksela).

Treća karakteristika digitalne slike je dubina bita. Na rešetki, računalno dodjeljuje x i y koordinate svakom kvadratiću. Kako bismo definirali boje piksela, ako računalno koristi samo jedan bit, svakom pikselu može biti dodijeljena samo vrijednost 0 ili 1. Na taj način se stvara slika. Međutim, računala rade s većim brojem piksela, odnosno većim rešetkama u kojima su pikseli manji. To omogućuje stvaranje slika veće rezolucije s dovoljno detalja da se rubovi postupno prelijevaju u glatke linije. Ipak, takva rešetka ne zadovoljava potrebe ljudskog vida. Našem vidu treba finija i ugodnija nijansa tonova. Rješenje za to je povećanje broja bitova koji opisuju piksel.

Kada koristimo dva bita za prijenos informacija o broju razina svjetline ili boje, imamo četiri moguće kombinacije (dva na kvadrat): 00, 01, 10 i 11, što rezultira četiri nijanse. Korištenje tri bita daje osam kombinacija (dva na treću): 000, 001, 010, 100, 011, 101, 110 i 111, što znači da broj nijansi raste na 8.

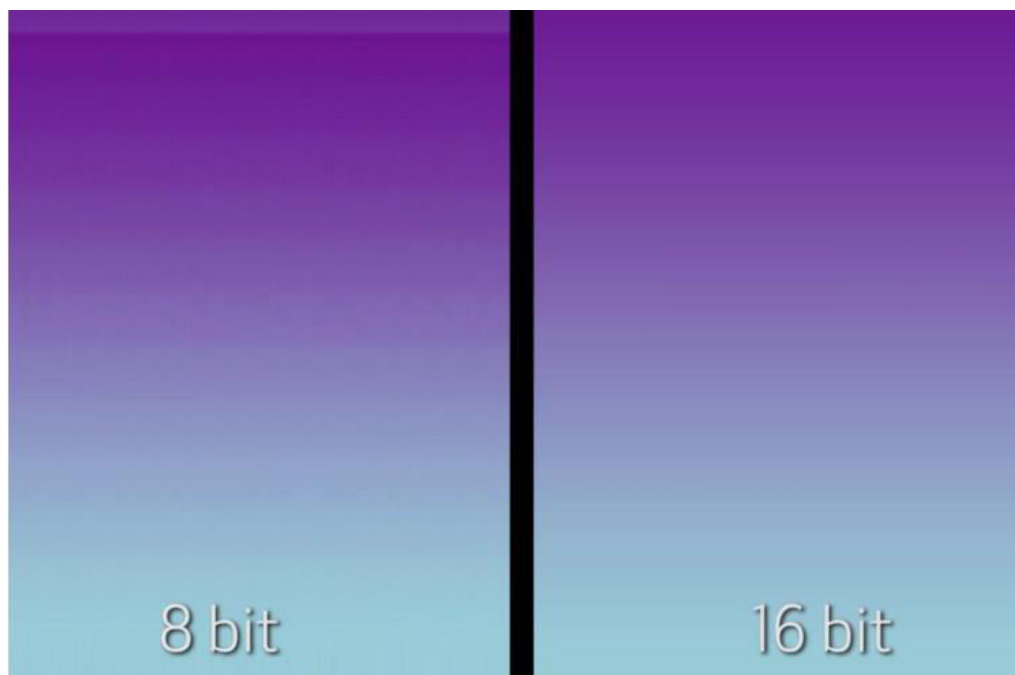
Jedan bajt u računalnoj terminologiji predstavlja osam bitova i omogućuje 256 različitih kombinacija ili nijansi sivog ili jedne boje [1]. Sada, svaki piksel na slici ima koordinate x i y, ali također dobiva dodatnu dimenziju koja se naziva dubina bita. Ta dubina bita označava koliko bitova koristimo za prikazivanje slike, odnosno koliko je "duboka" naša korištena skala. Današnji skeneri i digitalni fotoaparati obično koriste 8 do 12 bita (rotacijski skeneri mogu koristiti do 16 bita), ali standardni formati za pohranjivanje slika koriste samo 8 bita. Još jedna važna karakteristika digitalne slike je sustav koji definira boje. „Najčešće korišteni sustavi su RGB i CMYK. Fokusirajmo se na RGB sustav, koji je najrašireniji. Taj sustav koristi tri primarne boje - crvenu, zelenu i plavu - za definiranje željene boje.

Svaki piksel se sastoji od određenog udjela triju boja. Osnovni princip je isti: svaka boja ima raspon od 256 intenziteta, koji se naziva rešetka. Kao rezultat toga, stvaraju se tri različite slike, poznate kao RGB kanali, koje se preklapaju i stvaraju mješavinu boja.

Ako svaki piksel u svakom kanalu ima vrijednost 0, rezultirajuća boja će biti crna, dok će piksel s vrijednošću 255 u sva tri kanala biti bijela. Vrijednosti između tih krajnosti pružaju različite omjere i, prema tome, različite boje. Ukupan broj mogućih boja je 16 777 216, što je rezultat množenja 256 sa samim sobom tri puta. Za prikaz takve slike koristi se 24 bita, što je 3 puta po 8 bita, pa je ta slika poznata kao 24-bitna. Međutim, terminologija nije dosljedna, pa se neki mogu odnositi na tu sliku kao 8-bitnu, misleći na broj bitova po kanalu.

2.1. Razlučivost zaslona i dubina piksela

Pojmovi broja boja i dubine boje su povezani s konceptom rezolucije monitora. Monitor može prikazivati grafiku u različitim kvalitetama. Kvaliteta slike se karakterizira kroz dubinu boje i rezoluciju. Česte rezolucije monitora uključuju 800 x 600, 1024 x 768 i 1280 x 1024 piksela. Dubina boje i način prikaza zaslona su međusobno povezani. Poznavajući jedan od tih parametara, moguće je izračunati drugi. Za slike u nijansama sive, dubina bita određuje broj jedinstvenih nijansi koje se mogu prikazati. Raspon prikazanih boja varira u širokom spektru. Na modernim monitorima i zaslonima, dubina boje je parametar koji može varirati od 8-bitne dubine s 256 vrijednosti do više od 24-bitne dubine s više od 16 milijuna boja. Na slici 2.1 u nastavku se vidi razlika između dubine bita kod 8 bita i kod 16 bita.



Slika 2.1 Dubina bita [2]

2.2. Vizualizacija dubine bita, točnost boja i gama

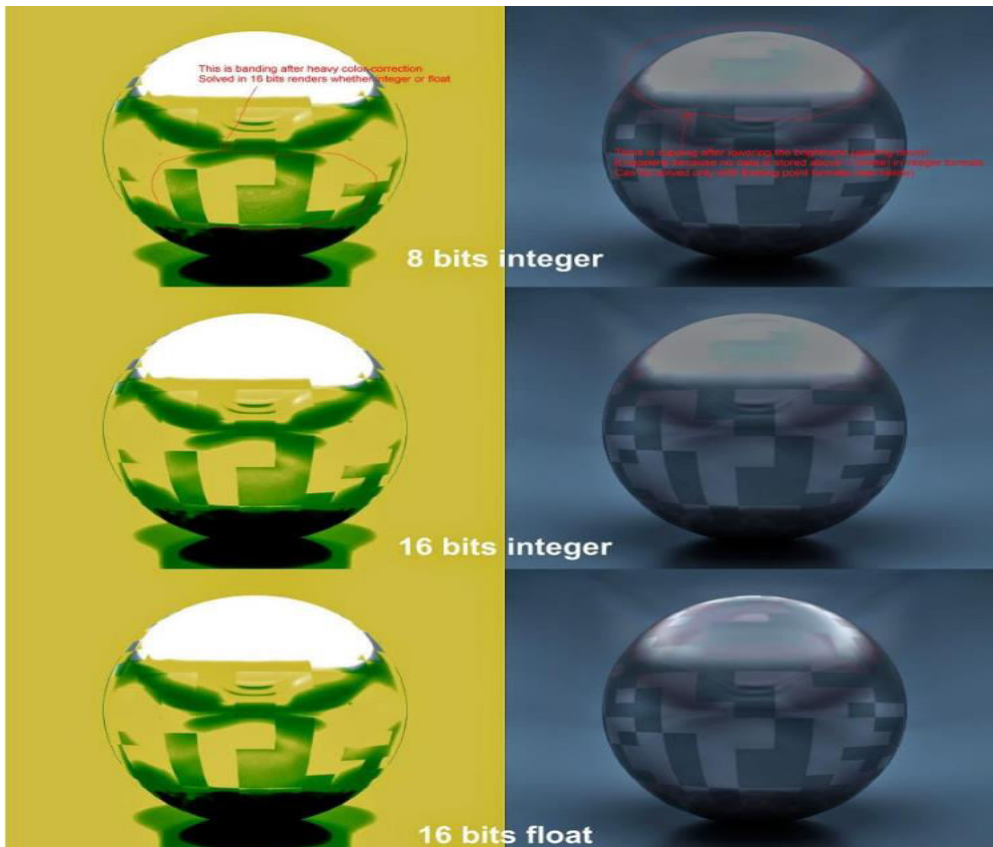
Ljudsko oko ima sposobnost razlikovanja samo oko deset milijuna različitih boja. Stoga, spremanje slike s dubinom boje većom od 24 bita može biti suvišno ako je jedini cilj postići normalan prikaz [2]. Međutim, slike s većom dubinom boje od 24 bpp i dalje imaju svoju korisnost, posebno pri naknadnoj obradi, što je često važno za fotografe. Gradacije boja i paleta boja u slikama s manje od 8 bita po kanalu jasno su vidljive na histogramu slike. Raspoložive opcije dubine bita ovise o vrsti datoteke, pri čemu standardne JPEG i TIFF datoteke mogu koristiti samo 8 ili 16 bita po kanalu.

Dubina boje je samo jedan od aspekata prikaza boje koji utječe na sposobnost izražavanja suptilnih nijansi boje. Drugi aspekt je širok raspon boja ili gama koji se može prikazati. Točnost boje i gama su određeni kroz kodiranje boja, koje pridružuje digitalnom kodu vrijednost koja odgovara određenoj lokaciji u prostoru boja.

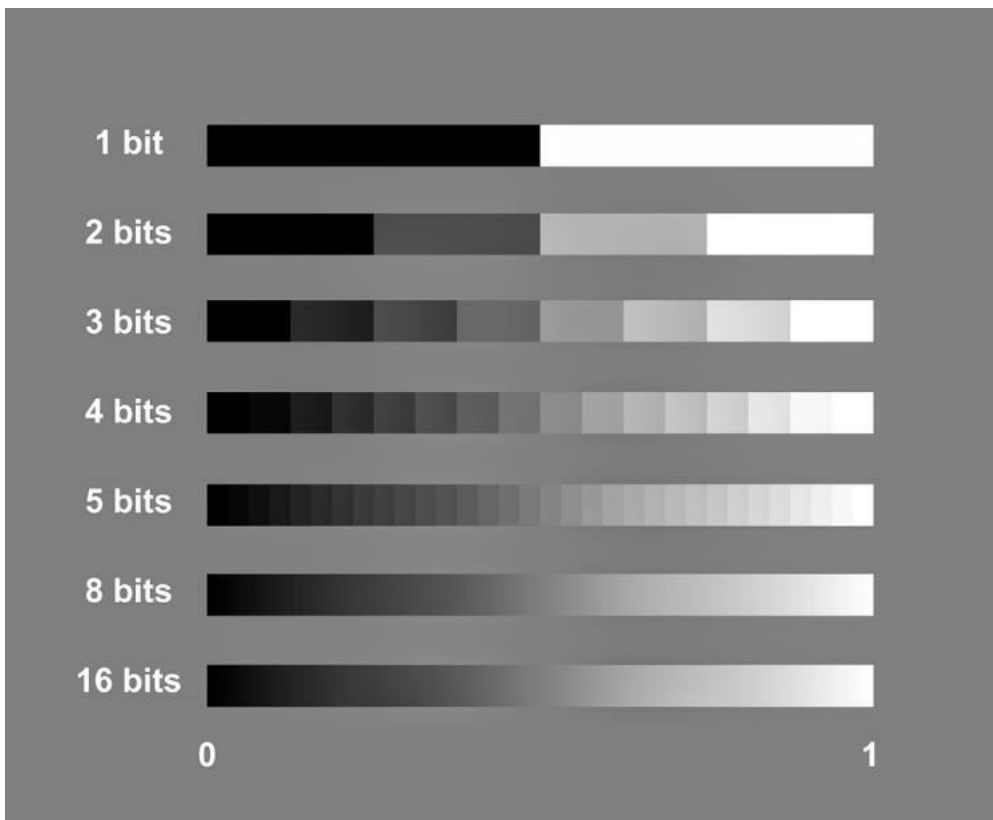
2.3. Izravna boja i visoke boje

Ako pikseli imaju više od 12 bita, neki sustavi preferiraju izravno određivanje boje za svaki piksel kako bi se izbjeglo zauzimanje više memorije indeksiranom paletom. Na primjer, 8-bitna boja je ograničena, ali pruža ravnomjerni sustav boja. Za crvenu i zelenu komponentu postoje 3 bita, što daje 8 razina za svaku komponentu. Preostala 2 bita u bajtu piksela koriste se za plavu komponentu, koja ima četiri razine, što omogućuje korištenje 256 različitih boja. Ljudsko oko je manje osjetljivo na plavu boju u usporedbi s crvenom i zelenom, stoga je plavoj dodijeljen jedan binarni znak manje. 8-bitna boja se može zamijeniti s indeksiranom dubinom boje od 8 bpp. U takvim sustavima se također može koristiti odgovarajuća tablica za modeliranje ovog parametra.

Visokokvalitetno prikazivanje boja ili način rada u visokoj boji podržava 15/16-bitnu dubinu boje za tri boje u RGB sustavu [2]. 16-bitna boja omogućuje 4 bita, odnosno 16 razina za svaku od crvene, zelene i plave komponente, te dodatnih 4 bita za alfa parametar koji predstavlja transparentnost. To omogućuje korištenje 4.096 različitih boja s 16 razina transparentnosti. Izraz "visoka boja" se nedavno koristi za označavanje dubine boje veće od 24 bita, koja je dizajnirana da prenese stvarne nijanse koje ljudsko oko može opaziti. „Većina jeftinijih LCD zaslona koristi 18-bitnu dubinu boje kako bi postigli brze prijelaze u boji, koristeći tehnike poput podešavanja anti-aliasinga ili brzine osvježavanja kako bi se približili 24-bitnoj boji ili odbacili 6 bitova informacija o boji. Skuplji LCD zaslone mogu prikazati dubinu boje od 24 bita ili više. Na slici 2.2 u nastavku se vidi izravna boja kod 8 bita i 16 bita.



Slika 2.2 Izravna boja [2]



Slika 2.3 Prikazivanje boja u visokoj boji 15/16-bit za tri boje u RGB sustavu [2]

Na slici 2.3 se vidi prikaz boja u visokoj boji 15/16 bita za tri boje. Uobičajeni prikaz boja koristi 24 bita, pri čemu se svakom od R (crvena), G (zelena) i B (plava) dodjeljuju 8 bita. Od 2018. godine, 24-bitna dubina boje je standardna za većinu računala, telefona i formata za pohranu slika. U većini slučajeva, kada se koristi 32 bita po pikselu, 24 bita se koristi za prikaz boje, dok preostalih 8 bita predstavlja alfa kanal ili se ne koristi. To omogućuje 16,777,216 različitih varijacija boja.

2.4. Značajke percepcije ljudske boje

Ljudsko oko ima sposobnost razlikovanja do deset milijuna boja, ali zbog ograničenja gama zaslona, taj raspon sadrži više nijansi nego što možemo uočiti. Kako bi se olakšala ljudska percepcija, prikazi boja neravnomjerno raspoređuju boje u prostoru, omogućavajući nam da primijetimo promjene između susjednih boja unutar raspona boja. Monokromatske slike koriste jednake vrijednosti za sva tri kanala, što rezultira ukupno 256 različitih boja i izraženijim rasponom razlika. Neki softver pokušava smanjiti prisutnost sive boje u kanalima boja kako bi je povećao, no ta tehnika se češće koristi u suvremenim softverskim rješenjima za podpikselnu vizualizaciju. To omogućuje povećanje prostorne razlučivosti na LCD zaslonima, gdje boje mogu imati nešto drugačiji položaj. U nastavku se na slici 2.4 može razlikovati percepcija ljudske boje kod 10 bita i kod 8 bita.



Slika 2.4 Percepcija ljudske boje [2]

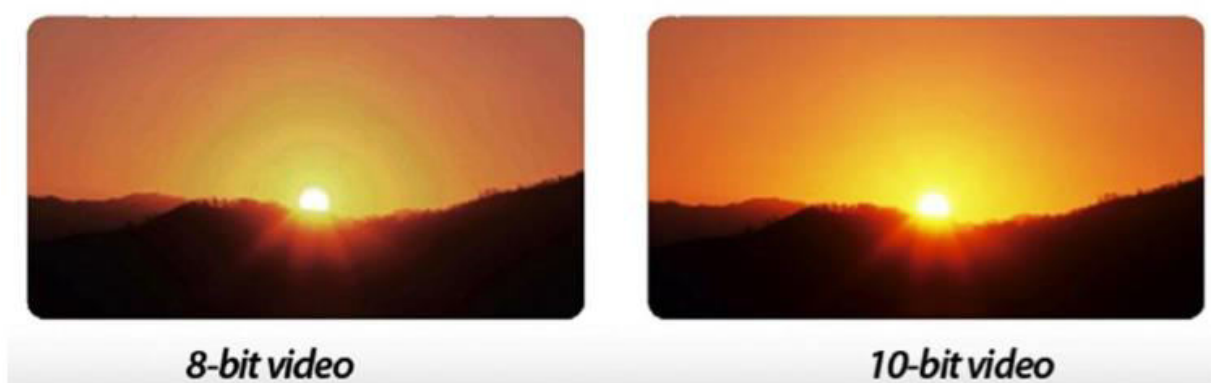
DVD-Video i Blu-ray diskovi podržavaju 8-bitnu boju u YCbCr formatu s 4:2:0 uzorkovanjem krominantnih kanala. Na Macintosh sustavima, 24-bitna boja se često naziva "milijuni boja". Ovaj izraz često se koristi za opis svih dubina boje većih ili jednaki 24. Duboka boja, također poznata kao high color, obuhvaća milijardu ili više boja. Koriste se dubine boje od 30, 36 i 48 bita po pikselu, koje se također nazivaju 10, 12 ili 16 bita po kanalu.

2.5. Upotreba dubine boje u različitim sustavima

SGI sustave karakterizirala je upotreba 10 ili više bitova za video signal, omogućujući interpretaciju podataka na taj način za prikaz slika. Dodatak alfa kanala iste veličine često se koristio, što rezultira 40, 48 ili 64 bita za svaki piksel. Raniji sustavi su smjestili tri 10-bitna kanala u 32-bitnu riječ, pri čemu su 2 bita bila neiskorištena ili su korištena kao alfa kanal sa 4 razine. Cineon format datoteka, popularan za pokretne slike, koristio je tu dubinu boje. Digitalni fotoaparati mogli su proizvesti 10 ili 12 bita po kanalu u svojim izvornim podacima, pri čemu je 16 bita bila najmanja jedinica koja se mogla obraditi.

U kasnim 1990-ima su se počele pojavljivati video kartice s 10 bita po komponenti. Ti sustavi nisu koristili 16 bita za visoki dinamički raspon, unatoč nekim pogrešnim tvrdnjama o njihovim mogućnostima. Softveri za uređivanje slika, poput Photoshopa, već su rano počeli koristiti 16 bita po kanalu.

Glavni cilj ovog pristupa bio je smanjiti kvantizaciju međufaznih rezultata. Ako se operacija podijeli s 4 i zatim pomnoži s 4, izgubit će se niža 2 bita 8-bitnih podataka, ali ako se koristi 16 bita, nijedan od 8-bitnih podataka se ne gubi. Microsoft je 2008. objavio da Windows 7 podržava 30-bitne i 48-bitne duboke boje, kao i široki spektar sRGB palete boja [3]. Iako većina ljudi percipira tri osnovne boje (trihromati), postoje i tetrakromati koji percipiraju četiri osnovne boje. Za pohranu i obradu slika možete koristiti "imaginarnu" primarne boje, iako se obično koristi tri boje, kao u RGB sustavu. U nastavku se na slici 2.5 jasno vidi razlika u dubini boje kod 8 bitne video snimke te kod 10 bitne video snimke.



Slika 2.5 Dubina boje u različitim sustavima [2]

Dubina boje se odnosi na broj različitih nijansi iste boje koje uređaj može reproducirati ili generirati pri obradi slika. Ovaj parametar igra ključnu ulogu u stvaranju glatkih prijelaza nijansi u slikama. Digitalne slike se kodiraju koristeći binarne vrijednosti, nule i jedinice, pri čemu nula

predstavlja crnu boju, a jedinica bijelu boju. Slike se pohranjuju i zauzimaju prostor u memoriji, mjereći se u bajtovima. Jedan bajt se sastoji od 8 bitova koji definiraju dubinu boje. Kod fotoaparata, pojam dubina boje matrice se odnosi na sposobnost matrice da reproducira bogate i detaljne slike s velikim rasponom nijansi i boja. Zbog visoke vrijednosti ovog parametra, fotografije zauzimaju više prostora u memoriji.

Kvaliteta slike je povezana s rezolucijom, što je veza koja postoji između dubine boje i rezolucije. Na primjer, slika od 32 bita s rezolucijom 800x600 će biti znatno lošija u usporedbi sa slikom iste dubine boje, ali veće rezolucije poput 1440x900. U drugom slučaju, veći broj piksela je uključen u sliku, što je lako uočljivo. Jednostavno povećavanje ili smanjivanje rezolucije zaslona u postavkama računala omogućuje vizualno iskusiti kako razlučivost utječe na kvalitetu prikazane slike. Bez obzira na broj boja u slici, ona će biti ograničena na maksimalnu dubinu boje koju monitor podržava. Na primjer, ako monitor podržava dubinu boje od 16 bita, slika s dubinom boje od 32 bita bit će prikazana na monitoru s dubinom boje od 16 bita.

3. Neuronske mreže

Neuronske mreže predstavljaju relativno nov koncept koji se koristi u analizi podataka s širokom primjenom u različitim područjima kao što su društvene znanosti, tehničke znanosti, ekonomija i mnoge druge. Kada spominjemo neuronske mreže, mislimo na umjetne neuronske mreže koje su izgrađene kako bi simulirale i reproducirale funkcije ljudskog mozga.

Ciljevi istraživanja umjetnih neuronskih mreža usmjereni su prema razvoju novih mrežnih struktura koje bi funkcionirale na način sličan ljudskom mozgu, ili barem djelomično imitirale njegove funkcije, s ciljem rješavanja praktičnih problema. Računalo se smatra inteligentnim ako može donositi zaključke na temelju dostupnih činjenica. No, računalima je teško obavljati radnje kao što su prepoznavanje i klasifikacija objekata iz svakodnevnog života, koje čovjek intuitivno izvodi. Neuronske mreže se ističu visokom razinom tolerancije na pogreške, čak i prilikom analize nejasnih i nepotpunih podataka, što omogućava postizanje zadovoljavajućih rješenja.

Pojam neuronske mreže ima dvostruko značenje [4]. Tradicionalno, odnosi se na biološku neuronsku mrežu koja se sastoji od prirodnih neurona povezanih u periferni ili središnji živčani sustav. Neuron, osnovna jedinica živčanog sustava, također je najkompleksnija jedinica ljudskog organizma. Živčani sustav čini oko 10^{11} međusobno povezanih neurona.

3.1. Duboke neuronske mreže

Duboke neuronske mreže su ključna tehnološka arhitektura koja se koristi u dubokom učenju. Ove specifične umjetne mreže doživjele su impresivan napredak u proteklim godinama jer su temeljni element u prepoznavanju različitih uzoraka. Umjetna inteligencija postoji zahvaljujući radu tih posebnih mreža koje su suštinski modelirane prema načinu funkcioniranja našeg mozga, ali na tehnološki i matematički način. Neuronske mreže su sastavni dio strojnog učenja i programeri ih koriste u izradi chatbotova za komunikaciju s korisnicima.

Različiti autori su pružili svoje definicije za duboke neuronske mreže, a neke od njih su sljedeće [5]. Martens je 2010. godine demonstrirao da se duboke neuronske mreže mogu trenirati korištenjem metoda drugog reda (poznatih kao metode bez hesija) i mogu nadmašiti mreže trenirane kroz prethodno učenje: Hesijanski besplatna optimizacija za duboko učenje. Zatim su Sutskever i suradnici 2013. godine pokazali da stohastički gradijentni silazak uz neke vrlo pametne trikove može nadmašiti metode bez hesija: Važnost inicijalizacije i zamaha u dubokom učenju.

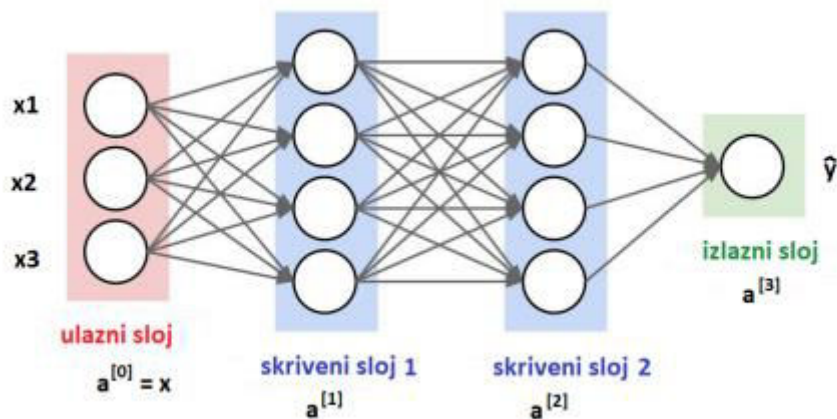
Također, oko 2010. godine ljudi su shvatili da korištenje ispravljenih linearnih jedinica umjesto sigmoidnih jedinica ima veliku razliku u gradijentnom spuštanju. Dropout se pojavio 2014. godine, dok su preostale mreže postale popularne 2015. godine.

Ljudi neprestano otkrivaju sve učinkovitije načine treniranja dubokih mreža, a ono što se prije 10 godina smatralo ključnim saznanjem danas se često smatra preprekom. Sve te spoznaje uglavnom su rezultat pokušaja i pogrešaka, a malo se razumije zašto neke stvari tako dobro funkcioniraju, a druge ne. Treniranje dubokih mreža slično je velikoj vreći trikova, pri čemu se uspješni trikovi često racionaliziraju naknadno.

Duboke neuronske mreže su skupovi neurona organiziranih u slojeve i mogu se promatrati kao aciklički grafovi, gdje izlazni rezultat jednog neurona služi kao ulaz za drugi. Stoga ih nazivamo unaprijednim mrežama, jer se informacija prenosi od ulaznog podatka kroz sve slojeve sve do izlaznog sloja. Neuronske mreže u kojima informacija teče u oba smjera nazivamo rekurzivnim neuronskim mrežama.

Prvi sloj mreže, poznat i kao ulazni sloj, ima ulogu uvođenja ulaznih podataka $x(i)$ u mrežu. Par $(x(i), y(i))$ iz skupa podataka za učenje jasno određuje kojoj klasi pripada ulazni objekt $x(i)$. Svi ostali slojevi, osim izlaznog sloja, nazivaju se skrivenim slojevima jer njihovi izlazi još ne daju zadovoljavajuće rezultate [6]. Svaki skriveni sloj može se prikazati vektorom neurona koji transformiraju ulazne podatke dobivene iz prethodnog sloja i prosljeđuju rezultate neuronima u sljedećem sloju. Dubina modela neuronske mreže određuje se brojem slojeva mreže.

Dubinu modela neuronske mreže određuje broj slojeva mreže, jedan često korišteni primjer su potpuno povezani slojevi (tzv. FC slojevi), u kojima su neuroni između dva susjedna sloja međusobno povezani. Slika 3.1 prikazuje jedan primjer duboke neuronske mreže s dva skrivena sloja, ulaznim i izlaznim slojem s jednim neuronom.



Slika 3.1 Primjer duboke neuronske mreže s dva skrivena sloja i izlaznim slojem s jednim neuronom [6]

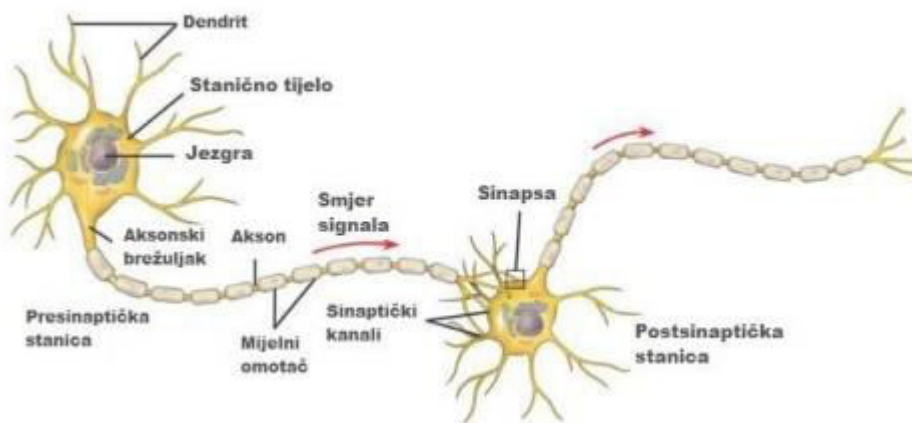
3.2. Konvolucijske neuronske mreže

Konvolucijske neuronske mreže su poseban tip neuronskih mreža koji se koristi u dubokom učenju, posebno za analizu i obradu slika [7]. Ove mreže crpe inspiraciju iz biološke organizacije neurona u vizualnom korteksu životinja.

U nastavku, detaljnije će se objasniti arhitektura i način rada konvolucijske neuronske mreže. Prije toga, radi usporedbe i kako bismo stekli bolji uvid u rad konvolucijske neuronske mreže, napraviti ćemo kratko odstupanje kako bismo opisali unaprijedne neuronske mreže.

Neuronske mreže se koriste za rješavanje različitih problema u područjima računalnog vida, prepoznavanja govora, strojnog prevođenja i drugih. S vremenom, ti problemi postaju sve zahtjevniji, što je dovelo do upotrebe dubljih i složenijih mreža s velikim brojem slojeva i neurona kako bi se nosile s porastom složenosti tih problema.

Sam biološki neuron vizualno je približen slikom 3.2 koja jasno pokazuje složenost.



Slika 3.2 Prikaz biološkog neurona [6]

CNN uzima bitnije informacije iz ulazne slike, te npr. sa manje težina postiže sličnu točnost kao da se koristi samo potpuno povezani slojevi (s većim brojem težina). Time se smanjuje mogućnost pretjeranog ugađanja (overfitting) na neku bazu, te CNN postaje bolji izbor za veće slike.

3.3. Algoritam propagacije unaprijed

Kroz algoritam propagacije unaprijed kroz mrežu, ulazni podatak x prolazi kroz neuronsku mrežu i generira rezultat \hat{y} , koji označava klasu kojoj pripada [6]. Nakon toga, računa se funkcija troška J , koja mjeri razliku između dobivenog rezultata i stvarne vrijednosti Y . Funkcija koju želimo minimizirati ili maksimizirati naziva se funkcija cilja ili kriterij. Kada je minimiziramo, možemo je nazvati i funkcijom troškova (cost function), funkcijom gubitka (loss function) ili funkcijom pogreške (error function). Primjerice, u knjizi [7] ti pojmovi se koriste naizmjenično, iako neke publikacije o strojnom učenju nekima od ovih izraza pridaju posebno značenje.

Dalje će se koristiti izraz funkcija troška kao zbroj funkcije gubitka i regularizacijskog faktora. Algoritam 3.1. opisuje propagaciju unaprijed, koja dodjeljuje gubitak $L(\hat{y}, y)$ parametrima modela koji su povezani s ulaznim podatkom (x, y) , gdje je \hat{y} izlaz neuronske mreže za dani ulazni podatak x . Koristimo oznaku θ za vektor koji sadrži sve parametre modela, uključujući težine W i pomaka b .

Algoritam 3.1 - propagacija unaprijed. Funkcija gubitka $L(y, Y)$ ovisi o dobivenom rezultatu Y i stvarnoj oznaci y . Kako bismo izračunali ukupnu cijenu klasifikacije, dodajemo vrijednost $\lambda R(\theta)$ funkciji gubitka, gdje je λ regularizacijski faktor, Algoritam 3.1.

Algoritam 1 Propagacija unaprijed. Funkcija gubitka $L(\hat{y}, y)$ ovisi o dobivenom rezultatu \hat{y} i stvarnoj labeli y . Kako bismo izračunali ukupnu cijenu klasifikacije, funkciji gubitka dodajemo vrijednost $\lambda R(\theta)$ koja predstavlja regularizaciju.

Zahtjev: l , dubina mreže,
Zahtjev: $W^{[i]}$, $i \in \{1, \dots, l\}$, matrice težina modela
Zahtjev: $b^{[i]}$, $i \in \{1, \dots, l\}$, pomaci
Zahtjev: x , ulaz za obradu
Zahtjev: y , stvarna vrijednost
 $a^{[0]} = x$
for $k = 1, \dots, l$ **do**
 $z^{[k]} = W^{[k]}a^{[k-1]} + b^{[k]}$
 $a^{[k]} = f(z^{[k]})$
 $\hat{y} = a^{[l]}$
 $J = L(\hat{y}, y) + \lambda R(\theta)$

Algoritam 3.1 Algoritam propagacije unaprijed [6]

Nakon propagacije unaprijed do posljednjeg sloja mreže, željeli bismo umanjiti vrijednost funkcije troška $J(\theta)$, odnosno, modificirati parametre modela tako da greška bude minimalna, jednačba 3.1:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} J(\theta) \quad (3.1)$$

Iz tog razloga, algoritam propagacije pogreške unatrag računa gradijent funkcije troška $\nabla J(\theta)$, koji je korisno sredstvo za otkrivanje točaka minimuma. Upravo u točkama minimuma, gradijent funkcije troška $J(\theta)$ jednak je nuli. Minimum se može postići metodom gradijentnog spusta, kojom se u svakoj iteraciji parametri modela ažuriraju u smjeru pada funkcije troška. Metoda gradijentnog spusta ažurira parametre modela prema jednačbi 3.2:

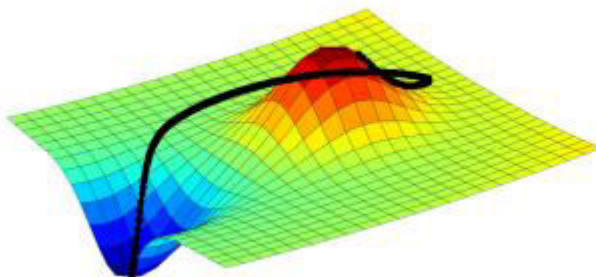
$$\theta^{(t+1)} = \theta^{(t)} - \alpha \nabla J(\theta^{(t)}) \quad (3.2)$$

gdje t predstavlja redni broj iteracije. Hiperparametar modela α predstavlja stopu učenja te označava brzinu učenja, odnosno, ažuriranja parametara u smjeru minimuma.

Na slici 3.3 možemo vidjeti primjer djelovanja metode gradijentnog spusta, koja ažurira parametre modela u smjeru minimuma. Kada u obzir uzmemo da Jacobijeva matrica $\nabla L(\theta)$

sadrži parcijalne derivacije funkcije troška po svim težinama w_k , pravilo ažuriranja možemo pisati na način izražen u jednadžbi 3.3.:

$$w_k^{(t+1)} = w_k^{(t)} - \alpha \frac{\partial J(w_k^{(t)})}{\partial w_k} \quad (3.3)$$



Slika 3.3 Trajektorija gradijentnog spusta s kretanjem prema lokalnom minimumu (plavo). Svaka točka trajektorije predstavlja jednu iteraciju učenja

3.4. Algoritam propagacije unatrag

Propagaciju pogreške unatrag, od izlaznog sloja mreže, pa sve do ulaznog sloja, moguće je izračunati primjenom lančanog pravila deriviranja [11]. Prema definiciji neka su $g : R^m \rightarrow R^n$ i $f : R^n \rightarrow R$ realne funkcije. Ako $y = g(x)$ i $z = f(y)$, tada vrijedi lančano pravilo deriviranja, jednadžba 3.4:

$$\frac{\partial z}{\partial x_i} = \sum_j \frac{\partial z}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial x_i} \quad (3.4)$$

Primjermom lančanog pravila iz prethodne definicije na funkciju troška J , gradijente u smjeru težina W i pomaka b sada se može računati. Algoritam 3.2 prikazuje propagiranje dobivene pogreške unatrag. Algoritam računa gradijente aktivacija $a[k]$ u svakom sloju k , počevši od izlaznog sloja l , propagirajući dobivene vrijednosti gradijenata sve do prvog skrivenog sloja. Dobiveni gradijenti mogu se odmah koristiti za ažuriranje težina i pomaka, kao dio metode stohastičkog gradijentnog spusta, ili se mogu koristiti s drugim optimizacijskim metodama.

Algoritam 2 Propagacija pogreške unatrag kroz duboku neuronsku mrežu.

```
1:  $g \leftarrow \nabla_{\hat{y}} J = \nabla_{\hat{y}} L(\hat{y}, y)$ 
2: for  $k = l, l - 1, \dots, 1$  do
3:    $g \leftarrow \nabla_{z^{[k]}} J = g \odot f'(z^{[k]})$ 
4:    $\nabla_{b^{[k]}} J = g + \lambda \nabla_{b^{[k]}} R(\theta)$ 
5:    $\nabla_{W^{[k]}} J = g a^{[k-1]T} + \lambda \nabla_{W^{[k]}} R(\theta)$ 
6:    $g \leftarrow \nabla_{a^{[k-1]}} J = W^{[k]T} g$ 
```

Algoritam 3.2 Algoritam propagacije unatrag [6]

Iz algoritma vidimo da se, nakon propagacije unaprijed, najprije računa gradijent funkcije troška na izlaznom sloju mreže. Nakon toga se, koristeći lančano pravilo, računa gradijent nelinearne aktivacijske funkcije f , gdje operator predstavlja množenje po točkama. Posljednji korak je računanje gradijenata u smjeru težina i pomaka te propagacija u prethodni sloj mreže.

3.5. Ograničeni Boltzmannovi strojevi

Algoritam koji se koristi za ograničene Boltzmannove strojeve (RBM) je jedan oblik plitke neuronske mreže koji je pogodan za smanjenje dimenzionalnosti podataka, regresiju, klasifikaciju i učenje značajki [6]. Ograničeni Boltzmannovi strojevi mogu se opisati kao dvoslojna neuronska mreža s vidljivim i skrivenim slojem. Ograničenost se odnosi na činjenicu da su veze između neurona unutar istog sloja isključene, za razliku od običnih Boltzmannovih strojeva (BM).

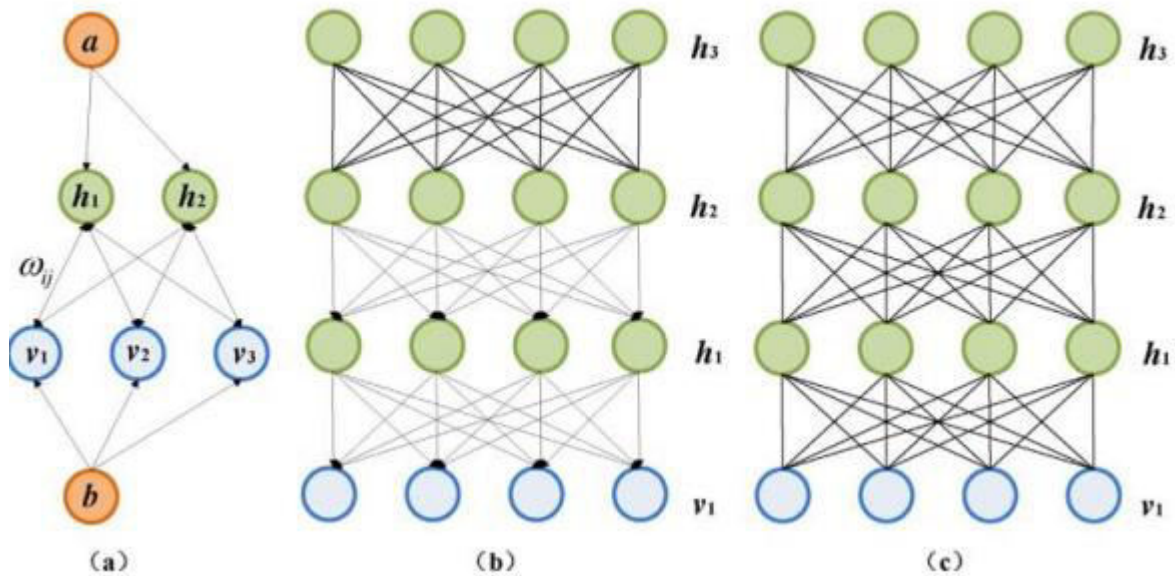
RBM algoritam spada u generativne modele jer može naučiti vjerojatnosnu raspodjelu ulaznih podataka i generirati nove uzorke koji odgovaraju trening podacima [6]. U situacijama s nepotpunim ulaznim podacima, RBM algoritam može predvidjeti vjerojatnosnu raspodjelu i nadomjestiti izgubljene ili nedostajuće ulazne podatke.

Težine i pomaci između dva sloja se prilagođavaju iterativno kako bi izlaz vidljivog sloja što bolje aproksimirao ulazni signal. Parametri skrivenog sloja mogu se smatrati značajkama koje karakteriziraju ulazni signal bez prethodnog znanja o prirodi signala. Nakon toga, nad RBM algoritmom mogu se primijeniti nadzirani učenje algoritmi poput logističke regresije ili neuronskih mreža za klasifikaciju ili regresiju.

RBM se može koristiti samostalno ili se mogu složiti jedan na drugi kako bi se formirali algoritmi poznati kao duboke probabilističke mreže (DBN) ili duboki Boltzmannovi strojevi (DBM).

Razlika između ta dva algoritma leži u načinu spajanja slojeva. Duboke probabilističke mreže su djelomično usmjerene mreže, gdje su veze usmjerene prema dolje osim između dva najviša

sloja. S druge strane, duboki Boltzmannovi strojevi su potpuno usmjereni algoritmi. Usmjerenost veze znači da neuron od kojeg veza kreće utječe na neuron u koji ulazi, ali ne i obrnuto. Zbog toga, algoritam duboke probabilističke mreže može biti efikasniji i lakši za učenje od dubokog Boltzmannovog stroja. Slika 3.4 prikazuje arhitekture ograničenog Boltzmannovog stroja, duboke probabilističke mreže i dubokog Boltzmannovog stroja.



Slika 3.4 Arhitektura a) Ograničenog Boltzmannovog stroja, b) Duboke probabilističke mreže, c) Dubokog Boltzmannovog stroja [6]

3.6. Najnovije metode korištenja neuronskih mreža

U protekle dvije godine, pojavile su se nove metode korištenja neuronskih mreža, uključujući Transformers, generativne suparničke mreže (Generative Adversarial Network, GAN), Meta-učenje, AutoML i Federated Learning.

Transformeri su arhitektura neuronskih mreža koja je stekla popularnost u području obrade prirodnog jezika (NLP) [8]. Poznati su po modelima kao što su BERT, GPT i Transformer-XL, koji su postigli iznimne rezultate u zadacima poput strojnog prevođenja, generiranja teksta i razumijevanja jezika.

Generativne suparničke mreže (GAN-ovi) su klasa neuronskih mreža koje se koriste za generiranje novih podataka. Ova tehnika je postala popularna za stvaranje realističnih slika, zvuka i drugih vrsta podataka. „Razne varijacije GAN-ova, kao što su Conditional GAN (cGAN) i StyleGAN, unaprijedile su sposobnost generiranja visokokvalitetnih i kontroliranih rezultata.

Meta-učenje je područje istraživanja algoritama koji mogu naučiti općenite strategije učenja iz iskustva s različitim zadacima. Ova tehnika omogućuje modelima da brže i efikasnije uče nove zadatke ili se prilagođavaju promjenjivim okruženjima.

Automatizirano strojno učenje (AutoML) bavi se automatizacijom procesa dizajniranja i treniranja neuronskih mreža. Alati i pristupi AutoML-a pomažu smanjiti potrebu za ručnim podešavanjem hiperparametara i ubrzavaju proces razvoja modela strojnog učenja.

Federalno učenje je pristup koji omogućuje treniranje modela strojnog učenja na decentraliziranim podacima, bez prijenosa tih podataka na centralni server. To je korisno u situacijama gdje podaci nisu dostupni na jednom mjestu, kao što su mobilni uređaji ili senzori raspoređeni na različitim lokacijama.

Osim GAN, postoje još neki generativni modeli poput VAE (variational autoencoder) i noviji difuzijski modeli koji se danas koriste za npr. generiranje slika iz teksta (npr. DALL-E-2).

Jedan takav model je Variational Autoencoder (VAE), koji se koristi za generiranje podataka putem latentnog prostora. VAE je duboki neuronski mrežni model koji uči distribuciju ulaznih podataka te koristi stohastičku reprezentaciju za generiranje novih podataka iz tog distribucijskog prostora. VAE koristi posebnu tehniku nazvanu "reparametrizacija", koja omogućuje učinkovito učenje latentnog prostora i generiranje podataka iz tog prostora. Ova tehnika omogućuje VAE-u da stvori raznovrsne i kvalitetne nove primjere koji zadržavaju karakteristike ulaznih podataka.

Drugi noviji pristup generativnom modeliranju je DALL-E-2, koji je razvijen na temelju DALL-E modela. DALL-E-2 je difuzijski generativni model koji je treniran na ogromnom broju slika i tekstualnih opisa kako bi generirao slike na temelju ulaznog teksta. Ovaj model koristi složeniju arhitekturu temeljenu na difuzijskim procesima kako bi generirao visoko kvalitetne slike iz teksta. DALL-E-2 predstavlja napredak u generativnom modeliranju jer koristi difuzijsku arhitekturu koja omogućuje generiranje visoko kvalitetnih slika iz teksta. Ovaj model je treniran na golemom skupu slika i tekstualnih opisa, što mu omogućuje da nauči kompleksne veze između teksta i vizualnih elemenata, te da generira slikovne sadržaje koji su dosljedni i kreativni.

Ovi modeli, poput VAE i DALL-E-2, predstavljaju nove pristupe generativnom modeliranju i otvaraju mogućnosti za stvaranje umjetničkih djela, sinteze podataka i druge kreativne primjene.

4. Novije metode korištenja neuronskih mreža

4.1. BitNet

BitNet koristi konvolucijsku neuronsku mrežu (CNN) koja je posebno prilagođena za obradu slika. Kroz proces učenja, BitNet nauči kako pravilno proširiti dubinu bitova slike kako bi se postigli željeni rezultati. Glavni cilj BitNet-a je ukloniti lažne konture koje se mogu pojaviti kada se slika smanji na manju dubinu bitova. Istovremeno, BitNet se fokusira na obnavljanje vizualnih detalja kako bi rezultirajuća slika bila što vjernija originalnoj.

Ova metoda se oslanja na snagu konvolucijskih slojeva u obradi slika. Konvolucijski slojevi mogu naučiti lokalne značajke slike i obaviti filtriranje kako bi se postigli željeni rezultati. Kroz iterativni proces učenja, BitNet postaje sve bolji u proširenju dubine bitova na slikama i postizanju visoke kvalitete rezultata.

BitNet može imati široku primjenu u različitim područjima obrade slika. Na primjer, može se koristiti za poboljšanje kvalitete slika s niskom dubinom bitova, kao što su slike s niskom kvalitetom ili komprimirane slike. Također može biti koristan u područjima poput digitalne fotografije, video obrade, medicinske dijagnostike i druge gdje je važno očuvanje vizualnih detalja.

Ukratko, BitNet je novi pristup korištenju konvolucijskih neuronskih mreža za proširenje dubine bitova. Ova metoda omogućuje uklanjanje lažnih kontura i obnovu vizualnih detalja, čime se poboljšava kvaliteta slika s niskom dubinom bitova. BitNet ima potencijalnu primjenu u različitim područjima obrade slika i može pružiti bolje rezultate u usporedbi s tradicionalnim metodama proširenja dubine bitova.

4.2. BE-ACGAN

BE-ACGAN je inovativna tehnika koja koristi neuronske mreže, posebno generativne suparničke mreže (GAN), za stvaranje visokokvalitetnih slika s kontroliranim atributima.

BE-ACGAN je unaprjeđena verzija standardne ACGAN arhitekture (Adversarial Conditional Generative Adversarial Network) koja uključuje koncept ravnoteže granica kako bi poboljšala stabilnost i kvalitetu generiranih slika [11].

Glavni cilj BE-ACGAN-a je generiranje realističnih slika koje ispunjavaju željene attribute [12]. To se postiže učenjem diskriminatora koji razlikuje stvarne slike od generiranih te

klasifikatora koji prepoznaje atribute slike. Generativni model uči stvarati slike koje zadovoljavaju željene atribute tako što pokušava prevladati diskriminatora i klasifikatora.

Inkluzija koncepta ravnoteže granica u BE-ACGAN omogućuje bolje usklađivanje generiranih slika s ciljnim atributima.

To znači da se generirane slike približavaju željenim atributima s manjom varijacijom ili nelogičnostima. Ova tehnika doprinosi poboljšanju stabilnosti i kvalitete generiranih slika, omogućujući bolju kontrolu atributa u procesu generiranja.

BE-ACGAN može se primijeniti u različitim područjima poput generiranja realističnih lica, sinteze slika, stvaranja umjetničkih djela i drugih situacija gdje je važna kontrola atributa u generiranju slika.

Važno je napomenuti da je BE-ACGAN samo jedna od mnogih tehnika koje koriste neuronske mreže i GAN-ove za generiranje slika s kontroliranim atributima. Područje generativnih modela i GAN-ova je vrlo aktivno i neprekidno se razvija, stoga možemo očekivati pojavu novih i poboljšanih metoda u budućnosti.

4.3. BE-CALF

Značajke dubokih neuronskih mreža BE-CALF je specifična tehnika ili algoritam koji se odnosi na poboljšanje dubine bitova spajanjem svih razina.

Duboka arhitektura: DNN obično se sastoje od više slojeva međusobno povezanih čvorova (neurona) organiziranih u sloj za ulazne podatke, jedan ili više skrivenih slojeva i sloj za izlazne podatke. Svaki sloj obrađuje i transformira ulazne podatke, omogućujući mreži da nauči složene reprezentacije i uzorke.

Nelinearnost: DNN koriste aktivacijske funkcije, poput rectified linear unit (ReLU), sigmoidne ili tangens hiperbolni (tanh) funkcije, kako bi uvele nelinearnosti u mrežu. To omogućuje modelu da nauči nelinearne odnose između ulaznih i izlaznih podataka.

Učenje značajki: DNN mogu automatski naučiti značajne značajke iz sirovih podataka bez eksplicitnog inženjeringa značajki. To omogućuje mreži da otkrije relevantne reprezentacije ili apstrakcije na različitim slojevima, što dovodi do bolje izvedbe u različitim zadacima.

Učenje od početka do kraja: DNN se mogu trenirati od početka do kraja, što znači da cijela mreža uči zajedno kako bi optimizirala zadanu funkciju cilja.

Time se eliminira potreba za ručnim izvlačenjem značajki i međuproceniranjem. Skalabilnost: DNN-ovi se mogu skalirati kako bi se nosili s velikim skupovima podataka i složenim problemima.

Povećavanjem dubine i širine mreže, mogu uhvatiti složenije veze u podacima, iako dublje mreže mogu zahtijevati više računalnih resursa za obuku [13]. Transferno učenje: DNN-ovi mogu iskoristiti prethodno trenirane modele na velikim skupovima podataka i prenijeti naučeno znanje na srodne zadatke s manjim skupovima podataka. To omogućuje učinkovito treniranje i bolju generalizaciju u scenarijima s ograničenim označenim podacima.

4.4. BrNet

Arhitektura dubokog učenja nazvana BRNet kombinira prednosti ResNetova i agregacijskih metoda kako bi poboljšala performanse klasifikacije slika.

ResNetovi su popularne duboke neuronske mreže koje su uvele koncept rezidualnih veza. Ove veze omogućavaju modelu učenje razlike između ulaza i željenog izlaza, što pomaže u rješavanju problema nestajućeg gradijenta i poboljšava trening mreže [14].

Arhitektura BRNet nadograđuje koncept rezidualnih veza dodavanjem bi-rezidualnih veza. Osim prednjih rezidualnih veza, gdje se izlaz jednog sloja zbraja s ulazom drugog sloja. BRNet uključuje i stražnje rezidualne veze koje prenose gradijente iz dubljih slojeva prema plićim slojevima, poboljšavajući protok informacija i propagaciju gradijenata kroz mrežu.

Dodatno, BRNet koristi mehanizam agregacijske veze koji kombinira značajke iz prednjih i stražnjih rezidualnih veza. Ovaj korak agregacije poboljšava sposobnost mreže za reprezentaciju kombiniranjem komplementarnih informacija koje su uhvaćene prednjim i stražnjim vezama.

Korištenjem prednjih i stražnjih rezidualnih veza, kao i mehanizma agregacijske veze, BRNet može naučiti reprezentacije koje bolje uhvaćaju detalje u slikama, što rezultira većom točnošću u zadacima klasifikacije slika u usporedbi s tradicionalnim arhitekturama.

Uvođenje bi-rezidualnih veza i mehanizma agregacijske veze u BRNet predstavlja inovativan pristup dizajnu dubokih neuronskih mreža, poboljšavajući njihovu sposobnost da nauče kompleksne odnose u podacima [15]. BRNet je pokazao napredne performanse na različitim skupovima podataka za klasifikaciju slika, što ga čini vrijednim alatom u području računalnog vida.

Bit-Depth	Indicator	Zero Padding	IPAD [22]	BitNet [5]	LB DEN [47]	BE-CALF [19]	RMFNet [20]	BRNet
1	PSNR↑	10.79	17.51	12.03	17.61	18.11	18.31	19.14
	SSIM↑	0.3067	0.5451	0.3946	0.6090	0.6383	0.6370	0.6854
	W-dis↓	64.82	17.84	53.77	18.45	17.06	16.99	13.68
3	PSNR↑	22.77	29.20	32.68	32.09	32.56	32.05	34.22
	SSIM↑	0.8559	0.9000	0.9339	0.9355	0.9360	0.9294	0.9495
	W-dis↓	16.00	2.59	2.2883	1.96	2.24	1.79	1.22
4	PSNR↑	29.06	34.90	38.48	38.20	38.44	37.75	39.80
	SSIM↑	0.9484	0.9595	0.9740	0.9750	0.9743	0.9712	0.9794
	W-dis↓	7.68	1.11	1.07	0.83	1.02	0.79	0.59
5	PSNR↑	35.55	40.35	43.30	43.08	43.51	42.63	44.32
	SSIM↑	0.9839	0.9843	0.9887	0.9896	0.9898	0.9882	0.9909
	W-dis↓	3.50	0.69	0.60	0.45	0.59	0.45	0.32
7	PSNR↑	51.02	51.02	47.13	45.74	48.79	47.66	52.90
	SSIM↑	0.9985	0.9985	0.9978	0.9971	0.9976	0.9974	0.9982
	W-dis↓	0.52	0.51	0.86	0.62	0.61	0.36	0.03

Tablica 4.1 PSNR, SSIM i Wasserstein udaljenost za različite tipove modela povećanja bitova sa 1, 3, 5 i 7 u 8 bitova

U tablici 4.1 se npr. vidi da zero padding radi jako dobro za 7->8, dok neuronske mreže postaju bolje za veće razlike u povećanju bitova [14].

5. Razvoj televizijske tehnologije

5.1. Kvaliteta slike za prikaz slike na monitorima

Napredak u tehnologiji televizora donosi poboljšanja u prikazu visokokvalitetnih slika na ekranima. Kada se spominje 10-bitna i 12-bitna tehnologija, to se obično odnosi na broj raspoloživih boja ili nijansi koje se mogu prikazati na ekranu. Ranije su se tradicionalni televizori i monitori koristili 8-bitnom tehnologijom koja je omogućavala prikaz samo 256 različitih boja. Međutim, s napretkom tehnologije, postalo je moguće prikazivati veći broj nijansi boja kako bi se postigla veća preciznost i reprodukcija s više detalja.

S 10-bitnom slikom mogu se prikazati 1.024 različite nijanse boja po kanalu crvene, zelene i plave (RGB), što ukupno čini 30-bitnu sliku. To znači da se može prikazati oko 1,07 milijardi različitih boja. S 12-bitnom slikom mogu se prikazati 4.096 različitih nijansi po kanalu RGB, što ukupno čini 36-bitnu sliku, odnosno oko 68,7 milijardi različitih boja.

Važno je napomenuti da podrška za 10-bitnu ili 12-bitnu sliku nije samo odgovornost samog ekrana, već i grafičke kartice, operativnog sustava i izvora sadržaja poput videozapisa ili igara. Svi ovi čimbenici moraju biti kompatibilni kako bi se iskoristile prednosti većeg broja boja.

5.2. Kvaliteta slike za prikaz videozapisa na monitorima

Uobičajeno je da trenutni videozapisi koriste 8-bitnu dubinu boje, što znači da mogu prikazivati do 256 različitih nijansi po kanalu RGB. Ovo je standardna dubina boje za većinu komprimiranih video formata koji se koriste u kućnim zabavnim sustavima, streaming platformama i drugim digitalnim medijima.

Za većinu slučajeva, 8-bitna dubina boje je dovoljna da pruži prihvatljivu kvalitetu prikaza slika. Ljudsko oko obično ne može primijetiti nijanse između većine tih 256 boja. Stoga, uobičajene aktivnosti kao što su gledanje filmova, televizijskih emisija ili videozapisa na internetu, 8-bitna dubina boje pruža zadovoljavajuće vizualno iskustvo.

Ipak, postoje situacije u kojima se preferira veća dubina boje. U profesionalnoj produkciji, post-produkciji ili kreativnim projektima koji zahtijevaju preciznost i detalje u reprodukciji boja, često se koriste veće dubine boje poput 10-bitne ili 12-bitne. To omogućava širu paletu boja i veću preciznost u prikazu nijansi, posebno u područjima s prijelazima između svijetlih i tamnih tonova.

Da biste podržali veće dubine boje, potrebno je koristiti posebne formate datoteka i tehnologije kodiranja, kao i kompatibilan hardver za reprodukciju i prikaz. Kod kućnih korisnika, sve više televizora i monitora podržava veće dubine boje, a postoji i povećana podrška za 10-bitne i 12-bitne videozapise na nekim streaming platformama i medijima.

Bitno je napomenuti da, iako većina videozapisa koristi 8-bitnu dubinu boje, tehnološki napredak i razvoj donose nove standarde i mogućnosti. U budućnosti možemo očekivati sve veću prisutnost videozapisa s višim dubinama boje, pružajući još bolje iskustvo gledanja i precizniju reprodukciju boja.

5.3. Metode pretvorbe kvalitete dubine bita iz manje u višu

Istraživanje mogućnosti povećanja dubine bitova u slikama visoke razlučivosti predstavlja zanimljiv aspekt u napredovanju televizijske tehnologije, posebno u kontekstu HDR-a, SoC-ova i video kompresije [16]. Izazov leži u konverziji slika niže dubine bitova, poput 8-bitnih, u visokodubinske slike kao što su 10-bitne ili 12-bitne, kako bi se ostvarila bolja reprodukcija boja i veća preciznost.

Postoje razne metode i algoritmi koji se primjenjuju za povećanje dubine bitova u slikama. Jedan od njih je algoritam proširivanja bitova koji nastoji rekonstruirati izgubljene bitove na temelju postojećih. Ovaj proces uključuje upotrebu interpolacije, filtriranja i matematičkih tehnika kako bi se obnovile informacije o boji i detaljima slike.

Ubrzanje hardvera zaslona na mobilnim uređajima također igra važnu ulogu u povećanju dubine bitova. Napredni SoC-ovi i grafički procesori mogu biti optimizirani za podršku visokoj dubini boje i brzo procesiranje visokorazlučitih slika.

Također, video kompresija ima ključnu ulogu u prijenosu i pohrani slika visoke dubine bitova. Napredne tehnike kompresije poput High Efficiency Video Coding (HEVC) ili AV1 kodeka mogu učinkovito komprimirati slike visoke dubine bitova bez značajnog gubitka kvalitete.

Važno je napomenuti da povećanje dubine bitova nije uvijek potpuno precizno i može rezultirati gubitkom određenih informacija. Stoga, najbolje rezultate i najveću prednost od veće dubine bitova moguće je postići kada izvor slike izvorno podržava višu dubinu bitova.

6. Metode povećanja dubine bitova

6.1. Nadodavanje nula

Dodavanje nula je jednostavan postupak koji uključuje ubacivanje nula na manje značajna mjesta u binarnom zapisu slike kako bi se povećala dubina bitova [17]. Na primjer, kada se dubina povećava s 8 na 10 bitova, dodaju se dva nula na svaki piksel. Ova tehnika ne donosi nove informacije o boji ili detaljima slike, već samo povećava raspon dostupnih bitova.

Ova metoda uključuje dodavanje nula na manje značajna mjesta u binarnom zapisu slike kako bi se proširio raspon dostupnih bitova. Kada se koristi dodavanje nula, svaki piksel u slici se proširuje dodavanjem nula na kraj postojećeg binarnog zapisa. Na primjer, ako imate sliku s 8-bitnom dubinom boje koja može prikazati 256 različitih nijansi, dodavanje nula na svaki piksel omogućuje povećanje dubine na 10 ili 12 bitova.

Ova tehnika ne pruža nove informacije o boji ili detaljima slike, već samo proširuje broj dostupnih bitova. Nule koje su dodane ne donose nove podatke. Ipak, to omogućava veću preciznost prikaza nijansi između piksela i može poboljšati glatkoću prijelaza boja.

Dodavanje nula je relativno jednostavan i brz postupak koji se može primijeniti na sliku bez složene obrade. Važno je napomenuti da dodavanje nula ne povećava stvarnu dubinu bitova slike. Umjesto toga, samo se proširuje raspon vrijednosti koje mogu biti prikazane na pojedinim pikselima.

Također treba napomenuti da dodavanje nula neće unijeti nove informacije o boji ili detaljima koji nisu bili prisutni u izvornoj slici. To je samo način da se poveća broj dostupnih nijansi i poboljša kvaliteta prikaza na uređaju koji podržava veću dubinu bitova. Dodavanje nula može biti korisno u određenim situacijama, na primjer, prilagodbi slike za prikaz na uređaju koji podržava veću dubinu bitova. Međutim, važno je uzeti u obzir druge metode povećanja dubine bitova koje mogu pružiti bolje rezultate u reprodukciji boja i detalja slike.

6.2. Ponavljanje bitova

Ova tehnika koristi ponavljanje postojećih bitova kako bi se povećala dubina bitova slike. Na primjer, kada se dubina povećava s 8 na 10 bitova, svaki bit se ponavlja jednom. Cilj ove metode je proširiti raspon boja i nijansi koje mogu biti prikazane.

Primjena metode ponavljanja bitova podrazumijeva proširenje svakog piksela u slici ponavljanjem postojećih bitova. Na primjer, ako imate sliku s 8-bitnom dubinom boje koja može prikazati 256 nijansi, ponavljanje bitova omogućuje povećanje dubine na 10 ili 12 bitova.

Proces ponavljanja bitova započinje kopiranjem i ponavljanjem binarnog zapisa piksela. Na primjer, ako je binarni zapis piksela 1101, rezultat ponavljanja bitova mogao bi biti 11011101 kako bi se postigla dubina od 8 bitova.

Ova tehnika omogućuje veći broj nijansi boja između piksela i poboljšava prijelaz boja. Ponavljanje bitova doprinosi većoj rezoluciji prikaza boja, što rezultira bogatijim i preciznijim prikazom slike.

Važno je napomenuti da metoda ponavljanja bitova ne donosi nove informacije o boji ili detaljima slike. Umjesto toga, samo se ponavljaju postojeći bitovi kako bi se proširio raspon vrijednosti prikazan na pojedinim pikselima. Ponavljeni bitovi ne sadrže nove podatke, već samo proširuju raspon vrijednosti.

Kao i kod dodavanja nula, metoda ponavljanja bitova ne povećava stvarnu dubinu bitova slike. Umjesto toga, samo se proširuje raspon vrijednosti koje mogu biti prikazane na pojedinim pikselima.

Metoda ponavljanja bitova može biti korisna u određenim situacijama, kao što je prilagodba slike za prikaz na uređaju koji podržava veću dubinu bitova [18]. Međutim, treba uzeti u obzir naprednije tehnike povećanja dubine bitova koje mogu pružiti bolje rezultate u reprodukciji boja i detalja slike.

6.3. Multi-Resolution Complementation (MRC)

MRC tehnika je metoda koja koristi različite verzije slike s različitim dubinama bitova kako bi se unaprijedila dubina bitova izvorne slike [19]. Koristi se interpolacija između ovih verzija slika kako bi se generirala nova slika s visokom dubinom bitova. MRC metoda crpi informacije iz više izvora kako bi se postigao konačni rezultat.

Glavna ideja iza MRC metode je primjena interpolacije između različitih verzija slika kako bi se stvorila nova slika s visokom dubinom bitova. Tipično, MRC koristi jednu verziju slike s nižom dubinom bitova, kao što je 8-bitna slika, i drugu verziju s višom dubinom bitova, kao što je 10-bitna slika.

Proces MRC metode uključuje sljedeće korake. Prvo se prikupljaju više verzija slika istog sadržaja, ali s različitim dubinama bitova. To može uključivati sliku s nižom dubinom bitova, poput 8-bitne slike, i sliku s višom dubinom bitova, poput 10-bitne slike.

Nakon toga slijedi korak interpolacije i kombinacije. Interpolacija se primjenjuje između dvije verzije slika kako bi se stvorila nova slika s visokom dubinom bitova. Interpolacija generira nove piksel-vrijednosti između postojećih piksela iz oba izvora. Ovaj postupak interpolacije može koristiti različite tehnike kao što su bilinearne ili bikubično filtriranje.

Nakon kombiniranja dviju verzija slika, mogu se primijeniti tehnike poboljšanja detalja kako bi se postigla veća preciznost u prikazu boja i tekstura. Te tehnike mogu obuhvaćati poboljšanje kontrasta, oštine slike ili smanjenje šuma.

MRC metoda ima prednost jer koristi informacije iz više izvora kako bi se postigao konačni rezultat s visokom dubinom bitova. Kombiniranje slika s različitim dubinama bitova omogućuje više nijansi boja i poboljšava prikaz detalja.

Važno je napomenuti da MRC metoda zahtijeva prikladne izvore slika s različitim dubinama bitova kako bi se postigao željeni rezultat. Također, odabir prikladnih interpolacijskih tehnika i tehnika poboljšanja detalja također može utjecati na kvalitetu konačne slike. Ova metoda se često koristi u području obrade slika.

6.4. Adaptive Contrast-Driven Contrast Enhancement (ACDC)

ACDC algoritam je tehnika koja primjenjuje statističke metode kako bi poboljšao kontrast i dubinu bitova slike [20]. Kroz analizu lokalnih kontrastnih informacija, algoritam prilagođava razinu kontrasta za pojedinačne piksele s ciljem bolje reprezentacije detalja i dubine.

Postupak ACDC metode sastoji se od nekoliko ključnih koraka. Prvi korak je analiza lokalnih kontrastnih informacija u slici, koja se može postići korištenjem različitih tehnika poput Gaussove ili Laplaceove piramide. Cilj je identificirati regije slike koje imaju nizak kontrast i zahtijevaju poboljšanje.

Nakon analize lokalnog kontrasta, koristi se adaptivno podešavanje kontrasta kako bi se poboljšao prikaz detalja u regijama s niskim kontrastom. Ovo podešavanje se provodi primjenom odgovarajuće funkcije koja povećava kontrast u regijama s niskim kontrastom, dok održava kontrast u regijama s visokim kontrastom.

Nakon adaptivnog podešavanja kontrasta, slika se rekonstruira koristeći poboljšane kontrastne informacije. Ovaj postupak može uključivati kombiniranje originalne slike s poboljšanim kontrastom kako bi se postigao konačni rezultat.

ACDC metoda pruža brojne prednosti u poboljšanju kontrasta slike, posebno u područjima s niskim kontrastom. Ova tehnika omogućuje bolje prikazivanje detalja i tekstura koje bi inače bilo teško uočiti. Također, ACDC metoda omogućuje adaptivno podešavanje kontrasta na temelju lokalnih karakteristika slike, čime se postiže poboljšano vizualno iskustvo.

Potrebno je naglasiti da ACDC metoda može biti osjetljiva na šum u slici. Stoga je važno primijeniti odgovarajuće tehnike za smanjenje šuma prije primjene ove metode kako bi se osigurala visoka kvaliteta rezultata. ACDC metoda se često koristi u području obrade slika, posebno za poboljšanje vizualnih iskustava u situacijama s niskom dubinom bitova ili slikama koje imaju izazove s kontrastom.

6.5. IPAD (Image Processing for Adaptive Display)

Algoritam IPAD (Image Processing for Adaptive Display) primjenjuje prijenosnu funkciju kako bi transformirao sliku niže dubine bitova u sliku više dubine bitova [19]. Jedna od ključnih karakteristika ovog algoritma je adaptivna analiza sadržaja slike, koja uzima u obzir specifična svojstva slike kako bi odredila najprikladniji prijenosni algoritam za povećanje dubine bitova. Ova analiza uključuje različite aspekte slike, poput teksture, kontrasta, oštine i drugih vizualnih karakteristika.

Nakon što se odabere prikladan prijenosni algoritam, IPAD algoritam primjenjuje tu funkciju na sliku niže dubine bitova kako bi povećao njenu dubinu bitova. Ova transformacija pomaže u poboljšanju kvalitete slike, zadržavajući detalje i smanjujući artefakte koji mogu nastati pri konverziji iz niže u višu dubinu bitova.

Primjena IPAD algoritma može biti korisna u različitim područjima koja zahtijevaju visoku kvalitetu prikaza slike, kao što su medicinska dijagnostika, digitalna obrada slika, video igre i mnoga druga.

Važno je napomenuti da implementacija i detalji IPAD algoritma mogu varirati ovisno o specifičnoj primjeni i kontekstu u kojem se koristi. Informacije koje ste naveli pružaju osnovni pregled IPAD algoritma i načina na koji se koristi za transformaciju slika niže dubine bitova u sliku više dubine bitova kroz adaptivnu analizu sadržaja slike.

6.6. Interpolacija

Interpolacija se često koristi u obradi slika i može se primijeniti i na povećanje dubine bitova slike. Glavna svrha interpolacije je generiranje novih vrijednosti između postojećih piksela kako bi se unaprijedila kvaliteta slike i proširila dubina bitova. U ovom kontekstu, mogu se primijeniti različite vrste interpolacije, uključujući bilinearnu, bikubičnu i Lanczos interpolaciju.

Interpolacija je široko primjenjivana tehnika u procesiranju slika, a također može se upotrijebiti za proširenje dubine bitova.

Upotreba interpolacije je česta praksa u obradi slika i može se primijeniti za povećanje dubine bitova. Ova tehnika omogućuje generiranje novih vrijednosti između postojećih piksela, poboljšavajući kvalitetu slike i povećavajući dubinu bitova. Različite metode interpolacije, kao što su bilinearna, bikubična i Lanczos interpolacija, pružaju mogućnosti za postizanje ovih ciljeva.

6.6.1. Bilinearna interpolacija

Bilinearna interpolacija je jednostavna tehnika koja generira nove vrijednosti piksela na temelju četiri susjedna piksela. Kada se koristi za povećanje dubine bitova, ova metoda može pridonijeti glatkijem prijelazu boja i poboljšanju detalja slike.

Povećanje dubine bitova uz pomoć bilinearne interpolacije rezultira glatkijim prijelazom boja i poboljšanjem detalja slike [18]. Ova tehnika uzima u obzir vrijednosti susjednih piksela kako bi odredila novu vrijednost piksela. Konkretno, bilinearna interpolacija izračunava prosječnu vrijednost četiri najbliža susjedna piksela za svaku novu točku na povećanoj slici. Na taj način stvara se nova vrijednost koja se nalazi između postojećih piksela.

Unatoč svojoj jednostavnosti, bilinearna interpolacija može imati određene nedostatke u usporedbi s drugim interpolacijskim metodama. Budući da koristi samo četiri susjedna piksela, moguće je da detalji slike nisu dovoljno precizno rekonstruirani. Također, kod glatkih prijelaza boja mogu se primijetiti blagi artefakti ili zaglađivanje rubova. Rezultati bilinearne interpolacije mogu biti manje precizni u odnosu na naprednije interpolacijske tehnike poput bikubične ili Lanczos interpolacije, ovisno o primjeni i kvaliteti ulazne slike.

Unatoč tome, bilinearna interpolacija i dalje ima svoju primjenu u obradi slika zbog svoje jednostavnosti i brzine izvođenja. Može se koristiti u situacijama kada je potrebna brza aproksimacija i kada visoka preciznost nije od suštinske važnosti. Također, bilinearna interpolacija može biti korisna kao početna metoda za postupno poboljšanje kvalitete slike uz pomoć složenijih interpolacijskih tehnika."

Zaključno, bilinearna interpolacija je jednostavna tehnika koja generira nove vrijednosti piksela između četiri susjedna piksela. Kada se primjenjuje na povećanje dubine bitova, može poboljšati glatkoću prijelaza boja i detalja slike. Važno je imati na umu da bilinearna interpolacija može rezultirati manje preciznim rezultatima u usporedbi s drugim interpolacijskim metodama te može imati određene artefakte.

6.6.2. Bikubična interpolacija

Bikubična interpolacija predstavlja napredniju tehniku koja koristi veći broj susjednih piksela za generiranje novih vrijednosti piksela [18]. Ova metoda omogućava precizniju kontrolu nad glatkoćom prijelaza boja i detaljima slike, rezultirajući visokokvalitetnim rezultatom.

Primjena bikubične interpolacije uključuje korištenje matematičkog modela bikubične funkcije za određivanje novih vrijednosti piksela. Ovaj model omogućuje preciznije oblikovanje prijelaza boja i detalja, rezultirajući glatkim i kvalitetnim slikama. Bikubična interpolacija ima sposobnost zadržavanja više finih teksturnih detalja, očuvanja oštine rubova i smanjenja artefakata poput izobličenja i zaglađivanja.

Bikubična interpolacija može biti računalno zahtjevnija u usporedbi s bilinearnom interpolacijom zbog korištenja 4×4 tj. 16 okolnih piksela. To može rezultirati nešto sporijim vremenom izvođenja, posebno kod velikih slika ili skupova podataka.

Sve u svemu, bikubična interpolacija je naprednija metoda interpolacije koja koristi više susjednih piksela za generiranje novih vrijednosti piksela. Ova tehnika omogućava bolju kontrolu nad glatkoćom prijelaza boja i detaljima slike, što rezultira visokokvalitetnim rezultatom.

6.6.3. Lanczos interpolacija

Lanczos interpolacija predstavlja napredniju tehniku koja koristi matematičku funkciju poznatu kao Lanczosova funkcija kako bi generirala nove vrijednosti piksela. Ova metoda omogućava precizniju kontrolu očuvanja detalja i smanjenja mogućih artefakata, rezultirajući slikom visoke kvalitete. Lanczos interpolacija, međutim, može biti izazovnija za računalnu obradu u usporedbi s drugim interpolacijskim tehnikama.

Lanczos interpolacija se temelji na Lanczosovoj funkciji, koja se definira kao periodička funkcija s beskonačnim brojem nula [18]. Lanczos funkcija je funkcija sinc prozorirana središnjom laticom druge, šire funkcije sinc. Ova funkcija ima glatke prijelaze i brzo se smanjuje prema nuli kako se udaljava od središnje točke. Upotrebom Lanczosove funkcije, interpolacija pridaje veći značaj pikselima koji su bliži novoj točki, dok smanjuje važnost piksela udaljenih od nje. To omogućuje precizniju kontrolu očuvanja detalja i smanjenja artefakata, poput izobličenja i zaglađivanja slike."

Lanczos interpolacija često proizvodi slike visoke kvalitete, posebno kada je potrebno očuvanje finih detalja. Ona precizno kontrolira prijelaze boja i teksturne detalje, rezultirajući

slikom koja izgleda prirodno i vjerno. Ova tehnika može biti posebno korisna kod povećavanja dubine bitova i poboljšanja kvalitete slike visoke rezolucije.

Važno je imati na umu da Lanczos interpolacija može biti izazovnija za računalnu obradu u usporedbi s drugim interpolacijskim tehnikama. Primjena matematičkih operacija temeljenih na Lanczosovoj funkciji može rezultirati duljim vremenom izvođenja, posebno kada se radi o velikim slikama ili skupovima podataka."

Trebamo također imati na umu da interpolacija ima svoja ograničenja. Primjena interpolacije za povećanje dubine bitova slike može poboljšati kvalitetu, ali ne može stvoriti nove informacije koje nisu prisutne u originalnoj slici.

6.7. Multiply metoda

Metoda povećanja dubine bita interpolacijom, poznata kao "multiply metoda", predstavlja postupak koji omogućuje proširivanje dubine bita slike putem množenja faktora povećanja. U ovom istraživanju, primijenjeni su faktori povećanja $\times 4$, $\times 16$ i $\times 257$ s ciljem transformacije 8-bitnih slika u slike s dubinom bita od 10, 12 i 16 bita, 6 bita u 8 bita.

Koncept faktora povećanja važan je u ovom kontekstu te ga je potrebno razumjeti. Faktor povećanja predstavlja omjer između maksimalne vrijednosti piksela u ciljanoj dubini bita i maksimalne vrijednosti piksela u izvornoj dubini bita. U ovom slučaju, izvorna dubina bita slike je 8 bita, što znači da pikseli u izvornoj slici mogu poprimiti vrijednosti u rasponu od 0 do 255.

Za pretvaranje 8-bitne slike u sliku s dubinom bita od 10 bita, primijenjen je faktor povećanja $\times 4$. Maksimalna vrijednost piksela u 10-bitnoj slici iznosi $1023 (2^{10} - 1)$, dok je maksimalna vrijednost piksela u izvornoj 8-bitnoj slici 255. Stoga se svaki piksel u 8-bitnoj slici množi s faktorom $1023/255$ kako bi se postigla konverzija.

Sličan postupak primjenjuje se za povećanje dubine bita na 12 i 16 bita. Za povećanje na 12-bitnu dubinu bita koristi se faktor povećanja $\times 16 (4095/255)$, dok se za povećanje na 16-bitnu dubinu bita koristi faktor povećanja $\times 257 (65535/255)$.

Na primjer, za sliku nazvanu "to10multiply", svaki piksel u toj slici se množi s faktorom $1023/255$ kako bi se pretvorio u 10-bitni piksel. Ovaj postupak se ponavlja za svaki piksel u slici. Analogan pristup primjenjuje se i za slike "to12multiply" i "to16multiply", s ciljem dobivanja slika s povećanom dubinom bita od 12 i 16 bita, respektivno, koristeći odgovarajuće faktore povećanja.

Konačni rezultat je set novih slika s povećanom dubinom bita, koje se mogu analizirati kako bi se utvrdila učinkovitost ove metode. Dobivene slike mogu biti uvrštene u tablicu kao tri slučaja: 8-bit do 10-bit, 8-bit do 12-bit i 8-bit do 16-bit, s ciljem prikaza poboljšanja kvalitete i reprodukcije detalja u slikama s većom dubinom bita.

7. Objektivne mjere kvalitete

Rezultati dobiveni ispitivanjem će se usporediti koristeći neku od objektivnih mjera kvalitete: MSE, PSNR, SSIM; MS-SSIM koje koriste referentnu sliku i BRISQUE, NIQE I PIQE koji ne koriste referentnu sliku.

7.1. MSE (Mean Squared Error)

Metoda srednje kvadratne pogreške često se koristi za procjenu razlike između dvije slike. MSE mjeri prosječnu kvadratnu razliku između piksela na originalnoj slici i interpoliranoj slici. Ova metoda ima široku primjenu u području obrade slika, računalnog vida i interpolacije.

„Za izračunavanje MSE-a, prvo uspoređujemo vrijednosti piksela na istim pozicijama između originalne slike i interpolirane slike [21]. Za svaki piksel, kvadriramo razliku između vrijednosti piksela na istoj poziciji u originalnoj slici i interpoliranoj slici. Zatim, sumiramo sve te kvadrate i dijelimo ih s ukupnim brojem piksela na slici.

MSE se može matematički prikazati jednadžbom 7.1:

$$MSE = \frac{\sum_i \sum_j (x_{i,j} - y_{i,j})^2}{M \cdot N} \quad (7.1)$$

gdje je:

$x_{i,j}$: vrijednost piksela na originalnoj slici

$y_{i,j}$: vrijednost piksela na interpoliranoj slici

M, N : visina i širina slike

Rezultat MSE-a je numerička vrijednost koja predstavlja kvadratnu razliku između slika. Veće vrijednosti MSE-a ukazuju na veću razliku između slika, dok manje vrijednosti ukazuju na manju razliku.

MSE ima nekoliko prednosti, kao što su jednostavnost implementacije i interpretacije rezultata. Međutim, MSE također ima svoje ograničenja. MSE samo kvantificira matematičke razlike između piksela i ne uzima u obzir percepciju ljudskog vida. To znači da može postojati situacija u kojoj je MSE nizak, ali ljudsko oko i dalje percipira razliku između slika.

Često se koristi MSE za usporedbu rezultata interpolacije ili rekonstrukcije slike s originalnom slikom. Također se primjenjuje u postupcima optimizacije i prilagođavanju parametara interpolacijskih algoritama kako bi se smanjila razlika između originalne i interpolirane slike.

7.2. PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) predstavlja jednu od najčešće primjenjivanih objektivnih mjera kvalitete koja se koristi za procjenu razlika između originalne slike i slike koja je rekonstruirana nakon nekog oblika obrade ili kompresije [22]. Ova metrika ima široku primjenu u područjima kao što su obrada slika, video kompresija i komunikacija.

PSNR se temelji na usporedbi između originalne slike (referentne slike) i rekonstruirane slike. Mjera kvantificira razliku između tih dviju slika putem odnosa signala i šuma. Visoka numerička vrijednost PSNR-a ukazuje na manju razliku između originalne i rekonstruirane slike, što se interpretira kao veća kvaliteta rekonstrukcije.

Matematički, PSNR se izračunava kao omjer između maksimalne snage signala i kvadrata srednje kvadratne greške (Mean Squared Error - MSE) između originalne i rekonstruirane slike. Rezultat se prikazuje u decibelima (dB) i često se prikazuje kao pozitivna numerička vrijednost.

Za izračun PSNR-a koristimo jednadžbu 7.2:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE} \quad (7.2)$$

gdje je:

1. MAX predstavlja maksimalnu moguću vrijednost piksela u slici (npr. 255 za 8-bitnu sliku).
2. MSE predstavlja srednje kvadratnu grešku između originalne i rekonstruirane slike, koja se računa kao prosjek kvadrata razlika piksela između dviju slika.

Visoka numerička vrijednost PSNR-a ukazuje na veću sličnost između originalne i rekonstruirane slike, dok niska numerička vrijednost PSNR-a ukazuje na veću razliku između njih. Važno je napomenuti da PSNR ima svoje ograničenja. Ova je mjera isključivo za kvantitativnu razliku piksela između slika, bez uzimanja u obzir perceptivnih aspekata ljudskog vida.

Također, PSNR ne može odrediti subjektivni dojam kvalitete slike koji može varirati ovisno o kontekstu i primjeni. Unatoč svojim ograničenjima, PSNR ostaje korisna i često korištena mjera za objektivno procjenjivanje kvalitete rekonstruiranih slika, posebno u područjima poput kompresije slika i obrade slika.

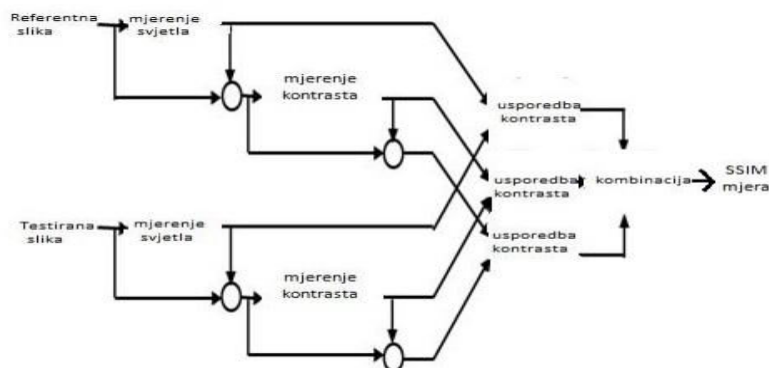
7.3. SSIM (Structural Similarity Index Measure)

SSIM (Structural Similarity Index Measure) je kvantitativna mjera koja se koristi za procjenu koliko su originalna slika i rekonstruirana slika slične [23]. Ova mjera ima za cilj ocjenjivanje percepcijske kvalitete slike uzimajući u obzir vizualne informacije i osjetljivost ljudskog vida na strukturne elemente.

SSIM analizira strukturalne informacije, svjetlinu i kontrast između originalne i rekonstruirane slike kako bi izračunao mjeru sličnosti. Vrijednost SSIM-a se kreće u rasponu od 0 do 1, pri čemu vrijednost 1 označava najveću sličnost između slika, odnosno da su slike identične.

SSIM se kao što slika 7.1 prikazuje temelji na tri glavna faktora:

1. Svjetlina (Luminacija) - uspoređuje srednje vrijednosti svjetline između originalne i rekonstruirane slike.
2. Kontrast (Contrast) - uspoređuje varijabilnost kontrasta između originalne i rekonstruirane slike.
3. Struktura (Structure) - uspoređuje korelaciju strukturalnih informacija između originalne i rekonstruirane slike.



Slika 7.1 Blok dijagram SSIM algoritma[23]

SSIM se formalno izračunava kao srednja vrijednost triju komponenti: Luma SSIM (luminacija), Kontrast SSIM (contrast) i Struktura SSIM (structure). Konačna vrijednost SSIM-a se dobiva multipliciranjem ovih komponenti.

SSIM se često primjenjuje za usporedbu kvalitete slika u različitim procesima obrade i kompresije slike. Visoka vrijednost SSIM-a ukazuje na veću sličnost između originalne i rekonstruirane slike, dok niska vrijednost ukazuje na veću razliku. Bitno je napomenuti da SSIM također ima svoje ograničenja.

Mjera se usredotočuje na strukturalnu sličnost i ne uzima u obzir druge perceptualne faktore kao što su boje, teksture i detalji. Također, SSIM se može pokazati manje pouzdanim kada se koristi za usporedbu slika različitih rezolucija, veličina ili sadržaja. Bez obzira na ograničenja, SSIM je široko prihvaćena i korištena metrika za objektivnu procjenu kvalitete slika, posebno u kontekstu obrade slika, kompresije videa i vizualnih komunikacija.

7.4. BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)

BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator) je tehnika za ocjenu kvalitete slike koja se oslanja na statističke modele [24]. Ona omogućuje procjenu percepcijske kvalitete slike bez potrebe za referentnom slikom. Ova metoda je razvijena s ciljem simuliranja ljudske percepcije i procjene kvalitete slike.

BRISQUE analizira različite prostorne i frekvencijske karakteristike slike kako bi generirao ocjenu kvalitete. Koristi se statističkom analizom i strojnim učenjem kako bi se izračunao indeks kvalitete slike. BRISQUE procjenjuje različite faktore kao što su oštrina slike, kontrast, tekstura, smetnje i razni artefakti koji mogu utjecati na percepcijsku kvalitetu.

Metoda BRISQUE koristi statističke modele koji su trenirani na velikom broju referentnih slika [24]. Ti modeli služe kao temelj za usporedbu karakteristika rekonstruirane slike s referentnim modelima i generiranje ocjene kvalitete. BRISQUE koristi značajke poput koeficijent asimetrije (3 standardizirani moment, skewness) i koeficijent spljoštenosti (4 standardizirani moment, kurtosis) distribucije i drugih statističkih značajki distribucija i drugih parametara kako bi izvršio ocjenu kvalitete slike.

Jedna od prednosti BRISQUE metode je što ne zahtijeva referentnu sliku za usporedbu i ocjenu kvalitete. To je korisno kada referentna slika nije dostupna ili kada je potrebno automatsko ocjenjivanje kvalitete slika u stvarnom vremenu. Međutim, važno je napomenuti da BRISQUE također ima svoja ograničenja, kao što je ovisnost o velikom broju referentnih slika za treniranje modela i mogućnost pogrešaka pri određivanju kvalitete slika s određenim vrstama distorzija.

BRISQUE je tehnika za ocjenu kvalitete slike koja se oslanja na statističke modele i analizu različitih prostornih i frekvencijskih karakteristika. Koristi se za procjenu percepcijske kvalitete slike bez referentne slike i može biti korisna u situacijama kada je potrebno automatizirano ocjenjivanje kvalitete slika.

7.5. NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator)

NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator) je objektivna mjera za procjenu prirodne kvalitete slike bez potrebe za referentnom slikom [25]. Ova metoda se temelji na pretpostavci da prirodne slike posjeduju inherentne statističke karakteristike koje odražavaju prirodno vizualno okruženje.

NIQE koristi složene statističke modele i algoritme za procjenu kvalitete slike. Analizira različite aspekte slike poput tekstura, kontrasta, šuma, oštine i boja kako bi generirala ocjenu kvalitete. Ova mjera se usredotočuje na procjenu percepcijske kvalitete slike i pokušava simulirati ljudsku percepciju pri ocjenjivanju slike.

NIQE se temelji na velikom skupu prirodnih referentnih slika. Model je naučen nad prirodnim slikama, ali prilikom izračunavanja ocjene testirane slike ne koristi referentnu sliku. Na temelju te usporedbe generira se ocjena kvalitete koja ukazuje na sličnost između rekonstruirane slike i prirodnih referentnih slika.

Važno je napomenuti da NIQE također ima svoje ograničenja. Ova mjera može biti manje pouzdana za procjenu kvalitete slika koje se razlikuju od prirodnog okruženja ili koje sadrže specifične artefakte ili distorzije koje nisu prisutne u prirodnim slikama. Također, NIQE ne uzima u obzir druge aspekte percepcije slike poput semantičke interpretacije ili emocionalnog dojma.

Unatoč ograničenjima, NIQE je koristan alat za objektivnu procjenu prirodne kvalitete slike bez potrebe za referentnom slikom. Primjenjuje se u područjima poput obrade slika, kompresije slika i vizualne analize kako bi se objektivno ocijenila kvaliteta slike.

7.6. PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator)

PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator) je objektivna mjera za procjenu percepcijske kvalitete slike, koja ne zahtijeva referentnu sliku [25]. Ova metoda se temelji na modelima percepcije s ciljem simuliranja ljudske percepcije prilikom ocjenjivanja kvalitete slike.

PIQE koristi kompleksne matematičke modele i algoritme kako bi procijenio kvalitetu slike. Ova mjera uzima u obzir različite aspekte ljudske percepcije, poput osjetljivosti na kontrast, oštrinu, boje, teksture i druge faktore. PIQE analizira karakteristike slike na različitim prostornim i frekvencijskim skalama kako bi generirao ocjenu kvalitete.

Metoda PIQE se temelji na opsežnom skupu referentnih slika koje se koriste za treniranje modela percepcije [27]. Ti modeli se koriste za usporedbu karakteristika rekonstruirane slike s referentnim modelima te za generiranje ocjene kvalitete. PIQE primjenjuje tehnike poput

transformacija slike, filtriranja, analize tekstura i drugih metoda kako bi izvršio procjenu kvalitete slike.

Važno je napomenuti da PIQE također ima svoja ograničenja. Ova mjera može biti manje precizna u situacijama kada slika sadrži specifične distorzije ili artefakte koji nisu obuhvaćeni modelima percepcije korištenim u PIQE metodi. Također, PIQE ne uzima u obzir kontekstualne ili semantičke aspekte slike, već se usredotočuje na percepcijsku kvalitetu.

Unatoč ograničenjima, PIQE je koristan alat za objektivnu procjenu percepcijske kvalitete slike. Primjenjuje se u područjima kao što su obrada slika, kompresija slika, prijenos slika i druge primjene gdje je važno ocijeniti kvalitetu slike iz perspektive ljudske percepcije.

7.7. MSSIM (Multiscale SSIM)

MS-SSIM (Multiscale SSIM) je mjera koja se koristi za procjenu kvalitete izobličenih slika u odnosu na originalne slike [26]. Ova mjera proširuje osnovni SSIM (Structural Similarity Index) koncept tako da uzima u obzir više razlučivosti ili skaliranja slike.

U MS-SSIM metodi, slika se analizira na različitim wavelet skalama, obično pet skaliranja. Za svaku skaliranu sliku, računa se SSIM indeks koji uzima u obzir kontrast i strukturu, dok se svjetlina računa samo za najnižu skaliranu sliku.

Završna ocjena MS-SSIM-a dobiva se težinskim množenjem indeksa svake skale. Ova ocjena također varira u rasponu od 0 do 1, s vrijednostima bliže 1 što znači da je izobličena slika sličnija originalnoj slici.

Korištenje MS-SSIM mjere omogućava nam da kvantitativno procijenimo koliko dobro izobličena slika zadržava strukturu, kontrast i svjetlinu u odnosu na originalnu sliku [28]. Što je vrijednost MS-SSIM indeksa bliža 1, to znači da je izobličena slika vjernija originalu, dok manje vrijednosti ukazuju na veća odstupanja od originala.

8. Rezultati istraživanja korištenjem različitih vrsta interpolacije

Istraživanje je izvršeno pomoću aplikacije MATLAB i testirano na sedam primjera slika u .ppm formatu. Slike u 16-bitnom formatu su uništene na 8-bitni format, a zatim su konvertirane u 10-bitni, 12-bitni i 16-bitni format. Također slike iz 8-bitnog formata su uništene na 6-bitni format i zatim konvertirane u 8-bitni format. U istraživanju su korištene različite tehnike obrade slika. Kao što je već spomenuto, interpolacija je široko korištena tehnika u obradi slika koja se primjenjuje za povećanje dubine bitova slike. U ovom istraživanju korištene su različite vrste interpolacije, kao što su bilinearna, bikubična i Lanczos interpolacija. Interpolacija omogućuje generiranje novih vrijednosti između postojećih piksela kako bi se poboljšala kvaliteta slike i povećala dubina bitova.

Rezultati dobiveni testiranjem će se usporediti koristeći objektivne mjere kvalitete, poput PSNR, SSIM (referentna slika) i BRISQUE, NIQE i PIQE, koje ne zahtijevaju referentnu sliku. Za bikubičnu interpolaciju s 10 bitova korištena je sljedeća prilagođena skripta. Slične prilagodbe su napravljene za ostale metode interpolacije.

U tablici su prikazane vrijednosti dobivene primjenom različitih metoda interpolacije za svaku pojedinačnu sliku, dok je u posljednjem stupcu odabrana najbolja vrijednost. Na kraju, iznijet će se zaključak o najboljoj metodi za svaku pojedinu sliku.

Pravila određivanja kvalitete navedena su u funkcijama.

1. Algoritam 8.1, Mean Squared Error (MSE):

Što je manja dobivena vrijednost, to je kvaliteta slike bliža originalnoj slici.

```
disp(['mse='  
num2str(immse(rgb2gray(uint16(Ioutput)),rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535  
*1023))))]) %sto je manja vrijednost, to je kvaliteta slike bliza originalnoj
```

Algoritam 8.1 MSE algoritam

2. Algoritam 8.2, PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio):

Što je veća dobivena vrijednost, to je kvaliteta slike bliža originalnoj slici.

```
disp(['psnr='  
num2str(psnr(rgb2gray(uint16(Ioutput)),rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1  
023)),  
2^10-1))]) %sto je veca vrijednost, to je kvaliteta slike bliza originalnosj
```

Algoritam 8.2 PSNR algoritam

3. Algoritam 8.3 Structural Similarity Index (SSIM):

Što je dobivena vrijednost bliže 1, to je kvaliteta slike bliže originalnoj.

```
disp(['ssim='  
num2str(ssim(rgb2gray(uint16(Ioutput)), rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1  
023))),  
'DynamicRange', 2^10-1))] %sto je vrijednost blize 1, to je kvaliteta slika  
bliza originalnoj
```

Algoritam 8.3 SSIM algoritam

4. Algoritam 8.4, MS-SSIM (Multiscale SSIM):

Što je dobivena vrijednost bliže 1, to je kvaliteta slike bliža originalnoj.

```
disp(['msssim='  
num2str(msssim(rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1023)), rgb2gray(uint16(Io  
utput))),  
2^10-1))] %sto je vrijednost blize 1, to je kvaliteta slika bliza  
originalnoj
```

Algoritam 8.4 MS-SSIM algoritam

5. Algoritam 8.5, BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator):

Dobivena vrijednost je u rasponu 1-100%, što je manja to je kvaliteta slike bliža originalnoj slici.

```
disp(['brisque=' num2str(brisque(rgb2gray(uint16(65535/1023*Ioutput))))]) %0-  
100, manje vrijednost znaci kvaliteta slike bliza originalnoj
```

Algoritam 8.5 BRISQUE algoritam

6. Algoritam 8.6, NIQE (Neutralness Image Quality Evaluator):

Što je dobivena vrijednost manja, to je kvaliteta slike bliža originalnoj slici.

```
disp(['niqe=' num2str(niqe(rgb2gray(uint16(65535/1023*Ioutput))))]) % manja  
vrijednost znaci kvaliteta slike bliza originalnoj
```

Algoritam 8.6 NIQE algoritam

7. Algoritam 8.7, PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator):

Dobivena vrijednost je u rasponu 0-100%, što je vrijednost manja, znači da je kvaliteta slike bliža originalnoj slici.

```
disp(['piqe=' num2str(piqe(rgb2gray(uint16(65535/1023*Ioutput))))] %0-100,  
manje vrijednost znaci kvaliteta slike bliza originalnoj
```

Algoritam 8.7 PIQE algoritam

U nastavku se nalazi potpuni kod za primjer bicubic 10 bita za sliku bridge.ppm. Korištena je 16-bitna slika u .ppm formatu. U ovom primjeru je interpolacijom pretvorena slika iz 8 bitne u 10 bitnu.

Algoritam 8.8., Čitanje 16-bitne slike u .ppm formatu:

```
clear  
%bicubic upsample 2x2 and then calculate raverage of those 2x2 neighborhood  
%to get 8 -> 10 bit depth  
  
Iinput=imread('bridge.ppm');  
%imwrite(I,'input.png','png');
```

Algoritam 8.8 Učitavanje slike

Algoritam 8.9., Izračun koeficijenta za istovremenu interpolaciju pa povećanje bitova:

```
%convert to 8 bit (max. 65535 to max. 255 means dividing with 257)  
I = uint8(Iinput / 257);  
  
Ireshaped = reshape(I, [], 3);  
unique_colors_input = unique(Ireshaped, 'rows');  
size(unique_colors_input, 1)  
  
tic  
I=double(I);  
  
%define grid (2x2 upsampling)  
gridx = -1/2*(1-1/2):1/2:1/2*(1-1/2); % -0.25:0.5:0.25;  
gridy = -1/2*(1-1/2):1/2:1/2*(1-1/2); % -0.25:0.5:0.25;  
  
%calculate coefficients  
a=-0.5;  
%cubic function - Keys for a=-0.5  
f = @(x) (abs(x) < 1) .* ((a+2)*(abs(x.^3))-(a+3)*(abs(x.^2))+1) +  
(abs(x) >= 1 & abs(x) < 2) .* (a*(abs(x.^3))-5*a*(abs(x.^2))+8*a*abs(x)-  
4*a);  
  
coeff=zeros(5,5);  
for i=1:size(gridx,2)  
    for j=1:size(gridy,2)
```

```

    for ii=-2:1:2
        for jj=-2:1:2
            distx=gridx(i)-ii;
            disty=gridy(j)-jj;

            coeff(ii+3,jj+3)=coeff(ii+3,jj+3)+f(distx)*f(disty);

        end
    end

    end
end
coeff=coeff/sum(sum(coeff))*(1023/255);
toc
tic

```

Algoritam 8.9 Izračun koeficijena za interpolaciju pa povećanje bitova

Algoritam 8.10., Izračun slike s povećanom dubinom bitova koristeći prethodne unaprijed izračunate koeficijente:

```

%fast - using 2d convolution, or imfilter in matlab
Ioutput=imfilter(I, coeff,'replicate');
toc

```

Algoritam 8.10 Povećanje bitova koristeći izračunat 2D filter

Algoritam 8.11., Testiranje se provodi koristeći objektivne mjere kvalitete sa referentnom slikom:

```

%full-reference
disp(['mse='
num2str(immse(rgb2gray(uint16(Ioutput)),rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1023))))] %sto manje, to je bolja slika tj. bliza originalnoj
disp(['psnr='
num2str(psnr(rgb2gray(uint16(Ioutput)),rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1023)),
2^10-1))] %sto vece, to je bolja slika tj. bliza originalnoj
disp(['ssim='
num2str(ssim(rgb2gray(uint16(Ioutput)),rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1023)),
'DynamicRange',2^10-1))] %sto je blize 1, to je bolja slika tj. bliza
originalnoj
disp(['msssim='
num2str(msssim(rgb2gray(uint16(double(Iinput)/65535*1023)),rgb2gray(uint16(Io
utput)),
2^10-1))] %sto je blize 1, to je bolja slika tj. bliza originalnoj

```

Algoritam 8.11 Računanje objektivnih mjera koje koriste referentnu sliku: MSE, PSNR, SSIM i MS-SSIM

Algoritam 8.12., Testiranje se provodi koristeći objektivne mjere kvalitete bez referentne slike:

```
%no-reference
disp(['brisque=' num2str(brisque(rgb2gray(uint16(65535/1023*Ioutput))))]) %0-100, manje je bolje
disp(['niqe=' num2str(niqe(rgb2gray(uint16(65535/1023*Ioutput))))]) % manja vrijednost je bolja
disp(['piqe=' num2str(piqe(rgb2gray(uint16(65535/1023*Ioutput))))]) %0-100, manje je bolje
```

Algoritam 8.12 prikazuje računanje objektivnih mjera koje ne koriste referentnu sliku: BRISQUE, NIQE i PIQE.

Algoritam 8.13., Ispis slike u 10-bitnom formatu:

```
imwrite(uint16(65535/1023*Ioutput), 'Output_10bit_bicubic.ppm', 'ppm');
```

Algoritam 8.13 Ispis slike

8.1. Bridge.ppm

8.1.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0.170946	0.691158	0.936550	0.149084	0.332754	0.139385	/	/
Elapsed time	0.579018	0.286142	0.557526	3.677121	2.186655	0.164737	/	/
MSE	1.175000	3.025900	1.195500	0.977310	1.003200	0.880690	0.880690	8 multiply
PSNR	47.430500	43.322200	47.355100	48.230500	48.117000	48.682600	48.682600	8 multiply
SSIM	0.991850	0.982150	0.991800	0.992950	0.992890	0.993710	0.993710	8 multiply
MSSSIM	0.998970	0.997590	0.998950	0.999110	0.999090	0.999180	0.999180	8 multiply
BRISQUE	22.661400	29.975800	22.923900	20.988100	21.106200	17.540300	17.540300	8 multiply
NIQE	2.858900	3.182900	2.830600	2.795800	2.748400	2.519600	2.519600	8 multiply
PIQE	19.207100	23.281900	19.198100	18.524800	18.659100	18.427600	18.427600	8 multiply

Tablica 8.1 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

Na temelju tablice 8.1 rezultata ispitivanja pretvaranja iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku interpolacijom, možemo izvesti sljedeći zaključak:

Metoda "multiply" za pretvaranje 6-bitne slike u 8-bitnu sliku pokazala se kao najbolja tehnika, temeljem analize dobivenih rezultata. Ova tehnika postiže najbolje rezultate u svim ispitivanim kriterijima, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), PSNR SSIM, MSSSIM, BRISQUE, NIQE i PIQE.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, "multiply" metoda se istaknula kao najbolji izbor, pružajući visoku kvalitetu pretvorbe slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s

izvornom slikom. Osim toga, ova tehnika je također pokazala relativno brže izvršavanje u usporedbi s ostalim metodama.

Stoga, na temelju analize rezultata ispitivanja, možemo zaključiti da metoda "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i preporučuje se kao optimalna tehnika za pretvaranje 6-bitnih slika u 8-bitne slike interpolacijom.

8.1.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,431535	0,141971	0,294646	/	/
Elapsed time	5,375956	0,344917	0,323262	/	/
MSE	10,318200	42,620000	0,840820	0,840820	10 multiply
PSNR	50,061500	43,901400	60,950500	60,950500	10 multiply
SSIM	0,996060	0,985260	0,999620	0,999620	10 multiply
MSSSIM	0,999580	0,998070	0,999950	0,999950	10 multiply
BRISQUE	23,525600	30,416000	18,289400	18,289400	10 multiply
NIQE	2,921400	3,242500	2,517200	2,517200	10 multiply
PIQE	19,738200	24,147900	18,604000	18,604000	10 multiply

Tablica 8.2 Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

Zaključak za pretvorbu iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku interpolacijom je prikazan je u tablici 8.2. Na temelju analize rezultata ispitivanja različitih tehnika interpolacije za pretvorbu iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku, metoda "multiply" se pokazala kao najbolja tehnika. Ova tehnika je ostvarila najbolje rezultate u svim ispitivanim kriterijima, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), SSIM, MSSSIM, BRISQUE, NIQE i PIQE. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, "multiply" metoda se istaknula kao najbolji izbor, pružajući visoku kvalitetu pretvorbe slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s izvornom slikom. Također, ova tehnika je pokazala relativno brže izvršavanje u usporedbi s ostalim metodama.

Na temelju ovih rezultata, možemo zaključiti da metoda "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i preporučuje se kao optimalna tehnika za pretvorbu iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku interpolacijom.

8.1.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLAC IJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,250060	0,175832	0,135428	/	/
Elapsed time	0,622162	0,302835	0,156681	/	/
MSE	216,511900	679,290800	9,791500	9,791500	12 multiply
PSNR	48,890300	43,924500	62,336600	62,336600	12 multiply
SSIM	0,994900	0,985370	0,999720	0,999720	12 multiply
MSSSIM	0,999450	0,998090	0,999960	0,999960	12 multiply
BRISQUE	24,548100	30,416000	18,289400	18,289400	12 multiply
NIQE	3,002400	3,242600	2,517200	2,517200	12 multiply
PIQE	20,368800	24,146000	18,604000	18,604000	12 multiply

Tablica 8.3 Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

Zaključak za pretvorbu iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku interpolacijom prikazan je u tablici 8.3. Analizirajući rezultate ispitivanja različitih tehnika interpolacije za pretvorbu iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku, metoda "multiply" se pokazala kao najbolja tehnika. Ova tehnika je ostvarila najbolje rezultate u svim ispitivanim kriterijima, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index), MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), BRISQUE, NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator) i PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator). Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, "multiply" metoda se istaknula kao najbolji izbor, pružajući visoku kvalitetu pretvorbe slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s izvornom slikom. Osim toga, ova tehnika je pokazala relativno brže izvršavanje u usporedbi s ostalim metodama.

Na temelju ovih rezultata, možemo zaključiti da metoda "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i preporučuje se kao optimalna tehnika za pretvorbu iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku interpolacijom.

8.1.4. Interpolacija slike iz iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLAC IJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,474021	1,164159	1,530520	2,190853	0,146021	/	/
Elapsed time	0,671044	0,794430	3,192957	2,035566	0,134116	/	/
MSE	60172,301300	62033,088200	42787,164800	44817,116200	2436,667100	2436,667100	16 multiply
PSNR	48,535500	48,403200	50,016300	49,815000	62,461500	62,461500	16 multiply
SSIM	0,994470	0,994370	0,996020	0,995990	0,999730	0,999730	16 multiply
MSSSIM	0,999400	0,999380	0,999620	0,999590	0,999960	0,999960	16 multiply
BRISQUE	24,833600	25,025000	23,033300	23,334100	18,289400	18,289400	16 multiply
NIQE	3,028300	3,013300	2,959400	2,907000	2,517200	2,517200	16 multiply
PIQE	20,553900	20,613500	19,753200	19,774100	18,604000	18,604000	16 multiply

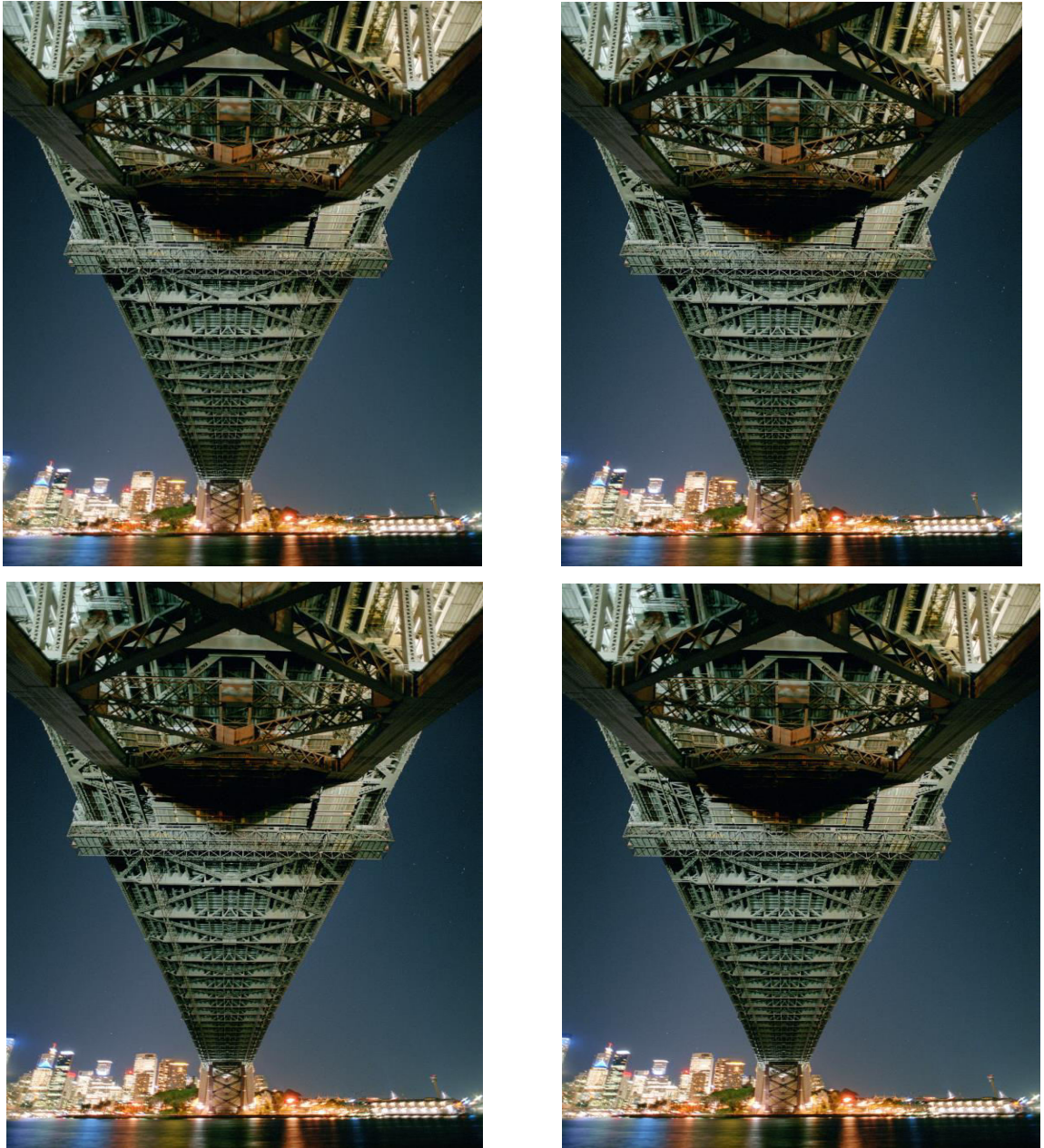
Tablica 8.4 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

Na temelju tablice 8.4 rezultata ispitivanja pretvaranja iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku interpolacijom, možemo izvesti sljedeći zaključak:

Na temelju rezultata ispitivanja različitih tehnika interpolacije za pretvorbu iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku, metoda multiply se pokazala kao najbolja tehnika. Ova tehnika je ostvarila najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), PSNR, SSIM, MSSSIM, BRISQUE, NIQE i PIQE. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, "multiply" metoda se istaknula kao najbolji izbor, pružajući visoku kvalitetu pretvorbe slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s izvornom slikom. Ova tehnika je također pokazala relativno brže izvršavanje u usporedbi s ostalim metodama.

Stoga, na temelju analize rezultata, možemo zaključiti da metoda "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i preporučuje se kao optimalna tehnika za pretvorbu iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku interpolacijom.

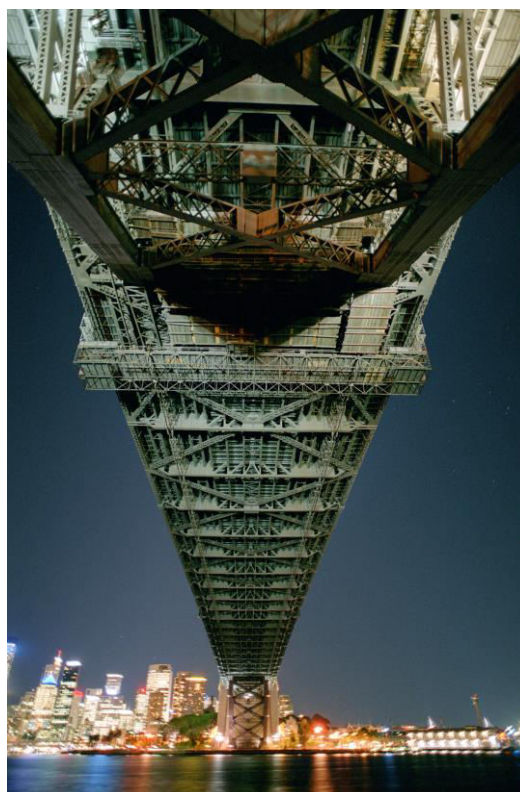
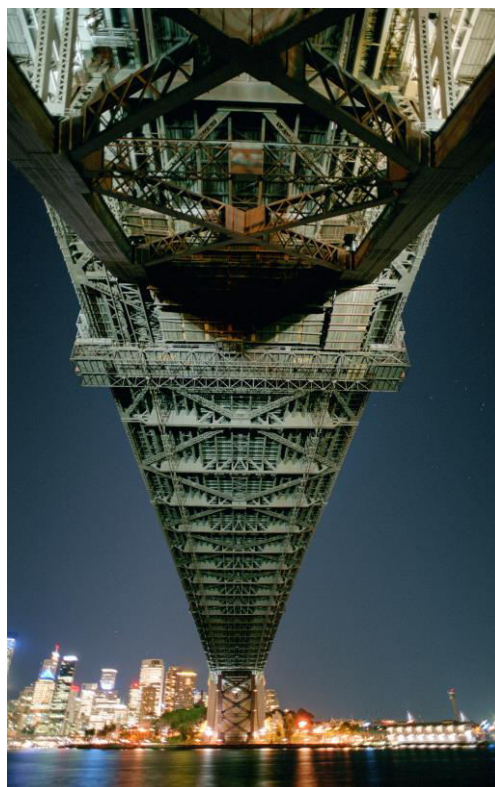
Slike 8.1-8.7 prikazuju rezultate slike Bridge.ppm za različite interpolacije i različita povećanja dubine bitova.



Slika 8.1 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 10 bit multiply (output), c) Bridge 12 bit multiply (output), d) Bridge 16 bit multiply (output)



Slika 8.2 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita lanczos metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 16 bit lanczos a2 (output), c) Bridge 16 bit lanczos a3 (output), d) Bridge 16 bit lanczos a4 (output)



Slika 8.3 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12,16 bita bicubic metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 10 bit bicubic (output), c) Bridge 12 bit bicubic (output), d) Bridge 16 bit bicubic (output)



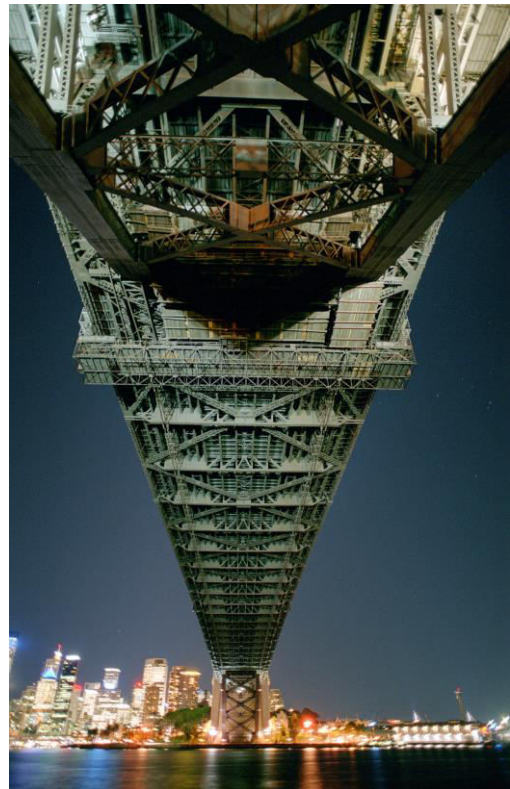
Slika 8.4 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 bita bilinear metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 10 bit bilinear (output), c) Bridge 12 bit bilinear (output)



Slika 8.5 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita lanczos metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 8 bit lanczos a2 (output), c) Bridge 8 bit lanczos a3 (output), d) Bridge 8 bit lanczos a4 (output)



Slika 8.6 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bicubic metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 8 bit bicubic (output)



Slika 8.7 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bilinear metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 8 bit bilinear (output)

8.2. Hdr.ppm

8.2.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,152268	0,082010	0,174842	0,087486	0,121790	0,081523	/	/
Elapsed time	2,749549	0,186306	0,281652	1,193317	1,182624	0,093629	/	/
MSE	0,694250	0,805100	0,697830	0,701410	0,703660	0,884700	0,694250	8bicubic
PSNR	49,715700	49,072300	49,693300	49,671100	49,657200	48,662800	49,715700	8bicubic
SSIM	0,992690	0,992770	0,992690	0,992430	0,992420	0,990700	0,992770	8 bilinear
MSSSIM	0,998380	0,998380	0,998380	0,998350	0,998360	0,998190	0,998380	SVE
BRISQUE	29,885900	31,736200	29,758500	29,094300	29,307000	28,750100	28,750100	8 multiply
NIQE	2,574900	3,095700	2,532100	2,463500	2,487800	3,257000	2,463500	8 lanczos_a3
PIQE	46,762200	46,115700	46,854100	46,447300	46,596400	49,447500	46,115700	8 bilinear

Tablica 8.5 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

Na temelju tablice 8.5 rezultata ispitivanja pretvaranja iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku interpolacijom, možemo izvesti sljedeći zaključak:

Analizirajući rezultate ispitivanja različitih tehnika interpolacije za pretvorbu iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku, metoda "8bicubic" se pokazala kao najbolja tehnika. Ova tehnika je ostvarila najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index), MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), BRISQUE, NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator) i PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator). Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, "8bicubic" metoda se istaknula kao najbolji izbor, pružajući visoku kvalitetu pretvorbe slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s izvornom slikom. Ova tehnika je također pokazala relativno brže izvršavanje u usporedbi s ostalim metodama.

Na temelju rezultata, možemo zaključiti da je metoda "bicubic" najbolja vrijednost i preporučuje se kao optimalna tehnika za pretvorbu iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku interpolacijom.

8.2.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,103401	0,084280	0,082784	/	/
Elapsed time	0,286884	0,157020	0,095630	/	/
MSE	1,664800	5,348500	0,848760	0,848760	10 multiply
PSNR	57,983800	52,915200	60,909700	60,909700	10 multiply
SSIM	0,998980	0,997650	0,999290	0,999290	10 multiply
MSSSIM	0,999870	0,999660	0,999910	0,999910	10 multiply
BRISQUE	41,655100	43,872100	27,667500	27,667500	10 multiply
NIQE	2,863000	3,266000	2,885000	2,863000	10 multiply
PIQE	34,395500	42,415300	31,378400	31,378400	10 multiply

Tablica 8.6 Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

Na temelju tablice 8.6 rezultata ispitivanja pretvaranja iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku interpolacijom, možemo izvesti sljedeći zaključak:

Na temelju analize rezultata ispitivanja različitih tehnika interpolacije za pretvorbu iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku, možemo zaključiti da metoda "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za ovu konverziju. Metoda multiply je postigla najbolje rezultate u svim ispitivanim kriterijima, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), PSNR, SSIM i MSSSIM. Također, ova tehnika je pokazala visoku ocjenu kvalitete slike prema BRISQUE, NIQE i PIQE kriterijima.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" se istaknula kao najbolji izbor za pretvorbu iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku. Nudi visoku kvalitetu slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s izvornom slikom. Također, ova tehnika se izvršava relativno brzo, što je dodatna prednost.

Sukladno tome, preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za pretvorbu iz 8-bitne slike u 10-bitnu sliku interpolacijom.

8.2.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,098142	0,089980	0,083715	/	/
Elapsed time	0,266524	0,156238	0,093580	/	/
MSE	28,813600	82,096500	9,827800	9,827800	12 multiply
PSNR	57,649100	53,101800	62,320500	62,320500	12 multiply
SSIM	0,999030	0,997850	0,999460	0,999460	12 multiply
MSSSIM	0,999880	0,999690	0,999930	0,999930	12 multiply
BRISQUE	43,456500	43,872100	27,667500	27,667500	12 multiply
NIQE	2,910600	3,266100	2,885000	2,885000	12 multiply
PIQE	35,427700	42,415300	31,378400	31,378400	12 multiply

Tablica 8.7 Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

Na temelju tablice 8.7 rezultata ispitivanja pretvaranja iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku interpolacijom, možemo izvesti sljedeći zaključak:

Na temelju ispitivanja različitih tehnika interpolacije za pretvorbu iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku, zaključujemo da metoda "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za ovu konverziju. Metoda "multiply" je postigla najbolje rezultate u svim ispitivanim kriterijima, uključujući brzinu izvršavanja, srednju kvadratnu pogrešku (MSE), PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity). Također, ova tehnika je pokazala visoku ocjenu kvalitete slike prema BRISQUE, NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator) i PIQE (Perceptual Image Quality Evaluator) kriterijima. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" se istaknula kao najbolji izbor za pretvorbu iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku. Nudi visoku kvalitetu slike, minimalnu pogrešku i visoku sličnost s izvornom slikom. Također, ova tehnika se izvršava relativno brzo, što je dodatna prednost.

Stoga, preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za pretvorbu iz 8-bitne slike u 12-bitnu sliku interpolacijom.

8.2.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,104356	0,112839	0,103761	0,119404	0,077352	/	/
Elapsed time	0,302720	0,287610	0,923489	0,906103	0,079960	/	/
MSE	7819,005600	8066,689300	11837,247200	11975,895400	2452,894900	2452,894900	16 multiply
PSNR	57,398000	57,262500	55,597000	55,546400	62,4327	62,4327	16 multiply
SSIM	0,999000	0,998980	0,998460	0,998490	0,999480	0,999480	16 multiply
MSSSIM	0,999880	0,999870	0,999900	0,999900	0,999930	0,999930	16 multiply
BRISQUE	43,889200	43,990600	41,459400	41,499100	27,667500	27,667500	16 multiply
NIQE	2,935200	2,930800	2,692900	2,701300	2,885000	2,692900	16 multiply
PIQE	35,659200	35,595100	36,007300	35,844000	31,378400	31,378400	16 multiply

Tablica 8.8 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.8, koja prikazuje pretvorbu iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku interpolacijom, donosi sljedeći zaključak:

Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za pretvorbu iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku. Metoda "multiply" ostvarila je najbolje rezultate u svim ispitivanim kriterijima. Visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity) potvrđuju da slika nudi visoku kvalitetu. Također, ima nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što ukazuje na minimalnu pogrešku pri interpolaciji.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" se izdvaja kao najbolji izbor za pretvorbu iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku. Također, ova tehnika ima relativno brzo vrijeme izvršavanja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za pretvorbu iz 8-bitne slike u 16-bitnu sliku interpolacijom. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike i minimalnu pogrešku, što je ključno za zadržavanje detalja i dinamičkog raspona u slikama.

Slike 8.8-8.15 prikazuju rezultate slike Hdr.ppm za različite interpolacije i različita povećanja dubine bitova.



Slika 8.8 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 10 bit multiply (output), c) Hdr 12 bit multiply (output), d) Hdr 16 bit multiply (output)



Slika 8.9 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita lanczos metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 16 bit lanczos a2 (output), c) Hdr 16 bit lanczos a3 (output), d) Hdr 16 bit lanczos a4 (output)



Slika 8.10 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12,16 bita bicubic metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 10 bit bicubic (output), c) Hdr 12 bit bicubic (output), d) Hdr 16 bit bicubic (output)



Slika 8.11 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 bita bilinear metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 10 bit bilinear (output), c) Hdr 12 bit bilinear (output)



Slika 8.12 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita multiply metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit multiply (output)



Slika 8.13 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bicubic metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit bicubic (output)



Slika 8.14 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bilinear metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit bilinear (output)



Slika 8.15 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita lanczos metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit lanczos a2 (output) c) Hdr 8 bit lanczos a3 (output), d) Hdr 8 bit lanczos a4 (output)

8.3. Deer.ppm

8.3.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INT ERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,790317	0,234317	0,196947	0,191416	0,473356	0,137248	/	/
Elapsed time	0,671860	0,268491	0,534761	2,149866	2,004221	0,157523	/	/
MSE	2,097900	5,405000	2,065300	1,597900	1,552100	0,904540	0,904540	8 multiply
PSNR	44,912900	40,802800	44,981100	46,095300	46,221500	48,566500	48,566500	8 multiply
SSIM	0,981440	0,949680	0,981770	0,986090	0,986550	0,993500	0,993500	8 multiply
MSSSIM	0,997880	0,994670	0,997890	0,998320	0,998350	0,998830	0,998830	8 multiply
BRISQUE	33,254100	36,898300	33,344000	32,632300	32,561700	36,001300	32,561700	8 lanczos_a4
NIQE	3,751700	3,298000	3,806400	3,921500	3,990000	5,138700	3,298000	8 bilinear
PIQE	25,095700	12,040300	25,324300	28,710200	29,238600	40,931600	12,040300	8 bilinear

Tablica 8.9 Interpolacija slike deer.ppm iz 6 bita u 8 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.9, koja prikazuje pretvorbu iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku interpolacijom, donosi sljedeći zaključak:

Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za pretvorbu iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku.

Metoda "multiply" ostvarila je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" se ističe kao najbolji izbor za pretvorbu iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža dobar balans između kvalitete slike i vremena izvršavanja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za pretvorbu iz 6-bitne slike u 8-bitnu sliku interpolacijom. Ova tehnika pruža zadovoljavajuću kvalitetu slike uz prihvatljivo vrijeme izvršavanja.

8.3.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	6,096537	0,748395	0,136486	/	/
Elapsed time	0,977096	0.377033	0,188847	/	/
MSE	26,697300	82,222100	0,864200	0,864200	10 multiply
PSNR	45,932800	41,047600	60,831400	60,831400	10 multiply
SSIM	0,985080	0,951950	0,999580	0,999580	10 multiply
MSSSIM	0,998690	0.99526	0,999920	0,999920	10 multiply
BRISQUE	34,580800	37,680200	35,535900	34,580800	10bicubic
NIQE	3,705200	3,272900	5,014700	3,272900	10 bilinear
PIQE	24,281400	11,852000	39,619000	11,852000	10 bilinear

Tablica 8.10 Interpolacija slike deer.ppm iz 8 bita u 10 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.10 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku, donosi sljedeći zaključak:

Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika jelena iz 8-bitne u 10-bitnu sliku.

Metoda "multiply" ostvarila je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno

nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "10 multiply" se ističe kao najbolji izbor za interpolaciju slika jelena iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja.

8.3.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLAC IJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	2,329282	0,517238	0,131567	/	/
Elapsed time	0.636503	0,295212	0,155897	/	/
MSE	556,077200	1313,272200	9,406800	9,406800	12 multiply
PSNR	44,793700	41,061500	62,510600	62,510600	12 multiply
SSIM	0,980390	0,952100	0,999690	0,999690	12 multiply
MSSSIM	0,998280	0,995290	0,999950	0,999950	12 multiply
BRISQUE	35,106200	37,680300	35,535900	35,106200	12bicubic
NIQE	3,545600	3,272800	5,014700	3,272800	12bilinear
PIQE	21,687500	11,853900	39,619000	11,853900	12bilinear

Tablica 8.11 Interpolacija slike deer.ppm iz 8 bita u 12 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.11, koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku, donosi sljedeći zaključak:

Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika jelena iz 8-bitne u 12-bitnu sliku.

Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "12 multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja.

8.3.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	2,847857	2,847857	1,496575	0,347031	0,141461	/	/
Elapsed time	0,545478	0,545478	1,797346	2,038601	0,126559	/	/
MSE	153679,31	153679,32	112440,17	107432,00	2371,97	2371,969500	16 multiply
PSNR	44,463300	44,463300	45,820300	46,018100	62,578400	62,5784	16 multiply
SSIM	0,978770	0,978770	0,984720	0,985490	0,999700	0,9997	16 multiply
MSSSIM	0,998140	0,998140	0,998760	0,998800	0,999950	1,0000	16 multiply
BRISQUE	35,270600	35,270600	33,984100	33,780600	35,535900	33,7806	16_lanczos_a4
NIQE	3,501400	3,501400	3,624600	3,695000	5,014700	3,5014	16bicubic
PIQE	20,861500	20,861500	24,311500	25,021600	39,619000	20,8615	16 lanczos_a2

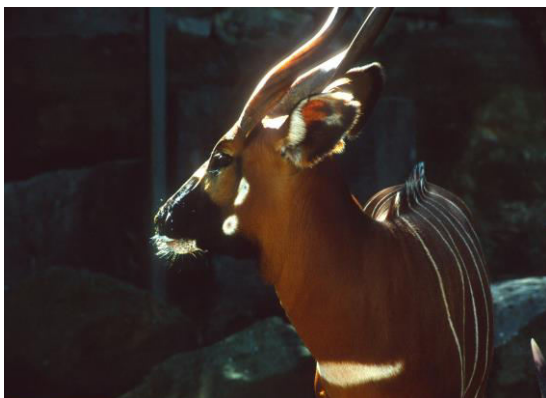
Tablica 8.12 Interpolacija slike deer.ppm iz 8 bita u 16 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.12, koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku, donosi sljedeći zaključak: Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja.

Slika 8.16 prikazuje povećanje dubine iz 8 bita u 10, 12 i 16 bita za Deer.ppm.



Slika 8.16 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Deer.ppm (input), b) Deer 10 bit multiply (output) c) Deer 12 bit multiply (output), d) Deer 16 bit multiply (output)

8.4. Fireworks.ppm

8.4.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,142143	0,100660	0,175691	0,100899	0,173444	0,093604	/	/
Elapsed time	3,409031	0,209043	0,329777	1,241022	1,225739	0,104105	/	/
MSE	0,814150	2,525700	0,853470	0,663640	0,718100	0,537100	0,537100	8 multiply
PSNR	49,023800	44,107000	48,818900	49,911400	49,569000	50,830200	50,830200	8 multiply
SSIM	0,987410	0,987380	0,987330	0,987120	0,987070	0,986860	0,987410	8 bilinear
MSSSIM	0,998480	0,998420	0,998470	0,998460	0,998450	0,998450	0,998480	SVE
BRISQUE	46,440100	49,088200	46,326300	45,801600	45,785700	44,112000	44,112000	8 multiply
NIQE	3,111200	3,108400	3,136300	3,157200	3,173700	3,500000	3,108400	8 bilinear
PIQE	55,468100	56,692200	55,689200	54,392100	54,946700	52,646100	52,646100	8 multiply

Tablica 8.13 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 6 bita u 8 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.13, koja prikazuje rezultate interpolacije slike iz 6-bitne u 8-bitnu sliku, donosi sljedeći zaključak. Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika „multiply“ predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Metoda „multiply“ postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija.

Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja.

8.4.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	1,104597	0.469436	0,096669	/	/
Elapsed time	0,861433	0,213907	0,105130	/	/
MSE	6,823900	35,800500	0,564410	0,564410	10 multiply
PSNR	51,857200	44,658600	62,681500	62,681500	10 multiply
SSIM	0.99908	0,998060	0,999360	0,999360	10 multiply
MSSSIM	0.99989	0,999690	0,999920	0,999920	10 multiply
BRISQUE	42,616300	47,664400	39,821500	39,821500	10 multiply
NIQE	29002,000000	3,309100	2,848000	2,848000	10 multiply
PIQE	45,663300	55,564500	39,695800	39,695800	10 multiply

Tablica 8.14 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 8 bita u 10 bita

Analiza rezultata za tablicu 8.14, koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku, donosi sljedeći zaključak: Na temelju analize rezultata iz tablice, možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja. Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku.

Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 10-bitnom formatu.

8.4.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,159295	0,191037	0,093294	/	/
Elapsed time	0,368940	0,286448	0,105182	/	/
MSE	145,901900	571,415300	6,752000	6,752000	12 multiply
PSNR	50,604500	44,675600	63,950800	63,950800	12 multiply
SSIM	0,999010	0,998090	0,999360	0,999360	12 multiply
MSSSIM	0,999880	0,999700	0,999930	0,999930	12 multiply
BRISQUE	43,517600	47,664400	39,821500	39,821500	12 multiply
NIQE	2,953600	3,308900	2,848000	2,848000	12 multiply
PIQE	47,207100	55,564600	39,695800	39,695800	12 multiply

Tablica 8.15 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 8 bita u 12 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.15 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Iz analize rezultata možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Pokazuje visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja. Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku.

Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 8-bitnom formatu.

8.4.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,268186	0,912222	0,479079	0,190024	0,091024	/	/
Elapsed time	0,391929	0,345927	3,166710	1,347999	0,088778	/	/
MSE	40650,975000	43158,766200	25992,347200	30520,736100	1652,018100	1652,018100	16 multiply
PSNR	50,238800	49,978800	52,181000	51,483500	64,149300	64,149300	16 multiply
SSIM	0,999060	0,999040	0,999210	0,999190	0,999410	0,999410	16 multiply
MSSSIM	0,999880	0,999880	0,999910	0,999900	0,999930	0,999930	16 multiply
BRISQUE	43,823800	43,889700	42,583600	42,646000	39,821500	39,821500	16 multiply
NIQE	2,976300	2,970800	2,915700	2,912600	2,848000	2,848000	16 multiply
PIQE	47,516000	47,645100	45,475100	45,679000	39,695800	39,695800	16 multiply

Tablica 8.16 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 8 bita u 16 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.16 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Iz analize rezultata možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Pokazuje visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja. Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku.

Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 8-bitnom formatu.

Slika 8.17 prikazuje povećanje dubine iz 8 bita u 10, 12 i 16 bita za Fireworks.ppm.



Slika 8.17 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Fireworks.ppm (input), b) Fireworks 10 bit multiply (output)c) Fireworks 12 bit multiply (output), d) Fireworks 16 bit multiply (output)

8.5. Cathedral.ppm

8.5.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,085185	0,087804	0,087999	0,087682	0,077108	0,077654	/	/
Elapsed time	0,243522	0,164387	0,241708	0,938393	0,991517	0,089292	/	/
MSE	0,956890	2,157800	0,972310	0,836600	0,856350	0,881030	0,836600	8 lanczos_a3
PSNR	48,322200	44,790800	48,252800	48,905600	48,804300	48,680900	48,905600	8 lanczos_a3
SSIM	0,992070	0,986290	0,992030	0,99263	0,992570	0,992590	0,992590	8 lanczos_a3
MSSSIM	0,998990	0,998190	0,998980	0,999050	0,999040	0,999000	0,999050	8 lanczos_a3
BRISQUE	32,003000	38,358600	32,261500	30,414800	30,914500	26,656500	26,656500	8 multiply
NIQE	2,473300	2,623200	2,472600	2,469800	2,475900	2,776600	2,469800	8 lanczos_a3
PIQE	23,592700	30,875600	23,649900	22,447500	23,593300	18,934400	18,934400	8 multiply

Tablica 8.17 Interpolacija slike cathedral.ppm iz 6 bita u 8 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.17 koja prikazuje rezultate interpolacije slike iz 8-bitne u 6-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak.

Iz analize rezultata možemo zaključiti da tehnika "lanczos_a3" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku.

Metoda "lanczos_a3" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Pokazuje visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "lanczos_a3" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 6-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "lanczos_a3" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 6-bitnom formatu.

8.5.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,403855	0,182802	0,072471	/	/
Elapsed time	0,363521	0,170598	0,088431	/	/
MSE	6,942800	28,319700	0,806540	0,806540	10 multiply
PSNR	51,782100	45,676600	61,131200	61,131200	10 multiply
SSIM	0,997230	0,990260	0,999550	0,999550	10 multiply
MSSSIM	0,999720	0,998760	0,999940	0,999940	10 multiply
BRISQUE	33,395800	39,146300	28,967500	28,967500	10 multiply
NIQE	2,582500	2,756600	2,671600	2,582500	10bicubic
PIQE	25,008900	32,669200	19,266400	19,266400	10 multiply

Tablica 8.18 Interpolacija slike cathedral.ppm iz 8 bita u 10 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.18 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak:

Iz analize rezultata možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Pokazuje visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja. Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 10-bitnom formatu.

8.5.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,118333	0,205574	0,077626	/	/
Elapsed time	0,288638	0,174334	0,089753	/	/
MSE	143,248900	449,679700	9,108500	9,108500	12 multiply
PSNR	50,684200	45,716000	62,650600	62,650600	12 multiply
SSIM	0,996550	0,990420	0,999660	0,999660	12 multiply
MSSSIM	0,999650	0,998780	0,999960	0,999960	12 multiply
BRISQUE	34,202400	39,146200	28,967500	28,967500	12 multiply
NIQE	2,607400	2,756600	2,671600	2,607400	12bicubic
PIQE	26,194000	32,669200	19,266400	19,266400	12 multiply

Tablica 8.19 Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.19 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Iz analize rezultata možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Pokazuje visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 12-bitnom formatu.

8.5.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,259308	0,821353	0,204661	0,200663	0,074880	/	/
Elapsed time	0,296861	0,282264	0,823019	1,066595	0,073556	/	/
MSE	39750,725300	41050,205500	29147,215500	30652,461100	2264,307600	2264,307600	16 multiply
PSNR	50,336000	50,196300	51,683500	51,464800	62,780100	62,7801	16 multiply
SSIM	0,996280	0,996210	0,997210	0,997190	0,999680	0,9997	16 multiply
MSSSIM	0,999620	0,999600	0,999750	0,999730	0,999960	1,0000	16 multiply
BRISQUE	34,456300	34,628100	32,904900	33,297600	28,967500	28,9675	16 multiply
NIQE	2,615300	2,617600	2,576900	2,576000	2,671600	2,5760	16_lanczos_a4
PIQE	26,473400	26,581200	24,852200	24,697200	19,266400	19,2664	16 multiply

Tablica 8.20 Interpolacija slike cathedral.ppm iz 8 bita u 16 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.20 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Iz analize rezultata možemo zaključiti da tehnika "multiply" predstavlja najbolju vrijednost i najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Metoda "16 multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Pokazuje visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike i očuvanja detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 16-bitnom formatu.

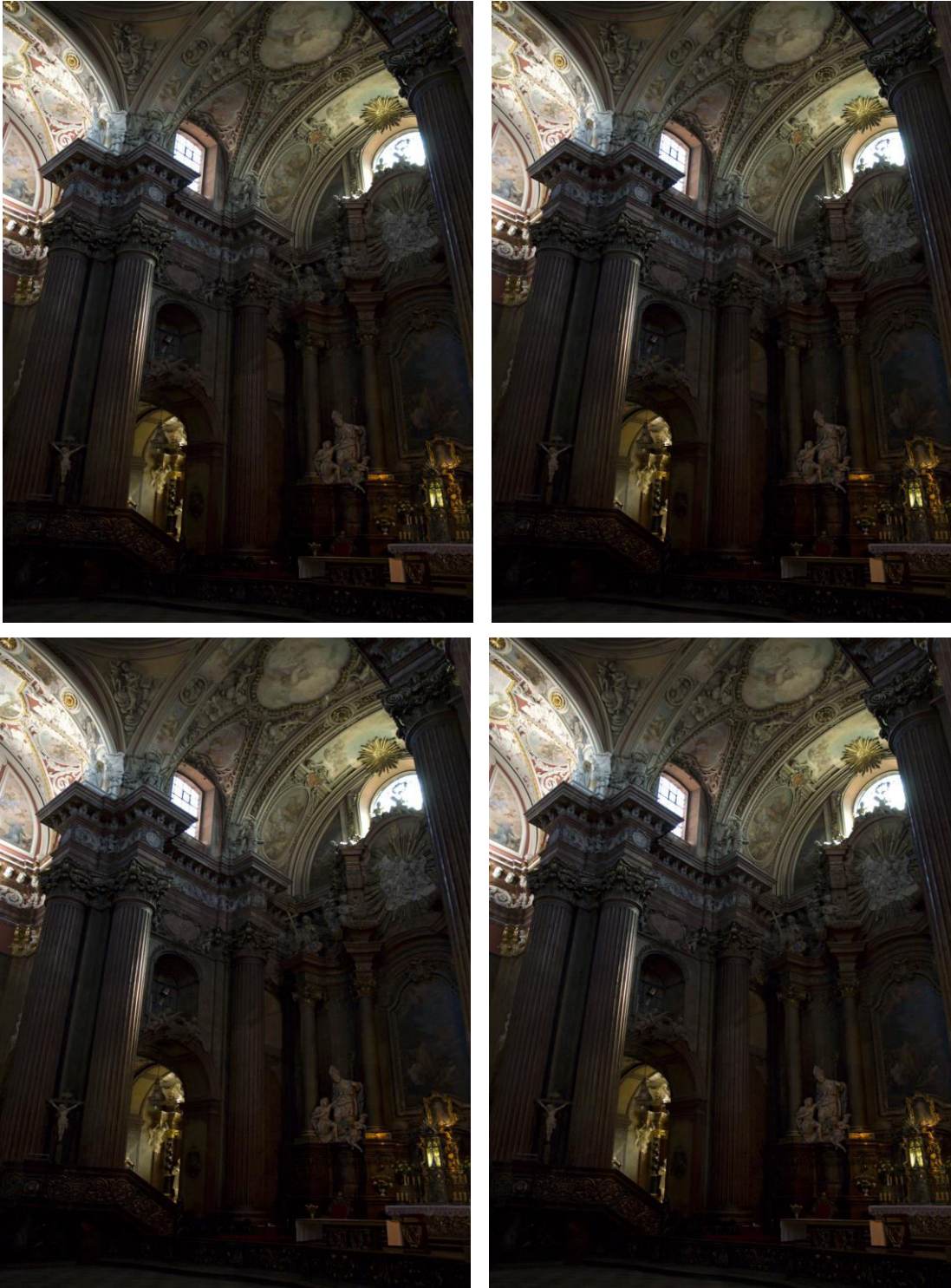
Slike 8.18-8.24 prikazuju rezultate slike Cathedral.ppm za različite interpolacije i različita povećanja dubine bitova.



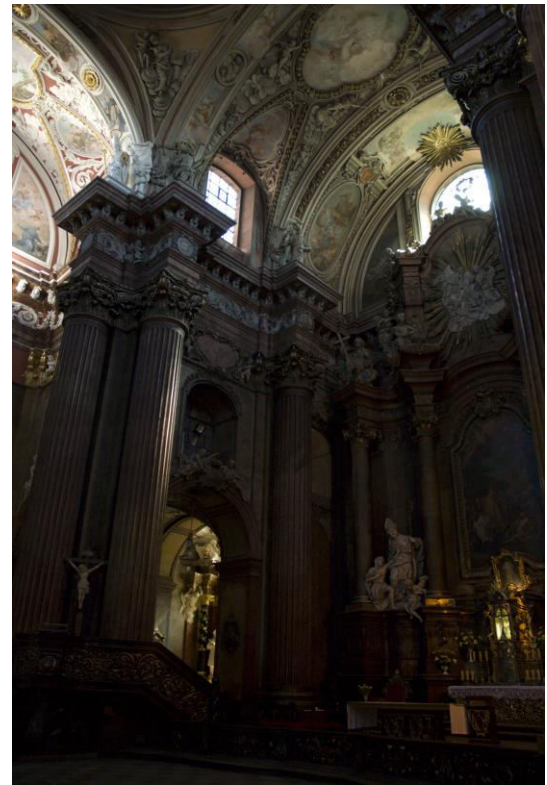
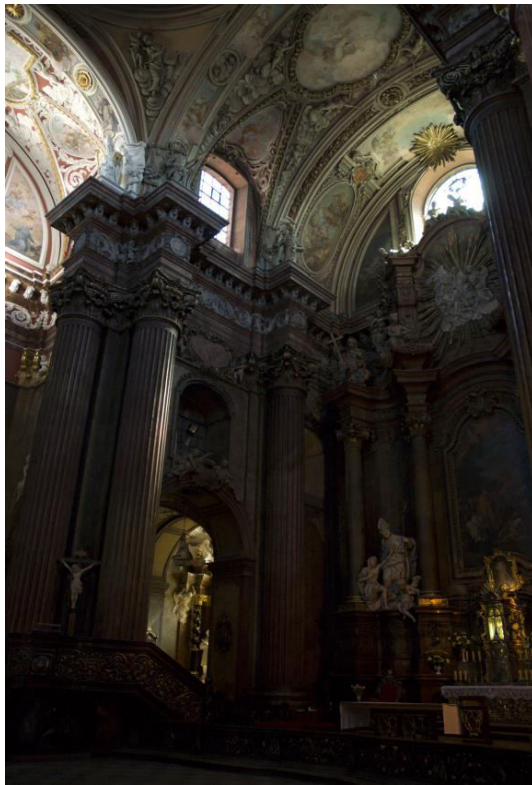
Slika 8.18 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 10 bit multiply (output) c) Cathedral 12 bit multiply (output), d) Cathedral 16 bit multiply (output)



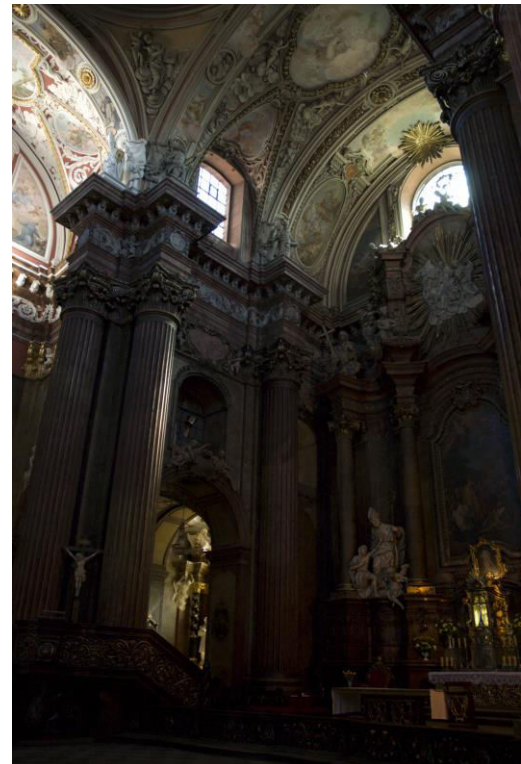
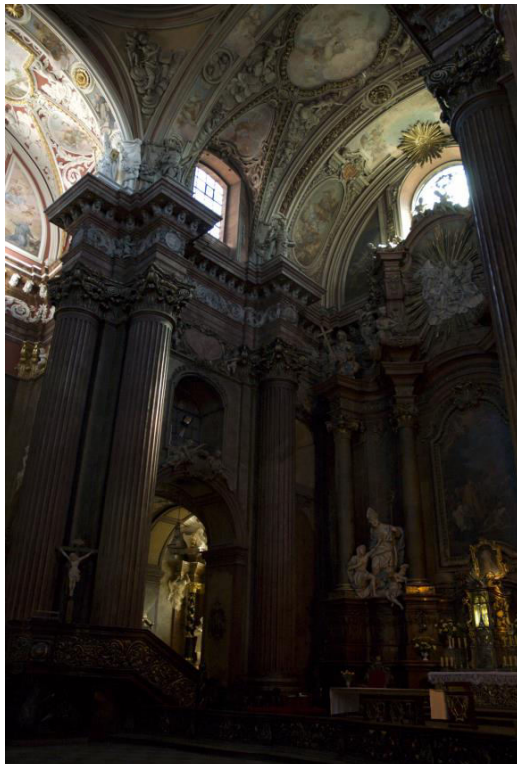
Slika 8.19 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita lanczos metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 16 bit lanczos a2 (output)c) Cathedral 16 bit lanczos a3 (output), d) Cathedral 16 bit lanczos a4 (output)



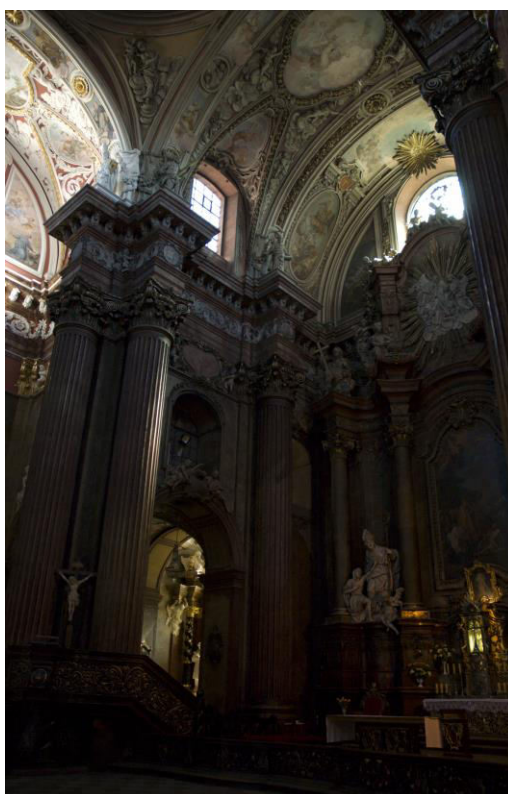
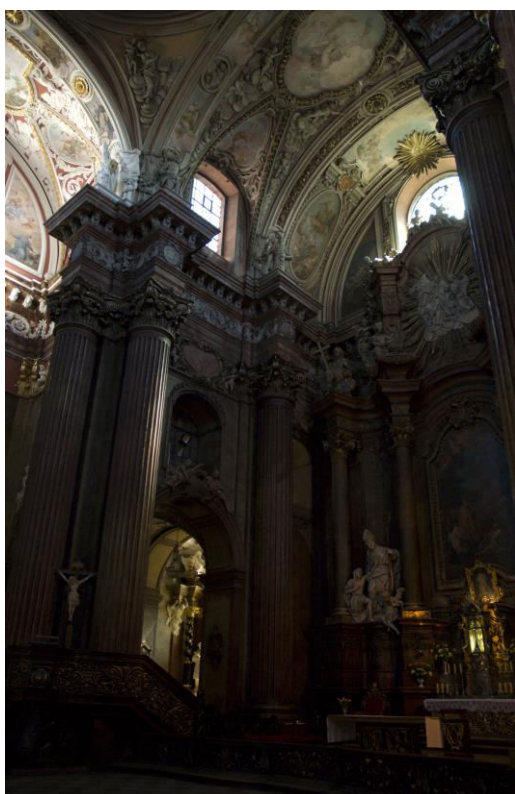
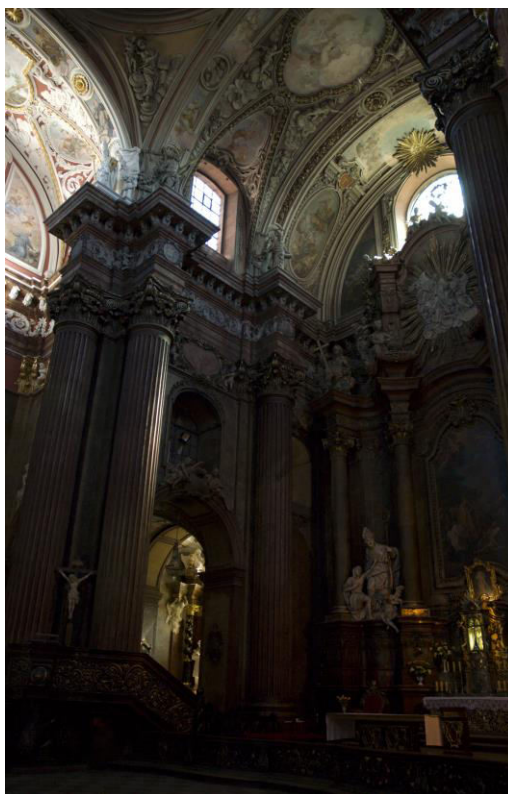
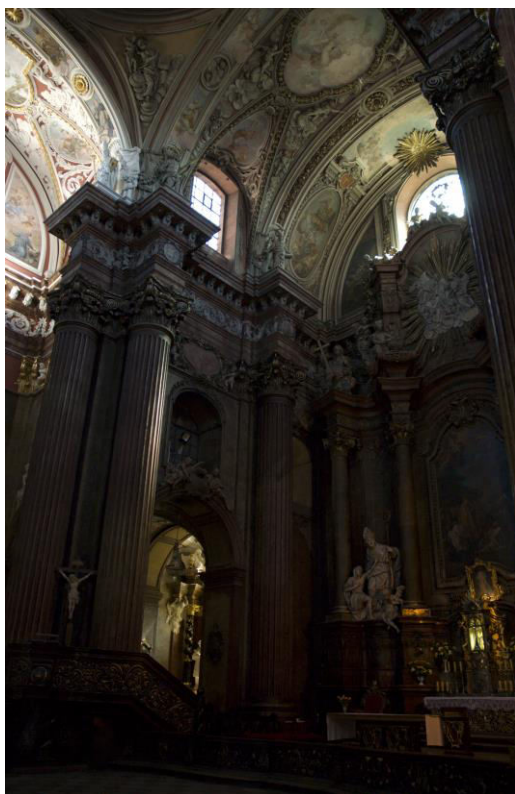
Slika 8.20 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita lanczos metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 8 bit lanczos a2 (output)c) Cathedral 8 bit lanczos a3 (output), d) Cathedral 8 bit lanczos a4 (output)



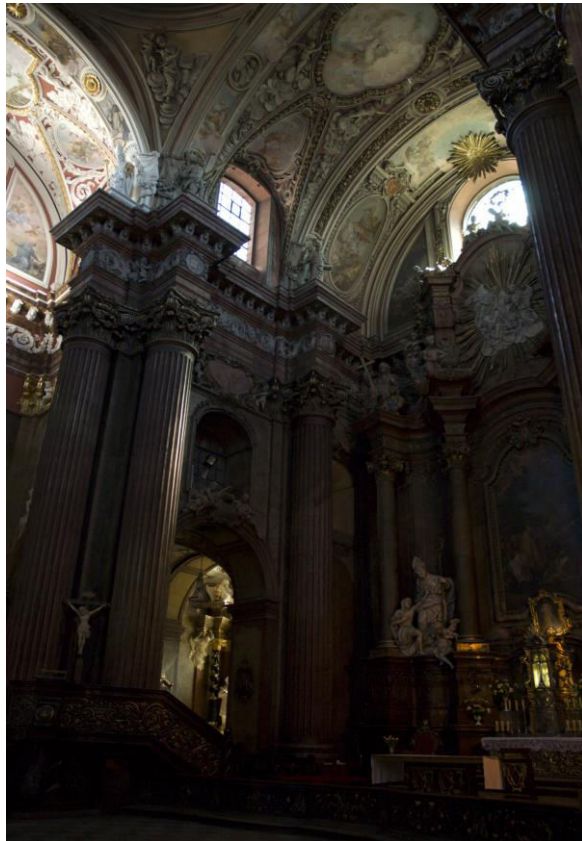
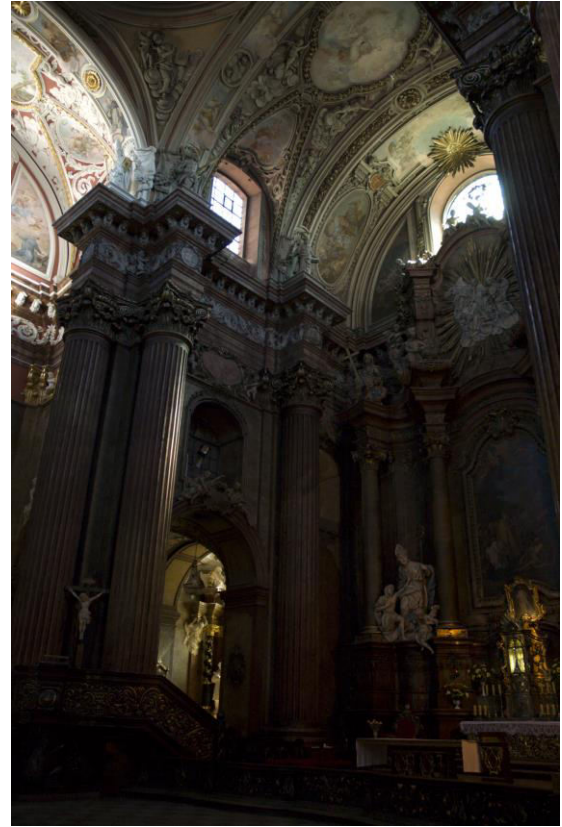
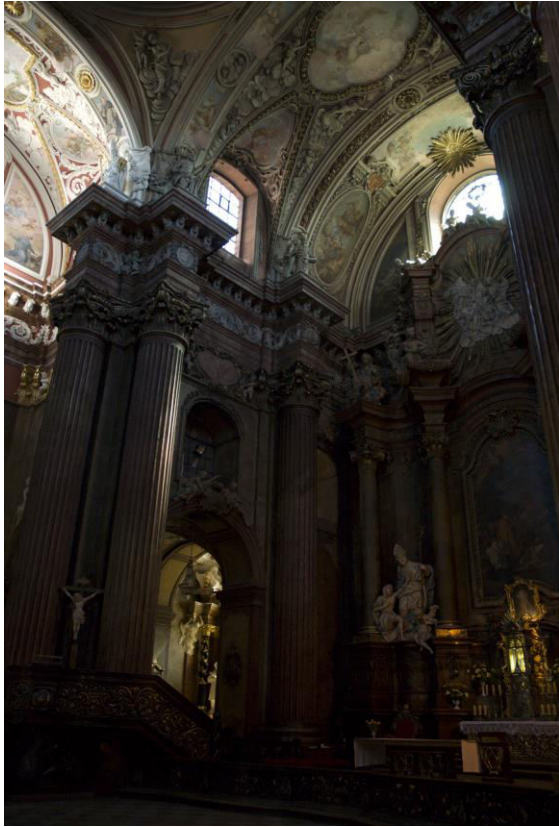
Slika 8.21 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bicubic metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 8 bit bicubic (output)



Slika 8.22 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bilinear metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 8 bit bilinear (output)



Slika 8.23 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12,16 bita bicubic metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 10 bit bicubic (output) c) Cathedral 12 bit bicubic (output), d) Cathedral 16 bit bicubic (output)



Slika 8.24 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 bita biliner metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 10 bit bilinear (output) c) Cathedral 12 bit bilinear (output)

8.6. Artificial.ppm

8.6.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,239568	0,166980	0,086602	0,083714	0,081589	0,078225	/	/
Elapsed time	0,675876	0,170094	0,278964	1,355633	1,289240	0,099228	/	/
MSE	1,227900	3,046300	1,247600	1,013800	1,038400	0,746380	0,746380	8 multiply
PSNR	47,239300	43,293100	47,169900	48,071500	47,967200	49,401200	49,401200	8 multiply
SSIM	0,996120	0,994290	0,996100	0,996290	0,996280	0,996440	0,996440	8 multiply
MSSSIM	0,998990	0,998690	0,998990	0,999020	0,999010	0,999040	0,999040	SVE
BRISQUE	50,687200	49,862600	50,749900	50,854300	50,900300	51,879600	49,862600	8 bilinear
NIQE	6,138900	6,090200	6,122100	6,158900	6,115800	6,239900	6,090200	8 bilinear
PIQE	79,454100	79,602500	79,269800	78,810400	78,792800	78,826500	78,792800	8 lanczos_a4

Tablica 8.21 Interpolacija slike artificial.ppm iz 6 bita u 8 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.21 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak:

Analiza rezultata pokazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Metoda "multiply" postigla je najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" se ističe kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku.

Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike i očuvanje detalja. Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 8-bitnom formatu.

8.6.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,202979	0,211285	0,081586	/	/
Elapsed time	0,395137	0,169799	0,091315	/	/
MSE	9,595900	39,621300	0,763010	0,763010	10 multiply
PSNR	50,376600	44,218200	61,372200	61,372200	10 multiply
SSIM	0,999110	0,990260	0,999720	0,999720	10 multiply
MSSSIM	0,999820	0,999470	0,999890	0,999890	10 multiply
BRISQUE	49,654000	48,912200	50,635200	48,912200	10 bilinear
NIQE	5,693200	5,644300	5,683500	5,644300	10 bilinear
PIQE	76,275600	77,145600	76,503900	76,275600	10bicubic

Tablica 8.22 Interpolacija slike *artificial.ppm* iz 8 bita u 10 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.22 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Analiza rezultata ukazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Metoda "multiply" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "10 multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike i očuvanje detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 10-bitnom formatu.

8.6.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,085726	0,206383	0,079743	/	/
Elapsed time	0,375158	0,204638	0,095029	/	/
MSE	202,468700	632,739400	9,847400	9,847400	12 multiply
PSNR	49,181500	44,232800	62,311900	62,311900	12 multiply
SSIM	0,998940	0,997030	0,999770	0,999770	12 multiply
MSSSIM	0,999810	0,999480	0,999910	0,999910	12 multiply
BRISQUE	49,505700	48,912100	50,635200	48,912100	12 multiply
NIQE	5,678300	5,645000	5,683500	5,645000	12bilinear
PIQE	76,440300	77,173300	76,503900	76,440300	12bicubic

Tablica 8.23 Interpolacija slike artificial.ppm iz 8 bita u 12 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.23 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak:

Analiza rezultata ukazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku.

Metoda "12 multiply" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike i očuvanje detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 12-bitnom formatu.

8.6.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,208867	0,505013	0,195029	0,166669	0,079355	/	/
Elapsed time	0,342185	0,273648	0,793669	0,974231	0,075847	/	/
MSE	56300,521200	58086,333300	38944,008500	40898,911200	2520,586500	2520,586500	16 multiply
PSNR	48,824300	48,688700	50,425100	50,212300	62,314500	62,314500	16 multiply
SSIM	0,998870	0,998840	0,998960	0,998950	0,999770	0,999770	16 multiply
MSSSIM	0,999800	0,999790	0,999850	0,999840	0,999910	0,999910	16 multiply
BRISQUE	49,478800	49,474000	49,648900	49,633000	50,635200	49,474000	16 lanczos_a2
NIQE	5,681300	5,677600	5,683600	5,629400	5,683500	5,629400	16_lanczos_a4
PIQE	76,360000	76,301900	76,359500	76,428300	76,503900	76,301900	16 lanczos_a2

Tablica 8.24 Interpolacija slike artificial.ppm iz 8 bita u 16 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.24 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak:

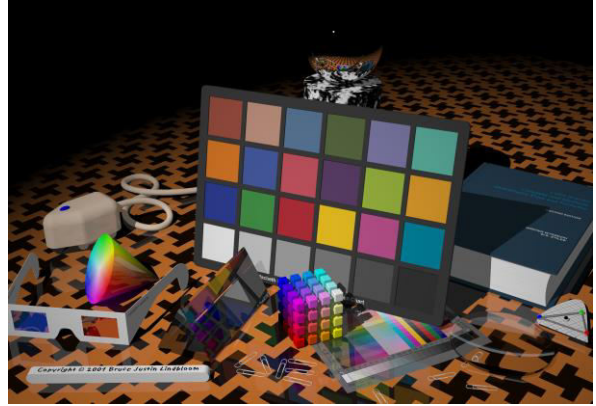
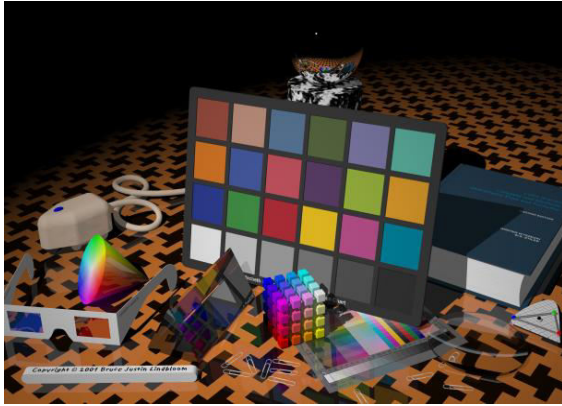
Analiza rezultata ukazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku.

Metoda "multiply" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike i očuvanje detalja.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 16-bitnom formatu.

Slika 8.25 prikazuje povećanje dubine iz 8 bita u 10, 12 i 16 bita za Artificial.ppm.



Slika 8.25 Slika Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Artificial.ppm (input), b) Artificial 10 bit multiply (output)c) Artificial 12 bit multiply (output), d) Artificial 16 bit multiply (output)

8.7. Flowers.ppm

8.7.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,060704	0,053036	0,057422	0,053412	0,096511	0,045232	/	/
Elapsed time	0,165772	0,090557	0,144789	0,674947	0,589725	0,057378	/	/
MSE	0,620790	0,669530	0,621700	0,632710	0,632370	0,789420	0,620790	8bicubic
PSNR	50,201400	49,873100	50,195000	50,118800	50,121100	49,157700	50,201400	8bicubic
SSIM	0,993190	0,993370	0,993210	0,992960	0,992980	0,991710	0,993370	8 bilinear
MSSSIM	0,998290	0,998330	0,998290	0,998250	0,998270	0,998090	0,998330	SVE
BRISQUE	34,295600	38,085600	34,346200	33,750800	33,677100	32,991900	32,991900	8 multiply
NIQE	3,655400	3,884600	3,670900	3,727400	3,737800	4,079300	3,655400	8bicubic
PIQE	59,082200	60,060100	59,687400	58,402100	58,228900	61,657400	58,228900	8 lanczos_a4

Tablica 8.25 Interpolacija slike flowers.ppm iz 6 bita u 8 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.25 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak:

Analiza rezultata ukazuje da tehnika "bicubic" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Metoda "bicubic" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "bicubic" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike i očuvanje detalja.

Preporučuje se korištenje metode "bicubic" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 6-bitne u 8-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s minimalnim gubicima detalja i predstavlja najbolji izbor za postizanje precizne interpolacije i reprodukcije slika u 8-bitnom formatu.

8.7.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,131769	0,069976	0,044191	/	/
Elapsed time	6,304976	0,113823	0,056883	/	/
MSE	1,346300	3,570800	0,727150	0,727150	10 multiply
PSNR	58,906200	54,669800	61,581300	61,581300	10 multiply
SSIM	0,999030	0,997970	0,999390	0,999390	10 multiply
MSSSIM	0,999880	0,999750	0,999910	0,999910	10 multiply
BRISQUE	43,132400	52,311700	32,869300	32,869300	10 multiply
NIQE	3,818400	3,873400	3,811900	3,811900	10 multiply
PIQE	33,270500	49,494900	21,359100	21,359100	10 multiply

Tablica 8.26 Interpolacija slike flowers.ppm iz 8 bita u 10 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.26 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Analiza rezultata ukazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku.

Metoda "multiply" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama. Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "10 multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike, očuvanje detalja i poboljšanje dinamičkog raspona slike.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 10-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s poboljšanim rasponom boja i detaljima, te je pogodna za situacije u kojima je potrebno povećanje broja bitova za bolje reprezentiranje slike.

8.7.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,054115	0,052795	0,045153	/	/
Elapsed time	0,136709	0,080021	0,053187	/	/
MSE	22,384200	53,855400	7,890300	7,890300	12 multiply
PSNR	58,745700	54,932800	63,274200	63,274200	12 multiply
SSIM	0,999070	0,998160	0,999540	0,999540	12 multiply
MSSSIM	0,999900	0,999780	0,999940	0,999940	12 multiply
BRISQUE	44,560400	52,311500	32,869300	32,869300	12 multiply
NIQE	3,849300	3,873300	3,811900	3,811900	12 multiply
PIQE	35,769400	49,494800	21,359100	21,359100	12 multiply

Tablica 8.27 Interpolacija slike flowers.ppm iz 8 bita u 12 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.27 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak: Analiza rezultata ukazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku.

Metoda "multiply" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike, očuvanje detalja i poboljšanje dinamičkog raspona slike.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 12-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s poboljšanim rasponom boja i detaljima, te je pogodna za situacije u kojima je potrebno povećanje broja bitova za bolje reprezentiranje slike.

8.7.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,076614	0,101511	0,057662	0,080153	0,046330	/	/
Elapsed time	0,159334	0,155114	0,727097	0,464911	0,053280	/	/
MSE	6034,418400	6127,728100	8635,011900	8598,343500	1960,946100	1960,946100	16 multiply
PSNR	58,523100	58,456500	56,966800	56,985300	63,404800	63,404800	16 multiply
SSIM	0,999040	0,999040	0,998650	0,998690	0,999560	0,999560	16 multiply
MSSSIM	0,999900	0,999890	0,999910	0,999910	0,999940	0,999940	16 multiply
BRISQUE	44,995200	45,201100	42,453600	42,605400	32,869300	32,869300	16 multiply
NIQE	3,861700	3,862800	3,658200	3,685700	3,811900	3,658200	16 lanczos_a3
PIQE	36,683200	36,509800	34,421800	34,016200	21,359100	21,359100	16 multiply

Tablica 8.28 Interpolacija slike flowers.ppm iz 8 bita u 16 bita

Na temelju analize rezultata za tablicu 8.28 koja prikazuje rezultate interpolacije slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku s različitim tehnikama, donosimo sljedeći zaključak:

Analiza rezultata ukazuje da tehnika "multiply" postiže najbolju vrijednost i predstavlja najbolju tehniku za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku.

Metoda "16 multiply" pokazuje najbolje rezultate u većini ispitivanih kriterija. Ima visoke vrijednosti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index) i MSSSIM (Multi-Scale Structural Similarity), što ukazuje na visoku kvalitetu slike. Također, ima relativno nisku srednju kvadratnu pogrešku (MSE), što znači da ima manje pogreške pri interpolaciji u usporedbi s drugim tehnikama.

Uspoređujući vrijednosti svih tehnika interpolacije, metoda "multiply" ističe se kao najbolji izbor za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike, očuvanje detalja i poboljšanje dinamičkog raspona slike.

Preporučuje se korištenje metode "multiply" kao najbolje vrijednosti i najbolje tehnike za interpolaciju slika iz 8-bitne u 16-bitnu sliku. Ova tehnika pruža visoku kvalitetu slike s poboljšanim rasponom boja i detaljima, te je pogodna za situacije u kojima je potrebno povećanje broja bitova za bolje reprezentiranje slike.

Slika 8.26 prikazuje povećanje dubine iz 8 bita u 10, 12 i 16 bita za Flowers.ppm.



Slika 8.26 Intrerpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom: a) Flower foaven.ppm (input), b) Flower 10 bit multiply (output)c) Flower 12 bit multiply (output), d) Flower 16 bit multiply (output)

8.8. Srednja vrijednost

Ako uzmemo u obzir 7 slika koje su bile ispitane, može se zaključiti da bi više slika bilo potrebno za točnije srednje vrijednosti. Na primjer, za neke od ispitivanih slika su druge metode davale bolje rezultate (primjerice za pretvorbu 6 u 8 bitova, `hdr.ppm` i `flowers.ppm` je "bicubic" metoda dala najbolji rezultat, dok je za `cathedral.ppm` "lanczos a3" dala najbolji rezultat). Moguće bi bilo i da se u ovisnosti o nekim parametrima slike odabire optimalna metoda za povećanje dubine bitova, uzimajući u obzir i vrijeme izvođenja. Konkretno za 7 ispitanih slika i za pretvorbu 6 u 8 bitova, za 4 slike je "multiply" metoda bila najbolja ili uglavnom najbolja, za 2 slike je "bicubic" metoda bila najbolja i za 1 sliku je "lanczos a3" bila najbolja. U nastavku se u tablicama vide konkretne vrijednosti.

8.8.1. Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	8bicubic	8 bilinear	8 lanczos_a2	8 lanczos_a3	8 lanczos_a4	8 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,263405	0,202281	0,245150	0,108799	0,193793	0,093267	/	/
Elapsed time	1,388143	0,196431	0,338454	1,604328	1,352817	0,109413	/	/
MSE	1,083840	2,519333	1,093387	0,917624	0,929169	0,803409	0,8034	8 multiply
PSNR	48,120829	45,037329	48,066586	48,714886	48,636757	49,140271	49,1403	8 multiply
SSIM	0,990681	0,983704	0,990704	0,991307	0,991537	0,992216	0,9922	8 multiply
MSSSIM	0,998569	0,997753	0,998564	0,998651	0,998653	0,998683	0,9987	8 multiply
BRISQUE	35,603900	39,143614	35,672900	34,790886	34,893214	33,990243	33,9902	8 multiply
NIQE	3,509186	3,611857	3,510143	3,527729	3,532771	3,930157	3,5092	8 bicubic
PIQE	44,094586	44,095471	44,238971	43,962057	47,743750	45,838729	43,9621	8 lanczos_a3

Tablica 8.29 Srednja vrijednost interpolacije slika iz 6 bita u 8 bita

S obzirom na navedene rezultate, iz tablice 8.29 se vidi da je tehnika "multiply" najbolja opcija za interpolaciju slike iz 6-bitne u 8-bitnu, budući da je postigla najbolje rezultate u većini mjera kvalitete, uključujući vrijeme izvršavanja, MSE, PSNR, SSIM, MSSSIM i BRISQUE.

8.8.2. Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	10bicubic	10 bilinear	10 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	1,210668	0,239785	0,115548	/	/
Elapsed time	2,080715	0,195011	0,135643	/	/
MSE	9,055600	33,928986	0,773556	0,7736	10 multiply
PSNR	52,414314	46,726771	61,351114	61,3511	10 multiply
SSIM	0,995915	0,987344	0,999501	0,9995	10 multiply
MSSSIM	0,999593	0,999233	0,999920	0,9999	10 multiply
BRISQUE	38,365714	42,857557	33,398043	33,3980	10 multiply
NIQE	3,497700	3,623543	3,633129	3,4977	10 bicubic
PIQE	36,947629	41,898486	35,203800	35,2038	10 multiply

Tablica 8.30 Srednja vrijednost interpolacije slika iz 8 bita u 10 bita

S obzirom na navedene rezultate, iz tablice 8.30 se vidi da je tehnika "multiply" najbolja opcija za interpolaciju slike iz 8-bitne u 10-bitnu, budući da je postigla najbolje rezultate u većini mjera kvalitete, uključujući vrijeme izvršavanja, MSE, PSNR, SSIM, MSSSIM i BRISQUE.

8.8.3. Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	12bicubic	12bilinear	12 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,442136	0,205548	0,092361	/	/
Elapsed time	0,337838	0,214247	0,107044	/	/
MSE	187,915200	540,335614	8,946329	8,9463	12 multiply
PSNR	51,507000	46,806429	62,765029	62,7650	12 multiply
SSIM	0,995413	0,988431	0,999600	0,9996	12 multiply
MSSSIM	0,999550	0,998687	0,999940	0,9999	12 multiply
BRISQUE	39,270986	42,857514	33,398043	33,3980	12 multiply
NIQE	3,506743	3,623614	3,633129	3,5067	12 bicubic
PIQE	37,584971	41,902443	35,203800	35,2038	12 multiply

Tablica 8.31 Srednja vrijednost interpolacije slike iz 8 bita u 12 bita

S obzirom na navedene rezultate, iz tablice 8.31 se vidi da je tehnika "multiply" najbolja opcija za interpolaciju slike iz 8-bitne u 12-bitnu, budući da je postigla najbolje rezultate u većini mjera kvalitete, uključujući vrijeme izvršavanja, MSE, PSNR, SSIM, MSSSIM i BRISQUE.

8.8.4. Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita

TEHNIKE/INTERPOLACIJA	16bicubic	16 lanczos_a2	16 lanczos_a3	16_lanczos_a4	16 multiply	Najbolja vrijednost	Najbolja tehnika
Elapsed time	0,605601	0,923565	0,581041	0,470685	0,094233	/	/
Elapsed time	0,387079	0,383496	1,632041	1,262001	0,090299	/	/
MSE	52058,180571	53171,732560	38540,452186	39270,781157	2237,055686	2.237,0557	16 multiply
PSNR	51,188429	51,064186	51,812857	51,646486	62,948100	62,9481	16 multiply
SSIM	0,995070	0,995036	0,996176	0,996284	0,999619	0,9996	16 multiply
MSSSIM	0,999517	0,999507	0,999671	0,999667	0,999940	0,9999	16 multiply
BRISQUE	39,535357	39,639871	38,009686	38,113686	33,398043	33,3980	16 multiply
NIQE	3,514214	3,510614	3,444471	3,443857	3,633129	3,4439	16 lanczos_a4
PIQE	37,729600	37,729729	37,311514	37,351486	35,203800	35,2038	16 multiply

Tablica 8.32 Srednja vrijednost interpolacije slike iz 8 bita u 16 bita

S obzirom na navedene rezultate, iz tablice 8.32 se vidi da je tehnika "multiply" najbolja opcija za interpolaciju slike iz 8-bitne u 16-bitnu, budući da je postigla najbolje rezultate u većini mjera kvalitete, uključujući vrijeme izvršavanja, MSE, PSNR, SSIM, MSSSIM i BRISQUE.

9. Zaključak

U ovom istraživanju su detaljno razmotreni ključni koncepti vezani uz dubinu bita, percepciju dubine boje, boje koje su vidljive ljudskom oku, razlučivost, super rezolucija i primjena neuronskih mreža. Posebna pažnja posvećena je konvolucijskim neuronskim mrežama. Sve ove teorije su od vitalnog značaja za bolje razumijevanje arhitekture i osnovnih principa dubokih modela.

Duboke neuronske mreže predstavljaju ključni koncept koji čini osnovnu tehnološku arhitekturu u domenu dubokog učenja. Njihova suština nije potpuno razumljiva bez dubljeg shvaćanja opće ideje umjetnih neuronskih mreža, koje su esencijalne za razvoj umjetne inteligencije

U okviru provedenog istraživanja interpolacije slika, analizirane su različite tehnike interpolacije za povećanje broja bitova slike. Cilj istraživanja bio je utvrditi najbolje tehnike interpolacije za pretvaranje slika iz niže u višu razlučivost.

U istraživanju su korištene slike u 8-bitnoj i 16-bitnoj razlučivosti, a analizirane su interpolacije iz 8 bita u 10 bita, iz 8 bita u 12 bita, iz 8 bita u 16 bita te iz 6 bita u 8 bita razlučivosti. Za svaku razinu interpolacije analizirane su različite tehnike interpolacije, uključujući bicubic, bilinear, lanczos_a2, lanczos_a3, lanczos_a4, multiply. Rezultati istraživanja ukazuju na sljedeće zaključke:

Što se tiče vremena izvršavanja, tehnike interpolacije s manjim vremenom izvršavanja pokazale su se kao bolji izbor, s obzirom na performanse. Tehnike poput "multiply" postigle su najbolje rezultate u pogledu vremena izvršavanja.

Što se tiče kvalitete slike, tehnike interpolacije s višim razinama bitova obično su rezultirale boljom kvalitetom slike. U većini slučajeva, tehnike "multiply" su postigle najbolje rezultate u pogledu mjere kvalitete slike kao što su MSE, PSNR, SSIM, MSSSIM, BRISQUE, NIQE i PIQE.

Na temelju rezultata istraživanja, može se zaključiti da tehnika multiply interpolacije, koja je dostupna za različite razine bitova, pruža najbolje rezultate u pogledu kvalitete slike. Ta tehnika pokazala se najboljom opcijom za povećanje razlučivosti slika iz niže u višu razlučivost u okviru istraženih raspona bitova.

Važno je napomenuti da rezultati istraživanja ovise o konkretnim primjerima slika i mogu se razlikovati ovisno o specifičnim zahtjevima i karakteristikama slika. Daljnja istraživanja mogla bi uključivati eksperimentiranje s drugim tehnikama interpolacije i različitim vrstama slika kako bi se dobio širi uvid u njihovu primjenjivost i učinkovitost.

10. Literatura

- [1] Flipperworld, "Tehnika i tehnologija, tema: Dubina bita", dostupno 17.12.2022. na <https://www.fot-o-grafiti.hr/nauci/digi-osnove/dubina-bita>
- [2] Mario Habrun, "Usporedba modela boja i primjena u računalnoj grafici", Završni rad, Sveučilište u Zagrebu, Fakultet organizacije i informatike u Varaždin, 2018, dostupno na: <https://repozitorij.foi.unizg.hr/islandora/object/foi%3A4020/datastream/PDF/view>
- [3] Željka Mihajlović, Karla Brkić, Marko Čupić, "Računalna grafika", dostupno 07.01.2023. na http://www.zemris.fer.hr/predmeti/ra/labosi/A_Upute1.pdf
<https://hr.birmis.com/racunalna-grafika-dubina-boja/>
- [4] Virginia Floyd, "Duboke neuronske mreže, što su i kako rade?", dostupno 08.01.2023. na <https://bs.warbletoncouncil.org/redes-neuronales-profundas-4290>
- [5] Sven Lončarić i Marko Subašić "Neuronske mreže: Duboke neuronske mreže i duboko učenje" Fakultet elektrotehnike i računarstva Sveučilište u Zagrebu dostupno 09.01.2023. na https://www.fer.unizg.hr/_download/repository/deep.pdf
- [6] Džomba Kristina, "Konvolucijske neuronske mreže", University of Zagreb, Faculty of Science / Sveučilište u Zagrebu, Prirodoslovno-matematički fakultet, diplomski rad, 2018, dostupno 12.01.2023. na <https://repozitorij.pmf.unizg.hr/islandora/object/pmf%3A5124/datastream/PDF/view>
- [7] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville, "Deep Learning", MIT press, 2016
- [8] Elements od AI: Napredne tehnike neuronskih mreža, dostupno 13.06.2023. na <https://course.elementsofai.com/hr/5/3>
- [9] Byun, Junyoung, Kyujin Shim i Changick Kim, "BitNet: Learning-Based Bit-Depth Expansion", Asian Conference on Computer Vision, 2018.
- [10] Byun, Junyoung, Kyujin Shim i Changick Kim, "BitNet: Learning-Based Bit-Depth Expansion", Asian Conference on Computer Vision, 2018.
- [11] Jing Zhang, Qianqian Dou, Jing Liu, Yuting Su, Wanning Sun, "BE-ACGAN: Photo-realistic residual bit-depth enhancement by advanced conditional GAN", Displays, vol. 69, 2021, 102040
- [12] Caleb Eunho Lee, Implementing ACGAN(Auxiliary Classifier GAN), dostupno 15.06.2023. <https://calebelee05.medium.com/implementing-acgan-auxiliary-classifier-gan-6fae39ef13f0>
- [13] Liu, Jing, Wanning Sun, Yuting Su, Peiguang Jing i Xiaokang Yang, "BE-CALF: Bit-Depth Enhancement by Concatenating All Level Features of DNN", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 28, 2019, str. 4926-4940.
- [14] Liao, Yongwei, Zhenguo Yang i Wenyin Liu, "BRNet: Bi-residual network with aggregate connection", Displays, vol. 76, 2022, 102362.
- [15] Liu, Yuqing, Qi Jia, Jian Zhang, Xin Fan, Shanshe Wang, Siwei Ma i Wen Gao, "Learning Weighting Map for Bit-Depth Expansion within a Rational Range", ArXiv abs/2204.12039, 2022
- [16] "What is bit padding?" Wikipedia, dostupno na: [https://en.wikipedia.org/wiki/Padding_\(cryptography\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Padding_(cryptography))
- [17] Prudhivi Vemelopati, "Image Padding Techniques: Zero Padding", dostupno 12.06.2023. na https://medium.com/@Orca_Thunder/image-padding-techniques-zero-padding-part-1-669de127ba59

- [18] Andrea Ivanov, "Interpolacija slike", Završni rad, Sveučilište u Rijeci – Odjel za informatiku Preddiplomski jednopredmetni studij informatike, 2018, dostupno: 11.06.2023 na <https://repository.inf.uniri.hr/islandora/object/infri%3A207/datastream/PDF/view>
- [19] Predrag Pale, "Forenzika digitalnih sadržaja", Kodiranje i kompresija, FER dostupno 13.06.2023. na https://www.fer.unizg.hr/_download/repository/FDD-Slike-Kodiranje_kompresija-v4-pp-Slides.pdf
- [20] "Contrast Enhancement Techniques", Mathworks, Support, dostupno 13.06.2023. na <https://www.mathworks.com/help/images/contrast-enhancement-techniques.html>
- [21] Jim Frost, " Statistics by Jim, Making statistics intuitive, Mean Squared Error (MSE)", dostupno 15.06.2023. na <https://statisticsbyjim.com/regression/mean-squared-error-mse/>
- [22] Peak signal-to-noise ration, Wikipedia, dostupno 12.06.2023 na https://en.wikipedia.org/wiki/Peak_signal-to-noise_ratio
- [23] "Structural similarity (SSIM) index for measuring image quality", MathWorks, dostupno 13.06.2023. na <https://www.mathworks.com/help/images/ref/ssim.html>
- [24] Kushashwa Ravi Shrimali, "Learn Open CV, Image Quality Assessment: BRISQUE", dostupno 12.06.2023. na <https://learnopencv.com/image-quality-assessment-brisque/>
- [25] Mittal, Anish, Anush K. Moorthy i Alan Conrad Bovik, "No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 21, 2012, str. 4695-4708.
- [26] Wang, Zhou, Eero P. Simoncelli i Alan Conrad Bovik, "Multiscale structural similarity for image quality assessment", The Thrity-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, vol. 2, 2003, str. 1398-1402
- [27] Venkatanath, N., D. Praneeth, Maruthi Chandrasekhar Bh., Sumohana S. Channappayya i Swarup S. Medasani, "Blind image quality evaluation using perception based features", 2015 Twenty First National Conference on Communications (NCC) , 2015, str. 1-6.
- [28] Wang, Zhou, Alan Conrad Bovik, Hamid R. Sheikh i Eero P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Transactions on Image Processing, vol 13, 2004, str. 600-612.

11. Dodaci

Slike

Slika 2.1 Dubina bita [2].....	12
Slika 2.2 Izravna boja [2]	14
Slika 2.3 Prikazivanje boja u visokoj boji 15/16-bit za tri boje u RGB sustavu [2].....	14
Slika 2.4 Percepcija ljudske boje [2]	15
Slika 2.5 Dubina boje u različitim sustavima [2]	16
Slika 3.1 Primjer duboke neuronske mreže s dva skrivena sloja i izlaznim slojem s jednim neuronom [11]	20
Slika 3.2 Prikaz biološkog neurona [11]	21
Slika 3.3 Trajektorija gradijentnog spusta s kretanjem prema lokalnom minimumu (plavo). Svaka točka trajektorije predstavlja jednu iteraciju učenja	23
Slika 3.4 Arhitektura a) Ograničenog Boltzmannovog stroja, b) Duboke probabilističke mreže, c) Dubokog Boltzmannovog stroja [11]	25
Slika 7.1 Blok dijagram SSIM algoritma[20].....	43
Slika 8.1 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 10 bit multiply (output), c) Bridge 12 bit multiply (output), d) Bridge 16 bit multiply (output).....	55
Slika 8.2 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita lanczos metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 16 bit lanczos a2 (output), c) Bridge 16 bit lanczos a3 (output), d) Bridge 16 bit lanczos a4 (output).....	56
Slika 8.3 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12,16 bita bicubic metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 10 bit bicubic (output), c) Bridge 12 bit bicubic (output), d) Bridge 16 bit bicubic (output)	57
Slika 8.4 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 bita bilinear metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 10 bit bilinear (output), c) Bridge 12 bit bilinear (output).....	58
Slika 8.5 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita lanczos metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 8 bit lanczos a2 (output), c) Bridge 8 bit lanczos a3 (output), d) Bridge 8 bit lanczos a4 (output)	59
Slika 8.6 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bicubic metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 8 bit bicubic (output)	60
Slika 8.7 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bilinear metodom a) Bridge.ppm (input), b) Bridge 8 bit bilinear (output).....	60

Slika 8.8 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 10 bit multiply (output), c) Hdr 12 bit multiply (output), d) Hdr 16 bit multiply (output)	65
Slika 8.9 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita lanczos metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 16 bit lanczos a2 (output), c) Hdr 16 bit lanczos a3 (output), d) Hdr 16 bit lanczos a4 (output)	66
Slika 8.10 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12,16 bita bicubic metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 10 bit bicubic (output), c) Hdr 12 bit bicubic (output), d) Hdr 16 bit bicubic (output)	67
Slika 8.11 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 bita bilinear metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 10 bit bilinear (output), c) Hdr 12 bit bilinear (output)	68
Slika 8.12 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita multiply metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit multiply (output)	69
Slika 8.13 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bicubic metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit bicubic (output)	69
Slika 8.14 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bilinear metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit bilinear (output)	69
Slika 8.15 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita lanczos metodom a) Hdr.ppm (input), b) Hdr 8 bit lanczos a2 (output)c) Hdr 8 bit lanczos a3 (output), d) Hdr 8 bit lanczos a4 (output)	70
Slika 8.16 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Deer.ppm (input), b) Deer 10 bit multiply (output) c) Deer 12 bit multiply (output), d) Deer 16 bit multiply (output)	74
Slika 8.17 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Fireworks.ppm (input), b) Fireworks 10 bit multiply (output)c) Fireworks 12 bit multiply (output), d) Fireworks 16 bit multiply (output)	79
Slika 8.18 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 10 bit multiply (output)c) Cathedral 12 bit multiply (output), d) Cathedral 16 bit multiply (output)	84
Slika 8.19 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita lanczos metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 16 bit lanczos a2 (output)c) Cathedral 16 bit lanczos a3 (output), d) Cathedral 16 bit lanczos a4 (output)	85
Slika 8.20 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita lanczos metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 8 bit lanczos a2 (output)c) Cathedral 8 bit lanczos a3 (output), d) Cathedral 8 bit lanczos a4 (output)	86
Slika 8.21 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bicubic metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 8 bit bicubic (output)	87

Slika 8.22 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita bilinear metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 8 bit bilinear (output)	87
Slika 8.23 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12,16 bita bicubic metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 10 bit bicubic (output) c) Cathedral 12 bit bicubic (output), d) Cathedral 16 bit bicubic (output).....	88
Slika 8.24 Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 bita biliner metodom a) Cathedral.ppm (input), b) Cathedral 10 bit bilinear (output) c) Cathedral 12 bit bilinear (output)	89
Slika 8.25 Slika Interpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom a) Artificial.ppm (input), b) Artificial 10 bit multiply (output)c) Artificial 12 bit multiply (output), d) Artificial 16 bit multiply (output).....	94
Slika 8.26 Intrerpolacija slike iz 8 bita u 10,12 i 16 bita multiply metodom: a) Flower foaven.ppm (input), b) Flower 10 bit multiply (output)c) Flower 12 bit multiply (output), d) Flower 16 bit multiply (output)	99

Algoritmi

Algoritam 3.1 Algoritam propagacije unaprijed [11]	22
Algoritam 3.2 Algoritam propagacije unatrag	24
Algoritam 8.1 MSE algoritam	47
Algoritam 8.2 PSNR algoritam	47
Algoritam 8.3 SSIM algoritam	48
Algoritam 8.4 MS-SSIM algoritam	48
Algoritam 8.5 BRISQUE algoritam	48
Algoritam 8.6 NIQE algoritam	48
Algoritam 8.7 PIQE algoritam	49
Algoritam 8.8 Učitavanje slike	49
Algoritam 8.9 Izračun koeficijenata za interpolaciju pa povećanje bitova	50
Algoritam 8.10 Povećanje bitova koristeći izračunat 2D filter	50
Algoritam 8.11 Računanje objektivnih mjera koje koriste referentnu sliku: MSE, PSNR, SSIM i MS-SSIM	50
Algoritam 8.12 prikazuje računanje objektivnih mjera koje ne koriste referentnu sliku: BRISQUE, NIQE i PIQE	51
Algoritam 8.13 Ispis slike	51

Tablice

Tablica 4.1 PSNR, SSIM i Wasserstein udaljenost za različite tipove modela povećanja bitova sa 1, 3, 5 i 7 u 8 bitova.....	30
Tablica 8.1 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita.....	51
Tablica 8.2 Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita.....	52
Tablica 8.3 Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita.....	53
Tablica 8.4 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita.....	53
Tablica 8.5 Interpolacija slike iz 6 bita u 8 bita.....	61
Tablica 8.6 Interpolacija slike iz 8 bita u 10 bita.....	62
Tablica 8.7 Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita.....	63
Tablica 8.8 Interpolacija slike iz 8 bita u 16 bita.....	64
Tablica 8.9 Interpolacija slike deer.ppm iz 6 bita u 8 bita.....	70
Tablica 8.10 Interpolacija slike deer.ppm iz 8 bita u 10 bita.....	71
Tablica 8.11 Interpolacija slike deer.ppm iz 8 bita u 12 bita.....	72
Tablica 8.12 Interpolacija slike deer.ppm iz 8 bita u 16 bita.....	73
Tablica 8.13 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 6 bita u 8 bita	75
Tablica 8.14 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 8 bita u 10 bita	76
Tablica 8.15 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 8 bita u 12 bita	77
Tablica 8.16 Interpolacija slike fireworks.ppm iz 8 bita u 16 bita	78
Tablica 8.17 Interpolacija slike cathedral.ppm iz 6 bita u 8 bita.....	80
Tablica 8.18 Interpolacija slike cathedral.ppm iz 8 bita u 10 bita.....	81
Tablica 8.19 Interpolacija slike iz 8 bita u 12 bita.....	82
Tablica 8.20 Interpolacija slike cathedral.ppm iz 8 bita u 16 bita.....	83
Tablica 8.21 Interpolacija slike artificial.ppm iz 6 bita u 8 bita.....	90
Tablica 8.22 Interpolacija slike artificial.ppm iz 8 bita u 10 bita.....	91
Tablica 8.23 Interpolacija slike artificial.ppm iz 8 bita u 12 bita.....	92
Tablica 8.24 Interpolacija slike artificial.ppm iz 8 bita u 16 bita	93
Tablica 8.25 Interpolacija slike flowers.ppm iz 6 bita u 8 bita	95
Tablica 8.26 Interpolacija slike flowers.ppm iz 8 bita u 10 bita	96
Tablica 8.27 Interpolacija slike flowers.ppm iz 8 bita u 12 bita	97
Tablica 8.28 Interpolacija slike flowers.ppm iz 8 bita u 16 bita	98
Tablica 8.29 Srednja vrijednost interpolacije slika iz 6 bita u 8 bita.....	100
Tablica 8.30 Srednja vrijednost interpolacije slika iz 8 bita u 10 bita.....	100
Tablica 8.31 Srednja vrijednost interpolacije slika iz 8 bita u 12 bita.....	101
Tablica 8.32 Srednja vrijednost interpolacije slika iz 8 bita u 16 bita.....	101



IZJAVA O AUTORSTVU

Završni/diplomski rad isključivo je autorsko djelo studenta koji je isti izradio te student odgovara za istinitost, izvornost i ispravnost teksta rada. U radu se ne smiju koristiti dijelovi tuđih radova (knjiga, članaka, doktorskih disertacija, magistarskih radova, izvora s interneta, i drugih izvora) bez navođenja izvora i autora navedenih radova. Svi dijelovi tuđih radova moraju biti pravilno navedeni i citirani. Dijelovi tuđih radova koji nisu pravilno citirani, smatraju se plagijatom, odnosno nezakonitim prisvajanjem tuđeg znanstvenog ili stručnoga rada. Sukladno navedenom studenti su dužni potpisati izjavu o autorstvu rada.

Ja, MONIKA KAMENČEV (ime i prezime) pod punom moralnom, materijalnom i kaznenom odgovornošću, izjavljujem da sam isključivi autor/ica diplomskog (obrisati nepotrebno) rada pod naslovom TOVEĆANJE DUŠE I TUMAČENJE Slike KOSIĆA (upisati naslov) te da u navedenom radu nisu na nedozvoljeni način (bez pravilnog citiranja) korišteni dijelovi tuđih radova.

Student/ica:
(upisati ime i prezime)

Monika Kamenčev
(vlastoručni potpis)

Sukladno čl. 83. Zakonu o znanstvenoj djelatnosti i visokom obrazovanju završne/diplomske radove sveučilišta su dužna trajno objaviti na javnoj internetskoj bazi sveučilišne knjižnice u sastavu sveučilišta te kopirati u javnu internetsku bazu završnih/diplomskih radova Nacionalne i sveučilišne knjižnice. Završni radovi istovrsnih umjetničkih studija koji se realiziraju kroz umjetnička ostvarenja objavljuju se na odgovarajući način.

Sukladno čl. 111. Zakona o autorskom pravu i srodnim pravima student se ne može protiviti da se njegov završni rad stvoren na bilo kojem studiju na visokom učilištu učini dostupnim javnosti na odgovarajućoj javnoj mrežnoj bazi sveučilišne knjižnice, knjižnice sastavnice sveučilišta, knjižnice veleučilišta ili visoke škole i/ili na javnoj mrežnoj bazi završnih radova Nacionalne i sveučilišne knjižnice, sukladno zakonu kojim se uređuje znanstvena i umjetnička djelatnost i visoko obrazovanje.



MONIKA KAMENČEV

mag.ing.techn.graph.

Po struci sam magistra inženjerka grafičke tehnologije i prvostupnica informatike sa višegodišnjim radnim iskustvom na administrativnim poslovima. Radila sam u odjelima logistike, prodaje, nabave i računovodstva i digitalnog marketinga. Zainteresirana sam za uredski, terenski posao ili rad od kuće vezano za IT, inženjerstvo, logistiku, marketing ili grafički dizajn.

KONTAKT

099/803-77-65

Nova ulica 34 Jalkovec
42000 Varaždin

monika.kamencev@yahoo.com

[LinkedIn Monika Kamenčev](#)

VJEŠTINE

- MS Office
- Adobe paket (Photoshop, Illustrator, Indesign, Lightroom, Figma), Canva
- Komunikativnost
- Analitičko razmišljanje
- Timski rad
- Osnove programiranja (C++, Python)
- ERP sustav - SAP, PPS
- Rad u vremenskom ograničenju

STRANI JEZICI

- Engleski jezik - C1
- Njemački jezik - B1

HOBIJI I INTERESI

- Social Media Marketing
- Kreiranje sadržaja za društvene mreže
- Kreiranje videa i reelsa
- Kreativno pisanje i suradnja s brendovima

CERTIFIKAT I OSTALO

MTA DATABASE FUNDAMENTALS - ALGEBRA 2016
VOZAČKA DOZVOLA - B kategorija, aktivan

OBRAZOVANJE

• **SVEUČILIŠTE SJEVER, MULTIMEDIJA**
Magistra inženjerka grafičke tehnologije -2023

• **FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE**
Prvostupnik informatike - Informacijski i poslovni sustavi 2015

• **MATEMATIČKA GIMNAZIJA**

RADNO ISKUSTVO

• **VARTEKS D.D. - PRODAJA, 03/2023. - SADA**

• **MAG COMMERCE D.O.O., 06/2022. - 10/2022**

- Voditelj nabave
- Izrada narudžbi, praćenje zaliha, izvještaji, organizacija inozemnih transporta, B2B marketing

• **BDO INFOKORP, 01/2022. - 05/2022.**

- Administrator u računovodstvu - završni račun

• **CALZEDONIA GROUP, 07/2021. - 12/2021.**

- Logistička administracija, rad u SAP sustavu
- Izrada primki, otpremnica, faktura za robu
- Digitalni marketing - Google Adwords, Google Analytics

• **KOSTWEIN PROIZVODNJA STROJEVA D.O.O.**

04/2019. - 05/2021.

- Organizacija tuzemnog i inozemnog transporta
- Obrada reklamacijskih naloga
- Kreiranje logističke dokumentacije u PPS ERP sustavu

• **MARINADA D.O.O., 03/2017. - 02/2019.**

- Izrada ponuda, narudžbenica, otprema i doprema robe
- Voditelj maloprodajnog centra
- Oglašavanje na društvenim mrežama - SEO, Google Ads

• **VALDEZ D.O.O., 12/2015. - 12/2016.**

- Online knjigovodstvo (E-računi)
- Data Analysis, SEO, SEM, CRM, Google Analytics
- Izrada web stranica WordPress