

Diskretna wavelet transformacija i primjena u obradi slike

Pejić, Denis

Master's thesis / Diplomski rad

2018

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **Josip Juraj Strossmayer University of Osijek, Faculty of Electrical Engineering, Computer Science and Information Technology Osijek / Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku, Fakultet elektrotehnike, računarstva i informacijskih tehnologija Osijek**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:200:652710>

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

Download date / Datum preuzimanja: **2024-11-04**

Repository / Repozitorij:

[Faculty of Electrical Engineering, Computer Science and Information Technology Osijek](#)



SVEUČILIŠTE JOSIPA JURJA STROSSMAYERA U OSIJEKU

**FAKULTET ELEKTROTEHNIKE, RAČUNARSTVA I
INFORMACIJSKIH TEHNOLOGIJA OSIJEK**

Sveučilišni diplomski studij

**DISKRETNA WAVELET TRANSFORMACIJA I
PRIMJENA U OBRADI SLIKE**

Diplomski rad

Denis Pejić

Osijek, 2018.

**FERIT**FAKULTET ELEKTROTEHNIKE, RAČUNARSTVA
I INFORMACIJSKIH TEHNOLOGIJA OSIJEK

Obrazac D1: Obrazac za imenovanje Povjerenstva za obranu diplomskog rada

Osijek, 20.03.2018.

Odboru za završne i diplomske ispite

Imenovanje Povjerenstva za obranu diplomskog rada

Ime i prezime studenta:	Denis Pejić
Studij, smjer:	Diplomski sveučilišni studij Elektrotehnika, smjer Komunikacije i informatika'
Mat. br. studenta, godina upisa:	D 989, 27.09.2017.
OIB studenta:	66937397390
Mentor:	Izv. prof. dr. sc. Irena Galić
Sumentor:	
Sumentor iz tvrtke:	
Predsjednik Povjerenstva:	Doc.dr.sc. Časlav Livada
Član Povjerenstva:	Hrvoje Leventić
Naslov diplomskog rada:	Diskretna wavelet transformacija i primjena u obradi slike
Znanstvena grana rada:	Obradba informacija (zn. polje računarstvo)
Zadatak diplomskog rada:	U radu je potrebno definirati i opisati pojmove Diskretne wavelet transformacije. Opisati mogućnosti primjene u obradi slike. U praktičnom dijelu zadatka potrebno je izvršiti primjenu Diskretne wavelet transformacije na više slika.
Prijedlog ocjene pismenog dijela ispita (diplomskog rada):	Izvrstan (5)
Kratko obrazloženje ocjene prema Kriterijima za ocjenjivanje završnih i diplomskih radova:	Primjena znanja stečenih na fakultetu: 3 bod/boda Postignuti rezultati u odnosu na složenost zadatka: 2 bod/boda Jasnoća pismenog izražavanja: 3 bod/boda Razina samostalnosti: 2 razina
Datum prijedloga ocjene mentora:	20.03.2018.
Potpis mentora za predaju konačne verzije rada u Studentsku službu pri završetku studija:	Potpis:
	Datum:

**FERIT**FAKULTET ELEKTROTEHNIKE, RAČUNARSTVA
I INFORMACIJSKIH TEHNOLOGIJA OSIJEK**IZJAVA O ORIGINALNOSTI RADA**

Osijek, 15.04.2018.

Ime i prezime studenta:

Denis Pejić

Studij:

Diplomski sveučilišni studij Elektrotehnika, smjer Komunikacije i informatika'

Mat. br. studenta, godina upisa:

D 989, 27.09.2017.

Ephorus podudaranje [%]:

7%

Ovom izjavom izjavljujem da je rad pod nazivom: **Diskretna wavelet transformacija i primjena u obradi slike**

izrađen pod vodstvom mentora Izv. prof. dr. sc. Irena Galić

i sumentora

moj vlastiti rad i prema mom najboljem znanju ne sadrži prethodno objavljene ili neobjavljene pisane materijale drugih osoba, osim onih koji su izričito priznati navođenjem literature i drugih izvora informacija.
Izjavljujem da je intelektualni sadržaj navedenog rada proizvod mog vlastitog rada, osim u onom dijelu za koji mi je bila potrebna pomoć mentora, sumentora i drugih osoba, a što je izričito navedeno u radu.

Potpis studenta:

SADRŽAJ

1. UVOD.....	1
1.1. Zadatak završnog rada.....	1
2. TEORIJSKI DIO.....	2
2.1. Wavelet transformacija.....	2
2.2. Kontinuirana wavelet transformacija.....	3
2.3. Diskretna wavelet transformacija.....	5
2.3.1 1D Diskretna wavelet transformacija.....	7
2.3.2 2D Diskretna wavelet transformacija.....	11
2.4 Kvantizacija.....	13
2.5 Entropijsko kodiranje.....	13
2.5.1 Huffmanovo kodiranje.....	13
2.5.2 Aritmetičko kodiranje.....	14
2.6 Entropijsko kodiranje u wavelet kompresiji slike.....	15
2.7 Postupci za određivanje kvalitete slike.....	16
2.7.1 Subjektivni postupci.....	16
2.7.2 Objektivni postupci.....	18
2.7.2.1 SNR.....	20
2.7.2.2 SSIM.....	20
2.8 Stupanj sažimanja.....	22
3. EKSPERIMENTALNI DIO.....	23
3.1 Primjena entropijskog kodiranja (dekodiranja) u DWT kompresiji slike.....	23
3.2 Kompresija slike primjenom wavelet transformacije.....	35
4. ZAKLJUČAK.....	39
LITERATURA.....	40
SAŽETAK.....	42
ABSTRACT.....	44

1.UVOD

Bilo da se u digitalnim kamerama radi prijenos podataka preko interneta, odnosno da se radi o izgradnji velikih baza podataka slika, želja za učinkovitim i boljim algoritmom za kompresiju slika često stoji na prvom mjestu[1]. U današnjim primjenama metode (GIF, JPEG, TIFF i druge) nisu uravnotežene po pitanju kompresijskog faktora i kvalitete slike, iz tog razloga se sažimanje slike provodi transformacijskim kodiranjem primjenom wavelet transformacije.

Godine 1976. Crosier, Esteban i Galand razvili su metodu dekompozicije vremenskog signala koji je diskretan, slično navedeno su razvili Crochiere, Weber i Flanagan 1976. godine, te su nazvali rad potpojasno kodiranje[2]. Godine 1983. Burt je razvio metodu sličnu potpojasnom kodiranju, a metodu je nazvao piramidalno kodiranje odnosno više rezolucijska analiza, to je bio početak korištenja wavelet transformacije u postupku kodiranja to jest sažimanja.

Wavelet se primjenjuje kao postupak pomoću koje se rješavaju različiti inženjerski zadaci s glavnim ciljem da ispravi nedostatke Fourierove transformacije po pitanju sažimanja informacija, obrađivanju slika, računalne grafike i drugo. Potencijal wavelet transformacije je vrlo visok, što se tiče zahtjeva u sažimanju informacija, obrađivanju slika i drugo.

U ovom radu biti će obrazložen razlog zbog čega je nastala diskretna wavelet transformacija, te mogućnost primjene u obradi slike. Slike su obrađene u programskom alatu MATLAB.

1.1.Zadatak završnog rada

U radu je potrebno definirati i opisati pojmove Diskretne wavelet transformacije. Opisati mogućnosti primjene u obradi slike. U praktičnom dijelu zadatka potrebno je izvršiti primjenu Diskretne wavelet transformacije na više slika.

2. TEORIJSKI DIO

Pri analizi signala upotrebom kontinuirane wavelet transformacije (CWT) dobivamo mnogo podataka[3]. Pri tome, signal analiziramo unutar beskonačno mnogog broja dilatacija i pomaka *mother* wavelet-a, iz tog razloga postoji u kontinuiranoj wavelet transformaciji velika zalihost. Važna svojstva transformacije se zadržavaju pri gledanju pod uzorke kontinuirane wavelet transformacije. Na taj način se dolazi do diskretne wavelet transformacije (DWT).

Diskretna wavelet transformacija se temelji na diskretnim sempliranim funkcijama odnosno vremenskim redovima $x(\cdot)$, pri određivanju konačnog vremena za $t = 0, 1, \dots, N - 1$, a N predstavlja redni broj elemenata vremenski mijenjajućeg reda, zatim analizira vremenske redove za diskretne dilatacije i pomake *mother* wavelet-a $\psi(\cdot)$ [3].

Više rezolucijska analiza (MRA) predstavlja teoriju wavelet-a, koja predstavlja upotrebu osnovnog ortonormalnog valića kao pribor za matematički prirast podataka, pri translaciji sa grube aproksimacije na višu mjeru za oštrinu slike.

U ovom dijelu će također biti obrađivana teorijska podloga o entropijskom kodiranju u wavelet kompresiji slike, isto tako će biti opisano Huffmanovo i aritmetičko kodiranje slike.

2.1. Wavelet transformacija

Wavelet transformacija predstavlja više rezolucijsko prikazivanje signala[4]. Wavelet transformacija se razlikuje od Fourierove transformacije po tome što se signal istovremeno prikazuje u vremenskom i frekvencijskom području. Pri tome, za wavelet se kaže da je valnog oblika učinkovito ograničenog trajanja sa srednjom vrijednosti nula.

Signal se analizira u vremenskim razmaku, pri tome se za svaki razmak izračunava spektar. Za razliku od drugih transformacija, wavelet transformacija ne upotrebljava pojam spektar, nego pojam skala, skala je obrnuto razmjerna frekvencijskom pojasu.

Vremenska ograničenost signala se opetuje u kratkim odnosno dužim razmacima. Posljedica toga je niz vrijeme skala funkcija, s različitim mjera za oštrinu slika. Waveletova analiza signala se malo razlikuje od Fourierove analize signala. Pri tome, kod Fourierove analize signal se

prikazuje uz pomoć sinusne i kosinusne funkcije, a u wavelet analizi se prikazuje wavelet funkcijama. Sve su one uzrokovane iz iste funkcije, temeljne odnosno mother wavelet funkcije[5]. Uzrokovane su procedurom skaliranja i translacije.

Wavelete prikazujemo wavelet filtrima, što znači waveleti izabrani u zasebnom broju točaka[4]. Postoji mnogo waveleta od kojih svatko posjeduje jedinstvena svojstva, zavisno o području njihove primjene. Nekakva podjela wavelet transformacije je: 1.kontinuirana wavelet transformacija (CWT) 2.diskretna wavelet transformacija (DWT)

2.2. Kontinuirana wavelet transformacija

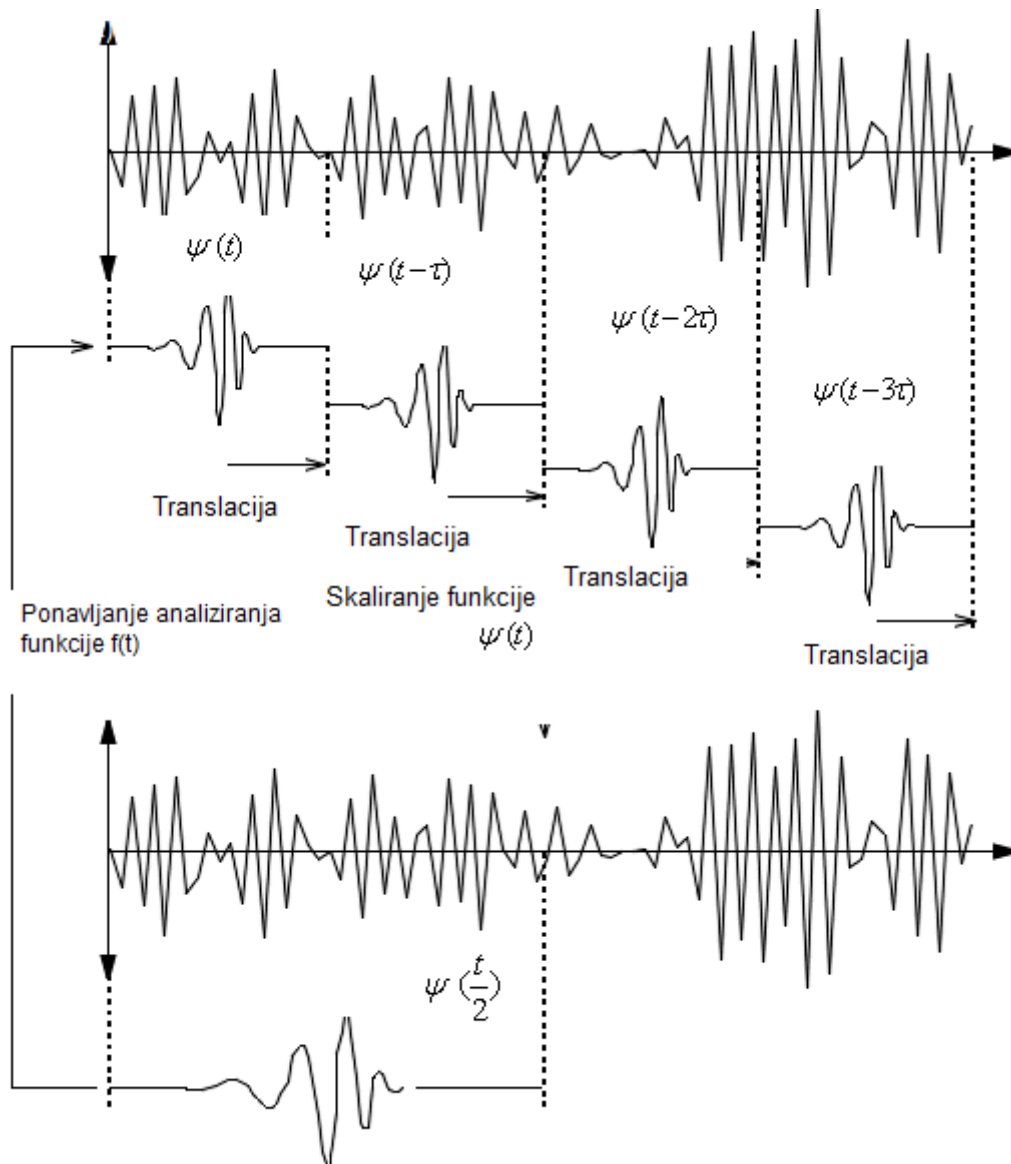
Osnovna zamisao pri svakoj transformaciji signala leži u tome da se signal prikaže u formi pogodnoj za obradu[5]. Prije svega se misli na transformaciju signala koja pretvara signal u njegovom frekvencijskom području. Na primjer uz upotrebu Fourierove transformacije na signal, dobivaju se podaci kakve frekvencijske sastavnice su zastupljene u signalu. Nedostatak ove transformacije su gubitci podataka o vremenu pri javljanju pojedinačnih sastavnica.

Wavelet transformacija pri obradi signala prikazuje signal u vremenskom-frekvencijskom području odnosno u području vremenske-skale i predstavlja informacije na uvjerljiv način. Osnovna zamisao vremenske-frekvencijske reprezentacije leži u sjećanju signala na nekoliko sastavnica, a zatim se zasebno analizira svaki od sastavnica.

Wavelet transformacija predstavlja bolju transformaciju nasuprot negativnih svojstava Fourierove transformacije[5]. Naime, u wavelet analizi se upotrebljavaju varijabilne funkcije kao prozor za odsijecanje koji razrješava problem odsijecanja signala. Prozor se pomiče po signalu, te se pri svakom položaju izračunava konvolucija. Postupak se ponavlja mnogo puta s kraćim odnosno dužim prozorom za svaki idući ciklus. To se čini radi drugačijeg postupanja s raznim frekvencijskim sastavnicama signala. U slučaju da je prozor za odsijecanje premalen, tada se analiziraju visokofrekventne sastavnice signala, te na taj način je dobra mjera za oštrinu slike u vremenu. U slučaju povećanja širine prozora, od važnosti su niskofrekventne sastavnice, te je bolja frekvencijska mjera za oštrinu slike. Rezultat je vremensko-frekvencijsko predstavljanje signala sa raznim mjerama za oštrinu slika.

Uz pomoć Fourierove analize signal se prikazuje uz pomoć sinusnih funkcija, a kod wavelet analize signal se predstavlja uz pomoć wavelet funkcija. Wavelet funkcije iz identične funkcije,

koja se naziva temeljna odnosno *mother* wavelet funkcija, procedurom skaliranja i pomicanja prikazana na slici (2.1).



SI.2.1: *Analizirajuća wavelet funkcija*, preuzeto iz [5].

Kontinuirana wavelet transformacija CWT (engl. *Continuous Wavelet Transform*) predstavlja zbroj svih skaliranih i vremenskih pomaknutih verzija *mother* waveleta[6]. Izračunavanje kontinuirane wavelet transformacije (CWT) pruža koeficijente koji predstavljaju funkcije skaliranja i pomicanja:

$$\rho(q,\tau) = \int f(t)\psi_{q,\tau}^*(t)dt, \tag{2-1}$$

pri tome * označava složenu konjugaciju. Navedena funkcija prikazuje da je funkcija $f(t)$ razložena na slijed temeljnih funkcija $\psi_{q,\tau}(t)$ odnosno waveleta, te preslikava prostor koji je u jednoj dimenziji u prostor koji je dvodimenzionalan izrečen novim dimenzijama skalom q i pomakom (translacijom) τ . Waveleti su uzrokovani iz temeljnog *mother* waveleta:

$$\psi_{q,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{q}} \psi\left(\frac{t-\tau}{q}\right). \quad (2-2)$$

Pri čemu, faktor $\frac{1}{\sqrt{q}}$ predstavlja normalizaciju energije za razne skale[6]. Kontinuirana wavelet transformacija utječe na bilo koju skalu, a diskretna wavelet transformacija upotrebljava poseban podskup skala, kao i vrijednosti pomaka (translacije). Za kontinuiranu wavelet transformaciju je svojstvena zalihost, iz razloga što se wavelet transformacija izračunava kontinuiranom translacijom (pomicanjem), kontinuiranom skalom funkcija preko signala i izračunavanjem međusobne povezanosti između njih. Kontinuirana wavelet transformacija posjeduje beskonačan broj waveleta u wavelet pretvorbi, te se određuje vrijednost koja je konačna. Mnoštvo funkcija wavelet transformacije ne posjeduju analitički ishod, tada se takve funkcije izračunavaju brojačno, brzim algoritmima.

2.3. Diskretna wavelet transformacija

Diskretna wavelet transformacija (DWT), kao i kontinuirana wavelet transformacija (CWT), posjeduju mnogo zalihosti, kada je riječ o rekonstrukciji signala, pa tako ima i veće zahtjeve na računalne resurse[7]. Iz tog razloga se upotrebljava diskretna wavelet transformacija (DWT) koja će velikom brzinom nuditi dobre ishode pri analizi i sintezi, a istovremeno je lakša za izvedbu.

Ukoliko se diskretizira samo parametar q i to tako da uzima vrijednost 2^j , gdje je $j = 0, 1, 2, \dots$, tada CWT (relacija 2-1) postaje relacija za DyWT (engl. *Dyadic Wavelet Transformation*)[8]. Pri diskretizaciji parametara q i τ , CWT postaje DWT :

$$DWT_{f(m,n)} = \frac{1}{\sqrt{|q_0^m|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-n\tau_0 q_0^m}{q_0^m}\right) dt . \quad (2-3)$$

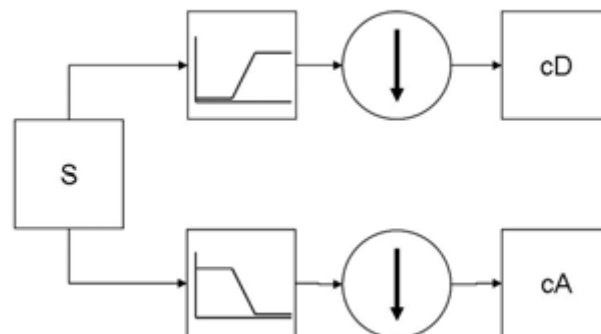
Pri tome je, q_0^m skalirajući faktor, a $n\tau_0 q_0^m$ pomicanje po vremenskoj osi, $q_0 > 1$, $\tau_0 > 0$, m i n su cijeli brojevi. Relacije CWT i DWT zadovoljavaju uvjet:

$$\int \psi(t) dt = 0 . \quad (2-4)$$

Diskretna wavelet transformacija (DWT) prevodi signal u niz koeficijenata[8]. Diskretna wavelet transformacija (DWT) pri analizi signala na raznim skalama koristi filtre raznih graničnih frekvencija, pri tome visoke frekvencije analiziramo visoko propusnim filtrom, a niske frekvencije nisko propusnim filtrom[7].

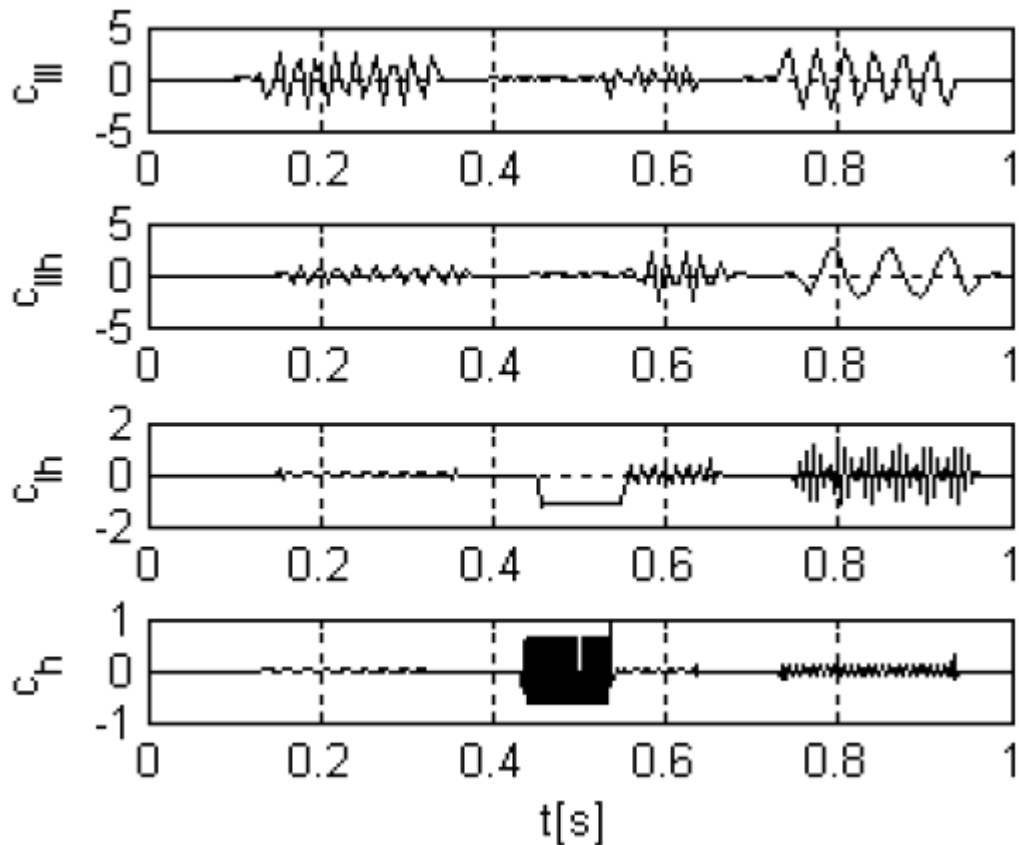
Pri propuštanju signala kroz nisko propusni i visoko propusni filter, njegov frekvencijski sadržaj će biti razdvojen na dva opsega jednakih širina[9]. Pri tome, izlaz iz takvih filtera sadržava polovicu frekvencijskog sadržaja izvornog signala, a jednak broj uzoraka kao izvorni signal. Iz tog razloga se izvršava decimacija ovakvih signala. Decimacija prepolovi broj uzoraka, na način da se vremenska mjera za oštrinu slike isto prepolovljuje, a frekvencijska mjera za oštrinu slike povećava.

Visoko propusni filter propušta visokofrekvencijski sadržaj odnosno detalje signala, a nisko propusni filter propušta nisko frekvencijski sadržaj odnosno aproksimaciju signala[9]. Signal aproksimacije dalje se propušta kroz dva filtera, procedura se ponavlja sve dok se ne dobije ciljane razina dekompozicije. Čitavi podatak o izvornom signalu je sadržan u zadnjem signalu aproksimacije, kao i svim signalima detalja.



Sl.2.2: *Detaljni i aproksimacijski koeficijenti*, preuzeto iz [8].

DWT signala $x(t)$ je prikazan na slici (Sl. 2.3), u kojem su izvršene tri razine dekompozicije, uz pomoć db4 waveleta[9]. Na slici je vidljivo da je frekvencijski sadržaj raspodijeljen na točne opsege. Prekid na početku pojavljivanja novih prosto periodičnih sastavnica je vidljiv u svim opsezima. Pri tome, sastavnice signala određenih frekvencija se pojavljuju u susjednim opsezima, ali sa nižom amplitudom, iz razloga što nisko propusni i visoko propusni filteri nisu savršeni.



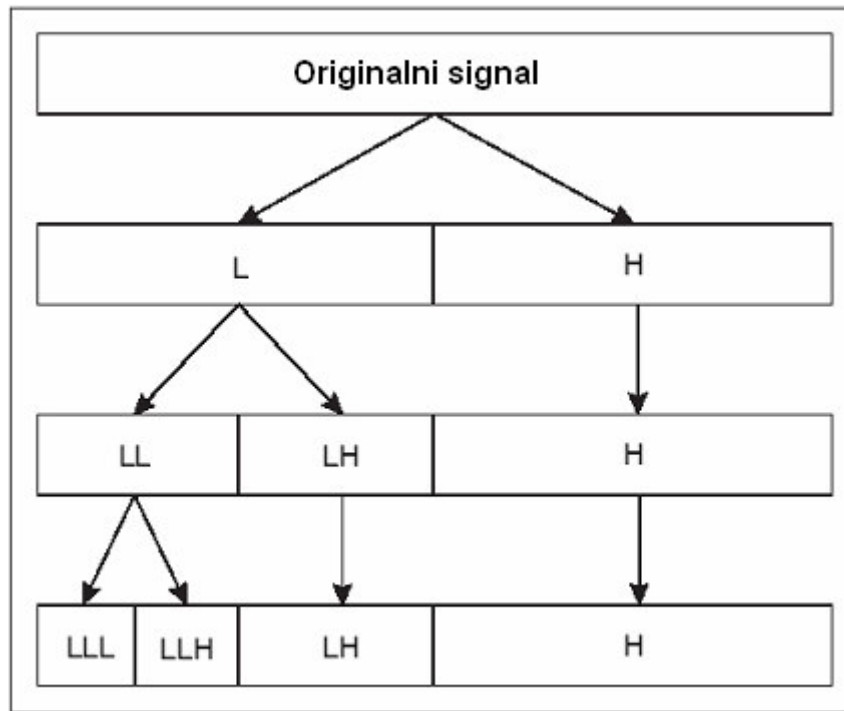
Sl.2.3: DWT transformacija signala $x(t)$, preuzeto iz [9].

Wavelet koeficijenti mogu se dalje procesuirati na razne načine, tako da mijenjanjem koeficijenata, rekonstruirani signal se razlikuje od izvornog signala[9]. Diskretna wavelet transformacija (DWT) je jednostavnija za izračunavanje i koeficijenti su jednostavniji za tumačenje pri usporedbi s kontinuiranom wavelet transformacijom (CWT), zato što nije potrebno izvršavati pretvorbu iz skale u frekvenciju[10].

Asembliranje komponenti, pri dobivanju polaznog signala bez gubitaka podataka, naziva se rekonstrukcija odnosno sinteza, a matematička operacija s kojom se realizira sinteza naziva se inverzna diskretna wavelet transformacija (IDWT)[11]. Postupak wavelet analize se odnosi na filtriranje i sažimanje, a postupak wavelet rekonstrukcije se odnosi na dekompresiju i filtriranje, tako da je neophodno rekonstruirati aproksimaciju i detalje, prije njihove kombinacije.

2.3.1 1D Diskretna wavelet transformacija

Diskretna wavelet transformacija predstavlja rekurzivni proces filtriranja ulaznog niza podataka nisko propusnim i visoko propusnim filtrom, kao što je prikazano na slici (Sl. 2.4)[12].



Sl.2.4: Jednodimenzionalna diskretna wavelet transformacija, preuzeto iz [12].

U prvom ponavljanju, čitavi ulazni signal se filtrira pomoću dva filtra nisko propusni i visoko propusni filter, s tim da se rezultat filtriranja pohranjuje posebno. Na način da ta dva vektora čine prvu skalu diskretne wavelet transformacije. Skala predstavlja parametar wavelet transformacije, koji posebno navodi trajanje waveleta. Uočavamo da obadva filtrirana vektora posjeduju duljinu jednaku kao i početni signal, a pri sprječavanju širenja informacija, takvi se filtrirani signali trebaju decimirati faktorom dva, na taj način koeficijenti generirani visokim propustom filtriranom signalu se nazivaju wavelet koeficijenti[12].

Signal koji je filtriran visoko propusnim filtrom se pohranjuje, a naredno ponavljanje se odnosi samo na vektore nastalim prvim ponavljanjem nisko propusnim filtriranjem[12]. U svakom novom ponavljanju se dodaje nova skala transformiranoj slici, prikazano na slici (Sl. 2.4). Pri implementaciji postupka filtriranja često se primjenjuje konvolucijski algoritam.

Pri odabiru postupka kompresije slike uzima se u obzir ograničenja pri potrošnji memorije i energije[13]. Haarov wavelet u ljestvičastoj (engl. *lifting*) izvedbi sadrži proste instrukcije zbrajanje, oduzimanje i množenje s dva. Proste instrukcije zahtijevaju manje procesorske moći i vremena, te na taj način i manje energije, također ovaj postupak je *in place* što ima za značenje da nije potrebna dodatna memorija, iz razloga što se poslije zbrajanja i oduzimanja elemenata matrice ishod piše na isto područje u memoriji.

Haarov wavelet karakterizira iznimna lakoća, iz tog razloga se ostvaruje na mnogo načina. Česta realizacija upotrebljava usrednjavanje najmanjeg grafičkog elementa slike za izračunavanje aproksimacijskih koeficijenata [13].

Uz pretpostavku da posjedujemo jednodimenzionalnu sliku mjeru za oštrinu slike 4 piksela (najmanji grafički element slike) s vrijednostima [9 7 3 5] [13]. Na sliku upotrebljavamo Haarovu transformaciju, inicijalni signal dijelimo na parne koeficijente i neparne koeficijente. Parne koeficijente nazivamo x (9 i 3), a neparne koeficijente y (7 i 5).

Pri zbrajanju susjednih parova koeficijenata:

$$z = x + y, \quad (2-5)$$

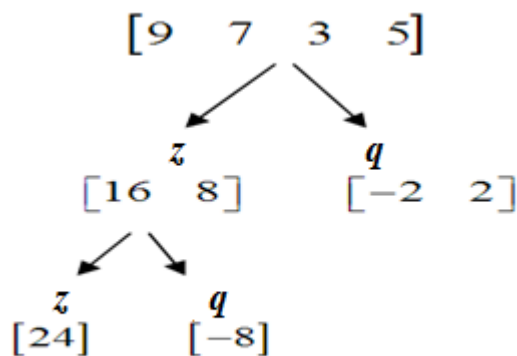
a z se naziva aproksimacijski koeficijent, a reprezentira niske frekvencije slike.

Kao rezultat dobivamo vektor [16 8] [13]. Dio podataka je izgubljen, pa uvodimo koeficijente koji pomažu pri rekonstrukciji slike i koje se nazivaju detalji. Detalji se izračunavaju pri oduzimanju parnih koeficijenata od neparnih koeficijenata.

$$q = y - x, \quad (2-6)$$

a reprezentiraju visoke frekvencije slike. Potrebno je da q bude što manji, kako bi sažimanje bilo bolje.

Izvorna slika je snizila mjeru za oštrinu slike na dva najmanja grafička elementa slike i na par koeficijenata detalja. Pri rekurzivnom ponavljanju postupka, se dobiva puna dekompozicija slike predstavljenu shemom:



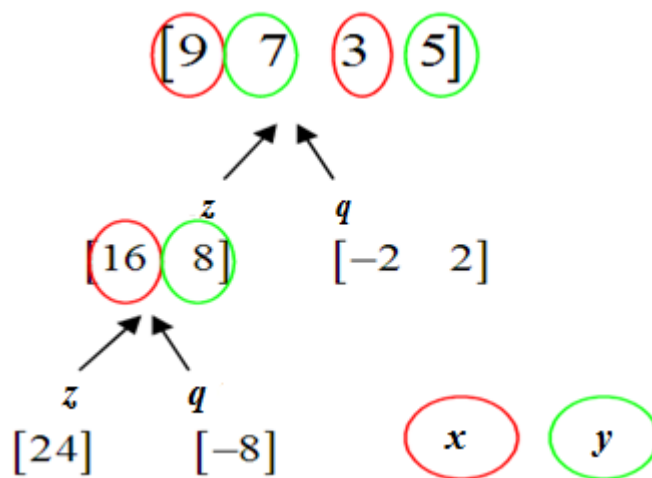
Sl.2.5: Puna dekompozicija slike, preuzeto iz [13].

Primjenom wavelet transformacije na sliku se dobiva vektor [24 -8] [13]. Sliku možemo rekonstruirati na bilo kojoj mjeri za oštrinu slike (rezoluciji), na način da koeficijentima aproksimacije iz nižih mjera za oštrinu slike rekurzivno dodajemo i oduzmemo detalje, te na taj se kreće prema višim mjerama za oštrinu slike. Koeficijenti x i y vraćamo natrag pomoću izraza:

$$x = \frac{z-q}{2}, \quad (2-7)$$

$$y = \frac{z+q}{2}. \quad (2-8)$$

Inverzna transformacija se prikazuje shemom:



Sl.2.6: Inverzna transformacija, preuzeto iz [13].

Navedene operacije se izvode u ljestvičastoj izvedbi kojem je svojstveno jako mala potreba za memorijom (onoliko mjesta koliko zauzima slika)[13].

Sljedeće relacije pokazuju da je ovo metoda *in place*, kako je poznato (2-5) i (2-6), pri izmjeni redosljeda varijabli se dobiva (2-6) i (2-9):

$$z = 2 \cdot x + q. \quad (2-9)$$

Pri računanju koeficijenta z nije potreban koeficijent y, a koeficijent q se zapisuje na njegovo mjesto u memoriji[13]. Izračunati koeficijent z se zapisuje na mjesto koeficijenta x. U sljedećem koraku koeficijent q postaje koeficijent y, a koeficijent z postaje koeficijent x pa pišemo:

$$y = y - x, \quad (2-10)$$

$$x = 2 \cdot x + q. \quad (2-11)$$

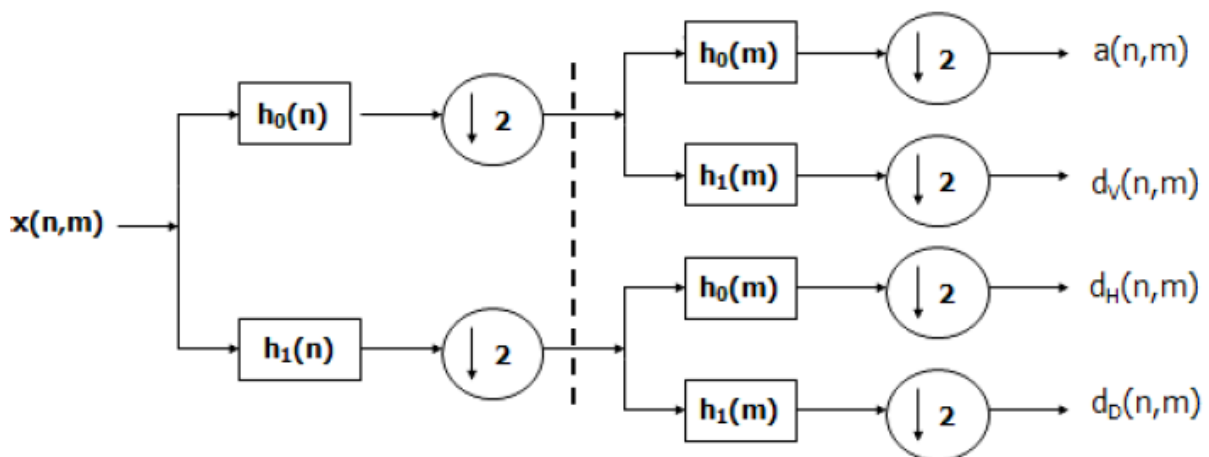
Može se primijetiti da koeficijenti z i q nisu potrebni, iz razloga što se na njihovo mjesto pišu novi koeficijenti x i y , te iz tog razloga nije potrebna dodatna memorija pri pisanju međurezultata.

2.3.2 2D Diskretna wavelet transformacija

Pri izvršavanju transformacije na sliku, primjenjuje se dvodimenzionalna transformacija. Slika predstavlja dvodimenzionalni signal, pa se može promatrati kao matrica koja se sastoji od nekoliko redaka i stupaca[9].

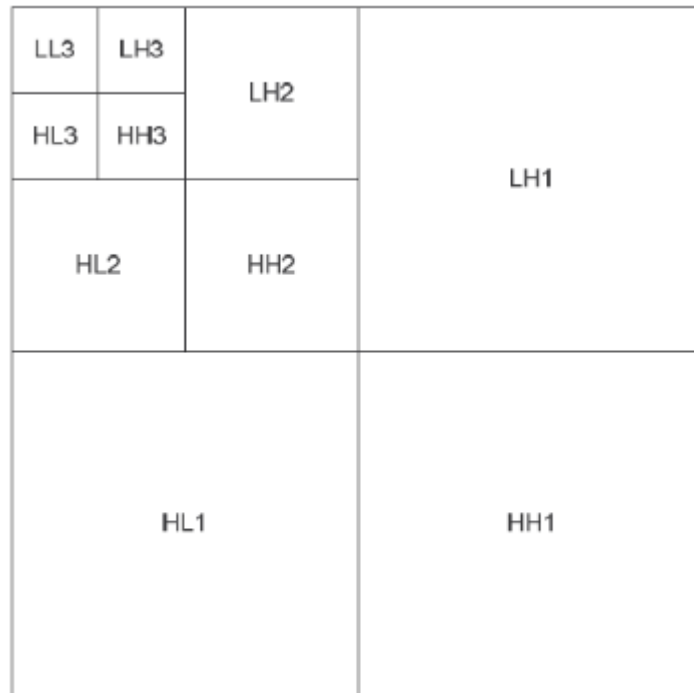
Transformacija 2D slike je uopćavanje 1D wavelet transformacije na dvije dimenzije[13]. 1D transformacija se upotrebljava na svaki redak slike, te navedenim postupkom rezultira usrednjenim članom i koeficijentom detalja u svakom retku, isto tako se pretvorba izvodi na stupcima dobivene matrice, sve dok se poslije nekoliko koraka, kao ishod ne dobiva jedan usrednjeni element odnosno aproksimaciju i detalje.

U svakoj razini dekompozicije kod 2D diskretne wavelet transformacije, dobivaju se koeficijenti aproksimacije $a(n,m)$, i koeficijenti detalja: horizontalni $d_H(n,m)$, dijagonalni $d_D(n,m)$ i vertikalni $d_V(n,m)$ [9]. Prikazano na slici (Sl. 2.7).



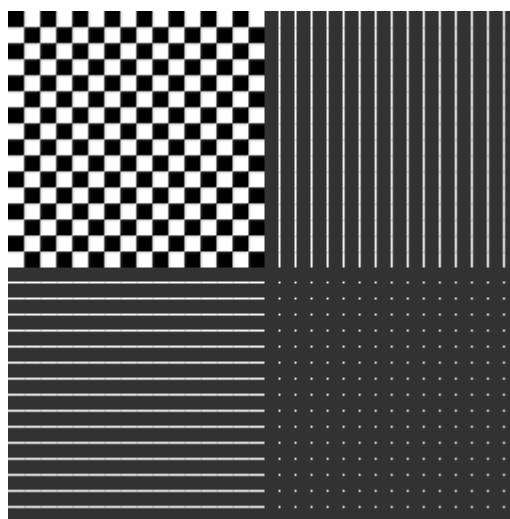
Sl.2.7: 2D diskretna wavelet transformacija, preuzeto iz [9].

Karakteristična 2D wavelet transformacija koja se primjenjuje u sažimanju slike uzrokuje hijerarhijsku strukturu kao na slici (Sl. 2.8):



Sl.2.8: *Hijerarhijska struktura nastala poslije tri koraka 2D wavelet transformacije, preuzeto iz [13].*

Na sljedećoj slici (Sl. 2.9) je predstavljen primjer diskretne wavelet transformacije (DWT) dekompozicije u jednom nivou razlaganja, tako su vidljiva četiri dijela slike, pri čemu gornji lijevi dio predstavlja aproksimacijski dio slike (LL), a preostali dijelovi predstavljaju detalje u horizontalnom smjeru (LH), vertikalnom smjeru (HL) i dijagonalno (HH)[13].



Sl.2.9: *Ilustracija 2D wavelet transformacije (jedna razina razlaganja), preuzeto iz [13].*

2.4 Kvantizacija

Na mjestu transformacije slike slijedi kvantizacija nastalih transformacijskih koeficijenata[14]. Taj korak je uglavnom nezavisan o vrsti primijenjene transformacije, iako se u naprednim postupcima kvantizacije uzima u obzir uzajamno djelovanje koeficijenata.

Kvantizacija je nužna iz tog razloga, jer kod transformacije mogu nastati gotovo sve zamislive vrijednosti u formi brojeva s pomičnim zarezom. U tom slučaju ono što se najmanje može učiniti jeste zaokruživanje realnih brojeva na cijele brojeve, kako bi se prilikom spremanja uštedjelo prostora. Kao što je vidljivo kod ovakvog jednostavnog načina kvantizacije, ovaj korak je ireverzibilan (nepovratan). Svi gubici koji se pojavljuju u postupku kompresije slike uz pomoć transformacije, dolaze principijelno samo zbog kvantizacije[15]. Iz tog razloga kvantizacija ima veliki utjecaj na kvalitetu slike. Što je veći faktor kvantizacije, postiže se veći stupanj kompresije i lošiju kvalitetu slike.

2.5 Entropijsko kodiranje

Entropijsko kodiranje se temelji na činjenici da svaki signal posjeduje unikatni podatak, a prosječna dužina koda je povezana sa entropijom izvora informacija, pri tome kodna riječ za svaki simbol ne mora da bude stalne dužine, nego dužina može da bude varijabilna zavisno o količini entropije[16]. Osnovna zamisao je prikazati vjerojatnije kvantizacijske indekse s kraćim kodnim riječima, a manje vjerojatne s dužim kodnim riječima pri postizanju niže prosječne dužine kodne riječi. Na taj način skup kvantizacijskih indeksa se može predstaviti s manjim brojem bitova[17]. Entropijsko kodiranje iskorištava statističku raspodjelu simbola unutar niza[18]. Dakle, može se približiti srednjoj duljini koda entropije i na taj način smanjiti kodiranje zalihosti. Entropijsko kodiranje radi bez gubitaka, iz razloga što odbacuje samo redundantne informacije.

2.5.1 Huffmanovo kodiranje

Huffmanovu tehniku kodiranja je izumio David Huffman, a predstavlja postupak kodiranja gdje se simbolima pridodaju kodne riječi raznih duljina, zavisno o njihovoj frekvenciji to jest vjerojatnosti pojavljivanja[16]. Huffmanovo kodiranje pretpostavlja da su pojedinačni simboli poruke statistički nezavisni jedan od drugoga, te ih kodira separatno (odvojeno)[18]. Simboli

koji posjeduju visoku vjerojatnost pojavljivanja se pohranjuju u kraćim kodnim riječima usporedno simbola s manjom vjerojatnosti pojavljivanja. Simboli se generiraju na osnovu piksela na slici, na temelju česte učestalosti dodjeljuje joj se bitovi[19]. Manji broj bitova se dodjeljuje simbolima koji posjeduju čestu učestalost, a veći broj bitova se dodjeljuje simbolima koji posjeduju manju učestalost. U Huffmanovim kodovima generirani binarni kod bilo kojeg simbola nije prefiks koda bilo kojeg drugog simbola.

Koraci prilikom Huffmanovog kodiranja: 1. Učitaj sliku u crno i bijelim tonovima, te pretvara polje u jedan redak vektora. 2. Oblikujte Huffmanovo kodirano stablo uz pomoć vjerojatnosti simbola u cijeloj slici sive skale. 3. Kodirati svaki simbol nezavisno korištenjem stabla za kodiranje. 4. Dobije se omjer kompresije veličine izvorne slike i veličine Huffmanovog kodiranog slijeda.

2.5.2 Aritmetičko kodiranje

Aritmetičko kodiranje se bazira na kodiranju intervala, te se iz tog razloga razlikuje od Huffmanovog kodiranja koji se bazira na kodiranju pojedinačnih simbola[16]. Aritmetičko kodiranje kodira minimalno jednim bitom po simbolu, u odnosu na Huffmanovo kodiranje. Aritmetičko kodiranje kodira cijeli slijed simbola (ne uključujući samo pojedinačne simbole) na način da kodira slijed simbola originalne abecede sa slijedom simbola kodirane abecede.

Aritmetičko kodiranje predstavlja tehniku kodiranja promjenjive duljine[19]. U ovoj tehnici kompresije, pretvara cijele simbole generiranih iz piksela u jedan broj s pomičnim zarezom tzv. binarnu frakciju. U aritmetičkoj kodnoj tehnici se generira oznaka za slijed koji treba kodirati. Ta oznaka označava zadanu binarnu frakciju i postaje za slijed jedinstveni binarni kod. Ovaj jedinstveni binarni kod generiran za zadani niz duljine D nije ovisan o čitavom nizu duljine D . Koraci prilikom aritmetičkog kodiranja: 1. Učitaj sliku i pohranite sve vrijednosti intenziteta kao jedan vektor retka. 2. Pretvorite matricu u binarnu formu i rasporediti sve bitove u binarnom toku koji predstavljaju istu sliku. 3. Kodiranje cijelog toka korištenjem algoritma za aritmetičko kodiranje stabla. 4. Dobije se omjer kompresije za veličinu izvorne slike i veličine kodirane slike.

2.6 Entropijsko kodiranje u wavelet kompresiji slike

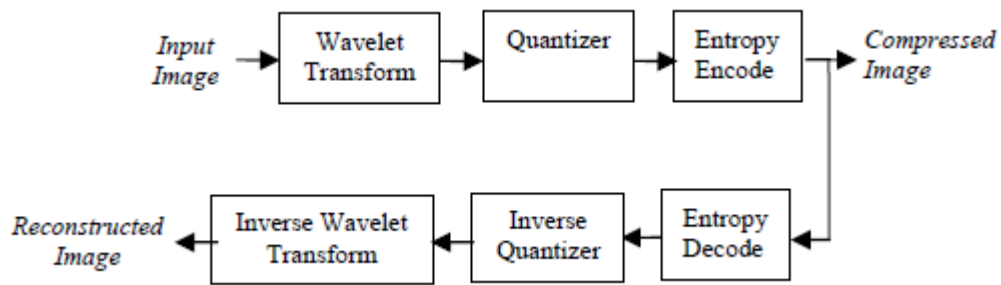
Pri kompresiji slike se želi postići visok stupanj kompresije uz vješto izostavljanje informacija, pri čemu u sažetoj slici bi trebalo biti vidljive male promjene ili još bolje nikakve[14]. Tipična kompresija slike s gubitkom je općenito omogućena preko transformacije slike u frekvencijskoj domeni, kao tipičan primjer toga je poznati JPEG format. U ovom slučaju se provodi diskretna kosinusna transformacija (DCT) s kojom se pridružuju još neki koraci obrade, koji su općenito jednaki kao i u radu primijenjenoj diskretnoj wavelet transformaciji (DWT).

Wavelet transformacija radi na principu transformacijskog kodiranja[20]. Transformacijsko kodiranje predstavlja efektivnu metodu kompresije, pri čemu se kod kompresije prepoznaju različite razine redundancije podataka koje se uzimaju u obzir.

Primjenom odgovarajuće linearne transformacije (DWT) podaci se dekoreliraju (Sl.2.10). Pri čemu dolazi do smanjenja redundancije piksela. Transformirani podaci posjeduju svojstvo da većina informacija o slici se koncentrira na manje koeficijente s velikim iznosom. Svi ostali koeficijenti posjeduju mali iznos i predstavljaju visoko frekventne informacije. S postupkom kvantizacije se raspon vrijednosti piksela dijeli na interval i sve sive vrijednosti unutar intervala se zamjenjuje sa intervalom predstavljajuće vrijednosti, ta predstavljajuća siva vrijednost kodirana je simbolom. S korakom kvantizacije se stvara određeni gubitak informacija, a koliki je gubitak velik ovisi o tome koliko je interval velik. Ukoliko gubitak informacija poslije inverzne transformacije (IDWT) nije vidljiv, tada se govori o smanjenju psihovizualne redundancije. Iz kvantizacije proizišle sekvence simbola se mogu izravno pohraniti. Budući da pojedini simboli posjeduju drugačiju vjerojatnost pojavljivanja, tada se može postići daljnja kompresija kada se često pojavljujući simboli kodiraju kraćim kodovima (bit sekvence) i rijetko pojavljujuće simboli kodiraju dužim kodovima, što rezultira smanjenjem redundantnosti kodiranja.

Pri obrnutom postupku samo teoretski nastaju nepovratni gubici zbog kvantizacije, to znači ukoliko nema kvantizacije, tada osim pogrešaka koji proizlaze iz konačnog broja prikazivanja i konačni podatkovnih grešaka, slika se može točno rekonstruirati[14].

DWT posjeduje prednost da kod lokalne inverzne transformacije (IDWT) podataka i dekompresije omogućuje dobivanje proizvoljnih isječaka podataka u raznim rezolucijama[20]. Zbog tih značajki su kompresije temeljene na waveletu pri većim omjerima kompresije superiorni u odnosu na standard JPEG koji je baziran na DCT-u.



Sl.2.10: Blok shema temeljena na wavelet kompresiji, preuzeto iz [21].

2.7 Postupci za određivanje kvalitete slike

Dojam o vizualnom sadržaju zavisi o ljudskoj percepciji te njihovom sistemu za pohranu, obradu i prijenos vizualnih sadržaja[22]. Mnogi istraživači su nastojali objasniti modifikacije kvalitete izmjenom sadržaja unutar istih, a objektivne mjere predstavljaju metode procjene tih modifikacija. Subjektivne mjere se baziraju na ljudski vizualni sustav odnosno baziraju se na vizualni sustav motrilaca. Zaključak u objektivnom načinu se tumači kao koeficijent korelacije, a subjektivna metoda se tumači kao skup ocjena određene skupine.

2.7.1 Subjektivni postupci

Subjektivne metode se temelje na vizualni sustav pojedinca to jest skupine koje ocjenjuju vizualni sadržaj, na način da se zbrajaju sve ocjene, a ukupna ocjena se bazira na prosjeku te sume.

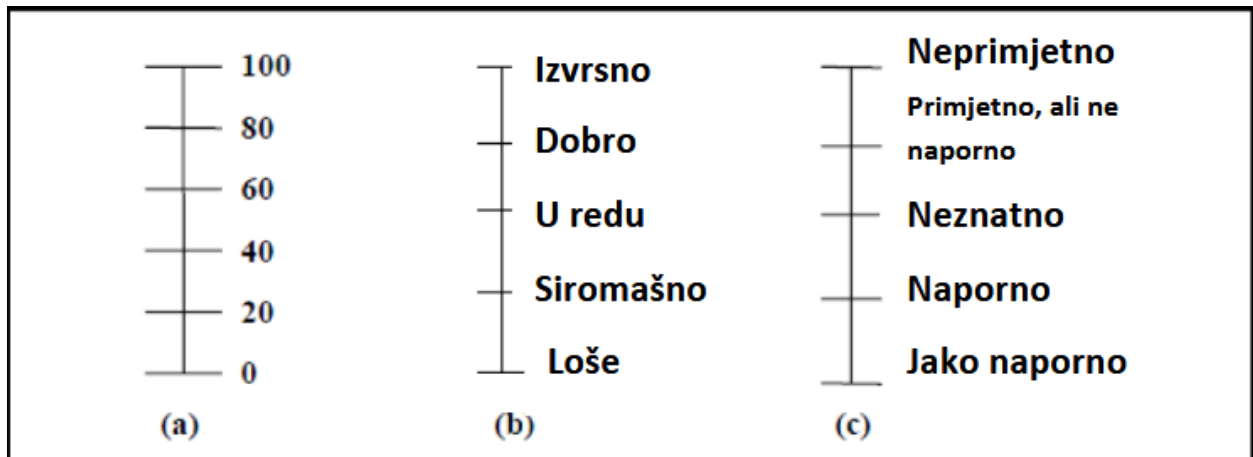
Bitno je naglasiti da dobiveni rezultat nije egzaktan, jer se radi o statističkim rezultatima koji se baziraju na subjektivnost izabranih individuuma. U ovom postupku su mogući različiti faktori o kojima rezultati mogu da zavise: sadržaj vizualnog podražaja koji se ispituje, raspoloženje pojedinaca, uvjeti pod kojim se vizualni sadržaj promatrao, kao i okolina u kojoj se isti promatra[22].

Subjektivni postupci se dijele na:

SS (engl. *Single Stimulus*) subjektivni postupak

Promatraču je predstavljena samo slika kojoj se određuje kvaliteta, takvim načinom se nastoji simulirati uvjete gdje se pred promatrača postavlja komprimiranu (modificiranu) sliku bez da je

isti bio u susretu sa originalom[22]. Ovakav postupak posjeduje nedostatak o ne mogućnosti razdvajanja slika pri razmatranju u slijedu. Na osnovu tog slijeda razmatrač ocjenjuje sliku uspoređujući je sa prethodnom slikom. Iz tog razloga poslije nekog vremena percepcija vizualnog podražaja se adaptira te je ne funkcionalna, ovakvi se postupci primjenjuju pri određivanju kvalitete videa, gdje ne postoji mogućnost za primjenu originala[23].



Sl.2.11: Ocjena promatrača a) kontinuirana skala b) skala kvaliteta c) skala poboljšanja, preuzeto iz [22].

DS (engl. *Double Stimulus*) subjektivni postupak

Pri testiranju se pred promatrača stavlja izvorna i izmijenjena slika, tako da promatraču niti u jednom momentu nije upoznat sa faktom koja od ponuđenih slika je izvorna[23]. Ovakav postupak može posjedovati dva načina ocjenjivanja: 1. Motrilac ocjenjuje obadvije slike, a rezultat predstavlja uspoređivanje tih ocjena 2. Motrilac odabire kvalitetniju sliku ponuđenih dviju slika. Ovaj postupak se primjenjuje kada se nastoji provjeriti neku od objektivnih postupaka.

Po predmetu mjerenja subjektivni postupak kvalitete se dijele na:

Opći subjektivni postupci

Postupci koje se određuju nezavisno o upotrebi slika koje upravljamo, na način da promatraču postavljamo pitanja kao na primjer kolika je kvaliteta, kolika je razlika između dvije slike, ovakvu metodu nazivamo MOS (engl. *Mean Opinion Score*) postupcima, te srednju ocjenu kvalitete MOS ocjenom[23].

Domenski subjektivni postupak

Postupak koji određuje kvalitetu slike na temelju primjenjivosti iste u nekom području upotrebe[23]. Kvaliteta se određuje uspoređivanjem sa izvornom, ocjenjivanjem razlike u mogućnosti izvođenja zadatka sa slikom koju ispituje i izvorne slike.

2.7.2 Objektivni postupci

Objektivni postupci se zovu numerički odnosno matematičkim postupcima[24]. Slika se promatra kao signal, te se na taj način dobiva predodžba o kvaliteti slike. Ovi postupci mjere razliku u boji, osvjetljenju odnosno kontrastu između izvorne i testne slike.

Od postupka određivanja kvalitete slike do ocjene se dolazi matematičkim metodama unaprijed definiranim formulama, tako da čovjek nema nikakvi utjecaj na konačnu ocjenu[22]. Djelovanje motrioca se temelji definiranim parametrima i vrijednostima algoritma koji su ulazni, pri dobivanju broja koji pokazuje kvalitetu slike. Objektivne metode posjeduju zadatak da točno i brzo, nezavisno o samom sadržaju slike, kao i o veličini slike pružaju konačni ishod. Različita ispitivanja su pokazala da je lakše stvoriti objektivnu metodu koja daje rezultate pri određivanju kvalitete, nego stvoriti metodu koja daje slične odnosno jednake rezultate kao subjektivna metoda[25].

Postoje tri metode za određivanje kvalitete slikovnog sadržaja:

Full Reference (FR)

Objektivna mjera koja do rezultata dolazi ispitivanjem eksperimentalne slike uz prisustvo izvorne slike i na taj način ih uspoređuje[22]. Nedostatak ove metode ukoliko nemamo izvornu sliku, tada nemamo dovoljno informacija za izračunavanje kvalitete slike. Postupak poznat po svojoj lakoći i omiljenosti, a ubraja se u ove metode je PSNR (engl. *Peak Signal to Noise Ratio*) postupak.

Postupak radi na način uspoređivanja izvorne s transformiranom slikom. PSNR metoda ocjenjivanja kvalitete predstavlja jednu metodu ocjenjivanja koja pri ocjenjivanju raznih sažimanja nudi određene informacije koje su od pomoći pri izboru najprikladnijeg postupka sažimanja pri pohranjivanju vizuala.

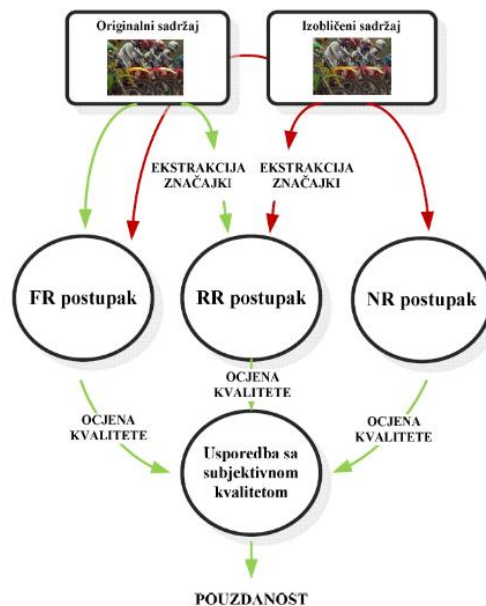
Povećanjem vrijednosti PSNR-a tada je kvalitetnija rekonstrukcija[22]. Najveća vrijednost je 100 decibela, a to je izvorna slika. Drugi postupak koji pripada ovim metodama je SSIM (engl. *Structural Similarity Index*) postupak. Ovaj postupak uzima u obzir ljudski vizualni sustav koji je senzibilan na različite distorzije. Takav postupak je uže vezan uz kontrast i svjetlinu koje su prisutne unutar testne slike. Rezultat ovog postupka je između 0 i 1, 0 pokazuje da uopće nije slična izvorna i testna slika, dok 1 pokazuje da su slike iste.

Reduced Reference (RR)

Objektivni postupak koji je baziran na uspoređenju i izvlačenju važnih stavki originala i transformiranog sadržaja[22]. Uspoređivanjem statističkih informacija koje su proizišle iz stavki originala i transformiranog sadržaja se dolazi konačno do ocjene.

No Reference (NR)

Objektivni postupak koji ocjenjuje distorzije u ispitivanom sadržaju bez primjene izvornog sadržaja, a do ocjene kvalitete pretvorenog sadržaja dolazi na stavkama to istog bez bilo koje prisutnosti izvorne[22].



SI.2.12: Metode objektivnih mjerenja kvalitete vizualnog sadržaja, preuzeto iz [26].

2.7.2.1 SNR

SNR (engl. *Signal to Noise ratio*) predstavlja odnos signal-šum[27]. Najčešći postupak određivanja vrijednosti šuma na slici predstavlja utvrđivanja relacije signal-šum. Predstavlja relaciju prosječne vrijednosti jačine najmanjeg grafičkog elementa slike koji reprezentiraju signal i standardne devijacije jačine signala. SNR je obrnuto razmjern kontrastu i promjerima objekata koje je moguće pouzdano izdvojiti u slici s pozadinskim šumom[28]. Slike koje posjeduju višu vrijednost SNR-a predstavljaju slike s nižim kontrastom i višom graničnom vrijednošću veličine objekata. Matematički se SNR definira kao relacija prosječne vrijednosti signala i standardne devijacije promjena unutar slike. Na mjeru za oštrinu slike utječu signal i šum.

Formula za računanje SNR-a glasi:

$$\text{SNR} = 10\log_{10}\left(\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} x(a,b)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [x(a,b) - y(a,b)]^2}\right), \quad [\text{dB}] \quad (2-12)$$

gdje $x(a,b)$ predstavlja podatke originalne slike, a $y(a,b)$ vrijednost sažimane slike.

2.7.2.2 SSIM

SSIM (engl. *Structural Similarity Indeks*) predstavlja postupak za mjerenje sličnosti između dvije slike[22]. SSIM postupak je stvoren za unapređenje tradicionalnih postupaka kvalitete slike (PSNR, MSE). Temeljni zadatak ovog postupka je da se što više približi ljudskoj percepciji[29]. Ovaj postupak kreće od hipoteze da se ljudski vid može prilagođavati izvlačenju podataka iz vizualnih slika[23]. Ovisnost između najmanjeg grafičkog elementa slike je viša što je viša blizina između njih i to je podatak koji objašnjava sastav objekta na slici. Rezultati se dobivaju uz pomoć tri lokalna prozora veličine 8×8 [22]. Takvi prozori su razdijeljeni na svjetlost, kontrast i sastav, nadalje se ishodi povezuju u jedan prozor i konačni ishod predstavlja SSIM indeks. SSIM predstavlja postupak koji je baziran na sastavnim sličnostima, a dobiveni rezultati su u velikom skladu sa subjektivnim ocjenama kvalitete slikovnog sadržaja[30]. Ova metoda koristi sposobnost ljudskog vizualnog sistema koje je senzibilno na distorzije (izobličenja) sastavnih podataka te modifikacije vezane uz kontrast i svjetlinu stvorene unutar vizualnog sastava. Ocjena kvalitete slikovnog sastava se dobiva postupkom mjerenja distorzija svjetline i kontrasta, a kvaliteta se tumači uz pomoć SSIM indeksa kvalitete, te se izračunava uspoređivanjem izvorne i

testne slike i za svaki element se dobiva slika (mapa) SSIM indeksa[26]. Poslije izračunavanja svjetline $s(a,b)$ između elemenata izvorne i izobličene slike prema sljedećoj relaciji:

$$s(a,b) = \frac{2\mu_a\mu_b + K_1}{\mu_a^2 + \mu_b^2 + K_1}, \quad (2-13)$$

te parametar kontrasta prema sljedećoj relaciji:

$$k(a,b) = \frac{2\sigma_a\sigma_b + K_2}{\sigma_a^2 + \sigma_b^2 + K_2}, \quad (2-14)$$

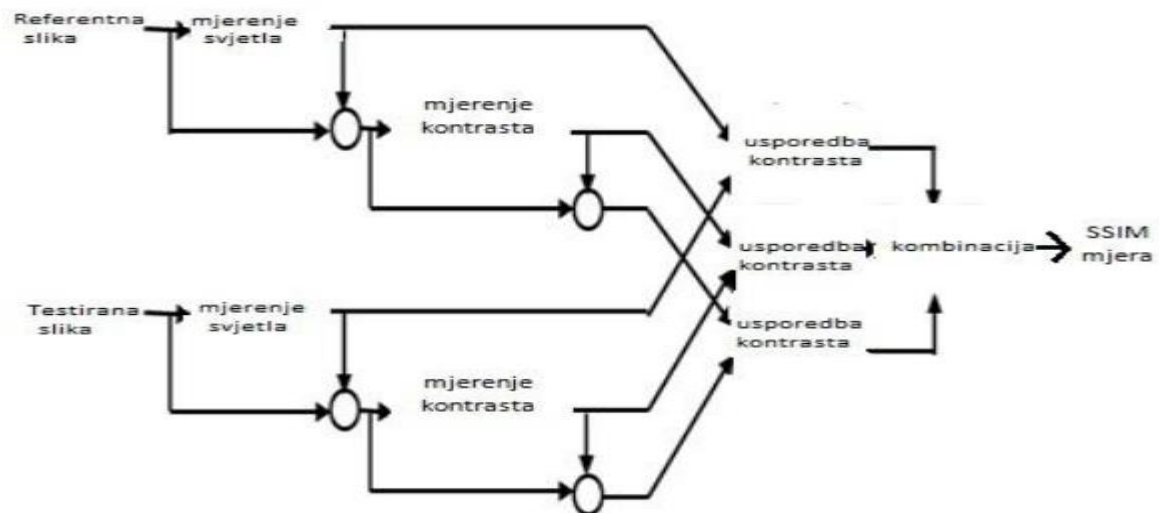
i parametar sastavne informacije prema sljedećoj relaciji:

$$t(a,b) = \frac{\sigma_{ab} + K_3}{\sigma_a\sigma_b + K_3}, \quad (2-15)$$

može se preračunati SSIM indeks kao produkt ove tri relacije prema sljedećoj navedenoj relaciji:

$$SSIM(a,b) = s(a,b)k(a,b)t(a,b), \quad (2-16)$$

pri čemu su μ_a i μ_b srednje vrijednosti A i B, σ_a i σ_b predstavljaju standardne devijacije izvornog i signala koji je rekonstruiran, a σ_{ab} predstavlja iznos kovarijance za obadvije slike. K_1, K_2, K_3 predstavljaju konstante pridodane u relaciju kako bi se zaustavilo dijeljenje s nulom.



Sl.2.13: Blok dijagram SSIM algoritma, preuzeto iz [22].

Na dijagramu je prikazan princip rada postupka, referentna slika nasuprot testirane slike se gleda kao kvalitetniji signal, tako da se testna slika promatra kao lošiji signal[22]. Na taj način mjerni

sistem radi sličnosti signala uspoređivanjem sastava, svjetlinu, te kontrasta. Kombinacijom navedenih triju stavki se dobiva konačni rezultat, naime SSIM mjera[31]. U slučaju da rezultat iznosi jedan, tada se neće razlikovati referentna i testna slika.

2.8 Stupanj sažimanja

Stupanj sažimanja predstavlja broj koji kaže za koliko sažeta slika zahtjeva manje prostora memorije nasuprot izvorne slike[32]. Stupanj sažimanja se dobiva dijeljenjem broja bitova izvorne slike (B_{IZV}) s brojem bitova po slikovnom elementu sažete slike (B_{SAZ}). Ukoliko je taj omjer veći tada je stupanj sažimanja veći, te na taj način sažeta slika zauzima manje memorijskog prostora.

$$OK = \frac{B_{IZV}}{B_{SAZ}}. \quad (2-17)$$

3. EKSPERIMENTALNI DIO

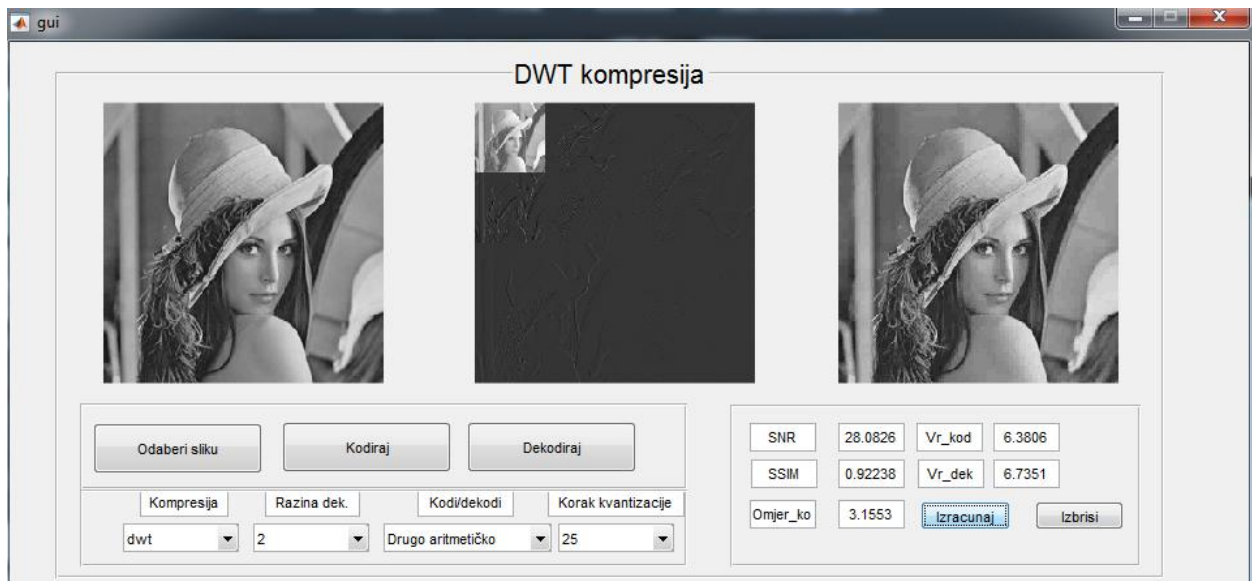
U eksperimentu su slike obrađene u programskom alatu MATLAB verzija R2017a, a procesor računala korišten u eksperimentu je Intel® Core(TM) i7-3630QM CPU @ 2.40GHz. U prvom dijelu eksperimentalnog dijela se primjenjuje DWT kompresija u kodiranju i dekodiranju slike uz pomoć tri različita algoritma za kodiranje/dekodiranje. Slike koje se testiraju u prvom dijelu eksperimenta se međusobno razlikuju po sadržaju. Na slikama će biti primijenjene objektivne metode za određivanje kvalitete slike SNR (engl. *Signal-to-noise ratio*) i SSIM (engl. *Structural Similarity*).

U drugom dijelu eksperimenta se primjenjuje Wavelet kompresija s postotkom 1%, 5% i 10% očuvanih wavelet koeficijenata slike. Slike koje su korištene u drugom dijelu se razlikuju po sadržaju i boji. Također, u drugom poglavlju će se primjenjivati objektivne metode za određivanje kvalitete slike SNR (engl. *Signal-to-noise ratio*) i SSIM (engl. *Structural Similarity*).

3.1 Primjena entropijskog kodiranja (dekodiranja) u DWT kompresiji slike

U ovom dijelu praktičnog poglavlja se primjenjuje teorijski dio izložen u prošlom poglavlju. U svrhu uspoređivanja dobivenih rezultata i donošenju kvalitetnih odgovora, slike koje se primjenjuju u eksperimentu se razlikuju po sadržaju. U ovom poglavlju će se koristiti tri algoritma za kodiranje (dekodiranje), koji će međusobno biti uspoređivani po brzini kodiranja (dekodiranja) slike i omjeru kompresije: 1. Huffmanovo kodiranje/dekodiranje 2. Prvo aritmetičko kodiranje/dekodiranje 3. Drugo aritmetičko kodiranje/dekodiranje. „Prvo aritmetičko“ kodiranje čini rekurzivno kodiranje kao Huffmanovo kodiranje, za razliku od „Drugo aritmetičko“ kodiranje koje je čisto aritmetičko kodiranje[34]. U ovom poglavlju slike će međusobno biti uspoređivane po različitom koraku kvantizacije $k = 25, 80, 260$.

U ovom dijelu eksperimenta su izvorne slike „lena“ veličine 13.4 KB, a slika „priroda“ veličine 32.7 KB. Na slici (Sl.3.1) je prikazana primjena GUI-a koje se temelji na entropijsko kodiranje u wavelet kompresiji slike. Pri tome, za sve DWT koeficijente je potrebno odrediti kvantizacijski korak, nadalje se vrijednosti transformacijskih koeficijenata dijele sa pripadajućim kvantizacijskim korakom, a rezultat se zaokružuje na cijeli broj, što je prigodno pri postupku kodiranja. U inverznoj kvantizaciji dolazi do množenja sa pripadajućim kvantizacijskim korakom, a poslije toga se primjenjuje IDWT za dobivanje rekonstruirane slike.



Sl.3.1: Prikaz GUI-a DWT kompresija. S lijeva na desno a) Izvorna slika b) kodirana slika c) dekodirana slika

Na slici (Sl.3.1) je prikazan GUI DWT kompresije za kodiranje i dekodiranje slike.



Sl.3.2: Izvorne slike, 256 x 256 piksela. a) Lijevo: lena b) Desno: priroda

Izvorna slika „lena“ u nijansama sive predstavlja najpopularniju i najpoznatiju sliku koja se općenito često primjenjuje u obradi slike, iz tog razloga nije ni čudo što predstavlja sliku koja je svakom poznata. Druga slika „priroda“ je također predstavljena u nijansama sive, a upotrebljava se u eksperimentu u svrhu uspoređivanja objektivnih metoda za određivanje kvalitete po vrijednostima za SNR i SSIM sa slikom „lena“.

Tablica3.1: Prva razina dekompozicije za usporedbu različitih slika po različitim koracima kvantizacije.

Kompresija	Slika	Korak kvantizacije	SNR[dB]	SSIM
Wavelet	lena	260	10.3567	0.51459
		80	19.5665	0.76092
		25	27.5622	0.90727
	priroda	260	10.3788	0.36298
		80	17.8366	0.70422
		25	26.3798	0.9248



Sl.3.3: Prvi red, s lijeva na desno: Prva razina dekompozicije DWT kompresija za različite korake kvantizacije. Dekodirane slike lena: a) $k = 25$ b) $k = 80$ c) $k = 260$. Drugi red, s lijeva na desno: Prva razina dekompozicije DWT kompresija za različite korake kvantizacije. Dekodirane slike priroda: d) $k = 25$ e) $k = 80$ f) $k = 260$.

Na slici (Sl.3.3) su prikazane dekodirane slike za različite korake kvantizacije, iz kojih je uočljiva prisutnost degradacije. Na slikama (Sl.3.3(a)(b)(d)(e)) se jasno vidi što prikazuju pojedinačne slike (lena, priroda), dok se na slikama (Sl.3.3(c)(f)) ne vidi egzaktno što predstavljaju.

Na slici (Sl.3.3(a)(d)) su prisutni detalji, a na za obličnim ivicama su vidljive forme sjena. Na slici (Sl.3.3(a)) su vidljivi ringing artefakti prelaskom kontrasta sa kape na pozadinu slike, koji su jako prisutni na zrcalu koja zrcali objekt na slici. Na slici (Sl.3.3(d)) artefakti na nebu stvaraju utisak duge, također su na slici vidljivi ringing artefakti prelaskom kontrasta sa šume na pozadinu slike.

Na slikama (Sl.3.3(b)(e)) je uočljiva degradacija u kvaliteti, ali još uvijek je uočljivo što se na slikama (Sl.3.3(b)(e)) vidi. Mnogo je detalja izgubljeno na slikama (Sl.3.3(b)(e)) usporedbom sa izvornom slikom, ali je očuvano dio šume na slici (Sl.3.3(e)), kao i dio lica na slici (Sl.3.3(b)).

Na slici (Sl.3.3(c)(f)) detalji su potpuno izgubljeni, iz tog razloga su slike nepregledne. Na slici (Sl.3.3(c)) dio lica je potpuno izgubljeno (pogotovo usne, nos, obrve) i pozadina. Na slici (Sl.3.3(f)) dio livade i rijeke je potpuno izgubljeno, a artefakti stvaraju utisak zalaska sunca.

Tablica (Tab.3.1) vezana uz slike (Sl.3.3) predstavlja vrijednosti objektivnih metoda za određivanje kvalitete slike SNR i SSIM za različite korake kvantizacije. Slika (Sl.3.3(a)) posjeduje malo veću vrijednost SNR-a za razliku od slike (Sl.3.3(d)), iz razloga što posjeduje manji kontrast. Prema rezultatima za SSIM slika (Sl.3.3(d)) bliža (sličnija) je originalu, u odnosu na sliku (Sl.3.3(a)).

Slika (Sl.3.3(b)) posjeduje malo veću vrijednost SNR-a i SSIM-a od slike (Sl.3.3(e)) koja posjeduje više detalja, te je na taj način sličnija originalu. Slike (Sl.3.3(c)(f)) posjeduju skoro identičnu vrijednost SNR-a, ali slika (Sl.3.3(c)) je bliža (sličnija) originalu po SSIM-u usporedbom slikom (Sl.3.3(f)).

Može se zaključiti kako povećanjem koraka kvantizacije smanjuje se vrijednosti objektivnih metoda za određivanje kvalitete slike (SNR, SSIM), te se iz tog razloga više uočava razlika između izvorne i rekonstruirane slike.

Tablica 3.2: Prva razina dekompozicije za usporedbu različitih algoritama za kodiranje/dekodiranje po brzini i omjeru kompresije.

Kompresija	Algoritam	Slika	Korak kvantizacije	Vrijeme kodiranja [s]	Vrijeme dekodiranja [s]	Omjer kompresije
Wavelet	Huffman	lena	260	0.25331	0.3158	26.6637
			80	0.7621	0.79633	9.0213
			25	3.276	2.3304	3.2289
		priroda	260	0.27562	0.45177	20.0378
			80	1.0282	1.1788	4.3527
			25	2.7532	2.7213	1.682
Wavelet	Prvo aritmetičko	lena	260	0.94606	0.9984	28.4753
			80	2.498	2.6345	9.2173
			25	6.2914	6.5196	3.2908
		priroda	260	1.1974	1.3773	22.0372
			80	4.0002	3.9584	4.4585
			25	10.9645	11.1297	1.7503
Wavelet	Drugo aritmetičko	lena	260	0.88044	0.98071	27.8093
			80	2.4434	2.6051	8.9645
			25	6.5275	6.6759	2.9291
		priroda	260	1.1423	1.2311	22.625
			80	3.8124	3.9624	4.1556
			25	10.9995	11.3442	1.5622

Po tablici (Tab.3.2) vezane uz slike (Sl.3.3) algoritam za Huffmanovo kodiranje/dekodiranje za prvu razinu dekompozicije je najbrži algoritam u kodiranju/dekodiranju slike usporedbom sa ostalim algoritmima „Prvo aritmetičko“, „Drugo aritmetičko“ kodiranje/dekodiranje. Razlike između algoritama „Prvo aritmetičko“ i „Drugo aritmetičko“ kodiranje/dekodiranje po brzini kodiranja/dekodiranja su zanemarive. Međutim, algoritam „Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje postiže najveći omjer kompresije u odnosu na ostale algoritme („Drugo aritmetičko“, Huffmanovo kodiranje/dekodiranje), te iz tog razloga sažeta slika zauzima manje memorijskog prostora.

Tablica 3.3: Druga razina dekompozicije za usporedbu različitih slika po različitim koracima kvantizacije.

Kompresija	Slika	Korak kvantizacije	SNR[dB]	SSIM
Wavelet	lena	260	14.6045	0.59185
		80	20.912	0.76887
		25	28.0826	0.92238
	priroda	260	13.3479	0.3938
		80	18.4187	0.70503
		25	26.5543	0.9334



Sl. 3.4: Prvi red, s lijeva na desno: Druga razina dekompozicije DWT kompresija za različite korake kvantizacije. Dekodirane slike lena: a) $k = 25$ b) $k = 80$ c) $k = 260$. Drugi red, s lijeva na desno: Druga razina dekompozicije DWT kompresija za različite korake kvantizacije. Dekodirane slike priroda: d) $k = 25$ e) $k = 80$ f) $k = 260$.

Na slici (Sl.3.4(a)(b)(c)(d)(e)(f)) su prikazane dekodirane slike poslije druge razine dekompozicije, iz kojih je uočljiva degradacija u kvaliteti. Na slikama (Sl.(a)(b)(d)(e)) se egzaktno vidi što prikazuju, dok je na slikama (Sl.3.4(c)(f)) teško uočljivo što pojedina slika prikazuje. S drugom razinom dekompozicije smanjila se mjera za oštrinu slike to jest aproksimacija slike će biti sve grublja.

Na slikama (Sl.3.4(a)(d)) su uočljivi detalji, a na za obličnim ivicama su vidljive forme sjena. Na slici (Sl.3.4(a)(d)) su najviše sačuvani detalji, kvaliteta, tonovi kao i prijelazi, u odnosu na preostale slike (Sl.3.4(b)(c)(e)(f)).

Na slici (Sl.3.4(b)(e)) se vidi degradacija u kvaliteti, ali još uvijek je vidljivo što se na slikama vidi. Mnogo je detalja izgubljeno na slikama (Sl.3.4(b)(e)), ali je još uvijek očuvani dijelovi lica i šume. Na slici (Sl.3.4(e)) artefakti stvaraju utisak duge na nebu. Na slikama (Sl.3.4(b)(e)) se uočava veća prisutnost artefakata duž cijele slike usporednom sa slikama (Sl.(a)(d)).

Na slici (Sl.3.4(c)(f)) su detalji potpuno izgubljeni, te su iz tog razloga slike nepregledne. Na slici (Sl.3.4(c)) su usne, nos, obrve i pozadina potpuno izgubljeni, te slika stvara utisak maske. Na slici (Sl.3.4(f)) teško prepoznati što slika uopće predstavlja, jer su detalji potpuno izgubljeni. Na primjer, na slici (Sl.3.4(f)) su detalji, kvaliteta livade i rijeke potpuno izgubljeni. Slika (Sl.3.4(c)(f)) posjeduje samo nekoliko transformacijskih koeficijenata, što je nažalost nedovoljno pri rekonstrukciji slike.

Tablica (Tab.3.3) vezana uz slike (Sl.3.4) predstavlja vrijednosti objektivnih metoda za određivanje kvalitete slike SNR i SSIM za različite korake kvantizacije. Slika (Sl.3.4(a)) posjeduje veću vrijednost SNR-a nasuprot slike (Sl.3.4(d)), iz tog razloga posjeduje manji kontrast. Slika (Sl.3.4(d)) je sličnija originalu nasuprot slike (Sl.3.4(a)), iz tog razloga posjeduje veću vrijednost SSIM-a. Slika (Sl.3.4(b)) posjeduje veću vrijednost SNR-a i SSIM-a usporedbom sa slikom (Sl.3.4(e)) s više detalja, te iz tog razloga bliža je originalu u pogledu sličnosti. Slika (Sl.3.4(c)) posjeduje veću vrijednost SNR-a i SSIM-a u odnosu na sliku (Sl.3.4(f)), iz razloga što se na toj slici može prije uočiti što predstavlja. Zbog veće vrijednosti SNR-a i SSIM-a se može reći da su slike druge razine dekompozicije sličnije originalu usporedno sa slikama prve razine dekompozicije. S porastom vrijednosti SNR-a i SSIM-a rekonstruirana slika postiže bolju kvalitetu.

Tablica 3.4: Druga razina dekompozicije za usporedbu različitih algoritama za kodiranje/dekodiranje po brzini i omjeru kompresije.

Kompresija	Algoritam	Slika	Korak kvantizacije	Vrijeme kodiranja [s]	Vrijeme dekodiranja [s]	Omjer kompresije
Wavelet	Huffman	lena	260	0.20812	0.38646	42.5006
			80	0.5895	0.78339	9.0295
			25	1.5996	1.5724	3.3597
		priroda	260	0.22333	0.39557	31.8368
			80	1.0461	1.1355	4.6151
			25	2.6429	2.6466	1.7737
Wavelet	Prvo aritmetičko	lena	260	0.68304	0.92141	43.3547
			80	2.512	2.7879	9.3671
			25	6.211	6.6874	3.4511
		priroda	260	0.85403	0.92753	32.5928
			80	3.6989	3.8034	4.8777
			25	10.9027	11.4781	1.8603
Wavelet	Drugo aritmetičko	lena	260	0.67086	0.87811	45.7574
			80	2.5576	2.9242	8.488
			25	6.3806	6.7351	3.1553
		priroda	260	0.85809	1.0381	33.6989
			80	3.8355	4.1659	4.4006
			25	11.2664	11.6432	1.7213

Po tablici (Tab.3.4) vezane uz slike (Sl.3.4) za drugu razinu dekompozicije je uočljivo da najbrži algoritam u kodiranju odnosno dekodiranju predstavlja algoritam za Huffmanovo kodiranje odnosno dekodiranje prilikom uspoređivanja sa preostalim algoritmima („Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje i „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje).

Također je vidljivo da su razlike između algoritama „Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje i „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje zanemarive. „Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje predstavlja brži algoritam usporedno sa algoritmom

„Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje, osim prilikom kodiranja odnosno dekodiranja za korak kvantizacije $k = 260$ sa sliku „lena“.

Najveći omjer kompresije postiže algoritam „Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje usporedno sa preostalim algoritmima (Huffmanovo kodiranje odnosno dekodiranje i „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje), osim što algoritam „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje za korak kvantizacije $k = 260$ postiže najveći omjer kompresije.

Ukoliko se poveća omjer kompresije, tada sažeta slika zauzima manje memorijskog prostora. Iz dobivenih rezultata iz tablice (Tab.3.4) barem u velikom broju slučajeva s povećanjem razine dekompozicije povećava se transformacijski dobitak to jest učinkovitost kodiranja.

Iz tablice (Tab.3.4) je uočljivo da prilikom kodiranja odnosno dekodiranja s različitim algoritmima („Huffmanovo“ kodiranje odnosno dekodiranje, „Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje, „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje) slika „priroda“ posjeduje niži omjer kompresije prilikom usporedbe sa slikom „lena“, te na taj način slika „priroda“ zauzima više memorijskog prostora u odnosu na sliku „lena“.

Huffmanov algoritam kodiranja odnosno dekodiranja barem u velikom broju slučajeva je brži za drugu razinu dekompozicije u odnosu na prvu razinu dekompozicije za sliku „lena“ i „priroda“.

„Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje je brži za drugu razinu dekompozicije u odnosu na prvu razinu dekompozicije za sliku „lena“, osim za korak kvantizacije $k = 80$. „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje je brži za drugu razinu dekompozicije u odnosu na prvu razinu dekompozicije za sliku „lena“ i „priroda“, osim za korak kvantizacije $k = 80$ („lena“, „priroda“) i korak kvantizacije $k = 25$ za sliku „priroda“.

Algoritmi za drugu razinu dekompoziciju postižu veći omjer kompresije u odnosu na prvu razinu dekompozicije, osim za algoritam „Drugo aritmetičko“ za korak kvantizacije $k = 80$ slika „lena“.

Algoritmi (Huffmanovo kodiranje odnosno dekodiranje, „Prvo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje, „Drugo aritmetičko“ kodiranje odnosno dekodiranje) kodiranju odnosno dekodiraju brže sliku „lena“ koja posjeduje manje detalja nasuprot slike „priroda“ koja posjeduje više detalja. Slika „lena“ posjeduje veći omjer kompresije usporedbom sa slikom „priroda“.

Tablica 3.5: Treća razina dekompozicije za usporedbu različitih slika po različitim koracima kvantizacije.

Kompresija	Slika	Korak kvantizacije	SNR[dB]	SSIM
Wavelet	lena	260	15.7888	0.5748
		80	21.2677	0.79035
		25	28.1409	0.9244
	priroda	260	14.1323	0.38961
		80	18.5013	0.712
		25	26.5633	0.935



Sl. 3.5: Prvi red, s lijeva na desno: Treća razina dekompozicije DWT kompresija za različite korake kvantizacije. Dekodirane slike lena: a) $k = 25$ b) $k = 80$ c) $k = 260$. Drugi red, s lijevo na desno: Treća razina dekompozicije DWT kompresija za različite korake kvantizacije. Dekodirane slike priroda: d) $k = 25$ e) $k = 80$ f) $k = 260$.

Na slici (Sl.3.5(a)(b)(c)(d)) su prikazane dekodirane slike poslije treće razine dekompozicije, iz kojih je uočljiva degradacija u kvaliteti. Na slikama (Sl.3.5(a)(b)(d)(e)) se egzaktno vidi što prikazuju, dok je na slikama (Sl.3.5(c)(f)) teško uočljivo što pojedina slika prikazuje. S trećom razinom dekompozicije se još smanjila mjera za oštrinu slike to jest aproksimacija slike će biti sve grublja.

Na slikama (Sl.3.5(a)(d)) su uočljivi detalji, a na za obličnim ivicama su vidljive forme sjena. Na slici (Sl.3.5(a)(d)) su najviše sačuvani detalji, kvaliteta, prijelazi, tonovi nasuprot preostalih slika (Sl.3.5(b)(c)(e)(f)).

Na slici (Sl.3.5(b)(e)) se vidi degradacija u kvaliteti, ali još uvijek je uočljivo što je prikazano na slikama. Na slikama (Sl.3.5(b)(e)) je uočljiv veliki gubitak detalja, ali se još uvijek vidi dio lica i šume. Na slici (Sl.3.5(b)) su uočljivi blokovski artefakti prelaskom kontrasta sa kape na pozadinu slike, što je jako uočljivo na slici koja zrcali objekt na slici. Na slici (Sl.3.5(b)) artefakti ispod desnog oka stvaraju utisak opekotina. Na slici (Sl.3.5(e)) su uočljivi blokovski artefakti prelaskom kontrasta sa šume na nebu.

Na slici (Sl.3.5(c)(f)) su detalji potpuno izgubljeni, te su iz tog razloga slike nepregledne. Na slici (Sl.3.5(c)) su detalji, kvaliteta oko lica (usne, nos, obrve) i pozadine potpuno izgubljeni, te slika stvara utisak maske. Na slici (Sl.3.5(f)) je teško uočiti što zapravo predstavlja, jer su detalji potpuno izgubljeni. Na primjer, detalji i kvaliteta oko dijelova livade i rijeke su potpuno izgubljene.

Tablica (Tab3.5) vezana uz slike (Sl.3.5) predstavlja vrijednosti objektivnih metoda za određivanje kvalitete slike SNR i SSIM za različite korake kvantizacije. Slika (Sl.3.5(a)) posjeduje veću vrijednost SNR-a nasuprot slike (Sl.3.5(d)) s više detalja, iz tog razloga posjeduje manji kontrast. Slika (Sl.3.5(d)) je sličnija originalu nasuprot slike (Sl.3.5(a)), iz tog razloga posjeduje veću vrijednost SSIM-a. Slika (Sl.3.5(b)) posjeduje veću vrijednost SNR-a i SSIM-a usporedbom sa slikom (Sl.3.5(e)), te iz tog razloga posjeduje manji kontrast i bliža je originalu u pogledu sličnosti. Slika (Sl.3.5(c)) posjeduje veću vrijednost SNR-a i SSIM-a nasuprot slike (Sl.3.5(f)), jer je dotična slika očuvala više detalja. Može se zaključiti kako slike koje posjeduju veću razinu dekompozicije više teže odnosno sličnije su originalu gledano po vrijednostima za SNR i SSIM. Uočava se veća razlika između rekonstruirane i izvorne slike smanjenjem vrijednosti objektivnih mjera za određivanje kvalitete slike SNR i SSIM.

Tablica 3.6: Treća razina dekompozicije za usporedbu različitih algoritama za kodiranje/dekodiranje po brzini i omjeru kompresije.

Kompresija	Algoritam	Slika	Korak kvantizacije	Vrijeme kodiranja [s]	Vrijeme dekodiranja [s]	Omjer kompresije
Wavelet	Huffman	lena	260	0.16858	0.23806	39.7037
			80	0.4902	0.56067	9.189
			25	1.2506	1.3402	3.4121
		priroda	260	0.19796	0.24957	37.8657
			80	0.94618	0.92862	4.7689
			25	2.2893	3.639	1.813
Wavelet	Prvo aritmetičko	lena	260	0.59717	0.66478	40.8483
			80	2.2469	2.3492	9.5925
			25	5.8682	5.9237	3.5051
		priroda	260	0.65829	0.74286	39.1962
			80	3.2805	3.4761	5.0584
			25	9.7025	10.0119	1.8993
Wavelet	Drugo aritmetičko	lena	260	0.58372	0.67337	39.2666
			80	2.4295	2.4095	8.8169
			25	6.1788	6.1377	3.3739
		priroda	260	0.60453	0.72238	36.3559
			80	3.6839	3.5384	4.7234
			25	9.6956	9.9628	1.8502

Po tablici (Tab.3.6) vezane uz slike (Sl.3.5) algoritam za Huffmanovo kodiranje/dekodiranje za treću razinu dekompozicije je najbrži algoritam u kodiranju/dekodiranju slike nasuprot na algoritme „Prvo aritmetičko“, „Drugo aritmetičko“ kodiranje/dekodiranje. Razlike između algoritama „Prvo aritmetičko“ i „Drugo aritmetičko“ kodiranje/dekodiranje po brzini kodiranja/dekodiranja su zanemarive.

Ali, algoritam „Prvo aritmetičko“ kodiranje/dekodiranje je brže u odnosu na algoritam „Drugo aritmetičko“ kodiranje/dekodiranje, osim u kodiranju za korak kvantizacije $k = 260$ za sliku „lena“, te kodiranju/dekodiranju za $k = 25$, $k = 260$ za sliku „priroda“. „Prvo aritmetičko“

kodiranje/dekodiranje postiže najveći omjer kompresije nasuprot ostale algoritme, te iz tog razloga sažeta slika zauzima najmanje memorijskog prostora.

Treća razina dekompozicije prema rezultatima dobivenim iz tablice (Tab.3.6) ima veću efikasnost kodiranja u odnosu na prethodne razine dekompozicije.

3.2 Kompresija slike primjenom wavelet transformacije

U ovom dijelu praktičnog rada je primijenjena Wavelet kompresija s postotkom 1%, 5% i 10% wavelet koeficijenata slike. Slike korištene u ovom dijelu eksperimenta se razlikuju po sadržaju i boji. Standard JPEG2000 se temelji na diskretnoj wavelet transformaciji (DWT), koja općenito pruža bolju kvalitetu u odnosu na JPEG standard.



Sl.3.6: *Izvorne slike, 256 x 256 piksela. a) Lijevo: lena. b) Desno: priroda*

Slika „lena“ u boji primijenjena u eksperimentu predstavlja najpoznatiju i najpopularniju sliku u obradi slike, a slika „priroda“ u boji se primjenjuje u svrhu uspoređivanja sa slikom „lena“. Slika „lena“ prikazuje uvećani segment slike koji se pojavio u poznatom časopisu „Playboy“ u studenom 1972 godine, a riječ je o curi Lena Sjööblom porijeklom iz Švedske[36]. Iz tog razloga mnogi korisnici ne znaju uopće odakle slika dolazi. Na slikama (Sl.3.6) će biti primijenjene objektivne metode za određivanje kvalitete SNR i SSIM.

Tablica 3.7: Wavelet kompresija za različite postotke očuvanih wavelet koeficijenata.

Kompresija	Slika	Postotak wavelet koeficijenata [%]	Omjer kompresije	SNR[dB]	SSIM
Wavelet	lena	10	9.8183	10.6177	0.8413
		5	9.9610	8.8837	0.7613
		1	10.8542	7.0157	0.5780
	priroda	10	7.3460	7.4135	0.7375
		5	7.9690	6.6474	0.6108
		1	9.5760	5.6934	0.4105



Sl.3.7: Prvi red s lijeva na desno: lena a) 1% b) 5% c) 10% očuvanih wavelet koeficijenata slike upotrebom Wavelet kompresije. Drugi red s lijeva na desno: priroda d) 1% e) 5% f) 10 % očuvanih wavelet koeficijenata slike upotrebom Wavelet kompresije.

Na slici (Sl.3.7(a)(d)) iako je sačuvano samo 1% wavelet koeficijenata, na slikama je teško uočljivo što predstavljaju, također na slici su uočljivi dominacija blokovskih artefakata. Na slikama (Sl.3.7(a)) je uočljiv velik gubitak detalja i kvalitete. Na primjer, detalji i kvaliteta oko dijelova lica (usne, nos, obrve, oči) i pozadine su potpuno izgubljeni. Na slici (Sl.3.7(d)) su detalji i kvaliteta izgubljeni oko dijelova livade, rijeke i naslonjača.

Slike (Sl.3.7(b)(e)) stvaraju utisak zamućenja naglim pokretom snimača slika. Slike (Sl.3.7(b)(e)) za 5% wavelet koeficijenata posjeduju više detalja nasuprot slika (Sl.3.7(a)(d)) za 1% wavelet koeficijenata. Na slikama (Sl.3.7(b)(e)) je uočljivo da su pojedine ivice zamućene. Na slici (Sl.3.7(b)) je moguće raspoznati da se radi o slici „lena“, ali još uvijek je uočljiva prisutnost artefakata oko dijela lica i pozadine. Na slici (Sl.3.7(e)) je također uočljivo da se radi o prirodi, ali još uvijek je vidljiva prisutnost artefakata oko dijelova livade, rijeke i neba.

Za 10 % sačuvanih wavelet koeficijenata slike (Sl.3.7(c)(f)) su bliže originalu nasuprot preostalih slika (Sl.3.7(a)(b)(d)(e)). Iako su na slikama (Sl.3.7(c)(f)) još uvijek vidljivi artefakti duž cijele slike, može se reći da posjeduju bolju kvalitetu nasuprot preostalih slika (Sl.3.7(a)(b)(d)(e)). Na slici (Sl.3.7(c)(f)) su uočljivi ringing artefakti prelaskom kontrasta kape na pozadinu slike, koje je još uočljivije na zrcalu koja zrcali objekt na slici. Na slici (Sl.3.7(f)) su također uočljivi ringing artefakti prelaskom šume na pozadinu slike. Na slici (Sl.3.7(c)(f)) je više očuvano detalja, kvalitete, prijelaza i tonova nasuprot preostalih slika (Sl.3.7(a)(b)(d)(e)).

Tablica (Tab.3.7) vezana uz slike (Sl.3.7) predstavlja vrijednosti objektivnih metoda za određivanje kvalitete slike SNR i SSIM i omjere kompresije za različite postotke očuvanih wavelet koeficijenata. Slika (Sl.3.7(a)) posjeduje veću vrijednost SNR-a i SSIM-a usporedno sa slikom (Sl.3.7(d)), te je na taj način sličnija originalu. Slika (Sl.3.7(a)) posjeduje veći omjer kompresije u odnosu na sliku (Sl.3.7(d)) s više detalja, te na taj način sažeta slika zauzima manje memorijskog prostora.

Slika (Sl.3.7(b)) s manje detalja posjeduje veću vrijednost SNR i SSIM-a nasuprot slike (Sl.3.7(e)), te je zbog toga sličnija originalu. Slika (Sl.3.7(b)) ima veći omjer sažimanja usporedno sa slikom (Sl.3.7(e)), te iz tog razloga sažeta slika zahtjeva manje memorijskog prostora. S 5 % očuvanih wavelet koeficijenata slike (Sl.3.7(b)(e)) posjeduju veću vrijednost SNR-a i SSIM-a usporedbom sa slikom (Sl.3.7(a)(d)) koja posjeduje veći gubitak kvalitete.

Slika (Sl.3.7(c)) posjeduje veću vrijednost SNR-a i SSIM-a nasuprot slike (Sl.3.7(f)), te je na taj način sličnija originalu. Slika (Sl.3.7(c)) sa 10 % sačuvanih wavelet koeficijenata ima veći omjer

kompresije usporedno sa slikom (Sl.3.7(f)), iz tog razloga sažeta slika zauzima manje memorijskog prostora. Može se zaključiti kako porastom postotka očuvanih wavelet koeficijenata raste vrijednosti objektivnih metoda za određivanje kvalitete slike SNR i SSIM odnosno smanjenjem postotka očuvanih wavelet koeficijenata uočava se veći gubitak kvalitete na slici.

4. ZAKLJUČAK

U prvom dijelu diplomskog rada je razrađeno entropijsko kodiranje/dekodiranje u wavelet kompresiji slike. U radu su uspoređivana tri algoritma za kodiranje/dekodiranje pri različitim koracima kvantizacije. Pokazalo se kako povećanjem razine dekompozicije (do treće razine) efikasnost kodiranja/dekodiranja je veća. U eksperimentu se pokazalo kako Huffmanov algoritam za kodiranje odnosno dekodiranje posjeduje najveću učinkovitost u postupku kodiranja odnosno dekodiranja. Također, u eksperimentu se pokazalo kako aritmetičko koje čini rekurzivno kodiranje/dekodiranje (kao i Huffmanov algoritam) postiže najveći omjer kompresije nasuprot preostala dva algoritma, te na taj način sažeta slika zauzima najmanje memorijskog prostora. U ovom dijelu rada od objektivnih mjera za određivanje kvalitete korišteno: SNR i SSIM mjera. Pokazalo se kako porastom razine dekompozicije, također raste i vrijednost SNR i SSIM-a za pripadajući korak kvantizacije.

U drugom dijelu diplomskog rada je razrađena kompresija s različitim postotkom wavelet koeficijenata slike. Mnogo je detalja, kvalitete, prijelaza, tonova izgubljeno ukoliko je sačuvano samo 1% posto wavelet koeficijenata na slici, također je teško bilo vidljivo što se zapravo nalazi na slici. Porastom postotka wavelet koeficijenata na slici, slika je posjedovala više detalja. Za različite postotke wavelet koeficijenata slika „lena“ je bila sličnija originalu po vrijednostima za SNR i SSIM. Slika „lena“ je posjedovala veći omjer kompresije usporedno sa slikom „priroda“, te na taj način je sažeta slika „lena“ zauzimala manje memorijskog prostora.

Potencijal koju posjeduje wavelet transformacija je jako velik u smislu sažimanja podataka, obrada slike i slično. Može se zaključiti kako je sažimanje slike vrlo kompleksna i široka oblast, te da ne postoji optimalno rješenje u smislu sažimanja slike.

LITERATURA

- [1] C., Esser, Wavelet Transformation von Standbildern, Studienarbeit, Mannheim, 2001, <http://pi4.informatik.uni-mannheim.de/pi4.data/content/animations/wavelet/WaveletDemo.pdf>, 12.04.2017.
- [2] M., Jančić, JPEG2000 NORMA, Fakultet elektrotehnike, računarstva, Zagreb, <http://www.vcl.fer.hr/dtv/jpeg/wave.htm>, 19.05.2017.
- [3] O., Bilen, Uvod u obradu i analizu zvučnih signala valićem, http://www.audiologs.com/ozrenbilan/06_DSP.pdf, 14.05.2017.
- [4] K., Korlaet, N., Marin, L., N., Matijaš, Dual tree kompleksna wavelet transformacija u primjeni Image fusiona, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 2013, https://www.fer.unizg.hr/download/repository/Dual_tree_kompleksna_wavelet_transformacija_u_primjeni_Image_fusiona.pdf, 18.04.2017.
- [5] A., Ljaljić, I., Penc, Identifikacija pjesme pomoću isječka korištenjem wavelet transformacije, Napredne metode digitalne obrade signala, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 2012, https://www.fer.unizg.hr/download/repository/Identifikacija_pjesme_pomocu_isjecka_koristenjem_wavelet_transformacije.pdf, 13.04.2017.
- [6] A., Bjelopera, Poželjna svojstva diskretne wavelet transformacije za primjenu u kompresiji slike, Sveučilište u Dubrovniku, Dubrovnik, http://www.fer.unizg.hr/download/repository/Anamaria_Bjelopera%2C_rad_za_KDI.pdf, 13.04.2017.
- [7] A., Machiedo, Klasifikacija srčanih ritmova neuronskom mrežom, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 2011, https://bib.irb.hr/datoteka/658770.Diplomski_rad.pdf, 27.04.2017.
- [8] M., Mirković, R., Stojanović, i dr., Detekcija QRS kompleksa sa aspekta primjene diskretne wavelet transformacije, Informacione tehnologije IT'10, <http://www.apeg.ac.me/DETEKCIJA%20QRS%20KOMPLEKSA%20SA%20ASPEKTA%20PRIMJENE%20DISKRETNE%20WAVELET.pdf>, 28.04.2017.
- [9] S., Golubović, D., Đurović, Kompresija slike pomoću wavelet transformacije, INFOTEH-JAHORINA Vol. 13, Beograd, 2014, <http://infoteh.etf.unssa.rs.ba/zbornik/2014/radovi/RSS-2/RSS-2-10.pdf>, 27.04.2017.
- [10] R.J.E., Merry, „Wavelet Theory and Applications“, 2005.
- [11] M., Mirković, Pristup digitalnoj implementaciji DWT za potrebe obrade EKG signala, www.apeg.ac.me/Marija_Magistarski.pdf, 18.05.2017.

- [12] D., Zrno, D., Živko, Kompresija slike primjenom EZW algoritma, Sveučiliste u Zagreb, Zagreb, 2005, <http://nmdos.zesoi.fer.hr/projekt/2004-2005/EZWprojekt.pdf> , 28.04.2017.
- [13] A., Ivković, V., Jeličić, A., Svirčić, Primjena 2D wavelet transformacije u kompresiji slike u bežičnim senzorskim mrežama, Sveučilište u Zagrebu, http://nmdos.zesoi.fer.hr/projekt/2008-2009/2D%20wavelet%20WSN/NMDOSprojekt_2D_wavelet_WSN.pdf , 03.05.2017.
- [14] J., Schmidt, Wavelet-Bildkompression Entwurf, Realisierung und Vergleich von Methoden der Bildcodierung und –decodierung, Fachbereich Allgemeinwissenschaften und Informatik, Diplomarbeit, <http://manualzz.com/doc/4612633/zur-wavelet-transformation---publications-jochen-schmidt>, 15.01.2018.
- [15] C. K., Chui, An Introduction to WAVELETS, Wavelet Analysis and its Applications, Volume 1. Academic Press, 1995.
- [16] M., Ožuška, Metode entropijskog kodiranja, Odjel za fiziku, Osijek, 2016, <https://repositorij.fizika.unios.hr/islandora/object/fizos%3A48/datastream/PDF/view>, 15.01.2018.
- [17] Y., You, Audio Coding: Theory and Applications, New York, Springer, 2010., str. 143.
- [18] J., Schulz, Kompressionsverfahren für Video und Audio, http://www.springer.com/cda/content/document/cda_downloadaddocument/9783540302247-c1.pdf?SGWID=0-0-45-320591-p100725389, 15.01.2018.
- [19] D., Patel, V., Bhogan, A., Janson, Simulation and Comparison of Various Lossless Data Compression Techniques based on Compression Ratio and Processing Delay, Don Bosco Institute Of Technology, Mumbai, Volume 81 – No 14, 2013 <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.402.2067&rep=rep1&type=pdf>, 15.01.2018.
- [20] B., Triebfürst, Entwicklung eines Tools zur kombinierten Datenkompression und Datenaufbereitung von Fernerkundungsdaten in einem GIS, <http://enviroinfo.isep.at/UI%2099/Triebf%FCrstB.pdf>, 15.01.2018.
- [21] M., Mozammel Hoque Chowdhury, A., Khatun, Image Compression Using Discrete Wavelet Transform, Department of Computer Science and Engineering Jahangirnagar University Savar, Dhaka-1342, Bangladesh, <https://www.ijcsi.org/papers/IJCSI-9-4-1-327-330.pdf>, 15.01.2018.
- [22] N., Pajić, Objektivne mjere za kvalitetu slike, Sveučilište u Zagrebu Grafički fakultet, http://eprints.grf.unizg.hr/2297/1/Z639_Paji%C4%87_Nikolina.pdf, 02.12.2017.
- [23] D., Dragan, “Metrika prihvatljivosti kompresione tehnike mirne slike u implementaciji pacs sistema” doktorska disertacija, Univerzitet Novi sad fakultet tehničkih nauka, Novi sad, 2013.

- [24] A.M., Eskicioglu, „Quality measurement for monochrome compressed images in the past 25 years,“ Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing – 2000, Vol.4, pp.1907-1910, 2000.
- [25] M., Carnec, P., Le Callet and D., Barba, „Objective quality assessment of color images Based on a generic perceptual reduced reference,“ Signal Processing: Image Communication, Vol.23, No.4, pp.239-256, 2008.
- [26] G., Gvozden. “Uporaba značajki vizualnog sadržaja za objektivno vrednovanje kvalitete slike”. [Online]. Available: https://www.fer.unizg.hr/download/repository/Goran_Gvozden_KDI.pdf, 02.12.2017.
- [27] B., Makanec, Validacija tehnike računalne radiografije, Sveučilište u Zagrebu Fakultet strojarstva i brodogradnje, http://repositorij.fsb.hr/7525/1/Makanec_2017_preddiplomski.pdf , 06.12.2017.
- [28] D., Miletić, Digitalni zapis u radiologiji, Klinički bolnički centar Rijeka, Klinički zavod za radiologiju, http://www.academia.edu/12587741/KLINI%C4%8CKI_BOLNI%C4%8CKI_CENTAR_RIJEKA_Klini%C4%8Dki_zavod_za_radiologiju_Digitalni_zapis_u_radiologiji , 06.12.2017.
- [29] B., Perić, " Master rad - Poređenje MPEG-2 i MPEG-4 standarda", [On-line] . Available: <http://static.elitesecurity.org/uploads/3/1/3197673/MasterTestovi.pdf>, 06.12.2017.
- [30] Z., Wang, et al: „Image quality assessment: from error visibility to structural similarity,“ IEEE Transactions on Image Processing, Vol.13, No.4, pp.600-612, 2004.
- [31] P., Rožman, "SSIM –structural similarity index/ measurement system", Teorija rastriranja, 21.11.2014., [On-line] Available: http://www.igt.si/tadejamuck/files/2012/12/SSIM_rozman.pdf, 06.12.2017.
- [32] J., Mijić, Stupanj kompresije i utjecaj na kvalitetu webp formata slike, Sveučilište u Zagrebu, Grafički fakultet, http://eprints.grf.unizg.hr/2165/1/DB363_Mijic_Josip.pdf, 15.01.2018.
- [33] A., Saffor, A., Rahman Ramli, A COMPARATIVE STUDY OF IMAGE COMPRESSION BETWEEN JPEG AND WAVELET, <https://jice.um.edu.my/index.php/MJCS/article/download/5850/3576> , 07.12.2017.
- [34] K., Skretting, Huffman Coding and Arithmetic Coding, <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/2818-huffman-coding-and-arithmetic-coding> , 24.02.2018.
- [35] J., Grmuša, Kompresovanje bitmapiranih slika, <http://poincare.matf.bg.ac.rs/~jelenagr/pr/v21jpg.htm> , 24.02.2018.
- [36] V., Vučković, Optimalna snaga žiga belog Gausovog šuma, Univerzitet u Beogradu Matematički fakultet, Doktorska disertacija, Beograd, 2010, <http://elibrary.matf.bg.ac.rs/bitstream/handle/123456789/1073/PhDVVuckovic.pdf?sequence=1> , 03.03.2018.

SAŽETAK

U ovom diplomskom radu je opisana diskretna wavelet transformacija (DWT), te mogućnost primjene u obradi slike. Također u radu je prvo obrađivana teorijska podloga za uspješno opisivanje teme diplomskog rada, a kasnije se iz teorijskog znanja išlo na praktičnu primjenu istih.

Poslije definiranja pojmova kontinuirana wavelet transformacija (CWT), diskretna wavelet transformacija (DWT), išlo se na definiranje algoritama za Huffmanovo i Aritmetičko kodiranje u wavelet kompresiji slike. Također je objašnjena procedura dobivanja rekonstruirane iz ulazne slike, primjenom DWT-a, IDWT-a, kvantizacije, inverzne kvantizacije i entropijskog kodiranja/dekodiranja.

U praktičnom dijelu su uspoređivana tri algoritma po omjeru kompresije i brzini kodiranja/dekodiranja. Iz rezultata je proizišlo da Huffmanov algoritam za kodiranje/dekodiranje posjeduje najveću učinkovitost, koja je rasla povećanjem razine dekompozicije (barem do treće razine). Najveći omjer kompresije postiže algoritam aritmetičko koje čini rekurzivno kodiranje/dekodiranje. Porastom razine dekompozicije raste SNR i SSIM mjera za određivanje kvalitete.

U drugom dijelu su uspoređivane slike s različitim postotkom sačuvanih wavelet koeficijenata. Za 1% posto sačuvanih wavelet koeficijenata na slici, teško je bilo uočljivo što slika zapravo predstavlja. Porastom postotka sačuvanih wavelet koeficijenata na slici, slika je posjedovala značajno više detalja. Iz objektivnih mjera za određivanje kvalitete slika „lena“ je bila sličnija originalu gledano po vrijednostima za SNR i SSIM. Slika „lena“ je posjedovala veći omjer kompresije u odnosu na sliku „priroda“, te na taj način je sažeta slika „lena“ zauzimala manje memorijskog prostora.

Ključne riječi: CWT, DWT, IDWT, razina dekompozicije, wavelet koeficijent, kompresija, omjer kompresije, kvantizacija, inverzna kvantizacija, korak kvantizacije, Huffmanovo kodiranje/dekodiranje, Aritmetičko kodiranje/dekodiranje, SNR, SSIM, Matlab.

Discrete wavelet transformation and application in image processing

ABSTRACT

Discrete wavelet transformation (DWT) was described in this master thesis, and the possibility of applying it to the processing of digital pictures. In this thesis firstly was covered theoretical background for successful coverage of the subject, and then its application on pictures.

After defining concepts such as Continuous wavelet transformation (CWT) and Discrete wavelet transformation (DWT), there is defining algorithms for Huffman and Arithmetic Coding in wavelet compression of pictures. It is also explained the procedure of obtaining reconstructed from the input image, using DWT, IDWT, quantization, inverse quantization and entropy coding/decoding.

In practical part of thesis, three algorithms were compared by compression ratio and coding/decoding speed. From results, it is shown that Huffman algorithm for coding/decoding possesses best effectiveness which increased by enhancement of decomposition level (at least by third level). Best compression ratio achieves Arithmetic algorithm which is made of recursive coding/decoding. Increase of level of decomposition results in increase of SNR and SSIM criteria for assessment of quality.

In second part of thesis, there are compared pictures with different percentage of preserved wavelet coefficients. For 1% of preserved wavelet coefficients of pictures, it was hard to spot what picture actually represents. By increasing percentage of wavelet coefficients, picture showed increased number of details. From objective criterion used in defining quality of picture, picture „lena“ was closest in quality to original picture using SNR and SSIM values. Picture „lena“ possessed higher compression ratio in regards to picture „priroda“, and because of that it used less memory.

KEY WORDS: CWT, DWT, IDWT, decomposition level, wavelet coefficients, compression, compression ratio, quantization, inverse quantization, quantization step, Huffman coding/decoding, Arithmetic coding/decoding, SNR, SSIM, Matlab.