

Kompresija slike pomoću Wavelet transformacije

Sanja Golubović

Računarska tehnika

Visoka škola elektrotehnike i računarstva strukovnih studija

Beograd, Srbija

sgolubovic@viser.edu.rs

Dunja Đurović

Fakultet za informatiku i računarstvo, Univerzitet

Singidunum

Beograd, Srbija

ddjurovic@singidunum.ac.rs

Sadržaj—Živimo u digitalnom dobu i svakodnevno se susrećemo sa velikom količinom raznih digitalnih zapisa (tekst, slika, zvuk, video sadržaj) čije efikasno skladištenje, obradu i prenos treba obezbediti. Kompresija predstavlja smanjenje količine podataka koji se koriste za predstavljanje digitalnih sadržaja. Kompresovani podaci zahtevaju manji memorijski prostor za svoje skladištenje i mogu se lakše, brže i ekonomičnije prenositi. U ovom radu je predstavljena kompresija slika primenom 2D diskretne Wavelet transformacije koja omogućava dekompoziciju slike na koeficijente aproksimacije i detalje. Vršiti se modifikacija određenih koeficijenata, u cilju uklanjanja redundantnih podataka, a zatim rekonstrukcija slike na osnovu modifikovanih koeficijenata. Izvršena je procena kvaliteta kompresije. Svi rezultati i grafici dobijeni su korišćenjem programskog paketa MATLAB.

Ključne reči—wavelet transformacija; multirezolucijska analiza; kompresija slike;

I. UVOD

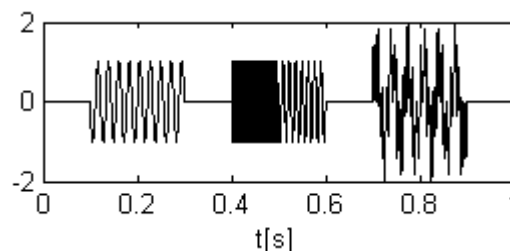
Signali čiju obradu vršimo su najčešće dati u vremenskom domenu. Ipak, nekada je mnogo lakše izvršiti obradu signala ukoliko posedujemo određene informacije koje se ne mogu dobiti posmatranjem signala u vremenskom domenu, npr. njihov frekventijski sadržaj. Interesantna analogija se može naći u problemu množenja dva rimska broja [1]. Da bi se izvršio proračun, jednostavnije je prvo prebaciti date brojeve u standardni brojni sistem, pomnožiti ih, i onda rezultat konvertovati u rimske brojeve. Slično tome, procesiranje signala se može vršiti njegovom transformacijom u frekvencijski domen.

Najpoznatiji metod prebacivanja signala u frekvencijski domen jeste Fourier-ova transformacija. Relativno noviji metod jeste Wavelet transformacija. Razumevanje Fourier-ove transformacije je neophodno da bi se mogla shvatiti Wavelet analiza. Prelaz između Fourier-ove i Wavelet transformacije se najjednostavnije može objasniti preko kratkotrajne Fourier-ove transformacije. Iz tog razloga, u nastavku je da kratak pregled ovih transformacija. One će biti poređene na konkretnom primeru jednodimenzionalnog signala $x(t)$ (Sl. 1) [2].

II. FOURIER-OVA ANALIZA

A. Fourier-ova transformacija

Francuski matematičar i fizičar Jean Baptiste Joseph Fourier je 1807. godine zaključio da se periodični signal može



Slika 1. Signal $x(t)$ u vremenskom domenu.

predstaviti sumom prostoperiodičnih komponenti eksponencijalnog oblika. Ovakva predstava signala omogućava potpuno drugačiji uvid u karakteristike signala u odnosu na vremenski domen. Kasnije, ova ideja je proširena i na neperiodične signale, pa i na signale diskretne u vremenu. Fourier-ova transformacija postala je čak i popularnija sa razvijanjem algoritma za njeno efikasno računanje, Brze Fourier-ove transformacije.

Fourier-ova transformacija kontinualnog signala $x(t)$ i inverzna Fourier-ova transformacija) dati su sledećim jednačinama [2]:

$$X_{FT}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt$$

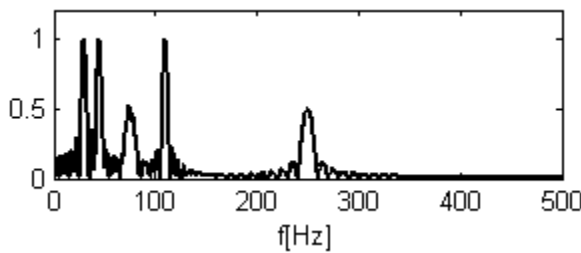
$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_{FT}(f) \cdot e^{j2\pi ft} df$$

Mnogi signali koje obrađujemo nisu kontinualni u vremenu, već su dobijeni odabiranjem u diskretnim trenucima vremena. Ovakvi signali su konačne dužine, sa $N = T/\Delta T$ odbiraka. Oni se mogu prebaciti u frekvencijski domen korišćenjem diskretne Fourier-ove transformacije (DFT). Zbog odabiranja signala, njegov frekvencijski spektar će postati periodičan [2]. Od interesa su diskretne frekvencije $f_n = n/T$, gde je $n = 0, 1, \dots, N-1$. Date su jednačine za računanje DFT i inverzne DFT [2]:

$$X_{DFT}(f_n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cdot e^{-j2\pi f_n k \Delta T}$$

$$x(k) = \frac{1}{\Delta T} \sum_{f_n=0}^{N-1} X_{DFT}(f_n) \cdot e^{j2\pi f_n k \Delta T}$$

Izračunata je i prikazana transformacija datog signala $x(t)$ (Sl. 2).



Slika 2. Brza Fourier-ova transformacija signala $x(t)$.

Mogu se primetiti pikovi u očekivanim frekvencijama. Fourier-ova transformacija obezbeđuje informacije o frekvenciji koje se ne mogu lako dobiti posmatranjem signala u vremenskom domenu. Nedostatak je što ona pruža globalnu informaciju o frekvencijskom sadržaju signala: ona prikazuje koje frekvencije postoje u signalu, ali ne i kada se one dešavaju. Kod stacionarnih signala, sve frekvencijske komponente postoje u svakom trenutku vremena, tako da je Fourier-ova transformacija u ovom slučaju jako korisna. Ona poseduje ograničenja kada su u pitanju nestacionarni signali i signali sa diskontinuitetima. Analogija se može pronaći u muzici: muzičaru neće puno značiti ukoliko mu se kaže koje note treba da svira tokom pesme, a ne kaže mu se u kom trenutku treba da ih svira. Ipak, uz pomoć partiture on će dobiti potrebne informacije o vremenu [2]. Paralelno sa ovim, uvedena je kratkotrajna Fourier-ova transformacija.

B. Kratkotrajna Fourier-ova transformacija

Kratkotrajna Fourier-ova transformacija daje informacije o karakterističnim frekvencijama signala, kao i informacije o vremenu pojavljivanja tih frekvencija. Ideja je da se posmatraju dovoljno male sekvence signala, za koje se pretpostavlja da će biti približno stacionarne, i da se na njih primeni Fourier-ova transformacija. Da bi se ovo postiglo, originalni signal se množi prozorskom funkcijom $g(t)$ ograničenog trajanja i centriranom u trenutku τ . Primenom Fourier-ove transformacije, dobiće se informacije o frekvencijama, ali samo za deo signala obuhvaćenog prozorom. Pomeranjem prozorske funkcije duž vremenske ose, dobiće se informacija o frekvencijama koje se javljaju i vremenu njihovog pojavljivanja.

Sledeća relacija se koristi za računanje kratkotrajne Fourier-ove transformacije signala $x(t)$ uz pomoć prozorske funkcije $g(t)$ [2]:

$$X_{STFT}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot g^*(t - \tau) \cdot e^{-j2\pi ft} dt$$

Poboljšanje u odnosu na Fourier-ovu transformaciju se ogleda u tome što se dobijaju i frekvencijske i vremenske informacije o signalu. Ipak, upotreba prozorskih funkcija dovodi do novog problema. Prozor kratkog trajanja će dati dobru vremensku rezoluciju, ali različite frekvencije neće biti dobro detektovane. I obrnuto, prozor dužeg trajanja će dati lošiju vremensku, ali bolju frekvencijsku rezoluciju. Ovo proizilazi iz Heisenberg-ovog principa neodređenosti: proizvod vremenske rezolucije i frekvencijske rezolucije mora biti konstantan. Kako kratkotrajna Fourier-ova transformacija

koristi prozor fiksne dužine, vremenska, pa samim tim i frekvencijska, rezolucija će biti fiksirane tj. vremensko-frekvencijska ravan je podeljena na blokove jednake površine (Sl. 5). Zaključuje se da je izbor odgovarajuće prozorske funkcije od krucijalnog značaja za kvalitet kratkotrajne Fourier-ove transformacije [2].

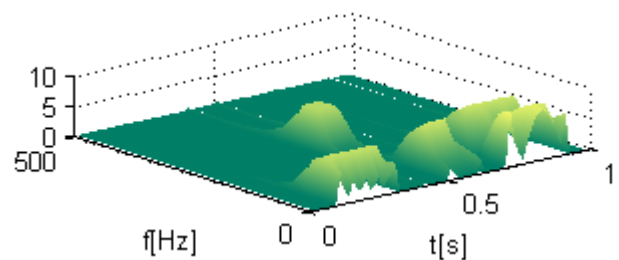
Izračunata je kratkotrajna Fourier-ova transformacija datog signala $x(t)$. U prvom slučaju, korišćen je kraći prozor, tako da je postignuta zadovoljavajuća vremenska rezolucija, ali različite frekvencije su grubo identifikovane (Sl. 3). U drugom slučaju, dužina prozora je veća, što je uslovilo dobru frekvencijsku rezoluciju, ali je vremenska lošija (Sl. 4). Pri izboru prozora je zato potrebno naći kompromis.

Ovakva analiza sa konstantnom vremenskom i frekvencijskom rezolucijom nije zadovoljavajuća. Niskih frekvencija obično ima tokom celog trajanja signala, tako da je visoka frekvencijska rezolucija poželjna. Visoke frekvencije se pojavljuju kratko, tako da je u tom slučaju potrebna bolja vremenska rezolucija [2].

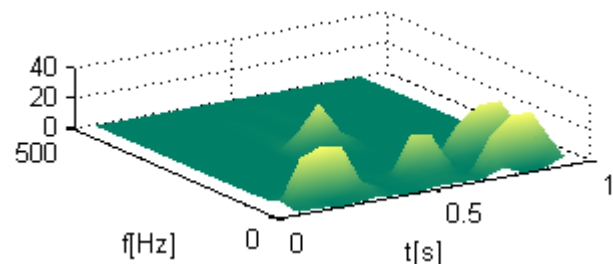
III. MULTIREZOLUCIJSKA ANALIZA

Osnovna razlika između Wavelet transformacije i kratkotrajne Fourier-ove transformacije je ta što se dužina prozorske funkcije kod Wavelet transformacije menja, i na taj način se mogu menajti frekvencijska i vremenska rezolucija, tj. njihove vrednosti nisu konstantne. Prednost Wavelet transformacije je mogućnost sprovođenja multirezolucijske analize [1].

Multirezolucijska analiza omogućava analizu različitih frekvencija signala sa različitim frekvencijskim rezolucijama. Različiti delovi signala su posmatrani kroz prozorske funkcije različitih dužina. Za delove visokih frekvencija koriste se kraći prozori, tako da je obezbeđena dobra vremenska rezolucija, dok se kod delova nižih frekvencija koriste duži prozori, kako bi se dobila dobra informacija o frekvencijama [2].

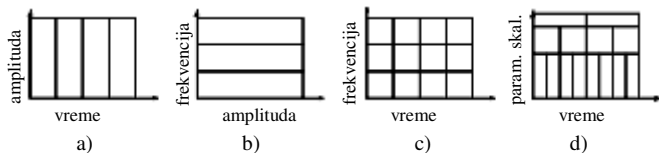


Slika 3. STFT signala $x(t)$: kraća prozorska funkcija.



Slika 4. STFT signala $x(t)$: duža prozorska funkcija.

Ovaj i svi do sada pominjani pristupi mogu biti šematski prikazani radi lakšeg pregleda i poređenja (Sl. 5). Treba napomenuti da u svakom od ovih slučajeva mora važiti Haisenbergov princip neodređenosti: svi pojedinačni blokovi moraju imati istu površinu. Kod multirezolucijskog pristupa, dimenzije ovih blokova variraju, ali su ipak svi iste površine. Ovo znači da blokovi sa dobrom frekvencijom imaju lošiju vremensku rezoluciju, i obrnuto [3].



Slika 5. Pogled na signal: a) vremenski domen; b) frekventni domen (Fourier-ova transformacija); c) kratkotrajna Fourier-ova transformacija; d) Wavelet tj. multirezolucijska analiza.

A. Kontinualna Wavelet transformacija

Kontinualna Wavelet transformacija (CWT) je definisana relacijom [2]:

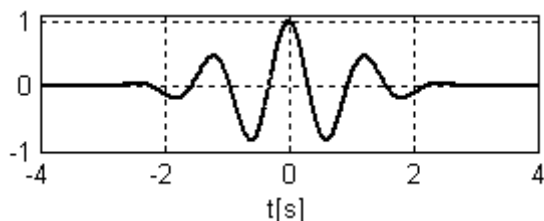
$$X_{WT}(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi^* \left(\frac{t-\tau}{s} \right) dt$$

Transformisani signal $X_{WT}(\tau, s)$ je funkcija parametra translacije τ i parametra skaliranja s . Računa se korelacija između posmatranog signala i wavelet funkcije $\psi(t)$. Wavelet funkcija $\psi(t)$ se naziva majka wavelet. Energija signala je normalizovana za svaki parametar skaliranja. Na ovaj način, wavelet-i imaju istu energiju za svako s [2].

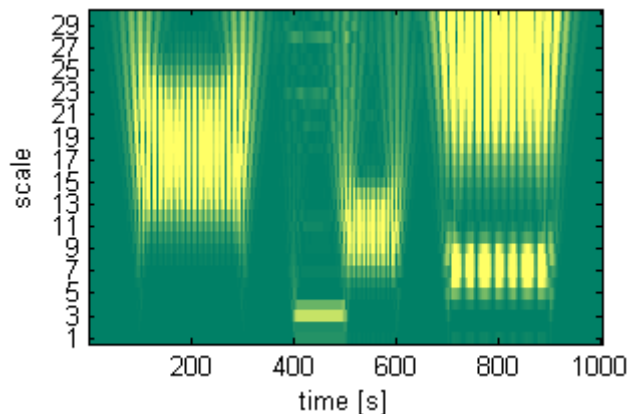
Funkcija $\psi(t)$, tj. majka wavelet se skuplja i širi menjanjem parametra s . Varijacija skale s ne menja samo centralnu frekvenciju f_c wavelet-a, već i njegovu dužinu. Zato se skala koristi umesto frekvencije za predstavljanje rezultata transformacije. Parametar translacije τ određuje položaj wavelet-a u vremenu, menjanjem ovog parametra, wavelet se pomera po x-osi. Elementi $X_{WT}(\tau, s)$ se nazivaju wavelet koeficijenti, i svaki od njih je povezan sa svojom skalom (frekvencijom) i tačkom u vremenskom domenu.

Wavelet funkcija ima svoju centralnu frekvenciju f_c za svaku skalu, i skala s je inverzno proporcionalna toj frekvenciji. Velike skale odgovaraju manjim frekvencijama (duži prozori), dajući globalnu informaciju o signalu. Manje skale odgovaraju visokim frekvencijama (kraći prozori), obezbeđujući detaljnije informacije o signalu.

Wavelet funkcija $\psi(t)$ je mali talas, koji mora biti oscilatoran na neki način. Ona sadrži i analizirajući oblik i prozorsku funkciju. Jedan od njih je tzv. Morlet wavelet (Sl. 6).



Slika 6. Morlet talasić.



Slika 7. Kontinualna Wavelet transformacija signala $x(t)$.

Izračunata je i prikazana kontinualna Wavelet transformacija signala $x(t)$ (Sl. 7). Primetiti da velike skale odgovaraju malim frekvencijama, i obrnuto. Frekvencijska rezolucija je dobra za visoke frekvencije (malo s), a vremenska rezolucija je dobra za niske frekvencije (veliko s).

B. Diskretna Wavelet transformacija

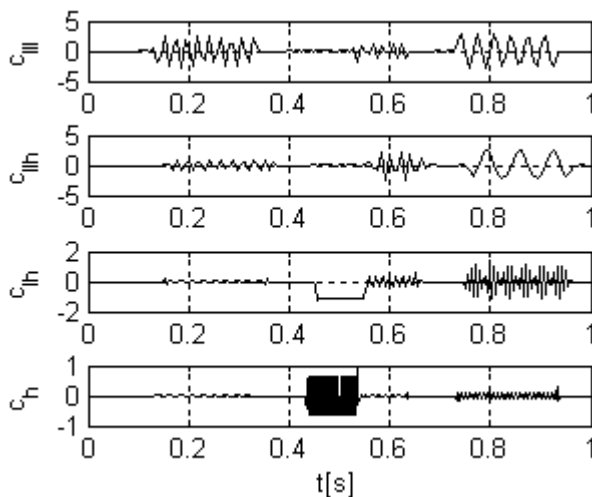
Kontinualna Wavelet transformacija omogućava multirezolucijsku analizu uz pomoć skupljanja i širenja wavelet funkcije. DWT koristi filtre za formiranje slične multirezolucijske vremensko-frekvencijske ravni.

Ukoliko se signal propusti kroz dva filtra, niskopropusni i visokopropusni, njegov frekvencijski sadržaj će biti razdvojen na dva opsega jednakih širina. Izlaz iz ovih filtera sadrži polovinu frekvencijskog sadržaja originalnog signala, a isti broj odbiraka kao originalni signal. Zato se vrši decimacija ovih signala. Decimacija prepolovi broj odbiraka, tako da se vremenska rezolucija takođe prepolovljuje, dok se frekvencijska rezolucija povećava.

Visokopropusni filter je propustio visokofrekventni sadržaj tj. detalje signala. Niskopropusni signal je propustio niskofrekventni sadržaj tj. aproksimaciju signala. Upravo ovaj signal aproksimacije može dalje biti propušten kroz dva filtra, i postupak se može ponavljati dok se ne dostigne željeni nivo dekompozicije. Celokupna informacija o originalnom signalu sadržana je u poslednjem signalu aproksimacije i svim signalima detalja.

DWT signala $x(t)$ je prikazana (Sl. 8). Izvršena su tri nivoa dekompozicije, uz pomoć *db4* talasića. Vidi se da je frekvencijski sadržaj raspoređen na tačne opsege. Diskontinuiteti na početku pojavljivanja novih prostoperiodičnih komponenti se vide u svim opsezima. Komponente signala određenih frekvencija se pojavljuju i u susednim opsezima, ali sa manjom amplitudom. To je zato što niskopropusni i visokopropusni filter nisu idealni.

Wavelet koeficijenti mogu biti dalje procesirani na različite načine. Menjanjem koeficijenata, rekonstruisani signal će se razlikovati od originalnog. U poređenju sa CWT, DWT je lakša za izračunavanje i koeficijenti su lakši za interpretiranje, iz razloga što nije potrebno vršiti konverziju iz skale u frekvenciju [2].



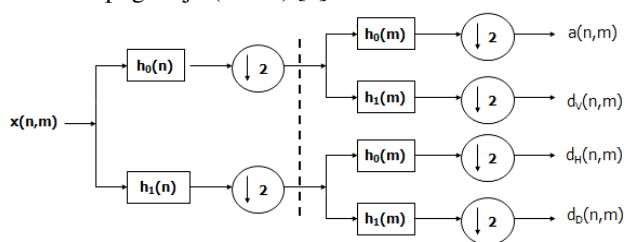
Slika 8. DWT transformacija signala $x(t)$.



Slika 10. Originalna slika.

C. 2D diskretna Wavelet transformacija

Slika su dvodimenzionalni signal, može se posmatrati kao matrica koja se sastoji iz određenog broja redova i kolona. U svakom nivou dekompozicije kod 2D DWT, dobijaju se koeficijenti aproksimacije $a(n,m)$, kao i koeficijenti detalja: horizontalni $d_H(n,m)$, dijagonalni $d_D(n,m)$ i vertikalni $d_V(n,m)$. Ovo je grafički prikazano (Sl. 9). Konkretna primjer će biti dat u sledećem poglavlju (Sl. 12) [3].



Slika 9. 2D diskretna Wavelet transformacija.

IV. KOMPRESIJA SLIKE

Objašnjeni su osnovni koncepti Wavelet transformacije i u nastavku su dati koraci primenjenog algoritma za kompresiju.

A. Izvršavanje Wavelet kompresije

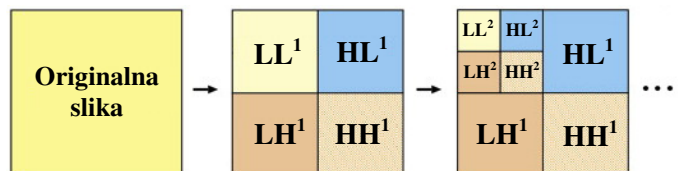
Slike su dvodimenzionalni signali, tako da se za slike mora koristiti dvodimenzionalna diskretna Wavelet transformacija (2D DWT). Proces kompresije započinje izvršavanjem ove transformacije nad ulaznom slikom. Koraci koji slede biće objašnjeni na konkretnom primeru slike čiju kompresiju treba izvršiti (Sl. 10).

Broj nivoa dekompozicije neće biti samo jedna unapred definisana vrednost, već će se posmatrati i čuvati rezultati dobijeni različitim brojem nivoa dekompozicije (od 1 do 5). Prilikom izvršenja svakog nivoa dekompozicije, dobijaju se koeficijenti grupisani u četiri grupe: LL, HL, LH, HH, gde H predstavlja visokofrekvencijski sadržaj, a L niskofrekvencijski sadržaj. LL su zapravo tzv. koeficijenti aproksimacije, a HL, LH i HH su koeficijenti detalja, i to horizontalni, vertikalni i

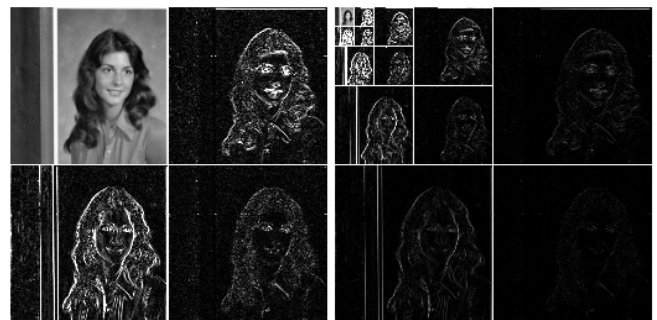
dijagonalni, respektivno [3]. Pri izvršavanju prve dekompozicije, ulaz predstavlja matrica originalne slike. Ulaz svake naredne dekompozicije predstavlja LL kvadrant dobijen u prethodnoj iteraciji. Ovo se može grafički prikazati (Sl. 11). Za datu sliku, prikazan je rezultat transformacije sa jednim i četiri nivoa dekompozicije uz upotrebu talasića haar (Sl. 12).

B. Izbor praga

Cilj kompresije slike je da ukloni suvišne podatke iz slike. Algoritam kompresije treba da utvrdi šta od podataka može biti uklonjeno, a šta mora biti sačuvano da bi se na osnovu njih mogla rekonstruisati slika zadovoljavajućeg kvaliteta. Treba se truditi da se izbegne dupliranje podataka. Ukoliko je korelacija između susednih piksela velika, velika je količina suvišne informacije, pa nije potrebno čuvati podatke o svakom pikselu [1]. Podaci se uklanjaju tako što se pametno izabere vrednost praga (prag je isti za sve nivoe dekompozicije) i svi koeficijenti transformacije čija je vrednost manja od vrednosti tog praga se izjednačavaju sa nulom.



Slika 11. Prikaz 2D DWT sa jednim i dva nivoa dekompozicije.



Slika 12. Prikaz 2D DWT slike sa jednim i četiri nivoa dekompozicije.

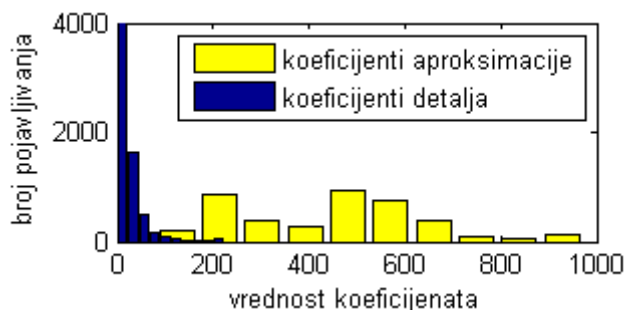
Broj pojavljivanja koeficijenata određenih vrednosti amplituda mogu se videti na histogramu. Prikazani su odvojeno koeficijenti aproksimacije i koeficijenti detalja (Sl. 13). Zaključuje se da su amplitude koeficijenata aproksimacije mnogo veće od koeficijenata detalja. Svaki od ovih koeficijenata nosi određenu količinu informacije o slici. Već je rečeno da je, u cilju kompresije slike, potrebno određene koeficijente zanemariti tj. izjednačiti sa nulom. Nakon njihovog zanemarivanja, određeni detalji slike, koje su oni nosili, biće izgubljeni. Postavlja se pitanje do koje granice tj. praga se koeficijenti mogu zanemarivati da bi kvalitet slike u očima posmatrača i dalje bio zadovoljavajući. Logično je da koeficijenti manje amplitude nose manju količinu informacije. Posmatrajući histogram može se uočiti da ima mnogo više koeficijenata sa nižim amplitudama, i da su to uglavnom koeficijenti detalja. Zanemarivanjem jednog koeficijenta aproksimacije izgubili bismo mnogo više informacija nego da zanemarimo jedan koeficijent detalja. U primenjenom algoritmu je izabrano da se modifikacija vrši samo nad koeficijentima detalja, dok svaki koeficijent aproksimacije ostaje isti [1].

Neće biti izabrana samo jedna vrednost praga, već nekoliko različitih vrednosti, da bi se video uticaj izbora na kvalitet kompresije sa jedne, i na kvalitet rekonstruisane slike, sa druge strane. Prag će se birati u intervalu od 0 do $c_{max}/4$, gde je c_{max} maksimalna vrednost amplitude koeficijenata detalja [1]. To ima smisla jer će se povećavanjem praga gubiti koeficijenti većih vrednosti, koji nose više informacije, a to se neće puno odraziti na kvalitet kompresije (na broj koeficijenata koji su jednaki nuli), jer tih koeficijenata ima malo. Radi poređenja, treba napomenuti da je visina prvog plavog stupca histograma 58 886 od ukupno 65 536 koeficijenata.

Izabrano je deset različitih vrednosti praga raspoređenih na navedenom intervalu. Sledi upoređivanje rezultata dobijenih primenom različitih vrednosti praga.

C. Procena kvaliteta kompresije

Bez modifikacije koeficijenata, energija originalne slike i ukupna energija svih koeficijenata transformacije je ista. Energija je samo raspodeljena na koeficijente aproksimacije i detalje, ali se ukupna energija ne menja. Nakon modifikacije vrednosti koeficijenata, dolazi do promene energije, i ona je manja od energije originalne slike [1].



Slika 13. Histogram koeficijenata 2D DWT (II nivo dekompozicije).

Da bi se kvalitet kompresije mogao numerički proceniti, računaju se procenat te sačuvane energije (e), koja je mera kvaliteta slike posle kompresije tj. pokazuje koliko je informacije zadržano i procenat nula (n), koje su mera kompresije. Ovi pokazatelji kvaliteta se računaju na sledeći način [1]:

$$e = 100 \cdot \text{norm}(\text{modifKoef})^2 / \text{norm}(\text{origKoef})^2$$

$$n = 100 \cdot \text{brNula} / \text{brKoef}$$

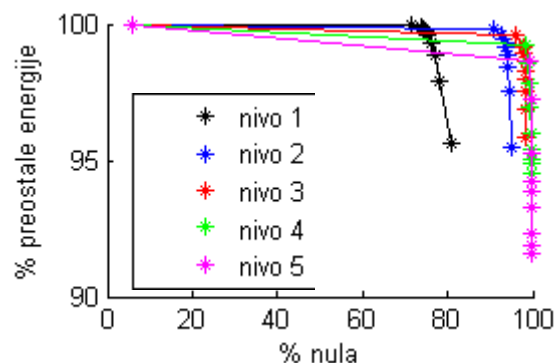
Nakon izračunavanja procenata sačuvane energije i procenata nula za svaki prag svakog nivoa kompozicije, iscrtani su grafici zavisnosti ove dve veličine. Prilikom analize ovih krivih treba obratiti pažnju na: *početnu tačku* (pokazuje procenat nula kada nema praga, tj. koliko slika može biti kompresovana bez ikakvog menjanja koeficijenata), *krajnju tačku* (pokazuje koliki maksimalni procenat nula se može dostići uz pomoć korišćenih pragova i koliki procenat energije je pri tome izgubljen) i *gradijent krive* (pokazuje koliko se brzo gubi energija tokom kompresije slike, ukoliko se energija brzo gubi, korišćeni talasić nije dobar) [1].

Prikazane su dobijene krive (Sl. 14). Zaključuje se da je procenat nula kada je procenat energije 100% veći sa povećanjem nivoa dekompozicije [1]. Ovo znači da se bolja kompresije dobija sa većim brojem koraka dekompozicije, bez potrebe za primenom praga (ovde je prag 0). Sa povećanjem nivoa dekompozicije može se postići veći procenat nula, ali tada je i veći gubitak energije. Takođe, krive su strmije kod tih nivoa, što znači da se sa većom kompresijom gubi sve više energije. Treba napomenuti i da ove krive nisu iscrtane sa velikom preciznošću (korišćeno je samo deset tačaka).

D. Biranje najboljeg rezultata

Najbolji rezultat je biran tako što je računato rastojanje između svake označene tačke na prethodnom grafiku i izabrane tačke, čiji procenat sačuvane energije i procenat nula želimo da postignemo kompresijom [1]. Traži se najmanje dobijeno rastojanje. U našem slučaju, izabrana je tačka (90, 99.9), što govori da bismo želeli da dostignemo 90% nula sa 99.9% sačuvane energije. Rastojanje je mereno jednostavnom formulom:

$$D = \sqrt{(90 - t_x)^2 + (99.9 - t_y)^2}$$



Slika 14. Zavisnost procenta nula i procenta sačuvane energije za različite nivoe dekompozicije.

Izvršena je inverzna diskretna Wavelet transformacija uz pomoć originalnih koeficijenata aproksimacije i modifikovanih koeficijenata detalja. Za odgovarajuće vrednosti praga, rezultati su jako dobri. Prikazan je najbolji rezultat (Sl. 15) dobijen ovim algoritmom (treći nivo dekompozicije, procenat nula je 89.8834, procenat sačuvane energije je 99.9033).

E. Prava kompresija

Primenom Wavelet transformacije, dobijanjem koeficijenata transformacije i njihovim modifikovanjem nije zapravo izvršena prava kompresija. Na ovaj način dobija se informacija o slici koja se dalje može lako kompresovati entropijskim enkoderom, recimo Huffman-ovim enkoderom ili aritmetičkim kodovanjem [3]. Dugi nizovi nula mogu biti kodirani vrlo efikasno. Zato je broj koeficijenata transformacije jednakih nuli uzet za kriterijum kvaliteta kompresije. Pre kodiranja, treba izvršiti i kvantizaciju vrednosti koeficijenata, i na taj način obezbediti više koeficijenata sa istom amplitudom.

Radi demonstriranja prave kompresije, napravljen je jednostavan algoritam za kodiranje: on prolazi kroz sve koeficijente kompresije, linija po liniju, i u rezultujući vektor beleži sve nenulte vrednosti, a kada dođe do nule, ispiše 0, i pored broj koji označava dužinu sekvenci nula kojoj ta detektovana početna nula pripada. Dakle, efikasnost ovog algoritma zavisi isključivo od količine pojavljivanja uzastopnih nula.

Može se definisati parametar CR (compression ratio), kao odnos dužine originalnog vektora i dužine dobijenog vektora za rekonstrukciju [4]. Na konkretnom primeru, $CR = 3.3064$. Efikasnost algoritma za kodiranje nije baš zadovoljavajuća, ali je i na ovaj način postignut određen stepen kompresije.



Slika 15. Najbolji rezultat modifikovanja koeficijenata DWT.

ZAKLJUČAK

Wavelet transformacija je jako moćan i koristan alat za kompresiju podataka kao što su slike. Njena moć proizilazi iz njene sposobnosti da vrši multirezolucijsku analizu. Novi standard za kompresiju slika JPEG 2000 koristi upravo Wavelet transformaciju za dekompoziciju slike na koeficijente [3].

U ovo radu je objašnjen postupak kompresije uz pomoć Wavelet transformacije. Dobijeni rezultati su zadovoljavajući, ali u nastavku će biti ukazano i na moguća poboljšanja.

U algoritmu je korišćen globalni prag, iako se može pretpostaviti da bi se bolji rezultati dobili primenom lokalnog praga za svaki nivo dekompozicije. Takođe, i tada bi se trebalo pomučiti da bi se dobile optimalne vrednosti lokalnih pragova. Takođe, u radu je korišćen samo *haar* wavelet. Kvalitet kompresije je direktno povezan sa karakteristikama upotrebljenog talasića, tako da bi trebalo upoređivati rezultate dobijene primenom različitih wavelet-a, i izabrati najbolji. Najbolji su oni talasići koji imaju sposobnost da veliki deo energije slike smeste u koeficijente aproksimacije, tako da veliki broj koeficijenata detalja može biti zanemaren, a da gubici energije budu mali. Za različite slike bolji su različiti talasići. Karakteristike slike takođe imaju veliki uticaj na kvalitet kompresije. To je zato što vrednosti piksela određuju i vrednosti koeficijenata dekompozicije, pa samim tim određuju i koliko će energije biti skladišteno u kojim kvadrantima slike. Dalje, bitna je zavisnost između susednih piksela, ukoliko su oni slični (ukoliko je velika korelacija), postoji višak detalja koji bezbedno može biti eliminisan.

Dakle, moguće su razne dalje nadogradnje ovog projekta.

LITERATURA

- [1] Karen Lees, "Image Compression Using Wavelets", 2002.
- [2] R.J.E. Merry, "Wavelet Theory and Applications", 2005.
- [3] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2002.
- [4] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, Steven L. Eddins, "Digital Image Processing Using MATLAB", 2003.

ABSTRACT

Every day, we have to handle a vast amount of digital information that must be stored, processed and transmitted in an efficient and effective manner. Because of this, methods of data compressing are of significant practical and commercial interest. In this paper, a digital image compressing method using Wavelet transform is presented. The 2D Discrete Wavelet transform has been applied and the information and detail coefficients have been estimated. Using a global threshold, only detail coefficients have been thresholded. The compressed image is synthesized using modified coefficients, and the quality of the compressed image has been evaluated. This algorithm has been implemented using MATLAB.

IMAGE COMPRESSION USING WAVELET TRANSFORM

Sanja Golubović, Dunja Đurović