

**UNIVERZITET U BANJOJ LUCI
ELEKTROTEHNIČKI FAKULTET**

Jasmina Smailović

**BIOMETRIJSKO PREPOZNAVANJE
NA OSNOVU SLIKE DUŽICE OKA**

diplomski rad

Banja Luka, decembar 2009.

Tema : **BIOMETRIJSKO
PREPOZNAVANJE NA OSNOVU
SLIKE DUŽICE OKA**

Ključne riječi: **Biometrijsko prepoznavanje
Daugmanov algoritam
Segmentacija
Gaborovi filtri
Hammingova distanca**

Komisija: **prof. dr Petar Marić, predsjednik
prof. dr Zdenka Babić, mentor
prof. dr Slavko Marić, član**

Angažovani saradnik: **mr Vladimir Risojević**

Kandidat:
Jasmina Smailović

UNIVERZITET U BANJOJ LUCI
ELEKTROTEHNIČKI FAKULTET
STUDIJSKI PROGRAM RAČUNARSTVO I INFORMATIKA

Predmet: MULTIMEDIJALNI SISTEMI

Tema: BIOMETRIJSKO PREPOZNAVANJE NA OSNOVU
SLIKE DUŽICE OKA

Zadatak: Opisati principe biometrijskog prepoznavanja na osnovu slike dužice oka. Dati pregled algoritama za prepoznavanje dužice oka, kao i tehnika koje se koriste za predobradu slike. Implementirati odabrane algoritme i testirati rješenje na kolekciji slika.

Mentor: prof. dr Zdenka Babić

Kandidat: Jasmina Smailović (34/05)

Banja Luka, decembar 2009.

SADRŽAJ

1. UVOD.....	1
2. ANATOMIJA LJUDSKOG OKA.....	5
3. POSTUPAK PREPOZNAVANJA.....	7
3.1. Akvizicija slike oka.....	8
3.2. Segmentacija dužice oka.....	10
3.2.1 <i>Daugmanov integro-diferencijalni operator</i>	10
3.2.2 <i>Houghova transformacija</i>	11
3.3. Normalizacija dužice oka.....	13
3.3.1 <i>Daugmanov Rubber sheet model</i>	13
3.3.2 <i>Virtuelni krugovi</i>	14
3.4. Filtriranje i kodovanje.....	14
3.4.1 <i>Gaborov filter</i>	15
3.4.2 <i>Log - Gaborov filter</i>	17
3.4.3 <i>Haar Wavelet</i>	18
3.5. Poređenje potpisa dužica.....	18
3.5.1 <i>Hammingova distanca</i>	18
3.5.2 <i>Težinska Euklidova distanca</i>	22
4. IMPLEMENTACIJA ALGORITMA I EKSPERIMENTALNI REZULTATI.....	23
4.1. Detalji implementacije.....	23
4.1.1 <i>Segmentacija dužice oka</i>	24
4.1.2 <i>Normalizacija</i>	33
4.1.3 <i>Filtriranje</i>	38
4.1.4 <i>Kodovanje</i>	38
4.1.5 <i>Poređenje potpisa dužica</i>	40
4.2. Statistička evaluacija.....	42
4.2.1 <i>Poređenje različitih slika istog oka</i>	42

4.2.2	<i>Poređenje slika različitih očiju</i>	45
4.2.3	<i>Identifikacija osobe</i>	46
4.2.4	<i>Primjeri neuspjele segmentacije</i>	47
5.	ZAKLJUČAK.....	49
	LITERATURA	51

**Napomena: Uz rad je priložen CD.

1. UVOD

Biometrija predstavlja automatizovan metod utvrđivanja identiteta osobe na osnovu fizioloških karakteristika kao što su lice, otisak prsta, geometrija ruke, dužica ili mrežnjača oka, raspored vena ili glas. Kako raste potreba za višim nivoom sigurnosti, tako su biometrijski sistemi sve manji, precizniji, pouzdaniji i brži i nalaze sve veću primjenu u svim djelatnostima gdje je neophodno nedvosmisleno utvrditi ili potvrditi identitet osobe. Ljudski faktor i dalje predstavlja osnovni nedostatak u sigurnosti brojnih sistema: nemaštovite i jednostavne lozinke u vidu datuma rođenja ili imena partnera, zalijepljene na papiru s donje strane tastature ili na monitoru, zapisane na ceduljicama u novčaniku... Sve veća potreba za pamćenjem lozinke i brojeva tjera nas na upotrebu istih šifara ili onih lakih za pamćenje. Biometrija eliminiše potrebu za pamćenjem lozinke jer smo lozinka mi sami. Ono što je nekada predstavljalo osnovni trik u naučnofantastičnim filmovima, danas postaje uobičajena slika u predvorjima zgrada ogromnih kompanija, u državnim institucijama i na aerodromima. Potreba za biometrijom naročito je porasla poslije terorističkih napada u Americi 11. septembra 2001. godine, kada su pooštrene kontrole na aerodromima i kada se javila potreba da se iz mase izdvoje potencijalni teroristi. Ovaj događaj je, pored brojnih uticaja na dešavanja u cijelom svijetu, pospješio razvoj i intenzivirao primjenu biometrijskih sistema.

Pitanje svih mogućih aspekata razlikovanja, prepoznavanja i identifikacije javlja se još u dalekoj istoriji. U plemenskom sistemu prvobitne zajednice, neposlušne članove plemena koji su se ogriješili o plemenska pravila uz progon kao mjeru s vrlo izvjesnom smrću (nije se moglo preživjeti sam, bez vatre, hrane i lovačke opreme), određivalo se i označavanje istih sakaćenjem, ožiljcima ili žigosanjem. Nakon takvog obilježavanja, svi su znali da se radi o prognaniku, pa ga nije prihvatilo ni drugo pleme. Poznati su slični načini označavanja ubica, lopova i nemoralnih u srednjovjekovnoj Evropi, ali i širom svijeta.

Pojedine metode identifikacije koristile su se i u humanije svrhe, pa je poznato da su prije četiri hiljade godina u pisanim dokumentima Asiraca i Babilonaca kao znak pisca i dokaz autorstva na dokument otiskivani otisci papilarnih linija prsta (tzv. Supur), a još stari Kinezi označavali su novorođenčad kako bi izbjegli zamjenu djece.

U novom vijeku, a posebno razvojem humanističkih i prirodnih nauka došlo je do procvata brojnih metoda koje su trebale pridonijeti identifikaciji, prepoznavanju i razlikovanju određenih osoba. Prije svega radi se o korištenju medicinskih nauka u području kriminalističke identifikacije osoba.

Neke od klasičnih identifikacijskih metoda, koje su prema opštim karakteristikama biometrijske, dobijaju potpuno novo značenje i kvalitetu i doživljavaju svoj *remake* u informatičko-digitalnom okruženju. Naime, primjenom modernih tehnologija iz domene elektrotehnike i računarstva, kroz savremene hardverske uređaje i softverske alate, neke svojevremeno kroz istoriju odbačene identifikacijske metode, doživljavaju svoj procvat i novu afirmaciju. To je posebno značajno u području antropološke identifikacije koja je zbog tehnoloških ograničenja tokom 20. vijeka gotovo napuštena, osim u zoni sudsko-medicinskih ekspertiza. Također, savremena tehnološka i naučna dostignuća omogućavaju nastanak i razvitak potpuno novih metoda identifikacije, koje se temelje na tjelesnim i ponašajnim individualnim karakteristikama osoba koje prije nije bilo moguće registrovati, izdvojiti i koristiti. Savremena tehnologija omogućava pouzdana, brza i nenametljiva sredstva za automatsko prepoznavanje identiteta osoba. Mnogo je primjera potrebe za visokim stepenom sigurnosti u našim životima, kao što je kontrola pasoša, licence, upotreba ključeva i kartica, sigurnost na aerodromima i slično. Neke od metoda za biometrijsku identifikaciju su geometrija ruke, crte lica, otisak prsta, prepoznavanje glasa i dinamika potpisa. Za ove vrste identifikacije problem se javlja u jedinstvenosti, kao i u imunosti na vrijeme.

Stara poslovice kaže da su oči ogledalo duše. Danas, u informatičko doba, ta je poslovice tačnija nego ikad. Prepoznavanje putem dužice jedna je od najpreciznijih metoda biometrijskog prepoznavanja.

Ideja da se dužica oka koristi kao optički otisak prsta za identifikaciju osobe je prvi put predložena od strane oftalmologa koji su iz iskustva primijetili da svaka dužica ima jedinstvenu teksturu i visok nivo detalja koji ostaju nepromijenjeni decenijama. Tačnije, ideju da se koriste obilježja dužice za prepoznavanje osoba prvi puta je predložio oftalmolog Frank Burch 1936. Ideja se 1980-ih godina pojavljivala samo u filmovima o Jamesu Bondu, no i dalje se radilo o naučnoj fantastici. 1986. dva su druga oftalmologa Aran Safir i Leonard Flom patentirali tu ideju, a 1989. obratili su se Johnu Daugmanu sa Harvardskog univerziteta da razvije algoritme koji će omogućiti prepoznavanje putem dužice. Ti algoritmi, koje je Daugman patentirao 1994., su prvi i dosad najučinkovitiji algoritmi na ovom području. Vlasništvo su kompanije Iridian Technologies te su temelj današnjim sistemima i proizvodima za prepoznavanje putem dužice. Većina istraživanja na području biometrijske identifikacije skeniranjem dužice

oka temelje se na njegovim postavkama. Takođe, na njima se temelje svi komercijalni proizvodi do sada proizvedeni [1].

Vladine agencije u Sjedinjenim Američkim Državama prve su počele koristiti ovu tehnologiju. Tačnije 1994. državni zatvor Lancaster County Prison u saveznoj državi Pennsylvania prva je institucija koja je uvela prepoznavanje zatvorenika putem dužice. Aerodromi Charlotte/Douglas International Airport (North Carolina) i Flughafen Frankfurt (Njemačka) omogućili su svojim čestim putnicima da ostave svoj potpis dužice u njihovom sistemu kako bi povećale protočnost putnika. U Ujedinjenim Arapskim Emiratima već od 2001. godine se na aerodromima koristi automatsko prepoznavanje osoba putem skeniranja dužice oka. Tipično, dnevno 6500 putnika prođe kroz ove aerodrome i uradi se 2.7 milijardi poređenja dužica. Do sada nije bilo nijedne pogrešne identifikacije osobe. Nakon što putnik pogleda u kameru na sekundu ili dvije, počinje izvršavanje algoritma za identifikaciju. Do sada je 9500 osoba na ovaj način uhvaćeno da putuje pod lažnim identitetom [2].

Sljedeće karakteristike dužice naglašavaju njenu pogodnost za korištenje u automatskoj identifikaciji:

- Inherentna izolacija i zaštita od okoline jer je interni organ oka, iza rožnjače i vodene tečnosti.
- Dužica se tijekom ljudskog života ne mijenja kao ostale karakteristike.
- Nemogućnost promjene operacijom bez rizika da se ošteti vid.
- Fiziološka osjetljivost na svjetlost koja omogućava prirodni test protiv varke (postavljanje lažnog oka umjesto pravog).
- Svako ima različite strukture dužice. Tekstura dužice je po sebi stohastička i moguće haotična jer genetika nema uticaja na ovaj organ osim u anatomske forme, fiziologiji, boji i uopštenoj pojavi. S obzirom da detaljna struktura zavisi od početnog stanja mezoderma embriona od kojeg se razvija, dvije dužice identičnih blizanaca ili dvije dužice jedne osobe imaju međusobno nepovezane detalje.
- Lakoća registrovanja slike dužice na distanci od osobe bez fizičkog kontakta, nenametljivo i moguće neupadljivo.
- Polarna geometrija koja dozvoljava prirodni koordinatni sistem i originalne koordinate.
- Za dobro raspoznavanje dovoljno je 30 - 40 % slike dužice.
- Mala je vjerovatnoća lažnog prihvatanja.
- Algoritam koji obrađuje sliku je vrlo brz.

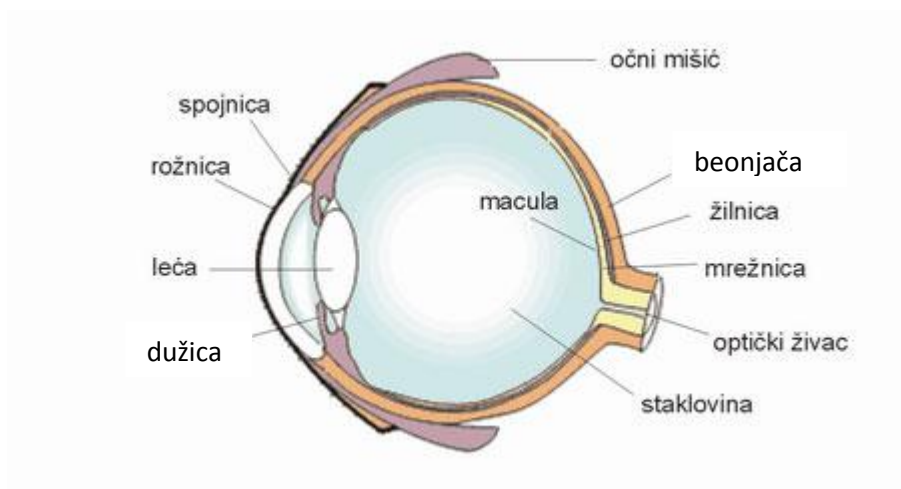
Daugmanov algoritam je testiran u mnogim studijama, uvijek rezultirajući sa nula grešaka. Za ovaj algoritam se tvrdi da može da savršeno prepozna pojedinca među milionima mogućnosti. Wildesov algoritam takođe pokazuje besprijekorne performanse

sa 520 slika dužica, dok Limov sistem posjeduje tačnost od 98.4% radeći sa bazom od oko 6000 slika oka [3].

Zbog velike upotrebe, popularnosti i performansi Daugmanovog algoritma, u ovom radu je odlučeno pretežno se bazirati na njegovom radu, sa kratkim osvrtom na algoritme drugih autora. Implementacija se takođe najvećim dijelom bazira na Daugmanovom algoritmu. U drugoj glavi ukratko je opisano oko, odnosno anatomija oka i dužice da bi se uočile njegove karakteristike koje su doprinijele pogodnosti dužice za biometrijsku identifikaciju. U trećoj glavi dat je teorijski pregled principa biometrijskog prepoznavanja na osnovu slike dužice oka. Pri tome je akcenat na Daugmanovom algoritmu. Eksperimentalni rezultati, odnosno detalji implementacije algoritma i statistička evaluacija su dati u četvrtoj glavi. Peta glava sadrži zaključak, a posljednja spisak korištene literature. Uz rad je priložen i CD na kojem se nalazi rad u elektronskom obliku, kao i implementacija algoritma i eksperimentalni rezultati.

2. ANATOMIJA LJUDSKOG OKA

Za bolje shvatanje bogatstva dužice kao karakteristike za identifikaciju osobe, korisno je upoznati se sa njenom strukturom. Sa stajališta anatomije, dužica (iris) je najvidljiviji dio oka. Pored toga, dužica je unutrašnji organ čovjeka. Nalazi se između rožnice i leće. Ona igra ulogu dijafragme oka jer posebnim mišićnim mehanizmom reguliše količinu svjetlosti koja upada u oko. Tipično je debljine između 0.3 i 0.4 mm. Na dužici, koja se sastoji od nekoliko slojeva, nalazi se otvor zjenice.



Slika 2.1 - Građa ljudskog oka

O količini ili manjku pigmenta u pojedinim slojevima dužice zavisi boja oka, odnosno dužice. Kod crnih ili kestenastih očiju dolazi do izražaja samo pigment prednjeg graničnog sloja, koji može biti prisutan u većoj ili manjoj mjeri. Kod plavih očiju stroma dužice ne sadrži pigment, nego predstavlja mutan medij. Taj mutan medij reflektira svjetlost kraće talasne dužine (plavi dio spektra). Naime, svjetlost veće talasne dužine prolazi kroz taj medij i dopijeva do crnoga sloja na stražnjoj strani dužice, gdje se absorbira (crveni dio spektra). Stoga se iz takve dužice vraćaju samo plave zrake, pa se čini da je oko plavo (prema stanju strome: duboko plavo, kao nebo plavo, svijetlo plavo, blijedo plavo) premda u njemu nema ni traga plavoj boji. Zbog iste pojave i vene na koži izgledaju plave. Ima li u stromi dužice samo nešto pigmenta oči će biti zelene, jer se plavi dio spektra koji se reflektira miješa sa smeđom bojom pigmenta u stromi. Kod albina nedostaje pigment potpuno, štaviše i u stražnjem retinalnom sloju dužice, tako da oči imaju crvenu boju [4].



Slika 2.2 - Razne boje ljudskih očiju

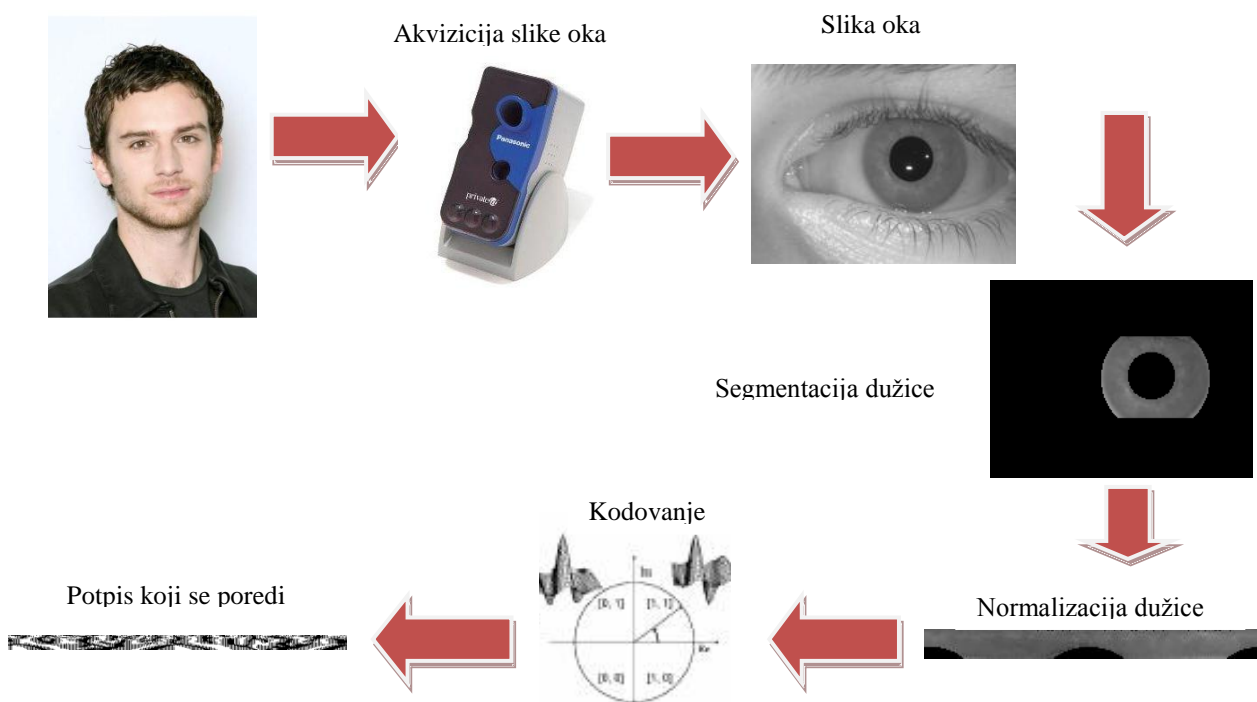
Dužica je jedini unutrašnji organ čovjeka koji se vidi izvana. Dužica se kod čovjeka počinje formirati oko tri mjeseca nakon začeća. Struktura linija i šara koje joj daju prepoznatljivost se formiraju do osmog mjeseca, ali se pigmenti koji joj daju boju stvaraju još tokom prve godine nakon rođenja. Izgled dužice se ne mijenja tokom ljudskog života i veoma je malo podložan oštećenjima, pa je zbog toga veoma povoljan za biometrijsku identifikaciju. Sama dužica se sastoji od mišića za kontrolu širine zjenice, kromatofora i melanocita te pigmenta. Rezultat svega toga je niz stohastičkih i moguće haotičnih linija i uzoraka koje svakoj dužici daju jedinstven izgled, a s tim i svaka osoba ima jedinstvene dužice koje čak i međusobno imaju različite detalje.

Već iz ovog pojednostavljenog prikaza anatomije dužice moguće je zaključiti koliko je dužica pogodna za biometrijsku identifikaciju zbog njene jedinstvenosti i raznovrsnih karakteristika.

3. POSTUPAK PREPOZNAVANJA

Postupak prepoznavanja osobe se može podijeliti u više faza:

- Akvizicija slike oka
- Segmentacija dužice oka
- Normalizacija dužice oka
- Kodovanje
- Poređenje kodovanih potpisa



Slika 3.1- Postupak prepoznavanja osobe pomoću dužice oka

3.1. Akvizicija slike oka

Da bi bila upotrebljiva, dužica oka se mora fotografisati sa udaljenosti od 10-ak centimetara do najviše jednog metra. Razlog za to je refleksija svjetla koja nastaje kao posljedica vlažne i prozirne opne iznad dužice. Potrebno je uslikati sekvencu slika pomoću specijalno dizajniranog senzora. Obično se upotrebljavaju digitalne CCD¹ kamere male rezolucije. Pošto je dužica dosta mala (prečnik je otprilike 1 cm) i ima dosta detalja pod infracrvenim svjetlom, akvizicija slike dužice visoke kvalitete je jedan od glavnih izazova u praktičnom radu. Srećom, mnoga istraživanja koja su rađena na ovom polju omogućila su nenametljivu akviziciju slike sa distance.

Negativna strana je ta što se osoba mora precizno pozicionirati u odnosu na kameru, dakle nije moguće sprovesti akviziciju slika dužice oka bez saradnje subjekta. To i nije veliki problem zato što se ova metoda uglavnom koristi u područjima najviše sigurnosti, kao što su banke i aerodromi, čega i subjekti trebaju biti svjesni. Usmjeravanje osobe na idealnu poziciju za akviziciju fotografije se najčešće izvodi glasovnim porukama i kada osoba dođe u dobru poziciju za akviziciju, uređaj automatski fotografiše. Postoje i komplikovaniji, ali za subjekta ugodniji načini, kao što je automatsko traženje i zoom dužice od strane uređaja ili korištenje ogledala, međutim saradnja subjekta je uvijek potrebna. Osim praktičnih problema akvizicije slike oka, cijelu stvar otežava i činjenica da se to često ljudima ne sviđa. Ostavljanje podataka o dužici oka ljudima nije drago, kao i sama interakcija sa uređajem prilikom provjere. Mnogi ljudi imaju strah od posljedica skeniranja oka ili su nervozni i odmah sumnjičavi.



Slika 3.2 - Skeniranje oka kamerom.

¹ CCD - charge-coupled device

Cijeli postupak, akvizicija i identifikacija zajedno, zavisno o brzine kompjutera, traje oko sekundu ili dvije. Prilikom akvizicije slike potrebno je obratiti pažnju najviše na osvjetljenje, poziciju kamere i osobe i na sam izbor opreme za akviziciju slika oka. Slike ne moraju biti velike rezolucije, približno 640x480 pixela, te da imaju paletu od 256 sivih nijansi, što je prednost ove metode jer takva oprema nije skupa. Poluprečnik dužice na slici bi trebao biti oko 70 piksela za dobro prepoznavanje. Boja dužice nije bitna za prepoznavanje, već njezina struktura [5].

Tabela 3.1 - Primjeri komercijalnih kamera za skeniranje oka

Naziv	Slika	Kratak opis
Oki IRISSPASSR-M		Velika brzina prepoznavanja i intuitivan interfejs. Usmjeravanje osobe na idealnu poziciju za akviziciju fotografije postiže se glasovnim porukama. Radi na udaljenosti 30 – 60 cm. Brzina slikanja i identifikacije: 1 sekunda ili manje [6].
Panasonic BM-ET330A		Nakon što se oba oka prikažu na ogledalu, kamera automatski slika. Radi na udaljenosti 30 – 40 cm. Brzina slikanja i identifikacije: oko 1 sekunda [7].
LG IrisAccess 4000 (iCAM4000/4010 i iCAM4100/4110)		Treća generacija svjetski priznate platforme za skeniranje dužice oka. Intuitivni korisnički interfejs omogućava korisniku da se brzo pozicionira na pravo mjesto, a zatim kamera snimi oba oka korisnika [8].
LG IrisAccess 3000 (EOU3000 i ROU3000)		Usmjeravanje osobe na idealnu poziciju za akviziciju fotografije postiže se fleksibilnim glasovnim porukama, kao i vizuelnim znakovima. Postavlja se na ravnu površinu, kao što je sto [9][10].

<p>Panasonic BM ET100</p>		<p>Radi na udaljenosti 47 – 53 cm [11]. Postavlja se na ravnu površinu, kao što je sto.</p>
----------------------------------	---	---

3.2 Segmentacija dužice oka

Prvi korak, nakon utvrđivanja da je dužica vidljiva na snimljenoj slici, pri prepoznavanju pomoću dužice je izolovati područje dužice u slici oka. To se područje aproksimira s dvije kružnice, jedna za vanjski, a druga za unutrašnji rub dužice. Uspješnost segmentacije zavisi od kvalitete slike oka. Kod osoba s tamnijim pigmentom dužice, kontrast između dužice i zjenice je malen, što dovodi do problema pri segmentaciji. Segmentacija je ključan korak pri prepoznavanju, jer u slučaju greške daljnji postupci u procesu prepoznavanja daju pogrešne rezultate, što uzrokuje lošiji postotak prepoznavanja.

3.2.1 Daugmanov integro-diferencijalni operator

Daugman predlaže integro-diferencijalni operator za pronalaženje kontura zjenice i dužice, kao i za gornje i donje kapke:

$$\max (r, x_0, y_0) \left| G_{\sigma}(r) * \frac{\delta}{\delta r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right|, \quad (3.1)$$

gdje su x_0 , y_0 i r koordinate centra i poluprečnik kružnice koja je kandidat za granicu između beonjače i dužice ili između dužice i zjenice. $G_{\sigma}(r)$ je Gausova funkcija, a $I(x, y)$ originalna ulazna slika.

Zahvaljujući kružnom obliku dužice, lokalizacija njenih granica se radi na osnovu ulazne slike $I(x, y)$ pomoću integro-diferencijalnog operatora koji traži maksimum zamucene parcijalne derivacije normalizovanog integrala određenog centralnim

koordinatama (x_0, y_0) i poluprečnikom r . Simbol $*$ označava konvoluciju, a Gausova funkcija je funkcija zamućenja sa skalom σ . Cijeli operator se ponaša kao detektor kružnih ivica, koji iterativno traži maksimum definisane konvolucije gdje se poluprečniku povećava vrijednost, a tri parametra (koordinate centra (x_0, y_0) i poluprečnik r) definišu putanju integracije [12].

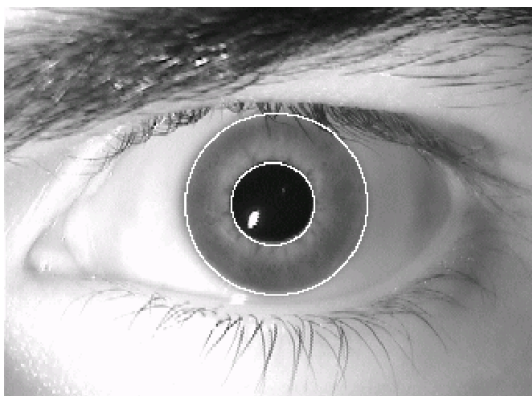
Navedeni algoritam se radi dva puta, prvi put da se detektuje vanjska ivica dužice, a drugi put da se detektuje ivica zjenice.

Pored pronalazjenja kontura zjenice i dužice, integro-diferencijalni operator obezbjeđuje i dobru procjenu kvaliteta slike, odnosno provjeru da li je dužica oka narušena kopcima i trepavicama, kao i da li je slika defokusirana. Ukoliko je vrijednost integro-diferencijalni operatora (3.1) veća od određenog kriterijuma, može se utvrditi da oko nije prisutno na slici, veoma narušeno kopcima i trepavicama, lošeg fokusa ili rezolucije. U praksi, sistem za identifikaciju prikuplja više slika oka uzastopno dok nekoliko frejmova u sekvenci ne potvrdi, na osnovu vrijednosti integro-diferencijalni operatora (3.1), da je oko prisutno i dobro fokusirano. Preveliko narušavanje slika kopcima i trepavicama je ublaženo saradnjom subjekta pri akviziciji slike.

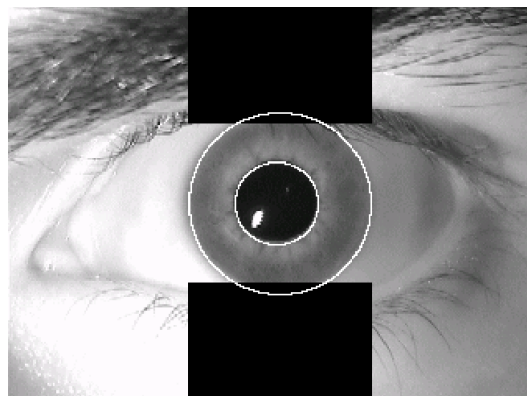
Jedan od testova za dokazivanje da je pravo oko prisutno, iskorištava činjenicu da se poluprečnik zjenice konstantno mijenja, pa čak i pod konstantnim osvjetljenjem. To nas vodi do zaključka da bi vrijednost integro-diferencijalnog operatora (3.1) za niz frejmova slike oka trebalo da se mijenja i na taj način da se dokaže da se radi o pravom oku, a ne o lažnom ili slici oka.

3.2.2 Houghova transformacija

Houghova transformacija se koristi pri određivanju parametara jednostavnih geometrijskih objekata, kao što su linije i kružnice, koje se nalaze na slici. Kružna Houghova transformacija se koristi za određivanje koordinata središta oka i radijusa zjenice i dužice. Segmentacija dužice bazirana na kružnoj Houghovoj transformaciji implementirana je kod Wildesa, Kong i Zhanga, Tissea i Maa [3]. U ovom radu, za odstranjivanje kapaka i trepavica korištena je linearna Houghova transformacija, dok je za detekciju granica dužice i zjenice korišten Daugmanov integro-diferencijalni operator.



Slika 3.3 - Segmentirana dužica oka [13]



Slika 3.4 - Segmentirana dužica oka s izoliranim trepavicama [13]

Na početku, formira se mapa ivica tako što se računa prva derivacija slike, a zatim se rezultat poredi sa pragom. Iz mape ivica, kandidati se preslikavaju u Houghov parametarski prostor krugova koji prolaze kroz svaku tačku ivice. Parametri su centralne koordinate x_c i y_c kao i poluprečnik r , koji su dovoljni da definišu bilo koji krug prema jednačini

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 - r^2 = 0. \quad (3.2)$$

Tačka čija je vrijednost maksimalna u Houghovom prostoru će odgovarati centralnim koordinatama i poluprečniku koji najbolje odgovaraju mapi ivica.

Trepavice se izoliraju detektovanjem linija na rubu gornjeg i donjeg kapka korištenjem linearne Houghove transformacije. Zatim se postavljaju horizontalne linije, koje presijecaju prvobitno postavljene linije na rubu dužice koji je najbliži zjenici. Horizontalne linije osiguravaju maksimalnu izolaciju regija trepavica. Područje iznad i ispod horizontalnih linija ne uzima se u obzir pri daljnjoj implementaciji algoritma identifikacije. Linearna Houghova transformacija ima prednost pred kružnom Houghovom transformacijom zbog jednostavnijeg izvođenja.

Postoji dosta problema sa Houghovom transformacijom. Potrebno je definisati prag za detekciju rubova, kojeg je teško odrediti zbog raznolikosti slika (svaka slika može imati različit prag). Houghova transformacija je zahtijevna za izvođenje i zato nije pogodna za aplikacije u stvarnom vremenu.

3.3 Normalizacija dužice oka

Nakon uspješne segmentacije dužice iz slike oka, pristupa se fazi u kojoj se transformiše regija dužice tako da ima fiksne dimenzije da bi se omogućilo poređenje. Sliku je potrebno transformirati u polarni koordinatni sistem. Time se postiže da na prepoznavanje neće imati uticaj veličina zjenice i same slike. Nekonzistentnosti u dimenzijama između slika oka su proizvedene prvenstveno rastezanjem dužice zbog dilatacije zjenice usljed različitih razina osvjetljenja. Ostali razlozi nekonzistentnosti uključuju variranje udaljenosti oka od kamere, rotaciju kamere ili oka, kao i pomijeranje glave. Proces normalizacije će proizvesti potpis dužice koji ima iste konstantne dimenzije, tako da će dvije fotografije iste dužice pod različitim uslovima imati iste karakteristike na istoj prostornoj lokaciji.

Pri normalizaciji, potrebno je uzeti u obzir da u većini slučajeva zjenica nije koncentrična sa dužicom (centar zjenice može biti pomjeren u odnosu na centar dužice i do 15%).

3.3.1 Daugmanov Rubber sheet model

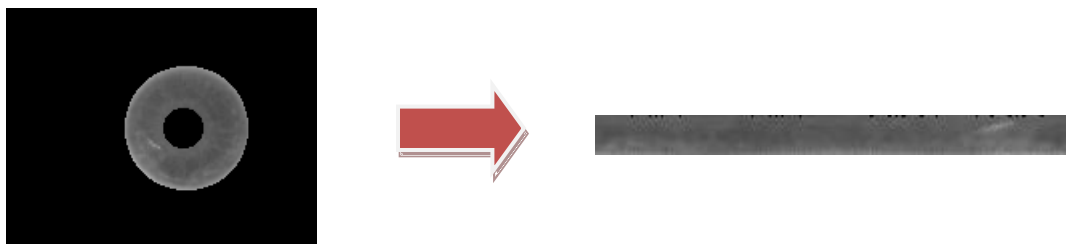
The homogeneous rubber sheet model, kojeg je predložio Daugman, pridružuje svakoj tački dužice, bez obzira na njenu veličinu i dilataciju zjenice, par bezdimenzionalnih realnih koordinata (r, θ) . Parametar r je na intervalu $[0,1]$ dok je θ ugaona veličina na intervalu $[0, 2\pi]$. Remapiranje slike dužice $I(x,y)$ iz originalnih koordinata (x,y) u polarni koordinatni sistem (r, θ) može biti predstavljeno sa

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta), \quad (3.3)$$

gdje su $x(r, \theta)$ i $y(r, \theta)$ definisani kao linearne kombinacije koordinata centra zjenice $(x_p(r, \theta), y_p(r, \theta))$ i koordinata centra dužice $(x_s(r, \theta), y_s(r, \theta))$ koji su dobijeni korištenjem Daugmanovog integro-diferencijalnog operatora (3.1).

$$x(r, \theta) = (1-r) x_p(\theta) + r x_s(\theta) \quad (3.4)$$

$$y(r, \theta) = (1-r) y_p(\theta) + r y_s(\theta) \quad (3.5)$$



Slika 3.5 - Normalizacija segmentirane dužice

Obezbeđivanje rotacione invarijantnosti, usljed pomijeranja glave ili samog oka oko svoje ose, vrši se na kodovanom potpisu, što će biti objašnjeno kasnije.

3.3.2 Virtuelni krugovi

U Bolesovom sistemu za identifikaciju putem skeniranja dužice oka [3], slike dužica su prvo skalirane tako da imaju konstantan prečnik tako da kada se porede dvije slike, jedna se uzima za referentnu. Ova metoda je posebna jer normalizacija se ne primjenjuje dok se ne pokuša porediti dvije dužice, za razliku od ostalih gdje se normalizacija uradi pa se rezultat sačuva za kasnije poređenje. Kada se dužice svedu na jednake dimenzije, značajne informacije se dobiju iz regije dužice duž virtuelnih koncentričnih krugova koji imaju centar u centru zjenice. Broj tačaka koji se uzima iz regije dužice je određen normalizacionom rezolucijom, tako da je selektovani broj tačaka jednak za svaku dužicu. Ova tehnika je u suštini jednaka kao i Daugmanov *Rubber sheet model*, međutim, skaliranje je u vrijeme poređenja dužica i porede se regije dužica, a ne vrši se skaliranje na konstantne dimenzije kao što to predlaže Daugman.

3.4 Filtriranje i kodovanje

Nakon što je izvršena normalizacija dužice oka potrebno je dobijeni potpis kodovati u oblik pogodan za poređenje koji će sadržavati najvažnije informacije o potpisu. Da bi se obezbijedilo precizno prepoznavanje pojedinca, informacije koje su najviše diskriminirajuće moraju biti dobijene iz potpisa dužice. Samo značajne karakteristike dužice moraju biti kodovane tako da se može vršiti poređenje između različitih potpisa dužice.

3.4.1 Gaborov filter

Gaborov filter je linearni filter čiji je impulsni odziv definisan harmonijskom funkcijom pomnoženom sa Gausovom funkcijom. Ovaj filter je ostvaren modulacijom sinusnog/kosinusnog talasa sa Gausovom funkcijom što omogućava združenu optimalnu rezoluciju u prostornom domenu i domenu prostornih frekvencija, jer je sinusni talas savršeno lokaliziran u frekvencijskom domenu, ali ne i u prostornom. Modulacijom sinusa sa Gausovom funkcijom ostvarena je lokalizacija sinusa u prostoru, makar dolazi do gubitka lokalizacije u frekvencijskom području.

Dekompozicija signala je ostvarena upotrebom para Gabor filtera u kvadraturi pri čemu realni dio (parni) predstavlja kosinus modulisan Gausovom funkcijom, a imaginarni dio (neparni) predstavlja sinus modulisan Gausovom funkcijom.

Centralna frekvencija filtra je definisana frekvencijom sinus/kosinus talasa, dok je propusni opseg filtra definisana širinom Gausove funkcije.

Daugman predlaže upotrebu 2D Gabor filtera, odnosno računanje 2D Gabor fazor koeficijenata, kao efikasnu strategiju za izlučivanje koherentnih i nekoherentnih informacija iz slike, kao što je detaljna struktura dužice. Godine 1980. Daugman je predložio korištenje ove familije 2D filtera za razumijevanje funkcionisanja neurona u korteksu mozga i kao korisne operatore za praktične probleme u analizi slike. Njihove matematičke osobine dalje je razradio 1985. godine, kada je istaknuo da su takvi 2D filteri optimalni pri obezbjeđivanju maksimalne moguće rezolucije za informacije o orijentaciji i prostornoj frekvenciji sadržaja slike [12].

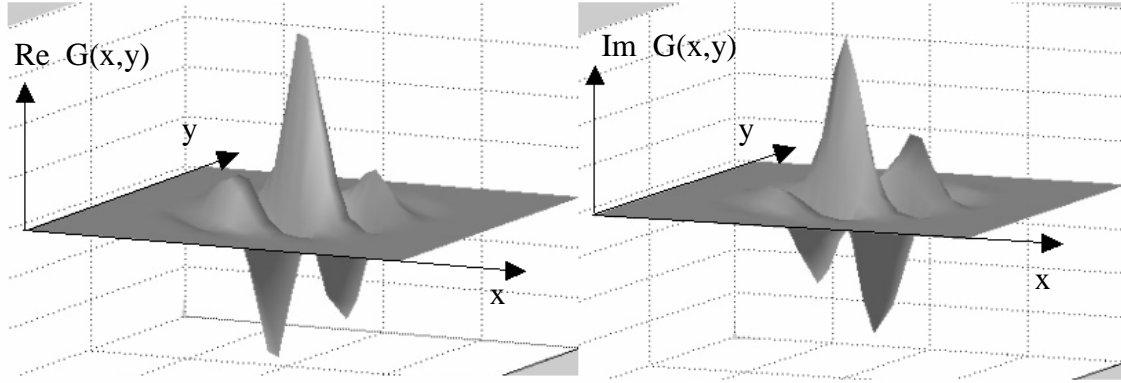
2D Gaborov filter na domenu slike (x,y) je predstavljen sa [3]:

$$G(x,y) = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2+(y-y_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi i[u_0(x-x_0)+v_0(y-y_0)]}, \quad (3.6)$$

gdje (x_0,y_0) predstavljaju položaj na slici, (α,β) efektivnu širinu i dužinu, a (u_0,v_0) prostornu frekvenciju

$$\omega_0 = \sqrt{u_0^2+v_0^2}. \quad (3.7)$$

Na sljedećoj slici prikazani su neparni i parni 2D Gabor filteri.



Slika 3.6 - neparni (lijevo) i parni (desno) 2D Gaborovi filtri

Daugman vrši kvantizaciju izlaza iz Gaborovih filtara u četiri nivoa, za svaki kvadrant u kompleksnoj ravni. Ta četiri nivoa su prikazana korištenjem dva bita, tako da svakoj tački u normalizovanom potpisu dužice oka odgovaraju dva bita potpisa koji predstavlja potpis dužice oka. Oppenheim i Lim pokazali su da fazni spektar, sadrži značajnije informacije slike nego amplitudni [3]. Uzimajući u obzir jedino fazu omogućava se kodovanje diskriminirajućih informacija o dužici i u isto vrijeme odbacuju se nepotrebne informacije, kao što je osvjtljenje, koje je predstavljeno amplitudnom komponentom.

Budući da Daugmanov sistem koristi polarne koordinate za normalizaciju, polarni oblik filtra je definisan sa:

$$H(r, \theta) = e^{-i\omega(\theta-\theta_0)} e^{-(r-r_0)^2/\alpha^2} e^{-i(\theta-r\theta_0)^2/\beta^2}, \quad (3.8)$$

gdje (α, β) predstavlja isto kao i u izrazu (3.6), a (r_0, θ_0) definišu centralnu frekvenciju.

Svaki bit u kodovanom potpisu dužice dobija se po sljedećim formulama.

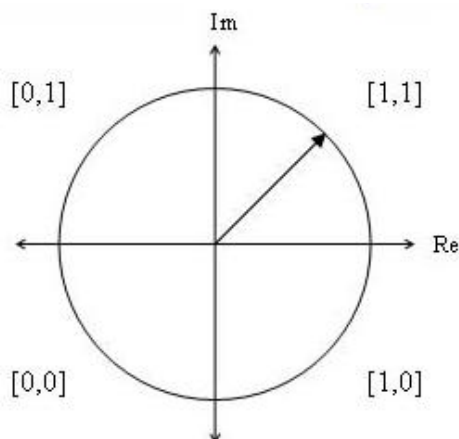
$$h_{\text{Re}} = 1 \text{ ako } \text{Re} \int_{\rho} \int_{\Phi} I(\rho, \Phi) e^{-i\omega(\theta_0-\Phi)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{i(\theta_0-\Phi)^2}{\beta^2}} \rho d\rho d\Phi \geq 0, \quad (3.9)$$

$$h_{\text{Re}} = 0 \text{ ako } \text{Re} \int_{\rho} \int_{\Phi} I(\rho, \Phi) e^{-i\omega(\theta_0-\Phi)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{i(\theta_0-\Phi)^2}{\beta^2}} \rho d\rho d\Phi \leq 0, \quad (3.10)$$

$$h_{\text{Im}} = 1 \text{ ako } \text{Im} \int_{\rho} \int_{\Phi} I(\rho, \Phi) e^{-i\omega(\theta_0-\Phi)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{i(\theta_0-\Phi)^2}{\beta^2}} \rho d\rho d\Phi \geq 0, \quad (3.11)$$

$$h_{\text{Im}} = 0 \text{ ako } \text{Im} \int_{\rho} \int_{\Phi} I(\rho, \Phi) e^{-i\omega(\theta_0-\Phi)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{i(\theta_0-\Phi)^2}{\beta^2}} \rho d\rho d\Phi \leq 0, \quad (3.12)$$

gdje $I(\rho, \Phi)$ predstavlja originalnu sliku dužice oka u polarnom koordinatnom sistemu.



Slika 3.7 - Fazna kvantizacija

Vrijeme potrebno da se izračuna kompletan kod dužice od 2048 bita (256 bajta), nakon što se lokalizuje dužica u slici oka, je oko jedna desetina sekunde (100 ms) sa optimizovanim kodom [12].

3.4.2 Log - Gaborov filter

Mana Gaborovog filtra je u tome što parni filter (even symmetric) ima jednosmjernu komponentu kada god je propusni opseg veći od jedne oktave [3]. Međutim, jednosmjerna komponenta se može izbjeći koristeći Gaborov filter koji je Gausov na logaritamskoj skali, koji je poznat kao Log-Gabor filter. Field sugerise da su Log-Gaborove funkcije efikasnije za kodovanje prirodnih slika, nego recimo, obične Gaborove funkcije koje će previše naglasiti niske frekvencije i premalo naglasiti visoke frekvencije pri bilo kojem kodovanju. Frekvencijski odziv Log-Gaborovog filtra je dat kao:

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(\frac{f}{f_0}))^2}{2(\log(\frac{\sigma}{f_0}))^2}\right) \quad (3.13)$$

gdje f_0 predstavlja centralnu frekvenciju, a σ je propusni opseg filtra.

3.4.3 Haar Wavelet

Lim, kao i Boles i Boashash [3], koriste wavelet transformaciju za izlučivanje najznačajnijih osobina iz regije dužice. I Gaborova transformacija i Haar wavelet se smatraju kao majke waveleti. Nakon multidimenzionalnog filtriranja, vektor sa 87 dimenzija je izračunat. Pošto svaka dimenzija ima realnu vrijednost koja se kreće u opsegu od -1.0 do +1.0, vektor je kvantizovan tako da se svaka pozitivna vrijednost reprezentuje sa 1, a svaka negativna sa 0. Ovo daje kompaktan potpis dužice od samo 87 bita.

Lim je poredio upotrebu Gaborove transformacije i Haar wavelet transformacije i pokazao da je stepen prepoznavanja korištenjem Haar wavelet transformacije bolje od Gaborove za 0.9% .

3.5 Poređenje potpisa dužica

Nakon lokalizacije dužice, odnosno nalaženja dijela potpisa na kojem se nalazi dužica i dobijanja potpisa dužice, zadnji korak jest odluka o tome da li snimljena dužica odgovara nekoj od pohranjenih u bazi podataka. Za to se koriste različite metode prepoznavanja, a jedna od najpoznatijih je zasnovana na računanju Hammingove distance.

3.5.1 Hammingova distanca

Hammingova distanca je određena vrijednost (u intervalu od 0 do 1 – pri čemu 0 znači da se radi o jednom te istom kodu) koja se upoređuje s dozvoljenom sigurnosnom razinom odstupanja. Prilikom prepoznavanja osoba skeriranjem dužice oka Hammingova distanca se koristi kako bi se postigla odluka o tome radi li se o poznatoj osobi ili ne. Računanje Hammingove udaljenosti vrlo je brzo i efikasno (savremeni računari mogu uporediti i više od 4 000 000 iris kodova u sekundi).

Poređenje dva potpisa dužica A i B bit po bit normalizovanom Hammingovom distancom dato je sa

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N A_j \oplus B_j, \quad (3.14)$$

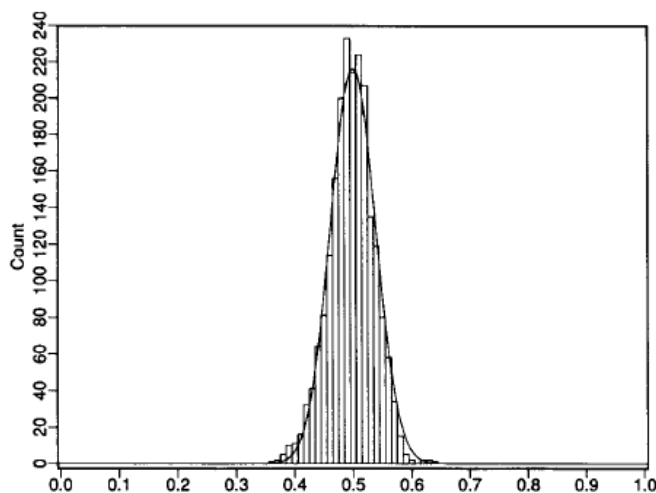
gdje je N broj bita u potpisu dužice, a Boolov operator \oplus je jednak 1, ako i samo ako su dva bita A_j i B_j različiti.

Formula (3.14) predstavlja najjednostavniji način računanja Hammingove distance. Daugman, u kasnijim radovima [13] uvodi pojam maske koja maskira bite koji ne pripadaju dužici oka (na primjer, kapci i trepavice koji se nalaze u regiji dužice) i oni se ne uzimaju u obzir pri daljnjoj analizi i računanjima. Hammingova distanca između potpisa dužica A i B , sa upotrebom maski, se računa na sljedeći način:

$$HD = \frac{1}{|M*N|} \sum_{j=1}^N A_j \oplus B_j * M_j * N_j \quad (3.15)$$

gdje su M i N su odgovarajuće maske za potpise A i B , a N je broj bita u svakom potpisu. $|M * N|$ predstavlja broj bita u maskama M i N koji imaju vrijednost 1 u obje maske.

Budući da svaki bit u potpisu dužice ima jednaku *a priori* vjerovatnoću da će biti 1 ili 0, postoji vjerovatnoća $p = 0.5$ da se svaki par bita od različitih kodovanih potpisa dužica neće podudarati. Ova vjerovatnoća proizilazi iz činjenice da svako od četiri stanja 00, 01, 10, 11 ima vjerovatnoću 0.25. Biti se podudaraju u dva slučaja, a u dva ne. Iz ovog zaključujemo da bi distribucija Hammingove distance između dva nepovezana potpisa dužice trebala biti koncentrisana oko vrijednosti 0.5, odnosno odgovarati binomnoj distribuciji sa vjerovatnoćom 0.5. Izgled distribucije Hammingove distance za 2064 poređenja [12] dat je na sljedećoj slici.



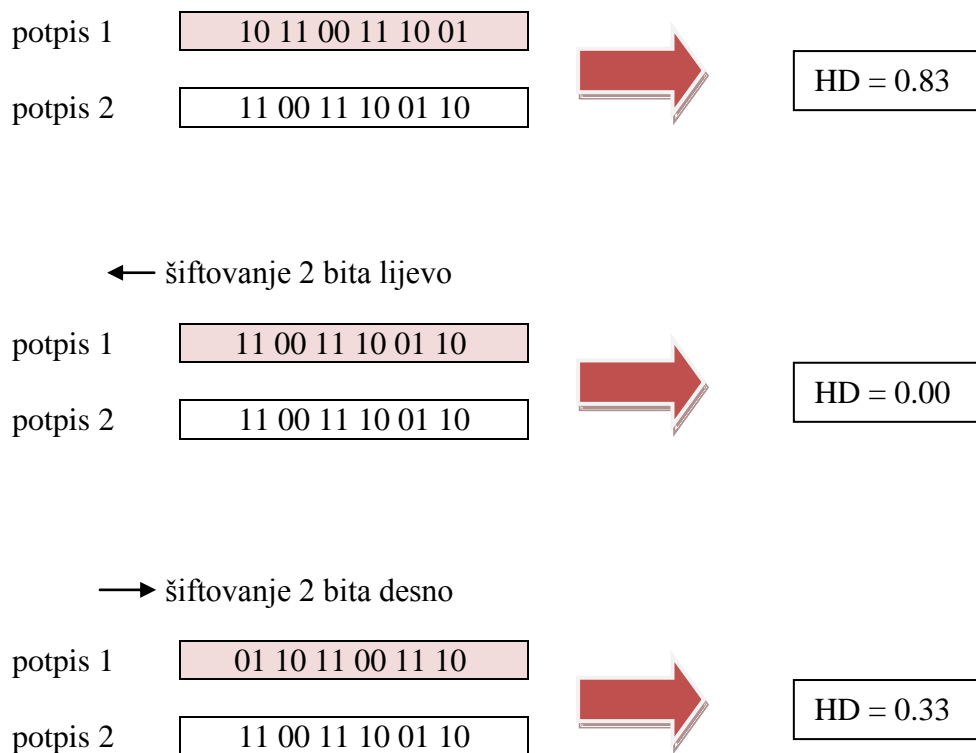
Slika 3.8 -Distribucija Hammingove distance za različite dužice (puna linija odgovara teorijskoj binomnoj distribuciji)

Teorijski, dva potpisa koji su dobijeni od iste dužice, trebalo bi da imaju Hammingovu distancu 0.0, no u praksi se to neće dogoditi. To se dešava jer normalizacija nije savršena, kao i zbog postojanja šuma. Zbog toga, Hammingova distanca dva potpisa dobijena od iste dužice u praksi će imati veću vrijednost od 0.0.

Da bi se izbjegli problemi pri rotaciji dužice, prilikom računanja Hammingove distance između dva potpisa dužice, jedan potpis se šiftuje lijevo i desno za određen broj bita. Hammingova distanca se računa između fiksnog potpisa i šiftovanog i uzima se najmanja vrijednost Hammingove distance jer ona predstavlja najbolje poklapanje između potpisa.

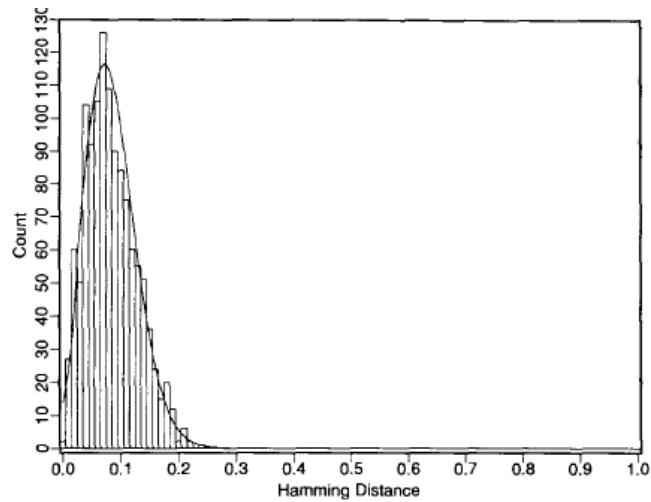
Šiftovanje bita u horizontalnom pravcu odgovara ugaonoj rotaciji originalne dužice za ugao koji je određen ugaonom rezolucijom. Tako, na primjer, ako je ugaona rezolucija 180, onda će svako šiftovanje odgovarati rotaciji dužice do 2 stepena. Ovu metodu je predložio Daugman i ona reguliše potpise dužice koji su pomjereni međusobno za nekoliko bita.

Primjer šiftovanja potpisa i računanje Hammingove distance je dat na sljedećoj slici.



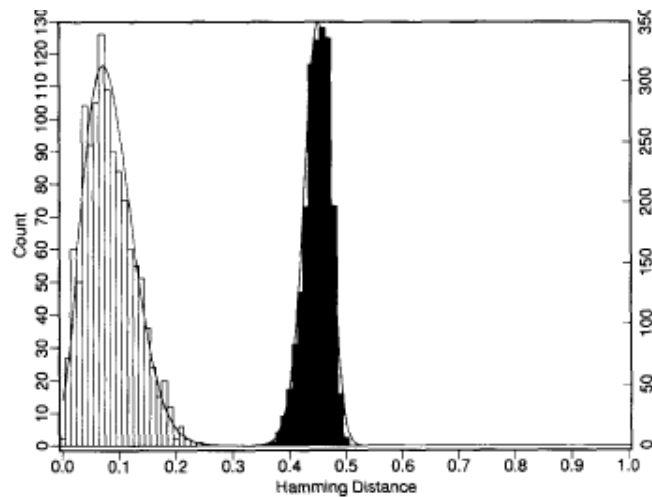
Slika 3.9 - Šiftovanje bita u potpisu dužice

Na sljedećem grafikonu, prikazana je distribucija Hammingove distance izračunata između 1028 pari različitih slika iste dužice, dozvoljavajući 7 stepeni rotacije dužice [12].



Slika 3.10 -Distribucija Hammingove distance za različite slike istog oka

Ukoliko slike 3.1 i 3.2 prikazemo na jednoj, dobijamo sljedeću sliku:



Slika 3.11 - Distribucija Hammingove distance pri poređenju istih i različitih dužica

U svojim istraživanjima Daugman je pokazao da pri poređenju potpisa dužica Hammingova distanca nikada nije u opsegu od 0.25 do 0.35, pa korištenje praga u ovom opsegu bi proizvelo 100% tačnu performansu algoritma. Međutim, prirode dvije distribucije sa grafikona 3.3 dozvoljavaju da se izračunaju teorijske vjerovatnoće za pogrešno prepoznavanje i pogrešno odbacivanje u ovom opsegu. Ove vjerovatnoće su prikazane u sljedećoj tabeli.

Tabela 3.2 – Performanse Daugmanovog algoritma prikazane pomoću vjerovatnoću greške za nekoliko izabranih pragova [12]

Izbor praga	Vjerovatnoća pogrešnog prihvatanja	Vjerovatnoća pogrešnog odbacivanja
0.25	1 u 13.5 milijardi	1 u 1490
0.26	1 u 2.04 milijarde	1 u 2660
0.27	1 u 339 miliona	1 u 4850
0.28	1 u 60 miliona	1 u 9000
0.29	1 u 12 miliona	1 u 17100
0.30	1 u 2.4 miliona	1 u 32800
0.31	1 u 603000	1 u 64200
0.32	1 u 151000	1 u 128000
0.33	1 u 39800	1 u 260000
0.34	1 u 11500	1 u 536000
0.35	1 u 3630	1 u 1.12 miliona

Daugman je utvrdio da povećavajući prag, teorijska vjerovatnoća pogrešnog prihvatanja raste, dok se vjerovatnoća pogrešnog odbacivanja smanjuje. Pokazao je da je prag od 0.32 optimalan na osnovu ovih vjerovatnoća, mada on se može mijenjati u zavisnosti od sepcifičnosti aplikacije.

3.5.2 Težinska Euklidova distanca

Težinska Euklidova distanca (WED^2) se takođe može koristiti za poređenje potpisa dužica, posebno ako se potpisi sastoje od cjelobrojnih vrijednosti. Težinska Euklidova distanca daje mjeru koliko su slične vrijednosti između dva potpisa. Ovu metriku koristi Zhu [3] i definisana je sa

$$WED(k) = \sum_{i=1}^N \frac{(f_i - f_i^{(k)})^2}{(\delta_i^{(k)})^2}, \quad (3.16)$$

gdje je f_i i-ta karakteristika nepoznate dužice, $f_i^{(k)}$ karakteristika potpisa dužice k , a $\delta_i^{(k)}$ je standardna devijacija i-te karakteristike dužice k . Za nepoznati potpis dužice kažemo da odgovara potpisu dužice k , kada je WED minimalna za k .

² WED - Weighted Euclidean Distance

4. IMPLEMENTACIJA ALGORITMA I EKSPERIMENTALNI REZULTATI

Implementacija algoritma za biometrijsko prepoznavanje skeniranjem dužice oka izvršena je najvećim dijelom po uzoru na osnovni Daugmanov algoritam [12]. Takođe, korištena je Camus&Wildes metoda za selekciju mogućih koordinata centra dužice oka, dok je za detekciju kapaka korištena linearna Houghova transformacija [3]. Algoritam je implementiran u okruženju za numeričke proračune i programskom jeziku MATLAB (verzija 7.5.0 - R2007b).

U ovom poglavlju dat je pregled detalja implementacije algoritma, kao i statistička evaluacija, odnosno rezultati koji potvrđuju teorijska razmatranja opisana u prethodnim poglavljima.

Računar na kojem je algoritam testiran ima procesor *DualCore Intel Core 2 Duo E6300*, *1866 MHz* i *2 GB RAM*-a.

4.1 Detalji implementacije

Implementacija obuhvata procesiranje dvije vrste slika oka. Prva grupa obuhvata slike oka gdje se vidi cijela zjenica i dužica, bez preklapanja od strane kapaka ili trepavica. U drugu grupu spadaju slike gdje je dužica djelimično preklapljen kopcima i trepavicama.

Sam algoritam se može podijeliti na nekoliko koraka. Za svaku sliku oka rade se sljedeći koraci:

- Segmentacija dužice oka
- Normalizacija
- Filtriranje
- Kodovanje

Nakon što se slike koduju, računa se Hammingova distanca između dva kodovana potpisa i u zavisnosti od vrijednosti koja se dobije zaključuje se da li slike oka pripadaju istoj osobi ili ne.

Implementacija rješenja radi za slike u boji dimenzija 200*150 piksela. Odmah na početku algoritama slike u boji se konvertuju u sive slike, tako da za samo prepoznavanje osobe boja nije bitna.

4.1.1 Segmentacija dužice oka

Segmentacija dužice oka je urađena u okviru projektnog zadatka iz predmeta “Digitalna obrada slike” i detaljno opisana u [14].

Lokalizacija dužice oka se smatra najtežim dijelom algoritma za biometrijsko prepoznavanje na osnovu slike oka jer definiše unutrašnju i vanjsku granicu dužice oka koja se koristi za dalju analizu. To je prva faza u biometrijskom prepoznavanju skeniranjem dužice oka i služi za izolovanje dužice u digitalnoj slici oka. Regija dužice može biti aproksimirana sa dvije kružnice, jedna za dužica/beonjača granicu i druga za dužica/zjenica granicu. Kapci i trepavice obično narušavaju gornje i donje dijelove dužice oka. Zbog njih, potrebna je tehnika koja će pored lokalizacije dužice odstraniti i ova neželjena područja.

Za rješavanje problema segmentacije dužice oka sa slike oka izabran je Daugmanov integro-diferencijalni operator i Camus&Wildes metoda za selekciju mogućih koordinata centra dužice oka. Za odstranjivanje kapaka i trepavica korištena je Houghova transformacija.

Thresh.m je funkcija koja traži centralne koordinate zjenice i dužice kao i njihove poluprečnike. Izlaz iz ove funkcije je segmentirana slika oka. Koristi Camus&Wildes metodu da selektuje moguće koordinate centra. Ova metoda se sastoji od određivanja praga za koji se pretpostavlja da je maksimalan nivo svjetline zjenice. Nakon toga slijedi provjera da li je selektovana tačka lokalni minimum u prozoru od 3x3 piksela. Ove tačke su moguće koordinate centra dužice. Jednom kada je dužica detektovana, prelazimo na detekciju centra zjenice, tako što pretražujemo prozor od

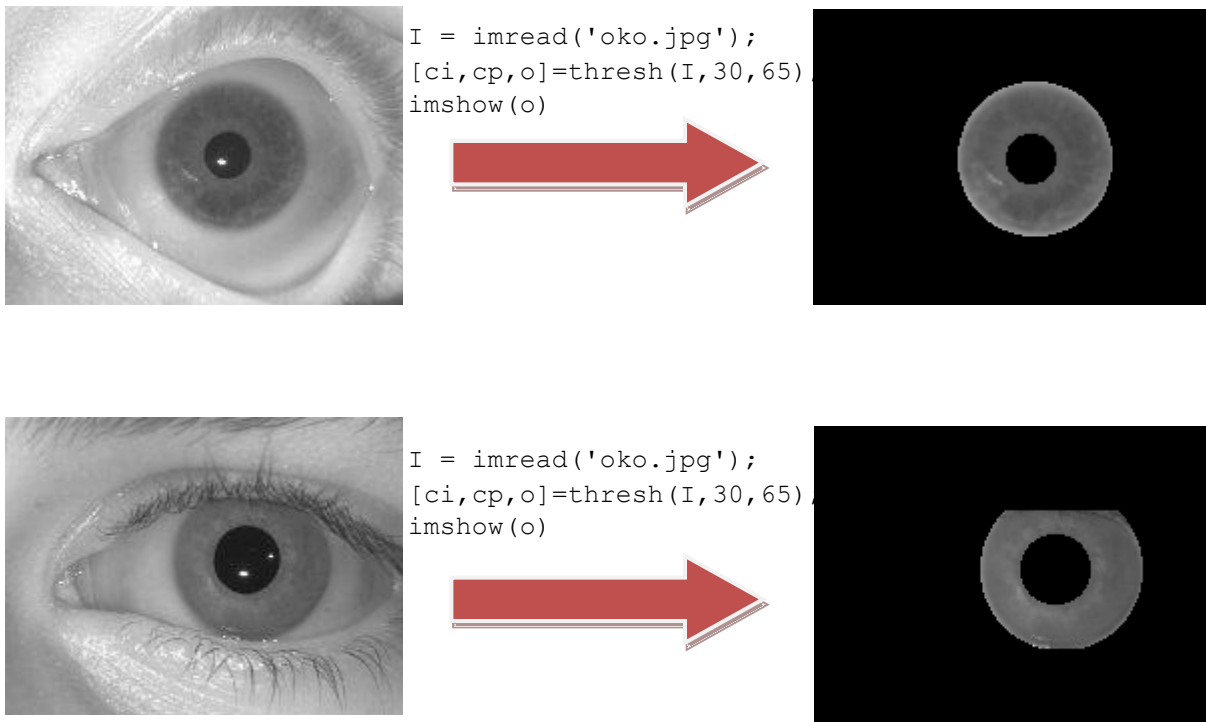
10x10 piksela u okolini centra dužice varirajući radijus dok se ne nađe maksimum (koristeći Daugmanov integrodiferencijalni operator).

ULAZI:

- **I**:slika za segmentaciju
- **rmin ,rmax**: minimalna i maksimalna vrijednost poluprečnika dužice

IZLAZI:

- **cp**: parametri[xc,tc,r] granica zjenice
- **ci**: parametri[xc,yc,r] granica dužice
- **out**: segmentirana slika



Slika 4.1 - Segmentacija slike oka bez i sa narušavanjem kopcima i trepavicama.

Parametri *thresh* funkcije, *rmin* i *rmax* su određene eksperimentalno i mogu da variraju u zavisnosti od slike, da bi segmentacija bila uspješnija.

Na samom početku, slika u boji se pretvara u sivu sliku.

```
I = rgb2gray(I);
```

Zatim se vrijednosti svjetlina slike zapisuju u double formatu.

```
I=im2double(I);
```

U promjenljivoj pimage čuva se originalna slika koja će poslije poslužiti za prikaz segmentirane slike.

```
pimage=I;
```

Zatim, odstranjujemo odsjaj koji se može javiti u zjenici. Pored računanja komplementa slike, koristi se i funkcija *imfill*. Funkcija *imfill* popunjava šupljine u ulaznoj slici. Šupljina je skup piksela pozadine kojima se ne može pristupiti popunjavajući pozadinu od ivica slike. U ovom slučaju šupljine su odsjaj koji je u komplementu slike crn. Nakon uklanjanja odsjaja, nad slikom se ponovo uradi komplement. Kao što se može primijetiti sa prethodnih slika, izlazna slika više nema onaj odsjaj koji je bio prisutan na originalnoj slici.

```
I=imcomplement(imfill(imcomplement(I),'holes'));
```

Sada je potrebno naći koordinate centra dužice. Kreiramo vektor kolonu elemenata slike koji su izabrani pragom. Pretpostavlja se da će vrijednost svjetline zjenice biti manja od 0.5.

```
rows=size(I,1);
cols=size(I,2);
[X,Y]=find(I<0.5);
s=size(X,1);
```

U sljedećoj for petlji skeniramo susjedstvo selektovanog piksela da bismo provjerili da li je on lokalni minimum. Ako nije, dodjeljuje mu se vrijednost NaN.

```
for k=1:s
    if(X(k)>rmin) & (Y(k)>rmin) & (X(k)<=(rows-rmin)) & (Y(k)<(cols-
rmin))
        A=I((X(k)-1):(X(k)+1),(Y(k)-1):(Y(k)+1));
        M=min(min(A));
        if I(X(k),Y(k))~=M
            X(k)=NaN;
            Y(k)=NaN;
        end
    end
end
```

Brišemo sve piksele koji nisu lokalni minimum (koji su postavljeni na NaN).

```
v=find(isnan(X));
X(v)=[];
Y(v)=[];
```

Zatim, brišemo sve piksele koji su tako blizu granice slike da nije moguće da budu koordinate centra. Vrijednost *rmin* je parametar funkcije *thresh* i u implementaciji je tipično korištena vrijednosti između 20 i 35.

```
index=find((X<=rmin)|(Y<=rmin)|(X>(rows-rmin)|(Y>(cols-rmin)));
X(index)=[];
Y(index)=[];
```

Ponovo računamo dimenzije nakon brisanja nepotrebnih elemenata.

```
N=size(X,1);
```

Definišemo dva niza *maxb* i *maxrad* u koje će se smjestiti maksimalna vrijednost zamućenja za svaku selektovanu centralnu tačku i odgovarajući poluprečnik. Zatim se nađe maksimalna vrijednosti zamućenja skeniranjem svih koordinata centra.

```
maxb=zeros(rows,cols);
maxrad=zeros(rows,cols);

for j=1:N
[b,r,blur]=partiald(I,[X(j),Y(j)],rmin,rmax,'inf',600,'iris');
    maxb(X(j),Y(j))=b;
    maxrad(X(j),Y(j))=r;
end
[x,y]=find(maxb==max(max(maxb)));
```

Nalaženje maksimalne vrijednosti zamućenja skeniranjem svih koordinata³:

```
ci=search(I,rmin,rmax,x,y,'iris');
```

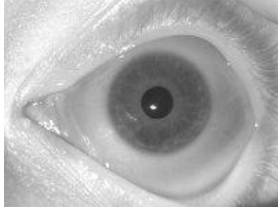

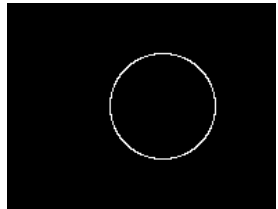
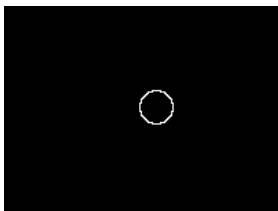
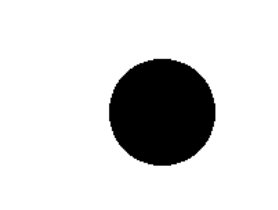

Sada je potrebno naći koordinate centra zjenice i njen poluprečnik tako što skeniramo prozor dimenzija 10*10 oko centra dužice.


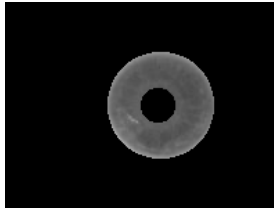
```
cp=search(I,round(0.1*r),round(0.8*r),ci(1)*scale,ci(2)*scale,
'pupil');
```

Koraci dobijanja konačne segmentirane slike koja nije narušena kopcima ni trepavicama prikazani su sljedećom tabelom:

³ Ostali m-fajlovi će biti naknadno detaljnije objašnjeni.


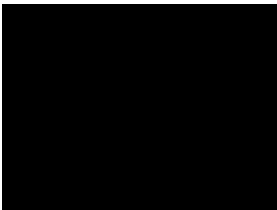
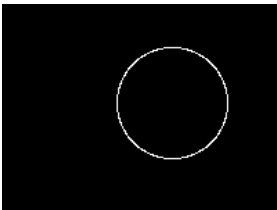
Tabela 4.1 – Koraci pri segmentiranju slike koja nije narušena kopcima ili trepavicama

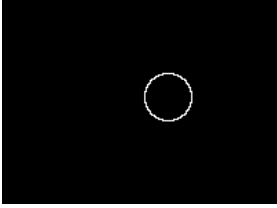





<code>pimage</code>	
<code>slika = zeros(150, 200);</code>	
<code>out1=drawcircle(slika,[ci(1), ci(2)],ci(3),600);</code>	
<code>out2=drawcircle(slika,[cp(1), cp(2)],cp(3),600);</code>	
<code>out1=1-imfill(out1,'holes');</code>	
<code>out2=imfill(out2,'holes');</code>	

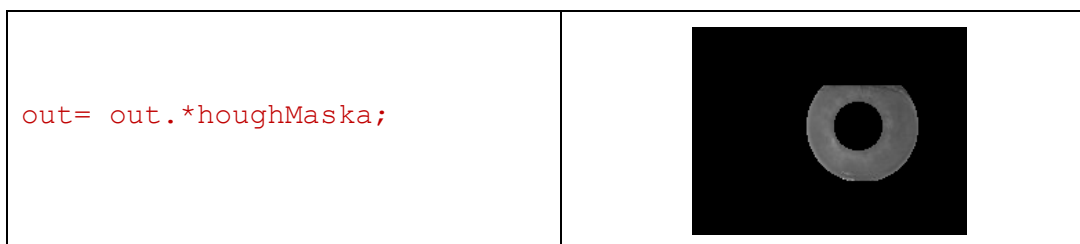
<pre>out = 1-xor(out1,out2);</pre>	
<pre>out = out.*pimage;</pre>	

Sliku koja je narušena kopcima i trepavicama potrebno je pomnožiti posebnom maskom koja se dobija linearnom Houghovom transformacijom da bi se odstranili neželjeni dijelovi. Koraci su prikazani sljedećom tabelom:

Tabela 4.2 – Koraci pri segmentiranju slike koja je narušena kopcima ili trepavicama

<pre>pimage</pre>	
<pre>slika = zeros(150, 200);</pre>	
<pre>out1=drawcircle(slika,[ci(1), ci(2)],ci(3),600);</pre>	

<pre>out2=drawcircle(slika,[cp(1), cp(2)],cp(3),600);</pre>	
<pre>out1=1-imfill(out1,'holes');</pre>	
<pre>out2=imfill(out2,'holes');</pre>	
<pre>out = 1-xor(out1,out2);</pre>	
<pre>out = out.*pimage;</pre>	
<pre>houghMaska = HoughKapci(I);</pre>	



Može se primijetiti da se pored funkcije *thresh*, prilikom segmentacije koriste još neke funkcije. Te funkcije su *partiald*, *lineint*, *search*, *drawcircle* i *houghKapci*.

Partiald izračunava parcijalni izvod integrala koji je normalizovan po kružnoj putanji, za svaki od kandidata za centre. Kako je sama slika digitalizovana i kvantizovana te ima samo ograničen broj vrijednosti na domenu u kojem je predstavljena, slijedi da je dovoljno izračunati sumu vrijednosti svjetlina po kružnim putanjama. Pomenuti proračun suma koje predstavljaju integral se izvodi funkcijom *lineint.m*

Lineint izvršava izračun zatvorenog integrala po kružnoj putanji. Ima mogućnost proračuna integrala, posebno za zjenicu, a posebno za dužicu, gdje se proračun za dužicu ne izvodi po cijeloj dužini zbog mogućeg preklapanja sa gornjim i donjim kapkom. Za slučaj da pomenuta putanja iskače iz domena slike, vrijednost integrala se automatski izjednačava sa 0.

Search izvršava finu pretragu centra zjenice, u susjednih 10x10 piksela centra dužice. Prilikom ove pretrage primjenjuje se identičan postupak, kao pri traženju centra dužice, pri čemu se pretrazi pomoću parcijalnog izvoda niza linijskih integrala podvrgava svih 10x10 piksela iz susjedstva centra dužice.

Drawcircle je funkcija koja na osnovu proslijeđenog centra dužice, radijusa i broja željenih stranica iscrtava krug na slici, koju proljeđuje na izlaz.

HoughKapci je funkcija, koja koristeći linearnu Houghovu transformaciju, daje za izlaz masku. Maska je zatim pomnožena sa slikom u kojoj je segmentirana dužica i dobija se konačna segmentirana slika u kojoj su odstranjeni i kapci i trepavice ukoliko ih je bilo u području dužice oka.

Na početku funkcije napravi se mapa ivica slike Cannyjevom metodom.



Slika 4.2 - Mapa ivica slike

Da bi se dobile samo horizontalne ivice slike koje su nam potrebne za segmentaciju kapaka, na prethodnu primijenjen je Sobel-ov metod detekcije ivica sa parametrom DIRECTION postavljenim na 'horizontal'. Dobijena je sljedeća slika:



Slika 4.3 - Detekcija horizontalnih ivica Sobelovim metodom

Sada se na ovu sliku može primijeniti Houghova transformacija. Ideja je sljedeća: primijeniti Houghovu transformaciju posebno na gornji i donji kapak, odnosno na gornju i donju polovinu slike. Kada primjenjujemo Houghovu transformaciju na gornju polovinu slike, pamtimo y koordinatu najniže tačke duži dobijenih transformacijom. Slično, kada primjenjujemo Hough-ovu transformaciju na donju polovinu slike, pamtimo y koordinatu najviše tačke duži dobijenih transformacijom.

Na osnovu y koordinata gornje i donje polovine slike pravi se odgovarajuća maska. Ova maska je dimenzija originalne slike i ona je iznad gornje i ispod donje y koordinate crna, dok je u sredini bijela. Maska je izlaz iz funkcije *houghKapci* i prikazana je na sljedećoj slici.



Slika 4.4 - Maska za odstranjivanje kapaka i trepavica

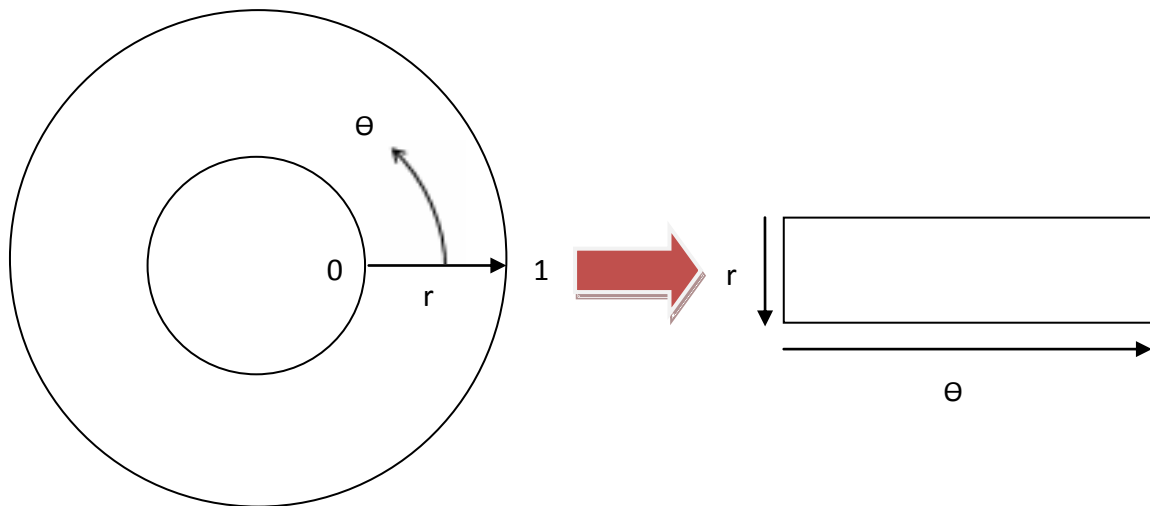
Vrijeme utrošeno na segmentaciju jedne slike oka je između 3 i 4 sekunde.

4.1.2 Normalizacija

Kao što je i ranije u radu naglašeno, proces normalizacije će proizvesti potpis dužice koji ima konstantne dimenzije, tako da će dvije fotografije iste dužice snimljene pod različitim uslovima imati iste karakteristike na istoj prostornoj lokaciji. Potrebno je naglasiti da zjenica nije uvijek koncentrična sa dužicom i da je često njen centar pomjeren u odnosu na centar dužice. Ova činjenica se mora uzeti u obzir pri normalizaciji dužice.

Implementacija normalizacije je pretežno bazirana na Daugmanovom algoritmu.

The homogenous rubber sheet model kojeg je izmislio Daugman preslikava svaku tačku unutar regije dužice u par polarnih koordinata (r, θ) gdje je r na intervalu $[0,1]$ i θ je ugao koji se nalazi na intervalu $[0,2\pi]$.



Slika 4.5 – Proces normalizacije

Funkcija *normaliseIris* vrši normalizaciju dužice oka.

ULAZI:

- **segmentedImage**: segmentirana slika
- **xIris**: x koordinata centra dužice oka

- **yIris:** y koordinata centra dužice oka
- **radiusIris:** poluprečnik dužice oka
- **xPupil:** x koordinata centra zjenice
- **yPupil:** y koordinata centra zjenice
- **radiusPupil:** poluprečnik zjenice
- **radialResolution:** radijalna rezolucija
- **angularResolution:** ugaona rezolucija

IZLAZI:

- **normalisedIris:** normalizovana dužica
- **mask:** maska koja predstavlja područja potpisa koja ne pripadaju dužici

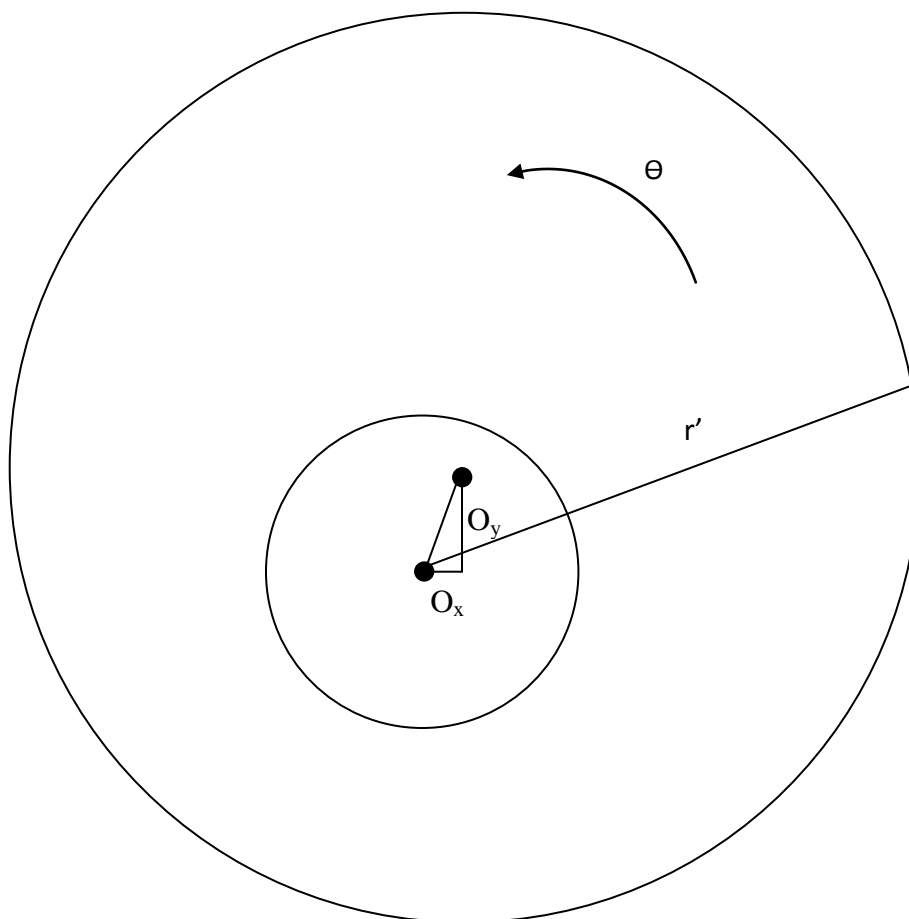
Centar zjenice se smatra kao referentna tačka dok radijalni vektori prolaze kroz regiju dužice kao što je prikazano na slici 4.6. Broj tačaka koji se biraju duž svake radijalne linije je određen radijalnom rezolucijom, dok je broj radijalnih linija koje idu kroz regiju dužice određen ugaonom rezolucijom. Pošto zjenica može biti nekoncentrična sa dužicom, potrebna je formula koja će skalirati tačke duž kruga u zavisnosti od ugla. Ova formula je data sa:

$$r' = \sqrt{\alpha\beta} + \sqrt{\alpha\beta^2 - \alpha + r_I^2} \quad (4.1)$$

$$\alpha = O_x^2 + O_y^2 \quad (4.2)$$

$$\beta = -\cos(\pi + \arctan \frac{O_x}{O_y} - \Theta) \quad (4.3)$$

Relativni pomjeraj centra zjenice od centra dužice oka dat je sa O_x i O_y , dok je r' udaljenost između centra zjenice i granice dužice sa beonjačom na uglu Θ uzduž regije i r_I je poluprečnik dužice.



Slika 4.6 – Radijalni vektori prolaze kroz regiju dužice da bi se izvršila normalizacija

Nakon oduzimanja poluprečnika zjenice od vrijednosti r' , konstantan broj tačaka se izabere duž svake radijalne linije, nezavisno od toga kolika je dužina za određeni ugao. Da bi se spriječilo da pikseli koji ne pripadaju regiji dužice budu u potpisu, prva dva reda piksela do zjenice se odstranjuju jer je primijećeno da ukoliko se ovo ne uradi pojavljuje se red crnih piksela maske u potpisu.

```
rPrim = real(sqrt(alpha).*beta + sqrt(alpha.*(beta.^2) - alpha +
iris_radius^2));
rPrim = rPrim - pupil_radius;

r = (0:1/(radialResolution+1):1)' * rPrim;

r = r(2:radialResolution+1,:);
```

Na ovaj način pronađene su koordinate piksela na osnovu radijalne i ugaone rezolucije. Sljedeći korak je pretvoriti ove koordinate u polarne.

```
xcos = ones(radialResolution, 1)*cos(theta);
xsin = ones(radialResolution, 1)*sin(theta);

xo = (r+radiusPupil).*xcos;
yo = (r+radiusPupil).*xsin;
```



```

xo = xPupil + xo;
yo = yPupil + yo;

```

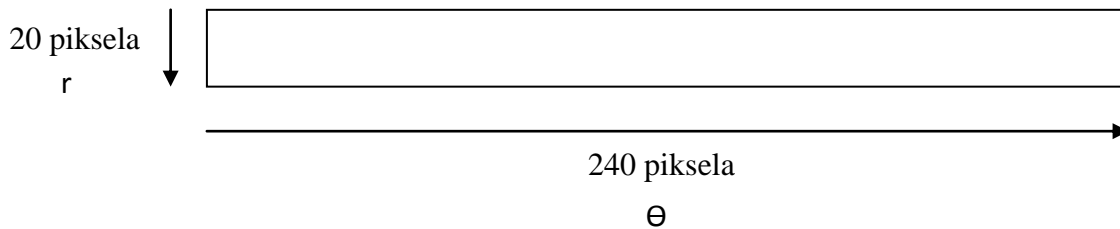
Zatim se na osnovu ovih koordinata pristupa pravljenju 2D potpisa kome je horizontalna dimenzija ugaona rezolucija, a vertikalna dimenzija radijalna rezolucija. Potpis sadrži nivoe svjetlina dužice iz segmentirane slike.

```

for i= 1:1:angularResolution;
    for j = 1:1:radialResolution
        normalisedIris(j,i) =
            segmentedImage(round(xo(j,i)), round(yo(j,i)));
    end
end
end

```

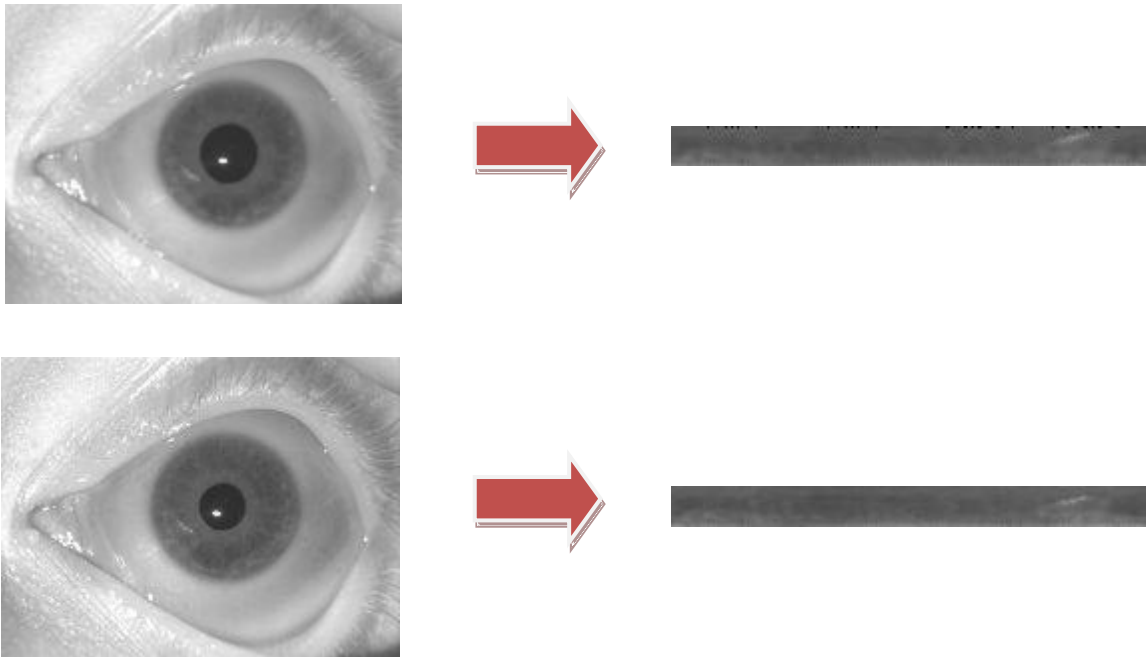
U implementaciji, potpis dužice je pravljen dimenzija 20x240 piksela.



Slika 4.7 – Dimenzije potpisa dužice

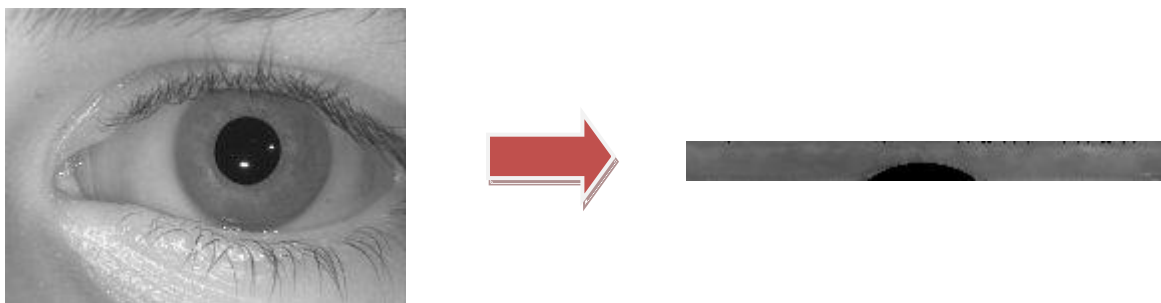
Pored samog potpisa, funkcija normalizacije za izlaz daje i masku koja u sebi sadrži označena mjesta (nulama) koja u potpisu ne pripadaju dužici. To su mjesta na području dužice oka koja su zaklonjena kopcima ili trepavicama i ta mjesta se neće uzimati u obzir prilikom poređenja dva kodovana potpisa. Na potpisu, ta područja su crne boje.

Primjeri normalizacije dužice oka dati su na sljedećim slikama.



Slika 4.8 - Primjeri normalizacije pri variranju veličine zjenice

Na slici 4.8 prikazana je normalizacija dvije slike oka iste dužice. Zjenica je manja na donjoj slici, ali normalizacija je ipak uspjela da skalira regiju dužice tako da ima konstantne dimenzije.



Slika 4.9 - Normalizacija slike oka narušene kopcima i trepavicama

Zbog prisustva kapaka u području dužice, primjenjuje se Houghov algoritam za odstranjivanje kapaka i zbog toga se u normalizovanom potpisu javlja regija crnih piksela.

Normalizacija jedne sementirane slike oka se izvrši za oko 0.09 sekundi.

4.1.3 Filtriranje

Zbog svojih povoljnih karakteristika i prednosti u odnosu na ostale filtre, u implementaciji rada korišten je Log-Gabor čiji je frekvencijski odziv dat sa formulom (3.13).

Filtriranje je implementirano tako što se vrši konvolucija normalizovanog potpisa dužice sa 1D Log-Gaborovim wavletima. Normalizovani 2D potpis je podijeljen na niz 1D signala, a zatim se vrši konvolucija ovih signala sa 1D Gaborovim waveletima. Redovi 2D normalizovanog potpisa se uzimaju kao 1D signali. Ugaoni pravac se uzima radije nego radijalni, koji odgovara kolonama u potpisu dužice, jer je maksimum međusobne nezavisnosti između bita potpisa u ugaonom pravcu. U kodu to izgleda na sljedeći način:

```
for r = 1:rows
    oneRow = normalisedIris(r,1:cols);
    rowfft = fft(oneRow);
    filteredIris(r,:) = ifft(rowfft.*logGabor);
end
```

Vrijednost koja je uzeta za propusni opseg σ je 18, dok je odnos $\sigma/f_0=0.5$.

Filtriranje jednog potpisa dužice se izvrši za oko 0.001 sekunde.

4.1.4 Kodovanje

Proces kodovanja proizvodi kodovani potpis koji se sastoji od bita koji nose značajne informacije. Ukupan broj bita u potpisu je ugaona rezolucija pomnožena sa radijalnom rezolucijom i sve pomnoženo sa 2.

Nakon filtriranja potpisa Log-Gaborovim filtrom, potpis dužice se sastoji od kompleksnih vrijednosti. Primjer dijela filtriranog potpisa dužice dat je na sljedećoj slici.

	1	2	3	4	5
1	0.0021 - 0.0071i	0.0041 - 0.0061i	0.0057 - 0.0043i	0.0064 - 0.0018i	0.0059 + 0.0005i
2	0.0002 - 0.0015i	0.0009 - 0.0015i	0.0016 - 0.0010i	0.0019 - 0.0003i	0.0018 + 0.0004i
3	-0.0033 - 0.0006i	-0.0034 - 0.0011i	-0.0035 - 0.0019i	-0.0030 - 0.0030i	-0.0020 - 0.0037i
4	-0.0023 - 0.0005i	-0.0022 - 0.0006i	-0.0021 - 0.0007i	-0.0021 - 0.0008i	-0.0022 - 0.0011i
5	-0.0023 - 0.0026i	-0.0018 - 0.0033i	-0.0007 - 0.0041i	0.0012 - 0.0044i	0.0033 - 0.0032i
6	-0.0013 - 0.0009i	-0.0011 - 0.0028i	0.0010 - 0.0044i	0.0043 - 0.0036i	0.0060 - 0.0005i
7	0.0057 + 0.0059i	0.0036 + 0.0082i	0.0000 + 0.0099i	-0.0046 + 0.0089i	-0.0074 + 0.0055i
8	0.0078 + 0.0033i	0.0069 + 0.0066i	0.0038 + 0.0098i	-0.0010 + 0.0106i	-0.0050 + 0.0087i
9	0.0080 + 0.0051i	0.0059 + 0.0079i	0.0025 + 0.0100i	-0.0018 + 0.0101i	-0.0052 + 0.0081i
10	0.0097 + 0.0042i	0.0074 + 0.0074i	0.0041 + 0.0095i	0.0002 + 0.0100i	-0.0031 + 0.0089i

Slika 4.10 - Dio filtriranog potpisa dužice

Binarne vrijednosti se dobijaju tako što se za svaku realnu i imaginarnu vrijednost u ćeliji ispituje da li je manja ili veća od nule. Od jedne ćelije u kojoj se nalazi kompleksna vrijednost dobiće se dvije sa binarnim vrijednostima, tako da će potpis dužice nakon kodovanja imati duplo više kolona nego nakon filtriranja. Prvo se ispituje realna vrijednost. Ukoliko je ona veća ili jednaka od nule, onda se u novu matricu upisuje jedinica. U suprotnom, upisuje se nula. Slično, ako je imaginarna vrijednost veća ili jednaka od nule, u sljedeću novu kolonu se upisuje jedinica. U suprotnom upisuje se nula.

U kodu to izgleda na sljedeći način:

```
[rows cols] = size(filteredIris);

step = 0;

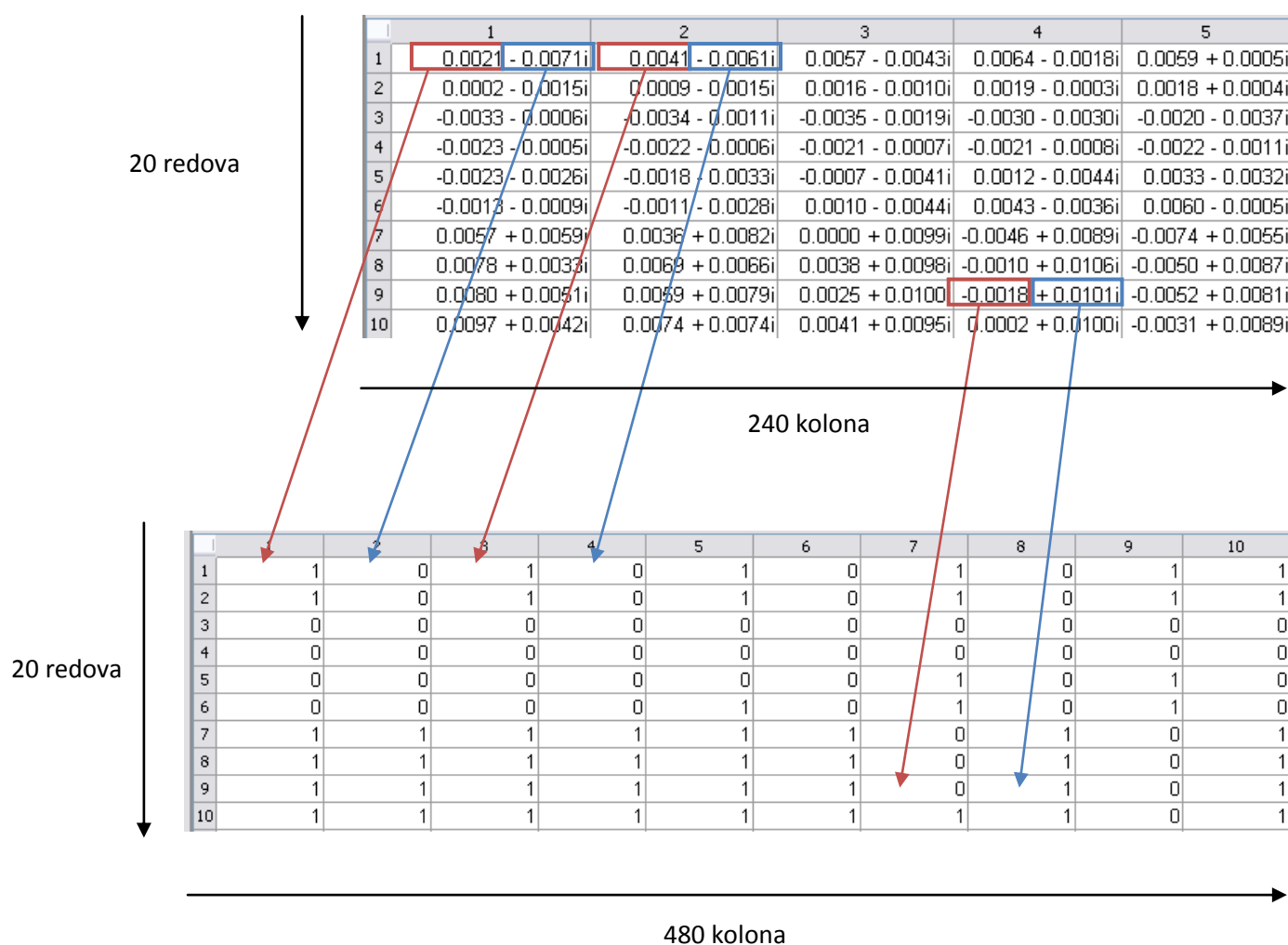
for i=1:rows
    for j = 1:cols
        if(real(filteredIris(i,j))>=0)
            template(i,j+step) = 1;
        else
            template(i,j+step) = 0;
        end

        if(imag(filteredIris(i,j))>=0)
            template(i, j+step+1) = 1;
        else
            template(i, j+step+1) = 0;
        end

        step = step +1;
    end

    step = 0;
end
```

Proces kodovanja filtriranog potpisa dužice prikazan je na sljedećoj slici.



Slika 4.11 - Kodovanje potpisa dužice

Kodovanje jednog filtriranog potpisa dužice traje oko 0.0053 sekunde.

4.1.5 Poređenje potpisa dužica

Za poređenje i podudaranje potpisa, Hammingova distanca je izabrana kao metrika za prepoznavanje jer je neophodno bit po bit poređenje. Ovaj algoritam uključuje i upotrebu maski, tako da se jedino značajni biti koriste u izračunavanju Hammingove distance između dva potpisa dužice dok se ostali biti odbacuju (na primjer

biti koji pripadaju kopcima ili trepavicama). Prilikom izračunavanja Hammingove distance, jedino oni biti koji odgovaraju '1' bitima u maskama oba potpisa će biti uzeti u obzir pri izračunavanju. Na taj način, Hammingova distanca će biti izračunata koristeći jedino bite koji stvarno pripadaju regiji dužice. Formula po kojoj se računa Hammingova distanca je data sa

$$HD = \frac{1}{|M*N|} \sum_{j=1}^N A_j \oplus B_j * M_j * N_j \quad (4.4)$$

gdje su M i N su odgovarajuće maske za potpise A i B , a N je broj bita u svakom potpisu. $|M * N|$ predstavlja broj bita u maskama M i N koji imaju vrijednost 1 u obje maske.

Teorijski, dva potpisa koji su dobijeni od iste dužice, trebalo bi da imaju Hammingovu distancu 0.0, no u praksi se to neće dogoditi. To se dešava jer normalizacija nije savršena, kao i zbog postojanja šuma. Zbog toga, Hammingova distanca dva potpisa dobijena od iste dužice u praksi će imati veću vrijednost od 0.0.

Da bi se izbjegli problemi pri rotaciji dužice, prilikom računanja Hammingove distance između dva potpisa dužice, jedan potpis se šiftuje lijevo i desno za određen broj bita. Hammingova distanca se računa između fiksnog potpisa i šiftovanog i uzima se najmanja vrijednost Hammingove distance jer ona predstavlja najbolje poklapanje između potpisa. Konkretno, u implementaciji algoritma jedan potpis se šiftuje lijevo i desno do 8 bita. Tako da se ukupno vrši 16 šiftovanja potpisa. U kodu to izgleda na sljedeći način:

```
minHamming = 1;
for shift = -8:8

    template2Shift = shiftBits(template2, shift);

    xorMatrix = (xor(template1, template2Shift) & mask1) &
mask2;
    hammingDistance = sum(sum(xorMatrix))/(sum(sum(mask1 &
mask2)));

    if (minHamming > hammingDistance)
        minHamming = hammingDistance;
    end

end

hammingDistance = minHamming;
```

Računanje Hammingove distance između dva kodovana potpisa dužice traje oko 0.018 sekundi, dok cijeli postupak poređenja dvije slike oka traje oko 8 sekundi.

4.2 Statistička evaluacija

U praktičnom dijelu diplomskog rada korištena je baza podataka slika očiju 25 ljudi i ukupno 1000 slika [15]. Svakom čovjeku snimljeno je lijevo i desno oko u 20 primjeraka. Kamera koja je korištena za dobijanje ovih slika je **ISG LightWise LW-1.3-S-1394**. Ova kamera omogućava visoke performanse slikanja u infracrvenom spektru sa 1.3 mega-pixelsa i 30 FPS. Slike su rezolucije 1280 x 960 piksela, a za potrebe algoritma su reskalirane na rezoluciju 200 x 150 piksela.

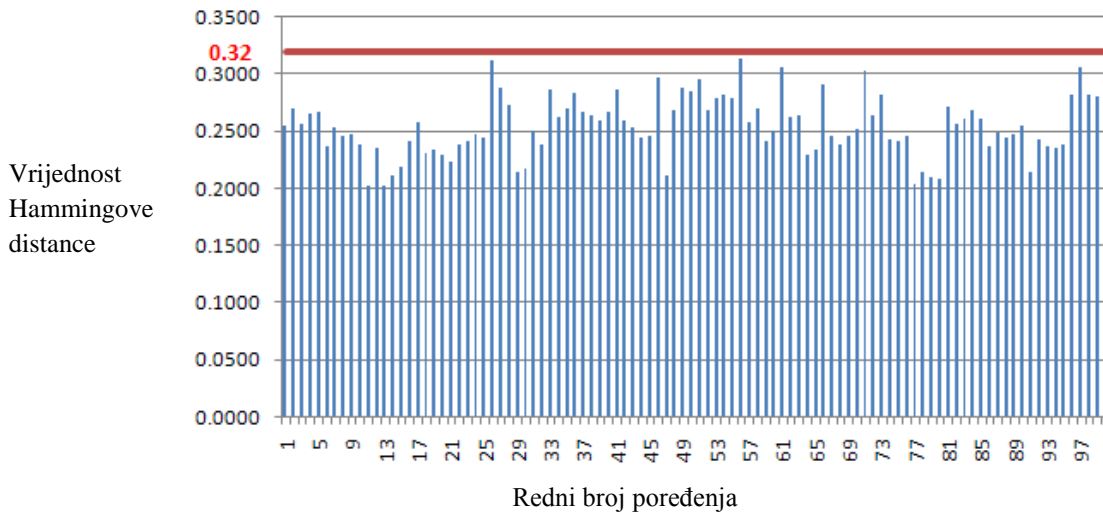
Statistika ima više aspekata. S jedne strane, vršeno je poređenje različitih slika istog oka (bez i sa narušavanjem od strane kapaka i trepavica), poređenje slika oka različitih ljudi, dok je s druge strane simulirana pretraga baze podataka da bi se izvršila identifikacija osobe čija je slika oka. Potrebno je naglasiti da su poređenja i identifikacija osobe vršena na slikama koje je algoritam dobro segmentirao. O problemima koji su se javljali pri segmentaciji biće riječi nešto kasnije.

4.2.1 Poređenje različitih slika istog oka

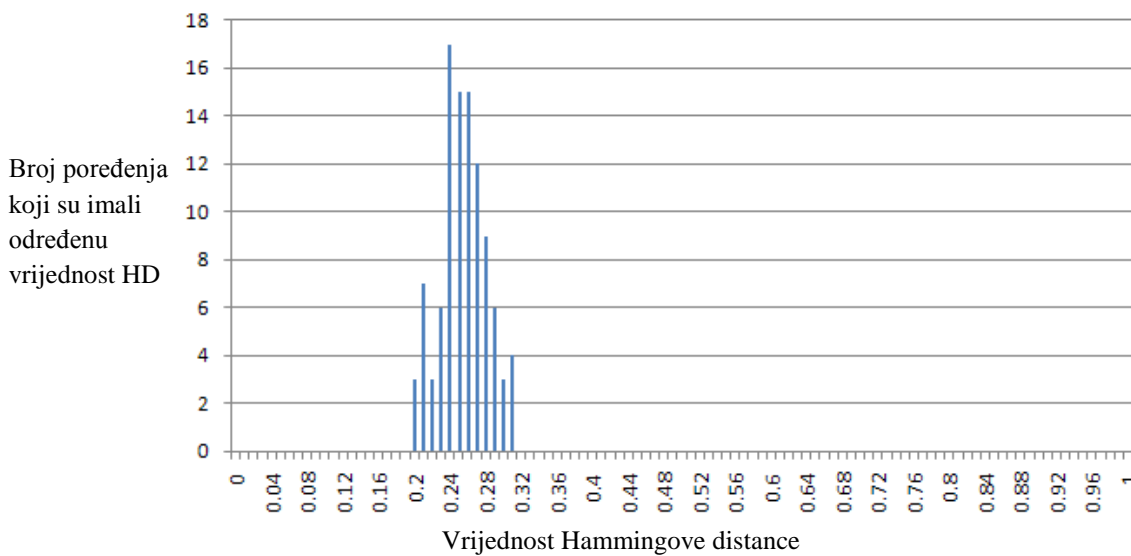
Da bi se izvršilo poređenje različitih slika istog oka izabrana je prva osoba u bazi slika i njeno lijevo oko. Zatim je grupa od 20 slika odabranog oka podijeljena slučajnim izborom na dva dijela po 10 slika i između te dvije grupa slika vršeno je poređenje. Na ovaj način obezbijeđeno je da se uvijek vrši poređenje različitih slika istog oka i izbjegnuta situacija u kojoj se poredi dvije identične slike oka što ne odgovara realnoj situaciji. Zanimljivo je primijetiti da pri poređenju dvije slike oka koje pripadaju lijevom i desnom oku iste osobe ne dobije informacija da se radi o istoj osobi jer su ove dužice različite iako pripadaju istoj osobi. Zbog te činjenice, pri ovom testiranju moralo se opredijeliti za jedno od dva oka i na osnovu slika jednog oka vršiti ispitivanja da li će algoritam prepoznati da se radi o istoj osobi.

Pošto je vršeno poređenje između dvije grupe od po 10 slika oka, ukupno je izvršeno 100 poređenja različitih slika istog oka. Algoritam je pokazao 100%-tnu efikasnost i u svakom poređenju prepoznao da se radi o istoj osobi. Slike očiju ove osobe nisu bile narušene ni kopcima ni trepavicama.

Dobijeni rezultati Hammingove distance za 100 poređenja dati su u sljedećim grafikonima. Napomenimo još jednom da ukoliko je Hammingova distanca manja od vrijednosti 0.32 algoritam će javiti da se radi o istoj osobi.



Slika 4.12 - Prikaz vrijednosti Hammingove distance za svako od 100 poređenja



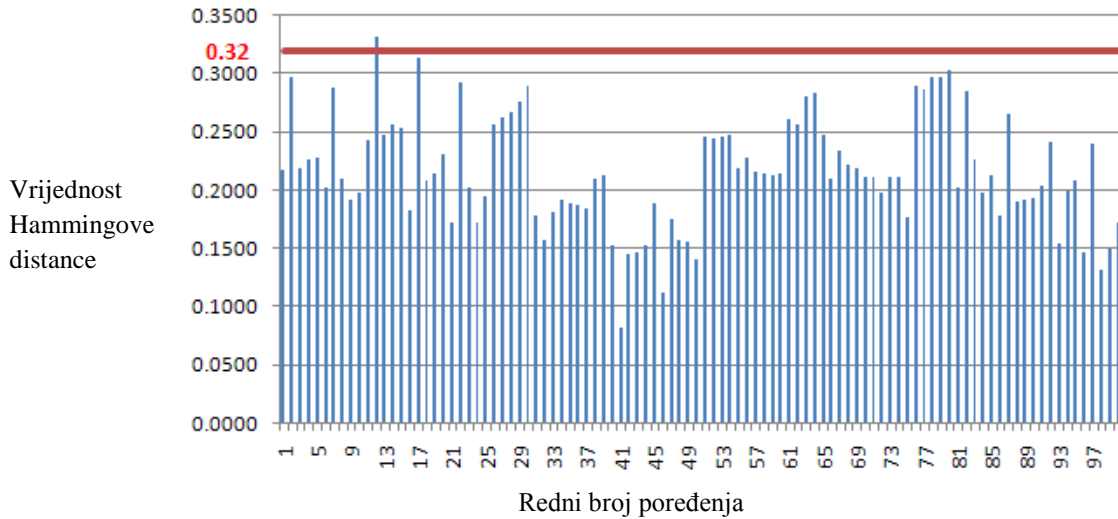
Slika 4.13 - Grafikon koji prikazuje na x-osi moguće vrijednosti Hammingove distance (od 0 do 1), a na y-osi broj poređenja koji su imali određenu vrijednost Hammingove distance

Prosječna vrijednost Hammingove distance u 100 poređenja je **0.2546**, minimalna **0.2017**, a maksimalna **0.3134**.

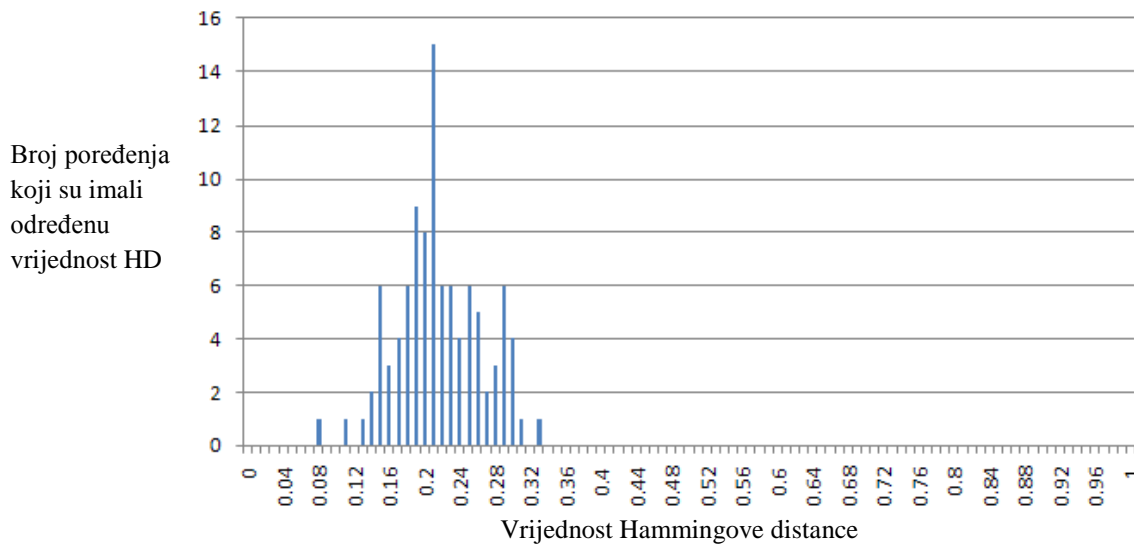
Pored ove vrste statistike, napravljena je i statistika koja poredi različite slike istog oka, ali pri tome slike su narušene kopcima i trepavicama. Kao i u prethodnom slučaju, vršeno je poređenje između dvije grupe od po 10 slika istog oka, tako da je ukupno izvršeno 100 poređenja različitih slika istog oka. Algoritam je pokazao 99%-tnu efikasnost jer u jednom slučaju nije prepoznao da se radi o istoj osobi (Hammingova

distanca je bila iznad 0.32). Pretpostavka je da je razlog neuspjeha jednog poređenja niska rezolucija ulaznih slika oka.

Dobijeni rezultati Hammingove distance za 100 poređenja dati su na sljedećim slikama.



Slika 4.14 - Prikaz vrijednosti Hammingove distance za svako od 100 poređenja



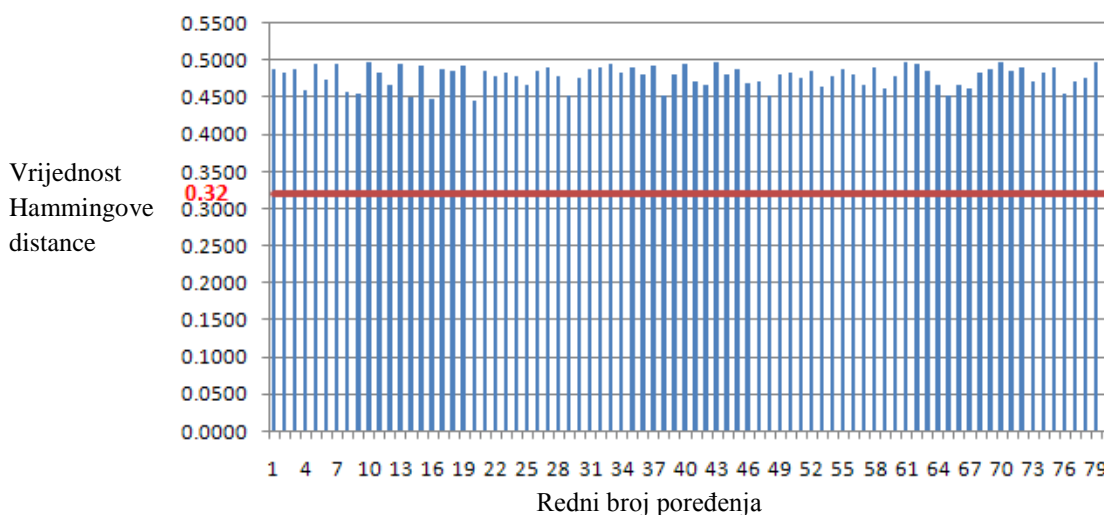
Slika 4.15 - Grafikon koji prikazuje na x-osi moguće vrijednosti Hammingove distance (od 0 do 1), a na y-osi broj poređenja koji su imali određenu vrijednost Hammingove distance

Prosječna vrijednost Hammingove distance u ovih 100 poređenja je **0.2162**, minimalna **0.0819**, a maksimalna **0.3321**.

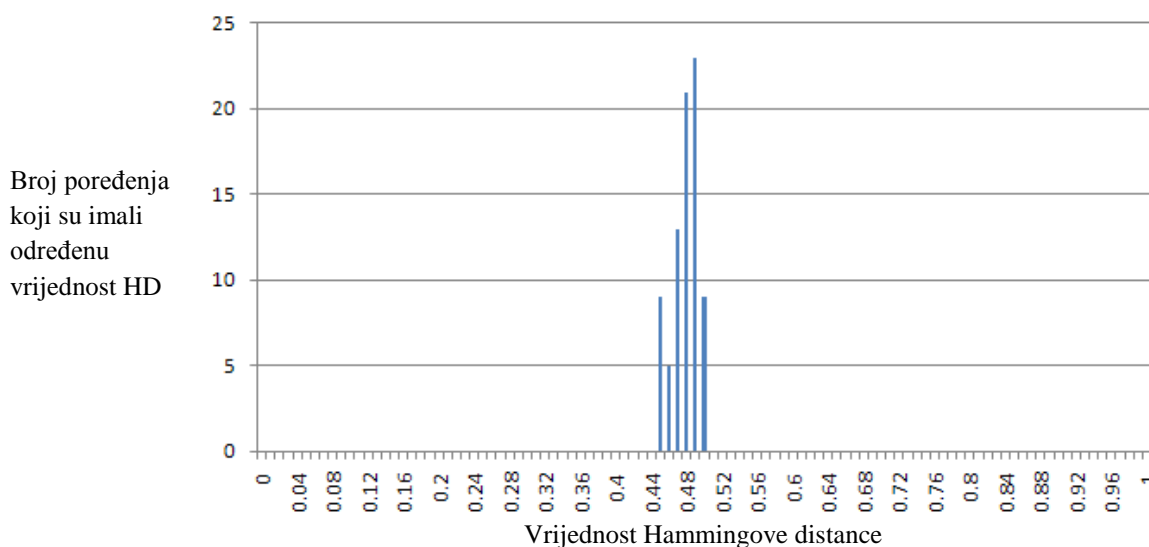
4.2.2 Poređenje slika različitih očiju

Pri poređenju slika različitih očiju urađeno je 80 poređenja i pri tome je korišteno 18 različitih slika. Pošto su lijeva i desna dužica iste osobe različite, u tih 18 slika bile su i po dvije dužice iste osobe (lijeva i desna) jer algoritam i njih prepoznaje kao različite. Pri ovom poređenju, algoritam je pokazao 100%-tnu tačnost.

Dobijeni rezultati Hammingove distance za ovih 80 poređenja različitih dužica prikazani su sljedećim slikama.



Slika 4.16 - Prikaz vrijednosti Hammingove distance za svako od 80 poređenja različitih dužica



Slika 4.17 - Grafikon koji prikazuje na x-osi moguće vrijednosti Hammingove distance (od 0 do 1) prilikom poređenja dužica različitih očiju, a na y-osi broj poređenja koji su imali određenu vrijednost Hammingove distance

Prosječna vrijednost Hammingove distance u ovih 80 poređenja je **0.4788**, minimalna **0.4454**, a maksimalna **0.4977**.

Dobijene vrijednosti su očekivane i odgovaraju teorijskim razmatranjima koja kažu da prilikom poređenja dužica različitih očiju očekivana Hammingova distanca je oko 0.5. Ova Hammingova distanca proizilazi iz činjenice da pri poređenju pojedinačnih bita različitih dužica jednaka je vjerovatnoća da će oni biti isti ili ne i iznosi 0.5.

4.2.3 Identifikacija osobe

U ovoj vrsti statistike izvršena je simulacija identifikacije osobe pomoću dužice oka. Baza je sadržala slike 17 dužica, po jednu od svake. Među ovim slikama nalazile su se i slike obe dužice jedne osobe jer su one različite i statistički nezavisne. Tri različite slike od svake dužice koje se ne nalaze u bazi od 17 slika su poređene sa slikama iz baze i cilj je bio da se pri pretrazi baze nađe odgovarajuća dužica koja odgovara ulaznoj i na taj način se identifikuje osoba.

U eksperimentu je bilo ukupno 51 ulaznih slika dužice i algoritam je uspio u 50 slučajeva identifikovati pravu osobu. Dakle, algoritam se pokazao ispravan u 98% slučajeva.

Kod za pretragu slika radi identifikacije osobe se nalazi u fajlu *findPerson.m*. Cilj je učitati sve slike .jpg formata koje se nalaze u određenom folderu i uporediti ulaznu sliku sa učitanim. Karakteristični podaci o dužici, ulaznoj i od onih učitanih, (naziv, potpis i maska) se smiještaju u strukturu.

```
jpegFiles = dir('*.jpg');  
  
[imageTemplate, imageMask] = createIrisTemplate(image);  
  
for k = 1:length(jpegFiles)  
  
    data = imread(jpegFiles(k).name);  
    [template, mask] = createIrisTemplate(data);  
    imageDatabase(k) = struct('filename', jpegFiles(k).name,  
    'template', template, 'mask', mask);  
  
end
```

Najmanja Hammingova distanca pri poređenju sa svakom slikom od 17 slika iz baze je identifikator da se radi o traženoj osobi. Algoritam je napravljen tako da ne uzima u obzir graničnu Hammingovu distancu od 0.32 nego samo najmanju, bez obzira da li je ona manja ili veća od 0.32. Naziv slike dužice koja pripada traženoj osobi se smiješta u promjenljivu *name* i ona je izlaz iz funkcije, kao i identifikacija osobe.

```

minDistance = 1;

for k = 1:length(jpegFiles)
    distance = getHammingDistance(imageTemplate,imageMask,
    imageDatabase(k).template, imageDatabase(k).mask);

    if distance ~= 0 && (distance < minDistance)
        name = imageDatabase(k).filename;
    end

    if distance < minDistance && distance~=0
        minDistance = distance;
    end

end

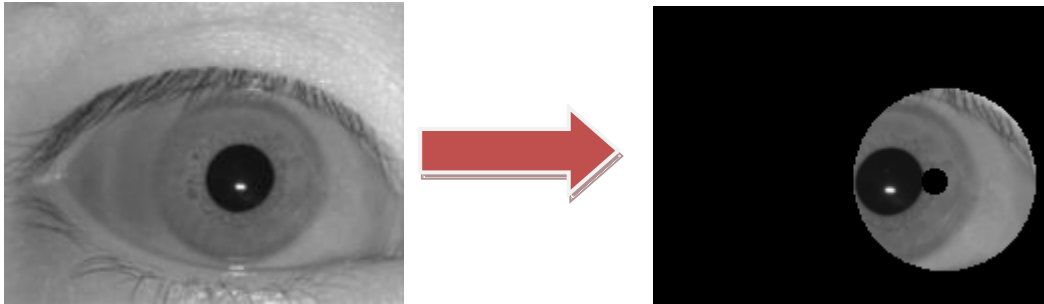
```

Od 51 poređenja, 5 je imalo Hammingovu distancu veću od 0.32, ali u 4 slučaja od ovih 5 identifikacija je urađena korektno. Pretpostavka je da je razlog neuspjeha niska rezolucija ulaznih slika oka.

4.2.4 Primjeri neuspjele segmentacije

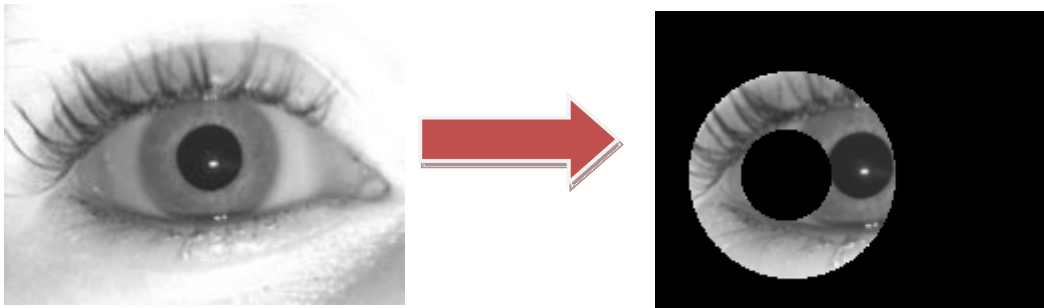
Kao što je već ranije naglašeno, statistička evaluacija je rađena na slikama koje su uspješno segmentirane. Pojedine slike nisu uspješno segmentirane prvenstveno zbog lošeg kontrasta između beonjače i dužice, previše naglašenih trepavica ili zbog karakterističnih šara na dužici koje su „zbunile“ algoritam za segmentaciju.

Loš kontrast između beonjače i dužice može dovesti do toga da algoritam za segmentaciju kao granicu dužica/beonjača uzme neku od šara na dužici jer su one naglašenije od prave granice dužica/beonjača. Na sljedećoj slici se može vidjeti tipičan primjer lošeg kontrasta između beonjače i dužice.



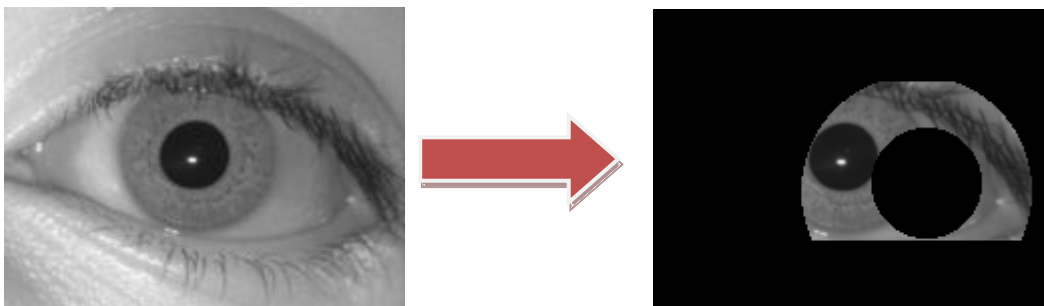
Slika 4.18 - Neuspjela segmentacija usljed lošeg kontrasta između beonjače i dužice

Previše naglašene i crne trepavice su takođe jedan od razloga neuspjele segmentacije. Granica između trepavica i beonjače je sa većim kontrastom od granice između beonjače i dužice i zbog toga algoritam griješi i od granice sa većim kontrastom misli da je ona između beonjače i dužice. U skladu sa tim, i granica dužica/zjenica se pogrešno izračunava.



Slika 4.19 - Neuspjela segmentacija usljed previše naglašenih trepavica

Previše naglašene i karakteristične šare na dužici takođe mogu dovesti do pogrešne segmentacije.



Slika 4.20- Neuspjela segmentacija usljed previše naglašenih i karakterističnih šara na dužici

5. ZAKLJUČAK

Jedan poznati primjer prepoznavanja osobe pomoću njene dužice je fotografija National Geographic-ovog fotografa Stevea McCurry-a, "Afghan girl". Godine 1984. je fotografisao djevojčicu Sharbat Gulu koja je tada imala 12 godina. Fotografisao ju je u izbjegličkom kampu u Pakistanu i proslavio se sa tom fotografijom. Dugo poslije je tražio subjekt svoje fotografije, da bi 18 godina poslije ponovo u zabačenom dijelu Afganistana fotografisao sada odraslu ženu, koja je prepoznata zahvaljujući svojim karakteristiknim dužicama.



Slika 5.1 - "Afghan girl". 1984. i 18 godina kasnije

Poredeći slike iz 1984. i 2002. godine, dobijena je Hammingova distanca od 0.24 za lijevo oko i 0.31 za desno oko i time je dokazano da se radi o istoj osobi. Vjerovatoća da je algoritam za identifikaciju pogriješio je $1:10^{15}$ za lijevo oko i $1:6\ 000\ 000$ za desno oko. Časopis National Geographic je prihvatio ovaj zaključak da se radi o istoj osobi i objavio to 2002. godine [16].

Prepoznavanje osobe skeniranjem dužice oka ima svoje prednosti i nedostatke, ali je u svakom slučaju jedna od najsigurnijih biometrijskih metoda. Prednosti su da je oko dobro zaštićen ljudski organ, dužica se tokom ljudskog života ne mijenja kao ostale karakteristike i SVAKO ima drugačije uzorke dužice. Za dobro prepoznavanje dovoljno je 30 - 40 % slike dužice, mala je vjerovatnoća pogrešnog prepoznavanja i algoritam koji obrađuje sliku je vrlo brz. Razne prevare se mogu otkriti zahvaljujući konstantnim promjenama veličine zjenice.

Sigurnost nekih biometrijskih metoda raspoznavanja se može usporediti sljedećom tabelom.

Tabela 5.1 – Vjerovatnoća lažnog prihvatanja za razne metode identifikacije

Metoda	Vjerovatnoća pogrešnog prepoznavanja
Dužica	1:1 200 000
Otisak prsta	1: 1000
Oblik ruke	1: 700
Lice	1: 100
Potpis	1: 100
Glas	1: 30

Negativne strane ne nadmašuju pozitivne. Glavni problemi su što je dužica relativno mala pa se mora fotografisati iz velike blizine (1 metar ili manje). Kod slikanja može biti problem odsjaj od svjetla jer se dužica nalazi iza mokre prozirne reflektujuće površine. Također je potrebna velika saradnja subjekta kod akvizicije slike. Zbog svega toga ova metoda ima karakteristična područja upotrebe gdje je potreban izuzetno visok stepen sigurnosti. Iako se pojavljuju novi pristupi i prijedlozi, nitko još nije uspio nadmašiti učinkovitost Daugmanovog algoritma.

Ova metoda, kao i sve ostale, nije 100% pouzdana. Grupa njemačkih istraživača je uspjela prevariti jednu od komercijalnih verzija uređaja za prepoznavanje tako što su visokokvalitetnu sliku oka ispisali pomoću štampača visoke rezolucije (2400x1200 dpi), te u sredini probušili rupu. Tako je uređaj za dobijanje slike dužice vidio “živu” dužicu [1]. U stvarnom životu se to ne bi moglo lako izvesti jer je potrebna skupa oprema, a i nije moguće dobiti tako kvalitetnu sliku nečijeg oka bez znanja te osobe. Pretpostavka je da algoritam za prepoznavanje nije koristio metodu detektovanja promjena veličine zjenice, pa zbog toga nije prepoznao da se radi o slici oka.

LITERATURA

- [1] Boris Babić, *Biometrija – prepoznavanje pomoću dužice oka*, Fakultet organizacije i informatike Sveučilište u Zagrebu, 2004.
- [2] John Daugman, *Iris recognition border-crossing system in the UAE*, University of Cambridge and Imad Malhas, 2004.
- [3] Libor Masek, *Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification*, The University of Western Australia, 2003.
- [4] Miroslav Bača, Markus Schatten, Tonimir Kišasondi, *Identifikacija dužice - od SF-a do primjene*, 2006.
- [5] Marko Cafuta, Marko Šarlija, Igor Vasiljević, Borislav Zorić, *Prepoznavanje osoba pomoću dužice oka*, Fakultet elektrotehnike i računarstva Sveučilište u Zagrebu, 2007.
- [6] <http://www.oki.com/en/press/2005/z05049e-2.html>, posjećeno: novembar 2009.
- [7] <http://www.panasonic-solutions.co.il/index.php?page=bmet330>, posjećeno: novembar 2009.
- [8] <http://www.lgiris.com/ps/products/irisaccess4000.htm>, posjećeno: novembar 2009.

-
- [9] <http://www.lgiris.com/ps/products/previousmodels.htm>, posjećeno: novembar 2009.
- [10] <http://www.lgiris.com/ps/products/previousmodels/ia3k/eou3000.htm>, posjećeno: novembar 2009.
- [11] <http://www.iriscan.com/products.php?page=4>, posjećeno: novembar 2009.
- [12] John Daugman, *High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, pp. 1148–1161, novembar 1993.
- [13] John Daugman, *How Iris Recognition Works*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for video technology, vol. 14, pp. 21–30, januar 2004.
- [14] Jasmina Smailović, Milan Todorović, *Segmentacija dužice oka*, projekat u okviru predmeta Digitalna obrada slike, Elektrotehnički fakultet, Banjaluka, 2009.
- [15] <http://www.irisbase.com/freedownload.htm>, posjećeno: juni 2009.
- [16] <http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/afghan.html>, posjećeno: decembar 2009.
- [17] Dr. Mohamed A. Hebaishy, *MATLAB Source Code - Optimized Daugman's Algorithm for Iris Localization*
- [18] Libor Masek, Peter Kovesi. *MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns*. The School of Computer Science and Software Engineering, The University of Western Australia. 2003.