

UNIVERZA V LJUBLJANI  
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Gorazd Vrčec

**SISTEM ZA VERIFIKACIJO OSEBE  
NA PODLAGI ŠARENICE**

Diplomska naloga  
na visokošolskem strokovnem študiju

Mentor: doc. dr. Peter Peer

Ljubljana, 2008

Rezultati diplomskega dela so intelektualna lastnina Fakultete za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani. Za objavlanje ali izkoriščanje rezultatov diplomskega dela je potrebno pisno soglasje Fakultete za računalništvo in informatiko ter mentorja.

*Besedilo je oblikovano z urejevalnikom besedil L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X.*

Namesto te strani **vstavite** original izdane teme diplomskega dela s podpisom mentorja in dekana ter žigom fakultete, ki ga diplomant dvigne v študentskem referatu, preden odda izdelek v vezavo!



# Zahvala

Prva in glavna zahvala gre mentorju doc. dr. Petru Peeru, ki je zaslužen za idejo te diplomske naloge. Prav tako se mu zahvaljujem za pomoč pri zasnovi, razvoju, koristnih informacijah in spremljanju napredka pri izdelavi diplomske naloge ter porabljenem času, ki ga ni bilo malo.

Zahvala gre tudi Kitajski akademiji znanosti, Inštitutu za avtomatiko, za uporabljeno slikovno zbirko očes CASIA, ki je bila v diplomski nalogi uporabljena za razvojne in testne namene.

Posebna zahvala gre mojim domačim, posebej staršem, ki so mi tekom študija in ob izdelavi diplomske naloge stali ob strani in mi pomagali po najboljših močeh.



*Diplomsko nalogo posvečam svojim staršem*



# Kazalo

<b>Povzetek</b>	<b>1</b>
<b>1 Uvod</b>	<b>3</b>
1.1 Biometrični sistemi . . . . .	3
1.2 Anatomija očesa . . . . .	4
1.3 Identifikacija proti verifikaciji . . . . .	5
1.4 Natančnost biometričnih postopkov . . . . .	6
1.5 Kaj je verifikacija na podlagi šarenice? . . . . .	7
1.6 Načela algoritma prepoznavanja . . . . .	8
1.7 Uporaba algoritmov prepoznavanja šarenice . . . . .	9
<b>2 Biometrija na osnovi šarenice danes</b>	<b>11</b>
2.1 Sorodna dela . . . . .	11
2.2 Danes najboljše rešitve . . . . .	12
2.3 Prednosti . . . . .	13
2.4 Slabosti . . . . .	13
<b>3 Segmentacija slike</b>	<b>15</b>
3.1 Pridobitev informacije o zenici . . . . .	15
3.1.1 Iskanje robov na sliki . . . . .	16
3.1.2 Iskanje središča zenice . . . . .	16
3.2 Pridobitev informacije o šarenici . . . . .	18
3.2.1 Glajenje, osvetlitev ter iskanje robov slike . . . . .	19
3.2.2 Iskanje robnih točk šarenice . . . . .	21
3.2.3 Izračun krožnice . . . . .	23
3.3 Ustvarjanje maske šarenice . . . . .	25
<b>4 Normalizacija šarenice</b>	<b>29</b>
4.1 Implementacija normalizacije šarenice . . . . .	31

<b>5</b>	<b>Izbor značilnic</b>	<b>35</b>
5.1	Gaborjev filter . . . . .	35
5.1.1	Kompleksna sinusoidna nosilka . . . . .	36
5.1.2	Gaussova ovojnica . . . . .	37
5.1.3	Kompleksna Gaborjeva funkcija . . . . .	38
5.2	Implementacija Gaborjevega filtra . . . . .	39
<b>6</b>	<b>Primerjanje šarenic</b>	<b>43</b>
6.1	Implementacija Hammingove razdalje . . . . .	44
<b>7</b>	<b>Testni rezultati in ugotovitve</b>	<b>47</b>
7.1	Podatkovna zbirka . . . . .	47
7.2	Čas procesiranja algoritma . . . . .	49
7.3	Unikatnost šarenice . . . . .	50
7.4	Test verifikacije . . . . .	55
7.5	Napake . . . . .	58
<b>8</b>	<b>Zaključek in nadaljnje delo</b>	<b>59</b>
<b>A</b>	<b>Implementacijski detajli</b>	<b>61</b>
<b>B</b>	<b>Struktura materiala na priloženi zgoščenki</b>	<b>63</b>
	Seznam slik	64
	Seznam tabel	67
	Literatura	68

# Seznam uporabljenih kratic in simbolov

- DNK – deoksiribonukleinska kislina (angl. Deoxyribonucleic acid)
- CASIA – Kitajska akademija znanosti, Inštitut za avtomatiko (angl. Chinese Academy of Sciences, Institute of Automation)
- FRR – stopnja napačne zavrnitve (angl. False Reject Rate)
- FAR – stopnja napačne odobritve (angl. False Acceptance Rate)
- EER – razmerje enake napake (angl. Equal Error Rate)
- HD – Hammingova razdalja (angl. Hamming distance)



# Povzetek

Biometrično prepoznavanje osebe na podlagi šarenice človeškega očesa je dobro preučena tehnika in primerna za uporabo v sistemih potrebnih zaščite visoke stopnje. V diplomski nalogi sem predstavil sistem verifikacije osebe na podlagi šarenice.

V uvodnem delu sem predstavil problematiko biometričnih sistemov in natančnost njihovih postopkov, potreben del poznavanja anatomije človeškega očesa, kaj sploh je verifikacija na podlagi šarenice in načela algoritma prepoznavanja.

V osrednjem delu sem predstavil algoritem verifikacije, ki je sestavljen iz zajemanja slike iz zunanjega sveta, procesiranje te slike z namenom pridobitve informacije o šarenici, normalizacije šarenice in izbora značilnic ter klasifikacije oz. verifikacije osebe. Za izbor značilnic je bil uporabljen Gaborjev filter na osnovi katerega je bila nato ustvarjena bitna predloga šarenice. Nad to predlogo je bila v končnem postopku izračunana Hammingova razdalja, ki s testom ujemanja verificira osebo.

Zadnji del je osredotočen na rezultate predstavljenega algoritma verifikacije. Predstavljeni rezultati so bili izvedeni nad slikovno podatkovno zbirko CASIA, pri kateri je bil odločitveni prag neodvisnosti predloge postavljen na Hammingovo vrednost 0,427, ki zagotavlja 0-odstotno napačno odobritev ter 11,584-odstotno napačno zavrnitev nad testno množico.

## Ključne besede:

verifikacija, biometrični sistemi, anatomija očesa, CASIA, šarenica, izbor značilnik, Gaborjev filter, Gaborjevi valčki, Hammingova razdalja, implementacija

# Abstract

The biometric person authentication technique based on the pattern of the human iris is well suited to be applied to any access control system requiring a high level of security. A system for personal verification based on iris patterns is presented in this thesis.

In the introductory part, I presented the problem of biometric systems and the accuracy of their procedures, required knowledge of the anatomy of the human eye, what is verification based on the iris patterns and algorithm operating principle.

In the middle part, I presented the verification algorithm, which consists of capturing images from the outside world, image processing to obtaining iris information, iris normalization and feature extraction, person classification or verification. Gabor filter was used for feature extraction from which iris bit template sequence is encoded. Hamming distance is calculated from iris template, which gives the estimate of the match in the verification process.

The last part focuses on the results presented by the verification algorithm. Results have been carried out on CASIA picture database, where a decision threshold for Hamming distance was set to 0,427 which gives 0-percent false acceptance rate and 11,584-percent false reject rate on tested group.

## **Key words:**

verification, biometric systems, eye anatomy, CASIA, iris, feature extraction, Gabor filter, Gabor wavelets, Hamming distance, implementation

# Poglavje 1

## Uvod

Tradicionalne metode za verifikacijo osebe so osnovane na tem, kaj ima ta oseba v lasti (osebno izkaznico, fizični ključ, itd), oziroma kaj si je oseba zapomnila (gesla in podobno). Vendar ima vsaka od teh metod tudi svojo slabost. Ključi se lahko izgubijo, osebne izkaznice ponaredijo, gesla se pozabijo [6].

Prednosti v sodobni informacijski tehnologiji nam danes omogočajo dostop do raznih zasebnih podatkov, bančnih storitev in varovanih informacij, a hkrati prinesejo veliko večjo ranljivost v varnosti teh podatkov in sistemov pred vdori vsiljivcev. Tako je povečan pritisk po varnosti in zasebnosti podatkov pripeljal do hitrega razvoja inteligentnih osebnih identifikacijskih sistemov na področju biometrije [7].

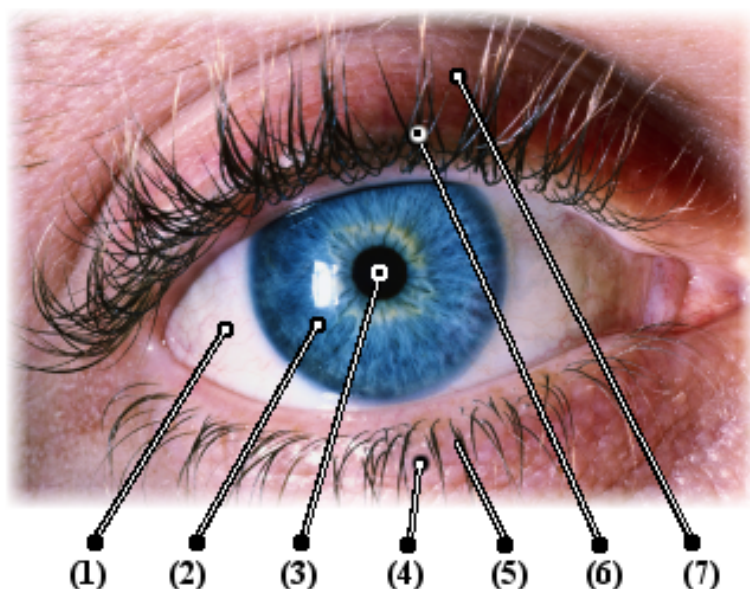
### 1.1 Biometrični sistemi

Biometrični sistemi zagotavljajo avtomatično razpoznavanje posameznika na podlagi njegovih unikatnih fizioloških ali vedenjskih značilnosti, ki jih ima le-ta v posesti. Navadno uporabljene biometrične značilnosti vsebujejo lastnosti obraza, prstnega odtisa, zvoka, obrazne termograme, šarenice (angl. iris), drža (hoja), odtis dlani, geometrija roke itd. [7]. Vzorec teh lastnosti je nato transformiran z različnimi matematičnimi metodami in funkcijam v biometrično predlogo (angl. template). Ta predloga vsebuje bistvene značilnosti, ki so nato lahko objektivno primerjane z drugimi predlogami z namenom identifikacije ali verifikacije. Izmed vseh teh značilnosti biometričnih sistemov je bila verifikacija na podlagi prstnega odtisa deležna posebne pozornosti in je uspešno uporabljena v pravno uveljavljenih aplikacijah. Prav tako sta bila v zadnjih 30 letih široko preučena sistema razpoznavanja obraza ter zvoka,

medtem ko je razpoznavanje šarenice novejši pristop za identifikacijo osebe [7]. Znano je, da je razpoznavanje šarenice ena najbolj zanesljivih identifikacij na področju biometričnih sistemov, saj naj bi bila verjetnost dveh oseb z identično šarenico skoraj nič [7,8]. Prav zaradi tega je prepoznavanje na osnovi šarenice postalo pomembna biometrična rešitev verifikacije. V primerjavi z ostalimi biometričnimi verifikacijami je prav šarenica najbolj stabilna in s tem tudi najbolj zanesljiva biometrična verifikacija skozi življenjsko dobo človeka.

## 1.2 Anatomija očesa

Človeško oko je organ vida, ki sliko zunanjega sveta s pomočjo vidne poti prenaša v možganske centre. Sestava tega organa je dokaj komplicirana. Ker nas zanima samo sestava navzven vidnega polja očesa, se bomo s sestavo očesa omejili le na zunanji, vidni predel, kar prikazuje slika 1.1. Šarenica je okrogle oblike različnih barv, obdana z beločnico (angl. sclera), ki je načeloma bele barve in zelo verjetno delno prekrita tudi z zgornjo in spodnjo veko (angl. eyelid) očesa ter trepalnicami. Na sredini šarenice se nahaja krog povsem črne barve imenovan zenica (angl. pupil), ki prepušča svetlobo v notranjost očesa in nato v procesni center, možgane.



Slika 1.1: Človeško oko, kjer so (1) beločnica, (2) šarenica, (3) zenica, (5,6) trepalnice, (4,7) veki.

Iz raziskav so bile pridobljene informacije, da se premer šarenice giblje nekje med 10 mm in 12 mm, širino zenice je težje določiti, saj se spreminja tako s starostjo kot tudi s trenutnim psihičnim stanjem osebe, običajno pa je med 2 mm in 5 mm [4].

Dobra značilnost šarenice je, da je notranji organ, čigar kompleksna struktura je vidna navzven in zaščitena z prozorno plastjo roženice (angl. cornea) pred poškodbami. Prav tako je pozitivno to, da šarenica od prvega leta starosti dalje ohranja svojo kompleksno strukturo nespremenjeno skozi vso svojo življensko dobo [8,9].

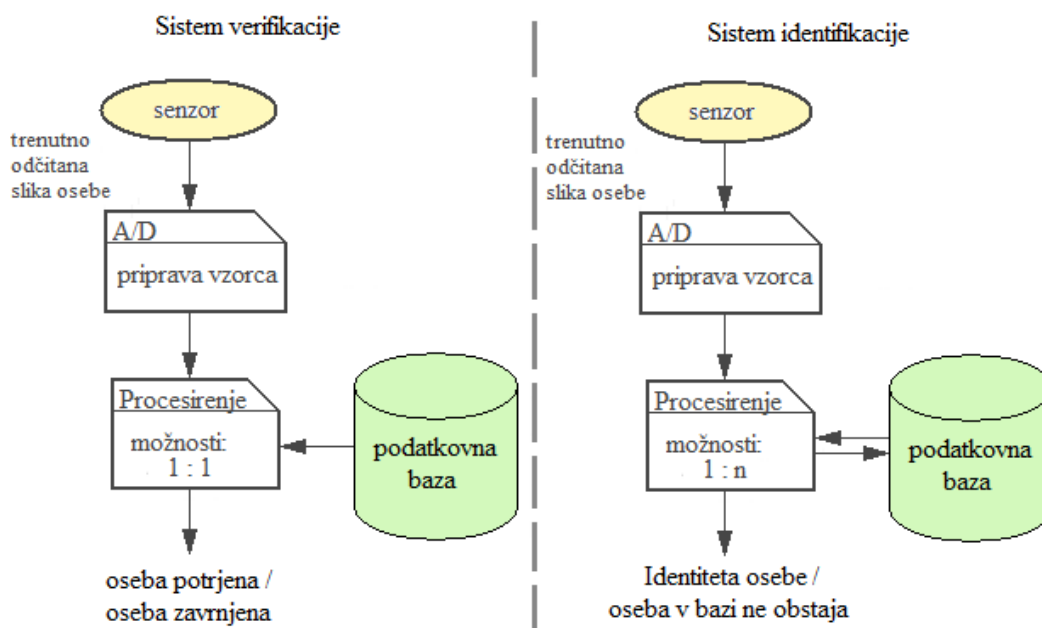
## 1.3 Identifikacija proti verifikaciji

Industrija biometričnih sistemov ima običajno določen namen nekega procesa, ki je na koncu razdeljen med dvema izrazoma, identifikacija in verifikacija. Vsak od teh izrazov pa ima tudi svojo razlago.

Identifikacija temelji na tem, da biometrični sistem poskuša ugotoviti, kateri osebi pripada vzorec s primerjanjem vzorcev v podatkovni zbirki in upanjem na pozitiven odgovor. Ta sistem lahko poimenujemo primerjanje enega z več vzorci. Sistem verifikacije temelji na primerjanju vzorca ene osebe z enim vzorcem, kjer sistem poskuša ugotoviti ali pridobljeni vzorec pripada vzorcu te osebe v podatkovni zbirki. Vzorec primerjanja je novo pridobljeni vzorec osebe. Okrnjen potek biometrične identifikacije in verifikacije je prikazan na Sliki 1.2.

Med identifikacijo osebe sistem sprašujemo: "Kdo je ta oseba?", kjer je pridobljeni rezultat obstoj osebe ali ne. V primeru obstoja biometričnega zapisa v podatkovni zbirki, je rezultat tudi oseba, katere obstoj je bil primerjan.

Med verifikacijo osebe sistem sprašujemo: "Ali je ta oseba res ta, za katero se izdaja?", kot pridobljeni rezultat pa dobimo da ali ne, glede na primerjanje vzorca osebe z vzorcem v podatkovni zbirki osebe, za katero se izdaja.



Slika 1.2: Okrnjen potek biometrične verifikacije in identifikacije.

## 1.4 Natančnost biometričnih postopkov

Podatkovna zbirka biometričnih sistemov vsebuje tako imenovane predloge, s katerimi se primerja novo ustvarjena predloga iz zunanjega sveta. Primerjava dveh podob iste osebe bi morala dati vedno enak rezultat, a se izkaže, da si dve podobi nista nikoli popolnoma enaki. Vzrokov temu je več, npr. različna oddaljenost subjekta od posnetka, drugačna osvetlitev, naklon, itd. Temu primerno poznamo dve vrsti napak, ki se v splošnem prikazujejo kot napačna zavrnitev (angl. false reject rate – FRR v nadaljevanju) in napačna odobritev (angl. false acceptance rate – FAR v nadaljevanju).

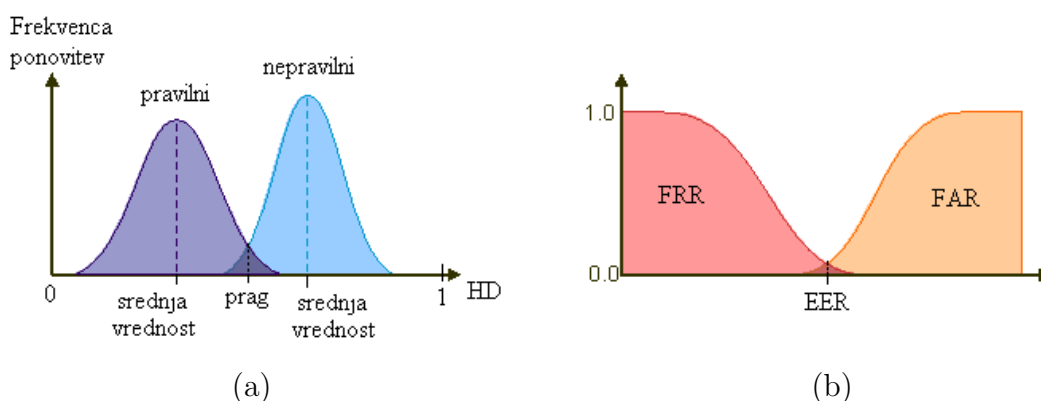
Napaka FRR je frekvenca napačnih zavrnitev subjektov, katerih verifikacija bi se morala končati kot pravilna. Giblje se med 0 in 1.

Napaka FAR pa je frekvenca napačnih odobritev subjektov, ki se izdajajo za nekoga drugega. Giblje se med 0 in 1.

V teoriji naj bi bila vrednost praga odobritve postavljena tako visoko, da do napačnih odobritev vsiljivcem ne bi prihajalo. Če bi bilo to mogoče, potem

bi postavili prag na vrednost, ki bi ločevala med pravilnimi in nepravilnimi odgovori. Zaradi različnih razlogov te predpostavke v realnem svetu ni mogoče upoštevati. V nekaterih primerih je verjetnost potrditve osebe, ki se izdaja za nekoga drugega, večja, kot verjetnost potrditve pravilne osebe v slabih pogojih oziroma ob prisotnosti drugih motenj. Prav zaradi tega bo z določeno vrednostjo praga verifikacije lahko prišlo tudi do napačnih odobritev. Vrednost praga odobritve bi seveda lahko postavili na takšno mejo, da se skoraj nobena oseba ne bi mogla pretvarjati za neko drugo. S tem bi prišli s FAR skoraj na 0. Po drugi strani pa bi na ta način dvignili FRR. K večjemu razumevanju tematike pomaga slika 1.3.

Vrednost, kjer sta stopnji FRR in FAR enaki, imenujemo razmerje enake nape (angl. equal error rate – ERR v nadaljevanju) [2].



Slika 1.3: Frekvenca ponovitev izračunanih vrednosti (a) in odnos med FRR ter FAR in točka enakih napak EER (b).

## 1.5 Kaj je verifikacija na podlagi šarenice?

Prepoznavanje šarenice je biometrični postopek avtentifikacije na podlagi tehnike prepoznavanja vzorcev, osnovanih na slikah visoke resolucije posameznikovih oči. Tehnologija prepoznavanja šarenice uporablja kamero in primerno infra rdečo razsvetljavo, ki zmanjšuje zrcalni odboj od izbočene roženice, za ustvarjanje slik z bogatim naborom podrobnosti zapletene strukture šarenice. Te bogate strukture šarenice so nato pretvorjene v digitalne predloge, ki nudijo matematičen zapis šarenice, ta pa podaja nedvoumno označitev posameznika.

Učinkovitost prepoznavanja šarenice so redko ovirala očala ali kontaktne leče. Tehnologija šarenice ima najmanjšo skupino izstopajočih subjektov (tistih, ki je ne morejo uporabljati) izmed vseh biometričnih tehnologij. Je edina biometrična tehnologija ustvarjena in primerna za verifikacijo v več različnih okoljih (po dnevu ali po noči, z očali ali brez njih), ključnega pomena prepoznavanja šarenice pa je njena stabilnost, življenska doba predloge, saj lahko en sam vpis zadostuje za celo življensko dobo posameznika.

Preboj v tehnologiji algoritmov za prepoznavanje šarenice, potreben za uje-manje večjega števila slik, je bil narejen s strani Johna G. Daugmana iz Univerze v Cambridgu [9,10,11], čigar iznajdba so ključni patenti na algoritmu prepoznavanja šarenice. Algoritem je bil učinkovito uporabljen in komercializiran v skladu z zgodnjo različico tehnologije IrisAccess sistema, ki je bil načrtovan in izveden s strani korejskega giganta LG Electronics. Dougmanov algoritem je osnova skoraj vseh, trenutno na trgu, komercialnih sistemov za prepoznavanje na podlagi šarenice. Do sedaj ima praktično 0-odstotno napačno prepoznavnost [3], kar govori o tem, da ni para slik različnih irisov, ki bi Dougmanov algoritem s svojimi nastavitvami prepoznal kot enaka. V testih, kjer so prepoznavni prag za boljšo primerljivost spremenili iz začetne vrednosti  $10^{-6}$  na nižjo, da bi dovolili tudi napačno primerjanje v območje med  $10^{-3}$  do  $10^{-4}$ , se algoritem na osnovi šarenice lahko primerja z razmerjem najboljšega algoritma enoprstnega prstnega odtisa [3].

## 1.6 Načela algoritma prepoznavanja

Algoritem prepoznavanja šarenice mora sprva približno zaznati koncentrične krožnice, in sicer zunanjo mejo šarenice, ki meji na beločnico in notranjo mejo šarenice, ki meji na zenico očesa (slika 1.1). Množica slikovnih točk, ki pokriva predel šarenice, je nato pretvorjena v bitni vzorec, ki vsebuje podatek za statistično primerjanje med dvema slikovnima predlogama šarenice. Tu so nato uporabljene matematične metode za prepoznavanje. V Dougmanovem algoritmu je uporabljena transformacija z Gaborjevimi valčki (angl. Gabor wavelet) z namenom izvleči prostorskega frekvenčnega območja, ki vsebuje enega od najboljših koeficientov odstranjevanja šuma, upoštevajoč kvaliteto izostritve kamere na razpolago. Rezultat je množica kompleksnih števil, ki nosijo lokalno amplitudo in delno informacijo šarenice s slike. V Dougmanovem

algoritmu so vse amplitudne informacije zavržene in končnih 2048 bitov, ki predstavlja šarenico, vsebuje samo koščke kompleksnih znakov predstave slike šarenice v Gaborjevem domenskem prostoru. Odstranitev amplitudne informacije zagotavlja, da predloga večinoma ostane neprizadeta kljub spremembam v osvetljavi okolja, poleg tega pa dejansko zanemarimo barvo šarenice, kar pa pomembno prispeva k dolgi življenjski stabilnosti biometrične predloge. Za potrditev verifikacije je ustvarjena predloga iz posnetka šarenice, ki je nato primerjana s shranjeno vrednostjo predloge v podatkovni zbirki. Če je Hammingova razdalja (angl. Hamming distance) pod določeno mejo, potem je bila verifikacija osebe uspešna.

Praktični problem verifikacije šarenice je običajno delna pokritost le-te z očesnimi vekami in trepalnicami. Da bi se izognili oziroma zmanjšali neuspeh verifikacije, so v teh primerih potrebni dodatni algoritmi za identifikacijo očesnih vek in trepalnic ter odstranitve tega dela v predlogi pred operacijo primerjanja [5].

## 1.7 Uporaba algoritmov prepoznavanja šarenice

Algoritmi za prepoznavanje šarenice se danes uporabljajo v mnogih napravah za različne namene. Podjetja Sandia Labs, Oki, EyeTicket, IBM, Siemens, IriTech, LG, Iridian technologies, Sagem idr. uporabljajo tehnologijo prepoznavanja šarenice za vladne organe, v medicini dela, letalskem prometu, imigracijskih postopkih in tudi komercialno ter testno.

Vsi testi teh organizacij dajejo enako povratno informacijo  $FRR = 0$ , nekateri od teh so bili izvedeni nad milijon primerjanji med subjekti [3,9].



## Poglavje 2

# Biometrija na osnovi šarenice danes

Danes biometrični postopek na osnovi šarenice ni nič novega. Uporablja se na različnih področjih in je na voljo tudi v komercialni obliki. Današnji razvoj in zmožnost testiranja modela narekuje, da je tehnika verifikacije osebe osnovana na šarenici zelo primerna za vse sisteme, kjer je potrebna visoka raven nadzorno-varnostnega sistema verificiranja ali identificiranja.

### 2.1 Sorodna dela

Uporaba šarenice kot osnova biometrične verifikacije sega iz preteklosti vse do poznih let 19. stoletja [1], vendar pa je bila večina dela na tem področju narejena [6,7,8,9,10,11] v zadnjih 20 letih. Tudi v tem diplomskem delu je večina metod za verifikacijo na osnovi šarenice osredotočenih na predstavitvi šarenice in primerjanju. Za razliko od prstnih odtisov je težje klasificirati (angl. classify) in locirati (angl. localize) uporabne značilnice (angl. feature) na področju šarenice. S stališča izbora značilnic lahko metode verifikacije na osnovi šarenice razdelimo na tri večje skupine:

- fazno osnovana (angl. phase-based) metoda, kjer s pomočjo Gaborjevega filtra na osnovi faznih kotov med realnim in imaginarnim številom ter na podlagi kodirnega koordinatnega sistema naredi bitno predlogo šarenice [9,10,11];

- ničelni prehod (angl. zero-crossing), kjer je slika obdelana s prostorskim filtrom in njegovi prehodi signala skozi točko nič dajejo unikatne informacije in so nadaljnja osnova za verifikacijo [14];
- analiza teksture (angl. texture-analysis), ki z uporabo prostorskih filtrov ustvari lokalne karakteristike, s katerimi tvorijo teksturo šarenice [7].

Dougman [10,11] za izbor značilnic uporablja večdimenzionalno valjčno površino in z informacijo fazne strukture ustvari 2048-bitno kodo šarenice. Med dvema izmed kod šarenic z bitno primerjavo razlik med njima izračunamo Hammingovo razdaljo.

Eno od pomembnih dejstev je, da so vsi ti algoritmi na osnovi šarenice osnovani na sivinskih (angl. gray) slikah, in da informacija o barvi šarenice ni uporabljena. Poglavitni razlog temu je, da je najpomembnejša informacija v verifikaciji na osnovi šarenice enaka tako v sivinski kot tudi barvni sliki šarenice.

V tej diplomski nalogi se bom osredotočil na algoritem za verifikacijo na fazni osnovi šarenice. Uporabljen bo enostaven pristop pridobivanja informacij o področju šarenice in Hammingov algoritem primerjanja končne predloge.

## 2.2 Danes najboljše rešitve

Vsekakor gre tu omeniti Dougmanov algoritem [9], ki je široko uporabljen predvsem pri mejnih prehodih držav, kjer so kritične točke in robustnost tehnologije močno pod pritiskom pred napačno potrditvijo, odkar je veliko število množičnih primerjanj postalo mogoče z velikimi podatkovnimi zbirkami.

Omeniti gre tudi podjetje Iridian Technologies [16], ki se prav tako uvršča med podjetja z visokim razvojem identifikacije na podlagi šarenice, čigar tehnologija je razpršena v različna področja.

## 2.3 Prednosti

Kot idealen del človeškega telesa za biometrično verifikacijo je bila predstavljena šarenica človeškega očesa iz več razlogov:

- Je notranji človeški organ, ki je dobro zaščiten pred poškodbami in oblečen v povsem prosojno in občutljivo roženico. To ga loči od prstnega odtisa, ki ga je težko prepoznati po nekaj letih določenih tipov ročnega dela.
- Gre za večinoma ravno površino, njegovo geometrijsko konfiguracijo kontrolirata le dve komplementarni mišici, ki nadzorujeta premer zenice. To postavlja šarenico med najbolj zanesljive biometrične lastnosti.
- Ima podrobno teksturo kot prstni odtis, ta pa je določena naključno med začetkom nosečnosti. Medtem ko je DNK identičen pri kar 1.5 odstotkih človeške populacije genetsko identičnih enojajčnih dvojčkov, imajo ti med seboj povsem neodvisno teksturo šarenice.
- Slikanje šarenice je podobno fotografiranju in ga lahko izvedeno z oddaljenostjo od 10 cm do nekaj metrov. Dejanski kontakt posameznika z napravo za verifikacijo ni potreben, za razliko od prstnega odtisa pri katerem je bila naprava pred teboj lahko v kontaktu z neznano osebo, kar je v določenih kulturah prepovedano in tako lahko postane verifikacija sporna.
- Nekateri zagovarjajo, da izostrena digitalna fotografija šarenice premera približno 200 slikovnih točk vsebuje veliko bolj dolgoročne informacije kot prstni odtis.
- Medtem ko obstajajo nekatere medicinske in operacijske procedure, ki lahko vplivajo na barvo in celostno podobo šarenice, podrobna tekstura ostane nepremenjena skozi desetletja. Nekatere verifikacije šarenice so bile še vedno uspešne tudi po dobi približno 30 let.

## 2.4 Slabosti

Vsaka stvar ima svoje prednosti in slabosti. Tudi pri verifikaciji na osnovi šarenice najdemo nekaj pomanjkljivosti:

- Posnetek šarenice je razmeroma nova tehnologija in zato nekompatibilna s strani naložb velikega pomena, saj so pravni organi ter imigracijske oblasti nekaterih držav za prepoznavanje uveljavile biometrično verifikacijo na osnovi prstnega odtisa.
- Prepoznavanje šarenice je težko izvedljivo z razdalje nekaj metrov, ali če oseba ni pripravljena sodelovati in stati mirno brez gibanja glave, medtem ko gleda v kamero.
- Borci za človekove pravice močno zaskrbljeni, da bi lahko s tehnologijo šarenice državni organi sledili posameznikom brez njihove volje.
- Želja po dostopu lahko vsiljivca privede do tega, da je oseba, ki ima dostop v nek sistem, fizično ali celo življenjsko ogrožena, saj ključ z dostopom nosi s seboj vedno in povsod.

## Poglavje 3

# Segmentacija slike

V tej diplomski nalogi zajemanje slike z zunanjega vira ne bo predstavljalo težav, saj je drugače povsem prvi korak zajemanja slike predstavljen z zajemanjem slike očesa iz slikovne podatkovne zbirke CASIA. Prvi korak biometrične verifikacije šarenice te diplomske naloge je segmentacija ali razčlenitev slike očesa na kateri so potrebne kot tudi nepotrebne značilnosti za nadaljnje korake in končno verifikacijo. Cilj segmentacije slike je izločitev predela šarenice iz digitalne slike očesa. Predel šarenice prikazane na sliki 1.1 lahko opišemo z dvema krožnicama. Prva meji na beločnico in šarenico, druga pa meji na šarenico in zenico. Prav tako so tu prisotne zgornje in spodnje veke ter trepalnice, ki lahko prekrivajo manjši ali večji del predela in s tem vplivajo na količino in kakovost pridobljene informacije. Na predelu šarenice pa so lahko prisotni tudi odboji svetlobe, ki še dodatno pokvarijo sliko šarenice.

Uspešnost segmentacije je odvisna tudi od kvalitete zajete slike očesa. Uporabljena podatkovna zbirka je nekoliko olajšala delo s strani zrcalnega odboja svetlobe, saj so bile slike posnete v infrardečem svetlobnem spektru. Prav tako je olajšano zaznavanje roba med zenico in šarenico, vendar v primeru roba šarenice z beločnico očesa nekoliko oteži delo, saj je tu intenziteto prehoda barv med eno in drugo težje zaznati kot v primeru standardne dnevne osvetlitve, kjer je zaznavanje robov ravno obratno. Težje je torej zaznati rob med zenico in šarenico in lažje med šarenico in beločnico očesa.

### 3.1 Pridobitev informacije o zenici

Anatomija očesa narekuje, da je zenica fiziološko locirana na sredini šarenice, povsem črne barve, njeno obliko pa lahko primerjamo z geometrijskim likom

kroga, kar poda dovolj začetnih informacij, da jo vzamemo kot iztočnico za začetni in nadaljni proces segmentacije slike. Enakomerno porazdeljena črna barva olajša iskanje njenega zunanjega roba, ki ga zaznamo z iskanjem robov slike.

### 3.1.1 Iskanje robov na sliki

Za iskanje robov na sliki sem implementiral algoritem z Sobelovim operatorjem, ki je zelo učinkovit in množično uporabljan. Operator računa spremembo (gradient) intenzitete v vsaki točki in kot rezultat daje smer največjega možnega povečanja ter razmerje spremembe v tej smeri. Matematično gledano filter deluje tako, da vsako slikovno točko z njenimi sosedami pomnoži z matriko velikosti  $3 \times 3$ . Sobelov operator uporablja dve konvolucijski jedri (angl. convolution kernels) velikosti  $3 \times 3$  (enačba 3.1), pri čemer je ena za vertikalne robove, druga pa za horizontalne robove, kjer je  $I$  vhodna slika

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * I \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * I, \quad (3.1)$$

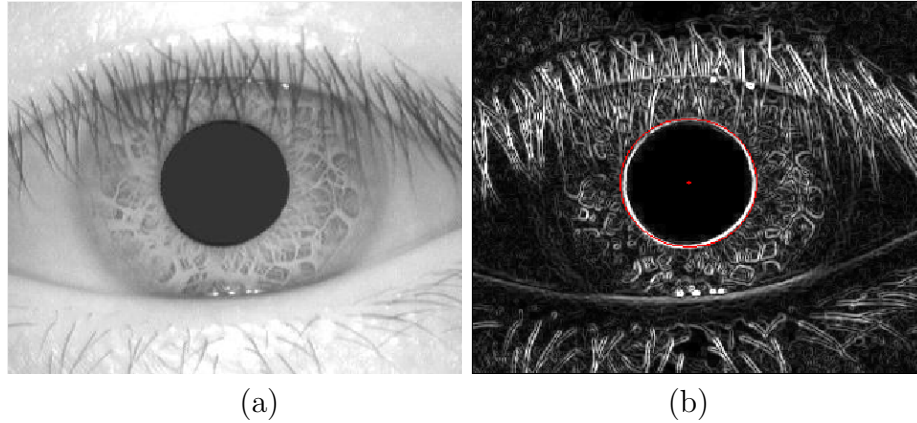
Razultat obeh združimo skupaj, s tem pa dobimo absolutno skupno magnitudo prehoda v vsaki točki in orientacijo tega prehoda. Magnituda prehoda je definirana s formulo, ki poda rezultat najdenih robov očesa [5] (slika 3.1).

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.2)$$

### 3.1.2 Iskanje središča zenice

Pri iskanju središča zenice nam pomaga največje število skupka črnih slikovnih točk, katerega najdemo na način sosednosti. Celotno sliko grupiramo v številne množice sosednje povezanih črnih slikovnih točk, kjer je naključna točka iz množice z največjim številom sosednjih črnih slikovnih točk začetna informacija o središču zenice in prvi približek središču zenice.

Sledi postopek iskanja pravega središča. Začetna informacija o središču poda neko približno oceno, kjer naj bi se središče nahajalo, a pomembneje je to, da je ta informacija znotraj zaznanega obroča roba zenice, do katerega smo prišli s Sobelovim operatorjem za iskanje robov. Preostane nam popravljanje centra



Slika 3.1: Vhodna slika (a) in izhodna slika iskanja središča (b), kjer so prikazani robovi najdeni s Sobelovim operatorjem, rdeča točka središča zenice ter njen radij, na katerem je izrisan rdeč krog.

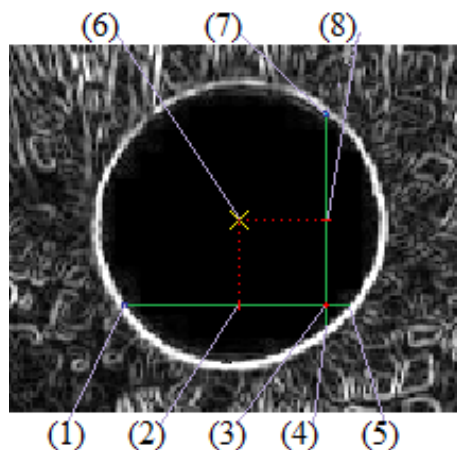
zenice  $C_z(X_z, Y_z)$ , dokler ni povsem na sredini kroga, kjer je začetna informacija o središču izhodišče za računanje. Z enačbama (3.3) in (3.4) izračunamo novi  $C_z(X_z, Y_z)$ , kjer so *indexXleft* levi, *indexXright* desni, *indexYup* zgornji in *indexYdown* spodnji rob Sobelovega operatorja, *indexXleft* in *indexYup* podata izhodiščni  $x$  in  $y$  koordinati, kateri je potrebno povečati za izračunano srednjo vrednost po horizontali in vertikali, da dobimo srednjo vrednost. Izračun novega  $C_z(X_z, Y_z)$ :

$$X_z = \text{indexXleft} + \text{Round} \left( \frac{\text{indexXright} - \text{indexXleft}}{2} \right) \quad (3.3)$$

$$Y_z = \text{indexYup} + \text{Round} \left( \frac{\text{indexYdown} - \text{indexYup}}{2} \right) \quad (3.4)$$

Ob prvem izračunu ne dobimo torej pravilnega središča zenice, zato postopek izračuna novih koordinat, na osnovi novega naključnega približka središča, ponavljamo toliko časa, dokler se središče ob vnovičnem izračunu  $X_z$  in  $Y_z$  ne spremeni, kar nam da vedeti, da smo na sredini zenice. Primer izračuna  $C_z(X_z, Y_z)$  prikazuje slika 3.2.

Ob definirani središčni točki preostane definirati še polmer, česar se enostavno lotimo z naslednjo formulo:



Slika 3.2: Primer izračuna novega središča zenice, kjer so: (1) *indexXleft*, (2)  $X_z$ , (3) naključni približek središča, (4) *indexYbottom*, (5) *indexXright*, (6)  $C_z$ , (7) *indexYup*, (8)  $Y_z$ .

$$R_z = \text{Round} \frac{(\text{indexXright} - \text{indexXleft}) + (\text{indexYbottom} - \text{indexYup})}{4} + 2 \quad (3.5)$$

Izračunanemu polmeru prištejemo 2, ki predstavlja odstopanje zaradi debeline Sobelovega roba. Po končanem postopku imamo tako znano središčno točko  $C_z$  in pa polmer zenice  $R_z$ , kar zadostuje za izračun in izris notranje krožnice šarenice, ki razmejuje šarenico in zenico (slika 3.1).

## 3.2 Pridobitev informacije o šarenici

Z znanimi informacijami o zenici in poznano anatomijo očesa se lahko prične pridobivanje informacije o šarenici. Intenziteta prehoda barv med beločnico in šarenico je manjša, zato bo ta korak nekoliko težji. Zenica je v središču šarenice, vendar to ne pomeni da smo s središčno točko zenice pridobili tudi središčno točko šarenice. Notranja in zunanja krožnica šarenice namreč nista koncentrični krožnici, kar pomeni, da si središči nista enaki. Poznavanje anatomije očesa nas kaj hitro pripelje do spoznanja, da je središčna točka zenice lahko precej dober prvi začetni približek središčne točke šarenice, saj vemo, da se le-ta nahaja nekje znotraj zenice, njene lastnosti pa so znane. Naslednji

korak, zaznavanje zunanlega roba šarenice, bo težji, saj je število robov na predelu šarenice in tudi beločnice, kot je razvidno s slike 3.1, mnogo več kot na zenici. Boljša kot je ostrina slike, večje število robov ima. Da bi se znebili nepotrebnih robov in s tem lažje prepoznali rob šarenice, je sliko potrebno nekoliko obdelati. Glajenje (angl. blur) slike je dober način za zmanjšanje ostrine in s tem odstranitev manjših robov na sliki.

### 3.2.1 Glajenje, osvetlitev ter iskanje robov slike

Glajenje slike je podoben proces kot iskanje robov. Tu pomaga jedro velikosti  $5 \times 5$  (enačba 3.6). Običajno se pri glajenju uporablja jedro velikosti  $3 \times 3$ , a se v mojem primeru bolje izkaže večje jedro, ki poleg odstranitve manjših robov odstrani tudi večji del nezaželenih trepalnic v polju beločnice in s tem zagotavlja čistejši predel beločnice.

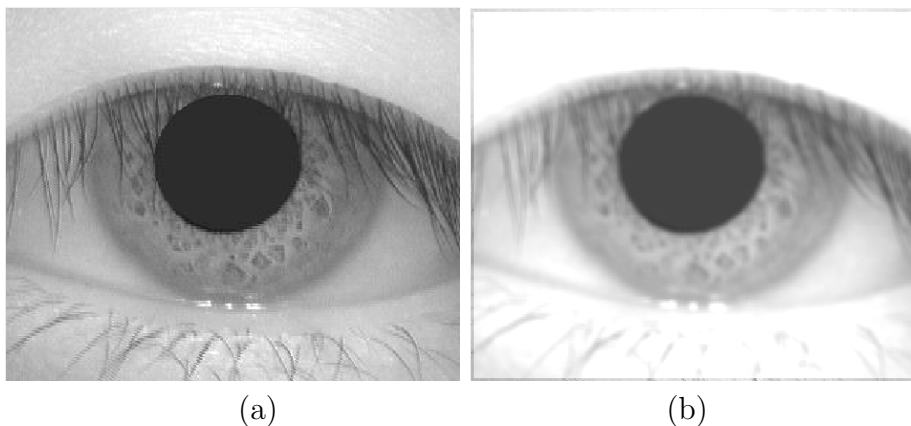
$$M_{ij} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{20} \quad (3.6)$$

Posledično to zagotavlja čistejše polje pri zaznavanju roba šarenice in s tem večjo natančnost. Vrednosti tega jedra so enake, kar za rezultat poda bolj gladko, glajeno sliko (slika 3.3). Rezultat posameznega koraka vrne povprečno vrednost vseh točk v območju  $5 \times 5$ , vendar je ta vrednost nato še dvignjena za 20 odstotkov, kar daje svetlejšo sliko.

Postopek glajenja slike izvedem s konvolucijo (angl. convolution) matrik, kar opisuje sledeča formula, kjer so  $M_{ij}$  indeks koeficient konvolucijske matrike,  $I_{ij}$  slikovna točka vhodne slike,  $d$  dolžina ali širina konvolucijske matrike,  $P_n$  izhodna vrednost slikovne točke.

$$P_n = \sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^d (M_{ij} \cdot I_{ij}) \quad (3.7)$$

Rezultat konvolucije je tako glajena slika, katero pred tem že dodatno osvetlim za 20 odstotkov (enačba 3.6) z namenom enačenja slikovnih točk beločnice proti beli barvi in na koncu izvedem še iskanje robov s Sobelovim operatorjem (3.1).



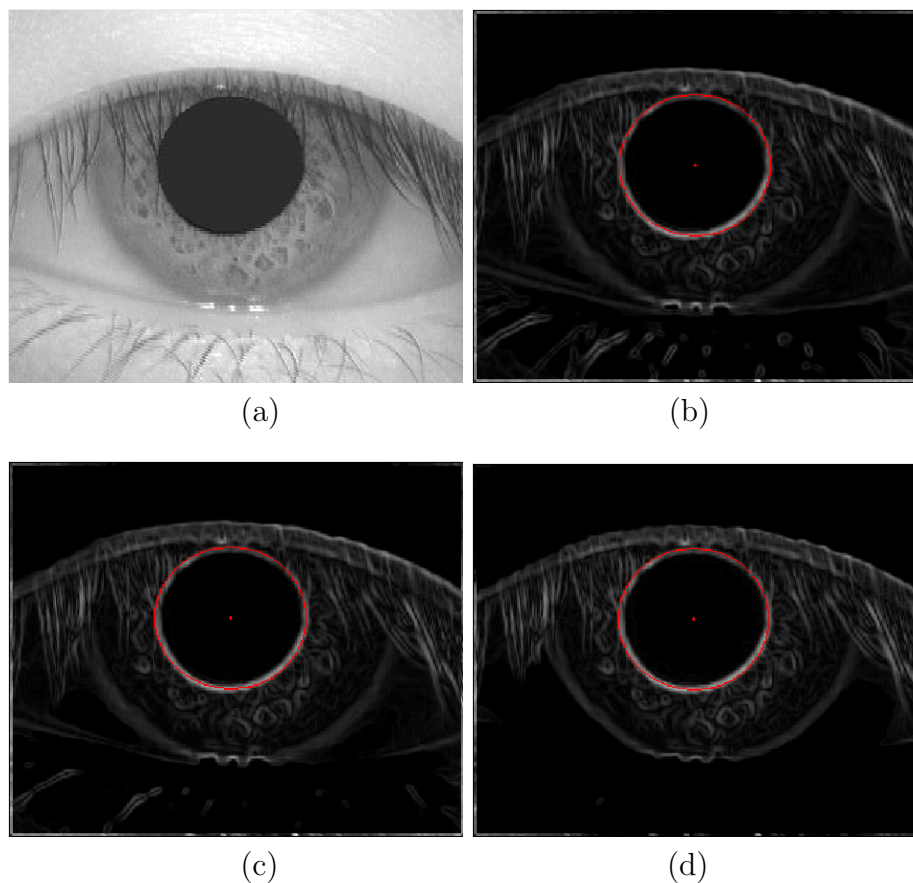
Slika 3.3: Originalna slika (a) in rezultat glajenja (b).

Uporaba koraka osvetljevanja je povsem jasna že iz logičnega stališča. Beločnica naj bi bila povsem bele barve, vendar ta običajno nekoliko odstopa. To odstopanje je zelo neenakomerno, kar ji daje tudi veliko število robov (slika 3.1). Slikovne točke na beločnici so v povprečju veliko bližje popolni beli barvi kot barva na površini šarenice, ki je za nekaj intenzitet višja. Ob osvetljevanju slike dvigujemo vrednost vsem trem komponentam barve enakomerno in tako polje beločnice približujemo beli barvi ter tako izravnamo vse njene robove. Barvo, ki preseže vrednost 255, na koncu vsake ponovitve izenačimo z vrednostjo 255.

Postopek osvetljevanja je končan, ko doseže popolno vrednost bele barve več kot 54 odstotkov slikovnih točk v izbranem polju, čigar mejne vrednosti so fiksno določene in ustrezajo podatkovni zbirki CASIA. Mejne vrednosti so na sliki 3.5 predstavljene in obdane z verikalnimi in horizontalnimi čratmi (srednji pravokotnik).

V primeru svetle šarenice pa opazimo, da je njen zunanji rob običajno temnejši. Tako v primeru visokega osvetljevanja z namenom izravnavanja barve na beločnici ostane vsaj rob oziroma deli robov šarenice. Nekaj korakov postopka prikazuje slika 3.4, rezultat celotnega postopka pa prikazuje slika 3.5. Za lepši pregled nad preostalimi vidnimi slikovnimi točkami sem le-te obarval modro (slika 3.5). S tem se korak glajenja šarenice zaključí. Naslednji korak je iskanje robnih točk med beločnico in šarenico.

Napogostejša in tudi najbolj verjetna napaka v tem postopku se lahko zgodi

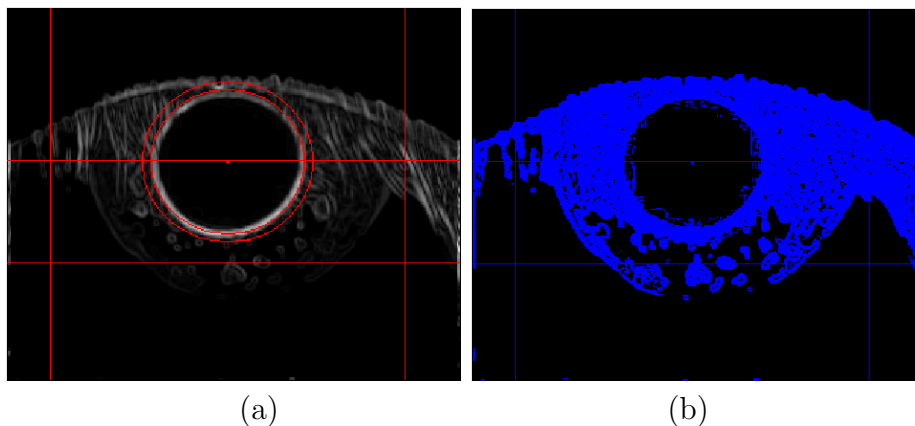


Slika 3.4: Originalna slika (a) ter rezultat konvolucije glajenja, osvetlitve in iskanja robov z Sobelovim operatorjem po prvem (b) , petem (c) in enajstem koraku (d).

pri posnetkih subjektov, ki so imeli oko pokrito z vekami nad 40 odstotkov, poleg tega pa še trepalnice v preostalem vidnem polju očesa. Tu je iskanje roba šarenice polno nezaželenih motenj, kar privede do tega, da je možnost napake veliko večja. Za napako smatramo tudi še obstoječo trepalnico, ki z glajenjem ni bila povsem odstranjena in je v nadaljevanju obravnavana kot del šarenice.

### 3.2.2 Iskanje robnih točk šarenice

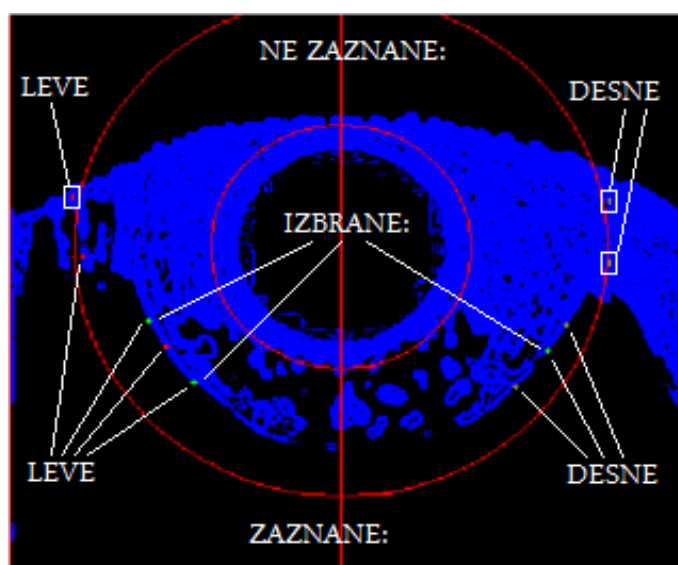
Iskanje robov šarenice ni tako preprosto kot iskanje robov zenice, saj je potrebno predpostavljati, da je lahko v predhodnem koraku prišlo do napake. Znano



Slika 3.5: Končni rezultat postopka glajenja, osvetlitve ter iskanja robov (a), za boljšo vizualizacijo barve različne od črne postavim na modro (b).

je, da je šarenica okrogle oblike, zato je potrebujemo le krožnico, ki bo opisovala najboljši približek zunanega roba šarenice z beločnico. Za izračun krožnice pomagajo določene matematične formule (več v poglavju 3.2.3). Pri tem izračunu krožnice so potrebne najmanj tri definirane točke, ki so na robu med šarenico in beločnico. Zveni dokaj enostavno, a ob predpostavki, da je v prejšnjem koraku lahko prišlo do napake, se ta korak nekoliko zaplete. Za iskanje točk je potrebno predvideti območje iskanja, ki ga s pomočjo anatomije velikosti šarenice in enakomerne oddaljenosti med posnetki slikovne zbirke CA-SIA, določim s fiksnim maksimalnim polmerom predvidenim za to podatkovno zbirko in središčno točko zenice okoli katere nato tudi izrišem zunanjo krožnico iskanja. Notranja krožnica je za faktor 1,2 polmera zenice manjša od zunanje krožnice. Kot varovalo premajhni notranji krožnici je notranja minimalna mejna vrednost vertikalna premica skozi središče zenice. Postopek iskanja robov je izveden tako, da na vsaki strani šarenice znotraj določenih mej (prikazane na sliki 3.6), iščem pet potencialnih robnih točk iz zunanje strani proti notranji, kjer zadetek iskanja predstavlja modra barva, kot prikazuje slika 3.6. Začetek iskanja točk po vertikalni osi je razporejen glede na velikost polmera zenice in petih različnih faktorjev množenja s polmerom. Če se v vrstici iskanja nahaja modra barva od začetka do konca meje iskanja, ponovim iskanje za to isto točko v novi vrstici, to ponovim do 5-krat, če točka že prej ni bila zaznana. V primeru, da po petih ponovitvah točka ni bila zaznana, iskanje točke na tem mestu opustim in začnem z iskanjem naslednje točke na drugem mestu. Teh točk je pet na vsaki strani in v najboljšem primeru se jih tudi toliko najde, v najslabšem primeru pa se morajo najti vsaj tri. Ker

v nadaljnjem koraku potrebujem točno tri točke, se moram odločiti, katere tri izmed vseh najdenih bodo izbrane. Ob predpostavki, da je pri glajenju slike prišlo do napake, se moramo zavedati, da je lahko najdena točka morda na preostalem, ne povsem odstranjenem delu trepalnice ali kakšni drugi napaki. Izbiranje teh točk zaradi teh predpostavk je izvedeno tako, da na vsaki strani posebej izračunam povprečno vrednost vseh točk oddaljenih od centra zenice in izberem točke z najmanjšim absolutnim odstopanjem od tega povprečja. To naredim na levi in desni strani šarenice, pri čemer na strani, kjer je bilo najdenih več točk, zberem dve in na drugi strani preostalo eno. V primeru, da je bilo na obeh straneh najdenih enako število točk, izberem dve točki z leve strani. Te tri točke nato pošljem v matematične izračune opisane v naslednjem koraku (poglavje 3.2.3). Rezultat iskanja robnih točk šarenice prikazuje slika 3.6.



Slika 3.6: Prikazuje mejna območja iskanja, predstavljena z dvema krožnicama in horizontalno črto skozi središče kot varovalo notranji robni meji. Izrisane so tudi točke iskanja.

### 3.2.3 Izračun krožnice

Krožnica je geometrijski lik, ki jo definirata središče in polmer. S temi podatki lahko narišemo krožnico na željeno sliko. Lahko pa se zgodi, da središča in

polmera ne poznamo, imamo pa krožnico že določeno oziroma izrisano. Za pridobitev informacij o tej krožnici potrebujemo tri točke, ki so na tej krožnici in s tem dajejo informacije o krožnici oziroma jo opisujejo. Splošna enačba krožnice je v primeru podanih treh točk sledeča:

$$x^2 + y^2 - ax - by + c = 0 \quad (3.8)$$

Ker imamo tri točke, dobimo sistem treh enačb s tremi neznankami  $a$ ,  $b$  in  $c$ :

$$x_1^2 + y_1^2 - ax_1 - by_1 + c = 0 \quad (3.9)$$

$$x_2^2 + y_2^2 - ax_2 - by_2 + c = 0 \quad (3.10)$$

$$x_3^2 + y_3^2 - ax_3 - by_3 + c = 0 \quad (3.11)$$

Iz teh enačb izrazimo neznanke:

$$a = \frac{(y_2 - y_1)(x_1^2 + y_1^2) - (y_2 - y_1)(x_3^2 - y_3^2)}{(x_1 - x_2)y_1 + (y_2 - y_1)x_1 + (x_2 - x_1)y_3 - (y_2 - y_1)x_3} \quad (3.12)$$

$$b = \frac{-\frac{y_3(x_1^2 + y_1^2 - x_2^2 - y_2^2) - y_1(x_2^2 + y_2^2 - x_1^2 - y_1^2)}{(x_1 - x_2)y_1 + (y_2 - y_1)x_1 + (x_2 - x_1)y_3 - (y_2 - y_1)x_3} + x_2^2 + y_2^2 - ax_2 + ax_1 - x_1^2 - y_1^2}{y_2 - y_1} \quad (3.13)$$

$$c = ax_1 + by_1 - x_1^2 - y_1^2, \quad (3.14)$$

Enačba krožnice je sledeča:

$$\left(x - \frac{a}{2}\right)^2 - \frac{a^2}{4} + \left(y - \frac{b}{2}\right)^2 - \frac{b^2}{4} + c = 0 \quad (3.15)$$

oziroma:

$$\left(x - \frac{a}{2}\right)^2 + \left(y - \frac{b}{2}\right)^2 = \frac{a^2}{4} + \frac{b^2}{4} - c, \quad (3.16)$$

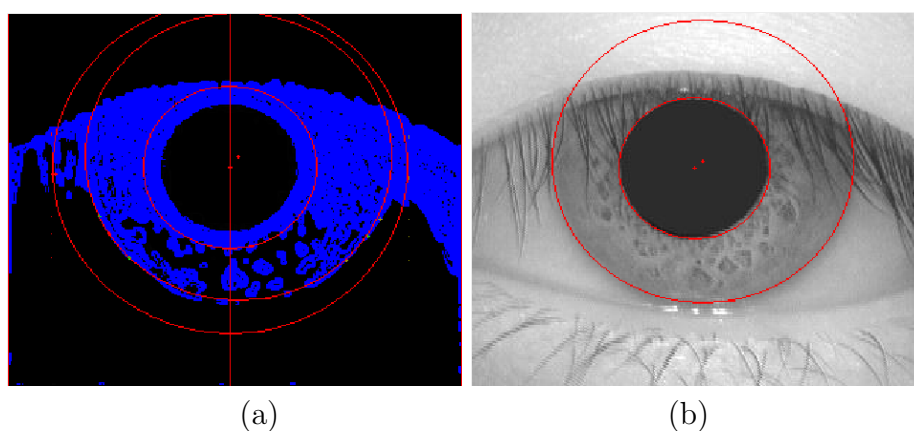
kjer je središčna točka  $S$  enaka

$$S\left(\frac{a}{2}, \frac{b}{2}\right) \quad (3.17)$$

in polmer krožnice  $r$  enak

$$r = \sqrt{\frac{a^2}{4} + \frac{b^2}{4} - c} \quad (3.18)$$

Z izračunanom središčne točke in polmera krožnice lahko le-to izrišemo na sliko za boljšo preglednost (slika 3.7).



Slika 3.7: Izrisana krožnica skozi izbrane točke, ki predstavlja rob med beločnico in šarenico (a) ter označena šarenica na originalni sliki (b).

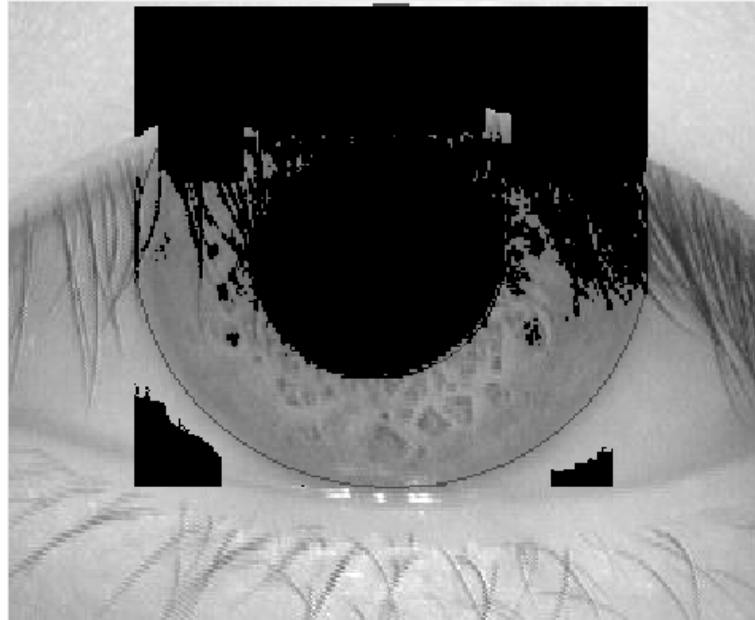
### 3.3 Ustvarjanje maske šarenice

Šarenica je vedno okrogle oblike, vendar je pogosto pokrita z očesnimi vekami in trepalnicami, ki povzročajo največ nevšečnosti skozi celoten proces segmentacije. Glede na to, da imamo znane vse potrebne informacije o šarenici, je potrebno ustvariti še masko šarenice.

Ustvarjanje maske šarenice, prikazane na sliki 3.8, pomeni zaznavanje predelov šarenice, kjer je pokrita z očesnimi vekami ali trepalnicami in označiti ta področja z ničelno vrednostjo informacije. Ustvarjanje maske šarenice razdelim na dva dela, zgornji in spodnji del, kjer je horizontalna os skozi središče zenice prehod med enim in drugim. Na obeh delih, zgornjem in spodnjem, so poleg potencialnih prekrivajočih očesnih vek prisotne trepalnice, običajno temne barve, različnih gostot in dolžin. Ključna informacija je, da so črne

barve, zato lahko postavimo pri iskanju trepalnic prag v barvi, kjer bomo od določene vrednosti naprej zaznali to slikovno točko kot del trepalnice. Zaznavanje veke je nekoliko težje, ker pa je veka običajno svetlejša, lahko prav tako postavimo nek prag v barvi, kjer določamo, da je barva te intenzitete veke in jo označimo kot nepomembno informacijo. Oba praga sta prilagojena izključno slikovni zbirki CASIA in sta bila določena na principu testa med različnimi razredi in ugotovitvi najbolj primerne, pri čemer je bil za zaznavanje trepalnic postavljen prag na vse, kar je manj od vrednosti 177 in za zaznavanje vek in svetlobnih odbojev vse, kar je nad vrednostjo 220.

Med pregledovanjem vsake slikovne točke pregledam še tri slikovne točke na levo in tri na desno, in če je na levo in desno stran prav tako zaznano skupno število treh slikovnih točk, ki ustrezajo pogojem maske, potem na točki pregledovanja označim vse njegove naslednike po vertikalni osi za predel maske. S tem zaznam gost predel trepalnic in predele, ki ne ustrezajo maski tudi označim za del maske, kajti v nasprotnem primeru bi bila pridobljena informacija iz tega dela neuporabna zaradi prevelike prisotnosti šuma. Na ta način pa zaznam tudi zgornjo ali spodnjo senco, ki nastaja med šarenico in veko, od katere pa prav tako lahko vse nadaljnje slikovne točke navzven po vertikalni osi označimo za predel maske.



Slika 3.8: Zaznana črna maska šarenice prikazana nad originalno sliko očesa z zunanjim in notranjim robom šarenice.



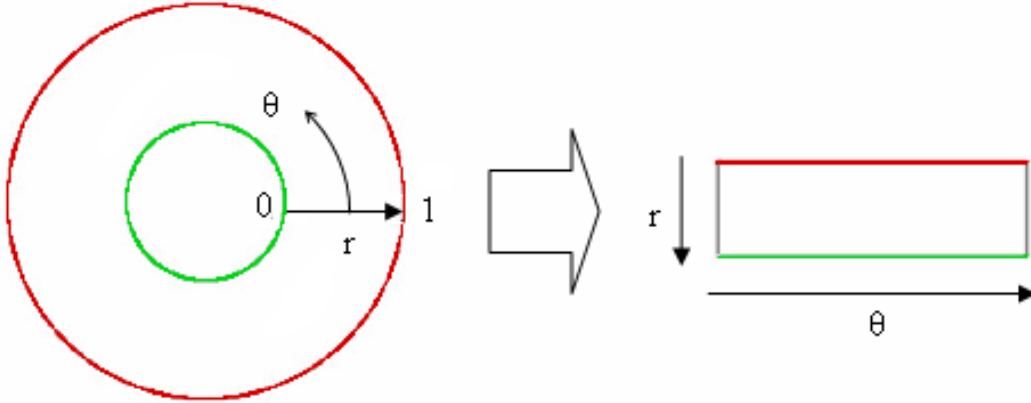
## Poglavje 4

# Normalizacija šarenice

Po uspešni segmentaciji slike v prejšnjem poglavju in pridobljeni potrebni informaciji o šarenici, nastopi naslednji korak transformacije, ki se imenuje normalizacija (angl. normalization) šarenice v fiksni dvodimenzijski prostor zaradi namena nadaljnjega primerjanja podob dveh različnih šarenic. Ta korak je nujno potreben za katero koli nadaljnje primerjanje, saj so si dimenzije šarenic lahko zelo različne. Predvsem notranji rob šarenice, ki je zaradi spreminjanja velikosti zenice ob različni osvetlitvi zelo spremenljiv, kar vpliva na krčenje in raztezanje šarenice. Poleg tega moramo upoštevati tudi to, da sta zunanji in notranji rob šarenice koncentrični krožnici, kar pomeni, da si središči nista enaki, torej se razdalja med tema dvema krožnicama spreminja. Ne smemo pa pozabiti, da se lahko posnetki očes razlikujejo zaradi oddaljenosti od kamere, kota posnetka, nagiba glave in rotacije samega očesa.

Preostane rešitev nekakšne normalizacije, ki bo zagotavljala transformacijo šarenice v fiksne dimenzije in s tem omogočila primerjanje enega posnetka subjekta z drugim posnetkom v drugačnih pogojih ter tudi povsem drugega subjekta s povsem drugačnimi lastnostmi šarenice.

Različni avtorji pregledane literature se večinoma odločajo za model normalizacije homogenega gumijastega lista osnovanega s strani Dougmana [9]. Normalizacija transformira vsako točko iz kartezičnega koordinatnega sistema v polarni koordinatni sistem (slika 4.1). Dougman tako preslika vsako točko šarenice v par polarnih koordinat opisanih s polmerom  $r$  in kotom  $\theta$ , kjer je  $r$  v intervalu med  $[0,1]$  in  $\theta$  v intervalu med  $[0,2\pi]$ .



Slika 4.1: Dougmanov model preslikave šarenice v pravokotno obliko z označenimi robovi.

Enačba preslikave tako vsebuje  $I(x(r,\theta),y(r,\theta)) \rightarrow I(r,\theta)$ :

$$\begin{aligned} x(r,\theta) &= (1-r) * x_z(\theta) + r * x_s(\theta) \\ y(r,\theta) &= (1-r) * y_z(\theta) + r * y_s(\theta) \end{aligned} \quad (4.1)$$

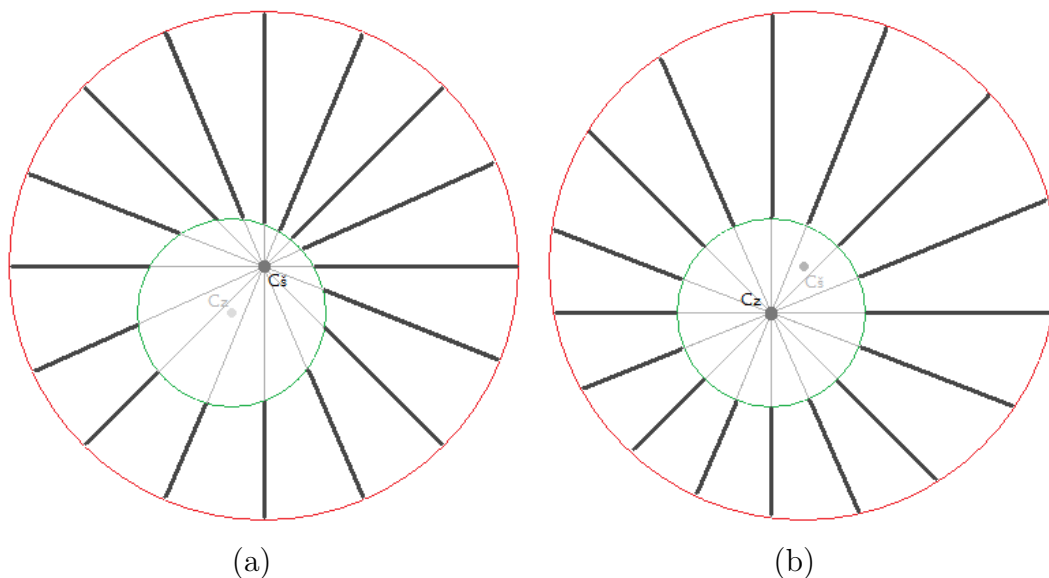
z robnimi točkami na

$$\begin{aligned} x_z(\theta) &= x_{z0}(\theta) + r_z * \cos(\theta) \\ y_z(\theta) &= y_{z0}(\theta) + r_z * \sin(\theta) \end{aligned} \quad (4.2)$$

$$\begin{aligned} x_s(\theta) &= x_{s0}(\theta) + r_s * \cos(\theta) \\ y_s(\theta) &= y_{s0}(\theta) + r_s * \sin(\theta) \end{aligned} \quad (4.3)$$

kjer sta  $r_z$  in  $r_s$  polmera zenice in šarenice,  $(x_{z0}(\theta), y_{z0}(\theta))$  in  $(x_{s0}(\theta), y_{s0}(\theta))$  koordinate središča zenice in šarenice, medtem ko so  $(x_z(\theta), y_z(\theta))$  in  $(x_s(\theta), y_s(\theta))$  robne koordinate zenice in šarenice v smeri  $\theta$  [8].

Dve različni možnosti implementacije tega modela, med katerimi avtorji običajno izbirajo, sta različni v središču točke preslikave. Središče preslikave je lahko v središču šarenice ali pa v središču zenice (slika 4.2). Prednost uporabe središča šarenice je, da se to središče s časom ne spreminja. Medtem ko je prednost uporabe središča zenice, da je preslikava točk okoli roba zenice enakomerneje porazdeljena, kar lahko privede do boljšega ujemanja dveh različnih posnetkov istega subjekta.



Slika 4.2: Transformacija z izbrano središčno točko šarenice (a) in izbrano središčno točko zenice (b).

## 4.1 Implementacija normalizacije šarenice

Implementacija, ki sem jo izbral in izvedel, deluje s središčno točko zenice, kar prikazuje tudi slika 4.3. Velikost razdalje med robom zenice in robom šarenice se zaradi nekoncentričnih krožnic teh dveh robov pod različnim kotom skozi šarenico spreminja. Kar pomeni, da moramo ob vsakem novem koraku v spremembi kota izračunati novo razdaljo med tema dvema krožnicama s sledečo formulo [15]:

$$innerRadius = \sqrt{\alpha}\beta + \sqrt{\alpha\beta^2 - \alpha} - r_s - r_z \quad (4.4)$$

pri čemer sta:

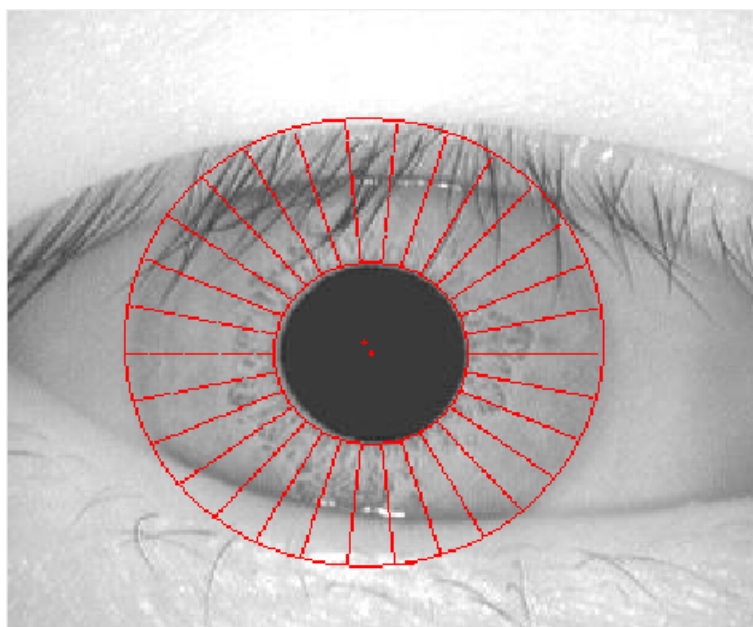
$$\alpha = o_x^2 + o_y^2 \quad (4.5)$$

$$\beta = \cos\left(\pi - \arctan\left(\frac{o_y}{o_x}\right)\right), \quad (4.6)$$

kjer je premik središča šarenice relativno premaknjen glede na središče zenice po horizontalni osi za  $o_x$  in vertikalni za  $o_y$ , in kjer je *innerRadius*, predstavlja

notranjo razdaljo med robom zenice in zunanjim robom šarenice pod kotom  $\theta$ . Tudi tukaj je  $r_s$  polmer šarenice,  $r_z$  pa polmer zenice.

Pri transformaciji je tako izbrano fiksno število točk na vsaki notranji razdalji ne glede na dolžino te razdalje, torej so nekje točke bolj gosto naseljene in nekje redkeje, vendar je število teh enako. Poleg določenih točk na notranji razdalji je določeno tudi število kotov pod katerimi bomo računali notranjo razdaljo in nato preslikovali točke na tej razdalji. V aplikaciji je bila izbrana dimenzija za normalizacijo  $60 \times 520$ .



(a)

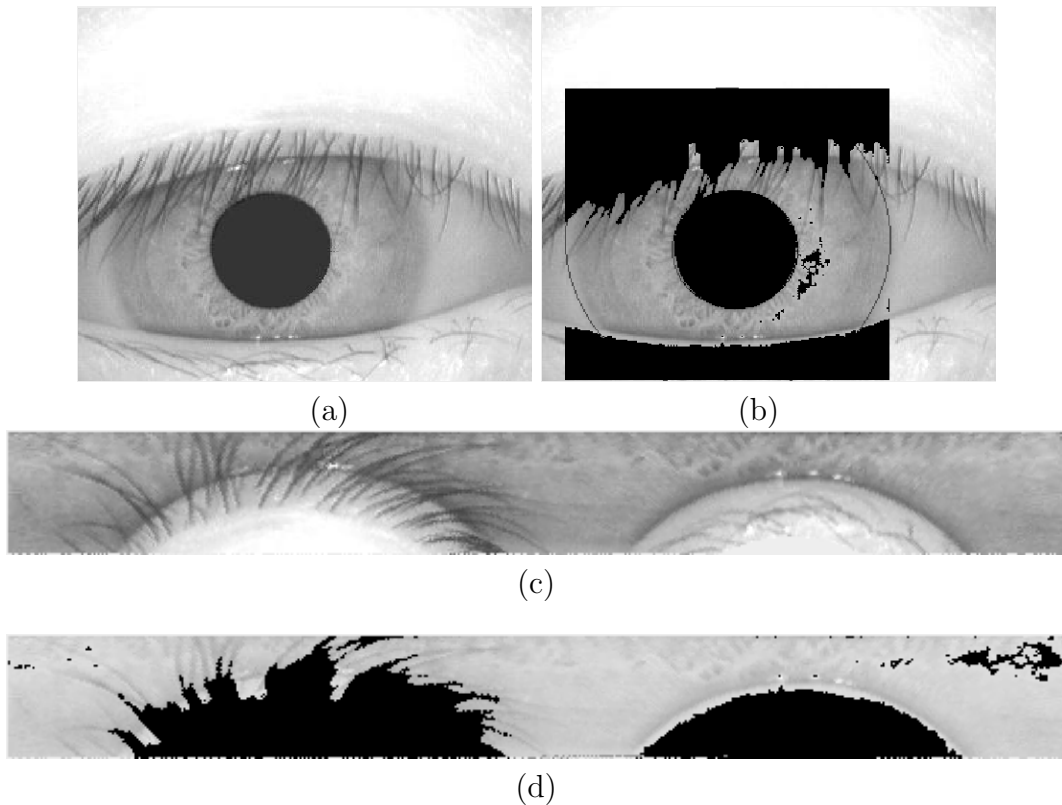


(b)

Slika 4.3: Transformacija s središčno točko zenice z nekaj ponazorjenimi črtami notranje razdalje (a) in rezultat transformacije (b).

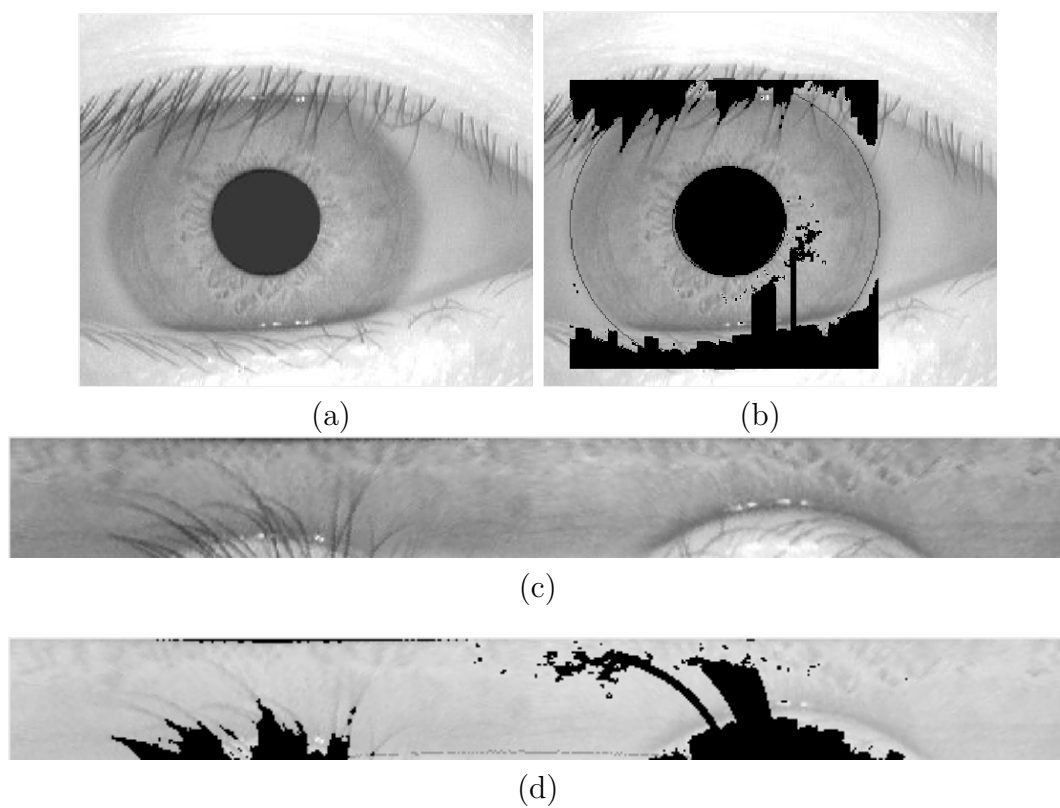
Transformacijo izvedemo nad šarenico, ki nas zanima, in tudi nad masko šarenice, s katero izvemo, kateri del normalizirane slike šarenice ne nosi in-

formacije, ki jo potrebujemo. Dva primera sta prikazana na slikah 4.4 in 4.5. S tem je proces normalizacije končan, sledi izbor značilnic (angl. feature extraction).



Slika 4.4: Primer segmentacije (b), normalizacije šarenice (c) ter njene maske (d) nad začetno sliko (a).

Na slikah 4.4 in 4.5 je prikazan celotni proces segmentacije in nato še normalizacije locirane šarenice z njeno masko. Sliki 4.4a in 4.5a prikazujeta začetno prejeto sliko, rezultat segmentacije je prikazan na slikah 4.4b in 4.5b. Normalizacija je nato izvedena nad celotnim področjem šarenice prikazane na slikah 4.4c in 4.5c, nato pa še nad njeno masko z nekoliko osvetljeno šarenico v ozadju, ki je prikazana na slikah 4.4d in 4.5d. Sliki 4.4 in 4.5 sta bili zajeti na istem subjektu s časovno razliko enega meseca.



Slika 4.5: Drugi primer segmentacije (b), normalizacije šarenice (c) ter njene maske (d) nad začetno sliko (a).

# Poglavje 5

## Izbor značilnic

Da bi zagotovili natančne podatke verifikacije, je potrebno zagotoviti pravilen izbor značilnik lociranih na predelu polarnega koordinatnega sistema šarenice, normaliziranem delu šarenice. Za izbor značilnik je bil s strani Dougmana predlagan model kompleksnih 2D Gaborjevih valčkov (angl. Gabor wavelet), ki zagotavlja optimalnejši prikaz prostorske frekvence (angl. spatial-frequency) signala v 2D prostoru.

### 5.1 Gaborjev filter

Gaborjev filter se neposredno nanaša na Gaborjeve valčke (angl. Gabor wavelet), saj so le ti lahko načrtovani za različne velikosti in rotacije. Vendar pa se širitev Gaborjevih filtrov z Gaborjevimi valčki večinoma ne uporablja za, saj to zahteva izračun dvoortogonalnih (angl. biorthogonal) valčkov, kar pa je lahko časovno zelo zamudno. Zato se običajno uporablja skupek Gaborjevih valčkov v različnih velikostih in rotacijah. Gaborjev prostor je zelo uporaben v aplikacijah za obdelavo slik [12].

Spodaj je prikazana formula Gaborjeve kompleksne funkcije v prostorski domeni:

$$g(x, y) = s(x, y) * w_r(x, y), \quad (5.1)$$

kjer je  $s(x, y)$  kompleksna sinusoida imenovana kot nosilka (angl. carrier) in  $w_r(x, y)$  2D Gaussova oblikovna funkcija imenovana kot ovojnica (angl. envelope).

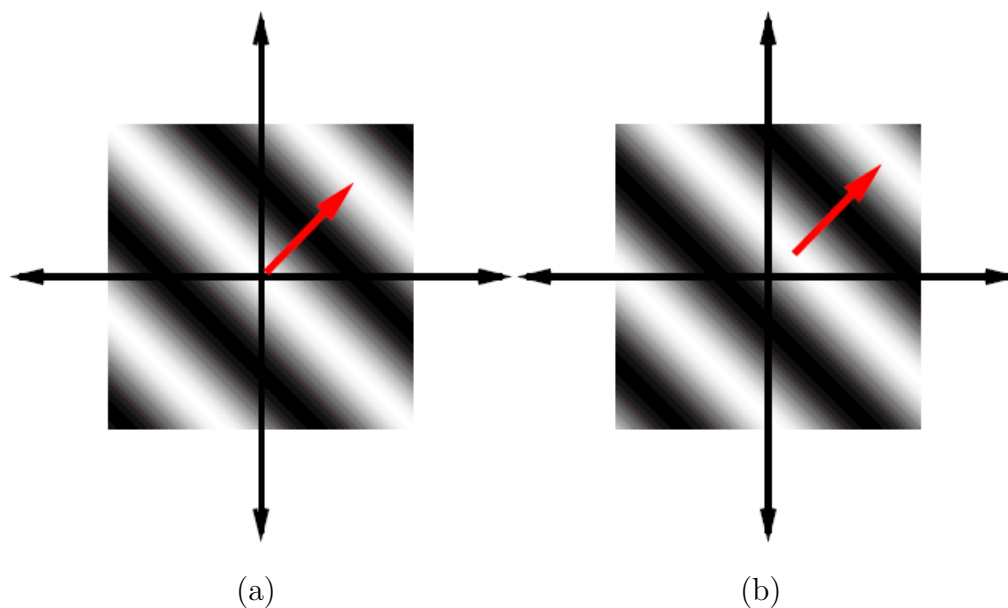
### 5.1.1 Kompleksna sinusoidna nosilka

Kompleksna sinusoidna nosilka je definirana kot:

$$s(x, y) = e^{j(2\pi(u_0x + v_0y) + P)}, \quad (5.2)$$

kjer  $(u_0, v_0)$  in  $P$  definirajo prostorsko frekvenco in fazo sinusoide.

To sinusoidno obliko si lahko predstavljamo kot dve ločeni realni funkciji, ki se nahajata v realnem in imaginarnem delu kompleksne funkcije prikazane na sliki 5.1.



Slika 5.1: Realni del (a) in imaginarni del (b) sinusoide [13].

Realni ter imaginarni del sinusoide je predstavljen z:

$$\begin{aligned} \Re(s(x, y)) &= \cos(2\pi(u_0x + v_0y) + P) \\ \Im(s(x, y)) &= \sin(2\pi(u_0x + v_0y) + P) \end{aligned}, \quad (5.3)$$

kjer parametra  $u_0$  in  $v_0$  definirata prostorsko frekvenco v kartezičnih koordinatah.

Ta prostorska frekvenca je prav tako lahko predstavljena s polarnimi koordinatami kot magnituda  $F_0$  in smerni kot  $\omega_0$ :

$$\begin{aligned} F_0 &= \sqrt{u_0^2 + v_0^2} \\ \omega_0 &= \tan^{-1} \left( \frac{v_0}{u_0} \right), \end{aligned} \quad (5.4)$$

iz česar lahko izrazimo

$$\begin{aligned} u_0 &= F_0 \cos \omega_0 \\ v_0 &= F_0 \sin \omega_0 \end{aligned} \quad (5.5)$$

Z uporabo teh enačb je oblika kompleksne sinusoide tako:

$$s(x, y) = e^{(j(2\pi F_0(x \cos \omega_0 + y \sin \omega_0) + P))} \quad (5.6)$$

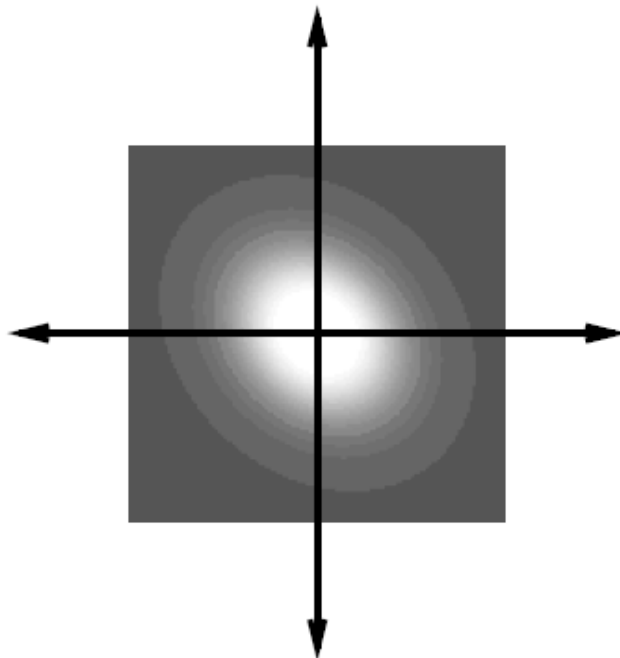
### 5.1.2 Gaussova ovojnica

Gaussova ovojnica, prikazana na sliki 5.2, je opisana z sledečo formulo

$$w_r(x, y) = K e^{(-\pi(a^2(x-x_0)_r^2 + b^2(y-y_0)_r^2))}, \quad (5.7)$$

kjer  $(x_0, y_0)$  predstavljata vrh funkcije,  $a$  in  $b$  sta drseča parametra po Gaussu,  $K$  drseči parameter magnitude Gaussove ovojnice,  $r$  pa predstavlja operacijo rotacije, ki je opisana z:

$$\begin{aligned} (x - x_0)_r &= (x - x_0) \cos \theta + (y - y_0) \sin \theta \\ (y - y_0)_r &= -(x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta \end{aligned} \quad (5.8)$$



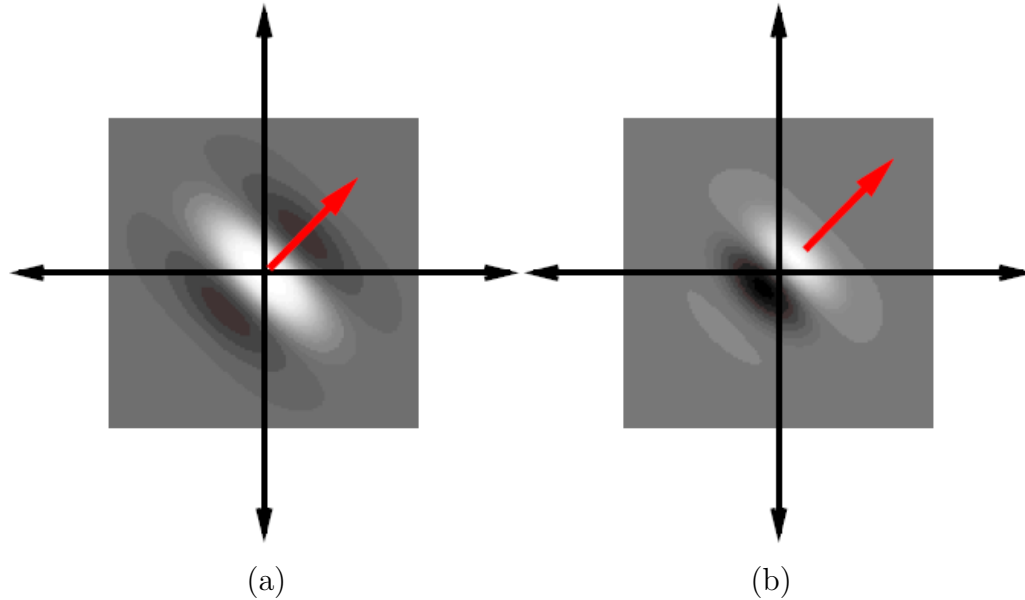
Slika 5.2: Gaussova ovojnica [13].

### 5.1.3 Kompleksna Gaborjeva funkcija

Kompleksna Gaborjeva funkcija, prikazana na sliki 5.3, je definirana s naslednjimi devetimi parametri:

- $K$  : drseči parameter magnitude Gaussove ovojnice,
- $(a, b)$  : drseča parametra po dveh oseh Gaussove ovojnice,
- $\theta$  : rotacijski kot Gaussove ovojnice,
- $(x_0, y_0)$  : točka vrha Gaussove ovojnice,
- $(u_0, v_0)$  : prostorska frekvenca sinusoidne nosilke v kartezičnih koordinat,
- $P$  : faza sinusoidne nosilke.

Vsak kompleksni Gabor je sestavljen iz dveh funkcij v prostoru, ki so predstavljene z realnim in pa imaginarnim delom kompleksne funkcije.



Slika 5.3: Gausova kompleksna funkcija predstavljena z realnim (a) ter imaginarnim (b) delom [13].

Tako je kompleksna Gaborjeva funkcija v prostorski domeni predstavljena s formulo

$$g(x, y) = Ke^{-\pi(a^2(x-x_0)^2 + b^2(y-y_0)^2)} e^{j(2\pi(u_0x + v_0y) + P)}, \quad (5.9)$$

ki je lahko dopolnjena še z DC komponento, ki služi kot nadomestilo za premik visokih pozitivnih konvolucijskih vrednosti okoli središča 0, kar zagotovi tako pozitivne in negativne vrednosti ter s tem dopustno Gaborjevo funkcijo [13,17].

## 5.2 Implementacija Gaborjevega filtra

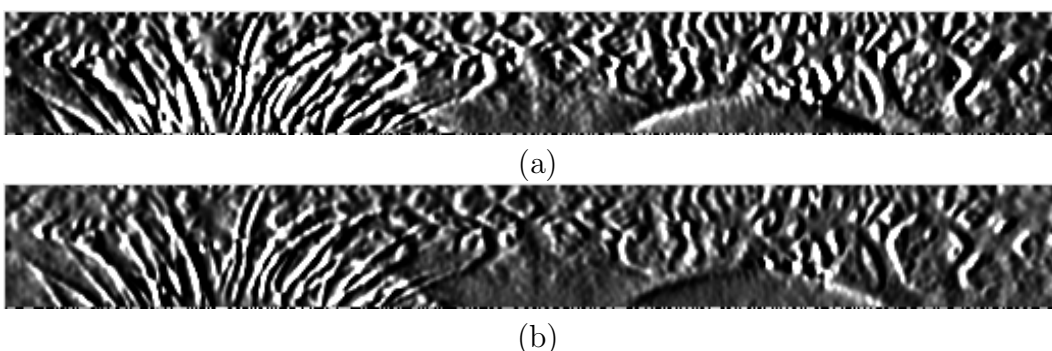
Implementacijo Gaborjevega filtra sem v diplomski nalogi izvedel z enim izračunom 2D Gaborjevih valčkov z DC komponento:

$$g(x, y) = Ke^{-\pi(S^2(x+y)^2)} e^{j(2\pi F(x \cos W + y \sin W) + P)} - e^{-\pi(\frac{F}{S})^2 + jP}, \quad (5.10)$$

kjer je točka vrha Gaussove ovojnice  $(0,0)$ , drseča parametra sta enaka vrednosti  $S$ , magnituda  $F$  in smerni kot  $W$  sta podana v polarnih koordinatah,

faza sinusoidne nosilke pa je  $P$ .

Množica kompleksnih vrednosti je nato ustvarjena iz konvolucije slike šarenice z 2D Gaborjevimi valčki. To množico kompleksnih vrednosti lahko predstavimo tako z realnimi kot tudi imaginarnimi vrednostmi, s katerimi lahko nato izračunamo kot faze. Primer rezultata realnega in imaginarnega dela prikazuje slika 5.4.

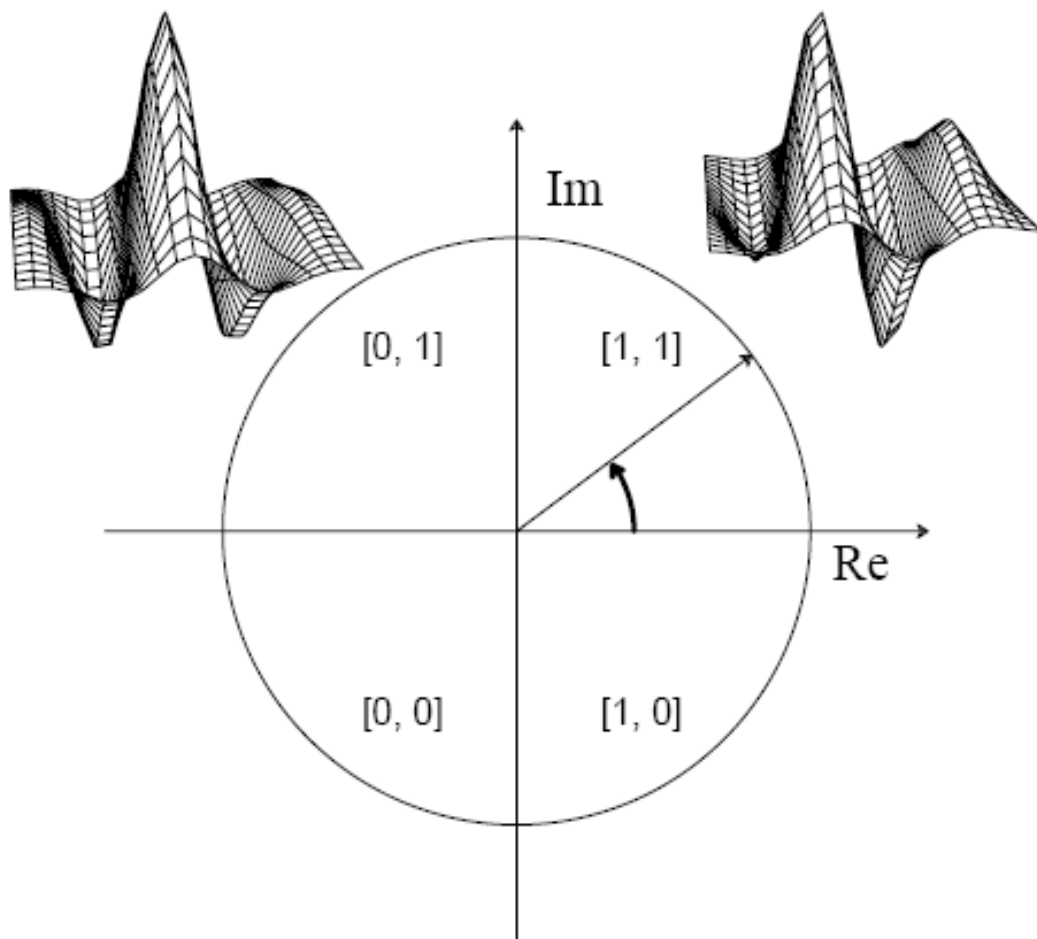


Slika 5.4: Prikazuje realni (a) ter imaginarni (b) del konvolucije slike šarenice z 2D Gaborjevimi valčki.

Kodiranje je prikazano na sliki 5.6, ki temelji na kvadrantu položaja kota faze v koordinatnem sistemu, ki je osnova faznega pretvarjanja (slika 5.5), posamezne slikovne točke šarenice. Položaj faze lahko obravnavamo kot kompleksno vrednost, katere realna in imaginarna komponenta tvorita parno sekvenco bitne kode. Vrednost realne in imaginarne komponente je lahko 0 ali 1, kar pomeni, da se pri enem koraku kodiranja ustvarita dva bita kode. Ta način kodiranja ustvari dvojno število bitov kode kot je slikovnih točk šarenice, kar v primeru aplikacije prinese 62400 bitov kode šarenice. Dobra lastnost fazne bitne kode osnovane na sliki 5.5 se izkaže pri rotaciji med sosednjimi kvadranti, kjer se v ponavljajoči kodi zamenja le en sam bit za razliko od binarne kode, pri kateri bi lahko prišlo do spremembe dveh bitov, kar bi posledično nekatere napake povzročilo večje kot druge.

Za verifikacijo šarenice je uporabljena samo fazna informacija, in sicer predvsem zaradi tega, ker amplitudna informacija ni povsem stabilna, saj nanjo vplivajo različni zunanji faktorji, npr. kontrast slike, osvetljava in različna kvaliteta kamere. Fazni biti, ki tvorijo sekvenco projekcije kvadrantov (slika 5.5), ustvarja informacijo o ničnih prehodih valjčkov. Izvoz fazne informacije

ima še dodatne prednosti, kot so dodeljeni fazni koti ne glede na kvaliteto kontrasta slike. Prednosti, ki se še pokažejo pri faznih bitih tudi v sliki slabe ostrine, ali pa celo ob prisotnosti šuma so, da šarenice različnih ostrin niso nikoli zamenjane med seboj v postopku primerjanja kode faznih bitov. Slike obrazov slabše ostrine po drugi strani ustvarjajo večjo podobnost, kar lahko zmede algoritme za primerjanje obrazov [9,11].



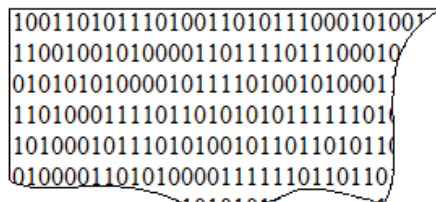
Slika 5.5: Osnova faznega pretvarjanja uporabljenega v postopku generiranja kode šarenice iz množice kompleksnih števil pridobljenih iz konvolucije slike šarenice z 2D Gaborjevim valčkom [10].



## Poglavje 6

### Primerjanje šarenic

Po končanem koraku izbora značilik je slikovna podoba normalizirane šarenice predstavljena kot predloga faznih bitov enic in ničel. Primer predloge šarenice prikazuje slika 6.1. Avtorji sorodnih del se statistične primerjave šarenic lotevajo na različne načine kot so utežna Euclidova razdalja (angl. weighted Euclidean distance) ali Hammingova razdalja. Slednja je bila predlagana in uporabljena s strani Dougmana [9].



Slika 6.1: Vzorec predloge šarenice.

Za statistično primerjanje predlog šarenice sem se v tej diplomski nalogi odločil za implementacijo Hammingove razdalje, ki je največkrat uporabljena. Izračun Hammingove razdalje je izveden z enostavno formulo

$$HD = \frac{codeA \otimes codeB}{n}, \quad (6.1)$$

kjer so  $codeA$  in  $codeB$  dve predloge,  $n$  število primerjanih bitov predlog in  $\otimes$  logični operator ekskluzivni ali.

## 6.1 Implementacija Hammingove razdalje

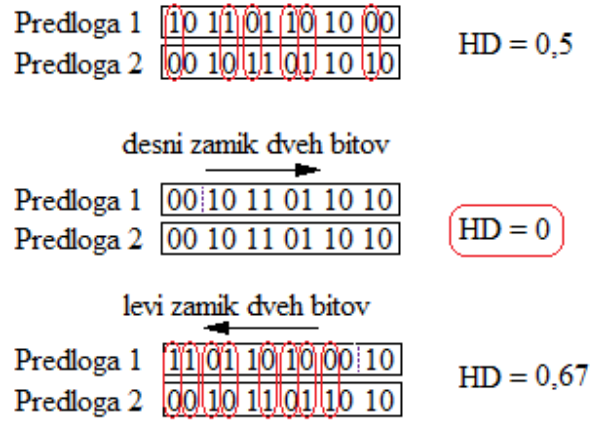
Hammingova razdalja daje rezultat razdalje in s tem oceno, koliko primerjanih bitov je enakih med dvema predlogama. Z uporabo Hammingove razdalje med dvema različnima predlogama se lahko odločimo, ali ti dve predlogi pripadata istemu očesu ali pa so ti predlogi pridobljeni iz različnih očes. Izračun Hammingove razdalje je izveden z enostavnim ekskluzivnim (angl. exclusive-OR) logičnim operatorjem (v nadaljevanju XOR) in pripadajočima maskama šarenice za določitev predelov z ničelno informacijo:

$$HD = \frac{(irisTemplateT \otimes irisTemplateDB) \cap irisMaskT \cap irisMaskDB}{irisMaskT \cap irisMaskDB}, \quad (6.2)$$

kjer je  $\otimes$  XOR,  $irisTemplateT$  pridobljena predloga iz zunanjega sveta in  $irisMaskT$  njena pripadajoča maska,  $irisTemplateDB$  in  $irisMaskDB$  pa sta predloga in maska šarenice iz podatkovne zbirke.

Operator XOR zaznava neujemanje bitov primerjanih predlog na predelih, kjer sta obe maski šarenice neprizadeti z nezaželenimi očesnimi vekami, trepalnicami ali sijočim odbojem svetlobe. Te neujemajoče bite sešteva in na koncu deli z vsemi čistimi biti, ki morajo biti prisotni na obeh maskah. Rezultat Hammingove razdalje je tako v teoriji od 0 do 1, kjer bi rezultat enak vrednosti 0 pomenil popolno ujemanje predloge šarenice in 1 čisto nasprotje primerjanih predlog šarenice. Za lažjo predstavo slika 6.2 prikazuje nekaj primerov izračuna Hammingove razdalje s predpostavko čiste maske. V praksi je pričakovati gibanje Hammingove razdalje različnih šarenic okoli vrednosti 0.5 [11].

Primerjanje predlog iste šarenice v praksi ni popolnoma enako 0, na kar vplivajo različne motnje iz okolice, česar pa algoritem za zaznavanje šuma ne zaznava popolnoma, zato je ustvarjena maska nekakšen približek odstranitve predelov, ki so najverjetneje šum. Poleg tega pa je težava v raztezanju šarenice in v rotaciji očesa ali slike. Slednjo težavo poskušamo odpraviti s premikanjem bitov levo ali desno. V enem koraku zamikanja bitov je potreben zamik dveh mest, saj se pri generiranju kode predloge šarenice le-te vpisujejo v paru (slika 5.5). Z zamikom izboljšamo primerjanje do te mere, da lahko z najmanjšo Hammingovo razdaljo pri zamiku izvedemo natančnejši postopek verifikacije. Slika 6.2 prikazuje primer zamikov in izračunov Hammingove razdalje.



Slika 6.2: Primer izračuna Hammingove razdalje z enim korakom zamika bitov predloge. Izbrana je najmanjša Hammingova razdalja za nadaljnji proces.



# Poglavje 7

## Testni rezultati in ugotovitve

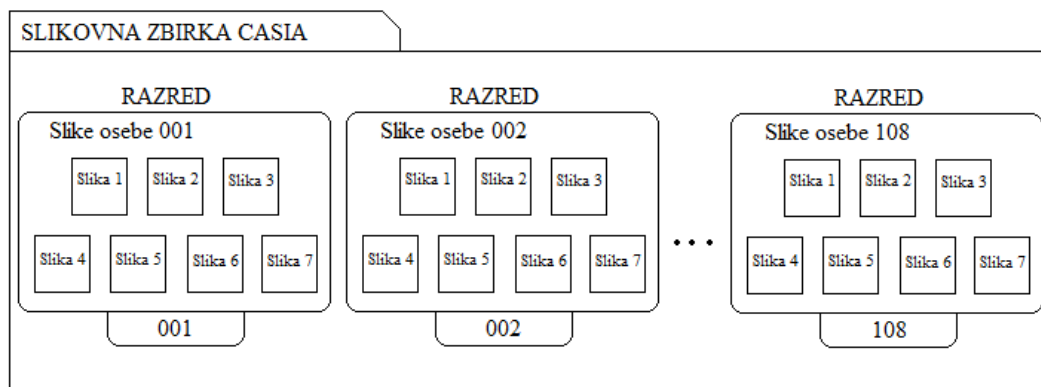
V tem poglavju bom predstavil rezultate celotnega implementiranega algoritma v programskem jeziku Java z orodjem Eclipse. Testni rezultati so ustvarjeni predvsem z namenom ugotovitve najboljših nastavitvev različnih spremenljivk in s tem optimalnejšega delovanja in zanesljivosti algoritma verifikacije.

Vsi testi in pridobljeni rezultati so bili pridobljeni na dvojedernemu AMD Turion 64 računalniku s taktom 2.1GHz.

### 7.1 Podatkovna zbirka

Uporabljena je bila podatkovna zbirka očes Kitajske akademije znanosti, Inštituta za avtomatiko, verzija 1 (v nadaljevanju CASIA). CASIA vsebuje 756 sivinskih slik oči, 108 oseb, pri vsakem izmed njih 7 posnetkov. Slike razdelim v razrede, kjer en razred predstavlja vseh 7 slik ene osebe (slika 7.1). Slike vsake osebe so bile posnete v dveh delih, med katerimi je časovna razlika enega meseca. Posnete so bile za raziskovalni namen pod infra-rdečo svetlobo z digitalno kamero, ki prepušča bližnje infra-redeče frekvenčne pasove ter posebno razvito optiko s strani državnega laboratorija za razpoznavanje vzorcev na Kitajskem. Slike očes pripadajo večinoma osebam azijskega porekla, različnih starosti, z gostim pigmentom šarenice in dobrim kontrastom med zenico ter temnimi trepalnicami.

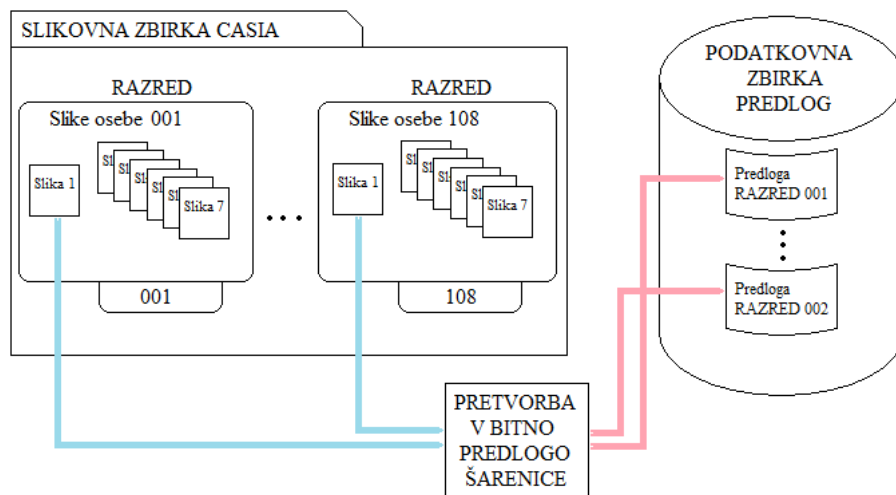
Uporabljena podatkovna zbirka pa je manjša za dva razreda, saj pri njih zaradi prevelikega šuma ali preveč zaprtega očesa prihaja do napake v koraku pridobitve slik.



Slika 7.1: Razdelitev slikovne zbirke CASIA na razrede.

bivanja informacije o šarenici. Neuporabljene slike so v podatkovni zbirki označene z 091 in 101.

Iz preostalih razredov (slika 7.2) je bila ustvarjena podatkovna zbirka predlog šarenice (bitnih kod). Ta podatkovna zbirka je sestavljena iz ene slike vsakega razreda, tako da vsebuje 106 predlog šarenic.



Slika 7.2: Ustvarjanje podatkovne zbirke predlog šarenic.

## 7.2 Čas procesiranja algoritma

Ljudje smo v času sodobnih in zmogljivih računalnikov postali zelo zahtevni z vidika časovne porabe določenega programa, procesa, algoritma. Zatorej se zdi smiselno predstaviti potreben čas procesiranja algoritma te diplomske naloge. Čas procesiranja algoritma razdelim na večja poglavja z namenom predstave porabe časa po segmentih, kar prikazuje tabela 7.1, iz katere je razvidno, da poglavje segmentacije slike porabi največji del časa, kar nas privede do podrobnejše delitve tega poglavja. Časovno najzahtevnejše poglavje segmentacije slike sem tako še podrobneje predstavil v tabeli 7.2.

	Porabljeni čas [ms]	Odstotek časa [%]
Segmentacija slike	5588	87
Normalizacija šarenice	16	<1
Gaborjev filter	110	<2
Primerjanje šarenic	709	11
Skupni čas	6432	100

Tabela 7.1: Čas procesiranja algoritma po glavnih poglavjih diplomske naloge.

	Porabljeni čas [ms]	Odstotek časa [%]
Pridobitev informacije o zenici	509	8
Glajenje, osvetlitev ter iskanje robov	3420	53
Iskanje robnih točk ter izračun krožnice	1333	21
Ustvarjanje maske šarenice	326	5
Skupni čas	5588	87

Tabela 7.2: Čas procesiranja segmentacije slike.

Rezultati so povprečne vrednosti naključnih 600 primerov verifikacije subjektov in kot vidimo iz tabele 7.1, algoritem potrebuje svoj čas. Seveda temu nekaj prispeva tudi sam programski jezik Java, ki ni ravno znan kot hiter programski jezik.

### 7.3 Unikatnost šarenice

Bistveni pomen verifikacije in identifikacije na osnovi šarenice je unikatnost le-te, kar privede do tega, da je testiranje unikatnosti šarenice zelo pomemben korak. Unikatnost določimo na podlagi testa statistične neodvisnosti med dvema šarenicama, ki ga izvedemo s primerjanjem ustvarjenih predlog šarenic različnih oči iz različnih razredov in izračunom Hammingove razdalje. Izračun Hammingove razdalje bo potekal s primerjanjem šarenic med različnimi razredi, ki bo prikazal spekter gibanja Hammingovih vrednosti.

V skladu s statistično teorijo se srednja vrednost Hammingove razdalje primerjanja šarenic med razredi giblje okoli vrednosti 0,5 [11]. To lahko dodatno potrdimo z dejstvom, da je vsak bit v predlogi lahko enako verjetno postavljen na 0 ali 1, in ker sta različni predlogi šarenice povsem nepovezani, je pričakovana verjetnost ujemanja bitov med različnimi predlogami enaka 0,5. Kar privede do Hammingove razdalje enake 0.5. V praksi Hammingove razdalje med različnimi razredi nekoliko odstopajo od teoretične 0,5, kar daje tudi določeno stopnjo odstopanja med predlogami, ki jo bomo poimenovali vrednost svobode odstopanja (angl. degrees of freedom)

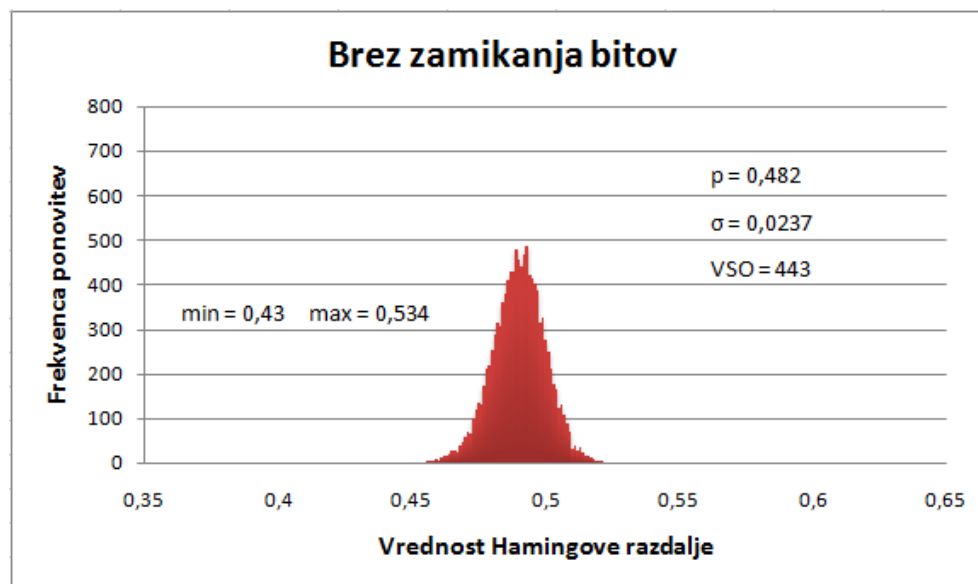
Prvi test prikazuje histogram rezultatov Hammingovih razdalj, ki se gibljejo okoli predvidene vrednosti 0,5. Pričakovano odstopanje vrednosti daje določeno vrednost svobode odstopanja unikatnosti šarenice. To merilo daje kompleksnost vzorcev šarenice in višja kot je vrednost, večja je neodvisnost med različnimi šarenicami [9]. Izračun vrednosti svobode odstopanja lahko izračunamo po naslednji formuli

$$VSO = \frac{p(1-p)}{\sigma^2}, \quad (7.1)$$

kjer je  $p$  srednja vrednost in  $\sigma$  standardno odstopanje vrednosti.

Velik pomen na vrednost Hammingove razdalje ima tudi sprememba v nagibu glave, ki je deležna med različnimi posnetki za en razred. Nagib glave ustvari neposreden nagib očesa in s tem vrtenje okoli svojega središča. Velike napake primerjanja podob, ki se ustvarijo z vrtenjem očesa, lahko odpravimo z zamikom bitov v predlogi šarenice levo ali desno.

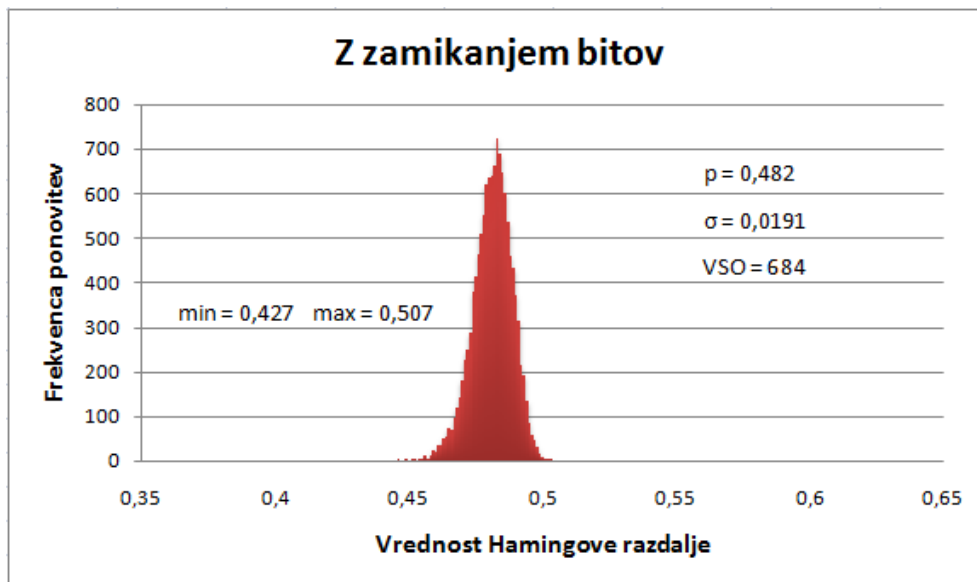
Pri vsakem zamiku bitov predloge v levo ali desno je potreben zamik tudi



Slika 7.3: Histogram primerjav Hammingovih razdalj posamezne slike določenega razreda s podatkovno zbirko predlog, kar nam daje  $106 \times 105$  primerjav, skupno 11.130 primerjav.

pripadajoče maske, nakar lahko izračunamo Hammingovo razdaljo. Postopek zamikanja izvedemo z osmimi koraki, kjer en korak zamika bitov predloge predstavlja slika 6.2. Kot rezultat upoštevamo najnižjo izračunano Hammingovo razdaljo med predlogama. Z uvedenim postopkom zamikanja bitov dobimo manjšo srednjo vrednost Hammingove razdalje in večjo vrednost svobode odstopanja. Slika 7.4 prikazuje histogram Hammingovih razdalj z zamikanjem bitov levo ali desno.

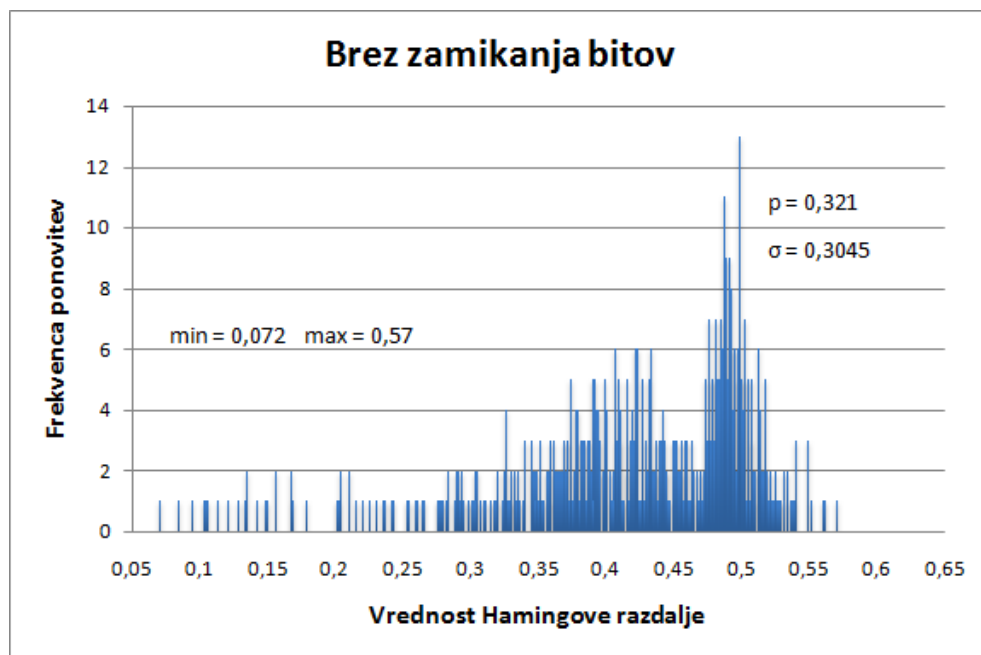
Kot prikazuje Slika 7.3, se srednja vrednost Hammingove razdalje giblje okoli predvidene 0,5, kar potrjuje, da so si šarenice med posameznimi razredi različne. To potrjuje teorijo o unikatnosti predloge in same kompleksne strukture šarenice, kar je razvidno tudi iz visoke vrednosti svobode odstopanja. Z uvedbo zamikov smo že tako ozek spekter Hammingovih razdalj še nekoliko skrčili, kar je zmanjšalo standardni odklon in povečalo vrednost svobode odstopanja.



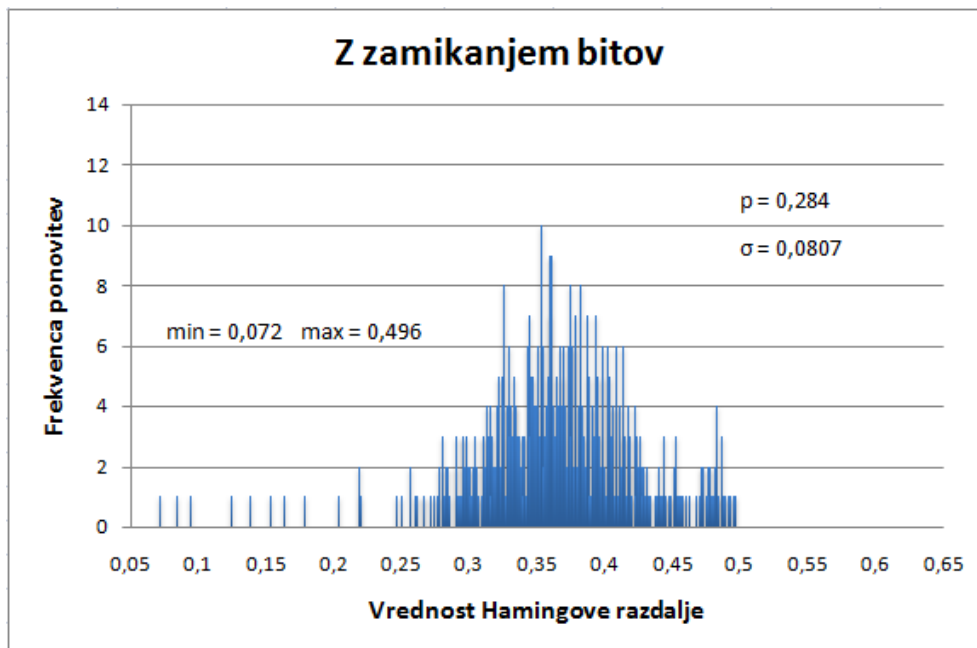
Slika 7.4: Histogram primerjav Hammingovih razdalj posamezne slike določenega razreda s podatkovno zbirko predlog, poleg zamikanja bitov predloge slike levo in desno v 8 korakih, kar nam spet daje  $106 \times 105 \times 16$  primerjav, skupno 178.080 primerjav.

Potrebno pa je izvesti tudi primerjanja Hammingovih razdalj znotraj posameznega razreda. To pomeni primerjanje vseh slik posameznega razreda zbirke CASIA razen prve, s predlogo istega razreda zapisano v podatkovni zbirki predlog. Rezultat teh primerjanj poda predstavo o gibanju vrednosti Hammingovih razdalj pravih primerjav (slika 7.5).

Z večkratnimi zamiki se celoten histogram primerjav Hammingovih razdalj znotraj razreda zgosti (slika 7.6), kar poveča nadaljnjo natančnost verifikacije.



Slika 7.5: Histogram primerjav Hammingovih razdalj vseh slik določenega razreda CASIA podatkovne zbirke razen prve, z vpisom istega razreda v podatkovni zbirki predlog, kar daje  $6 \times 10^6$  primerjav, skupno 636 primerjav.



Slika 7.6: Histogram primerjav Hammingovih razdalj vseh slik določenega razreda CASIA podatkovne zbirke razen prve, z vpisom istega razreda v podatkovni zbirki predlog poleg zamikanja bitov predloge levo in desno v 8 korakih, kar daje  $6 \times 106 \times 16$  primerjav, skupno 10.176 primerjav.

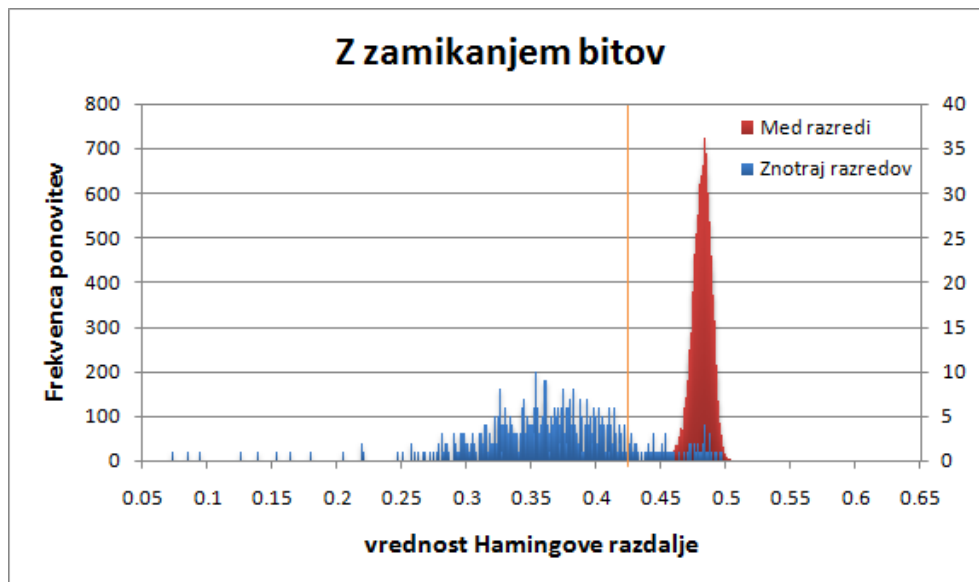
## 7.4 Test verifikacije

Kateri koli par šarenic različnih razredov bi moral ustrezati pogojem statistične neodvisnosti prikazane na sliki 7.4 in kateri koli par šarenic istega razreda v teoriji ne sme ustrezati pogojem statistične neodvisnosti s slike 7.4. Iz teh dejstev lahko predpostavimo, da je verifikacija na osnovi šarenice pogojena s testom zavrnitve statistične neodvisnosti.

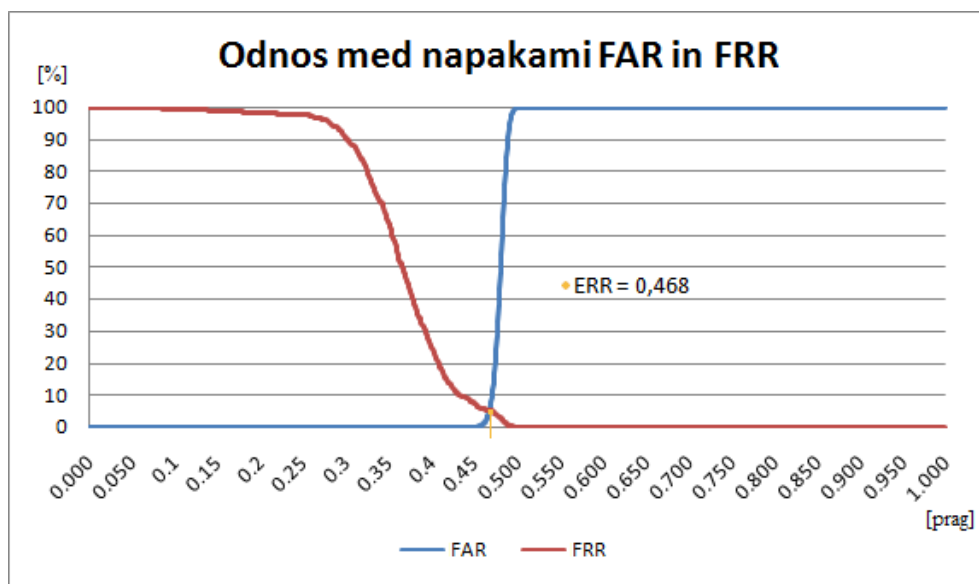
Kot je razvidno iz slike 7.6 se vrednosti primerjanj Hammingovih razdalj predlog šarenic znotraj razreda gibljejo tudi v prostor unikatnosti predloge (slika 7.4). To privede do tako imenovane napake pri verifikaciji, ki smo razdelili na stopnjo napačne odobritve FAR (angl. False Acceptance Rate) in stopnjo napačne zavrnitve FRR (angl. False Reject Rate) ter točko enake napake EER (angl. Equal Error Rate). Visoka stopnja FAR predstavlja veliko nevarnost, ki omogoča verifikacijo napačnih oseb oz. oseb, ki se izdajajo za nekoga drugega. Da bi bila ta stopnja čim manjša, smo primorani v našem primeru dvigniti stopnjo FRR, ki bo tudi določen odstotek verifikacije pravih oseb, za katere se izdajajo, zavrnila. To dejstvo pove, da sta ti stopnji pogojeni v obratnem sorazmerju, saj z nižanjem ene, zvišamo drugo. Točko kjer se ti stopnji sekata, imenujemo EER ta pa poda enak odstotek zavrnitev na obeh straneh.

Da bo verifikacija osebe omogočena je potrebno postaviti odločitveni prag, ki bo razločeval med potrditvijo in zavrnitvijo osebe, za katero se nekdo izdaja.

Iz slike 7.7 je razvidno, da Hammingove razdalje primerjanja dveh šarenic znotraj razreda segajo tudi v pogoje unikatnosti šarenice. Za večjo pravilnost verifikacije je potrebno odločitveni prag spustiti nižje, kot pa ja maksimalna vrednost Hammingove razdalje primerjanja šarenic znotraj razreda. Odločitveni prag je z namenom 0-odstotne FAR potrebno spustiti pod minimalno izmerjeno vrednost Hammingove razdalje, ki velja za unikatnost šarenice, kar bo pripeljalo do večjega odstotka FRR. Izbrana vrednost praga odločitve je tako postavljena na minimalno vrednost unikatnosti šarenice, kar je enako vrednosti 0,427. Tabela 7.3 in slika 7.8 prikazujeta odvisnost med FRR in FAR.



Slika 7.7: Histogram primerjav Hammingovih razdalj znotraj razredov in razredov med seboj ter prag odločitve, ki je bil določen na podlagi najmanjše izmerjene vrednosti primerjanja med razredi, ki je bila enaka vrednosti 0,427.



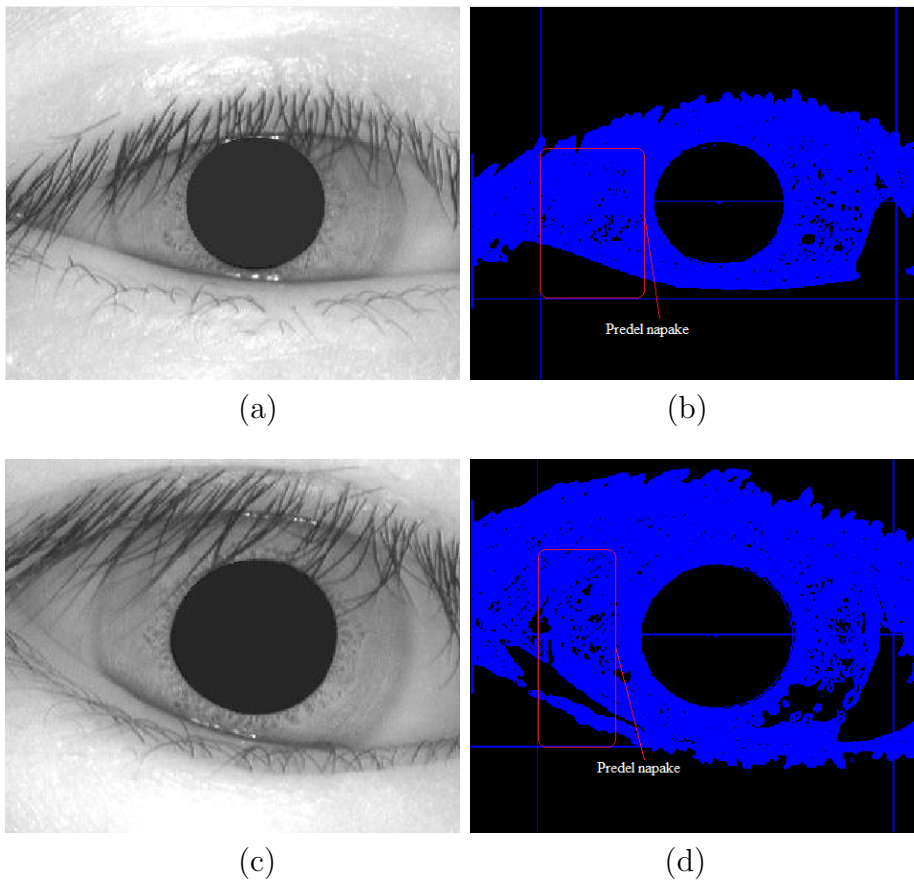
Slika 7.8: Odvisnost med napakama FAR in FRR in točka EER.

Odločitveni prag	FAR [%]	FRR [%]
0,075	0	100
0,1	0	99,829
0,125	0	99,488
0,15	0	99,488
0,175	0	98,80
0,2	0	98,637
0,225	0	97,955
0,25	0	97,785
0,275	0	96,252
0,3	0	90,459
0,325	0	80,408
0,35	0	64,054
0,375	0	42,589
0,4	0	25,042
0,425	0	12,436
<b>0,427</b>	<b>0</b>	<b>11,584</b>
0,45	0,139	7,666
0,5	20,657	0
0,55	99,86	0
0,525	100	0

Tabela 7.3: Odvisnost FAR in FRR pri različnih odločitvenih pragih

## 7.5 Napake

Na sliki 7.9 sta prikazana primera, pri katerih algoritem naredi napako pri zaznavanju levega roba šarenice. Kot je razvidno s slike, bi bilo potrebno algoritem za take primere prilagoditi na iskanje roba samo na eni strani šarenice, in sicer v primeru dovolj velike vidne površine očesa.



Slika 7.9: Pri iskanju roba šarenice se algoritem ustavi, kajti na levi strani ne najde nobene primerne točke.

## Poglavje 8

# Zaključek in nadaljnje delo

Razpoznavanje oseb na podlagi biometričnih lastnosti je v zadnjih letih deležno posebne pozornosti. V okviru diplomske naloge je predstavljena problematika avtomatskega razpoznavanja osebe na podlagi šarenice in implementiran algoritem za verifikacijo osebe. Pristop k verifikaciji osebe na osnovi šarenice temelji na Dougmanovem sistemu, ki je široko uporabljen tako v komercialnem svetu kot tudi akademskem. Šarenico analiziramo s pomočjo algoritmov računalniškega vida ter izbrane značike pretvorimo v bitno kodo, ki jo nato primerjamo z drugimi primeri. Algoritem je bil testiran nad slikovno podatkovno zbirko očes CASIA, prikazani rezultati pa potrjujejo delovanje verifikacije osebe.

V poglavju segmentacije je bil predstavljen lasten pristop z uporabo enostavnih operacij nad sliko in pridobivanjem ključnih informacij o šarenici, ki pa se je izkazal kot zahtevnejši del celotnega postopka, saj je čas procesiranja v tem delu krepko nad preostalimi poglavji. To dopušča možnost optimizacije segmentacije. Ostala poglavja so bližje Dougmanovem pristopu in je potreba po izboljšavah manjša.

Poglaviten problem verifikacije tako vidim predvsem v poglavju segmentacije. Segmentacija je temelj vseh nadaljnjih operacij, kar ji daje večjo težo, željo po brežhibnosti. Možnosti za izboljšave vidim predvsem pri zaznavanju zunanjega roba šarenice, ki je v nekaterih primerih težje zaznan tako s prostim očesom kot tudi s strani implementiranega algoritma. Z uporabo kombiniranih velikosti jeder glajenja bi morebiti prišli do čistejšega roba šarenice. Dodatno pozornost zahteva tudi iskanje šuma šarenice, kar predstavlja iskanje vek ter trepalnic. Ta je sicer zadovoljiv, a vendar bi k natančnejšim verifikacijam prispevalo tudi

izboljšanje tega dela procesa, saj še vedno ostajajo predeli trepalnic ter vek, ki niso zaznani kot šum. Nadgradnja sistema bi lahko vsebovala implementacijo zajemanja slike očesa iz kamere žive slike. Prav tako pa bi bilo smiselno imeti v poglavju primerjanja, v podatkovni zbirki predlog več kot samo en vpis osebe, saj bi s tem zagotovil še večjo natančnost pri verifikaciji.

# Dodatek A

## Implementacijski detajli

Program verifikacije na podlagi šarenice vsebuje sledeče razrede:

- aDiploma.java,
- circleToRect.java,
- Complex.java [18],
- drawCircle.java,
- gaborFilter.java,
- inputImage.java,
- irisBlur.java,
- irisImage.java,
- irisNoise.java,
- irisTemplate.java,
- procesImage.java,
- pupilImage.java,
- sobelEdge.java,
- vefirproces.java,

kjer je `aDiploma.java` glavni razred, ki vsebuje pot do podatkovne zbirke predlog in jo je pred zagonom programa potrebno prilagoditi strukturi sistema na katerem je aplikacija izvajana. Osnova za implementacijo `gaborFilter.java` razreda je odprto kodna implementacija prepoznavanja šarenice [15].

## Dodatek B

# Struktura materiala na priloženi zgoščenki

Priložena zgoščanka vsebuje slikovno podatkovno zbirko CASIA, kot tudi podatkovno zbirko predlog. Vsebuje tudi priloženo kodo aplikacije, katero je pred zagonom potrebno prilagoditi ter prevesti z Java prevajalnikom. Za zagon programa je prav tako potrebna programska podpora Java, ki je dosegljiva na spletnem naslovu: <http://java.sun.com/>. Diplomaska naloga je na zgoščenci v pdf formatu kot tudi v tex z pripadajočimi slikami, ki se nahajajo v diplomi.

- Podatkovna zbirka predlog se nahaja v datoteki `zgoščanka\predloge\gocDB.txt`
- Podatkovna zbirka CASIA se nahaja v direktoriju `zgoščanka\irisDB` in vsebuje strukturo: `razred\X\razred_X_Y.jpg` kjer je razred zaporedna številka osebe, X številka serije posnetka, Y številka zaporednega posnetka v tej seriji.
- Aplikacija se nahaja v direktoriju `zgoščanka\verification\`
- Diplomaska naloga in pripadajoče slike so v direktoriju `zgoščanka\dipl\`

# Slike

1.1	Človeško oko, kjer so (1) beločnica, (2) šarenica, (3) zenica, (5,6) trepalnice, (4,7) vek. . . . .	4
1.2	Okrnjen potek biometrične verifikacije in identifikacije. . . . .	6
1.3	Frekvenca ponovitev izračunanih vrednosti (a) in odnos med FRR ter FAR in točka enakih napak EER (b). . . . .	7
3.1	Vhodna slika (a) in izhodna slika iskanja središča (b), kjer so prikazani robovi najdeni s Sobelovim operatorjem, rdeča točka središča zenice ter njen radij, na katerem je izrisan rdeč krog. . .	17
3.2	Primer izračuna novega središča zenice, kjer so: (1) <i>indexXleft</i> , (2) $X_z$ , (3) naključni približek središča, (4) <i>indexYbottom</i> , (5) <i>indexXright</i> , (6) $C_z$ , (7) <i>indexYup</i> , (8) $Y_z$ . . . . .	18
3.3	Originalna slika (a) in rezultat glajenja (b). . . . .	20
3.4	Originalna slika (a) ter rezultat konvolucije glajenja, osvetlitve in iskanja robov z Sobelovim operatorjem po prvem (b) , petem (c) in enajstem koraku (d). . . . .	21
3.5	Končni rezultat postopka glajenja, osvetlitve ter iskanja robov (a), za boljšo vizualizacijo barve različne od črne postavim na modro (b). . . . .	22
3.6	Prikazuje mejna območja iskanja, predstavljena z dvema krožnicama in horizontalno črto skozi središče kot varovalo notranji robni meji. Izrisane so tudi točke iskanja. . . . .	23
3.7	Izrisana krožnica skozi izbrane točke, ki predstavlja rob med beločnico in šarenico (a) ter označena šarenica na originalni sliki (b). . . . .	25
3.8	Zaznana črna maska šarenice prikazana nad originalno sliko očesa z zunanjim in notranjim robom šarenice. . . . .	27
4.1	Dougmanov model preslikave šarenice v pravokotno obliko z označenimi robovi. . . . .	30

4.2	Transformacija z izbrano središčno točko šarenice (a) in izbrano središčno točko zenice (b). . . . .	31
4.3	Transformacija s središčno točko zenice z nekaj ponazorjenimi črtami notranje razdalje (a) in rezultat transformacije (b). . . .	32
4.4	Primer segmentacije (b), normalizacije šarenice (c) ter njene maske (d) nad začetno sliko (a). . . . .	33
4.5	Drugi primer segmentacije (b), normalizacije šarenice (c) ter njene maske (d) nad začetno sliko (a). . . . .	34
5.1	Realni del (a) in imaginarni del (b) sinusoide [13]. . . . .	36
5.2	Gaussova ovojnica [13]. . . . .	38
5.3	Gausova kompleksna funkcija predstavljena z realnim (a) ter imaginarnim (b) delom [13]. . . . .	39
5.4	Prikazuje realni (a) ter imaginarni (b) del konvolucije slike šarenice z 2D Gaborjevimi valčki. . . . .	40
5.5	Osnova faznega pretvarjanja uporabljenega v postopku generiranja kode šarenice iz množice kompleksnih števil pridobljenih iz konvolucije slike šarenice z 2D Gaborjevim valčkom [10]. . . .	41
5.6	Kodiranje izračunanih faznih kotov s pomočjo osnove faznega pretvarjanja (slika 5.5) v bitno kodo imenovano predloga šarenice. 42	42
6.1	Vzorec predloge šarenice. . . . .	43
6.2	Primer izračuna Hammingove razdalje z enim korakom zamika bitov predloge. Izbrana je najmanjša Hammingova razdalja za nadaljnji proces. . . . .	45
7.1	Razdelitev slikovne zbirke CASIA na razrede. . . . .	48
7.2	Ustvarjanje podatkovne zbirke predlog šarenic. . . . .	48
7.3	Histogram primerjav Hammingovih razdalj posamezne slike določenega razreda s podatkovno zbirko predlog, kar nam daje $106 \times 105$ primerjav, skupno 11.130 primerjav. . . . .	51
7.4	Histogram primerjav Hammingovih razdalj posamezne slike določenega razreda s podatkovno zbirko predlog, poleg zamikanja bitov predloge slike levo in desno v 8 korakih, kar nam spet daje $106 \times 105 \times 16$ primerjav, skupno 178.080 primerjav. . . . .	52
7.5	Histogram primerjav Hammingovih razdalj vseh slik določenega razreda CASIA podatkovne zbirke razen prve, z vpisom istega razreda v podatkovni zbirki predlog, kar daje $6 \times 106$ primerjav, skupno 636 primerjav. . . . .	53

- 7.6 Histogram primerjav Hammingovih razdalj vseh slik določenega razreda CASIA podatkovne zbirke razen prve, z vpisom istega razreda v podatkovni zbirki predlog poleg zamikanja bitov predloge levo in desno v 8 korakih, kar daje  $6 \times 106 \times 16$  primerjav, skupno 10.176 primerjav. . . . . 54
- 7.7 Histogram primerjav Hammingovih razdalj znotraj razredov in razredov med seboj ter prag odločitve, ki je bil določen na podlagi najmanjše izmerjene vrednosti primerjanja med razredi, ki je bila enaka vrednosti 0,427. . . . . 56
- 7.8 Odvisnost med napakama FAR in FRR in točka EER. . . . . 56
- 7.9 Pri iskanju roba šarenice se algoritem ustavi, kajti na levi strani ne najde nobene primerne točke. . . . . 58

# Tabele

7.1	Čas procesiranja algoritma po glavnih poglavjih diplomske naloge.	49
7.2	Čas procesiranja segmentacije slike. . . . .	49
7.3	Odvisnost FAR in FRR pri različnih odločitvenih pragih . . . .	57

# Literatura

- [1] Richard P. Wildes, "Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology," *Proceedings of the IEEE*, številka 85, sept. 1997, stran 1348–1363
- [2] HumanScan GmbH:  
[http://www.bioid.com/sdk/docs/About\\_EER.htm](http://www.bioid.com/sdk/docs/About_EER.htm) (13.12.2008)
- [3] Prepoznavna šarenice na spletni enciklopediji Wikipediji:  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Iris\\_recognition](http://en.wikipedia.org/wiki/Iris_recognition) (13.12.2008)
- [4] Anatomija očesa:  
[http://www.zdravstvena.info/plugins/p13\\_download\\_manager/ftpfiles/Anatomija\\_oces.pdf](http://www.zdravstvena.info/plugins/p13_download_manager/ftpfiles/Anatomija_oces.pdf) (13.12.2008)
- [5] Obdelava slike z Sobeljevem operatorjem na spletna enciklopediji Wikipediji: [http://en.wikipedia.org/wiki/Sobel\\_operator](http://en.wikipedia.org/wiki/Sobel_operator) (13.12.2008)
- [6] Yong Zhu, Tieniu Tan, in Yunhong Wang, "Biometric Personal Identification Based on Iris Paterns,:"  
[http://www.cc.gatech.edu/grads/z/Yong.Zhu/publications/ICPR\\_IRIS.pdf](http://www.cc.gatech.edu/grads/z/Yong.Zhu/publications/ICPR_IRIS.pdf) (13.12.2008)
- [7] Li Ma, Tieniu Tan, Yunhong Wang, Dexin Zhang, "Personal Identification Based on Iris Tecture Analysis," *IEEE Patt. Anal. Mach. Intell.*, številka 25, 2003, stran 1519–1533
- [8] Christel-loc Tisse, Lionel Martin, Lionel Torres, Michel Robert, "Person Identification Technique Using Human Iris Recognition," *Proc. Vision Interface*, 2002, stran 294–299
- [9] John Dougman, "How Iris Recognition Works," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, šrevilka 14, januar 2004, stran 21–30

- [10] John Dougman, "Wavelet Demodulant Codes, Statistical Independence, and Pattern Recognition," *Proc. 2 IMA-IP*, 2000, stran 244-260
- [11] John Dougman, "The importance of being random: statistical principles of iris recognition," *Pattern recognition*, številka 36, 2003, stran 279–291
- [12] Gaborjev filter na spletni enciklopediji Wikipediji:  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Gabor\\_filter](http://en.wikipedia.org/wiki/Gabor_filter) (13.12.2008)
- [13] Javier R. Movellan, priročnik o Gaborjevih filtrih:  
<http://mplab.ucsd.edu/tutorials/pdfs/Gabor.pdf> (13.12.2008)
- [14] Wageeh W. Boles, "A Security System Based on Human Iris Identification Using Wavelet Transform," *Proc. First International Conf. on Knowledge-Based Intelligent Electronic System*, 1997, stran 533–541
- [15] Odprto kodna implementacija prepoznavanja šarenice:  
<http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/> (13.12.2008)
- [16] Komercialno podjetje verifikacije na podlagi šarenice:  
<http://www.iridiantech.com/how/index.php> (13.12.2008)
- [17] Diskretna kosinusna transformacija :  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Discrete\\_cosine\\_transform](http://en.wikipedia.org/wiki/Discrete_cosine_transform) (13.12.2008)
- [18] Javanski razred kompleksnih števil:  
<http://www.math.ksu.edu/~bennett/jomacg/c.html> (13.12.2008)