

2016

UNIVERZA NA PRIMORSKEM
FAKULTETA ZA MATEMATIKO, NARAVOSLOVJE IN
INFORMACIJSKE TEHNOLOGIJE

ZAKLJUČNA NALOGA

ZAKLJUČNA NALOGA

BIOMETRIČNI SISTEM ZA IDENTIFIKACIJO ŽIVALI
NA PODLAGI OČESNE ŠARENICE

MARUŠIČ

ANEJ MARUŠIČ

UNIVERZA NA PRIMORSKEM
FAKULTETA ZA MATEMATIKO, NARAVOSLOVJE IN
INFORMACIJSKE TEHNOLOGIJE

Zaključna naloga

**Biometrični sistem za identifikacijo živali na podlagi očesne
šarenice**

(Biometric System for Iris-based Animal Identification)

Ime in priimek: Anej Marušič

Študijski program: Računalništvo in informatika

Mentor: izr. prof. dr. Janez Žibert

Koper, september 2016

Ključna dokumentacijska informacija

Ime in PRIIMEK: Anej MARUŠIČ

Naslov zaključne naloge: Biometrični sistem za identifikacijo živali na podlagi očesne šarenice

Kraj: Koper

Leto: 2016

Število listov: 62 Število slik: 36

Število prilog: 1 Št. strani prilog: 2

Število referenc: 46

Mentor: izr. prof. dr. Janez Žibert

Ključne besede: Biometrija, Biometrija šarenice, Invazivne živalske vrste, MATLAB, ROC analiza

Izvod: Invazivne živalske vrste pomenijo veliko grožnjo globalni biodiverziteti. Obstaja veliko načinov nadzora nad invazivnimi vrstami, vendar noben izmed njih ne uporablja prepoznavanja šarenice. Ta tehnologija je v večini veliko manj invazivna od drugih, ter hitrejša in bolj specifična. Glavni cilj te diplomske naloge je razvoj biometričnega sistema za prepoznavanje invazivnih živalskih vrst z namenom boljše sledljivosti in tako zatiranja prevelike razširjenosti invazivnih vrst. Opisan je razvoj biometričnega sistema za identifikacijo živali na podlagi očesne šarenice, ki je bil zgrajen na podlagi že uveljavljenih postopkov biometrije šarenice. Ti postopki so uspešno uporabljeni v identifikaciji človeških šarenic. Sistem sprejme črno-bele slike šarenic in jih pretvori v binarne predloge. Predloge nato primerja med sabo ter rezultate evalvira s pomočjo ROC analize. Testiran je bil na podatkovnih bazah treh invazivnih živalskih vrst pridobljenih v okviru projekta Po kreativni poti do praktičnega znanja. Evalvacija rezultatov prinaša obetavne rezultate za aplikacijo takega sistema za identifikacijo ter za nadaljnji razvoj tega sistema.

Key words documentation

Name and SURNAME: Anej MARUŠIČ

Title of the final project paper: Biometric System for Animal Identification Based on Iris Identification

Place: Koper

Year: 2016

Number of pages: 62 Number of figures: 36

Number of appendix: 1 Number of appendix pages: 2

Number of references: 46

Mentor: Assoc. Prof. Janez Žibert, PhD

Keywords: Biometrics, Iris recognition, Invasive animal species, MATLAB, ROC analysis

Abstract: Invasive alien species represent a big threat to global biodiversity. It exists many different approaches to monitor invasive species, but none of them uses iris recognition. The mentioned technology is supposed to be less invasive, faster and more specific than other monitoring technologies. The main aim of this paper is a development of a biometric system for animal identification based on iris recognition. This would enable us to follow introduction and to suppress further spreading of alien species in the environment. The study describes the development of a biometric system for animal iris recognition based on already successfully used human iris identification systems. The system's input is grayscale picture that is transformed into binary template. The templates are then compared to each other and the results are evaluated with ROC analysis. The system was tested on data of three invasive animal species that were built in the project Creative Path to Practical Knowledge. The results' evaluation shows us good potential to apply such system for identification and traceability and further development of this system.

ZAHVALA

Zahvaljujem se vsem, ki so mi na kakršen koli način pomagali pri nastanku te diplomske naloge, ter vsem, ki so me podpirali tekom študija.

Posebna zahvala gre mentorju izr. prof. dr. Janezu Žibertu za strokovno pomoč, nasvete in podporo. Prav tako pa bi se rad zahvalil vsem soudeležencem v PKP (Po kreativni poti do praktičnega znanja) projektu Biometrični čitalec kot orodje za sledljivost invazivnih živali. Njihovo delo je veliko doprineslo k tej diplomski nalogi.

Zahvaljujem se svoji družini, ki mi je študij omogočila in me med tem podpirala in svojemu dekletu, ki me je prav tako vedno podpiralo, tako med študijem, kot med pisanjem zaključne naloge.

KAZALO VSEBINE

1	UVOD.....	1
1.1	Uporabnost.....	1
2	PREGLED PODROČJA	2
2.1	Zgodovina biometrije šarenice.....	2
2.2	Področja aplikacije biometrije šarenice	2
2.3	Aplikacije biometrije na živalih.....	3
3	DELOVANJE SISTEMA ZA PREPOZNAVANJE OČESNE ŠARENICE.....	5
3.1	Segmentacija.....	7
3.1.1	Avtomatska segmentacija.....	7
3.1.1.1	Problemi avtomatske segmentacije pri pupkih, ribicah in želvah.....	8
3.1.1.2	Opis postopka avtomatske segmentacije.....	10
3.1.2	Ročna segmentacija	12
3.2	Normalizacija.....	13
3.2.1	Način normalizacije.....	14
3.2.2	Implementacija	16
3.2.2.1	Kotna in radialna ločljivost	16
3.2.2.2	Odpravljanje problema nekoncentričnosti zenice in šarenice	17
3.2.2.3	Izračun oddaljenosti posameznih točk T od središča zenice	18
3.2.2.4	Določanje kartezijskih koordinat vsaki posamezni točki T in interpolacija	19
3.3	Določitev značilnk	19
3.3.1	Gaborjevi filtri	20
3.3.2	Aplikacija Gaborjevih filtrov za določanje značilnk.....	21
3.4	Ujemanje predlog šarenic	22
3.4.1	Ujemanje s Hammingovo razdaljo	22
3.4.1.1	Bitni zamiki.....	23
4	PODATKOVNA BAZA	26
4.1	Podatkovna baza invazivnih živali	26
4.1.1	Pupki.....	28

4.1.2	Ribice.....	29
4.1.3	Želve.....	31
4.2	UBIRIS	32
5	EVALVACIJA USPEŠNOSTI BIOMETRIČNEGA SISTEMA	33
5.1	ROC krivulja.....	33
5.1.1	AUC.....	35
5.2	Rezultati evalvacije uspešnosti biometričnega sistema	35
5.2.1	UBIRIS	36
5.2.2	Pupki.....	37
5.2.3	Ribice.....	38
5.2.4	Želve.....	39
5.2.5	Primerjava rezultatov.....	40
5.2.5.1	Parameter bitnih premikov pri Hammingovi razdalji	41
5.2.5.2	Število opravljenih primerjav	42
5.2.5.3	Sklep primerjave rezultatov	43
6	ZAKLJUČEK.....	45
7	LITERATURA IN VIRI.....	46

KAZALO SLIK IN GRAFIKONOV

Slika 3.1: Shema delovanja sistema za prepoznavanje očesne šarenice.....	6
Slika 3.2: Simbolični prikaz segmentiranih očes iz podatkovne baze UBIRIS z neprekrito šarenico (levo) in z delno prekrito šarenico z vekami (desno).....	7
Slika 3.3: Realni prikaz postopnega segmentiranja šarenice iz UBIRIS (od leve proti desni) - barvana slika se spremeni v sivinsko, na sliki se označijo robovi šarenice, izločijo se veke in morebitni odsevi svetlobe.....	8
Slika 3.4: Primeri napačno segmentiranih šarenic - skrajno desno napačno določen zunanji rob šarenice, levo napačno določene zenice.	8
Slika 3.5: Primeri slik šarenic živali vseh treh invazivnih vrst - zgoraj ribice, na sredini pupki, spodaj želve	9
Slika 3.6: S številkami označen primer štirih zaporednih klikov na sliki s katerimi ročno segmentiramo šarenico.	13
Slika 3.7: Primeri segmentiranih šarenic živali - pupkov (zgoraj), ribic (na sredini) in želvic (spodaj)	13
Slika 3.8: Dve sliki istega očesa istega osebka iz baze UBIRIS z manj in bolj razširjeno šarenico ter z različnima pozicijama očesnega zrkla v očesni votlini. Na sliki lahko vidimo tudi problem odsevanja svetlobe na področju šarenice.	14
Slika 3.9: Prikaz Daugmanovega modela gumijaste rjuhe [34]	15
Slika 3.10: Shema načina normalizacije šarenice. Iz slike je lepo razvidno kam se preslika točka T, glede na njene koordinate (θ, r) [34]	16
Slika 3.11: Slika šarenice pupka z označenimi zajetimi točkami (bele pike). Za boljšo preglednost na sliki je bila v tem primeru kotna ločljivost zmanjšana na 120, radialna pa na 10.	17
Slika 3.12: Slika šarenice po končani segmentaciji (levo), sredi normalizacije, po določitvi točk T (na sredini) in po končani normalizaciji (desno).....	19
Slika 3.13: Predloga slike šarenice želvice pred (zgoraj) in po (spodaj) določanju značilnk (binarna slika: črna barva na sliki ponazarja enice, bela barva pa ničle)	20
Slika 3.14: Prikaz sinusoide (levo), Gaussove funkcije (na sredini) in Gaborjevega filtra - zmnožka sinusoide in Gaussove krivulje [36].....	21
Slika 3.15: Določanje binarnih vrednosti, glede na lokacijo posameznih kompleksnih števil v kompleksni ravnini [34].....	22
Slika 3.16: Primer dveh drugače rotiranih slik iste šarenice pupka.....	23

Slika 3.17: Prikaz delovanja bitnih zamikov s parametroma $p = 1$ in $z = -1$ (na sredini) oz. $z = 1$ (spodaj). HR pomeni Hammingovo razdaljo.....	25
Slika 4.1: Primerjava slike očesa narejene z NIR iz CASIA podatkovne baze (levo) in z vidno svetlobo iz UBIRIS (desno).	26
Slika 4.2: Slika iz podatkovne baze želve pred (levo) in po obrezovanju (desno)	27
Slika 4.3: Mladi primerek velikega pupka [40].....	28
Slika 4.4: Slike očeš pupkov iz baze	28
Slika 4.5: Primeri različnih podvrst zlatega koreslja [41] [42].....	29
Slika 4.6: Slike očeš ribic iz baze	30
Slika 4.7: Fotografiranje oči ribic.....	30
Slika 4.8: Popisani sklednici - levo rumenovratka, desno rdečevratka [43] [44]	31
Slika 4.9: Slike oči želv iz baze	31
Slika 4.10: Nekaj primerov slik iz prve seje UBIRIS.v1	32
Slika 5.1: Primer ROC krivulj	34
Slika 5.2: Ponazoritev AUC	35
Graf 5.1: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi UBIRIS.....	36
Graf 5.2: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi pupkov	37
Graf 5.3: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi ribic.....	38
Graf 5.4: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi želv	39
Graf 5.5: ROC krivulje najboljših rezultatov vseh podatkovnih baz	40
Graf 5.6: Primerjava AUC rezultatov glede na parameter pri računanju Hammingove razdalje.....	41
Graf 5.7: Število primerjav v posameznih bazah	42

KAZALO PRILOG

Priloga A: Programska koda

SEZNAM KRATIC

<i>AUC</i>	Area under the curve = ploščina pod ROC krivuljo
<i>DNK</i>	Deoksiribonukleinska kislina
<i>NIR</i>	Near-infrared = bližnje infrardeče območje svetlobe
<i>ROC</i>	Receiver operating characteristic = ROC analiza

1 UVOD

V zaključni projektni nalogi je predstavljen prototip biometričnega sistema, ki na podlagi očesne šarenice prepoznava osebkke posamezne invazivne živalske vrste. Sistem je bil razvit na podlagi postopkov uporabljenih pri izgradnji biometričnih sistemov za identifikacijo ljudi na podlagi očesne šarenice, pri katerih je biometrija omenjenega dela očesa v široki uporabi. Zaključna naloga prikazuje poizkus uporabe omenjene tehnologije na slikah šarenic v vidnem spektru svetlobe na treh vrstah živali in prinaša rezultate ovrednotene po postopku verifikacije z uporabo ROC analize. Rezultati so nato primerjani med sabo, sam sistem pa je bil preizkušen tudi za identifikacijo ljudi na podlagi šarenice v podatkovni zbirki UBIRIS.

1.1 Uporabnost

Biometrični sistem je testiran na dveh vrstah, ki so invazivne na področju Slovenije ter na eni vrsti, ki v Evropi ni invazivna, je pa drugod. Invazivni vrsti pri nas sta vodna želva vrste popisana sklednica (*Trachemys scripta*), s podvrstama rdečevratke in rumenovratke ter ribice vrste zlati koreselj (*Carassius auratus*). Pri nas pa ni invaziven veliki pupek (*Triturus carnifex*).

Kot invazivne vrste se smatra vse rastline, glive ali živali, ki niso avtohtone vrste v nekem domačem okolju (so bile vnesene v določeno območje umetno s strani človeka) in hkrati obstaja nevarnost, da se te vrste namnožijo do stopnje, ki bi škodila okolju, ekonomiji in človeškemu zdravju [1]. Po nekaterih definicijah pa poleg vnesenih vrst pod invazivne vrste spadajo tudi avtohtone vrste, ki se preveč namnožijo v svojih rodniških okoljih in tako povzročajo škodo [2]. Prav tako pa se moramo zavedati, da niso vse neavtohtone vrste invazivne, temveč le tiste, ki imajo negativen učinek na okolje [2].

Ukvarjamo se s problemom vnašanja invazivnih vrst zaradi trgovine z živalmi. Ljudje kupujemo živali kot ljubljence, takoj po nakupu pa se za živaljo izgubi vsaka sled. Žival je nato kupčeva, ki jo v nekaterih primerih spusti v naravo, kjer se ta lahko namnoži in pridobi status invazivne vrste [3]. Najbolj problematičen takšen primer pri nas je popisana sklednica s podvrsto rdečevratko, ki v veliki meri izpodriva avtohtono močvirsko sklednico [4].

Prav pri zgoraj navedenemu problemu pride v poštev biometrični sistem za identificiranje posameznega osebka živali na podlagi očesne šarenice, ki bi lahko pripomogel k sledljivosti posameznih kupljenih osebkov živali in nas tako pripeljal do lastnika, ki je invazivno vrsto v naravo izpustil. To bi lahko bila delna rešitev k problemu invazivnih vrst.

2 PREGLED PODROČJA

2.1 Zgodovina biometrije šarenice

Začetki ideje o prepoznavanju očesne šarenice segajo že v antični Egipt, Kaldejo, Babilonijo ter staro Grčijo, kjer se je razvilo prerokovanje iz očesne šarenice osebk. Prerokovanje zdravja iz očesne šarenice še vedno obstaja kot veja alternativne medicine in se imenuje iridologija [5]. Prvo idejo o uporabi šarenice kot enolični identifikator človeka pa je predlagal francoski zdravnik Alphonse Bertillon leta 1885. Predlagal je tako možnost identificiranja glede na barvo šarenice kot na vzorce v šarenici [6]. Leta 1949 je britanski okulist James Doggart v svojem delu pisal posebej o kompleksnosti vzorcev v očesni šarenici in predlagal možnost, da so lahko prav tako edinstveni za vsak posamezen osebek človeka kot so prstni odtisi [7]. Po njegovi zasnovi sta nato leta 1987 ameriška okulista Leonard Flom in Aran Safir uspela patentirati njegov koncept, četudi nista imela nikakršne določene metode ali algoritma za realizacijo patenta [8]. Safir je bil takrat po naključju sosed Johna Daugmana, sedaj znanega kot pionirja biometrije očesne šarenice [5]. Ta je na pobudo Safirja razvil dejanske metode za prepoznavanje šarenice in jih leta 1994 tudi patentiral [9]. Z ustanovitvijo podjetja IriScan (Flom, Safir in Daugman) se je nato uporaba prepoznavanja osebkov glede na očesno šarenico razširila še do veliko drugih podjetij (Iridian, Sarnoff, Sensor, LG-Iris, Panasonic, Oki, BI2, IrisGuard, Unisys, Sagem, Enschede...). Z veliko izboljšavami skozi leta so ti algoritmi še vedno osnova za večino sistemov biometrije šarenice [10] [11].

2.2 Področja aplikacije biometrije šarenice

V nadaljevanju so predstavljena samo najbolj zanimiva področja od množice aplikacij tehnologije biometrije šarenice.

En izmed prvih primerov uporabe identifikacije ljudi z biometrijo šarenice je bila uveljavitev te tehnologije v nekaterih zaporih Združenih držav Amerike leta 1996, kmalu zatem pa so se začele prve aplikacije v bančništvu. Bančni avtomati opremljeni s kamero, ki slika očesno šarenico stranke nadomeščajo PIN gesla. Primer so nekateri bančni avtomati britanske banke *The Nationwide Building Society* ter ameriške banke *National Bank United* [12].

Z letom 2000 so se začele prve uporabe čitalcev človeške šarenice kot način identifikacije na letališčih z namenom pohitritve in izboljšanja varnostnih procesov pri vkrcanju [12]. Od leta 2001 je to uveljavljeno na amsterdamskem letališču *Schiphol*, kasneje pa še na nekaj kanadskih in ameriških letališčih [13] [14] [15]. Na velikih kanadskih letališčih se skeniranje šarenice od leta 2007 uporablja za hitrejši dostop osebjem do področij z omejenim dostopom [16].

V Združenih arabskih emiratih se je leta 2001 začela uporaba sistemov za prepoznavanje šarenice na državnih mejah z namenom preprečevanja prečkanja meje izgnanim iz ZAE [17].

Zelo velik zalogaj je tudi indijski projekt *Aadhar* z zametki v letu 2009 [18]. Vlada zajema več oblik prepoznavanja osebkov glede na telesne lastnosti vključujoč tudi očesno šarenico vseh 1,2 milijardi prebivalcev. Vse pridobljene podatke posamezne osebe sistem sprocesira v 12-mestno šifro imenovano *Aadhar*, ki jo pridobi vsak osebek in s katero se lahko vedno izkaže in jo dokaže na podlagi lastnih telesnih lastnosti [19].

Ena izmed aplikacij je tudi v nekaterih bolnišnicah, kjer se šarenica skupaj s prepoznavanjem obraza uporablja za povezovanje pacientov z njihovimi kartoni [20].

Identificiranje šarenice se uporablja tudi za nadzor beguncev in migrantov. To tehnologijo uporabljajo v Pakistanu in na Tajskem [21] [22].

V letu 2002 so tudi znanstveniki s pomočjo prepoznavanja šarenice odkrili identiteto slavne slike afganistanskega dekleta fotografa *National Geographica* [23].

V svetu interneta in mobilnih telefonov imamo tudi aplikacije. Obstajajo že prototipi sistemov za vpis v internetne strani kot nadomestek gesla [24], v letu 2015 pa je Microsoft izdal dva pametna telefona, ki omogočata biometrijo šarenice [25].

2.3 Aplikacije biometrije na živalih

Večina metod označevanja živali je invazivnih in obstaja možnost, da lahko, četudi malo škodijo označenim živalim. S tem namenom je bilo razvitih in uporabljenih že veliko različnih načinov identifikacije osebkov živali glede na njihove telesne lastnosti [26].

Veliko živali ima od daleč vidne prepoznavne vzorce na njihovem telesu, ki jih lahko uporabljamo kot enolične identifikatorje. To so npr. proge na zebrah in tigrjih, vzorci na krilih metuljev, barvni kolobarji na nekaterih kačah... Pri drugih pa ni tako; zato obstajajo drugi, zahtevnejši načini. V živinoreji in ovčjereji je možna uporaba nosu osebkov namazanega s črnilom in odtisnjene na papir. En izmed možnih načinov biometrije je pri nekaterih živalih tudi prepoznavanje vzorcev žil v ušesih, pri katerem se naredi slika ušes z močno svetlobo zadaj, za lepo razvidno razvejanost žil. Možna je tudi uporaba odtisa živalinega ugriza kot pri človeški forenziki ter vzorca DNK iz sline. Pri nekaterih vodnih živalih je možno osebek prepoznati glede na njihov vzorec gibanja [26].

Imamo kar nekaj primerov raziskav prepoznavanja obraza pri živalih. Tehnologija je bila testirana na 12 primerkih črnega japonskega goveda in dosegla precejšnjo uspešnost [27]. Na podlagi obraza so skušali tudi prepoznati 24 šimpanzov, na katerih so uspešno uporabili algoritme, ki so temeljili na prepoznavi človeškega obraza [28]. Malo drugačna je pa raziskava na Japonskem, kjer so se trudili z biometrijo obraza ločiti invazivno vrsto – rakune

od neinvazivnih rakunskih psov. Pri omenjenih gre za ločevanje med vrstama in ne med posameznimi osebki [29].

Kar se tiče biometrije očesa imamo dve možnosti: biometrijo očesne šarenice ali biometrijo mrežnice, pri kateri prepoznavamo osebke glede na vzorce žil na mrežnici [26]. Slednja metoda je tudi razvita pri kravah, vendar je težja za širšo uporabo, saj zahteva ustrezno opremo. Za biometrijo šarenice pri živalih obstaja tudi sistem, ki poveže šarenico določene živali s šarenico, človeka, ki je imel povezavo s to živaljo (npr. lastnika, prodajalca...). [30]. Najbolj podoben tej diplomski nalogi je poizkus identificiranja posameznega osebka krave glede na očesno šarenico. Uporabljena je bila avtomatska segmentacija šarenice – torej avtomatično označevanje šarenice na sliki. Algoritem je v 98,33% pravilno povezal šarenico s primerkom krave [31].

3 DELOVANJE SISTEMA ZA PREPOZNAVANJE OČESNE ŠARENICE

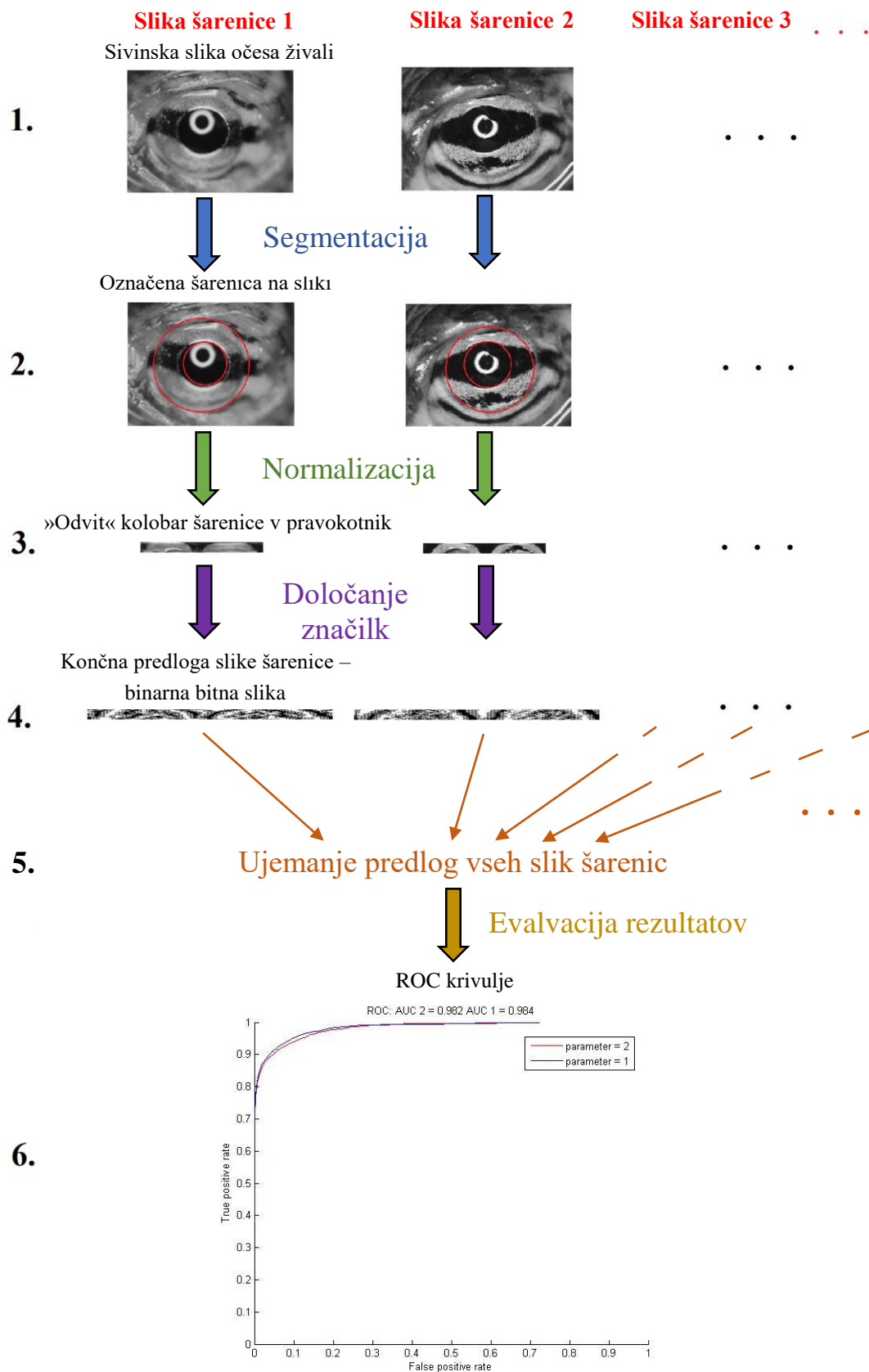
Sistem za prepoznavanje šarenice predstavljen v tej diplomski nalogi je bil razvit po metodologiji Johna Daugmana predstavljeni v njegovih člankih [32] [33] in na podlagi biometrije šarenice pri ljudeh predstavljene v doktorski disertaciji, ki jo je napisal Libor Masek imenovane *Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification* [34]. Disertaciji je dodana tudi izvorna koda, na podlagi katere je narejen sistem za prepoznavanje očesne šarenice pri živalih [35]. Nadaljnje pa je bil sistem še razvit v okviru projekta Po kreativni poti do praktičnega znanja, katerega rezultat je opisan v članku [3].

Sistem za prepoznavanje očesne šarenice je sestavljen iz štirih glavnih delov: segmentacije, normalizacije, določitve značilnk in ujemanja predlog šarenic. Na koncu sledi še evalvacija rezultatov. Potek delovanja sistema je prikazan na sliki 3.1.

Barvano sliko ob vstopu v sistem najprej pretvorimo v sivinsko sliko. To sliko nato najprej segmentiramo, tako da dobimo natančne koordinate nahajanja šarenice na sliki. Sledi normalizacija, ki šarenico, ki je kolobar »odvije« v pravokotno sliko standardnih dimenzij za vse slike šarenice v sistemu. Z določanjem značilnk nato to pravokotno sliko pretvorimo v binarno bitno sliko in ohranimo le tiste lastnosti prvotne slike, ki so najbolj pomembne za iskanje skupnih lastnosti in razlik med več predlogami šarenice.

Vse dobljene predloge šarenice nato primerjamo med sabo. In sicer vsako posamezno predlogo primerjamo z nekim majhnim številom predlog šarenic istega očesa, ter z ogromnim številom predlog šarenic drugih oces. Predloge šarenic drugih oces imenujemo vsiljivci - pod to skupino štejemo tudi predloge šarenic istega osebk a drugega očesa.

Dobljene rezultate evalviramo s pomočjo metode ROC.

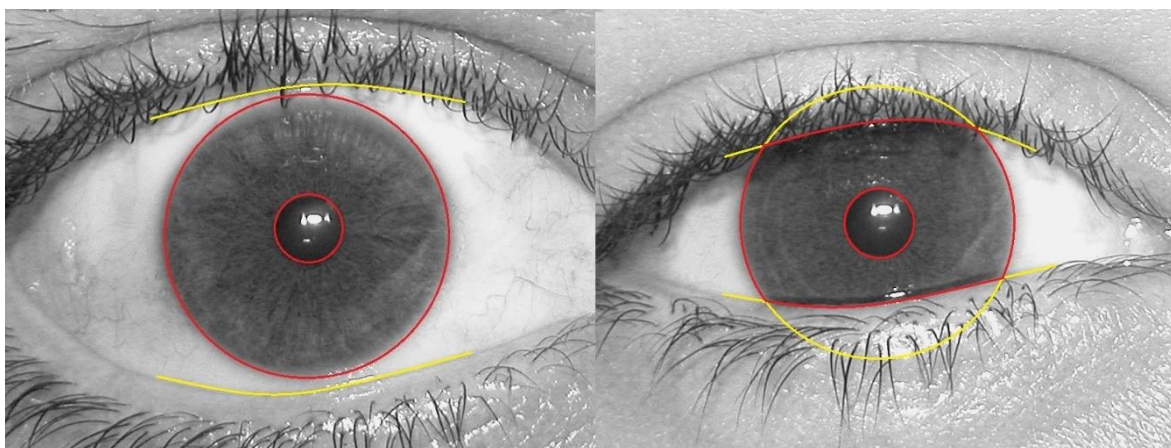


Slika 3.1: Shema delovanja sistema za prepoznavanje očesne šarenice

3.1 Segmentacija

Prva faza v biometriji šarenice je določanje lokacije šarenice na sliki in izločanje odvečnih delov s slike. Ta proces z drugimi besedami imenujemo tudi segmentacija očesne šarenice.

Šarenico se lahko določi z dvema krožnicama. Ena krožnica zajema zunanji rob šarenice, druga pa zajema notranji rob šarenice, se pravi zunanji rob zenice. Krožnici v večini primerov nista koncentrični. Poleg tega moramo pri človeški šarenici paziti še na to, da je v večini primerov šarenica zgoraj in spodaj delno prekrita z zgornjo in spodnjo veko. Simbolični prikaz segmentiranih oči je prikazan na sliki 3.2.



Slika 3.2: Simbolični prikaz segmentiranih oči iz podatkovne baze UBIRIS z neprekrto šarenico (levo) in z delno prekrto šarenico z vekami (desno)

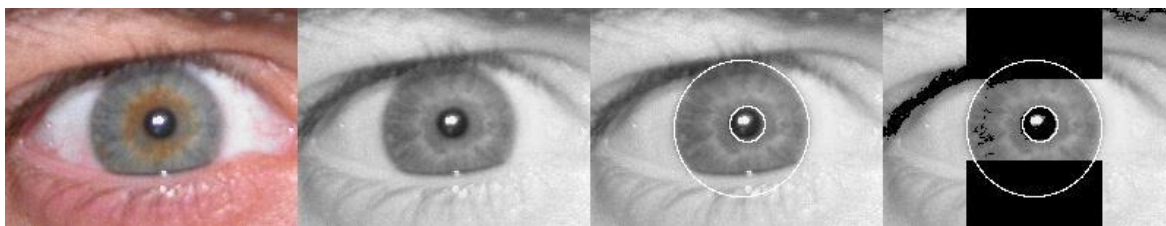
3.1.1 Avtomatska segmentacija

V Liborjevi disertaciji in tudi v člankih Johna Daugmana je predstavljena avtomatska segmentacija šarenice (pri ljudeh) – torej avtomatsko določanje koordinat kjer se na sliki nahaja šarenica. Predstavljeni so načini avtomatske segmentacije s Houghovo transformacijo, Daugmanovim integro-diferencialnim operatorjem ter z aktivnimi konturnimi modeli. Vsi ti načini s pomočjo zaznave robov na sliki šarenice nad katero te metode izvedemo, poiščejo notranji in zunanji rob šarenice. Torej jih zaženemo z namenom, da na sliki prepoznajo dve krožnici. Na sliki šarenice pa sta edino dve krožnici, in sicer zunanji rob šarenice in zunanji rob zenice, ki je hkrati tudi notranji rob šarenice.

Zatem razrešujemo tudi problem prekritosti očesa z vekami in trepalnicami. Tudi za soočanje s tema problemoma imamo v Liborjevi disertaciji omenjenih več načinov. In sicer veke lahko določamo prav tako s Houghovo transformacijo (linearno ali parabolično), trepalnice pa z enodimenzionalnimi Gaborjevimi filtri, z enostavnim izločanjem najtemnejših območij na področju šarenice ter način, da trepalnice pustimo na sliki brez izločanja. S temi metodami se idealno se hočemo znebiti vseh motečih trepalnic oz. katere izmed vek, ki bi posegale v fizionomijo šarenice.

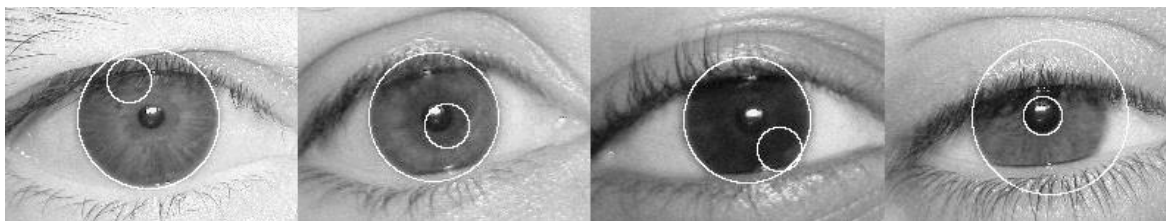
V fazi segmentacije odstranimo tudi morebitne odseve svetlobe na območju šarenice, saj nam predstavljajo oviro v prepoznavanju šarenice. Za to imamo predstavljen samo dva enostavna načina. Podobno kot pri problemu prekritosti očesa s trepalnicami lahko izločimo najsvetlejša območja na področju šarenice ali preprosto ne naredimo nič.

Postopni rezultati avtomatske segmentacije so predstavljeni na sliki 3.3. Prednost avtomatske segmentacije je seveda ta, da ne potrebuje posredovanja človeka in se celoten proces po zajemu in obrezovanju slike šarenice izvede samodejno, ter nam s tem prihrani odvečen trud in čas.



Slika 3.3: Realni prikaz postopnega segmentiranja šarenice iz UBIRIS (od leve proti desni) - barvana slika se spremeni v sivinsko, na sliki se označijo robovi šarenice, izločijo se veke in morebitni odsevi svetlobe.

Problem pa je v temu, da metoda ni povsem zanesljiva, še posebej pri slikah narejenih v vidnem spektru svetlobe. Zaradi raznih odsevov svetlobe oz. težjega razlikovanja med zenico in šarenico na sliki lahko avtomatična segmentacija zgreši in nepravilno označi šarenico na sliki. V največ primerih pride do napačne določitve zenice na sliki, zaradi premajhnega kontrasta med šarenico in zenico pri temnookih osebah. Nekaj primerov napačne določitve je predstavljenih na sliki 3.4.



Slika 3.4: Primeri napačno segmentiranih šarenic - skrajno desno napačno določen zunanji rob šarenice, levo napačno določene zenice.

3.1.1.1 Problemi avtomatske segmentacije pri pupkih, ribicah in želvah

Avtomatska segmentacija očesne šarenice pri treh invazivnih vrstah živali, na katerih smo naš sistem testirali, je veliko zahtevnejša od avtomatske segmentacije pri ljudeh. Pri ljudeh je jasna meja med šarenico in beločnico, pa tudi v večini primerov dokaj jasna meja med zenico in šarenico, medtem ko pri omenjenih treh vrstah živali temu ni tako. Na sliki 3.5 je razvidno, da pri nobeni izmed živalskih vrst ni očiten zunanji rob šarenice (beločnica ni vidna), pri želvah in pupkih pa se tudi koža ob očesu velikokrat precej zlije s šarenico, tako da je tudi ročno težje natančno določiti rob šarenice. Za povrh vsega pa imamo pri želvah tudi problem zaradi črne črte čez šarenico, pri pupkih pa zenico, ki v veliko primerih ni

povsem očitne okrogle oblike. Oboje predstavlja velik izziv za avtomatsko segmentacijo in prav zaradi omenjenega smo se odločili pri živalih uporabiti ročno segmentacijo, medtem ko smo na podatkovni bazi človeških oči UBIRIS vseeno uporabili avtomatsko segmentacijo.



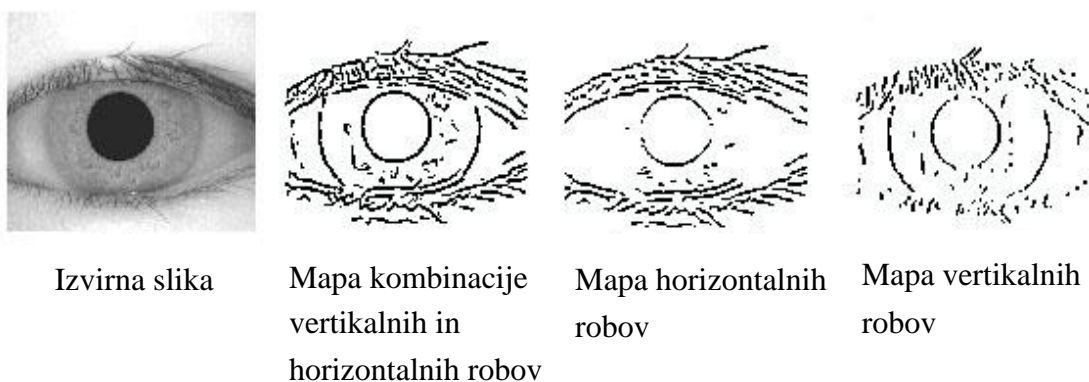
Slika 3.5: Primeri slik šarenic živali vseh treh invazivnih vrst - zgoraj ribice, na sredini pupki, spodaj želve

3.1.1.2 Opis postopka avtomatske segmentacije

Kot že prej omenjeno se avtomatska segmentacija izvaja v štirih delih: določanje krožnic, ki predstavljajo robova šarenice, izločanje vek, izločanje trepalnic ter odstranitev morebitnih odsevov svetlobe na območju šarenice.

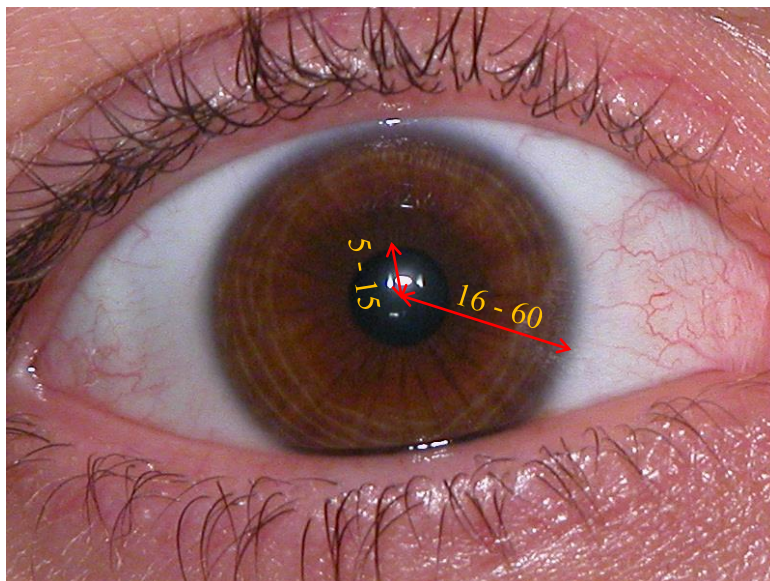
Določanje robov šarenice smo v našem sistemu izvajali s pomočjo Houghove transformacije. To je standardni algoritem uporabljen v računalniškem vidu, ki se uporablja za določanje enostavnih geometrijskih oblik, kot so na primer črte in krožnice na sliki.

Preden izvedemo Houghovo transformacijo na sliki ustvarimo mapo robov na sliki s tako imenovanim Canny zaznavalcem robov (*Canny edge detector*). Ta zaznavalec ustvari tri mape robov: mapo horizontalnih robov, mapo vertikalnih robov in mapo kombinacije vertikalnih in horizontalnih robov. Prikaz primera je na sliki 3.6.



Slika 3.6: Prikaz primera map robov v primerjavi z izvirno sliko [34]

Določiti moramo tudi meje polmera krožnic na sliki, kajti le tako je Houghova transformacija učinkovita pa tudi hitrejša. Določimo spodnjo in zgornjo mejo polmera notranjega roba šarenice oz. roba zenice (pri nas 5 in 15 pikselov) in spodnjo in zgornjo mejo polmera zunanjega roba šarenice (pri nas 16 in 60 pikselov). Zgornje in spodnje meje so prikazane na sliki 3.7.

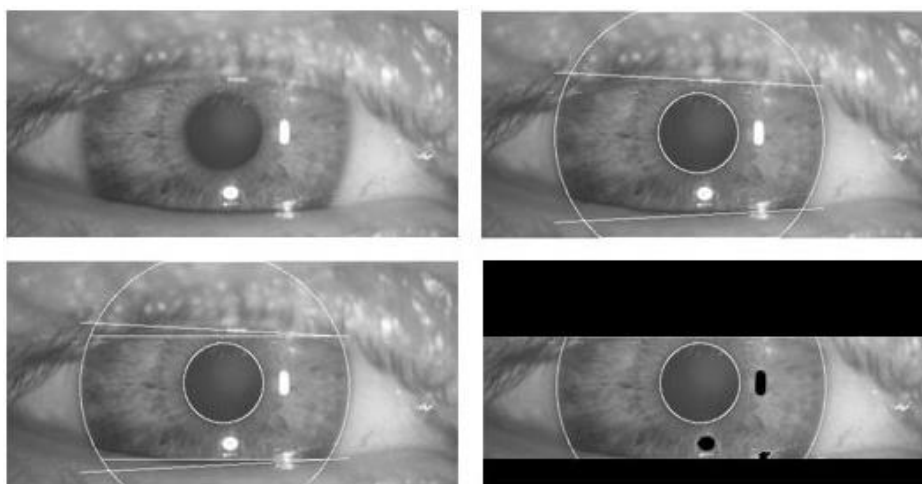


Slika 3.7: Prikaz parametrov (v pikslih) določenih pri Houghovi transformaciji

Krožna Houghova transformacija nato s pomočjo mape vertikalnih robov najprej določi zunanje robove šarenice. Potem znotraj teh zunanjih robov določi še notranje robove šarenice (ker ne more biti notranji rob izven zunanjega). Tokrat je za Houghovo transformacijo uporabljena mapa kombinacije vertikalnih in horizontalnih robov.

Rezultat tega koraka je shranjenih šest parametrov: polmera ter x in y koordinati središč obeh krožnic na sliki šarenice.

Tudi veke na sliki določamo oz. izločamo s Houghovo transformacijo, vendar tokrat z linearno. Na mapi horizontalnih robov se tako določita ravni črti, ki pomenita zgornjo in spodnjo veko. Nato povlečemo še dve horizontalni črti, ki sekata prvi črti natanko v točki, kjer je y koordinata te točke najbližja y koordinati središča šarenice. Vse območje nad zgornjo in pod spodnjo črto (govorimo o tistih črtah, ki smo jih narisali zadnje) označimo kot veke. Proces je ilustriran na sliki 3.8.



Slika 3.8: Prikaz procesa izločanja vek in svetlobnih odsevov. Izvirna slika (1. slika), prve dve črti označene na sliki (2. slika), povlečeni horizontalni črti (3. slika), veke in odsevi svetlobe označene kot neuporabni deli slike (4. slika) [34]

Pogoj pri našem postopku določanja vek je ta, da pogledamo le, če so veke znotraj območja šarenice, če niso znotraj območja, potem nas to ne zanima. Določimo nek prag, ki nam pove, koliko očitne črte naj Houghova transformacija zazna, in torej če ni nobene dovolj očitne črte, zaključimo, da na območju šarenice ni vek.

Trepalnice iz področja šarenice izločimo tako, da odstranimo najtemnejša območja na sliki, saj so večinoma trepalnice najtemnejša območja. Na črno-beli sliki enostavno poiščemo vse piksele katerih vrednost je manj od 100 (količina uporabljene bele barve na pikslu¹). Vse te odstranimo.

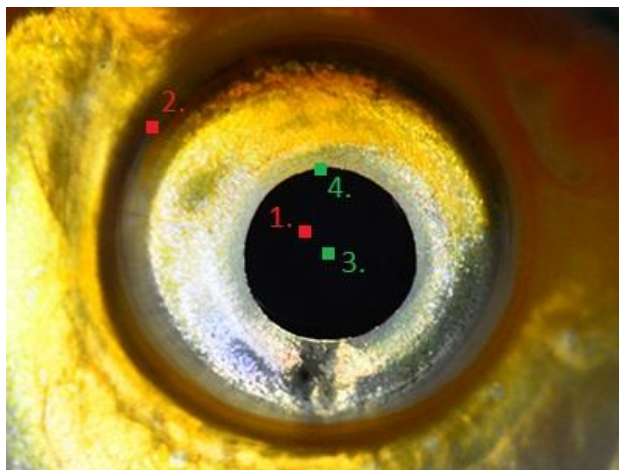
S problemom odstranitve morebitnih odsevov svetlobe se mi sploh nismo soočili, ker so skoraj vse slike v podatkovni bazi UBIRIS tako dobro slikane, da je odsev svetlobe vedno v zenici osebka in zatorej ni potrebe po odstranjevanju odsevov iz območja šarenice. Na sliki 3.8 pa lahko še vedno vidimo, kako lahko zgleda odstranjen odsev na območju šarenice.

3.1.2 Ročna segmentacija

Slike šarenic ribic, pupkov in želv smo ročno segmentirali. Preden smo slike iz podatkovne baze dali v sistem smo na vsaki posamezni sliki označili območje šarenice. To smo naredili s kratko skripto v MATLAB-u, in sicer tako, da smo na vsaki sliki s štirimi kliki označili štiri točke. S prvim klikom smo označili središče šarenice, z drugim smo kliknili nekje na rob šarenice, s tretjim na središče zenice in z zadnjim na rob zenice. Prikaz zaporedja klikov na sliki šarenice z označenimi zaporednimi številkami klikov je na sliki 3.9. Pri vsakem kliku si je program zapisal natančne koordinate klika na sliki v spremenljivke. S koordinatami prvega in tretjega klika torej izvemo podatke o lokaciji središča šarenice in zenice, z izračunom razdalje med koordinatami prvega in drugega klika ter razdalje med koordinatami tretjega in četrtega klika pa dobimo podatke o polmeru šarenice in zenice². Vsi dobljeni podatki se nato za vsako posamezno sliko šarenice shranijo v posamezno datoteko, tako da so nam podatki o lokaciji šarenice na dotični sliki vedno dosegljivi. Te informacije zlahka nadomestijo avtomatsko segmentacijo, saj nam dajo natančen podatek o lokaciji šarenice na sliki.

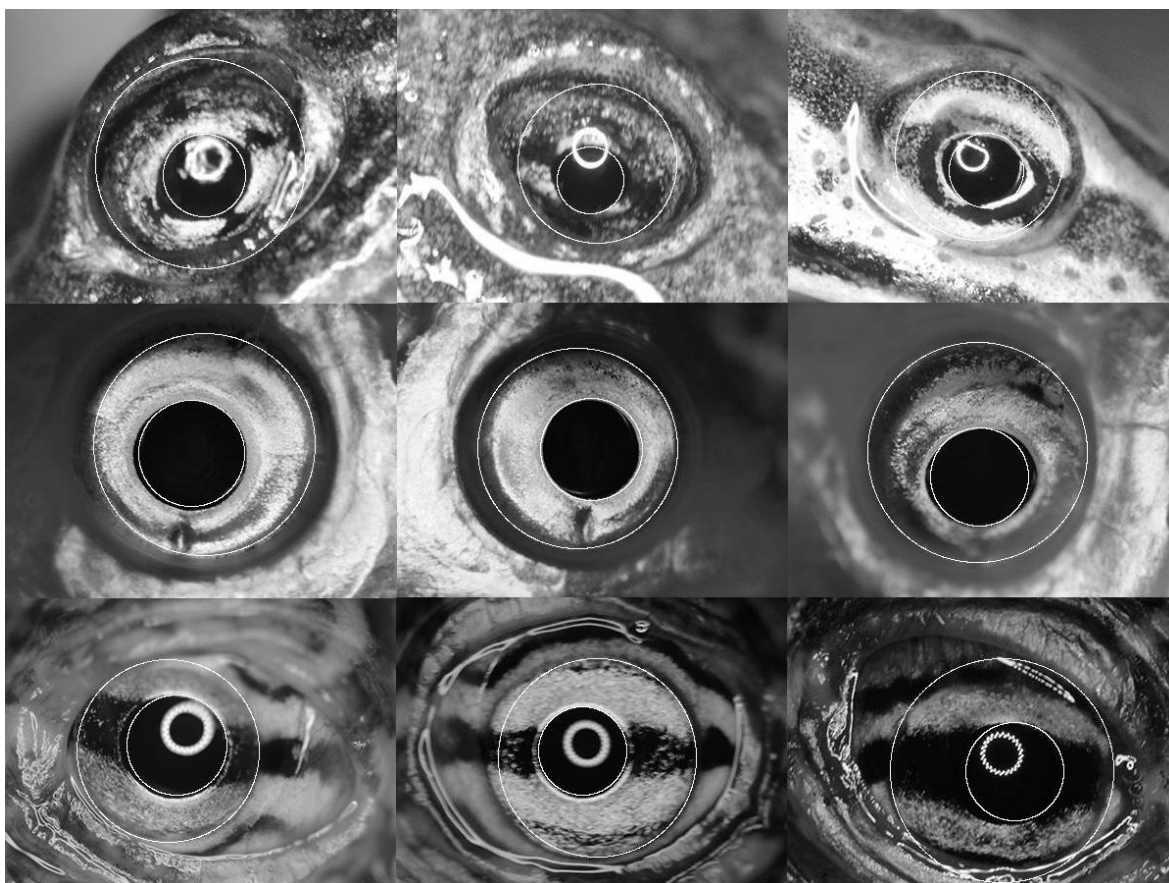
¹ 0 bi pomenilo popolnoma črno barvo, 255 pa popolnoma belo. Torej 100 pomeni sivo barvo z določenim procentom bele in določenim procentom črne barve.

² Razdalja je izračunana po standardni formuli za računanje razdalje med dvema točkama ($A(x_1, y_1)$ in $B(x_2, y_2)$) v ravnini: $|AB| = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$



Slika 3.9: S številkami označen primer štirih zaporednih klikov na sliki s katerimi ročno segmentiramo šarenico.

Prav zaradi zanesljivosti ročne segmentacije smo dobili odlične rezultate pri segmentaciji oči živali. Nekaj primerov je predstavljenih na sliki 3.10.

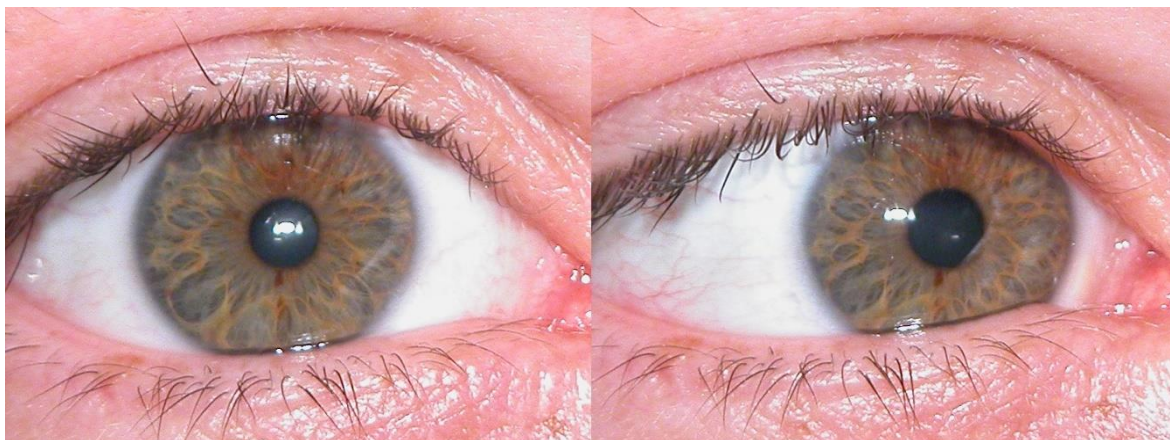


Slika 3.10: Primeri segmentiranih šarenic živali - pupkov (zgoraj), ribic (na sredini) in želvic (spodaj)

3.2 Normalizacija

Po uspešno opravljeni segmentaciji moramo uspešno označeno sliko šarenice normalizirati. Šarenice moramo pripraviti na tak način, da bodo po postopku lahko primerljive. Torej

moramo odpraviti vsakršne razlike v velikosti, širini in rotaciji šarenice. Najbolj pogost vzrok za neskladnost dveh šarenic istega osebk je razlika v velikosti zenice, katere premer se spreminja skladno s količino svetlobe, ki jo oko sprejme. Imamo pa tudi veliko možnosti za druge motnje. Ena izmed njih je razlika v oddaljenosti in rotaciji fotoaparata v odvisnosti od očesa ob zajemu slike. Slednjo se sicer da delno odpraviti, če uvedemo natančne protokole zajemanja slike kot je bilo to narejeno pri bazi želv. Še vedno pa pride do neskladnosti, ko osebek nagne glavo oz. premakne očesno zrklo v očesni votlini. Vse te probleme skušamo odstraniti s postopkom normalizacije šarenice, po katerem bi idealno dve sliki šarenice istega osebk bile popolnoma skladne. Na sliki 3.11 imamo dva primera slike iste šarenice vendar z nekaterimi zgoraj omenjenimi problemi, ki povzročajo razlike med slikama.

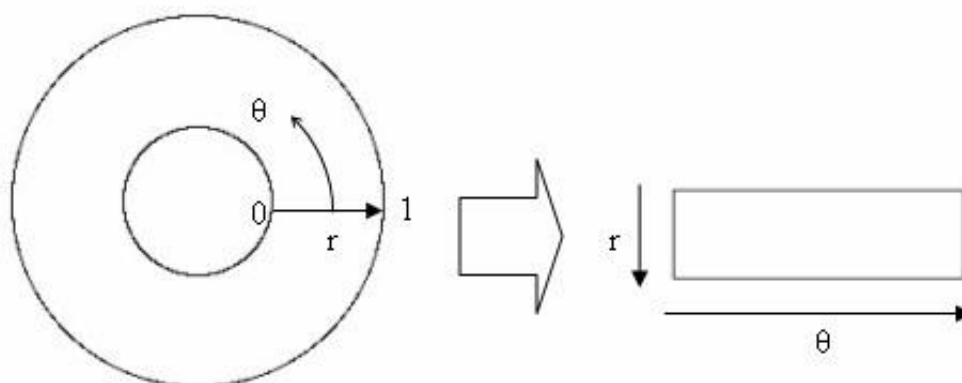


Slika 3.11: Dve sliki istega očesa istega osebk iz baze UBIRIS z manj in bolj razširjeno šarenico ter z različnima pozicijama očesnega zrkla v očesni votlini. Na sliki lahko vidimo tudi problem odsevanja svetlobe na področju šarenice.

3.2.1 Način normalizacije

Imamo več načinov normalizacije. V Liborjevi disertaciji [34] so predstavljeni trije, mi pa se bomo posvetili modelu Johna Daugmana (*Daugman's rubber sheet model*) [32].

Ta model posamezno točko T znotraj segmentirane šarenice preslika v par polarnih koordinat označenih z (r, θ) , za katere velja, da je r na intervalu $[0,1]$ in θ kot v intervalu $[0,2\pi]$. Kot središčno in referenčno točko R vzamemo središče šarenice. Torej to pomeni, da nam θ predstavlja kot, pod katerim se točka T na šarenici nahaja v odvisnosti od referenčne točke R , r pa nam predstavlja oddaljenost te točke T od referenčne točke R pod kotom θ . Vrednost posameznih točk T na sliki šarenice potem prenesemo v ravnino tako, da uporabimo koordinato θ kot koordinato na x osi koordinatnega sistema ter koordinato r , kot koordinato na y osi koordinatnega sistema (glej sliko 3.12).



Slika 3.12: Prikaz Daugmanovega modela gumijaste rjuhe [34]

Preslikava območja šarenice iz (x,y) kartezijskih koordinat iz originalne slike šarenice v normaliziran nekoncentričen polarni prikaz je narejena po naslednji formuli, za vsako posamezno točko T :

$$T(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow T(r, \theta)$$

v kateri velja:

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_i(\theta)$$

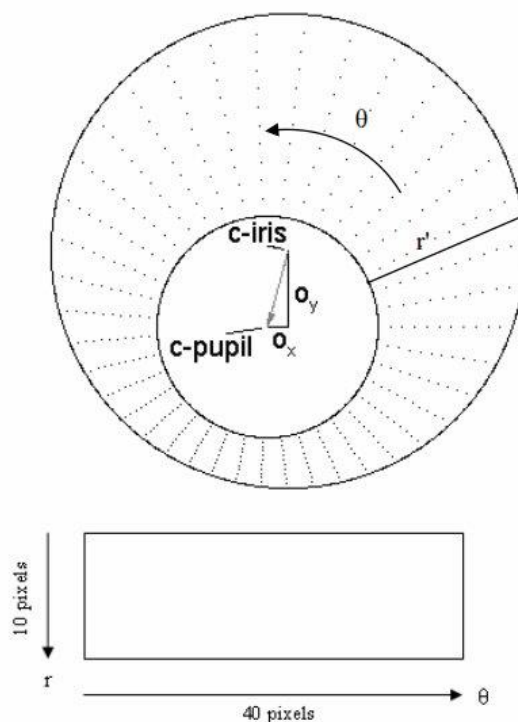
$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_i(\theta)$$

V zgornjih formulah velja, da je T vsaka posamezna točka na segmentirani sliki šarenice s koordinatami (x,y) , katere so originalne kartezijske koordinate s slike šarenice ter koordinatami (r,θ) , katere so pripadajoče normalizirane polarne koordinate. $x_p(\theta)$ in $y_p(\theta)$ so koordinate roba zenice vzdolž kota θ , medtem ko so $x_i(\theta)$ in $y_i(\theta)$ koordinate roba šarenice vzdolž istega kota.

Za boljšo predstavo si lahko predstavljamo, da tak model segmentirano sliko šarenice prereže pri kotu 0° (3 o'clock – analogija z uro) ter tako prerezano okroglo sliko razpotegne v pravokotno sliko šarenice (glej sliko 3.12).

Tak model odpravi tudi problem širjenja zenice ter razlike v velikosti šarenice na sliki in pa tudi odstrani težave, ki jih povzročata nekoncentričnost zenice s šarenico. Še vedno pa ostane problem v primeru, da je šarenica rahlo rotirana. Slednje se trudimo odpraviti na koncu pri postopku preverjanja ujemanja dveh slik šarenic.

Slika 3.13 prikazuje shemo načina normalizacije šarenice iz katere je lepo razvidno, kam se preslika posamezna točka T , glede na njene polarne koordinate (r,θ) .



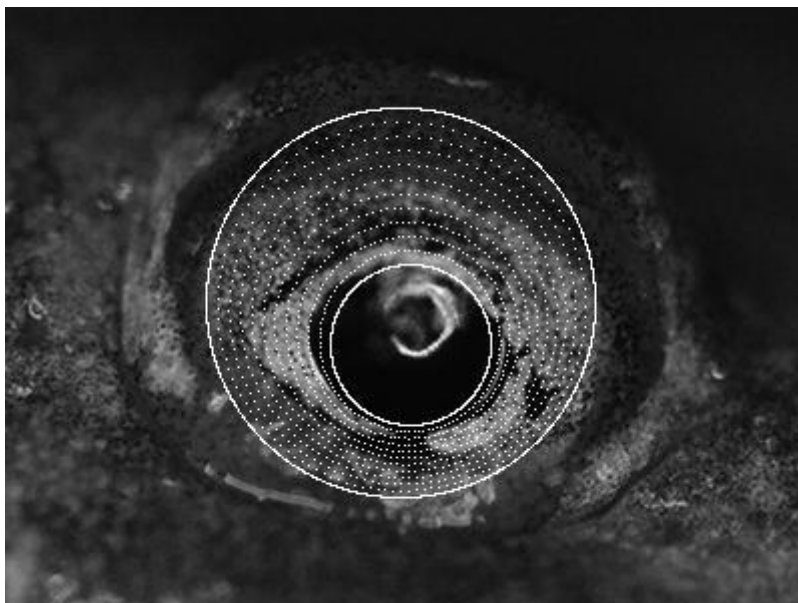
Slika 3.13: Shema načina normalizacije šarenice. Iz slike je lepo razvidno kam se preslika točka T , glede na njene koordinate (θ, r) [34]

3.2.2 Implementacija

Za potrebe lažjega opisa implementacije normalizacije v programu smo normalizacijo razdelili na več delov: določitev kotne in radialne ločljivosti, odpravljanje problema nekoncentričnosti zenice in šarenice, izračun oddaljenosti posameznih točk T od središča zenice in na določanje kartezijskih koordinat posameznih točk T z interpolacijo.

3.2.2.1 Kotna in radialna ločljivost

Kotna ločljivost nam pove na koliko kotov θ bomo razdelili sliko šarenice, radialna pa, koliko vrednosti bomo zajeli pod posameznim kotom. V našem primeru smo določili kotno ločljivost na 240, radialno ločljivost pa na 20. To pomeni, da bomo našo sliko šarenice razdelili na 240 kotov, tako, da vsak meri $\frac{360^\circ}{240} = 1.5^\circ$ in na vsakem izmed teh kotov zajamemo 20 točk. Te točke so pod istim kotom v isti oddaljenosti ena od druge, kar pomeni, da bomo razdaljo med robom zenice in robom šarenice pod vsakim izmed kotov razdelili na 20 enako dolgih delov. Iz obeh ločljivosti sledi, da bo naša normalizirana slika merila 240×20 pikslov. Na sliki 3.14 imamo primer slike šarenice pupka, na kateri so označene zajete točke. Zaradi boljše preglednosti smo na tej sliki zmanjšali kotno ločljivost na 120, radialno pa na 10.



Slika 3.14: Slika šarenice pupka z označenimi zajetimi točkami (bele pike). Za boljšo preglednost na sliki je bila v tem primeru kotna ločljivost zmanjšana na 120, radialna pa na 10.

3.2.2.2 Odpravljanje problema nekoncentričnosti zenice in šarenice

Ker sta v skoraj vseh primerih šarenica in zenica nekoncentrični (glej sliko 3.14), ustvarimo vektor, kateri vsebuje podatke o oddaljenosti roba zenice od roba šarenice za vsak posamezni kot θ . To nam pomaga pri normalizaciji, saj moramo za vsak posamezen kot θ , zajeti enako število točk, ki so enako oddaljene ena od druge pod kotom θ . To naredimo z naslednjo formulo, ki je predstavljena že v Liborjevi disertaciji [34]:

$$r' = \sqrt{\alpha}\beta + \sqrt{\alpha\beta^2 - (\alpha - r_i^2)} - r_p$$

kjer velja:

$$\alpha = o_x^2 + o_y^2$$

$$\beta = \delta \cdot \cos(\pi - \arctan\left(\frac{o_y}{o_x}\right) - \theta)$$

in:

$$o_x = x_p - x_i$$

$$o_y = y_p - y_i$$

r' je torej ta vektor z vsebovanimi podatki o oddaljenosti roba zenice od roba šarenice pod kotom θ , x_p in y_p pa ponazarjata x in y koordinati središča zenice, medtem ko r_p ponazarja njen polmer. Podobno x_i , y_i in r_i pomenijo koordinati središča in polmer šarenice na sliki očesa. δ lahko zavzame vrednosti $\{1, -1\}$ z namenom, da dobimo β vedno kot negativno število. δ je pozitiven v primeru, če je o_x večji od nič oz. središče zenice bolj desno od

središča šarenice in v primeru, če je $o_x = 0$ in je središče zenice višje od središča šarenice ($o_y > 0$).

3.2.2.3 Izračun oddaljenosti posameznih točk T od središča zenice

Ko imamo vektor r' , moramo te razdalje iz r' razdeliti na toliko enako velikih delov, kot je naša radialna ločljivost ter izračunati natančno oddaljenost teh ločitvenih točk T , ki ločujejo te dele od središča zenice.

Začnemo s tem, da ustvarimo matriko A , ki je za dve vrstici večja od velikosti naše končne matrike. Naša končna matrika bo vsebovala vrednosti iz slike šarenice, za vsake posamezne koordinate (θ, r) vsake točke T . Torej bo imela dolžino kotne ločljivosti in višino radialne ločljivosti (glej sliko 3.12). Matrika A pa mora biti za dve vrstici večja, saj imamo na prvem mestu rob zenice in na zadnjem mestu rob šarenice, katerih nočemo imeti v končni normalizirani sliki. Na novo ustvarjeno matriko napolnimo tako, da imamo v vsaki vrstici vektor r' .

Ustvarimo še drugo matriko B enakih velikosti kot A , le da ta matrika vsebuje v vsakem stolpcu enake vrednosti, v vsaki vrstici i pa vrednosti r_i , ki jih dobimo po formuli: $r_i = \frac{1}{\text{radialna ločljivost}+1} \cdot (i - 1)$. Radialni ločljivosti moramo prišteti 1, saj bodo le tako razlike med vsako zaporedno vrstico enake. V tej matriki B imamo dejansko podane oddaljenosti posameznih točk T od roba zenice pod posameznim kotom θ (stolpci matrike) v primeru, da sta šarenica in zenica z naše slike koncentrični ter je razdalja med robom zenice in robom šarenice enaka 1.

Če sedaj matriko A in B zmnožimo po komponentah in vsakemu elementu novo pridobljene matrike prištejemo polmer zenice dobimo matriko C , ki vsebuje razdalje vsake posamezne točke $T(\theta, r)$ od središča zenice, pod kotom θ (stolpci matrike) in za vsak $r_1, r_2, r_3 \dots r_{\text{radialna ločljivost}+2}$ (vrstice matrike).

Na koncu še izločimo prvo in zadnjo vrstico matrike C . To pomeni, da se znebimo roba šarenice in roba zenice, ki jih nočemo imeti na normalizirani sliki, saj nam ne predstavljajo uporabnih podatkov. Po koncu tega koraka imamo torej matriko C , ki je lahko obravnavamo tudi kot 8-bitno sliko. Vrednosti te matrike so torej realna števila v intervalu $[0, 255]^3$ v velikosti $\text{kotna ločljivost} \times \text{radialna ločljivost}$, v našem primeru je torej to 240×20 .

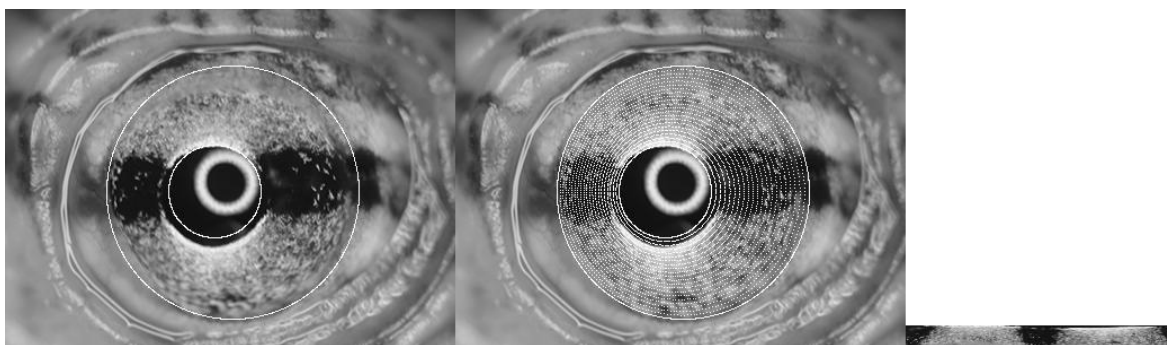
³ Na sliki ima vsaka slikovna točka neko vrednost, ki nam pove podatke o barvi te slikovne točke, Na 8-bitni sliki imamo lahko $2^8 = 256$ različnih podatkov o barvi (v našem primeru dobimo samo podatke o količini črne barve na slikovni točki – naša slika je namreč črno-bela), torej lahko posamezna točka zavzame vrednosti na intervalu med 0 in 255, kar je 256 različnih vrednosti.

3.2.2.4 Določanje kartezijskih koordinat vsaki posamezni točki T in interpolacija

Vsaki točki T določimo pripadajočo koordinato x in y , ki je koordinata piksla točke T na izvorni sliki šarenice. x in y nista celi števili, medtem ko na sliki šarenice nimamo vmesnih vrednosti, zato ne moremo vsaki točki T kar dodeliti vrednost glede na sliko. Zaradi omenjenega problema smo se odločili za linearno interpolacijo.

Ker poznamo oddaljenost posamezne točke T od centra zenice, lahko vsaki točki enostavno s kotnima funkcijama izračunamo koordinate z izhodiščem koordinatnega sistema v centru zenice. Za izračun koordinate x uporabimo kosinus, za y pa sinus. Ker hočemo imeti koordinati glede na izvorno sliko šarenice, moramo vsakemu dobljenemu x prišteti x koordinato, vsakemu dobljenemu y pa y koordinato centra zenice.

Zdaj nam preostane le še pridobiti vrednosti s slike na vsaki posamezni točki $T(x,y)$, kar naredimo z linearno interpolacijo, ki jo izvedemo kar z že vgrajeno metodo v MATLAB-u imenovano *interp2*. Po zaključku tega koraka smo prišli do normalizirane slike šarenice. Prikaz slike šarenice na posameznih korakih od začetka do konca normalizacije je na sliki 3.15.



Slika 3.15: Slika šarenice po končani segmentaciji (levo), sredi normalizacije, po določitvi točk T (na sredini) in po končani normalizaciji (desno)

3.3 Določitev značilk

Da lahko učinkovito primerjamo dve sliki šarenice, moramo iz normaliziranih slik pridobiti značilke. Poskrbeti moramo, da se da normalizirane slike šarenice lepo primerjati med sabo tako, da so rezultati zadovoljivi. Mi smo vsakemu posameznemu pikslu na normalizirani sliki določili neko novo vrednost. Če ima prej vsaka slikovna točka na normalizirani sliki šarenice neko realno vrednost od 0 do 255, sedaj s pomočjo neke metode določanja značilk to realno vrednost spremenimo v neko dva-bitno binarno število, ki lahko zavzame 4 različne vrednosti (00, 01, 10 in 11). Prej smo torej imeli 256 različnih vrednosti med katerimi ugotavljamo enakost in smo torej imeli le $\frac{1}{256} = 0,39\%$ možnosti da sta poljubni dve vrednosti enaki. Zdaj pa imamo le 4 različne vrednosti, kar pomeni $\frac{1}{4} = 25\%$ možnosti, da sta poljubni dve vrednosti enaki. Z drugimi besedami imamo zdaj, ko primerjamo dve

predlogi šarenice veliko več možnosti, da se bo slikovna točka z neko vrednostjo na prvi predlogi ujemala z vrednostjo slikovne točke na drugi predlogi. Ta lastnost je pomembna kajti tudi tisti predlogi, ki pripadata isti šarenici nista popolnoma enaki in se v malenkostih razlikujeta med sabo. Če je torej na primer določena slikovna točka na prvi predlogi svetlejša od ujemajoče slikovne točke na drugi predlogi ima lahko npr. prva realno vrednost 120, druga pa 130. Program bi to vrnil kot različni vrednosti. Ko pa vrednosti pretvorimo v dvo-bitno binarno vrednost z neko metodo, dobimo da imata obe npr. vrednost 10, kar program seveda prepozna kot enako.

Seveda je lahko slaba lastnost tega, da se potem ujema tudi veliko slikovnih točk na predlogah različnih šarenic, vendar če bi pa korak določanja značilk izpustili, bi se zelo težko ujemale sploh kakšne slikovne točke na predlogah istih šarenic. Povrh vsega pa imamo tudi učinkovite metode določanja značilk, ki nam prinašajo dobre rezultate. Nekaj jih je opisanih v Liborjevi disertaciji [34], pa tudi v članku Johna Daugmana [32]. Mi smo v diplomski nalogi uporabili metodo z eno-dimenzionalnimi log-Gaborjevimi filtri.

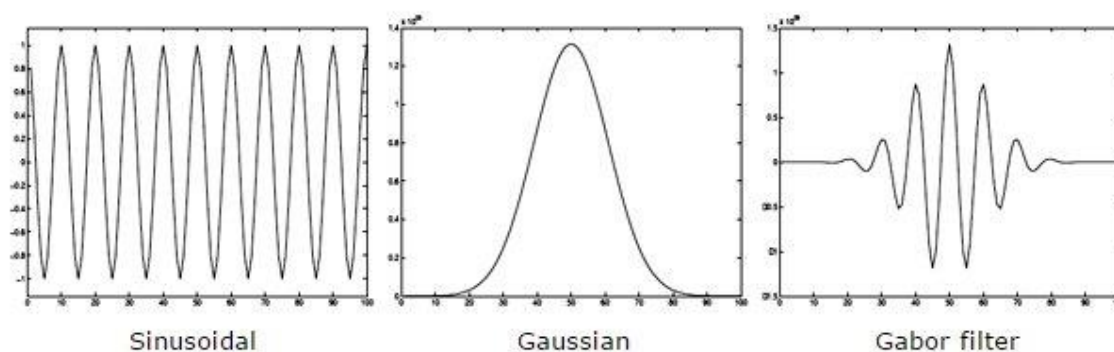
Po končanem določanju značilk pridobimo končno predlogo šarenice posameznega očesa. Primer predloge po določanju značilk narejene iz ene slike šarenice je na sliki 3.16. Prikazan je v primerjavi s predlogo pred korakom določanja značilk.



Slika 3.16: Predloga slike šarenice želvice pred (zgoraj) in po (spodaj) določanju značilk (binarna slika: črna barva na sliki ponazarja enice, bela barva pa ničle)

3.3.1 Gaborjevi filtri

Gaborjev filter je funkcija, s pomočjo katere lahko opišemo nek signal. Deluje na podoben način kot Fourierjeva transformacija, saj prav tako neko neznano funkcijo f_x opiše s pomočjo znanih funkcij, katerih lastnosti poznamo. Pri Fourierjevi transformaciji so te funkcije sinusoidi, medtem ko so pri Gaborjevih filtrih to sinusoidi pomnoženi z Gaussovo krivuljo (glej sliko 3.17).



Slika 3.17: Prikaz sinusoide (levo), Gaussove funkcije (na sredini) in Gaborjevega filtra - zmnožka sinusoide in Gaussove krivulje [36]

3.3.2 Aplikacija Gaborjevih filtrov za določanje značilnk

V našem primeru smo uporabljali metodo na podlagi eno-dimenzionalnih log-Gaborjevih filtrov, ki imajo naslednjo splošno formulo:

$$G(f) = e^{\frac{-\log(\frac{f}{f_0})^2}{2\log(\frac{\sigma}{f_0})^2}}$$

pri čemer sta f_0 in σ parametra filtra. f_0 je osnovna frekvenca posameznega filtra, σ pa je parameter, ki vpliva na pasovno širino filtra.

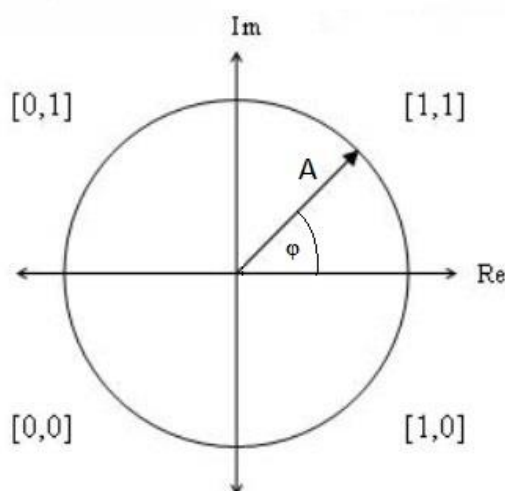
Uporabili smo le en log-Gaborjev filter in sicer s parametri $f_0 = \frac{1}{18} = 0,0\bar{5}$ in $\frac{\sigma}{f_0} = 0,5$
 $\Rightarrow \sigma = 0,02\bar{7}$.

Na normalizirani sliki šarenice si lahko vsako vrstico predstavljamo kot signal. Prav zato lahko nad vsakim takim signalom izvedemo konvolucijo z zgoraj omenjenim Gaborjevim filtrom⁴. Rezultat konvolucije je zopet signal v kompleksnem prostoru, kjer vsak posamezen piksel predstavimo s kompleksnim številom z v obliki $a + bi$. Torej dobimo kompleksno matriko enake velikosti, kot je normalizirana slika šarenice (240×20).

Vsako izmed števil z lahko v kompleksni ravnini predstavimo tako, da z dvobitnim številom zapišemo, katerem kvadrantu kompleksne ravnine z pripada. Če je to število v prvem kvadrantu mu dodelimo binarno vrednost 11, če je v drugem 01, v tretjem 00, v četrtem pa 10 (glej sliko 3.18). Te rezultate tudi zapišemo v binarno matriko, ki je hkrati tudi končen rezultat določanja značilnk in ustvarjanja predloge iz slike očesne šarenice. Rezultat je

⁴ Namesto nad vsako vrstico bi lahko konvolucijo izvedli nad vsakim stolpcem, vendar vzamemo vrstice, saj se večje razlike med šarenicami pojavljajo v tej smeri.

matrika velikosti: $2 \cdot \text{kotna ločljivost} \times \text{radialna ločljivost}$, torej v našem primeru 480×20 .



Slika 3.18: Določanje binarnih vrednosti, glede na lokacijo posameznih kompleksnih števil v kompleksni ravnini [34]

Operacijo dodeljevanja binarnih števil na zgoraj omenjen način si lahko privoščimo zaradi Oppenheima in Lima, ki sta pokazala, da je informacija o fazi (kotu v kompleksni ravnini) veliko pomembnejša od informacije o amplitudi (dolžini v kompleksni ravnini) kompleksnega števila v primeru detekcije strukture na sliki. S pomočjo upoštevanja faze lahko iz slike dobimo informacije o strukturi oziroma teksturi na sliki, hkrati pa se znebimo nepotrebnih informacij o osvetlitvi, ki je predstavljena z amplitudo [37].

3.4 Ujemanje predlog šarenic

Ko pridemo do predlog vsake posamezne šarenice nam preostane le še primerjanje le-teh z namenom ugotovitve, ali posamezna predloga šarenice pripada določenemu osebk ali ne. Možnosti za izvajanje ujemanja predlog šarenic imamo več. V Liborjevi disertaciji [34] so uporabljeni postopki ujemanje predlog s Hammingovo razdaljo, uravnoteženo Evklidovo razdaljo ter z normalizirano korelacijo. Za naš sistem biometrije šarenice je bila najbolj primerna Hammingova razdalja.

3.4.1 Ujemanje s Hammingovo razdaljo

Hammingova razdalja nam šteje, koliko bitov na istih mestih je enakih med dvema vzorcema bitov, v našem primeru torej med dvema predlogoma dveh šarenic. Dve predlogi torej primerjamo med sabo in dobimo nek faktor podobnosti med dvema predlogoma.

Faktor podobnosti dobimo v našem primeru tako, da enostavno opravimo *xor* operacijo med dvema predlogoma šarenice in preštejemo vse bite vrednosti 1. To so v našem primeru biti, ki so različni med dvema predlogoma. Dobljeno število nato delimo s številom vseh bitov v

predlogi in dobimo delež bitov neujemanja med predlogama, za katerega velja, da manjše kot je delež večja je možnost, da sta predlogi šarenice nastali iz šarenice istega očesa. Tako izračunani delež se imenuje Hammingova razdalja. Ker želimo imeti rezultate ravno obratno⁵; da števila bližje 1 pomenijo večjo podobnost, bližje 0 pa manjšo podobnost med predlogoma, si pomagamo z naslednjo enačbo:

$$\text{faktor podobnosti} = \frac{1}{1 + d}$$

pri čemer je d izračunana Hammingova razdalja med dvema predlogoma, *faktor podobnosti* pa je naš končni rezultat podobnosti med dvema predlogoma.

Ujemanje predlog šarenic smo opravili po metodi primerjave ene proti vsem. Torej smo vsako predlogo primerjali z majhnim številom predlog iste šarenice ter velikim številom predlog druge šarenice.

3.4.1.1 Bitni zamiki

Pri normalizaciji smo omenili, da naš način normalizacije ne odpravi neskladnosti nastalih v primeru, ko so iste šarenice na različnih slikah rahlo zasukane (primer na sliki 3.19). Te neskladnosti odpravimo sedaj pri računanju Hammingove razdalje, in sicer s tako imenovanimi bitnimi zamiki.



Slika 3.19: Primer dveh drugače rotiranih slik iste šarenice pupka

Z bitnimi premiki dejansko zamaknemo predlogo šarenice za določeno število bitov v levo in v desno in jo nato primerjamo z drugo predlogo šarenice. Vsakič, ko računamo Hammingovo razdaljo opravimo v našem primeru 17 primerjav. Eno primerjavo brez zamika, 8 primerjav z zamiki v levo ter 8 primerjav z zamiki v desno. Po vseh opravljenih

⁵ To želimo imeti, ker smo evalvacijo uspešnosti biometričnega sistema delali z ROC analizo, za katero potrebujemo, da števila bližje 1 pomenijo večjo podobnost med predlogoma.

primerjavah izberemo najmanjšo Hammingovo razdaljo za tisto, ki je uporabna Hammingova razdalja med dvema predlogama šarenice, saj menimo, da smo s tisto primerjavo najboljše zadeli kot rotacije prve predloge v primerjavi z drugo predlogo.

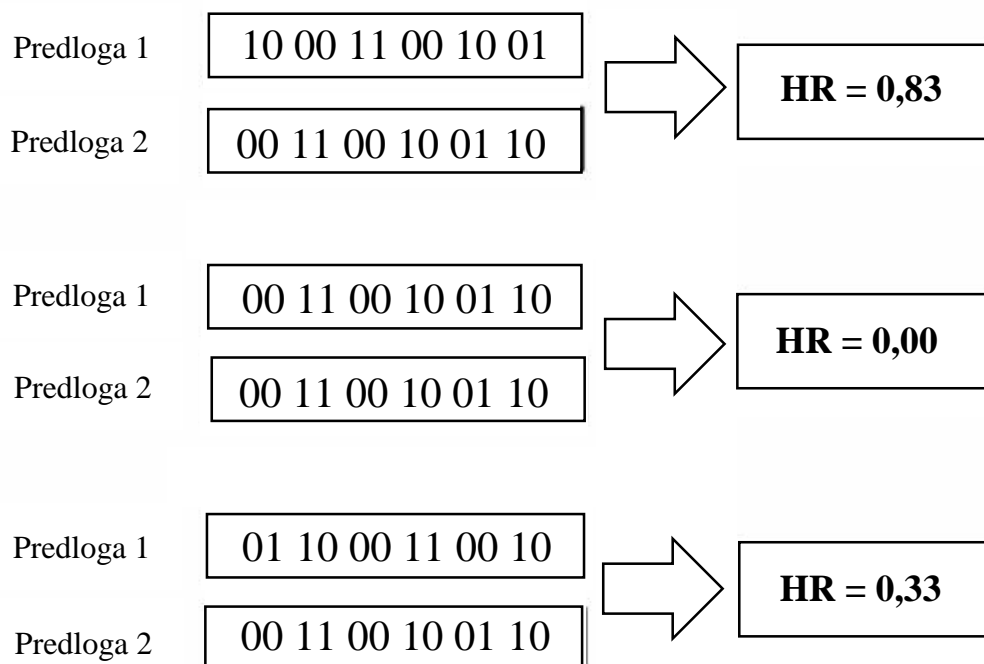
Naša metoda, ki računa Hammingovo razdaljo ima za paramete, poleg dveh predlog šarenice tudi število, ki nam pove za koliko bitov delamo bitne zamike. Vsak posamezni zamik izračunamo po naslednji formuli:

$$\vec{v} = 2 \cdot p \cdot z$$

pri čemer je p zgoraj omenjeni parameter za bitne zamike, z pa zaporedno število zamika, ki zavzame vrednost enega celega števila v intervalu $[-8, 8]$ v sorazmerju s tem za kateri zamik gre. Če je z negativno število to pomeni zamike v levo, če je z pozitivno pa v desno za faktor $|z|$, v primeru, da je z enak 0 pa nimamo nikakršnega zamika. Končni rezultat \vec{v} je torej vektor zamika predloge po x-osi, pri čemer pa moramo biti pozorni, da se pri zamiku v desno tisti skrajno desni biti v predlogi, ki bi zdrsnili iz predloge ven, preselijo zopet na skrajne leve (prazne) prostore v predlogi. Enako velja za zamike v levo, le da se tokrat biti preselijo iz skrajnega levega položaja na skrajni desni. Zamik bitov torej poteka krožno, ker je tudi šarenica okrogla in tako z zamiki ne uničimo predloge. Vse kar naredimo je v bistvu le, da spremenimo kot, pri katerem smo šarenico »prerezali in jo razvili iz okrogle oblike v pravokotno« pri normalizaciji. Prikaz delovanja bitnih zamikov je prikazan tudi na sliki 3.20.

Za vsak parameter p izračunamo torej naslednjih 17 vektorjev:

$$-16p, -14p, -12p, -10p, -8p, -6p, -4p, -2p, 0, 2p, 4p, 6p, 8p, 10p, 12p, 14p, 16p.$$

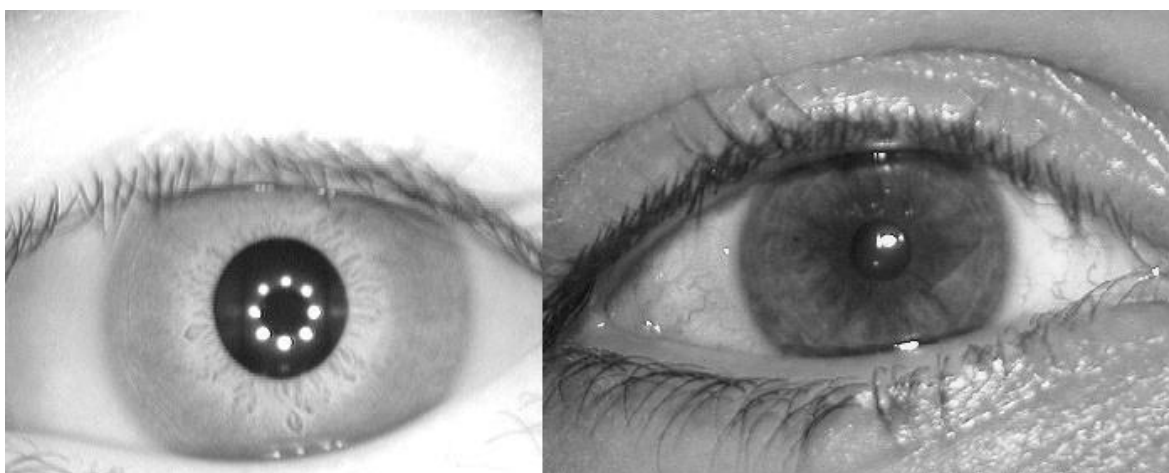


Slika 3.20: Prikaz delovanja bitnih zamikov s parametroma $p = 1$ in $z = -1$ (*na sredini*) oz. $z = 1$ (*spodaj*). HR pomeni Hammingovo razdaljo

4 PODATKOVNA BAZA

Biometrični sistem za identifikacijo živali na podlagi očesne šarenice smo testirali na podatkovni bazi, pridobljeni v okviru projekta »Po kreativni poti do praktičnega znanja« ter rezultate primerjali z rezultati na bazi človeških oči UBIRIS [38].

Večina sistemov, ki prepoznava očesno šarenico za prepoznavanje uporablja slike narejene v NIR (Near-InfraRed) spektru svetlobe. To pomeni, da uporabljajo posebne fotoaparate, ki slikajo s subtilno infrardečo osvetlitvijo. Same slike potemtakem že same po sebi izgledajo črno-bele in je iz njih veliko lažje razločiti strukturo šarenice ter imajo prisotnih veliko manj motečih dejavnikov (odsevov svetlobe) kot pri slikanju z vidno svetlobo. Zaradi omenjenega, nam zatoj take slike prinašajo boljše končne rezultate. Vendar sami nismo imeli te možnosti in smo slike zajemali z vidno svetlobo. Zato smo za primerjavo izbrali bazo človeških oči UBIRIS, ki prav tako vsebuje slike narejene pri vidni svetlobi. Primerjava slik fotografiranih z NIR iz podatkovne baze CASIA [39] in z vidno svetlobo iz UBIRIS je prikazana na sliki 4.1. Iz slike je lepo razvidno, da pri fotografiranju z NIR nastane veliko manj motečih odsevov svetlobe na območju šarenice ter da je tudi veliko lepše razločljiva struktura šarenice.



Slika 4.1: Primerjava slike očesa narejene z NIR iz CASIA podatkovne baze (levo) in z vidno svetlobo iz UBIRIS (desno).

Prav tako kot pri ljudeh tudi pri drugih živalskih vrstah velja, da je vzorec šarenice na desnem očesu popolnoma različen od vzorca šarenice na levem očesu posameznega osebk, zato moramo tretirati posamezni očesi istega osebk enako kot očesa različnih osebkov.

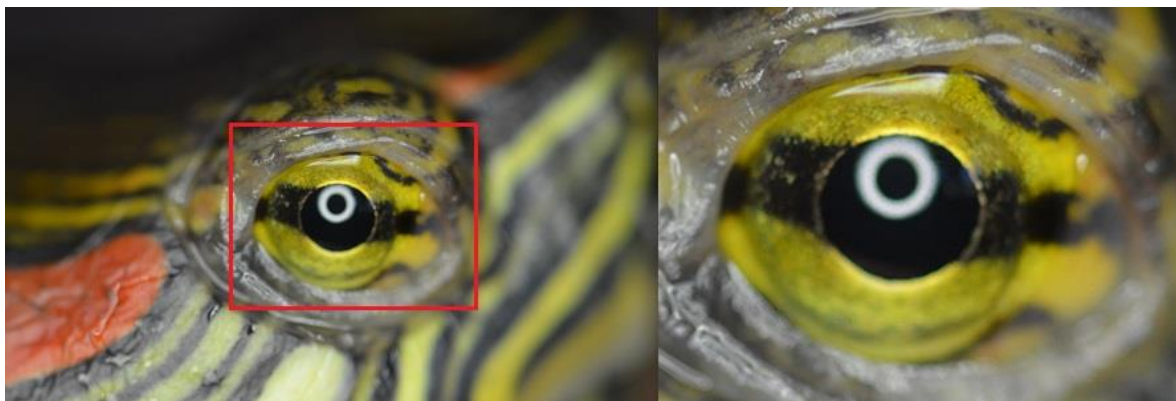
4.1 Podatkovna baza invazivnih živali

Podatkovna baza, pridobljena v okviru PKP projekta je sestavljena iz treh delov. In sicer iz slik oces pupkov, ribic in vodnih želv. Pri vsaki od teh treh vrst je bilo poslikanih veliko slik posamezne šarenice ter primerno urejenih v mape ter poimenovanih.

Vsakemu posameznemu osebkku živali smo dodelili svojo mapo ter jo poimenovali na nasleden način: *Zivvrsta_x*, pri čemer je *Zivvrsta* vrsta živali (riba, zelva), ki smo jo slikali (brez šumnikov), *x* pa zaporedna številka osebkka te živalske vrste (začenši z 01). Vsaka slika posamezno je nato poimenovana po pravilu: *ID_x_zivvrsta_Soko_image_y.tif.JPG*. Za *zivvrsta* in *x* velja tukaj enako kot pri poimenovanju map, le da je *x* štirimestno število (začenši z 0001). *Soko* dobi vrednost *Doko* ali *Loko* v odvisnosti od tega, za katero oko živali gre, medtem, ko nam *y* pove tromestno zaporedno številko fotografije dotičnega očesa (začenši z 001).

Izjema so pupki, pri katerih so bile mape poimenovane po načelu *pkp2_x*, pri čemer je *x* zaporedna številka osebkka pupka. Tudi posamezne slike so bile poimenovane malo drugače, in sicer na nasleden način: *pupek_IDx_Soko_y_fig.JPG*, pri čemer za vse spremenljivke velja enako kot pri poimenovanju slik drugih dveh živalskih vrst, le da je *x* v tem primeru tromestno število.

Za vsako bazo smo slabše slike izločili ter ohranili le najbolj kakovostnih in najostrejših 10 slik posameznega očesa posamezne invazivne vrste⁶. Preostale slike smo nato primerno obrezali, da imamo na sliki le oko osebkka, kot je vidno na sliki 4.2. Rezultat obrezovanja smo zatem pomajhali na ločljivost 400×300 slikovnih pik.



Slika 4.2: Slika iz podatkovne baze želve pred (levo) in po obrezovanju (desno)

Slike živali so bile zajete pod določenim protokolom. Zajete so bile z makro objektivom z zornim kotom 10 mm ali manj na razdalji živali od objektiva med 5 – 12 cm. Vir svetlobe je bil konstanten, stalen, mehek vir, pri čemer je osebek stal tako, da je svetloba povzročala čim manj odseva v očesni šarenici. Fotograf je idealno centralni vir svetlobe tako, da se je svetloba odsevala v zenici (primer je slika 4.2). Za slikanje je bila uporabljena bliskavica v obliki obroča z enakomerno svetlobo. Fotoaparat je bil na naslonjalu, medtem ko je bil objektiv upravljan ročno. Osredotočili smo se le na šarenico. Odprtost zaslonke pri

⁶ Pri nekaterih osebkkih posamezne živali nismo imeli dovolj narejenih slik za ohranitev 10 slik posameznega očesa in smo jih ohranili le toliko kot jih je bilo največ mogoče.

nastajanju fotografije je bila F8, da je bila dosežena željena globinska ostrina in boljše zajetje podrobnosti. Hitrost zaklopa je bila 1/125 in s tem dovolj hitra za odpravljanje zamegljenosti.

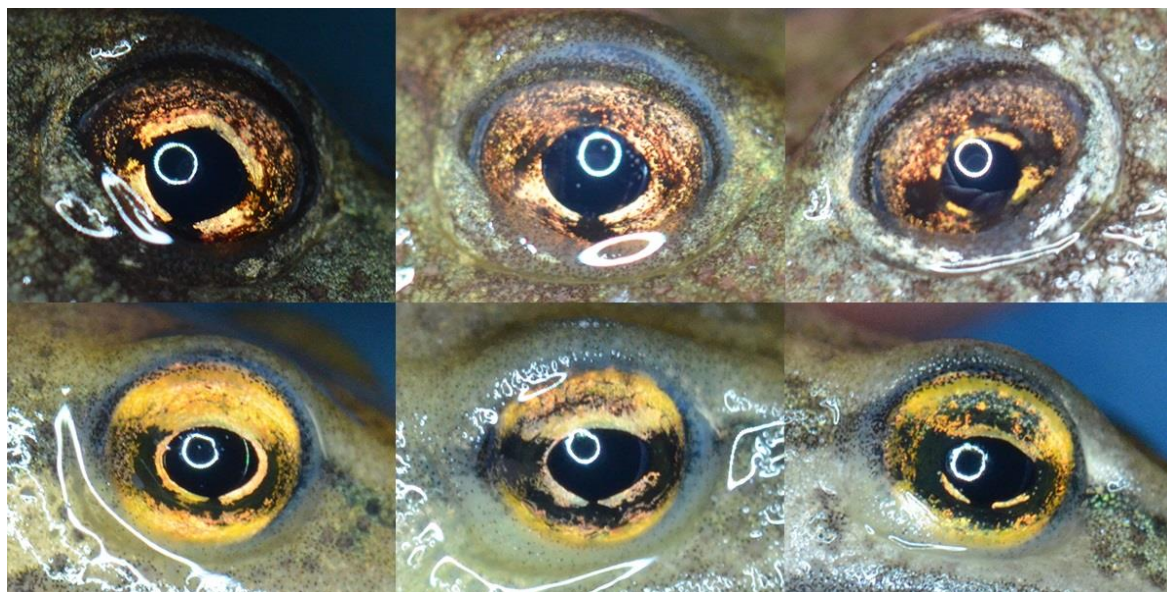
4.1.1 Pupki

Veliki pupek (*Triturus carnifex*) je pri nas avtohtona, neinvazivna vrsta, ki pa je invazivna v nekaterih ne-evropskih državah. Odrasli primerki dosežejo v dolžino povprečno od 8 izjemoma pa tudi do 25 cm, njegova barva pa ima lahko več različnih odtenkov temnih barv.



Slika 4.3: Mladi primerki velikega pupka [40]

Barva očesa pupka v večini primerov sega od zlato-rumene do rumeno-rjave barve. Pogosto se na šarenici tudi pojavljajo črne lise, ki v veliko primerov sovpadajo z vzorcem kože okoli očesa. Šarenica in predvsem zenica sta v veliko primerih bolj eliptične oblike kot okrogle.



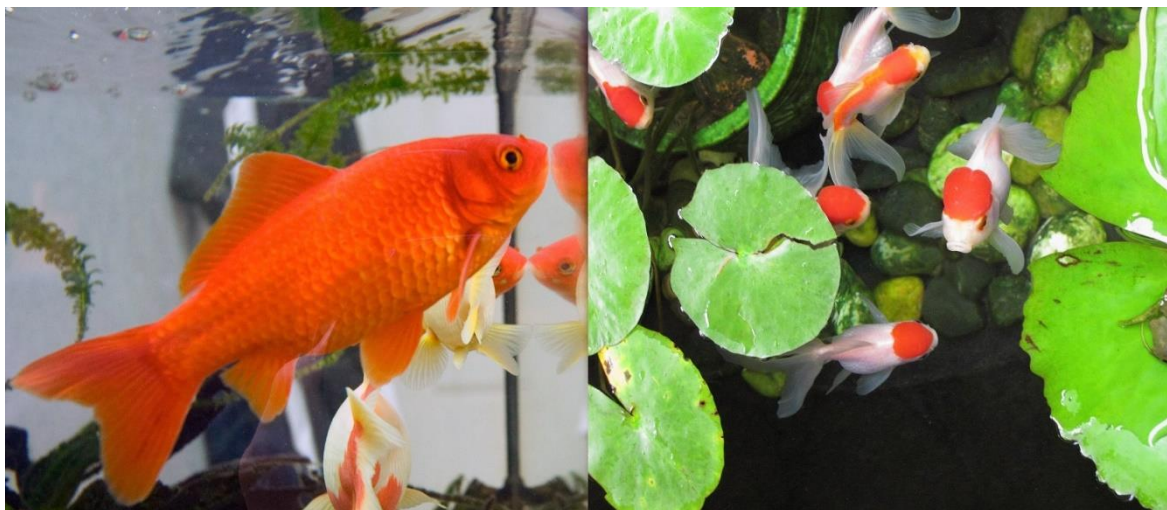
Slika 4.4: Slike očes pupkov iz baze

Pri zajemanju slik oces pupkov ni bilo uporabljenih nobenih posebnih dodatnih protokolov od zgoraj navedenih splošnih. Viden je odsev bliskavice v očesni zenici.

Baza pupkov je sestavljena iz 20 primerkov različnih pupkov. Po urejanju baze je potem v bazi ostalo 365 slik šarenice, saj kot že rečeno nimajo vsi osebki dovolj slik, da bi ohranili 10 slik na vsako oko.

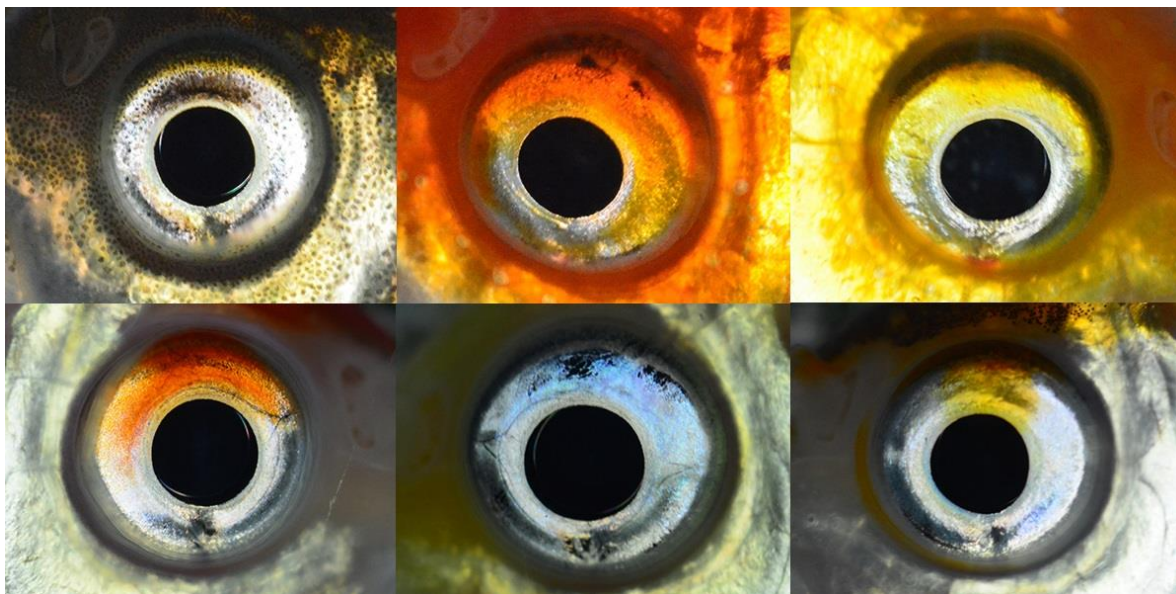
4.1.2 Ribice

Ribice vrste zlati koreselj (*Carassius auratus*), ki jim rečemo tudi zlate ribice so ene izmed najpogostejših ribic, ki jih imamo v domačih akvarijih. Če so tile hišni ljubljenci spuščeni v naravo, pri nas postanejo invazivna vrsta. Odrasle ribice lahko zrastejo od 15, pa tudi do 35 cm, ter imajo več podvrst, ki so tudi same po sebi različno obarvane. Najbolj pogosta barve so oranžna, zlato-rumena ter tudi bela in bela z oranžnimi lisami.



Slika 4.5: Primeri različnih podvrst zlatega koreslja [41] [42]

Šarenica in zenica zlatega koreslja sta okrogle oblike, barva šarenice pa je različna od osebka do osebka in v večini primerov sovpada z barvo ribjih lusk okoli očesa in je zato v večini primerov bele, rumene ali oranžne barve, v nekaterih primerih pa tudi v odtenkih modre barve.



Slika 4.6: Slike oces ribic iz baze

Slike šarenic ribic so bile zajete skozi steklo akvarija. Z mrežico se je ribico stisnilo k steklu akvarija, da se le-ta ni mogla premikati in potem se je skozi steklo zajelo slike s fotoaparatom, postavljenim na stojalo. V tem primeru se svetloba ob stiku z akvarijskim steklom razprši in zato ni vidnih nikakršnih odsevov svetlobe na slikah oči rib.



Slika 4.7: Fotografiranje oči ribic

Končna baza je sestavljena iz 162 različnih osebkov ribic. Po urejanju smo ohranili v bazi 3219 slik, na katerih smo testirali naš sistem, saj je pri nekaterih ribicah bilo samo 9 ali 8 slik za posamezno oko.

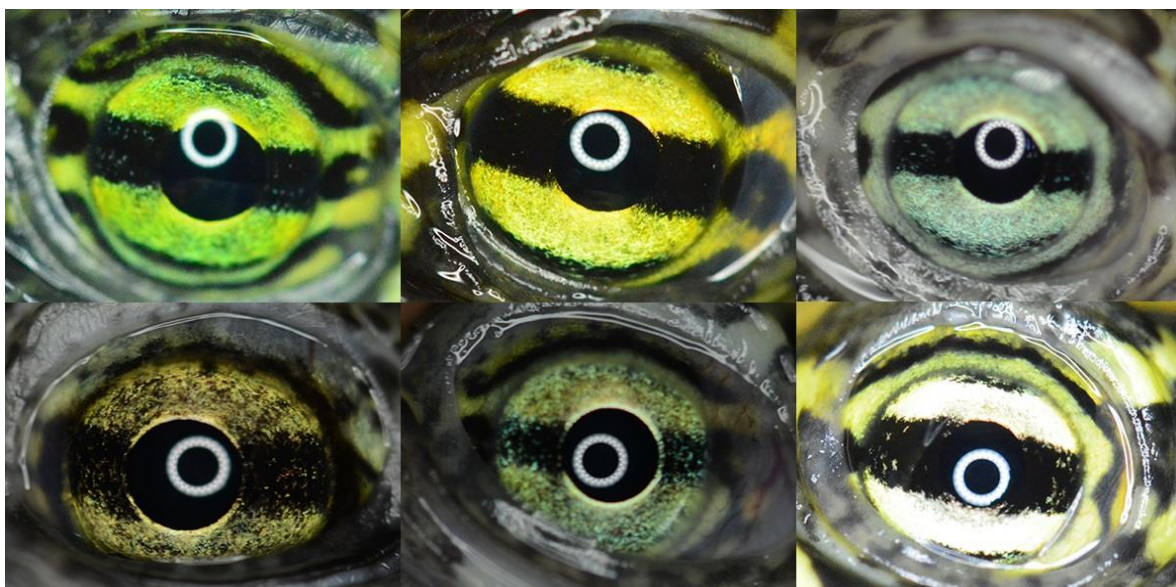
4.1.3 Želve

Ene izmed bolj problematičnih invazivnih vrst pri nas so vodne želve vrste popisana sklednica (*Trachemys scripta*). Njene podvrste rdečevratka in rumenovratka so pogosti hišni ljubljenci v naših domovih. Zrastejo tudi do 35 cm in ker postanejo preveliki za akvaterarije, jih veliko ljudi izpusti v naravo, kjer izpodrivajo v Sloveniji avtohtono želvo močvirsko sklednico [4].

Popisane sklednice imajo temno zelen oz. rjav oklep, njihova koža pa je progasta z zelenimi in belo-rumenimi progami. Rdečevratka ima na področju glave rdečo liso.



Slika 4.8: Popisani sklednici - *levo* rumenovratka, *desno* rdečevratka [43] [44]



Slika 4.9: Slike oči želv iz baze

Oči popisanih sklednic so različnih barv. Večina so rumenkastih odtenkov, pa tudi zelenih in modrih. Koža okoli očesa velikokrat sovpada z barvo šarenice. Značilnost šarenice popisane sklednice je tudi ta, da imajo skoraj vse šarenice horizontalno črno črto čez šarenico. Zenica je okrogle oblike, medtem ko je šarenica lahko tudi bolj elipsasta.

Pri zajemanju slik želv je bila pripravljena posebna škatla, v katero se je želvo položilo in tako vedno z iste razdalje zajelo sliko s fotoaparatom na stojalu. Bliskavica se je tudi uspešno centriralna na zenico, tako da nimamo veliko motečih odsevov na šarenici.

Slikano je bilo 53 osebkov želv, kar nam je po urejanju prineslo 996 slik. Pri eni želvi imamo slikano samo eno oko, pri nekaterih drugih pa manj kot 10 slik za posamezno oko.

4.2 UBIRIS

UBIRIS je podatkovna baza človeških oči, ki so jo je pripravil oddelek za računalništvo na univerzi v Beiri na Portugalskem. Poimenovana je bila kot v vidni svetlobi narejena baza šarenic z veliko šumi. Mi smo uporabljali prvo verzijo baze (UBIRIS.v1), ki je bila zajeta pod bistveno boljšimi pogoji kot druga verzija. Slike so bile zajete vse z iste razdalje, pri čemer je osebek poziral za sliko ter poskusil gledati v fotoaparatus in držati odprto oko. [38]

V UBIRIS.v1 so bili isti osebki zajeti v dveh sejah. Mi smo uporabljali samo prvo sejo, v kateri imamo 241 oči različnih barv. Na vsako oko imamo 5 oz. pri nekaterih očeh 6 slik, torej skupno 1214 slik v bazi.



Slika 4.10: Nekaj primerov slik iz prve seje UBIRIS.v1

5 EVALVACIJA USPEŠNOSTI BIOMETRIČNEGA SISTEMA

Pri ocenjevanju uspešnosti biometričnega sistema smo izvajali analizo ROC. Dobljene rezultate smo primerjali med sabo ter jih primerjali z rezultati dobljenimi pri biometriji človeške šarenice s podatkovno bazo UBIRIS. Potrebno je omeniti, da je bila biometrija šarenice na podatkovni bazi UBIRIS narejena z avtomatično segmentacijo.

Verifikacijo smo delali seveda za vsako živalsko vrsto posebej. Potekala je po načelu primerjave vsakega z vsakim s Hammingovo razdaljo, kar pomeni, da smo vsako predlogo šarenice primerjali z majhnim številom predlog iste šarenice ter z ogromno predlogami drugih šarenic. Te predloge drugih šarenic smo poimenovali »vsiljivci«. Potrebno je poudariti, da se v primerjavi z desnim očesom osebka levo oko osebka obravnava popolnoma enako, kot očesa drugih osebkov v primerjavi z desnim očesom. Enako velja za desno oko v primerjavi z levim.

Evalvacija uspešnosti biometričnega sistema je bila za vsako posamezno živalsko vrsto ocenjena z ROC krivuljami.

5.1 ROC krivulja

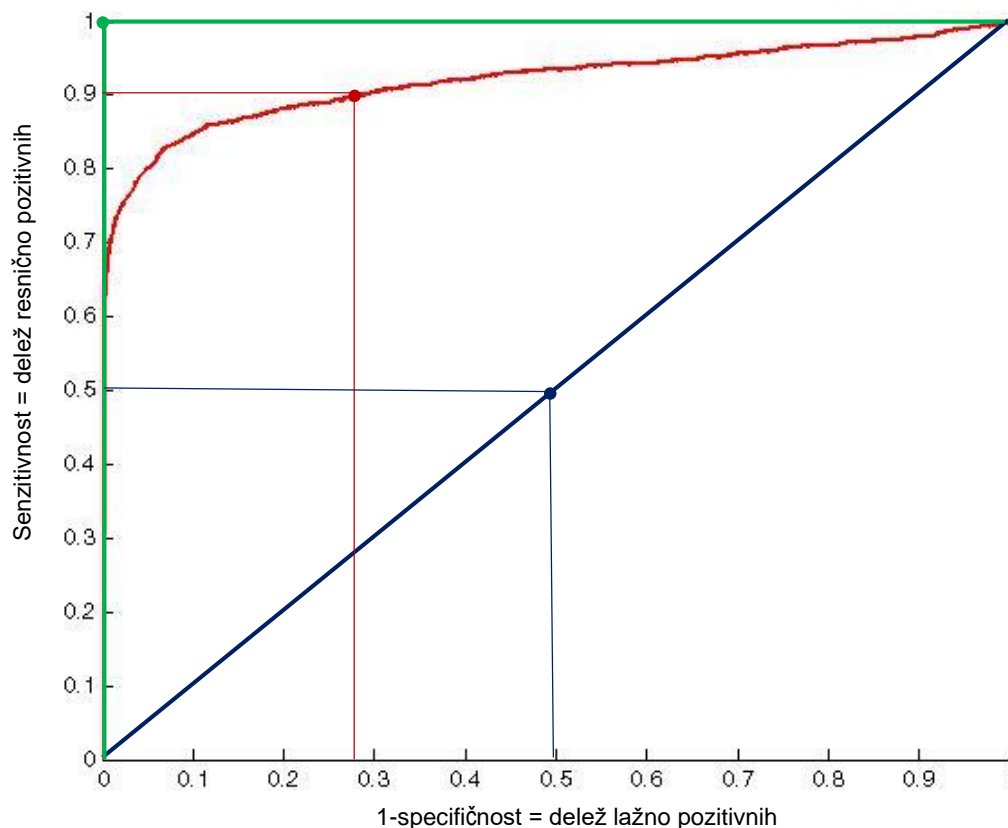
ROC (*Receiver operating characteristic*) krivulja je graf resnično pozitivnega deleža (y-os) proti lažno pozitivnem deležu (x-os) za vsak posamezen možen klasifikacijski prag. Krivulja nam torej pove uspešnost naših klasifikacijskih metod in z njeno pomočjo lahko nato določimo klasifikacijski prag, ki ustreza našim zahtevam.

V našem primeru resnično pozitiven delež pomeni delež uspešnih rezultatov pri ujemanju dveh predlog šarenice. To pomeni, da pri primerjanju dveh predlog narejenih iz iste šarenice dobimo rezultat, da predlogi pripadata, pri primerjanju dveh predlog različne šarenice pa, da predlogi ne pripadata isti šarenici. Lažno pozitiven delež pa pomeni delež neuspešnih rezultatov pri ujemanju dveh predlog šarenice. To pomeni pa ravno nasprotno, in sicer, da pri primerjanju dveh predlog iste šarenice dobimo rezultat, da predlogi ne pripadata, pri primerjanju dveh predlog različne šarenice pa, da predlogi pripadata isti šarenici.

Klasifikacijski prag je tisti faktor podobnosti⁷ katerega določimo kot ločitveno točko med tem, da predlogi pripadata in da predlogi ne pripadata isti šarenici. Torej če npr. kot klasifikacijski prag določimo faktor podobnosti 0,5, to pomeni, da bodo vse predloge katerih faktor podobnosti je manjši od 0,5 prepoznane kot predloge iste šarenice, vse predloge pa katerih faktor podobnosti je večji od klasifikacijskega praga prepoznane kot predloge

⁷ Faktor podobnosti se izračuna po formuli $\frac{1}{1+\text{Hammingova razdalja}}$ in je podrobneje razložen v poglavju 3.4.1

različnih šarenic. ROC krivulja pa je torej krivulja z vsemi možnimi faktorji podobnosti kot klasifikacijskimi pragi.



Slika 5.1: Primer ROC krivulj

Primer ROC krivulj je na sliki 5.1. x os poimenujemo tudi 1-specifičnost, y os pa senzitivnost. Zelena krivulja nam predstavlja tako krivuljo kot si jo mi želimo in k njej težimo. Kot lahko vidimo, če izberemo pravilen klasifikacijski prag lahko vedno pravilno napovemo rezultat. Ta pravilen klasifikacijski prag pa je tisti, ki ima pri resnično pozitivnem deležu 1 lažno pozitiven delež enak 0 in je na sliki označen z zeleno točko.

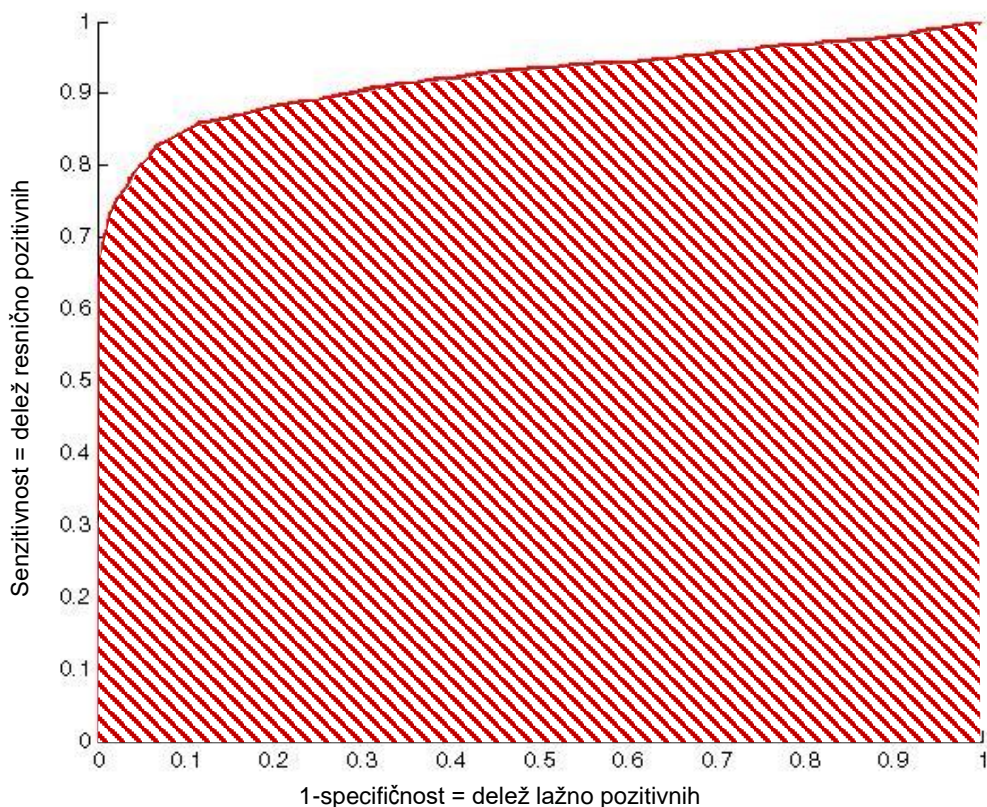
Modra krivulja je najslabša možna krivulja – za vsako ROC krivuljo velja, da $y \geq x$, torej je najslabša krivulja, ko $y = x$ oz. je resnično pozitiven delež enak lažno pozitivnemu za vsak možen klasifikacijski prag. Na primer če izberemo klasifikacijski prag, ko imamo resnično pozitiven delež 0,5 (modra točka) je potem tudi lažno pozitiven delež 0,5, kar z drugimi besedami pomeni, da smo 50% predlog pravilno napovedali, vendar smo jih tudi 50% zgrešili. V tem primeru bi bil naš sistem neuporaben.

Realno pa so ROC krivulje najbolj podobne rdeči krivulji. V tem primeru se lažno pozitiven delež začne večati od 0 komaj pri resnično pozitivnem deležu 0,625, torej to pomeni, da če izberemo ta klasifikacijski prag smo 62,5% predlog pravilno napovedali, medtem, ko jih

nismo popolnoma nič zgrešili. Rdeča točka ponazarja klasifikacijski prag, ko v 90% pravilno napovemo in v približno 27,5% zgrešimo.

5.1.1 AUC

AUC (*Area Under the Curve*) je področje pod ROC krivuljo, kot je prikazano na sliki 5.2. Vrednost AUC nam pove koliko odstotkov celotne površine je pod ROC krivuljo. Večji kot je odstotek boljši je naš sistem. ROC krivulje na sliki 5.1 imajo slednje AUC. Zelena ima AUC 1, kar pomeni, da je AUC enaka celotni površini. Modra prekriva le polovico površine torej je AUC 0,5. Rdeča, ki je tudi prikazana na sliki 5.2 ima pa AUC 0,92, torej je 92% celotne površine pod ROC krivuljo.



Slika 5.2: Ponazoritev AUC

5.2 Rezultati evalvacije uspešnosti biometričnega sistema

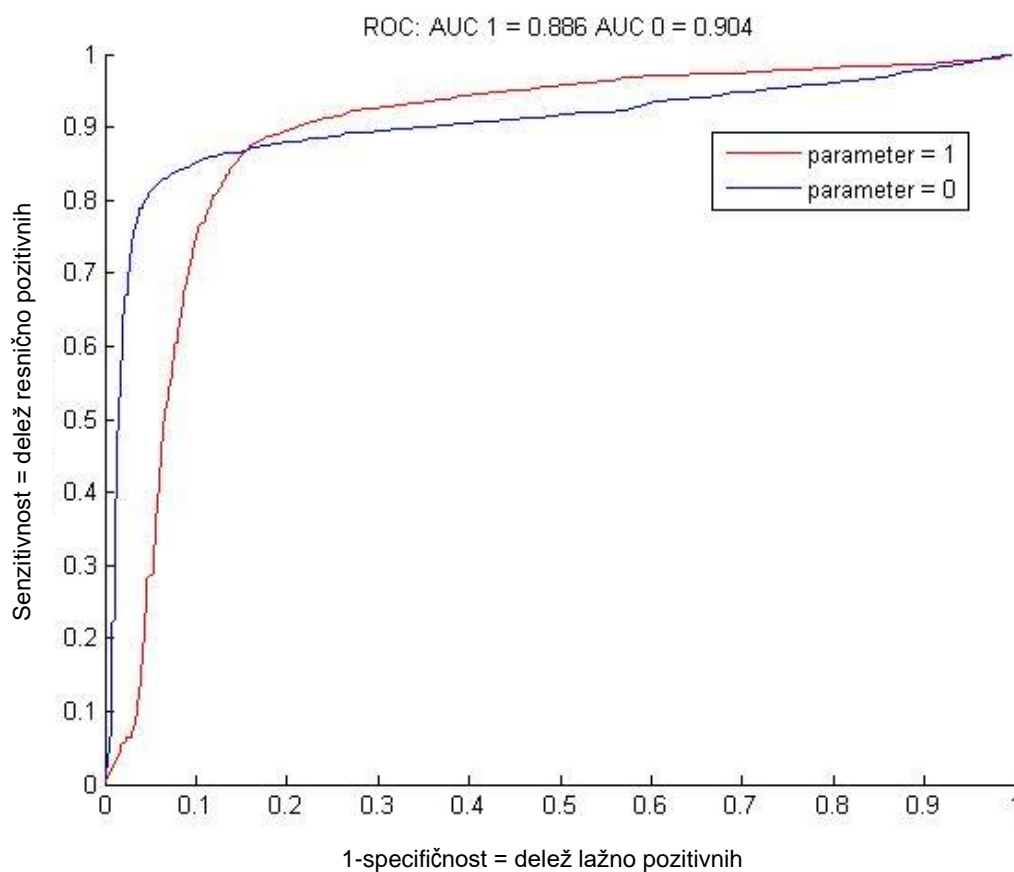
V nadaljevanju so prikazani rezultati evalvacije z ROC krivuljami na vsaki posamezni podatkovni bazi. Hammingovo razdaljo smo računali pri bitnih premikih s parametrom 0, 1, 2, 4, 8 ter 16. V tej diplomski nalogi sta prikazana najuspešnejša rezultata – tisti dve ROC krivulji z največjo površino pod krivuljo.

5.2.1 UBIRIS

Pri testiranju biometričnega sistema na primerjalni bazi smo torej posamezno predlogo šarenice primerjali z 1213 drugimi predlogami. Od tega so bile v večini primerov 4 predloge iste šarenice, 1209 pa predlog drugih šarenic. Vsega skupaj je bilo opravljeno 736 291 primerjav⁸.

Najboljše rezultate smo dobili v primerih, ko so parametri majhni, in sicer največja AUC je pri parametru 0, ko je 90,4%, takoj za njo pa je verifikacija pri parametru 1 z 88,6% uspešnostjo. To nam pove, da so slike v bazi UBIRIS zajete z zelo malo rotacijami oči.

Rezultati so vidni na grafu 5.1, na katerem je ROC krivulja pri parametru 0 modre, pri parametru 1 pa rdeče barve. Ti rezultati sovpadajo s podobnimi poizkusi na tej bazi [45].



Graf 5.1: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi UBIRIS

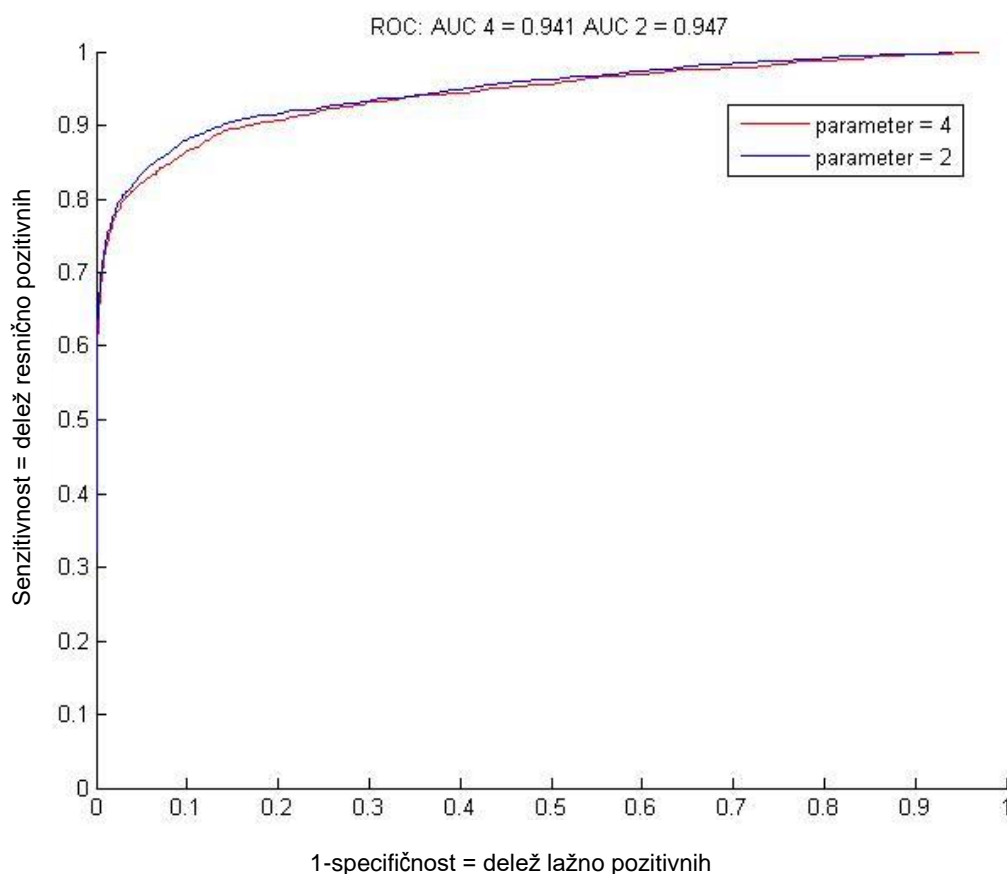
⁸ Po formuli $(n - 1) + (n - 2) + (n - 3) + \dots + 1 = \frac{n(n-1)}{2}$, pri čemer je n enak številu slik v bazi.

5.2.2 Pupki

Na bazi pupkov smo vsako predlogo narejeno iz slike očesa primerjali s 364 drugimi predlogami, od katerih jih je večinoma 9 pripadalo istemu očesu, 355 pa drugim očesom. Skupno je bilo narejenih 66 430 vseh primerjav.

Pri pupkih smo imeli v nekaterih primerih tudi več rotacij pri zajemu slik iste šarenice in smo prav zaradi tega dobili najboljše rezultate v primerih, ko je parameter pri merjenju Hammingove razdalje enak 2 oz. 4.

Na grafu 5.2 je z modro črto označena ROC krivulja z najboljšim rezultatom, in sicer z AUC 94,7%, ko je parameter enak 2, ter z rdečo črto, ko območje pod krivuljo pokriva 94,1% celotnega in je parameter določen na 4.

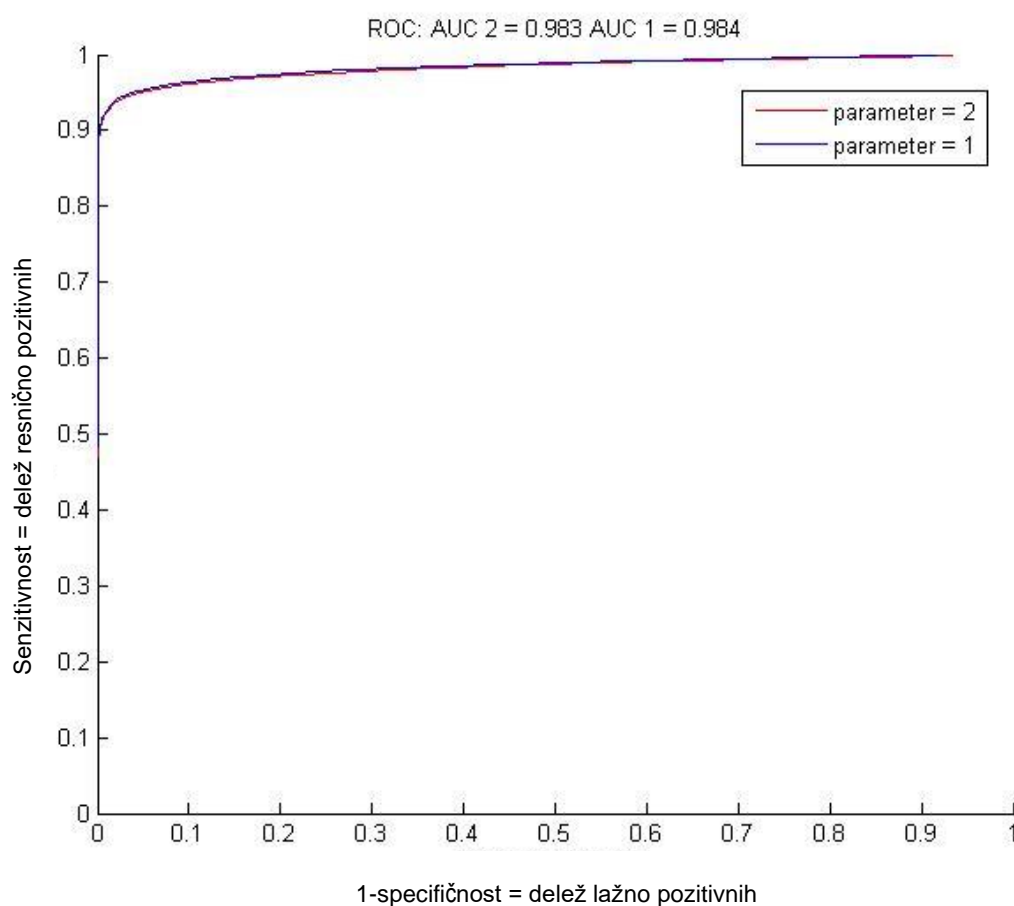


Graf 5.2: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi pupkov

5.2.3 Ribice

Na bazi zlatih koresljev smo opravili občutno največ primerjav: 5 179 371, saj vsako predlogo šarenice primerjamo z največ 9 predlogami iste šarenice ter 3209 predlogami druge šarenice. Eno predlogo torej primerjamo z 3218 drugimi.

Največjo stopnjo uspešnosti smo dosegli pri vrednosti parametra 1, medtem ko je pri vrednosti 2 AUC le malenkost manjša. Območje pod krivuljo pokriva 98,4 oz. 98,3 % deleža celote pod krivuljo. Na grafu 5.3 je ROC za parameter 2 označena z rdečo, za parameter 1 pa z modro barvo.

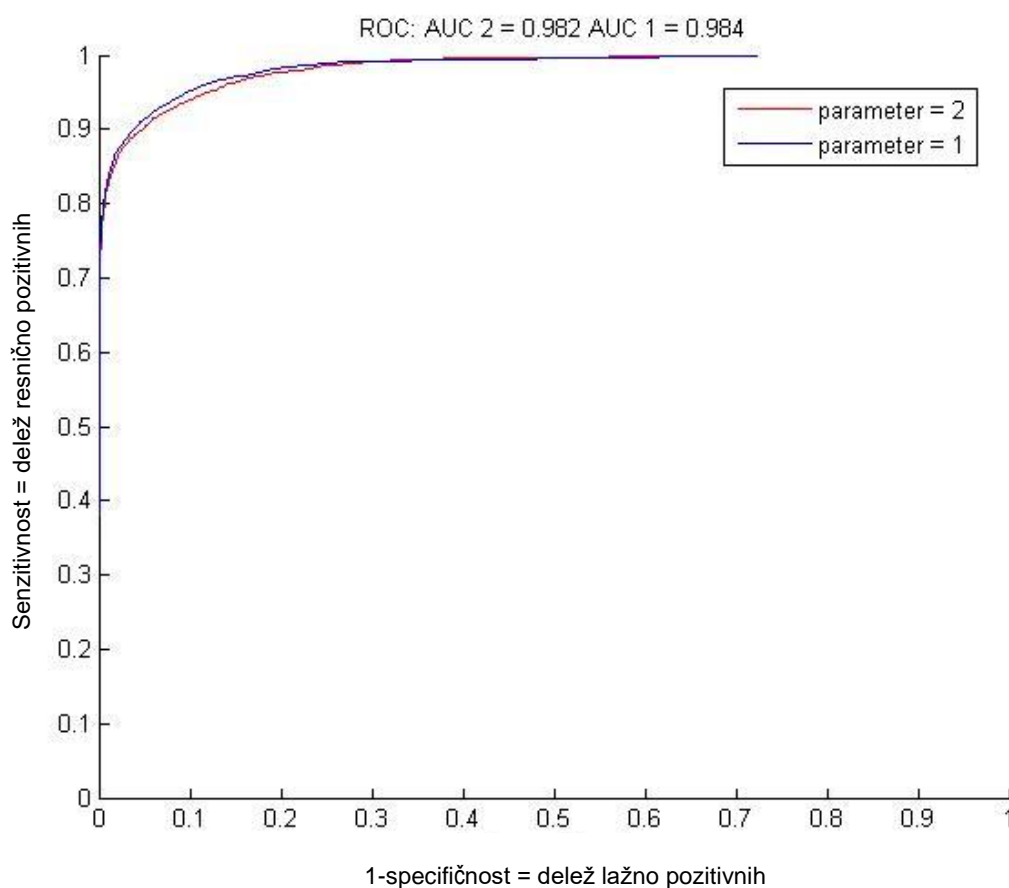


Graf 5.3: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi ribic

5.2.4 Želve

Z grafa 5.4 je razvidno, da najboljši rezultat pri testiranju na želvah sovпада z rezultatom testiranja na ribicah in sicer pri parametru 1 (označen z modro) z 98,4% AUC. Pri parametru 2 (označen z rdečo) je rezultat malo slabši z 98,2% deležem celote pod krivuljo.

Vsaka predloga šarenice je bila primerjana z 995 drugimi; od tega s približno 986 vsiljivci in 9 predlogami iste šarenice. Skupno je bilo opravljenih 495 510 primerjav.

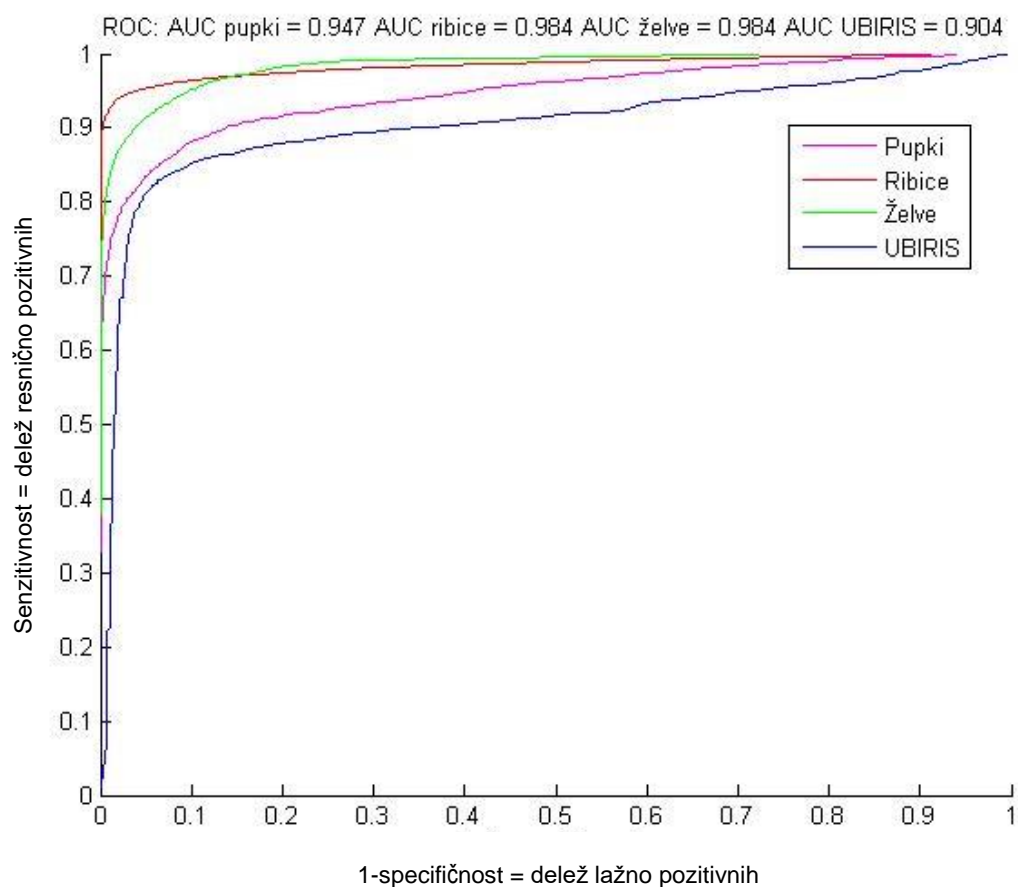


Graf 5.4: ROC krivulji najuspešnejših testiranj na podatkovni bazi želv

5.2.5 Primerjava rezultatov

Dodatno smo naredili še primerjavo rezultatov skupaj. Rezultati posameznih baz se tudi razlikujejo glede na število opravljenih primerjav pri testiranju biometričnega sistema pri posamezni živalski vrsti.

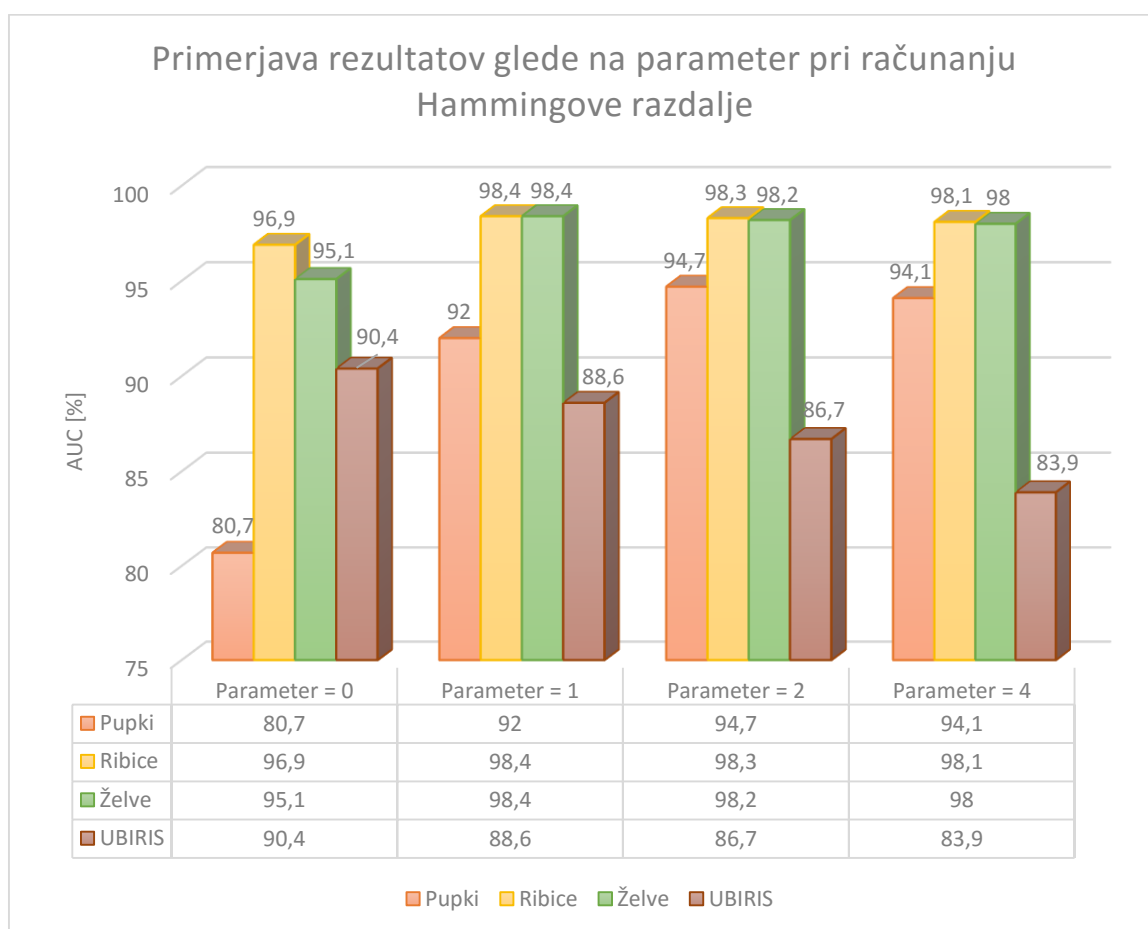
Na spodnjem grafu 5.5 imamo prikazane ROC krivulje najboljših dobljenih rezultatov za posamezne podatkovne baze. Čeprav AUC ribic in želv približno enak, se ROC krivulji precej razlikujeta. Medtem ko je pri ribicah pri 0,9 resnično pozitivnem deležu vseh podatkov lažno pozitiven delež podatkov še vedno 0, se pri želvah lažno pozitiven delež začne večati že pri okoli 0,78 resnično pozitivnem deležu. Je pa res, da se potem ROC krivulja želv dvigne malo nad ROC krivuljo ribic, kar izenači zgodnji vzpon krivulje želv. Pri 0,3 lažno pozitivnem deležu je resnično pozitivni delež pri 0,9, kamor se resnično pozitivni delež krivulje ribic povzpne komaj pri nekje 0,55 lažno pozitivnem deležu. ROC krivulja ribic doseže tudi vrednost 1 po y-osi komaj pri nekje 0,9 lažno pozitivnem deležu, medtem ko jo ROC krivulja želv doseže že pri 0,7 vrednosti po x-osi. Vidno je tudi, da sta drugi krivulji precej nižje od ROC ribic in želv, ter imata tako manjšo površino pod krivuljama.



Graf 5.5: ROC krivulje najboljših rezultatov vseh podatkovnih baz

5.2.5.1 Parameter bitnih premikov pri Hammingovi razdalji

Če najprej pogledamo, pri katerih parametrih smo dobili najboljše rezultate, lahko pridemo do ugotovitve, da je bilo v bazi pupkov največ rotacij oči v primerjavi z bazami želv in ribic, najmanj pa v bazi UBIRIS. Vse ugotovitve odražajo dejansko stanje baz, saj pri pupkih nismo imeli nobenega dodatnega protokola zajema slik in so slike zajete pod različnimi koti, medtem ko smo pri želvah imeli protokol. Pri ribicah pa so prav tako ribice bile vodoravno pritisnjene ob steklo in tako ni bilo velikih sprememb kotov. UBIRIS je seveda prinesel najmanjše odstopanje pri kotih, ker je bil subjekt zajemanja slik človek, ki je upošteval dana navodila, kako pozirati za sliko.

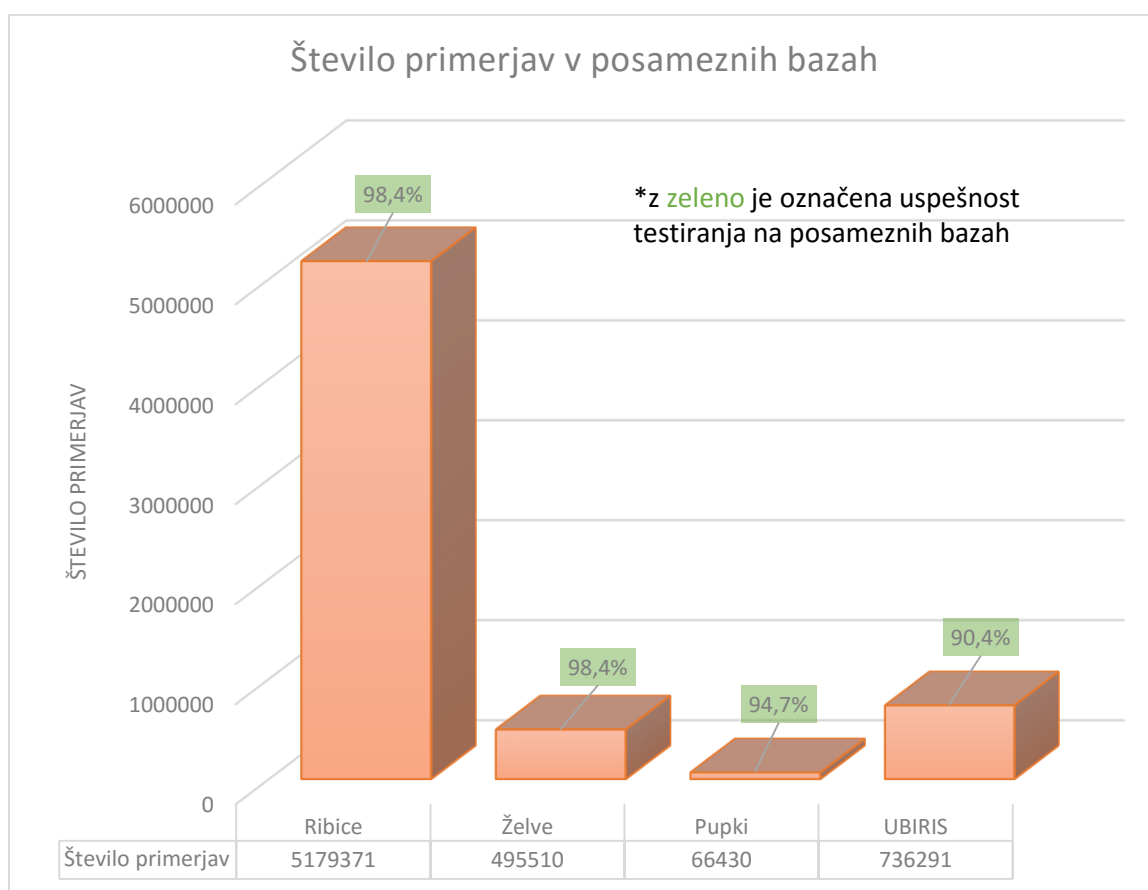


Graf 5.6: Primerjava AUC rezultatov glede na parameter pri računanju Hammingove razdalje

5.2.5.2 Število opravljenih primerjav

Število opravljenih primerjav pri testiranju biometričnega sistema je zelo različno glede na posamezno podatkovno bazo saj eksponentno narašča glede na število slik v bazi. Število primerjav ima tudi določen vpliv na rezultate, in sicer z večjim številom primerjav lahko pričakujemo malenkost boljše rezultate.

Števila primerjav si sledijo od največjega do najmanjšega pri ribicah (5 179 371), UBIRIS (736 291), želvicah (495 510) in pupkih (66 430). V podobnem vrstnem redu se vrstijo tudi uspešnosti testiranja biometričnega sistema na posameznih bazah z razliko s tem, da se UBIRIS z drugega preseli na zadnje mesto, ribice in želvice pa imajo enako uspešnost. Iz dobljenega lahko domnevamo, da število primerjav prispeva določen delež k uspešnosti našega sistema, menimo pa, da ta delež ni velik.



Graf 5.7: Število primerjav v posameznih bazah

5.2.5.3 Sklep primerjave rezultatov

Prikazi ROC krivulj in primerjave podatkov in rezultatov iz tega poglavja nas pripeljejo do več ugotovitev. Prvi sklep je, da so naši poskusi biometrije šarenice živali zelo uspešni, tudi tedaj ko jih primerjamo s testiranjem na podatkovni bazi človeških oči. Najslabše rezultate od živalskih vrst smo dobili pri pupkih (94,7% AUC, vendar več kot 4% večji AUC, kot pri UBIRIS), zelo zanesljive rezultate pa dobimo pri želvah in ribicah (98,4% AUC), ki so za celih 8% boljši od testiranja na bazi človeških oči.

Četudi lahko označimo tudi testiranje na pupkih kot zelo uspešno, lahko okoli 4% odstopanje od uspešnosti drugih dveh živalskih baz pripišemo slabši fizionomiji pupkovega očesa. Oko pupka namreč velikokrat delno prekriva njegova koža, pa tudi zenica v večini ni najbolj okrogla, medtem ko je pri želvah stanje boljše (manjša prekritost šarenice s kožo, ter okrogla zenica), pri ribicah pa sploh, saj je oko res lepo izpostavljeno ter vsak del očesa lepe okrogle oblike. Majhen vpliv na slabše rezultate testiranja na bazi pupkov ima lahko tudi majhnost te baze v primerjavi z drugimi.

Kot najboljše rezultate lahko ocenimo rezultate uspešnosti želv, saj je njihovo oko manj izpostavljeno pa tudi njihova baza je za kar več kot $3\times$ manjša od baze ribic, še vedno pa dosega enake rezultate. Mogoče je temu tako, ker ima želvjje oko več elementov v šarenici, ki so različnejši med sabo od šarenice do šarenice kot je to pri ribjem očesu.

Pomanjkljivost sistema za prepoznavanje šarenic živali je način segmentacije uporabljen v tej diplomski nalogi. Vsako sliko posebej je potrebno ročno segmentirati kar je zamudno in zahteva dodatno delo. Velja pa tudi, da je ročna segmentacija zanesljivejša od avtomatske. Omenjeno je tudi eden izmed faktorjev zakaj so pridobljeni rezultati testiranja na živalskih vrstah boljši od rezultatov testiranja na človeških očeh. Baza UBIRIS je bila namreč avtomatsko segmentirana.

Postopek opisan v tej diplomski nalogi je možno še nadaljnje razviti. Možna je izboljšava v vseh korakih ustvarjanja predloge šarenice, pa tudi v ujemanju predlog šarenic. Pri segmentaciji, normalizaciji in ustvarjanju značilk so že omenjene alternativne metode, možno bi pa bilo vzeti povsem drugo pot in primerjati segmentirane in normalizirane barvne slike brez ustvarjanja značilk. Potemtakem bi lahko uporabljali tudi druge metode ujemanja šarenic, kot je na primer Evklidova razdalja.

Tudi način ujemanja predlog šarenic bi lahko spremenili. Ena izmed variant je na primer, da bi ustvarili eno predlogo iz več (npr. 5) slik iste šarenice in bi potem glede na to predlogo ugotavljali ali je na posamezni sliki šarenice ista šarenica, kot tista iz katere je bila narejena predloga. Možno je še ogromno nadaljnjih testiranj in poskušanj različnih postopkov modeliranja.

Sistem je možno tudi nadaljnje razviti za uporabo v praksi. In sicer ena izmed možnosti je razvoj aplikacije za pametne telefone. Še posebej je to uresničljivo, ker aplikacija ne bi

zahtevala nobene dodatne opreme razen kamere telefona. Tako bi lahko sistem postal širše dostopen in uporabljen, kar bi tudi doprineslo, k zmanjšanju problema invazivnih vrst.

Vsemu navkljub so rezultati testiranja našega sistema presenetljivo dobri in bi lahko bili zelo uporabni praksi, kjer pa bi največji problem predstavljala ročna segmentacija ter upoštevanje pravih protokolov slikanja, katerih neupoštevanje lahko pomeni popolno neuporabnost slik.

6 ZAKLJUČEK

V zaključni nalogi so bili najprej predstavljeni vzroki za nastanek ideje o razvoju sistema za biometrijo šarenice na invazivnih živalskih vrstah. Zatem smo se rahlo dotaknili razvoja tehnologije biometrije šarenice ter že obstoječih sistemov za prepoznavanje oči tako pri ljudeh kot pri živalih. Jedro diplomske naloge je opis izgradnje biometričnega sistema, ki smo ga razvili po postopku za identifikacijo šarenic ljudi. Opisali smo štiri glavne dele sistema: segmentacijo, normalizacijo, določitev značilk in ujemanje predlog šarenic. Natančno smo razložili delovanje vsakega od delov ter implementacijo le-teh, ki je bila izvedena v MATLAB-u. Nato smo opisali vse podatkovne baze, ki so bile uporabljene v razvoju in testiranju sistema ter rezultate testiranja ovrednotili s pomočjo analize ROC.

Pokazali smo, da je naš sistem precej uspešen v primerjavi z našimi in tudi drugimi testiranjmi na bazah človeških oči, kar pomeni, da lahko razmišljamo tudi o nadaljnji implementaciji tega sistema v praksi.

7 LITERATURA IN VIRI

- [6] A. Bertillon, „La couleur de l’iris,“ *Revue Scientifique*, 1885.
- [38] A. H. Proenca, „UBIRIS: a noisy iris image database,“ 6-8 September 2005.
- [28] A. Loos, M. Pfitzer in L. Aporius, „Identification of Great Apes Using Face Recognition,“ 2011.
- [3] A. Marušič, O. Glavina, B. Čotar, P. Maričić in J. Žibert, „Biometrični sistem za identifikacijo invazivnih živali na podlagi očesne šarenice,“ 2015.
- [37] A. Oppenheim in J. Lim, „The Importance of Phase in Signals,“ september 1980.
- [40] B. Friedrich, „File: Alpen Kammolch, Triturus carnifex 7,“ 29 avgust 2010.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Alpen_Kammolch,_Triturus_carnifex_7.JPG. [Datum ogleda: 11 april 2016].
- [26] C. E. Bugge, J. Burkhardt, K. S. Dugstad, T. B. Enger, M. Kasprzycka, A. Kleinauskas, M. Myhre, K. Scheffler, S. Ström in S. Vetlesen, „Biometric methods of animal identification,“ februar 2011.
- [30] C. Musgrave in J. L. Cambier, „System and Method of Animal Identification and Animal Transaction Authorization Using Iris Patterns“. USA Patent 6,424,727, 11 september 1999.
- [39] Center for Biometrics and Security Research, *CASIA Iris Interval Database*, Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences.
- [44] G. Hume, „File: RedEaredSlider05,“ 27 marec 2010.
<https://commons.wikimedia.org/wiki/File:RedEaredSlider05.jpg>. [Datum ogleda: 11 april 2016].
- [27] H. T. Kim, Y. Ikeda in H. L. Choi, „The Identification of Japanese Black Cattle by Their Faces“.
- [17] J. Daugman in I. Malhas, „Iris recognition border-crossing system in the UAE,“ *International Airport Review*, Izv. II, št. Biometrics, 2004.
- [11] J. Daugman, „History of Iris Recognition,“ Cambridge university, Faculty of Computer Science & Technology, Cambridge UK,
<http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/history.html>. [Datum ogleda: 3 marec 2015].

- [23] J. Daugman, „How the Afghan Girl was Identified by Her Iris Patterns,“ Cambridge university, Faculty of Computer Science & Technology, Cambridge UK, <http://www.cl.cam.ac.uk/~jgd1000/afghan.html>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [9] J. G. Daugman, „Biometric Personal Identification System Based on Iris Analysis“. United States Patent 5,291,560, 1994.
- [32] J. G. Daugman, „How Iris Recognition Works,“ 2004.
- [5] J. G. Daugman, „Iris recognition,“ *Handbook of Biometrics*, 2008.
- [33] J. G. Daugman, „New Methods in Iris Recognition,“ 2007.
- [7] J. H. Doggart, „Ocular Signs in Slit-lamp Microscopy,“ 1949.
- [43] J. J. Mosesso, „File: Yellow-bellied Slider,“ 3 maj 2003. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Yellow-bellied_Slider_2.jpg. [Datum ogleda: 11 april 2016].
- [10] J. King-Holmes, „John Daugman, British pioneer of iris recognition,“ <http://www.sciencephoto.com/media/224522/view>. [Datum ogleda: 3 marec 2015].
- [20] J. M. Morrison, „Novant’s new iris scan connects patients to records,“ 11 avgust 2013. <https://web.archive.org/web/20140407083831/http://www.charlotteobserver.com/2013/08/11/4227398/novants-new-iris-scan-connects.html#.VuAIZZwrLGg>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [8] L. Flom in A. Safir, „Iris Recognition System“. United States Patent 4,641,349, 1987.
- [35] L. Masek in P. Kovesi, „MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns,“ 2003.
- [34] L. Masek, „Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification,“ 2003.
- [24] L. Whitney, „Iris recognition gadget eliminates passwords,“ 12 maj 2011. <http://www.cnet.com/news/iris-recognition-gadget-eliminates-passwords/>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].

- [29] M. Kouda, M. Morimoto in K. Fujii, „A Face Identification Method of Non-native Animals for Intelligent Trap,“ 2011.
- [4] M. Medja, „Tujerodna vrsta popisana želva (*Trachemys scripta*): problematika vnosa v naravo,“ 2015.
- [45] M. Vatsa, R. Singh in A. Noore, „Improving iris recognition performance using segmentation, quality enhancement, match score fusion, and indexing,“ 2008.
- [2] R. I. Colautti in H. J. MacIsaac, „A neutral terminology to define 'invasive' species,“ 2004.
- [31] Y. Lu, X. He, Y. Wen, P. Wang in S. Patrick, „A New Cow Identification System Based on Iris Analysis and Recognition,“ *Izv. VI*, 2014.
- [15] „CANPASS,“ <http://www.cbsa-asfc.gc.ca/prog/canpass/canpassair-eng.html>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [12] „Current uses of biometrics,“ <http://ntrg.cs.tcd.ie/undergrad/4ba2.02/biometrics/now.html>. [Datum ogleda: 3 marec 2016].
- [1] „Definition of terms,“ <http://www.nonnativespecies.org/index.cfm?pageid=64>. [Datum ogleda: 1 Marec 2016].
- [36] „Detecting bars and lines in images,“ The University of Edinburgh, http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/AV0405/SIKLOSSY/bars.html. [Datum ogleda: 23 maj 2016].
- [41] „File: Goldfish3,“ 27 februar 2008. <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Goldfish3.jpg>. [Datum ogleda: 11 april 2016].
- [42] „File: Red Oranda goldfish in outdoor pond,“ 28 februar 2010. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Red_Oranda_goldfish_in_outdoor_pond.jpg. [Datum ogleda: 11 april 2016].
- [13] „Iris scanst at Amsterdam Airport Schiphol,“ <http://www.schiphol.nl/Travellers/AtSchiphol/Privium/Privium/IrisScans.htm>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].

- [22] „Iris testing of returning Afghans passes 200,000 mark,“ 10 oktober 2003.
<http://www.unhcr.org/3f86b4784.html>. [Datum ogleda: 8 marec 2016].
- [19] „Learning with the Times: What is Aadhaar?,“ 4 oktober 2010.
<http://timesofindia.indiatimes.com/india/Learning-with-the-Times-What-is-Aadhaar/articleshow/6680601.cms>. [Datum ogleda: 8 marec 2016].
- [25] „Microsoft brings iris recognition to the masses with new Lumia,“ 30 november 2015. <http://www.planetbiometrics.com/article-details/i/3606/desc/microsoft-brings-iris-recognition-to-the-masses-with-new-lumia/>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [14] „Nexus Iris Scan Locations,“ <http://usa.immigrationvisaforms.com/travel/nexus-iris-scan-locations>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [18] „Nilekani takes charge, says first set of IDs in 12-18 months,“ 24 Julij 2009.
<http://timesofindia.indiatimes.com/india/Nilekani-takes-charge-says-first-set-of-IDs-in-12-18-months/articleshow/4812763.cms?referral=PM>. [Datum ogleda: 8 marec 2016].
- [16] „Restricted area identity card,“ Canadian Air Transport Security Authority,
https://web.archive.org/web/20120514201806/http://www.catsa-acsta.gc.ca/page.aspx?id=35&pname=IdentityCard_CarteIdentite&lang=en.
[Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [46] „Security and Data Protection,“ Google for Work, 18 september 2013.
<https://www.youtube.com/watch?v=cLory3qLoY8>. [Datum ogleda: 9 marec 2016].
- [21] „UNHCR - Biometric Identity Management System,“ februar 2015.
<http://www.unhcr.org/cgi-bin/texis/vtx/home/opensslPDFViewer.html?docid=550c304c9&query=biometric>
[Datum ogleda: 8 marec 2016].

PRILOGE

A Programska koda – zgoščenska

- Izvorna programska koda sistema biometrije šarenice pri invazivnih živalih
- Izvorna programska koda sistema biometrije šarenice pri ljudeh na bazi UBIRIS