

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky
a komunikačních technologií

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

Brno, 2018

Radek Juráček



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

DETEKCE OPTICKÉHO DISKU ZE SEKVENCÍ SNÍMKŮ FUNDUS KAMERY

DETECTION OF OPTIC DISC FROM FUNDUS CAMERA SEQUENCES

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Radek Juráček

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Michal Hracho

BRNO 2018



Bakalářská práce

bakalářský studijní obor **Biomedicínská technika a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

Student: Radek Juráček

ID: 184397

Ročník: 3

Akademický rok: 2017/18

NÁZEV TÉMATU:

Detekce optického disku ze sekvencí snímků fundus kamery

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Prostudujte možnosti analýzy číslicových obrazů, se zaměřením na detekci objektů. 2) Seznamte se s metodami detekcí objektů v obrazech a na toto téma vypracujte literární rešerši. 3) Zvolte metody k detekci optického disku ve snímcích sítnice a navrhnete implementaci. 4) Implementujte zvolené metody ve vhodném programovém prostředí. 5) Navrhnete jednoduchou metodu statistického otestování účinnosti a tu použijte. 6) Diskutujte výsledky.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] M. Foracchia, E. Grisan a A. Ruggeri. Detection of Optic Disc in Retinal Images by Means of a Geometrical Model of Vessel Structure. IEEE Transactions on Medical Imaging. 23(10), pp. 1189-1195, 2004.

Zhu X., Rangayyan R.M., Ells A.L. Detection of the Optic Nerve Head in Fundus Images of the Retina Using the Hough Transform for Circles. Journal of Digital Imaging. 23(3), pp. 332-341, 2010.

Termín zadání: 5.2.2018

Termín odevzdání: 25.5.2018

Vedoucí práce: Ing. Michal Hracho

Konzultant:

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:

Autor bakalářské práce nesmí při vytváření bakalářské práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č.40/2009 Sb.

ABSTRAKT

Tato práce se zabývá detekci tvarů v obraze a využitím pro automatickou detekci optického disku v záznamu z fundus kamery. Popisuje základní vlastnosti lidského oka a onemocnění postihující sítnici. Dále představuje dostupné metody předzpracování, segmentace a zobecněnou Houghovu, za účelem detekce optického disku. Praktická část popisuje navržené metody pro detekci optického disku založené na kruhové Houghovy transformaci a přizpůsobené filtraci. Metoda přizpůsobené filtrace dosáhla na testovaných snímcích mediánu 59.1% překryvu, metoda rychlé Houghovi transformace dosáhla mediánu 24.95% překryvu a metoda klasické Houghovi transformace dosáhla mediánu 29.95% překryvu.

KLÍČOVÁ SLOVA

optický disk, fundus kamera, hranová detekce, Houghova transformace

ABSTRACT

This semestral thesis deals with shape detection in images and application of it for detection of optic disk in sequence of fundus camera images. It describes major features of the human eye and retinal diseases. Further the thesis discusses some methods of image preprocessing, segmentation and generalised Hough transform for fundus images which is the main work content for optic disc localization. Practical part describes the proposed methods for detection of optical disk based on a circular Hough transformation and adapted filtering. Method of adapted filtering achieved median of overlap 59,1%, method using fast Hough transform algorithm achieved median of overlap 24,95%, method using classic Hough transform algorithm achieved median of overlap 29,95%

KEYWORDS

optic disc, fundus camera, edge detection Hough transform

JURÁČEK, Radek. *Detekce optického disku ze sekvencí snímků fundus kamery*. Brno, 2018, 49 s. Semestrální projekt. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství. Vedoucí práce: Ing. Michal Hracho

PROHLÁŠENÍ

Prohlašuji, že svůj semestrální projekt na téma „Detekce optického disku ze sekvencí snímků fundus kamery“ jsem vypracoval(a) samostatně pod vedením vedoucího semestrálního projektu a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor(ka) uvedeného semestrálního projektu dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením tohoto semestrálního projektu jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Brno

.....

podpis autora(-ky)

PODĚKOVÁNÍ

Rád bych poděkoval vedoucímu semestrální práce panu Ing. Michalu Hrachovi za odborné vedení, konzultace, trpělivost a podnětné návrhy k práci.

Brno

.....

podpis autora(-ky)

OBSAH

Úvod	1
1 Oko a fundus kamera	2
1.1 Anatomie lidského oka	2
1.2 Patofyziologické změny sítnice	5
1.2.1 Věkem podmíněná makulární degenerace (VPDM)	5
1.2.2 Retinopatie	5
1.2.3 Glaukom	5
1.3 Popis fundus kamery	6
2 Předzpracování	7
2.1 Transformace kontrastu	7
2.2 Histogram	7
2.3 Konvoluce	7
3 Matematická morfologie	9
3.1 Dilatace	9
3.2 Eroze	9
3.3 Otevření	10
3.4 Uzavření	10
3.5 Top-hats a Bottom-hats transformace	10
4 Hranová detekce	12
4.1 Lokální operátory aproximující první derivaci	14
4.2 Lokální operátory aproximující druhou derivaci	15
5 Houghova transformace	16
5.1 Detekce přímk	16
5.2 Detekce kružnic	17
6 Implementace	19
6.1 Předzpracování	19
6.2 Přizpůsobená filtrace	22
6.3 Houghova transformace pomocí imfindcircles	22
6.4 Klasická kruhová Houghova transformace	24
7 Diskuze výsledků	25
7.1 Kritérium hodnocení	25
7.2 Vyhodnocení	26

8 Závěr	27
Literatura	28
Seznam symbolů, veličin a zkratk	30
Seznam příloh	31
A Kody a funkce	32
B Obsah přiloženého CD	37
C Výsledná data	38

SEZNAM OBRÁZKŮ

1.1	Oční bulva	2
1.2	Popis jednotlivých vrstev sítnice	4
1.3	Vyznačení diagnosticky zajímavých oblastí snímku sítnice	4
2.1	Grafické znázornění diskrétní 2D konvoluce šedotonového snímku	8
3.1	Jednoduchý příklad eroze a dilatace	9
3.2	Ukázka výsledku binárních morfologických operací a jejich využití pro detekci hran	11
4.1	Profil hrany a jeho první a druhá derivace	12
4.2	Vliv Gaussovského šumu s nulovou střední hodnotou na 1. a 2. derivaci	13
5.1	Body ležící na přímce a jim odpovídající sinusoidy v parametrickém prostoru	17
5.2	Výhodná vlastnost kružnice	18
5.3	Houghuv prostor s jedním hranovým pixelem.	18
6.1	Ukázka snímku postiženého artefaktem a snímku oříznutého	19
6.2	Ukázka snímku před a po aplikaci morfologického uzavření	20
6.3	Ukázka snímku po aplikaci morfologického otevření a top-hat transformace	20
6.4	Schematický postup předzpracování snímku	21
6.5	Blokové schéma postup detekce optického disku pomocí přizpůsobené filtrace	22
6.6	Schematický postup detekce OD pomocí klasické kruhové Houghovy transformace	24
7.1	Rozlišení oblastí detekce	25

SEZNAM TABULEK

7.1 Mediány jednotlivých parametrů	26
--	----

SEZNAM VÝPISŮ

A.1	Nactení snímku	32
A.2	Předzpracování snímků	33
A.3	Detekce pomocí přizpůsobené filtrace	34
A.4	Detekce pomocí klasické HT	34
A.5	Detekce pomocí rychlé HT	35
A.6	Funkce klasické HT	35
A.7	Funkce pro nalezení maxima v 2D matici	36
A.8	Funkce pro nalezení maxima v 3D matici	36

ÚVOD

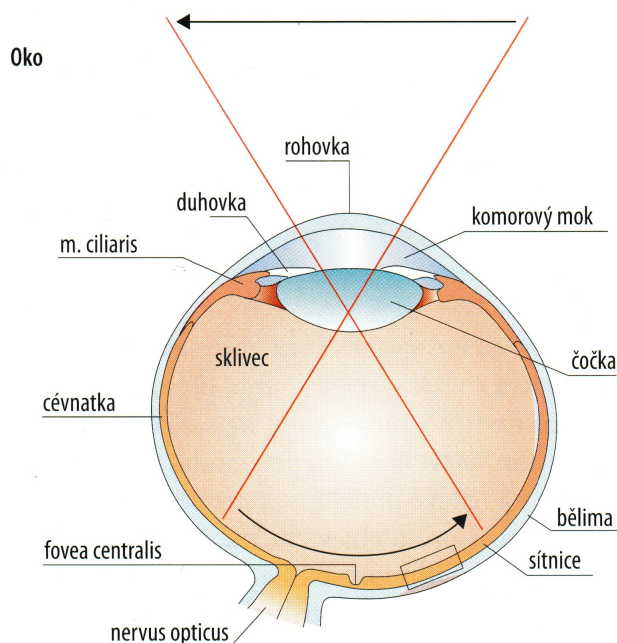
Prevence a včasná diagnostika jsou u onemocnění postihující sítnici velmi důležité, protože patologické změny doprovázené zhoršením kvality zraku jsou ve většině případů nevratné. Jedním z důležitých kroků automatizace diagnostiky snímků retinálního pozadí je detekce optického disku, známého také jako terč zrakového nervu, papila zrakového nervu či slepá skvrna. Optický disk se při vyšetření oftalmoskopem či fundus kamerou jeví jako oblá světlá oblast, ke které se viditelně sbíhá krevní řečiště sítnice. Cílem této práce je segmentace právě této oblasti. První kapitola se zabývá základní anatomií oka, patologickými změnami postihující sítnici a oftalmologickými metodami vyšetření sítnice. Druhá kapitola je věnována základním pojmům z oblasti předzpracování, které jsou pro tuto práci nutné. Třetí kapitola je věnována základním morfologickým operacím i dalším odvozeným. Následuje kapitola o detekci hran, které jsou aproximovány pomocí konvolučních operátorů, a jejich vlastnostech. Ve čtvrté kapitole je stručně popsána Houghova transformace pro detekci přímků i kružnic v obraze. Dále je popsána implementace celkem tří metod segmentace optického disku, které jsou v následující kapitole zhodnoceny.

1 OKO A FUNDUS KAMERA

Tato kapitola je věnována anatomii lidského oka jako celku, popisu světločivé vrstvy sítnice, patologickým změnám sítnice a popisu funkce fundus kamery.

1.1 Anatomie lidského oka

Lidské oko je párový kulovitý zrak zajišťující smyslový orgán, nacházející se v obličejové části lebky vně očníce a reagující na světlo o vlnových délkách přibližně 380 až 760 nm. Oční bulva má přibližně kulovitý tvar a je tvořena třemi vrstvami. Vnější vrstvu tvoří bělma s rohovkou, na kterou nasedá další vrstva skládající se cévnatky, řasnatého tělíska a duhovky. Vnitřní vrstvu tvoří světločivá sítnice, vzniklá dutina je vyplněna sklivcem, jak lze vidět na obrázku 1.1. [4]



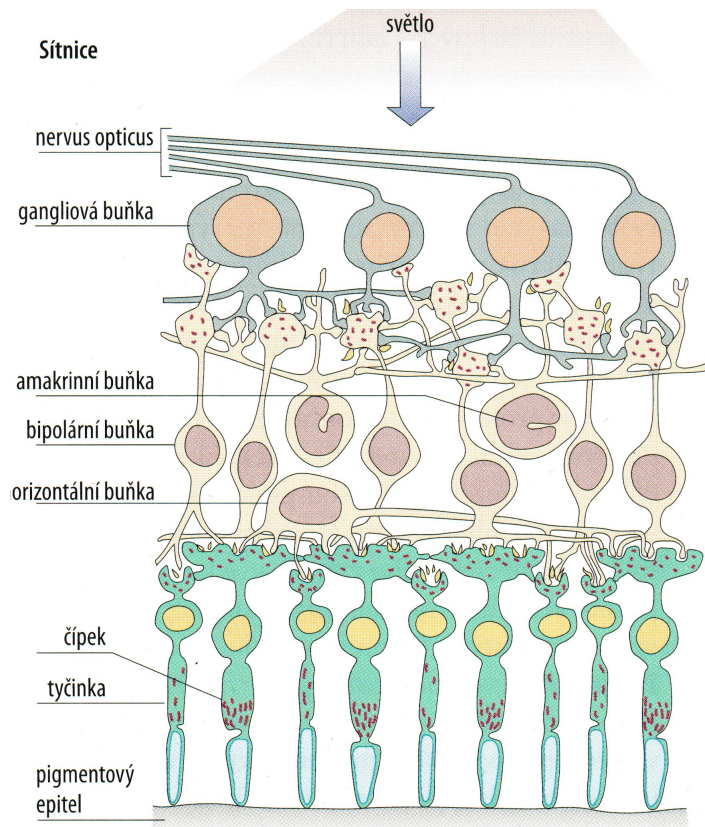
Obr. 1.1: Oční bulva

[4]

Bělina (sclera) je bílá tuhá vazivová blána tvořící 4/5 obalu oční koule, na niž se upínají okoohybné svaly, a její zadní stěna je protnuta zrakový nervem. Rohovka (cornea) je bezcévnatá blána s indexem lomu 1,377. Jelikož index lomu vzduchu je 1,00026, dochází na tomto rozmezí k nejznatelnějšímu lomu světla ve světlolomném aparátu. Čočka (lens crystallina) je pružné těleso bikonvexního tvaru vyplněno heterogenní čirou hmotou, fokusující paprsky světla na sítnici. Řasnaté tělísko je tvořeno hladkou svalovinou, pomocí četných výběžků na konci vláken drží čočku a přizpůsobuje její zakřivení. Duhovka (corpus ciliare) je tvořena hladkým svalstvem, je bohatá na pigment, před čočkou utváří kruhový otvor zvaný zornice, kterým je schopna ovlivňovat množství světla dopadající na sítnici. Sklivec (corpus vitreum) je čiré rosolovité těleso, vyplňující většinu objemu oční bulvy, udržující tonus oční bulvy a nitrooční tlak. Nitrooční, také komorová tekutina, (aqueous humour) je tekutina tvořena v řasnatém tělísku a hraje nezbytnou roli v udržování nitroočního tlaku ve fyziologickém rozmezí 10 až 20 mmHg (1,3 až 2,9kPa) a ve výživě oka.

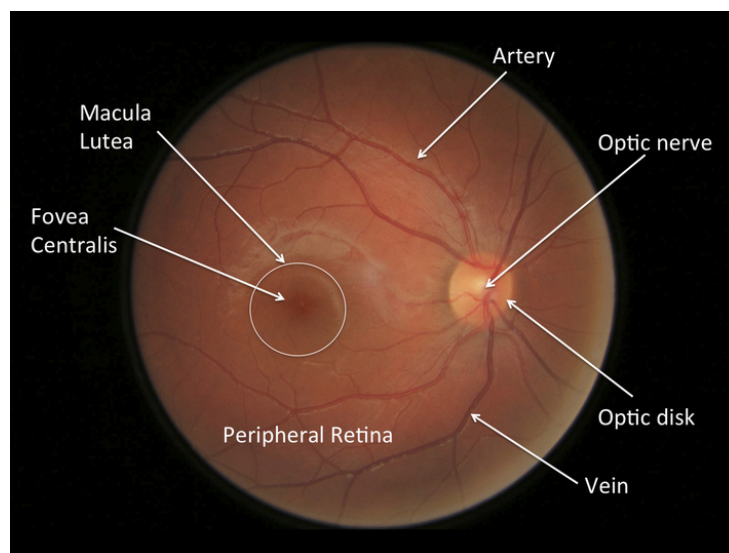
Sítnice (retina – obrázek 1.2) je tenká, v nativním stavu narůžovělá, blána o tloušťce 200 nm nasedající na cévnatku. První vrstva světločivého oddílu sítnice (pars optica retinae) je tvořena pigmentovými buňkami, které svými, na melatonin bohatými, klky oddělují tyčinkové a čípkové buňky, čímž utváří světločivé oddíly. Další vrstvou jsou neurosmyslové (zrakové) buňky představující první neuron zrakové dráhy. Mají specifickou strukturu i funkci, tudíž je lze rozdělit na čípkové a tyčinkové buňky. Tyčinky reagují na tlumené světlo a poskytují nám šedotónové vidění – rozlišují pouze intenzitu světla, ale ne vlnovou délku. Obsahují zrakový pigment rodopsin. Čípky potřebují podstatně více světla a umožňují nám rozlišit červené, zelené a modré světlo. Čípky se dále dělí podle zrakového pigmentu: erytrolab (červená), chlorolab (zelená) a cyanolab (modrá).

Dalším článkem zrakové dráhy jsou bipolární interneurony, které přenášejí informaci mezi receptorovými a gangliovými buňkami, horizontální a amakrinní buňky pomáhají konvergenci informace. Každé oko obsahuje přibližně 120 milionů tyčinkových receptorů, 6 milionů čípkových receptorů a 1,5 milionu gangliových buněk, tudíž již na sítnici je obraz částečně zpracován. Konvergence se na celé sítnici neprojevuje stejně, v periferních oblastech je nejvyšší, zatím co v oblasti nevyšší zrakové ostrosti je poměr receptorová – bipolární – gangliová buňka 1:1:1. Tento poměr se nachází vně jamky žluté skvrny (fovea centralis). Žlutá skvrna (macula lutea) je shluk čípkových receptorů ležící v zorné ose. Slepá skvrna se nachází v místě, kde zrakový nerv ústí z oční bulvy. Sítnice, včetně popisu diagnosticky zajímavých oblastí z pohledu vyšetřujícího, je znázorněna na obrázku 1.2 [1, 4, 3]



Obr. 1.2: Popis jednotlivých vrstev sítnice

[4]



Obr. 1.3: Vyznačení diagnosticky zajímavých oblastí snímku sítnice

[22]

1.2 Patofyziologické změny sítnice

1.2.1 Věkem podmíněná makulární degenerace (VPDM)

Nejčastější příčina praktické slepoty vyskytující se u jedinců starších 60 let, je způsobena úbytkem kapilár v oblasti žluté skvrny. Kvůli nedostatečné látkové výměně dochází k velmi rychlému úbytku neuronů v této oblasti a ztrátě zrakové ostrosti. Rozlišujeme suchou a vlhkou formu. Suchá forma je způsobena zánikem kapilár. Příčinou vlhké věkem podmíněná makulární degradace (VPDM) je novotvorba cévek v cévnatce a jejich prorůstání do další vrstev, které vede k narušení pigmentové a dalších vrstev sítnice.[1]

1.2.2 Retinopatie

Pojem retinopatie označuje patologické změny sítnice a jejího krevního zásobení způsobené chorobami mimo oblast oka. Nejčastější příčinou je diabetes, dále hypertenze, skleróza, vzácněji se může vyskytovat u těhotných žen, nedonošených dětí a lidí s krevním onemocněním. [1]

1.2.3 Glaukom

Glaukom, též známý jako zelený zákal, je skupina onemocnění zrakového nervu různé etiologie, které je ve většině případů spojeno s patologickým zvýšením nitroočního tlaku. Onemocnění probíhá asymptoticky a progresivně, vede k zúžení zorného pole až k úplné ztrátě zraku a je druhou nejčastější příčinou ztráty zraku. V případě tohoto onemocnění lze zaznamenat změny v oblasti optického disku, přesněji exkavaci zrakového nervu, jež se na snímku z funduskopie jeví jako vyblednutí či prohloubení okolo optického disku. Měříme tedy velikost prohloubené oblasti, tzv. pohárku, v poměru ku velikosti optického disku. Tím získáváme poměr cup to disc ration (C/D), jež je kritériem pro hodnocení v porovnání s druhým okem, jelikož se velikost optického disku pravého a levého oka u daného jedince často liší. Dalším kritériem může být hloubka exkavace nebo barva disku, ty však jsou pro každého jedince individuální. S progresí onemocnění se exkavace zvyšuje a okraj optického disku bledne. [1]

1.3 Popis fundus kamery

Optický aparát fundus kamery vychází z oftalmoskopu, který je doplněn o digitální kameru. Oftalmoskop je specializovaný druh mikroskopu s nízkým zvětšením a vlastním zdrojem světla. Skrz zornici dostáváme zvětšený a dobře nasvícený obraz očního pozadí. Mechanická část fundus kamery má za úkol nastavení pozice kamery, u moderních přístrojů jen ovládána pomocí joysticku. Optická část se stará o zaostření, nasvícení očního pozadí a přenos obrazu na Charge-coupled device (CCD) čip. Obraz je dále analyzován, čímž dostáváme polohu optického disku a zpětnou vazbu pro zaostření optického aparátu.

Fundus kamery lze rozdělit na mydriatické a nemydriatické. V prvním případě snímání musí pacient použít mydriatika ve formě očních kapek k dosažení požadovaného rozšíření zornice. V druhém případě nejsou mydriatika třeba, vyšetřuje se v temné místnosti, tudíž k dilataci zornice dochází přirozeně. Zaměření sítnice je dosaženo pomocí světla blízkého infračerveného záření. Dále existují tzv. dual-use kamery které kombinují obě metody. Mezi další podobné metody snímání sítnice patří optická kohrentní tomografie (OCT), jež využívá superluminiscenční diody jako zdroje koherentního světla o vlnových délkách 800 až 850 nm, které se na rozhraní jednotlivých vrstev tkáně různě odráží. Díky tomu může zaznamenat různé zpoždění jednotlivých paprsků podobně, jak tomu je u B-modu ultrazvuku. Další metodou je skenovací laserová oftalmoskopie (SLO), kdy za pomoci laserového paprsku osvětlujeme malou plochu sítnice. Část světla se odrazí zpět, jsme tak schopni určit odrazivost sítnice, která závisí na pigmentaci, přítomnosti krve a dalších aspektech.[5]

2 PŘEDZPRACOVÁNÍ

Cílem předzpracování je potlačení nežádoucích artefaktů a zvýraznění žádoucí obrazové informace pro další zpracování.

2.1 Transformace kontrastu

Cílem transformace kontrastu je zlepšení subjektivního vizuálního dojmu pozorovatele za pomoci bodového operátoru, který převádí vstupní obraz $f_{x,y}$ ve stupních šedi na výstupní obraz $g_{x,y}$ za pomoci transformační funkce $N(2.1)$. Transformační funkce může být vyjádřena buď funkčním předpisem nebo pomocí LUT tabulky, kdy první sloupec obsahuje stupně šedi vstupního obrazu a druhý sloupec jim přiřazené stupně šedi výstupního odrazu.[8]

$$g_{x,y} = N(f_{x,y}) \quad (2.1)$$

2.2 Histogram

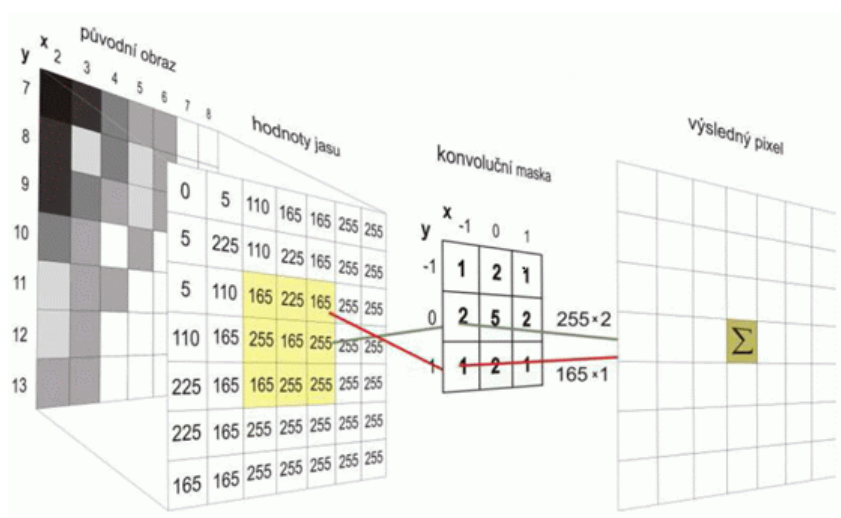
Histogram popisuje zastoupení jednotlivých hodnot jasu v obraze, kdy na ose x jsou jasové hodnoty a osa y odpovídá sumě prvků o dané jasové hodnotě. V ideálním případě (správná expozice) by měly být všechny hodnoty jasu zastoupeny rovnoměrně. Lze tedy pomocí histogramu určit jakou transformační funkci použít, aby byly hodnoty jasu zastoupeny rovnoměrně nebo z histogramu stanovit práh pro prahovou segmentaci.[8]

2.3 Konvoluce

Aplikaci konvoluce na dvourozměrné diskrétní signály, jenž tvoří jádro celé řady pokročilejších transformací obrazu, je nedílnou součástí některých základních metod předzpracování obrazu včetně detekce hran, kde jako konvoluční jádro slouží některý ze známých hranových detektorů. Konvoluci lze pro dvojrozměrný obraz vyjádřit následujícím vztahem 2.2, v němž symbol $g(x, y)$ značí výstupní obraz, $f(x, y)$ vstupní obraz a $h(x, y)$ konvoluční jádro o rozměrech R a S .

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) = \sum_{i=-S/2}^{S/2} \sum_{j=-R/2}^{R/2} f(x - y, y - j) \cdot h(i, j) \quad (2.2)$$

Konvoluci dvou signálů si lze představit jako postupné posouvání konvolučního jádra po elementech obrazu a stanovení odezvy (obrázek 2.1). Každý bod výstupního signálu je vypočten jako součet okolí bodu vstupního obrazu odpovídající velikosti konvolučního jádra s váhovými koeficienty danými konvolučním jádrem.[9, 8]

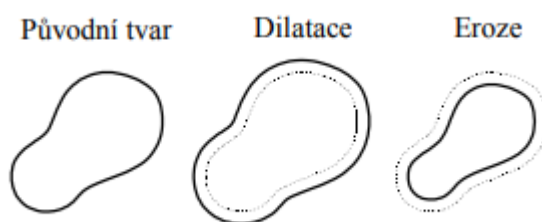


Obr. 2.1: Grafické znázornění diskrétní 2D konvoluce šedotonového snímku

[20]

3 MATEMATICKÁ MORFOLOGIE

Matematická morfologie vychází z teorie množin a využívá vlastností bodových množin. Obvykle jednu bodovou množinou představuje samotný obraz a druhou strukturní element, u kterého předpokládáme, že je menší než obraz samotný. Klíčovou roli v morfologických transformacích hraje relace mezi obrazy. Základními relacemi jsou eroze a dilatace, na niž se zakládá tzv. otevření či uzavření. Jednoduchý příklad výsledku aplikace základních morfologických operací se nachází na obrázku 3.1. Matematická morfologie se dá aplikovat na binární, šedotónové i barevné snímky za cílem předzpracování i finální úpravy obrazu. [9]



Obr. 3.1: Jednoduchý příklad eroze a dilatace

[9]

3.1 Dilatace

V případě dilatace je relací dvou množin jejich vektorový součet. Objekty v obrazu jsou po provedení dilatace zvětšený o jednu vrstvu, kterou lze chápat jako pomyslnou slupku dilatovaného objektu na úkor pozadí snímku.

$$D = B \oplus S = \{(x, y) | S_{xy} \cap B \neq \emptyset\} \quad (3.1)$$

Kde D je výsledný dilatovaný obraz, B je vstupní obraz a S je strukturní element. [9]

3.2 Eroze

V případě eroze je relací dvou množin jejich vektorový rozdíl, je tedy duální k dilataci, nikoliv inverzní. Dochází k zjednodušení struktur objektu v obraze, objekty o jednotkové tloušťce zaniknou. Obrysy objektů můžeme najít odečtením erodovaného obrazu od originálu. Odečtením erodovaného obrazu od originálu dostaneme hrany objektu, lze tedy použít morfologické operace místo detektoru hran na bázi

konvoluce.

$$E = B \otimes S = \{(x, y) | S_{xy} \subseteq B\} \quad (3.2)$$

Kde E je výsledný erodovaný obraz, B je vstupní obraz a S je strukturní element.[9]

3.3 Otevření

Morfologické otevření vzniká pomocí dilatace erodovaného obrazu, což má za následek rozpojení objektu v zúžených místech a zjednoduší tak jeho strukturu.

$$O \circ S = (B \otimes S) \oplus S \quad (3.3)$$

Kde O je otevřený obraz, B je vstupní obraz a S je strukturní element.[9]

3.4 Uzavření

Morfologické uzavření vzniká pomocí eroze dilatovaného obrazu, což má za následek spojení blízkých objektů, zacelení otvorů a vyhlazení obrysu objektu.

$$O \bullet S = (B \oplus S) \otimes S \quad (3.4)$$

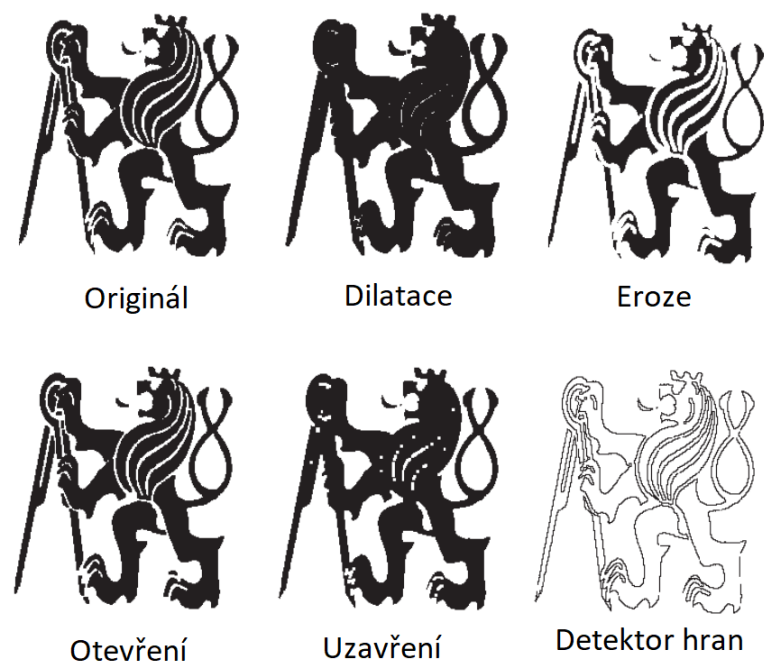
Kde O je otevřený obraz, B je vstupní obraz a S je strukturní element. [9]

3.5 Top-hats a Bottom-hats transformace

Dalšími odvozenými operátory jsou Top-hat a Bottom-hat, které jsou vypočteny na základě morfologického otevření a uzavření. Top-hat operátor (3.5) vzniká odečtením obrazu otevřeného od původního obrazu. Extrahujeme tak světlé struktury obrazu, které při morfologickém otevření zanikají. Bottom-hat operátor (3.6) vzniká odečtením původního obrazu od obrazu morfologicky uzavřeného, čímž extrahujeme tmavé struktury, jenž při procesu uzavření zanikají.[8]

$$T_h(x) = O(x) - x \quad (3.5)$$

$$B_h(x) = x - C(x) \quad (3.6)$$

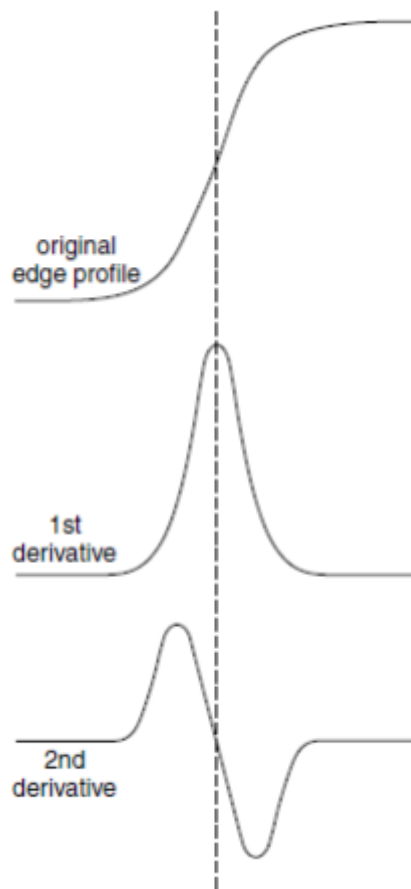


Obr. 3.2: Ukázka výsledku binárních morfologických operací a jejich využití pro detekci hran

[21]

4 HRANOVÁ DETEKCE

Hranovým detektorem chápeme transformační funkci, která z šedotonového obrazu udělá obraz binární, kde bílé pixely reprezentují pozice hran. Hranu lze definovat jako skokovou změnu jasu v obrazu vyznačující se zastoupením vyšších harmonických složek v místě hrany. Změna jasu však většinou není ideálně skoková, ale pozvolná. Zajímá nás tedy strmost hrany a také její první a druhá derivace (obrázek 4.1), na kterých se zakládá velké množství metod detekce hran. V případě první derivace nás zajímá lokální extrém, v případě druhé derivace průchod nulou. [8, 9, 12]



Obr. 4.1: Profil hrany a jeho první a druhá derivace

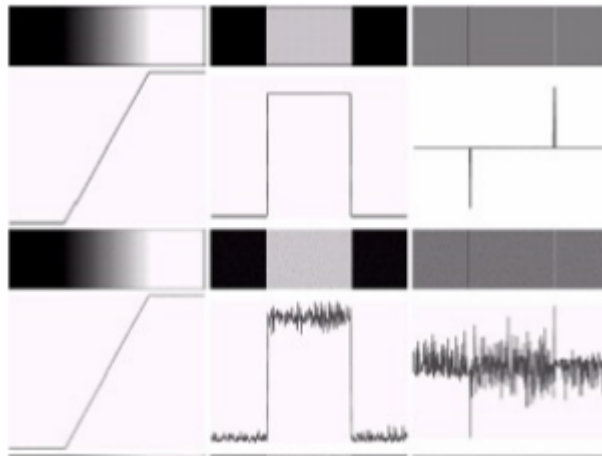
[10]

Jak lze vidět na obrázku 4.2, derivace je velmi citlivá na Gaussovský šum, proto i okem nerozeznatelný šum může vést k velmi obtížné detekci hran obzvláště v případě druhé derivace. Proto se je vhodné se před detekcí hran tohoto šumu zbavit.

Gaussovský šum lze potlačit vyhlazovacím lokálním operátorem(4.1), který použijeme jako konvoluční masku. Lze použít normalizovaný operátor o rozměrech 3×3

a větší, míru potlačení šumu lze modulovat rozměry lokálního operátoru nebo velikostí centrálního prvku, který tak může mít větší váhu než ostatní prvky. Příkladem takového operátoru je Gaussian, kde váhy jednotlivých prvků odpovídají gausovskému rozložení. V případě rovnoměrného rozložení je zlepšení poměru signálu k šumu $\sqrt{(2M + 1)^2}$, kde M je velikost operátoru. Nevýhodou je ztráta informace v oblasti hran důsledkem rozostření.[8, 9, 11, 12]

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} \\ \frac{1}{10} & \frac{2}{10} & \frac{1}{10} \\ \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{2}{16} & \frac{1}{16} \\ \frac{2}{16} & \frac{4}{16} & \frac{2}{16} \\ \frac{1}{16} & \frac{2}{16} & \frac{1}{16} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$



Obr. 4.2: Vliv Gaussovského šumu s nulovou střední hodnotou na 1. a 2. derivaci

[12]

4.1 Lokální operátory aproximující první derivaci

Gradientní operátory vycházejí z derivace prvního řádu (4.2), kde i a k jsou jednotkové vektory ve směru os x a y ve většině případů aproximují absolutní hodnotu gradientu (4.3).

$$\nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)i + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)k \quad (4.2)$$

$$|\nabla f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (4.3)$$

V našem případě je třeba derivace aproximovat diferencemi, které lze realizovat jako lokální operátor. Mezi takové, často využívané, operátory patří Sobelův (4.5), Robertsův (4.4), Kirchův (4.7) a operátory Prewittové (4.6). Všechny výše uvedené operátory jsou směrové (kompasové), proto detekce musí proběhnout jak ve svislém, tak i vodorovném směru a výsledný obraz se skládá z euklidovské vzdálenosti těchto dvou konvolucí. V případě Robertsova operátoru detekujeme napříč. Výsledek však ještě není hrubá reprezentace (binární obraz), tu dostaneme např. prahováním. Výsledná hranová reprezentace, na rozdíl od hrubé, pokud možno neobsahuje falešné hrany, čáry jsou nepřerušované a o tloušťce jednoho pixelu. [8, 9, 11, 12]

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 3 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & -5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -5 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & 3 & 3 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Zvláštním případem je Cannyho detektor, který v prvním kroku vyhledá obraz průměrovací maskou (Gaussian), následně použije jeden z gradientních operátorů a vypočte absolutní hodnotu (4.3) i úhel gradientů (4.8). Poté dojde k ztenčení hran na základě znalosti úhlu gradientu a prahováním s hysterezí, při kterém pomocí dvou prahů vytvoří binární obraz výsledné hranové detekce. [8, 9]

$$\Theta_{i,k} = \arctan \frac{\nabla_x f_{i,k}}{\nabla_y f_{i,k}} \quad (4.8)$$

4.2 Lokální operátory aproximující druhou derivaci

Derivace druhého řádu (4.9) jsou vyjádřeny pomocí masek aproximující druhou derivaci, především operátorem Lapaciánu (4.10) a Laplaciánu Gaussiánu (4.11). Laplacián Gaussiánu (LoG) se jeví jako vhodnější kvůli citlivosti druhé derivace na bílí šum.

$$|\nabla^2 f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}\right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}\right)^2} \quad (4.9)$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Jak bylo poukázáno již na začátku této kapitoly, po aplikaci masky je nutno detekovat průchody nulou (tzv. zero – crossing). K tomu slouží další, v tomto případě nelineární, lokální operátor, který v případě rozměrů 3×3 má podobu:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & x & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Tento operátor určí daný pixel jako hranu, pokud splňuje tři následující podmínky. Za prvé, alespoň jeden sousední pixel má jiné znaménko než ostatní, za druhé, rozdíl mezi těmito pixely je větší než zadaný práh a za třetí, cetrální hodnota leží mezi těmito pixely s odlišnou hodnotou na pozici x . [8, 9, 11, 12]

5 HOUGHOVA TRANSFORMACE

Houghova transformace je typ segmentační techniky využívající částečné segmentace (detekce hran) pro nalezení známých parametrických tvarů v obraze. Původní technika Paula Hougha pro analýzu snímků z bublinkové komory z roku 1962 se vztahovala pouze na detekci přímk [6]. Ta byla v roce 1972 rozšířena Richardem Dudou a Petrem Hartem o určení pozice libovolných parametrických tvarů[7]. Své uplatnění našla především v analýze obrazu, zpracování obrazu a počítačovém vidění.

5.1 Detekce přímk

Přímku lze vyjádřit směrnicovým tvarem jako:

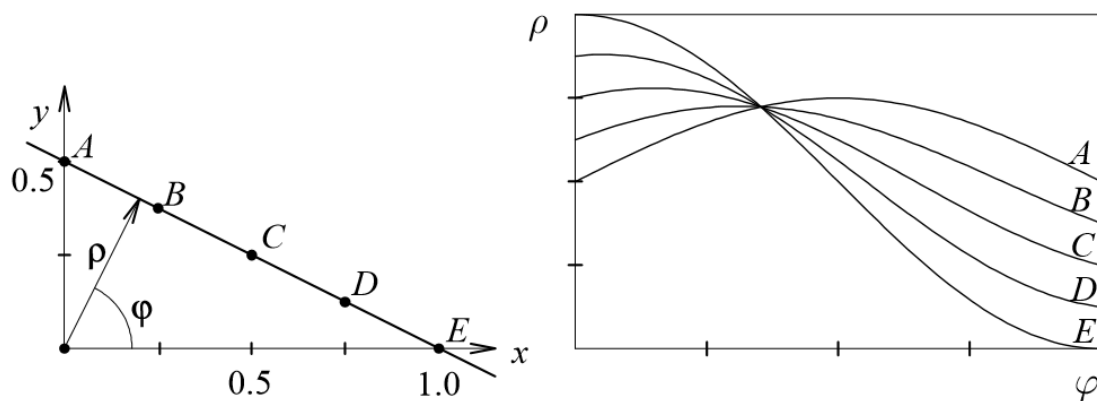
$$y = kx + q \tag{5.1}$$

Kde k je směrnice přímky a q značí bod, kde přímka protíná osu y . Pokud by přímka ležela v prostoru svisle, pak $k \rightarrow \infty$, dále také známe polohu pixelu detekovaného jako hrana, kterým přímka prochází. Pro se jako vhodnější jeví normálový tvar přímky:

$$x\cos\theta + y\sin\theta - \rho = 0 \tag{5.2}$$

Kde ρ je délka normály hledané přímky, θ je úhel mezi normálou a osou x , x a y jsou souřadnice bodu. Tak dostáváme 2D parametrický prostor s částečně harmonickou funkcí pro každý pixel detekovaný jako hrana.

Postupným dosazováním různých hodnot θ a ρ pro každý hranový pixel originálního obrazu, dostaneme v parametrickém prostoru jasovou mapu, kde intenzita odpovídá počtu průniků sinusoid. Souřadnice nalezených maxim v parametrickém prostoru tak odpovídají parametrům detekované přímky. [8]



Obr. 5.1: Body ležící na přímce a jim odpovídající sinusoidy v parametrickém prostoru

[9]

5.2 Detekce kružnic

Kruhová Houghova transformace je oblíbená díky své robustnosti i za přítomnosti šumu, okluze či měnícího se osvětlení. Obecná rovnice kružnice je:

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (5.3)$$

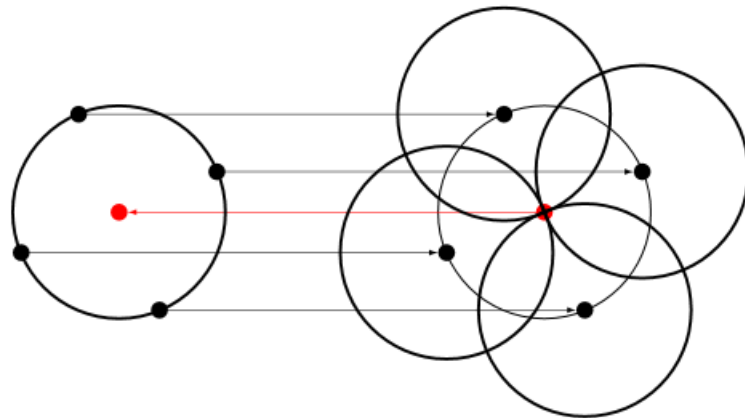
kterou lze vyjádřit parametricky:

$$x = a + r \cos \varphi \quad (5.4)$$

$$y = b + r \sin \varphi \quad (5.5)$$

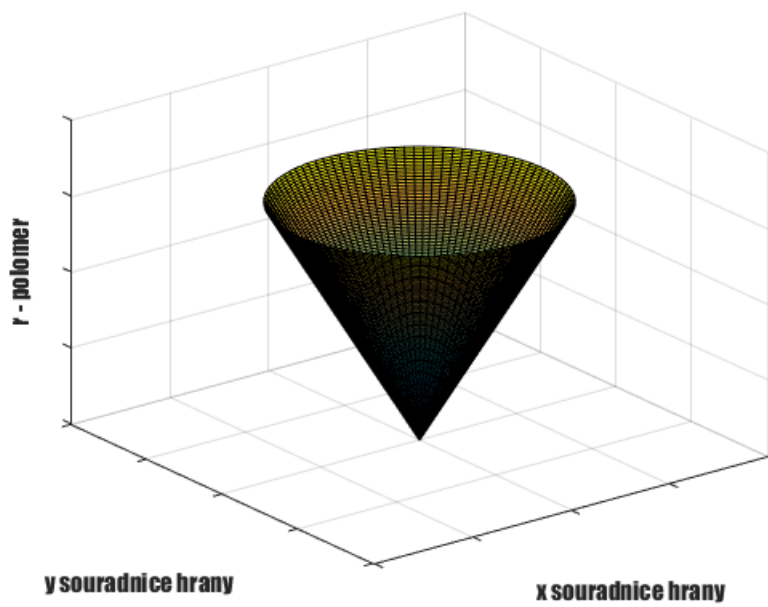
Kde a a b jsou souřadnice středu kružnice, r je poloměr a x, y jsou souřadnice libovolného bodu ležícího na kružnici. Dostaneme tak 3D parametrický prostor, kde osy x a y odpovídají pozici pixelu v originálním obrazu a osa z poloměru r .

Jak lze vidět na obrázku 5.2, kružnice jednotlivých bodů ležících na kružnici daného pixelu se stejným poloměrem, se ve středu protínají. Prokládáme tedy středy jednotlivých pixelů kružnicemi o stejném poloměru, který postupně měníme. Tím dostáváme 3 rozměrný obraz, kde z každého hranového pixelu vzniká kužel (obrázek 5.3). Souřadnice shluku, kde se stěny těchto kuželů protínají, odpovídají souřadnicím středu kružnice a jejího poloměru. [8]



Obr. 5.2: Výhodná vlastnost kružnice

[8]



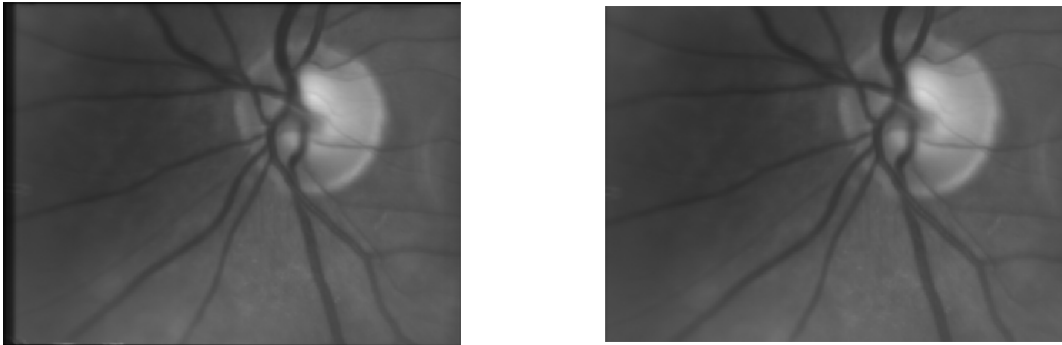
Obr. 5.3: Houghuv prostor s jedním hranovým pixelem.

6 IMPLEMENTACE

Tato kapitola je věnována vlastní implementaci detekce optického disku pomocí přizpůsobené filtrace a Houhgovy transformace realizované v prostředí MATLAB 9.3.0.713579 (R2017b) za použití Image Processing a dalších standartních toolboxů.

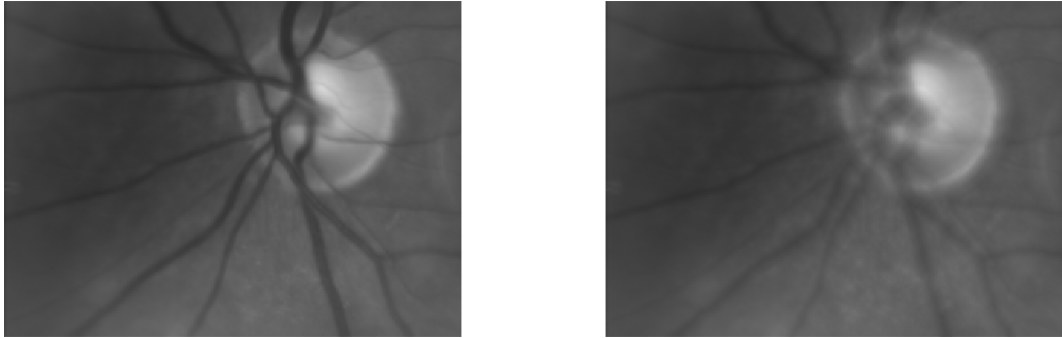
6.1 Předzpracování

Prvním krokem předzpracování snímku je transformace snímku na snímky polovičních rozměrů, čímž nedojde ke ztrátě významné obrazové informace a výpočetní náročnost se sníží na čtvrtinu. Dále se na všech snímcích vyskytuje artefakt, tmavý lem o šířce několika pixelů po různých stranách snímku. Ten je odstraněn společně s 10 pixely na každé straně zmenšeného snímku, jak lze i vidět na obrázku 6.1.



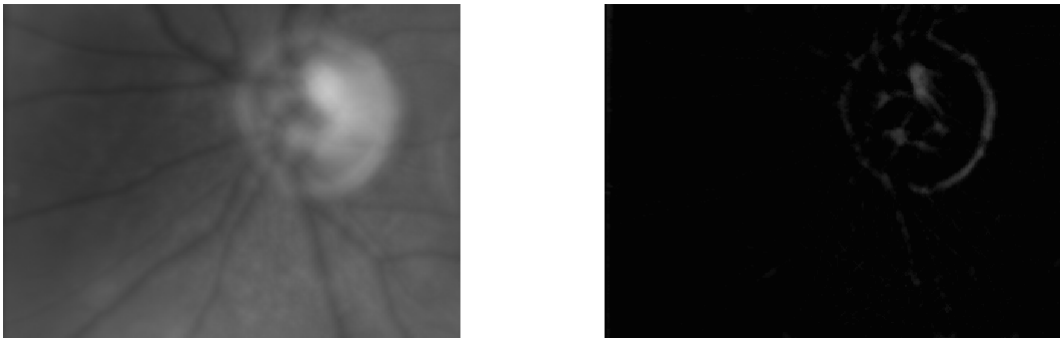
Obr. 6.1: Ukázka snímku postiženého artefaktem a snímku oříznutého

Optický disk je na většině snímků překryt krevním řečištěm, což ve spoustě případů může vést k chybné detekci. Aplikováním morfologického uzavření za použití strukturního elementu většího než je šířka silnějších cév (či dvojic cév), lze negativní vliv řečiště na detekci potlačit (obrázek 6.2).

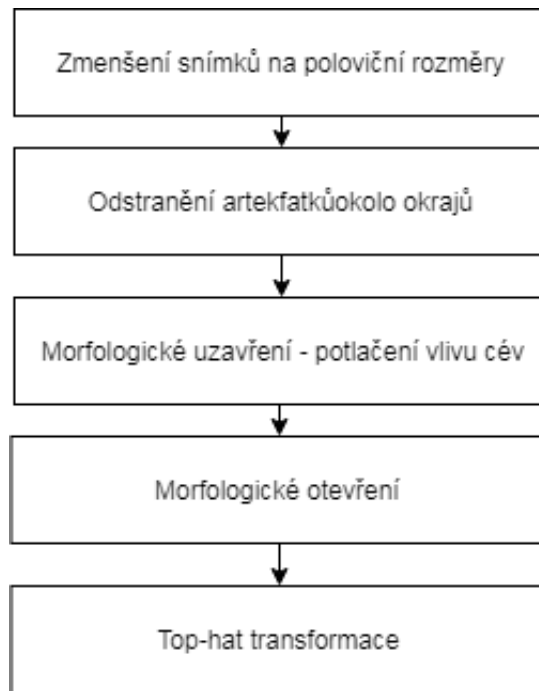


Obr. 6.2: Ukázka snímku před a po aplikaci morfologického uzavření

Na takto upravený snímek je dále aplikována top-hat transformace a cílem je získání okrajové struktury optického disku, kdy od snímku získaného morfologickým otevřením za použití strukturního elementu většího než samotný optický disk odečteme snímek s potlačeným krevním řečištěm (obrázku 6.3). Snímek získaný top-hat transformací je dále ošetřen mediánovým filtrem 5×5 , kvůli potlačení vlivu samotných pixelů s nenulovou hodnotou, protože by mohli dále komplikovat hranovou detekci. Schématický postup předzpracování snímků je znázorněn na obrázku 6.4.



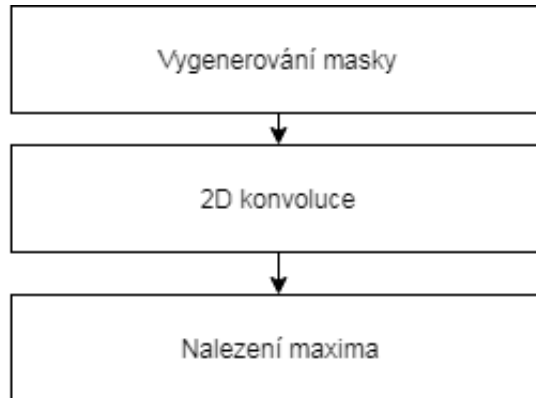
Obr. 6.3: Ukázka snímku po aplikaci morfologického otevření a top-hat transformace



Obr. 6.4: Schematický postup předzpracování snímků

6.2 Přizpůsobená filtrace

Přizpůsobený filtr slouží k detekci známých objektů v obraze pomocí konvoluce, kdy se shoda tvarů ve snímku s použitou maskou ve výstupním obraze projeví jako peak. Na obrázku 6.5 je po krocích schematicky uveden postup implementace.



Obr. 6.5: Blokové schéma postupu detekce optického disku pomocí přizpůsobené filtrace

Základem pro masku je Laplacián Gausiánu (6.1,6.2) vytvořen pomocí funkce *fspecial*. Ta je následně upravena, takže prvky masky menší než 0 jsou rovny nule a celková energie masky je rovna jedné.

$$h_g(n_1, n_2) = e^{-\frac{(n_1^2 + n_2^2 - \sigma^2)}{2\sigma^2}} \quad (6.1)$$

$$h(n_1, n_2) = \frac{(n_1^2 + n_2^2 - 2\sigma^2)h_g(n_1, n_2)}{\sigma^4 \sum_{n_1} \sum_{n_2} h_g} \quad (6.2)$$

Dalším krokem je aplikace dvourozměrné konvoluce na předzpracovaný snímek s maskou definovanou v předešlém kroku. Maximální hodnota jasu ve výstupním snímku tam odpovídá možnému optickému disku.

6.3 Houghova transformace pomocí `imfindcircles`

Klasická kruhová Houghova transformace vyžaduje třírozměrný parametrický prostor, což vede k vysoké výpočetní náročnosti a velkému objemu dat. Dalším parametrem, markantně ovlivňujícím výpočetní náročnost je počet pixelů, které by mohly náležet hledané kružnici. Proto se snažíme jejich počet co nejvíce omezit a vybrat jen ty, které mají nejvyšší gradient. Dalším způsobem omezení počtu pixelů, pro

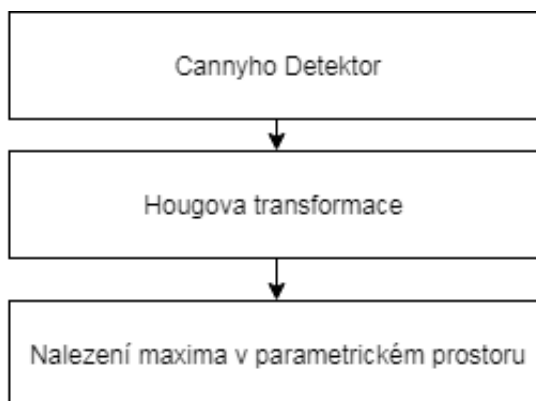
keré může možný pixel kružnice "hlasovat". Na základě informace o sklonu hrany, lze předpokládat že střed kružnice bude ležet kolmo vůči hraně.

Algoritmus kruhové Houghovy transformace není pevně dán, proto existuje celá řada způsobů jeho implementace, která ve většině případů zahrnuje 3 společné kroky. V prvním kroku jsou pixely v popředí snímku s vysokým gradientem označeny jako možné pixely a mohou tak "hlasovat" v kumulační matici. V případě standardní kruhové Houghovy transformace pixely "hlasují" ve tvaru kruhu s pevným poloměrem, jak je uvedeno v předešlé podkapitole. Druhým krokem je odhad středu kružnice, jenž zahrnuje nalezení peaků v kumulační matici, kde se "hlasy" pixelů, které možná leží na jedné, kumulují. Třetím krokem je odhad poloměrů, pokud je pole akumulátorů používáno pro více než jednu hodnotu poloměru, což je pro algoritmy kruhové Houghovy transformace typické a výhodné.

V prostředí MATLAB lze využít funkce *imfindcircle*, která zahrnuje dva různé algoritmy pro výpočet kruhové Houghovy transformace, které se zásadně liší způsobem, jakým jsou odhadnuty poloměry kružnice. Výhodnější a defaultní metodou je Ather-tonovo a Kerbysonovo fázové kódování.[13] Metoda fázového kódování, stejně jako většina dalších metod, využívá dvourozměrný parametrický prostor pro všechny poloměry, proto je nutné dodatečně odhadnout poloměr. Hlavní myšlenkou fázového kódování je využití komplexních hodnot v kumulační matici, kdy fázová složka daného pole nese informaci o poloměru, která může být následně zpětně dekódována a použita k odhadu poloměru. Přestože tato metoda vyžaduje krok navíc, výpočetní náročnosti je podstatně nižší, hlavně pro odhady o velkém rozsahu poloměrů. Druhou možností je metoda dvoufázové kruhové Houghovy transformace, která je založena výpočtu radiálního histogramu, kdy jsou poloměry odhadnuty pomocí odhadovaných středů kruhu a obrazových informací. Více viz. [14, 15]

6.4 Klasická kruhová Houghova transformace

Tato kapitola je věnována klasické kruhové Houghově transformaci v prostředí MATLAB realizované funkcí *HoughCirc.m*, jenž se nachází v příloze. Schema postupu detekce je znázorněno na obrázku 6.6.



Obr. 6.6: Schematický postup detekce OD pomocí klasické kruhové Houghovy transformace

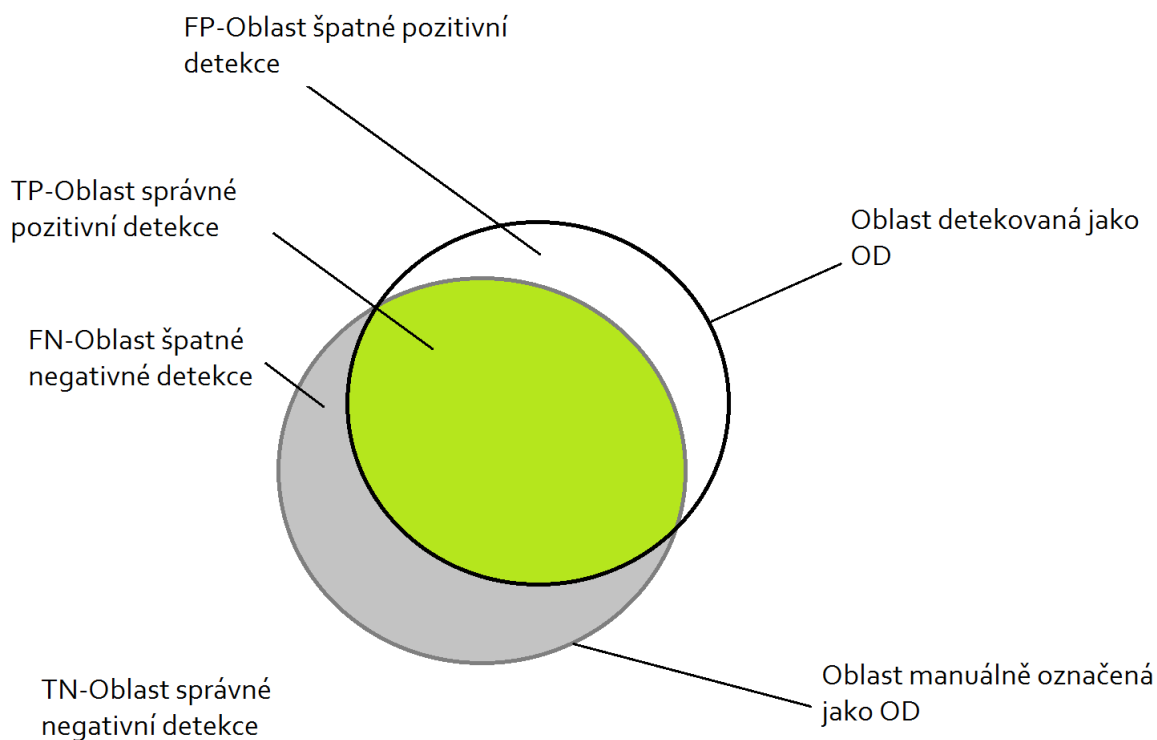
Pro detekci hran pomocí Cannyho detektoru je použita funkce *edge* z Image Processing toolboxu. Výsledná hranová detekce je vstupem pro funkci *HoughCirc.m* realizující klasickou Houghovu transformaci, jejíž výstupem je parametrický trojrozměrný prostor. V tomto prostoru je nalezeno maximum pomocí funkce *Max3d.m* přiložené v příloze, čímž dostáváme pozici a poloměr možného optického disku.

7 DISKUZE VÝSLEDKŮ

Tato kapitola je věnována zhodnocení výsledků dosažených při aplikaci postupů popsaných v předešlé kapitole na snímky vzniklé průměrováním video sekvence z práce [17].

7.1 Kritérium hodnocení

Jak lze vidět na obrázku 7.1, při vyhodnocení úspěšnosti detekce rozlišujeme oblast TP, jež představuje množinu pixelů správně detekovaných jako OD. Dále oblast TN, která představuje množinu pixelů nenáležících správně OD. Oblast FP byla chybně detekována jako OD a FN oblast byla chybně detekována jako oblast mimo OD.



Obr. 7.1: Rozlišení oblastí detekce

Pro každý snímek je z těchto oblastí vypočtena senzitivita(7.1), specificita(7.2), přesnost(7.3) a překrytí(7.4).

[18]

$$SN = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7.1)$$

$$SP = \frac{TP}{TN + FP} \quad (7.2)$$

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7.3)$$

$$OL = \frac{TP}{TP + FN + FP} \quad (7.4)$$

7.2 Vyhodnocení

Hodnoty parametrů pro každou metodu a snímek jsou uvedeny příloze C. Vzhledem k různorodému charakteru rozložení parametru uvádím v tabulce 7.1 mediány všech snímků daného parametru a metody. Domnívám se, že nižší senzitivita a překrytí u metod založených na Houghově transformaci, je způsobená vlivem krevního řečiště a profilem optického disku. To vede k segmentaci pouze menší výraznější části optického disku, čemuž odpovídají i vyšší hodnoty specificity pro tyto metody. Dalším, v tabulce neuvedeným, parametrem je výpočetní náročnost, kde byla metoda přizpůsobené filtrace značně nejrychlejší. Čas výpočtu rychlé Houghovy transformace byl pětkrát delší než u přizpůsobené filtrace, v případě klasické Houghovi filtrace trvala detekce až desetkrát déle.

Tab. 7.1: Mediány jednotlivých parametrů

	SN[%]	SP[%]	AC[%]	OL[%]
Přizpůsobená filtrace	74.29	86.42	93.66	59.1
Rychlá HT	39.93	97.40	85.42	24.95
Klasická HT	46.1	98.63	87.97	29.95

8 ZÁVĚR

Navázal jsem na semestrální práci, která byla věnována úvodu do problematiky onemocnění postihující sítnic, metod předzpracování a segmentace za účelem detekce optického disku ze snímků očního pozadí. Pro předzpracování jsem využil matematické morfologie k odstranění nežádoucích tvarů v obraze a extrakce obrysu optického disku. Segmentaci jsem realizoval pomocí tří metod. První a nejjednodušší metoda přizpůsobné filtrace dosáhla mediánu 59,1% překryvu. Další implementovanou metodou je klasická Houghova transformace, která dosáhla mediánu 29,95% překryvu. Ta se ukázala úspěšnější oproti metodě využívající algoritmus rychlé Houghovi transformace, která dosáhla mediánu 24,95% překryvu.

LITERATURA

- [1] ROZSÍVAL, Pavel. *Oční lékařství*. Praha: Galén, c2006. ISBN 80-7262-404-0.
- [2] HOLIBKOVÁ, Alžběta a Stanislav LAICHMAN. *Přehled anatomie člověka*. 5. vyd. Olomouc: Univerzita Palackého v Olomouci, 2010. ISBN 978-80-244-2615-0.
- [3] ČECH, Svatopluk a Drahomír HORKÝ. *Histologie a mikroskopická anatomie pro bakaláře*. 2., přeprac. vyd. Brno: Masarykova univerzita, 2011. ISBN 978-80-210-5544-5.
- [4] WARD, Jeremy P. T. a R. W. A. LINDEN. *Základy fyziologie*. Praha: Galén, c2010. ISBN 978-80-7262-667-0.
- [5] HLOŽÁNEK, Martin a Blanka BRŮNOVÁ. *Přístrojová technika v oftalmologii*. 1. vyd. Praha: Univerzita Karlova, 2. lékařská fakulta, 2006, 28 s. ISBN 80-902-1609-9. Dostupné z URL: <<http://www.fbmi.cvut.cz/e/pristroje-pro-oftalmologii%E2%88%921234/1828.pdf> >
- [6] HOUGH, P. V. C. *Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures*. Proc. Int. Conf. High Energy Accelerators and Instrumentation, 1959
- [7] DUDA, R. O., HART, P. E. *Use of the Hough transformation to Detect Lines and Curves in Pictures*. In: Comm. ACM, January, 1972, Vol. 15, s. 1-15.
- [8] VÁLEK, Petr, Martin LAMOŠ a Jiří JAN. *Analýza biomedicínských obrazů: Počítačová cvičení*. 2015. Brno: Vysoké učení technické v Brně Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií Ústav biomedicínského inženýrství, 2015. ISBN 978-80-214-4792-9.
- [9] SOJKA, Eduard, Jan GAURA a Michal KRUMNIKL. *Matematické základy digitálního zpracování obrazu*. 2011.
- [10] JAN, J. *Medical Image Processing, Reconstruction and Restoration: Concepts and Methods*. CRC Press, 2005. ISBN 0-8247-5849-8
- [11] JAN, Jiří. *Číslíková filtrace, analýza a restaurace signálů*. 2. upr. a rozš. vyd. Brno: VUTIUUM, 2002. ISBN 80-214-2911-9.
- [12] HÁJOVSKÝ, Radovan, PUSTKOVÁ, Radka, KUTÁLEK, František: *Zpracování obrazu v měřicí a řídicí technice*. Studijní materiály pro studijní obor Měřicí a řídicí technika, Elektronika, Fakulty elektrotechniky a informatiky, 2012. ISBN 978-80-248-2596-0

- [13] *ATHERTON, T.J. a D.J. KERBYSON. Size invariant circle detection. Image and Vision Computing [online]. 1999, 17(11), 795-803 [cit. 2018-05-18]. DOI: 10.1016/S0262-8856(98)00160-7. ISSN 02628856. Dostupné z URL: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0262885698001607>>*
- [14] *YUEN, H. K., J. PRINCEN, J. DLINGWORTH a J. KITTLER. A Comparative Study of Hough Transform Methods for Circle Finding. In: Proceedings of the Alvey Vision Conference 1989 [online]. Alvey Vision Club, 1989, 1989, 29.1-29.6 [cit. 2018-05-18]. DOI: 10.5244/C.3.29. Dostupné z URL: <<http://www.bmva.org/bmvc/1989/avc-89-029.html>>*
- [15] *DAVIES, E. R. Machine vision: theory, algorithms, practicalities. 3rd ed. Boston: Elsevier, c2005. ISBN 0-12-206093-8.*
- [16] *MATLAB: "imfindcircles". MathWorks [online]. 2018 [cit. 2018-05-18]. Dostupné z URL: <<https://www.mathworks.com/help/images/ref/imfindcircles.html>>*
- [17] *KOLAR, Radim, et al. Registration of retinal sequences from new video-ophthalmoscopic camera. Biomedical engineering online, 2016, 15.1: 57.*
- [18] *Zvárová, J.: Základy statistiky pro biomedicínské obory. Praha: Karolinum, 2005. 220 s. ISBN 80-7184-786-0*
- [19] *Computer Vision: Cvičení 8 - Detekce hran [online]. [cit. 2017-12-28]. Dostupné z URL: <http://midas.uamt.feec.vutbr.cz/ZVS/Exercise08/content_cz.php>*
- [20] *Computer Vision: Cvičení 6 - Diskrétní konvoluce[online]. [cit. 2017-12-28]. Dostupné z URL: <http://midas.uamt.feec.vutbr.cz/ZVS/Exercise06/content_cz.php>*
- [21] *Václav Hlaváč : Matematická morfologie [online]. [cit. 2018-16-5]. Dostupné z URL: <<http://people.ciirc.cvut.cz/~hlavac/TeachPresCz/11DigZpr0br/71-3MatMorpholBinCz.pdf>>*
- [22] *Mahwish Arshad - Ocular manifest of systemic disease [online]. [cit. 2017-12-28]. Dostupné z URL: <<https://ocularmanifestofsystemicdisease.weebly.com/anatomy.html>>*

SEZNAM SYMBOLŮ, VELIČIN A ZKRATEK

OD optický disk
VPDM věkem podmíněná makulární degenerace
HT Houghova transformace
LoG Laplaceův Gausián
C/D cup to disc ration
CCD Charge-coupled device
OCT optická koherentní tomografie
SLO skenovací laserová oftalmoskopie

SEZNAM PŘÍLOH

A Kody a funkce	32
B Obsah přiloženého CD	37
C Výsledná data	38

A KODY A FUNKCE

Výpis A.1: Nactení snímku

```
1 %%Načtení potřebných dat
2 clear all;clc;
3 ODfiles = dir('*contour.txt');
4 for k = 1:size(ODfiles,1)
5     cont = textread(ODfiles(k).name);
6     Retina(k).OD=roipoly(zeros(480,640), ...
7     cont(:,1)', cont(:,2)');
8     if str2double(ODfiles(k).name(12:13))<10
9         A1=str2double(ODfiles(k).name(13));
10        A2=str2double(ODfiles(k).name(17));
11        Retina(k).pic= im2double(imread(sprintf ...
12        ('Study01_0000%d_00%d_registered.□...
13        avi_average_image.tif',A1,A2)));
14    else
15        A1=str2double(ODfiles(k).name(12:13));
16        A2=str2double(ODfiles(k).name(17));
17        Retina(k).pic= im2double(imread(sprint ...
18        ('Study01_000%d_00%d_registered.□...
19        avi_average_image.tif',A1,A2)));
20    end
21 end
22 clear A1 A2 k cont
```

Výpis A.2: Předzpracování snímků

```
1 %% Předzpracování
2 mc=offsetstrel('ball',20,1)
3 %Definice strukturního elemtru pro morfologické uzavření
4 mo=offsetstrel('ball',100,1)
5 %Definice strukturního elemtru pro morfologické otevření
6 for k = 1:size(ODfiles,1)
7 A(k).pic = imresize(Retina(k).pic,0.5)
8 %Redukce rozlišení na polovinu
9 A(k).OD = imresize(Retina(k).OD,0.5)
10 A(k).piccut=A(k).pic(10:229,10:309)
11 %Odstranění tmavých okrajů
12 A(k).ODcut=A(k).OD(10:229,10:309)
13 A(k).picclose=imclose(A(k).piccut,mc)
14 %Morfologické uzavření
15 A(k).picopen=imopen(A(k).picclose,mc)
16 %Morfologické otevření
17 A(k).tophat=adapthisteq(A(k).picclose-A(k).picopen)
18 %Získání top-hat obrazu a uprava jasu
19 A(k).medfilt=medfilt2(A(k).tophat,[5 5]);
20 %Mediánová filtrace
21 end
```

Výpis A.3: Detekce pomocí přizpůsobené filtrace

```

1 %% Detekce pomocí přizpůsobené filtrace
2     d=60;
3     mask = fspecial('log',d,d/8);
4     mask(mask<0)=0;
5     sm=sum(sum(mask));
6     mask=mask./sm;
7     %Vytvoření masky
8 for k=1:size(ODfiles,1)
9     picconv=conv2(A(k).medfilt,mask,'same');
10    [y,x,value] = max2d(picconv);
11    %Konvoluce
12    [columnsInImage rowsInImage] = meshgrid(1:300, 1:220);
13    ODDET = (rowsInImage - y).^2 + ...
14    (columnsInImage - x).^2 <= 50.^2;
15    %Binární reprezentace detekovaného OD
16 end

```

Výpis A.4: Detekce pomocí klasické HT

```

1 %% Detekce pomocí klasické HT
2 for k=1:size(ODfiles,1)
3     Canny=edge(A(k).medfilt,'Canny');
4     %Získání hranové reprezentace
5     [HS] = HoughCirc(Canny,[30 60]);
6     %Výpočet klasické HT
7     [Max,y,x,z] =Max3d(HS);
8     %Nalezení maxima v parametrickém prostoru
9     [columnsInImage, rowsInImage] = meshgrid(1:300, 1:220);
10    ODDET = (rowsInImage - y(1)).^2 + ...
11    (columnsInImage - x(1)).^2 <= (z+30).^2;
12    %Binární reprezentace detekovaného OD
13 end

```

Výpis A.5: Detekce pomocí rychlé HT

```

1 %% Detekce pomocí imfindcircles
2 for k=1:size(ODfiles,1)
3 [centers, radii, metric] = ...
4 imfindcircles(A(k).medfilt,[30 60],'Sensitivity',1);
5 %Výpočet rychle HT
6 [columnsInImage rowsInImage] = meshgrid(1:300, 1:220);
7 ODDET = (rowsInImage - centers(1,2)).^2 + ...
8 (columnsInImage - centers(1,1)).^2 <= radii(1).^2;
9 %Binární reprezentace detekovaného OD
10
11 end

```

Výpis A.6: Funkce klasické HT

```

1
2 function [HoughCirc] = HoughCirc(HD,r)
3 HranovaDetekce = zeros(max(size(HD)));
4 HranovaDetekce(1:size(HD,1),1:size(HD,2))=HD(1:size(HD,1),1:size(HD,2));
5 [VelX VelY] = size(HranovaDetekce);
6 [X,Y] = find(HranovaDetekce);
7 Polomery = r(1):r(2);
8 HoughCirc = zeros(VelX,VelY,length(Polomery));
9
10     for i = 1:length(X);
11         for k = 1:length(Polomery);
12             for j = 0:2*pi/100:2*pi;
13                 A = round(X(i)-Polomery(k)*cos(j));
14                 B = round(Y(i)-Polomery(k)*sin(j));
15                 if (A>0)&&(A<VelX)&&(B>0)&&(B<VelY);
16                     HoughCirc(A,B,k) = HoughCirc(A,B,k)+1;
17                 end
18             end
19         end
20     end
21 end

```

Výpis A.7: Funkce pro nalezení maxima v 2D matici

```
1 function [x,y,hodnota] = max2d(A)
2
3 [yy,in] = max(A);
4
5 [hodnota,y] = max(yy);
6
7 [~,x] = max(A(:,y));
8
9 end
```

Výpis A.8: Funkce pro nalezení maxima v 3D matici

```
1 function [Max,y,x,z] =Max3d(A)
2 N=size(A);
3 if length(N)<3
4     error('Input 3D array');
5 end
6 [Max,t]=max(A(:));
7 z=ceil(t/(N(1)*N(2)));
8 Temp=A(:,:,z);
9 [y,x]=find(Temp==max(Temp(:)));
10 end
```

B OBSAH PŘILOŽENÉHO CD

/	kořenový adresář přiloženého CD
├ DATA.zip	Testované snímky a pozice OD
├ DetekceOD.m	Hlavní skript
├ HoughCirc.m	Funkce pro výpočet KHT
├ max2d.m	Funkce pro nalzení maxima ve 2D matici
├ Max3d.m	Funkce pro nalzení maxima ve 3D matici
└ ReadMe.txt	

C VÝSLEDNÁ DATA

Přizpůsobená filtrace

Číslo snímku	SN	SP	AC	OL
1.	0,940661	0,90325	0,981727	0,854559
2.	0,910494	0,932314	0,981061	0,85404
3.	0,892275	0,899554	0,975152	0,811429
4.	0,949336	0,974506	0,990788	0,92633
5.	0	0	0,686576	0
6.	0,500478	1	0,881364	0,500478
7.	0,784803	0,870236	0,956212	0,702583
8.	0,810217	0,865264	0,959894	0,719449
9.	0,790452	0,850605	0,955439	0,694092
10.	0,90441	0,982919	0,985621	0,890416
11.	0,881075	0,977438	0,981636	0,863514
12.	0,901925	0,997578	0,986818	0,899954
13.	0,899784	0,955641	0,982076	0,86371
14.	0,824565	0,996941	0,974424	0,822484
15.	0,854251	0,96826	0,976591	0,830981
16.	0,803835	0,999235	0,970924	0,803341
17.	0,797986	1	0,969909	0,797986
18.	0,782076	1	0,966879	0,782076
19.	0,462546	0,998853	0,861909	0,462301
20.	0,486602	0,9884	0,874667	0,483839
21.	0,449591	0,994774	0,854621	0,448532
22.	0,741048	0,56979	0,925197	0,475178
23.	0,996129	0,754366	0,970455	0,752161
24.	0,85591	0,745825	0,954864	0,662627
25.	0	0	0,805	0
26.	0,582052	0,496877	0,897788	0,366216
27.	0,548333	0,953728	0,901121	0,534123
28.	0,925778	0,769535	0,965273	0,724817
29.	0,624183	0,998215	0,928348	0,623487
30.	0,611622	0,702996	0,911636	0,486032
31.	0,911381	0,783939	0,965258	0,728414
32.	0,72903	0,70682	0,933924	0,559762
33.	0,84396	0,814914	0,960091	0,708209
34.	0,805284	0,792112	0,954121	0,664785
35.	0,703884	0,626004	0,924242	0,49551

36.	0,861791	0,982409	0,979182	0,848695
37.	0,598295	0,572594	0,9035	0,41359
38.	0,916806	0,910261	0,979515	0,84081
39.	0,742921	0,722371	0,937288	0,577911
40.	0,676648	0,956278	0,940485	0,656343
41.	0,754726	0,636201	0,932182	0,5272
42.	0,492027	0,566348	0,878955	0,357384
43.	0,991112	0,923901	0,98997	0,916308
44.	0,625102	0,875462	0,922788	0,574055
45.	0,562636	0,727087	0,900379	0,464533
46.	0,914452	0,859783	0,973773	0,795776
47.	0,901198	0,85341	0,971455	0,780394
48.	0,879013	0,844614	0,967712	0,756652
49.	0,848224	0,867686	0,965818	0,751076
50.	0,46049	0,517017	0,870591	0,321981
51.	0,501327	0,577693	0,8815	0,366874
52.	0,768479	0,962141	0,961045	0,745924
53.	0,792254	0,959592	0,965288	0,766677
54.	0,79764	0,982282	0,968273	0,786327
55.	0,867378	0,973741	0,979182	0,847554
56.	0,894134	0,965711	0,982333	0,866621
57.	0,889429	0,979222	0,983061	0,872955
58.	0,808357	0,882855	0,961197	0,730052
59.	0,823215	0,864245	0,961803	0,728954
60.	0,795894	0,849968	0,956258	0,697855
61.	0,222477	0,308859	0,789545	0,148532
62.	0,206732	0,286552	0,7845	0,136482
63.	0,828557	0,866361	0,964879	0,734661
64.	0,812658	0,841195	0,959212	0,704565
65.	0,794042	0,894219	0,963091	0,725861
66.	0,37552	0,701593	0,825848	0,323803
67.	0,390771	0,67355	0,836379	0,328546
68.	0,381934	0,666157	0,832182	0,320574
69.	0,711343	0,99044	0,951091	0,706492
70.	0,703219	0,980115	0,94847	0,693327
71.	0,724844	0,975143	0,953045	0,711694
72.	0,669118	0,974124	0,939667	0,657433
73.	0,704806	0,986998	0,949318	0,698323
74.	0,691011	0,976928	0,945333	0,679915

75.	0,693875	0,772594	0,932455	0,576195
76.	0,67883	0,70427	0,925242	0,528253
77.	0,686571	0,75921	0,930182	0,563802
78.	0,98779	0,814659	0,976773	0,806537
79.	0,945859	0,861823	0,977712	0,821307
80.	0,965269	0,871512	0,981773	0,845014
81.	1	0,853497	0,982955	0,853497
82.	0,959848	0,90186	0,984394	0,869073
83.	0,991608	0,893197	0,987621	0,886496
84.	0,522629	0,690376	0,888242	0,42339
85.	0,732779	0,909879	0,949848	0,683193
86.	0	0	0,755545	0
87.	0	0	0,746182	0
88.	0,706311	1	0,950576	0,706311
89.	0,714314	0,92747	0,947288	0,676523
90.	0,786489	0,859273	0,955545	0,696744
91.	0,013261	0,018608	0,778455	0,007803
92.	0,363764	0,463225	0,839894	0,255897
93.	0,302679	0,223199	0,846545	0,147403
94.	0,280726	0,207011	0,842697	0,135266
95.	0,000861	0,000937	0,763818	0,000449
96.	0,778318	0,876737	0,955667	0,70155
97.	0,766514	0,940727	0,958894	0,7312
98.	0,769341	0,886042	0,954879	0,700071
99.	0,011692	0,018271	0,773758	0,007181
100.	0,571891	0,811217	0,905379	0,504719
101.	0,577429	0,806119	0,906833	0,507015
102.	0,669613	0,531166	0,913121	0,420867
103.	0,979321	0,808923	0,975258	0,795338
104.	0,99869	0,777693	0,973455	0,776901
105.	0,663111	0,90325	0,933955	0,619135
106.	0,688093	0,962014	0,943652	0,669892
107.	0,652854	0,935883	0,933227	0,624904
108.	0,687357	0,882218	0,938303	0,629582
109.	0,746464	0,975398	0,957697	0,732669
110.	0,709878	0,929764	0,946485	0,673748
111.	0,827392	0,899426	0,965742	0,757325
112.	0,817514	0,907967	0,96497	0,754955
113.	0,860194	0,893308	0,970061	0,780053

114.	0,613312	0,899681	0,920652	0,574054
115.	0,660402	0,891396	0,932606	0,611223
116.	0,689509	0,8529	0,936864	0,616228
117.	0,817402	0,595156	0,936076	0,525315
118.	0,836329	0,62269	0,940667	0,555051
119.	0,840403	0,606119	0,9395	0,543553
120.	0,746772	0,626641	0,930364	0,516821
121.	0,729942	0,614659	0,927167	0,500779
122.	0,686095	0,583684	0,918773	0,460664
123.	0,52715	0,546973	0,887833	0,36694
124.	0,537633	0,579095	0,890773	0,386572
125.	0,560233	0,575016	0,895833	0,396188

Rychlá Houghova transformace

Číslo snímku	SN	SP	AC	OL
1.	0,992035	0,885741	0,984485	0,879487
2.	0,975476	0,928766	0,987909	0,907575
3.	0,960425	0,963593	0,990909	0,926794
4.	0,913945	0,896468	0,976621	0,826688
5.	0	0	0,694803	0
6.	0,21882	1	0,81447	0,21882
7.	0,412461	0,998608	0,922485	0,412224
8.	0,398902	0,900081	0,918076	0,381987
9.	0,443497	0,961726	0,926561	0,435805
10.	0,38107	1	0,920045	0,38107
11.	0,365851	1	0,916379	0,365851
12.	0,402097	1	0,921394	0,402097
13.	0,18975	0,499211	0,873682	0,159407
14.	0,467053	0,976201	0,921773	0,461795
15.	0,181624	0,499536	0,865227	0,153663
16.	0,31655	1	0,899015	0,31655
17.	0,318482	0,994284	0,898212	0,3179
18.	0,282724	1	0,890985	0,282724
19.	0,142672	0,684315	0,763045	0,133861
20.	0,166363	0,594928	0,771379	0,149436
21.	0,14633	0,695509	0,758636	0,13752
22.	0,930371	0,974136	0,991379	0,907944
23.	0,976435	0,956472	0,993879	0,934891
24.	0	0	0,857485	0
25.	0	0	0,84103	0
26.	0,45931	0,916021	0,940864	0,440751
27.	0,288531	1	0,852909	0,288531
28.	0,437203	0,769501	0,931455	0,386576
29.	0,356448	1	0,877667	0,356448
30.	0,376067	1	0,914758	0,376067
31.	0,348844	0,699554	0,918106	0,30339
32.	0,317512	0,651822	0,901803	0,27147
33.	0,445017	0,98194	0,935364	0,441404
34.	0,421081	0,885755	0,928455	0,399389
35.	0,751039	0,911621	0,965985	0,700067
36.	0,464274	0,975564	0,925833	0,458937

37.	0,984017	0,938993	0,990909	0,924887
38.	0,44473	0,996548	0,934288	0,444046
39.	0,432354	0,935072	0,930924	0,419753
40.	0,850726	0,942729	0,966242	0,808919
41.	0,83608	0,997654	0,983379	0,83444
42.	0,399336	0,967015	0,915955	0,393969
43.	0,73677	0,993546	0,970303	0,733261
44.	0,336762	0,996499	0,889394	0,336364
45.	0,356875	1	0,901212	0,356875
46.	0,940483	0,882458	0,979348	0,835783
47.	0,74115	0,973996	0,968636	0,726769
48.	0,02096	0,046801	0,839424	0,014689
49.	0,728598	0,91574	0,958848	0,682821
50.	0,989214	0,86293	0,977591	0,854886
51.	0,995796	0,914744	0,986712	0,911226
52.	0,378029	1	0,907439	0,378029
53.	0,494633	0,994709	0,926864	0,493335
54.	0,519408	0,98315	0,928348	0,514825
55.	0,397865	1	0,919652	0,397865
56.	0,432432	1	0,927136	0,432432
57.	0,468218	1	0,930409	0,468218
58.	0,364729	1	0,91753	0,364729
59.	0,410393	1	0,926424	0,410393
60.	0,400692	1	0,923924	0,400692
61.	0,243412	0,599638	0,848333	0,209383
62.	0,235148	0,620029	0,850242	0,20553
63.	0,8882	0,987654	0,985576	0,878447
64.	0,398987	0,985924	0,927379	0,396728
65.	0,740121	0,983317	0,96647	0,730942
66.	0,254418	1	0,834424	0,254418
67.	0,56079	0,986727	0,90847	0,556591
68.	0,293357	0,97688	0,852061	0,291334
69.	0,33077	1	0,889242	0,33077
70.	0,448143	0,998981	0,9085	0,447939
71.	0,29657	0,923576	0,883591	0,289466
72.	0,312932	1	0,881106	0,312932
73.	0,301384	1	0,883712	0,301384
74.	0,355243	1	0,891652	0,355243
75.	0,530166	0,998706	0,937727	0,529802

76.	0,372036	0,961575	0,920727	0,366586
77.	0,367723	0,961712	0,91497	0,362418
78.	0,586553	0,972578	0,957848	0,577011
79.	0,577504	0,993741	0,953848	0,575411
80.	0,523032	0,98832	0,950258	0,519819
81.	0,488862	0,98615	0,948561	0,485528
82.	0,473115	0,981363	0,942167	0,468902
83.	0,536908	1	0,954848	0,536908
84.	0,344398	1	0,897061	0,344398
85.	0,510625	0,998394	0,927652	0,510206
86.	0,007698	0,02389	0,799379	0,005856
87.	0	0	0,812606	0
88.	0	0	0,801439	0
89.	0	0	0,818076	0
90.	0	0	0,823197	0
91.	0	0	0,833742	0
92.	0	0	0,813576	0
93.	0,833881	0,905236	0,977788	0,766932
94.	0,53535	0,853168	0,951197	0,490187
95.	0	0	0,788924	0
96.	0	0	0,826909	0
97.	0,354383	1	0,905818	0,354383
98.	0	0	0,822833	0
99.	0	0	0,824348	0
100.	0,30239	1	0,882379	0,30239
101.	0,64107	0,999004	0,940333	0,640661
102.	0,556805	0,967877	0,95647	0,546702
103.	0,739815	0,987029	0,9735	0,732691
104.	0,651007	0,919538	0,962424	0,615921
105.	0,447314	0,984147	0,909348	0,444114
106.	0,457969	0,98413	0,908697	0,454611
107.	0,495821	0,974655	0,911894	0,489509
108.	0	0	0,810121	0
109.	0,329236	0,967603	0,894106	0,325646
110.	0	0	0,809515	0
111.	0	0	0,835288	0
112.	0	0	0,838712	0
113.	0	0	0,839758	0
114.	0,904501	0,989073	0,981606	0,895552

115.	0,352063	0,975916	0,894652	0,349031
116.	0,323063	0,995238	0,900242	0,322564
117.	0,507528	0,782245	0,945152	0,4447
118.	0,435199	0,704936	0,933894	0,368139
119.	0,371863	0,555145	0,920606	0,286492
120.	0,560231	0,96671	0,954212	0,549627
121.	0,548138	0,994507	0,95447	0,546484
122.	0,601438	0,999253	0,959652	0,601168
123.	0,556757	0,960984	0,942545	0,54445
124.	0,386272	0,988791	0,920864	0,384588
125.	0,489195	0,994446	0,937348	0,487862

Klasická Houghova Transformace

Číslo snímku	SP	AC	OL
1.	0,941723	0,942724	0,986818
2.	0,894684	0,955083	0,982061
3.	0,930585	0,978073	0,989182
4.	0,837452	0,896213	0,968333
5.	0,502646	0,999388	0,87747
6.	0,561404	0,998978	0,895697
7.	0,391884	1	0,919848
8.	0,330031	0,861639	0,908227
9.	0,584577	0,98209	0,9455
10.	0,414614	0,975172	0,923015
11.	0,410318	0,985103	0,921424
12.	0,369828	1	0,917152
13.	0,338334	0,939354	0,913712
14.	0,725883	0,994798	0,960061
15.	0,33502	0,992669	0,910076
16.	0,679348	1	0,952621
17.	0,765436	1	0,965061
18.	0,314126	0,981926	0,894879
19.	0,452276	0,976673	0,856636
20.	0,227487	1	0,813485
21.	0,172889	1	0,78247
22.	0,520723	0,97881	0,955167
23.	0,371991	0,736421	0,931485
24.	0	0	0,89403
25.	0,464091	0,972426	0,940576
26.	0,462446	0,965098	0,943758
27.	0,249762	0,999707	0,844879
28.	0,459899	0,999334	0,946606
29.	0,255779	1	0,85853
30.	0,734612	0,999849	0,963727
31.	0,981921	0,918619	0,989258
32.	0,721667	0,993484	0,967379
33.	0,870891	0,995774	0,984758
34.	0,633767	0,989324	0,957848
35.	0,90999	0,95834	0,986303
36.	0,906407	0,953984	0,981394

37.	0,874933	0,991547	0,984924	0,868456
38.	0,436513	0,99736	0,933364	0,436009
39.	0,365102	0,928024	0,923348	0,355048
40.	0,84342	0,986705	0,971788	0,833943
41.	0,746862	0,982886	0,973333	0,737274
42.	0,822591	0,98711	0,974258	0,813849
43.	0,914262	0,966045	0,986939	0,885798
44.	0,287613	0,98473	0,880667	0,286336
45.	0,296015	1	0,891864	0,296015
46.	0,873102	0,972075	0,983015	0,851739
47.	0,870911	0,976604	0,983121	0,853112
48.	0,366543	0,920693	0,924045	0,355324
49.	0,91053	0,97103	0,985818	0,886449
50.	0,903043	0,973204	0,983742	0,881134
51.	0,861173	0,992352	0,980076	0,855495
52.	0,91407	0,981739	0,984682	0,898789
53.	0,91707	0,989216	0,986621	0,907992
54.	0,922058	0,974084	0,985	0,89998
55.	0,15465	0,353491	0,849455	0,120552
56.	0,354184	1	0,917091	0,354184
57.	0,419706	1	0,924061	0,419706
58.	0,374533	1	0,918803	0,374533
59.	0,413915	1	0,926864	0,413915
60.	0,406899	1	0,924712	0,406899
61.	0,887797	0,982123	0,978818	0,873679
62.	0,213997	0,574143	0,844348	0,184683
63.	0,92551	0,9939	0,990591	0,920282
64.	0,421392	0,976533	0,92953	0,417168
65.	0,913825	0,986445	0,987848	0,902492
66.	0,76953	0,999114	0,948667	0,769005
67.	0,221935	1	0,840591	0,221935
68.	0,275232	0,97742	0,848424	0,273493
69.	0,861027	0,992403	0,975909	0,855389
70.	0,581763	1	0,930712	0,581763
71.	0,854652	0,986331	0,974864	0,844648
72.	0,4722	0,976109	0,906667	0,466805
73.	0,341708	0,974306	0,888924	0,338656
74.	0,27058	1	0,877424	0,27058
75.	0,390269	1	0,919303	0,390269

76.	0,380636	0,96541	0,921939	0,375515
77.	0,435735	0,981054	0,924727	0,432099
78.	0,495981	1	0,950591	0,495981
79.	0,419838	1	0,937167	0,419838
80.	0,467255	0,989713	0,944652	0,464997
81.	0,488557	0,997819	0,949106	0,488035
82.	0,168468	0,399867	0,88297	0,134469
83.	0,466356	1	0,94797	0,466356
84.	0,460967	1	0,915364	0,460967
85.	0,566574	0,998914	0,935939	0,566226
86.	0,79471	0,985195	0,966652	0,785331
87.	0,947692	0,983315	0,989045	0,932694
88.	0,266499	0,986338	0,875939	0,265518
89.	0,944434	0,977146	0,988015	0,924023
90.	0,60483	0,985364	0,947515	0,599445
91.	0,364968	0,986289	0,915894	0,363125
92.	0,381181	0,757811	0,887894	0,339788
93.	0,962662	0,875491	0,984727	0,846739
94.	0,91478	0,957828	0,989	0,879362
95.	0,391491	0,992209	0,924636	0,390292
96.	0,326355	0,961013	0,90803	0,322091
97.	0,311591	0,999667	0,899561	0,311559
98.	0,354732	0,998754	0,911606	0,354575
99.	0,411281	0,985985	0,916788	0,40889
100.	0,265457	0,984339	0,875439	0,26434
101.	0,274014	1	0,87953	0,274014
102.	0,800578	0,946968	0,97697	0,766226
103.	0,516667	0,982106	0,951621	0,511848
104.	0,956621	0,961659	0,992455	0,921476
105.	0,272693	0,97101	0,880924	0,270491
106.	0,342268	0,974306	0,889197	0,339207
107.	0,885826	0,977721	0,977106	0,868299
108.	0,309862	0,972266	0,893364	0,307147
109.	0,292752	1	0,890152	0,292752
110.	0,343163	0,915131	0,892788	0,332579
111.	0,37629	1	0,919409	0,37629
112.	0,388844	0,99384	0,919	0,387909
113.	0,418436	1	0,928212	0,418436
114.	0,527025	0,998025	0,917348	0,526476

115.	0,315705	0,922207	0,885939	0,307515
116.	0,343776	0,978586	0,902409	0,341209
117.	0,662815	0,982611	0,969803	0,655131
118.	0,395651	0,770077	0,936061	0,353851
119.	0,882467	0,993632	0,989439	0,877504
120.	0,487468	1	0,948879	0,487468
121.	0,451559	0,994002	0,944833	0,450332
122.	0,448906	0,998334	0,944197	0,44857
123.	0,742875	0,995063	0,967833	0,740147
124.	0,844024	0,98877	0,978803	0,83601
125.	0,41853	0,98856	0,92847	0,416512