

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV INTELIGENTNÍCH SYSTÉMŮ

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF INTELLIGENT SYSTEMS

EXPERIMENTY SE SNÍMKY SÍTNICE OKA

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE
AUTHOR

JAN FLORYČEK

BRNO 2010



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV INTELIGENTNÍCH SYSTÉMŮ

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF INTELLIGENT SYSTEMS

EXPERIMENTY SE SNÍMKY SÍTNICE OKA

EXPERIMENTS WITH IMAGES OF EYE RETINA

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE
AUTHOR

JAN FLORYČEK

VEDOUCÍ PRÁCE
SUPERVISOR

Ing. JIŘÍ KRAJÍČEK

BRNO 2010

Abstrakt

Pozice cév v sítnici lidského oka je jednou z důležitých fyziologických biometrických vlastností každého jedince. Zpracování barevných snímků sítnice a extrakce cévní struktury představuje významnou fázi při diagnostice řady očních chorob, stejně jako při získávání biometrických údajů. V této bakalářské práci bude popsána metoda pro automatické zpracování snímků, extrakci cévního řečiště a uložení šablony pro použití v biometrickém systému. Metoda byla vyvíjena a testována na reálných snímcích sítnice pořízených digitální fundus kamerou a implementována v jazyce C++ za použití knihovny OpenCV. Tato práce také obsahuje stručný úvod do biometrie, počítačové grafiky a medicíny.

Abstract

The layout of blood vessels in human eye retina is one of the important physiological biometric characteristics of every individual. The processing of color retinal images and extraction of the blood vessel structure is an important phase in diagnostics of many eye diseases as well as in gathering biometric data. An automatic method for image processing, extracting the blood vessel structure and saving a template for usage in a biometric system will be described in this bachelor thesis. The method was developed and tested on actual retinal images acquired by digital fundus camera and it was implemented in language C++ with the use of OpenCV library. This thesis also contains a brief introduction to biometrics, computer graphics and medicine.

Klíčová slova

sítnice, biometrie, fundus kamera, cévy, gaborův filtr, prahování, OpenCV, filtrování

Keywords

retina, biometrics, fundus camera, blood vessel, gabor filter, thresholding, OpenCV, filtering

Citace

Floryček Jan: Experimenty se snímky sítnice oka, bakalářská práce, Brno, FIT VUT v Brně, 2010

Experimenty se snímky sítnice oka

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto bakalářskou práci vypracoval samostatně pod vedením Ing. Jiřího Krajička. Uvedl jsem všechny literární prameny a publikace, ze kterých jsem čerpal.

.....
Jan Floryček
2. května 2010

Poděkování

Rád bych poděkoval vedoucímu mé práce, Ing. Jiřímu Krajičkovi, za vstřícný přístup, odborné vedení a podnětné návrhy.

© Jan Floryček, 2010

Tato práce vznikla jako školní dílo na Vysokém učení technickém v Brně, Fakultě informačních technologií. Práce je chráněna autorským zákonem a její užití bez udělení oprávnění autorem je nezákonné, s výjimkou zákonem definovaných případů..

Obsah

Obsah.....	1
1 Úvod.....	2
2 Úvod do biometrie	3
2.1 Vznik a historie biometrie	3
2.2 Základní pojmy	4
2.2.1 Identifikace	4
2.2.2 Verifikace	4
2.2.3 Autentizace	4
2.2.4 Efektivita a výkonnost biometrických systémů	5
2.2.5 Biometrické charakteristiky	6
2.3 Oční sítnice	8
2.3.1 Zařízení pro pozorování sítnice	11
3 Sběr dat	14
3.1 Úvod	14
3.2 Snímání	14
3.3 Ukázky pořízených snímků	14
3.4 Závěr	16
4 Návrh a struktura použité metody	17
4.1 Úvod	17
4.2 Použité metody a úpravy	17
5 Implementace	29
6 Testy.....	30
6.1 Úvod	30
6.2 Zdravé oči z databáze DRIVE	31
6.3 Vlastnoručně nasnímané sítnice.....	34
6.4 Snímky nemocných a zraněných očí	35
6.5 Časová náročnost	36
6.6 Zhodnocení výsledků testů	38
7 Závěr	39

1 Úvod

Sítnice lidského oka představuje jedno z mála míst v lidském těle, kde lze neinvazivním způsobem pozorovat cévy. Manuální analýza snímků je náročný a zdlouhavý proces a pro zpracování rozsáhlejších databází ji lze považovat za téměř nemožnou. Alespoň částečně automatizovaná analýza snímků je tak užitečným prostředkem při diagnostice očních chorob nebo získávání dat pro biometrické systémy. Jedná se zejména o extrakci pozic cév na sítnici, nicméně se lze zaměřit i na zkoumání optického disku nebo žluté skvrny, případně další objekty na snímku, které se vyskytují zejména jako důsledek očních chorob (například diabetické retinopatie).

Existuje celá řada metod pro automatické rozpoznání a extrakci cévního řečiště. Liší se jak rychlostí zpracování snímků, tak kvalitou výsledku a jeho použitelností coby základ pro biometrické systémy či medicínské aplikace. Zásadní roli hraje rovněž kvalita vstupních snímků - rozlišení, kompresní metoda, kontrast, šum a další faktory. Ze známých přístupů lze zmínit například metody založené na přizpůsobené filtraci, morfologických operacích, hranových detektorech či neuronových sítích. Velmi zajímavý přístup s kvalitními výsledky byl představen v [1], práce [2] se pak zabývá srovnáním většího množství metod segmentace cévního řečiště retinálních snímků.

Tato bakalářská práce se zabývá metodou automatického zpracování snímků lidské sítnice postupnou aplikací vhodných filtrů a morfologických operací, jejímž cílem je vytvořit a uložit šablonu pro použití v případném biometrickém systému. Metoda byla vyvíjena na osobním počítači v jazyce C++ s použitím knihovny OpenCV a následně testována na reálných datech.

Ve druhé kapitole je stručně nastíněn úvod do oblasti biometrie a vysvětleny některé základní pojmy. Rovněž jsou v ní krátce zmíněny některé informace o sítnici lidského oka z medicínského hlediska. Třetí kapitola se zabývá sběrem dat pro testování implementované aplikace. Čtvrtá kapitola se věnuje návrhu a popisu postupných úprav snímku aplikací vhodných obrazových filtrů. V páté kapitole je stručně zmíněna implementace. Šestá kapitola se pak zabývá samotným testováním aplikace na reálných snímcích lidské sítnice různé kvality, zhodnocením výkonu a výsledků.

2 Úvod do biometrie

Biometrie je věda zabývající se člověkem, jeho charakteristikami a možnostmi jejich využití při procesech identifikace či verifikace. Zkoumají a prakticky se využívají fyziologické znaky lidského těla a některé projevy chování (behaviorální vlastnosti). Biometrické metody vychází z přesvědčení, že některé fyziologické a behaviorální charakteristiky jsou pro každého jedince unikátní a v čase neměnné. Biometrické metody využívají například otisky prstů, geometrii ruky nebo unikátní vzory oční duhovky a představují tak alternativu ke starším identifikačním/verifikačním metodám založeným na znalosti hesla nebo vlastnictví magnetických/čipových karet. Biometrické systémy zažívají největší rozmach až v posledních několika letech, protože jsou většinou založeny na využití moderní techniky a výkonných počítačů. V současné době se biometrické systémy masivně využívají zejména ve vládních organizacích vyspělých zemí, nicméně existuje celá řada firem, které nabízí finančně dostupné biometrické systémy pro osobní využití. Téma biometrie je velice aktuální a zabývá se jím mnoho zajímavých prací - rád bych zmínil [3] a [4], které poskytují obsáhlý úvod do teorie biometrie, pojmů, přehled a srovnání používaných technologií a další informace. Byla z nich převzata většina informací v této kapitole.

2.1 Vznik a historie biometrie

Slovo biometrie vzniklo spojením řeckých slov *bios* (život) a *metron* (měření). Biometrii lze tedy označit vědu, která se zabývá měřením "živých" charakteristik člověka. Biometrie nachází uplatnění zejména v souvislosti s moderní technikou a výkonnými počítačovými systémy, nicméně její počátky sahají hluboko do minulosti. Většina živočichů se naprosto běžně vzájemně rozeznává podle fyziologických rysů - u člověka hraje roli zejména vzhled tváře, u zvířat hraje roli například pach, u zeber unikátní vzor pruhů atd.

Pokud jde o dnes používané biometrické charakteristiky, dá se za nejstarší označit otisk prstu. Povědomí o existenci papilárních linií a zřejmě i jejich jedinečnosti je doloženo u celé řady civilizací. Byly nalezeny například tzv. *petroglyfy* (obraz vytvořený opracováním povrchu kamene řezáním, dlabáním, tesáním a obrušováním) znázorňující lidskou ruku s vyznačenými papilárními liniemi na území dnešního státu Indiana. Vytvořily je indiánské kmeny obývající toto území v období několika tisíc let před našim letopočtem. Pozůstatky otisků prstů byly nalezeny rovněž ve zříceninách starověkého asyrského města Ninive. Zde byla objevena část Aššurbanipalovy knihovny založené již v 9. století před našim letopočtem. Na nalezených úlomcích hlíněných tabulek se kromě rozličných textů nacházely také otisky prstů. Vzhledem k tomu, že se tyto otisky pravidelně vyskytovaly vedle jmen, byla vyvrácena prvotní domněnka, že vznikly při výrobě tabulek. Autor pravděpodobně umístil svůj otisk vedle svého jména proto, aby zamezil falzifikaci tabulky. Obdobné užití otisků prstů se prokázalo i na keramice nalezené při archeologických vykopávkách v Egyptě, v Řecku a na území Římského impéria.

Pravděpodobně první písemně doložená zmínka o praktickém využití některé biometrické metody pochází od cestovatele jménem Joao de Barros, který popisuje užití určité obdoby dnes známého otisku prstu ve středověké Číně 14tého století. Líčí, jak čínský kupec za pomoci inkoustu otiskuje dlaně a chodidla malých dětí na papír proto, aby je dokázal vzájemně rozeznat.

Za další významnou událost v historii biometrie lze považovat článek dr. Henry Fauldse z roku 1880 (vyšel v časopise *Nature*), v němž píše o svém výzkumu - předpovídá budoucí forenzní využití otisků prstů a vysvětluje možnosti identifikace zločinců na základě jejich otisků. Dr. Henry Faulds je rovněž považován za prvního člověka, jemuž se podařilo získat otisk prstu z předmětu.

Významným přínosem pro studium biometrie byl antropolog a pařížský policista Alphonse Bertillon - vynalezl metodu měření fyzických znaků člověka, kterou nazval *antropometrie* (nebo *bertillionáž*, jak o ní informovali tehdejší novináři). Záměr metody spočíval v možnosti identifikovat opakovaně usvědčeného zločince z recidivy měřením a následným porovnáváním některých fyzických znaků (výška, délka a šířka hlavy, délka a šířka pravého ucha, délka natažené paže...). Tato metoda se rozšířila, ale následně od ní bylo upuštěno z důvodu, že měřené charakteristiky nebyly dostatečně unikátní a stávalo se, že byli dva různí lidé považováni za tutéž osobu.

První skutečně vědeckou práci z oblasti biometrie publikoval Sir Francis Galton v roce 1888. Položil v ní teoreticko-vědecké základy daktyloskopie (věda o kožních papilárních liniích na ruce a nohou). Považoval za vysoce nepravděpodobné, že by se vyskytli dva jedinci se stejnými otisky prstů (počet možných kombinací otisků prstů vypočítal na 64 miliard). Popsal celkem osm specifických vzorů vyskytujících se v otiscích prstů.

Z významných českých vědců se otisky prstů zabýval například Jan Evangelista Purkyně (19. století - biolog, filosof). Ve své práci popsal devět vzorů otisků prstů, nicméně nezmínil možnost identifikace osob.

2.2 Základní pojmy

2.2.1 Identifikace

Identifikace znamená zjištění totožnosti - systém by měl uživatele rozpoznat automaticky. Naměřené biometrické charakteristiky (v případě biometrické identifikace) jsou porovnávány s větším množstvím záznamů z databáze. Jde o časově i výpočetně náročnější proces, než v případě verifikace.

2.2.2 Verifikace

Verifikace je proces ověření identity. Uživatel předloží svou totožnost, která je následně ověřena porovnáním naměřené biometrické charakteristiky (v případě biometrické verifikace) s jedním záznamem uloženým v databázi, který je přiřazen k udávané identitě. Jedná se o méně náročný proces, než identifikace.

2.2.3 Autentizace

Autentizace je proces zjištění identity a potvrzení autenticity. Ve fázi identifikace je cílem potvrdit, že udávaná identita (typicky unikátní identifikátor - uživatelské jméno) je systému známa. Pokud identifikace proběhne úspěšně, následuje fáze ověření identity (verifikace), například pomocí nějakého sdíleného tajemství (hesla) nebo biometrické charakteristiky. Biometrická autentizace může využít biometrických charakteristik ve fázi identifikace i verifikace. Autentizace bývá často spojována s autorizací - poskytnutí určitých oprávnění nebo možností.

2.2.3.1 Existují tři základní metody autentizace

Autentizace na základě toho, co člověk zná

Tyto metody jsou založeny na znalosti nějaké tajné skutečnosti - typicky heslo nebo tzv. PIN, kterým je nutné se prokázat.

Autentizace na základě toho, co člověk vlastní

Tyto metody jsou založeny na vlastnictví nějakého předmětu - typicky klíče, magnetické nebo čipové karty - obecně tzv. *tokenu*.

Autentizace na základě toho, čím člověk je

Tyto metody nevyžadují znalost tajné informace ani vlastnictví předmětu - autentizace využívá jedinečných biometrických charakteristik osob. Těchto charakteristik existuje celá řada a lze je rozdělit na fyziologické a behaviorální.

Všechny metody mají své výhody i nevýhody a autentizační systémy mohou čelit různým druhům útoků - běžně se proto jednotlivé přístupy kombinují.

2.2.4 Efektivita a výkonnost biometrických systémů

Biometrické systémy mají celou řadu parametrů, které lze měřit a na jejich základě srovnávat výkonnost jednotlivých systémů. Vedle pořizovací ceny nebo rychlosti odezvy systému se často udávají následující dva parametry:

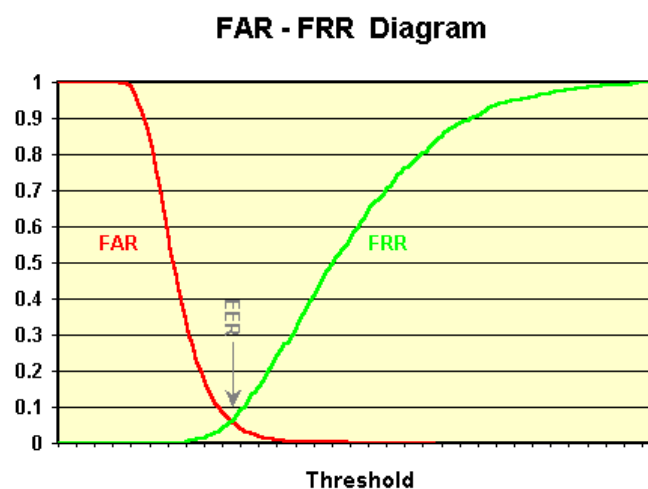
FAR (FMR)

False accept rate (false match rate) udává pravděpodobnost, že systém chybně přiřadí vstupní charakteristiku k nevhodnému vzoru uloženému v databázi. Tento jev může vést k tomu, že je neautorizovaná osoba považována za autorizovanou, což znamená bezpečnostní riziko.

FRR (FNMR)

False reject rate (false non-match rate) udává pravděpodobnost, že systém nedokáže přiřadit vstupní charakteristiku k patřičnému vzoru, který se vyskytuje v databázi. Při neschopnosti systému správně přiřadit vstupní charakteristiku ke korespondujícímu vzoru nehrozí přímé bezpečnostní riziko.

Oba dva jevy jsou považovány za nežádoucí a jejich pravděpodobnost nelze teoreticky vypočítat. Odvíjí se od nastavení prahu - čím vyšší je práh (je požadována vyšší shoda), tím roste FRR a klesá FAR. Bod, ve kterém se FRR a FAR rovnají se označuje jako *Equal Error Rate (EER)*, jak je vidět na obrázku 2.1 (převzat z [4]).



Obr. 2.1 Vztah FAR/FRR v závislosti na nastavení prahu

Receiver operating characteristic (ROC)

ROC je typicky grafické znázornění závislosti *FRR* a *FAR*, využívá se pro srovnávání přesnosti různých biometrických systémů.

2.2.5 Biometrické charakteristiky

Biometrické charakteristiky lze rozdělit do dvou základních skupin:

Fyziologické charakteristiky

souvisí s tvarem/vzhledem těla nebo jeho částí. Patří sem například vzhled papilárních linií na prstech, oční sítnice, oční duhovka či geometrie ruky.

Behaviorální charakteristiky

souvisí s chováním a zvyky osob. Za behaviorální charakteristiky se považuje například styl chůze, intonace hlasu a dynamika podpisu.

Jednotlivé biometrické charakteristiky a na nich založené biometrické systémy se vzájemně liší řadou faktorů - například cenou, uživatelskou příjemností, odolností proti oklamání a přesností. Obecné požadavky na biometrické charakteristiky zahrnují:

univerzálnost

každá osoba by měla mít danou charakteristiku.

jedinečnost

charakteristika by měla být jedinečná a odlišovat se od ekvivalentní charakteristiky ostatních.

trvanlivost

charakteristika by se v čase neměla měnit.

měřitelnost (získatelnost)

charakteristiku by nemělo být obtížné změřit.

odolnost proti oklamání

nemělo by být snadné charakteristiku napodobit.

uživatelská příjemnost

charakteristiku by mělo být možno změřit bez nadměrného obtěžování uživatele.

2.2.5.1 Biometrické charakteristiky ruky

Na lidské ruce lze měřit hned několik unikátních biometrických vlastností. Nejznámější a nejpoužívanější jsou samozřejmě otisky prstů. Dále například geometrie ruky, vzor krevního řečiště nebo tvar lůžka nehtu. Lze zmínit i behaviorální charakteristiky související s rukou, jako dynamika podpisu nebo dynamiku psaní na klávesnici.

Otisky prstů

Takzvané papilární linie se vyskytují na prstech rukou, nohou a kůži dlaně - jejich popisem a využitím se zabývá daktyloskopie. Formují se během embryonálního vývoje a v případě drobného

poranění mají schopnost se časem obnovit. Udávaná výška a šířka papilárních linií je u dospělého člověka 0,1-0,5 mm.

Existuje celá řada klasifikací vzorů otisků prstů. V anglicky mluvících zemích se ujal systém klasifikace otisků, zavedený Sirem Edwardem Henrym. Tato klasifikace rozeznává tři základní vzory: smyčku, vír a oblouk. Důležitým poznávacím znakem je rovněž tzv. delta - bod, z něž se papilární linie šíří do tří směrů.

K získání otisků prstů se používá mnoho metod a technologií - například optické snímače, kapacitní (nebo silikonové) snímače, termální snímače, ultrazvukové snímače atd.

Geometrie ruky

Biometrické metody založené na měření geometrie ruky využívají faktu, že tvar ruky každého jedince je unikátní a v dospělosti neměnný. Geometrie ruky se typicky měří optickými snímači ze dvou stran. Výsledné šablony obsahují informace o jednotlivých prvcích ruky - například se měří délka a šířka jednotlivých článků prstů, šířka a tloušťka dlaně nebo poměr plochy dlaně a prstů. Zařízení měřící geometrii ruky se typicky používají pro verifikaci uživatelů (například místo přístupových karet) a často mají schopnost ignorovat drobná poranění nebo nečistoty.

Struktura krevního řečiště

Metody snímání krevního řečiště ruky využívají rozdílu v absorpci infračerveného záření mezi podkožními žilami a ostatní tkání. Zdroj infračerveného záření pořídí obraz snímané ruky (hřbetu ruky nebo dlaně) v odstínech šedi. Na něm je patrný kontrast mezi krevním řečištěm a okolní tkání - žíly infračervené záření pohlcují více a jsou tak na snímku tmavší. Takto získaný snímek pak prochází řadou úprav, jejichž výsledkem je další zvýraznění struktury cévního řečiště. Stejně jako ostatní biometrické charakteristiky je i krevní řečiště každého jedince unikátní a dostatečně stabilní. Vzhledem k potřebě nákladného snímače a netriviálním úpravám snímků však tyto metody v praxi nepatří mezi nejpoužívanější.

Tvar lůžka nehtu

Povrch nehtu na prstech ruky není rovný. Při svém růstu kopíruje tvar lůžka nehtu (prostor pod nehtem) a získává tak vlnitý tvar. Zvlnění nehtu je u každého jedince různé, stejně tak má každý nehet u jednoho člověka různé zvlnění. Při využití této biometrické charakteristiky hraje roli přírodní polymer keratin, který dokáže měnit orientaci dopadajícího polarizovaného světla. Při osvětlení nehtu pod vhodným úhlem tak lze pozorovat fázové změny odraženého paprsku a na základě následné analýzy získat unikátní strukturu lůžka nehtu. Nevýhodou této metody je nevhodnost použití na kosmeticky upravené nehty a nízká odolnost proti pokusům o oklamání zařízení.

2.2.5.2 Biometrické charakteristiky očí

V souvislosti s lidským okem se nejčastěji používají dvě charakteristiky - duhovka a sítnice. Obě jsou pro použití v biometrii velmi vhodné, neboť jsou velice unikátní, v čase se mění pouze následkem nemoci/úrazu a je extrémně obtížné je zfalšovat. Nevýhodou, zejména u sítnice, je to, že přístroje na její snímání jsou nákladné a snímání samotné je netriviální a uživatelsky ne právě příjemné. I proto se dnes více používá snímání duhovky, než sítnice.

Oční duhovka

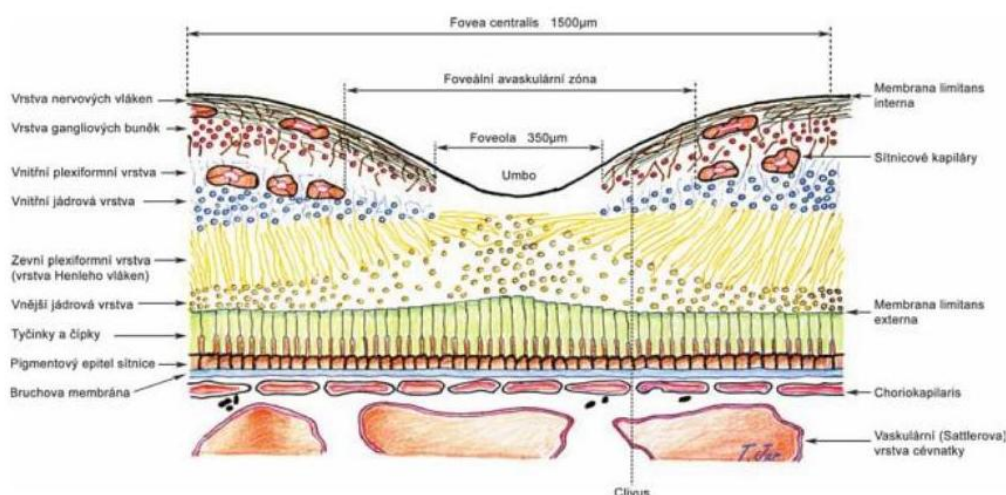
Identifikace nebo verifikace osob na základě oční duhovky patří mezi nejspolehlivější biometrické metody vůbec. Duhovka každého jedince je unikátní, stejně tak se liší duhovka levého a pravého oka jednoho člověka. Struktura duhovky je natolik komplexní a jedinečná, že se liší i u

jednovaječných dvojčat. Jde o pigmentovou membránu obklopující zřítelnici oka, barvu způsobuje barvivo zvané melanin. Duhovka přímo ovlivňuje množství světla, které vstupuje do oka a dopadá na sítnici - je spojena se svaly, které ji rozšiřují nebo zužují a tím regulují, kolik světla projde tzv. *pupilou* (panenkou). Toho lze využít v biometrických systémech při testování živosti - osvětlit oko a sledovat přirozené fyziologické reakce duhovky. Textura se formuje během prvních dvou let a následně zůstává neměnná po zbytek života. Struktura duhovky je určena stavbou tkání, jimiž je tvořena - svalovými vlákny, pigmentem a vazivem. Při zpracování snímku duhovky jde zejména o digitální reprezentaci výrazných vnějších charakteristik - skvrn, krypt, rýh a záhybů. Z výhod systémů založených na zpracování snímku sítnice lze zmínit vysokou přesnost a uživatelskou přívětivost (není nutný přímý kontakt s okem - snímek lze pořídit až ze vzdálenosti jednoho metru). Nevýhodou je naopak vyšší pořizovací cena systému.

2.3 Oční sítnice

Sítnice (lat. *retina*) je tenká světločivná (schopná zachytit foton a vzruch předat dále) tkáň, která zevnitř pokrývá oční stěnu. Zachycuje obraz přicházející na ni přes čočku oka, což vyvolává řadu chemických, elektrických a nervových impulsů, které jsou skrze zrakový nerv poslány do vizuálních center mozku. Lidská sítnice je součástí centrální nervové soustavy (CNS) a jedná se o jedinou z mála jejích částí, kterou je možné pozorovat neinvazivním způsobem (není porušena kůže ani nevzniká kontakt se sliznicí). Má několik vrstev neuronů vzájemně propojených synapsí. Na světlo jsou přímo citlivé pouze fotoreceptorové buňky - tyčinky, čípky a fotosenzitivní gangliové buňky (*photosensitive Retinal Ganglion Cells* - pRGC). Význam tyčinek spočívá ve vnímání černobílého vidění za slabého osvětlení. Čípky umožňují vnímání barev za běžného osvětlení. Fotosenzitivní gangliové buňky hrají roli ve vnímání intenzity světla.

Sítnice se anatomicky člení následující vrstvy (od vnějších po vnitřní): vrstva nervových vláken, vrstva gangliových buněk, vnitřní plexiformní vrstva, vnitřní jádrová vrstva, zevní plexiformní vrstva (vrstva Henleho vláken), vnější jádrová vrstva, tyčinky a čípky, pigmentový epitel sítnice, bruchova membrána - viz obrázek 2.2 (převzat z [5]):

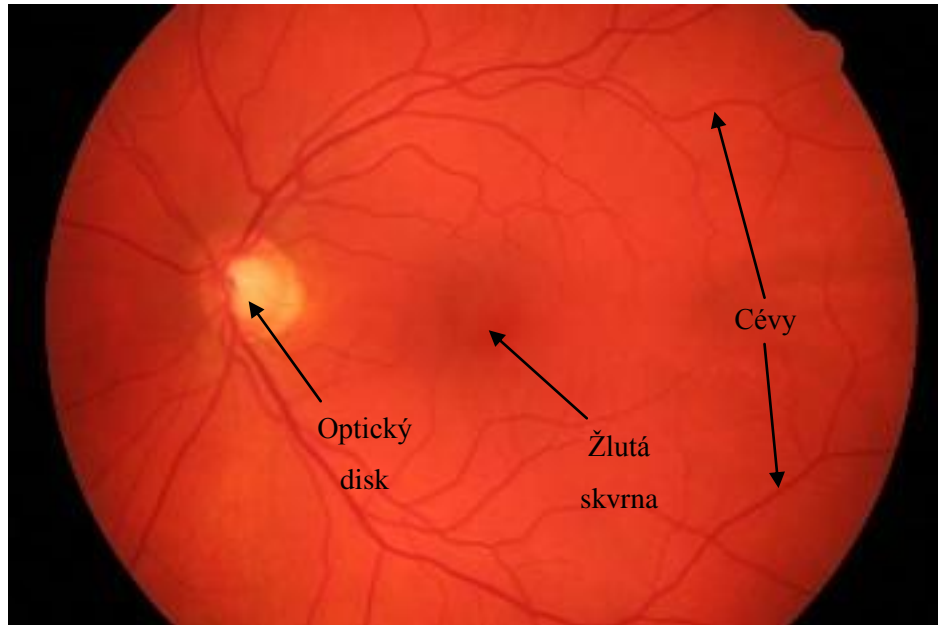


Obr. 2.2 Topografie foveální oblasti sítnice

Sítnice je přibližně kruhového tvaru o průměru cca 2 centimetry a průměrné tloušťce 0,1 - 0,3 milimetru. V okolí terče zrakového nervu dosahuje tloušťky až 0,5 milimetru, do periferie se ztenčuje. Celá sítnice obsahuje přibližně 7 milionů čípků a 100 milionů tyčinek. Vedle cév jsou na snímku sítnice patrné dvě další důležité oblasti - optický disk a žlutá skvrna.

Optický disk (slepá skvrna) je oblast zcela bez fotoreceptorových buněk (tyčinek a čípků) - v tomto místě se do sítnice dostávají cévy zásobující ji krví. Na snímku bývá nejsvětlejší a jedná se o oblast s největší koncentrací viditelných cév.

Žlutá skvrna (nebo *fovea*, lat. *macula lutea*) je naopak místem s největší koncentrací tyčinek a čípků a tedy místem nejostřejšího vidění. Nachází se uprostřed sítnice a na snímku bývá tmavší. Viz obrázek 2.3:

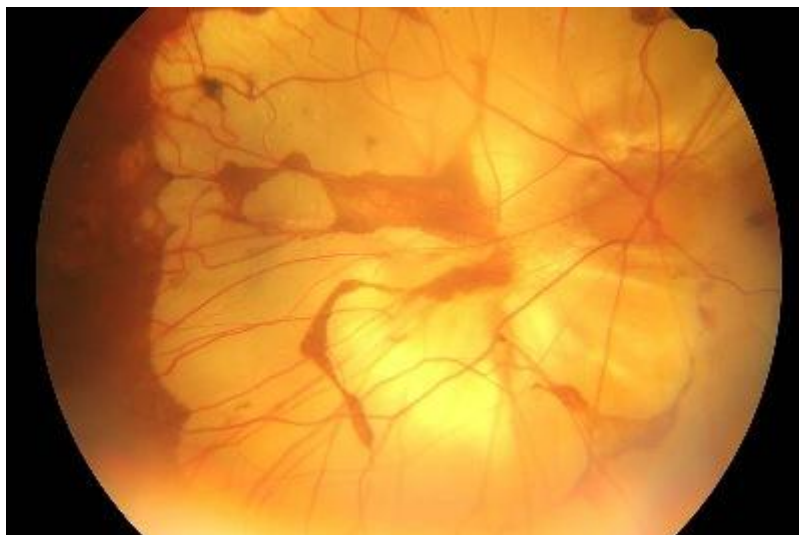


Obr. 2.3 Snímek zdravé sítnice

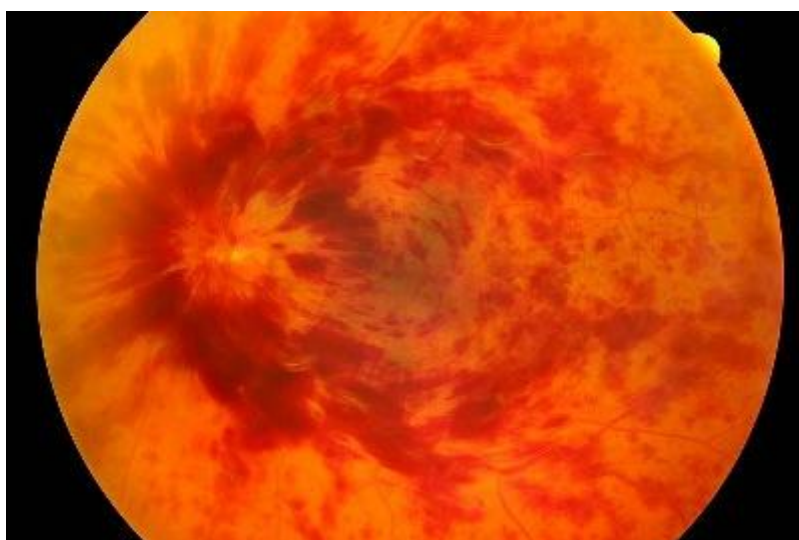
Přestože lze sítnici lidského oka považovat za v čase dostatečně neměnnou a stabilní pro využití v biometrických systémech, její vzhled (stejně jako činnost zrakového orgánu) se může výrazně změnit následkem poranění nebo choroby - viz obrázky 2.4, 2.5, 2.6, 2.7 a 2.8 (převzaty z [6]).



Obr. 2.4 Stav po toxoplazmatické chorioretinitidě



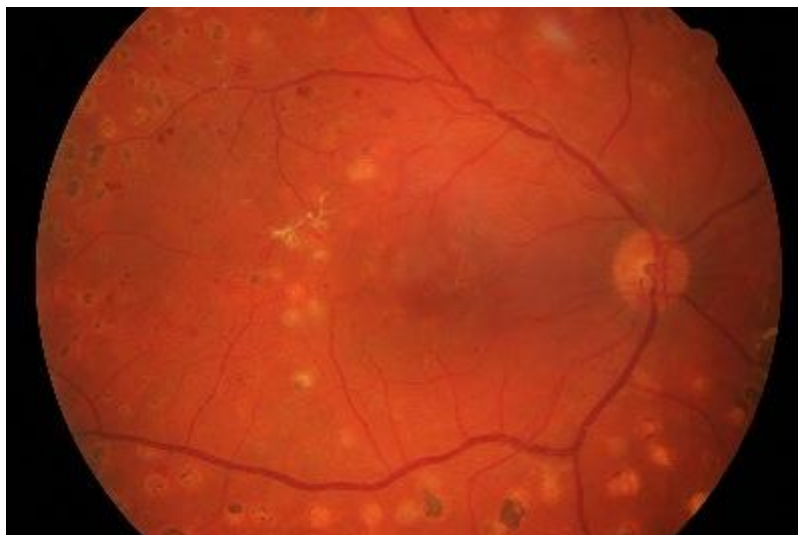
Obr. 2.5 Degenerace při těžké krátkozrakosti



Obr. 2.6 Stav po okluzi centrální vény sítnice



Obr. 2.7 Preretinální krvácení



Obr. 2.8 Diabetická retinopatie

Využití sítnice lidského oka coby biometrické charakteristiky spočívá ve zpracování struktury cévního řečiště. Sítnice je metabolicky mimořádně aktivní část nervové tkáně s velmi vysokou spotřebou kyslíku. Díky tomu se v ní vyskytuje velké množství cév, jejichž struktura je natolik komplexní, že je jejich výsledné uspořádání u každého jedince zcela unikátní. Pořizování snímků však není tak uživatelsky příjemné jako u duhovky a zařízení na jejich snímání jsou poměrně nákladná.

2.3.1 Zařízení pro pozorování sítnice

Jak již bylo zmíněno výše, sítnice oka je část centrální nervové soustavy, kterou lze pozorovat neinvazivním způsobem. K tomu je zapotřebí buď tzv. oftalmoskop nebo modernější digitální fundus kamera.

2.3.1.1 Oftalmoskop

Jedná se o lékařskou pomůcku používanou pro vyšetření očního pozadí. Vynalezen byl v polovině 19. století a funguje na principu osvětlení pozadí oka, které lze následně pozorovat otvorem v oftalmoskopu. Využití má však pouze v medicíně, přesněji v oftalmologii - ne v biometrii.



Obr. 2.9 Oftalmoskop Welch Allyn

2.3.1.2 Digitální fundus kamera

Digitální fundus kamery jsou modernějším prostředkem pro pozorování očního pozadí. Pracují na principu osvětlení očního pozadí světlem a následném snímání odrazu pomocí CCD prvku v digitálním fotoaparátu. Pro pořízení snímku v dostatečné kvalitě použitelné pro další zpracování (ať už pro účely medicíny nebo biometrie) je třeba správně nalézt střed sítnice, zaostřit a správně nastavit intenzitu osvětlení. Některá zařízení tyto činnosti provádějí automaticky, u jiných je nutná manuální korekce.

V rámci bakalářské práce jsem se seznámil s non-mydriatickou fundus kamerou Canon CR-1 (na obrázku 2.10) v laboratoři biometrických systémů Fakulty informačních technologií Vysokého učení technického v Brně.

Non-mydriatická fundus kamera Canon CR-1

Následující specifikace a technické parametry jsou převzaty od výrobce [7]:

Obecné specifikace:

Zorné pole:	45 stupňů
Zoom:	2× (Digitální)
Pracovní vzdálenost:	35 mm od čočky objektivu
Minimální velikost panenky:	4 mm (přibližně 3.7 mm v SP modu)
Rozsah nastavitelných dioptrií:	Bez kompenzačních čoček: -10D až +15D Se zápornou kompenzační čočkou: -7D to -31D S kladnou kompenzační čočkou: +11D to +33D
Zdroj světla:	IREd pro pozorování, Xenonová trubice na fotografování
Vnitřní fixace cíle:	LED tečková matice, zelená
Rozlišení senzoru:	15.1 MPx nebo vyšší (závisí na připojeném fotoaparátu)
Připojitelný fotoaparát:	Canon EOS SLR digitální
Zabudovaný monitor:	LCD, barevný, úhlopříčka 5,7 palce

Elektrické specifikace a požadavky na okolní prostředí:

Zdroj elektrické energie:	100–240 AC 50/60 Hz 1-0.4 A
Okolní teplota:	10°C až 35°C
Vlhkost:	relativní vlhkost 30% až 80%

Fyzické parametry

Rozměry (W × D × H):	320 mm × 530 mm × 550 mm
Hmotnost:	21.5 kg
Cena:	542 000 CZK



Obr. 2.10 Non-mydriatická fundus kamera Canon CR-1

3 Sběr dat

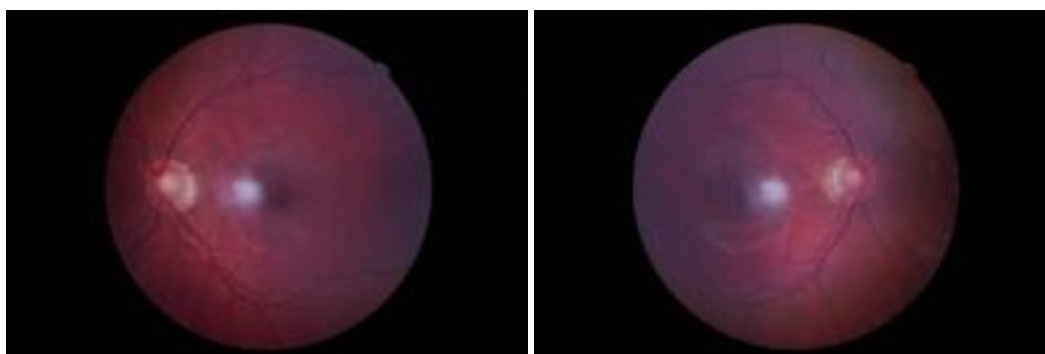
3.1 Úvod

Součástí práce bylo získání ukázkových dat, které budou použity pro otestování funkčnosti aplikace. Vedle několika velmi kvalitních snímků z databáze DRIVE (*Digital Retinal Images for Vessel Extraction*) poskytnutých vedoucím práce, Ing. Jiřím Krajíčkem, a snímků sítnic neobvyklého vzhledu (následkem zranění či choroby), poskytnutých ordinací MUDr. Tomáše Kuběny, jsem osobně pořídil několik snímků v laboratoři biometrických systémů Fakulty informačních technologií Vysokého učení technického v Brně. Cílem bylo získat snímky sítnic různých uživatelů a různé kvality pro otestování metody segmentace cévního řečiště.

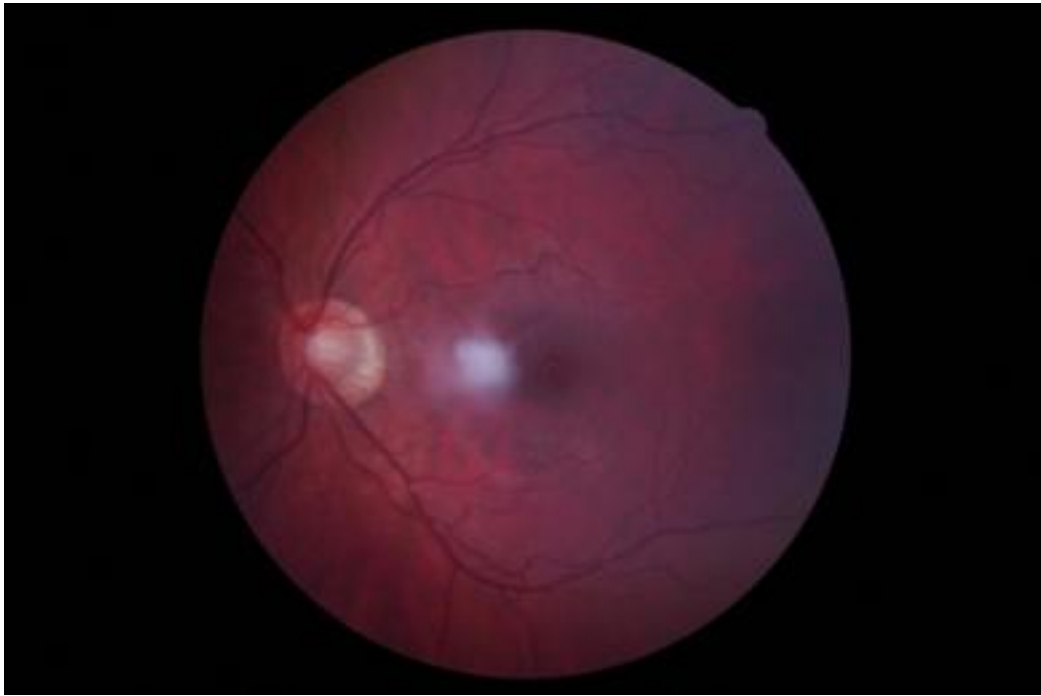
3.2 Snímání

Samotné snímání probíhalo dne 30. listopadu 2009 od 9 hodin ráno v Biometrické laboratoři výzkumné skupiny *STRaDe* (S214) pomocí non-mydriatické fundus kamery Canon CR-1 (technické specifikace viz výše). Zúčastnilo se jej 10 dobrovolníků z řad studentů Fakulty informačních technologií Vysokého učení technického v Brně ve věku 19 až 22 let, všichni se zdravou sítnicí. Každému uživateli byla dvakrát vyfocena sítnice levého i pravého oka. Na základě reakcí na světlo z blesku lze usuzovat, že pořízení snímku nebylo uživatelsky zcela příjemné. Ani ovládání samotného zařízení nebylo triviální, neboť bylo třeba zajistit správné zaostření, vycentrování, osvětlení, nastavení intenzity blesku a další parametry, to vše pouze na základě obrazové informace z malého černobílého displeje. Registrace uživatele trvala průměrně 1 minutu, pořízení všech čtyř snímků pak průměrně 6 minut. Snímání komplikovala nízkokapacitní paměťová karta ve fotoaparátu o kapacitě pouze 16 megabytů - pořizované snímky měly rozlišení 3888×2592 a velikost průměrně 2,07 megabytu, takže bylo nutné je často kopírovat do počítače a kartu vyprazdňovat. Při focení také fundus kamera několikrát zamrzla s errorem "QUICK RETURN MIRROR ERROR (code 006)" a bylo třeba celé zařízení restartovat. Tyto dva problémy drobně komplikovaly a zdržovaly proces snímání. Další komplikaci představovala má nezkušenost s obsluhou fundus kamery, což vedlo k neschopnosti dopředu odhadnout vzhled výsledného snímku. To však umožnilo následné testování implementované aplikace na snímcích různé kvality (viz obrázky 3.1 až 3.5).

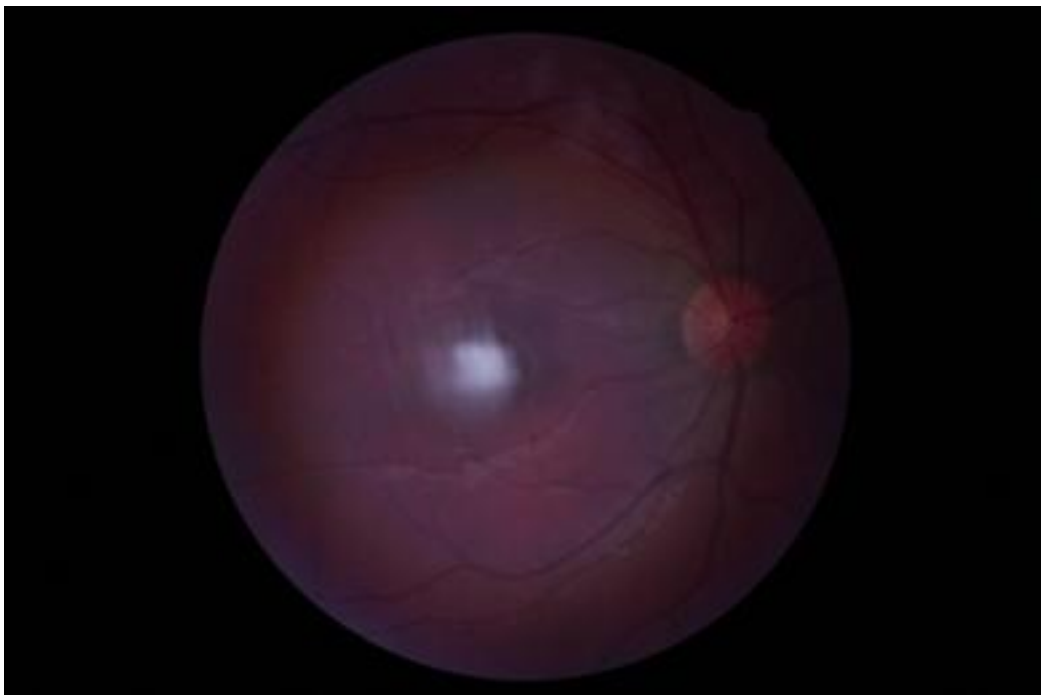
3.3 Ukázky pořízených snímků



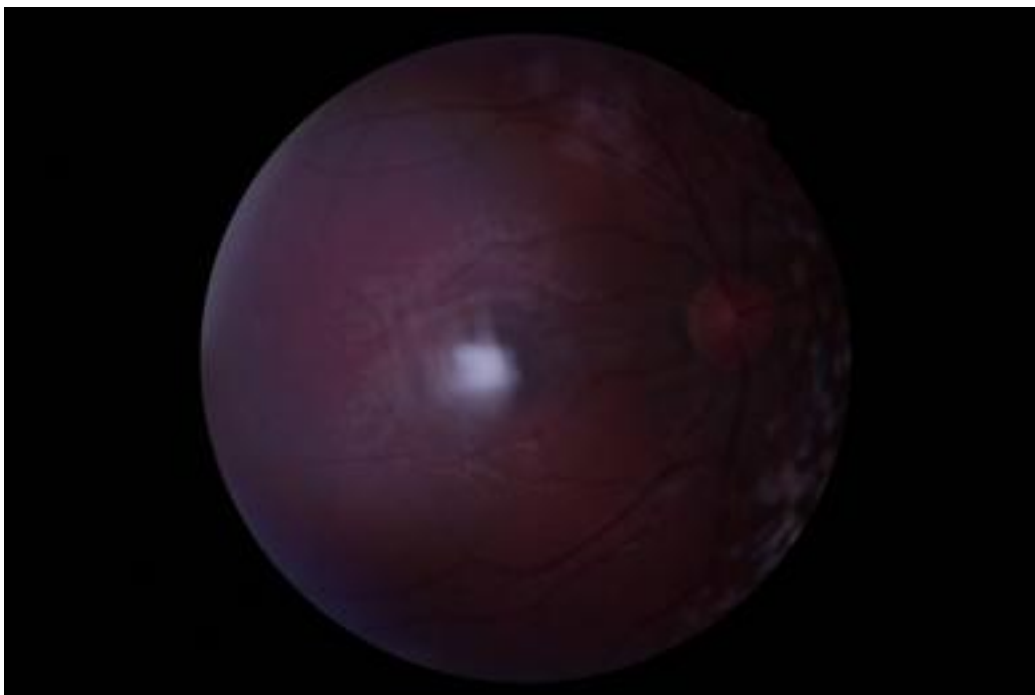
Obr. 3.1 Sítnice obou očí jednoho uživatele: levé oko (vlevo) a pravé oko (vpravo) - nejsou identické



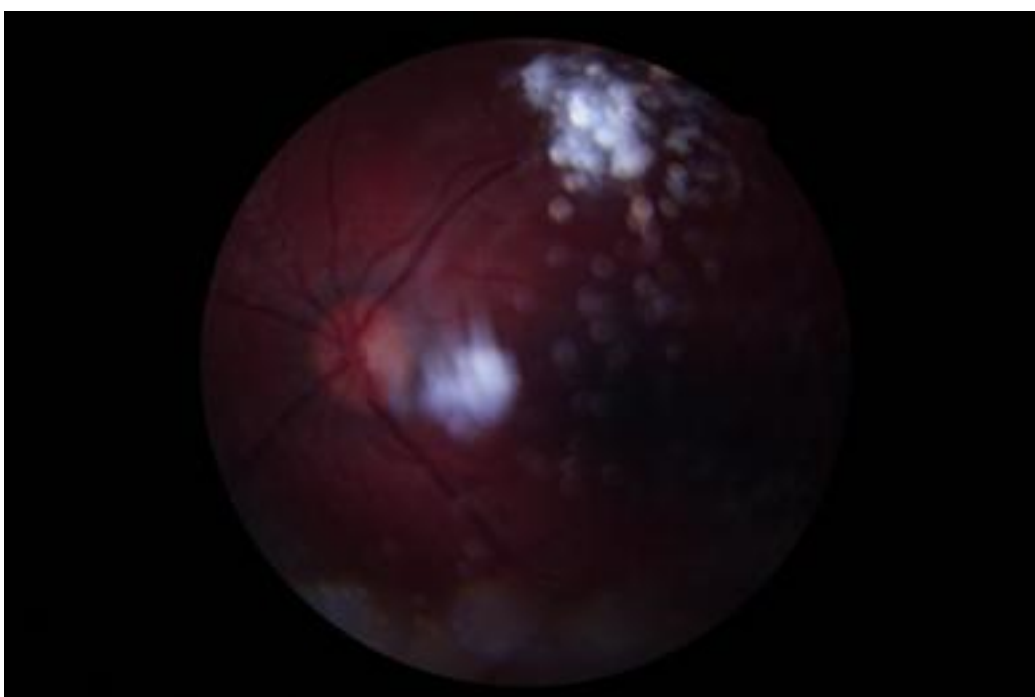
Obr. 3.2 Kvalitní snímek - správné vycentrování, dobrý kontrast, výrazné cévy a hladké pozadí - vadí pouze odlesk uprostřed



Obr. 3.3 Středně kvalitní snímek - u okrajů horší kontrast, pozadí není zcela hladké, odlesk



Obr. 3.4 Nekvalitní snímek - špatný kontrast, pozadí není zcela hladké, větší množství odlesků



Obr. 3.5 Velmi nekvalitní snímek - nízká ostrost i kontrast, spousta odlesků, špatné osvětlení

3.4 Závěr

Snímání proběhlo rychle a bez větších potíží, i když nebylo uživatelsky zcela příjemné, ani triviální z hlediska obsluhy zařízení. Počet pořízených snímků není vysoký, nicméně vzhledem k jejich velmi rozmanitému vzhledu a snímkům z jiných zdrojů pro otestování dostačoval.

4 Návrh a struktura použité metody

4.1 Úvod

V této kapitole bude stručně popsán návrh metody a postup zpracování snímků sítnice oka. Metoda využívá celé řady obrazových filtrů a morfologických operací a jejím úkolem je upravit vstupní snímek - vylepšit kvalitu a ostrost, zvýraznit strukturu cévního řečiště, potlačit případné artefakty a podobně. Finální fází je uložení šablony pro případné budoucí uložení v databázi a použití coby vzoru v biometrickém systému. Na tomto místě bych rád zmínil [8] - poměrně obsáhlý a srozumitelný zdroj informací o mnoha obrazových filtrech a morfologických operacích, ze kterého jsem při psaní této kapitoly do značné míry vycházel.

4.2 Použité metody a úpravy

Načtení snímku

Nejprve je třeba načíst snímek pro zpracování. Na vstupu se tak očekává třísloužkový barevný snímek s barevnou hloubkou 24 bitů (8 bitů pro každý barevný kanál). Metoda je optimalizována pro snímky o rozlišení 10 megapixelů, s nimiž bude v pozdější kapitole testována.

Unsharp masking

První fází zpracování je drobné zlepšení kvality vstupního snímku digitálním zostřením. Tento krok je, resp. není nutný v závislosti na kvalitě zdrojového obrázku. Pro tento účel byla zvolena metoda *unsharp masking* (USM, neostré maskování nebo neostrá maska - český název se však v literatuře příliš nepoužívá) - jedná se o již poměrně starou metodu (uvádí se první polovina 20. století a použití ještě v dobách před digitálním zpracováním fotografií), která je i přes triviální princip dodnes velmi populární a široce využívána. Její implementace se vyskytuje v mnoha profesionálních programech na digitální úpravu obrázků.

Základní princip je následující: z originálního obrázku se vytvoří kopie, která je následně uměle rozmazána (například pomocí Gaussova filtru). Potom se od originálního obrázku odečte jeho rozmazaná kopie (pixel po pixelu, v případě vícekanalového obrázku každý kanál zvlášť), čímž vznikne maska. Posledním krokem je přičtení této masky k výslednému obrázku, čímž vznikne nový obrázek s výraznějším přechodem hran a tedy vyšší ostrostití. Zostření je dosaženo tím, že se zvýší kontrast v oblastech s přechodem hran - viz obrázek 4.1.

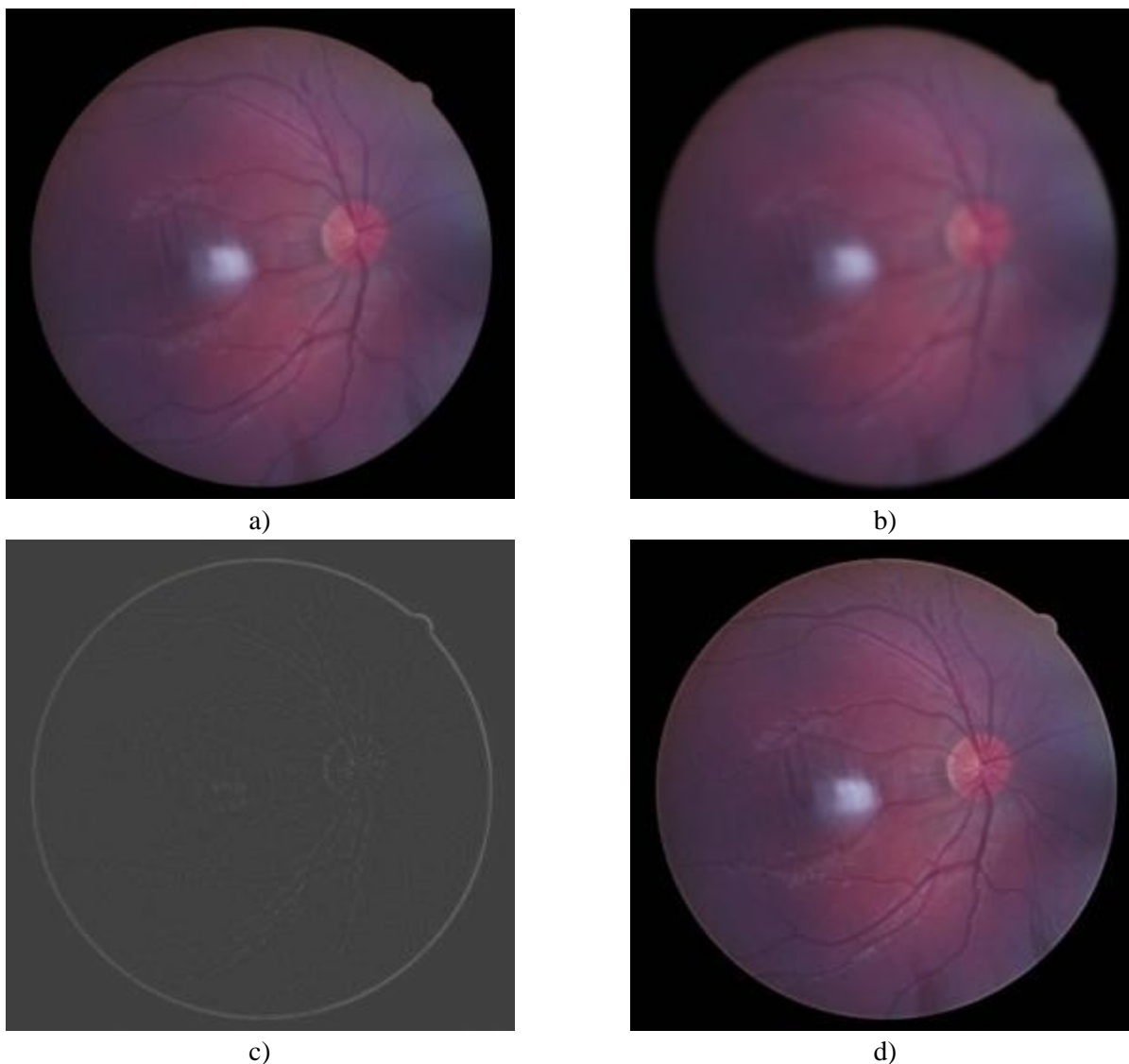
Slabinou metody je fakt, že nedokáže obnovit případné ztracené detaily u výrazně rozmazaných vstupních obrázků. Další nevýhodou je nebezpečí zvýraznění případného šumu (*image noise*). Pokročilejší implementace nabízí některá rozšíření, jako například možnost určení prahu, což může zesilování šumu přítomného již ve vstupním obrázku potlačit.

Hodnota pixelu masky m pro obrázek i o souřadnicích x,y se vypočítá pomocí vzorce 4.1:

$$m(x,y) = i(x,y) - i_{smooth}(x,y) \quad (4.1)$$

Hodnota pixelu ostřejšího obrázku i_{sharp} o souřadnicích x,y se vypočítá z hodnoty pixelu původního obrázku a hodnoty pixelu masky podle vzorce 4.2:

$$i_{sharp}(x,y) = m(x,y) + i(x,y) \quad (4.2)$$



Obr. 4.1 Postup metody *unsharp masking*: a) zdrojový obrázek; b) rozmazaná kopie; c) maska (pro potřeby tisku vylepšen jas a kontrast); d) zostřený obrázek

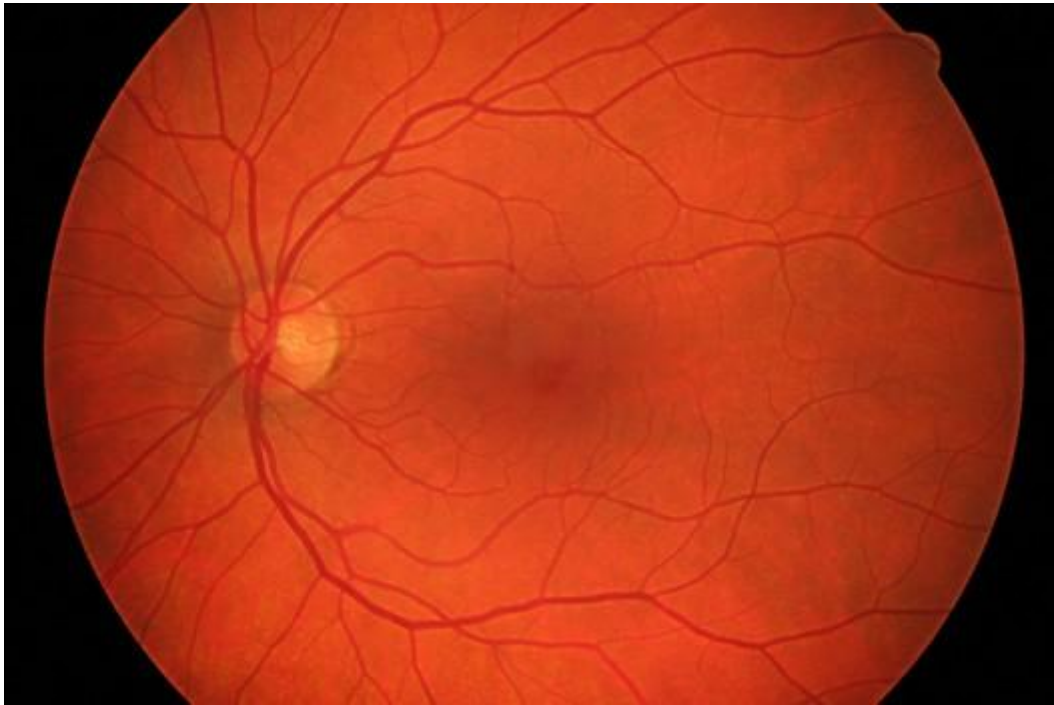
Morfologie *black hat*

Na obrázek doostřený pomocí metody *unsharp masking* je nyní aplikována morfologická operace *black hat*. Vhodnost tohoto kroku opět výrazně závisí na kvalitě zdrojového snímku sítnice - obrázky s horším kontrastem, případně dalšími vadami (například lesk) může tato morfologie drobně vylepšit pro další zpracování. U kvalitních obrázků však může dojít k mírnému zhoršení kontrastu a případně ztrátě informace. Neformálně řečeno, morfologická operace *black hat* zvýrazní některé tmavší prvky na obrázku a potlačí pozadí - konkrétně u snímků sítnice ji lze použít coby velmi jednoduchý detektor hran, resp. cév - viz obrázky 4.2 a 4.3.

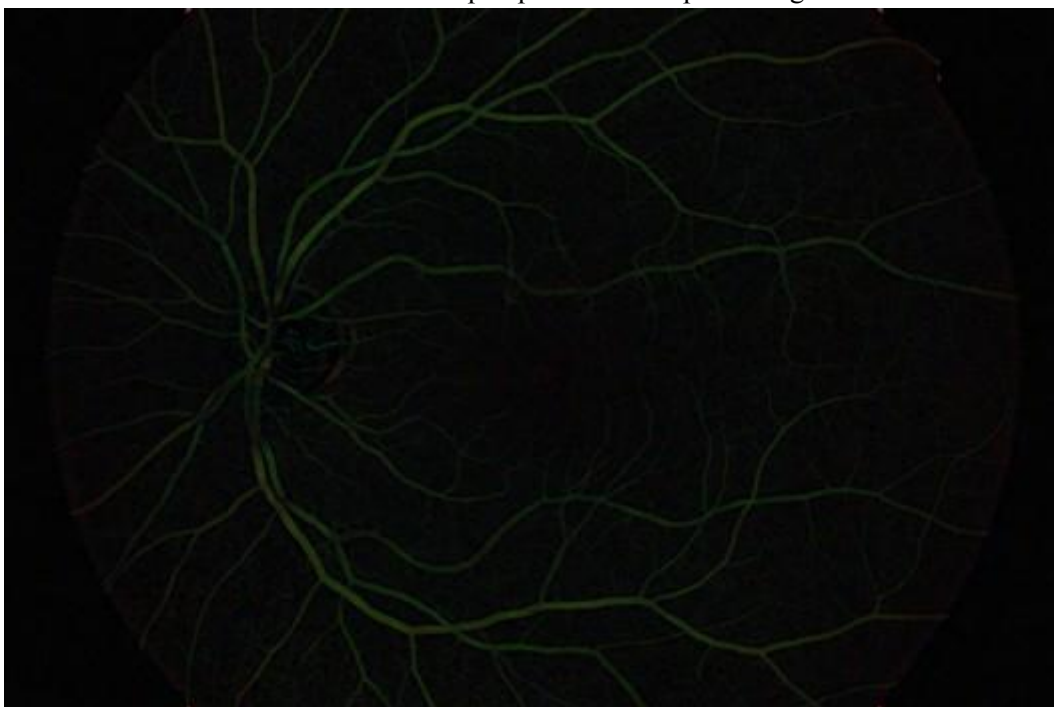
Přesnější matematická definice je:

$$blackhat(i,e) = close(i,e) - src \quad (4.3)$$

kde i je zdrojový obrázek, e je strukturální element (*structuring element*) a *close* značí morfologickou operaci *closing* (dilatace a následná eroze stejným strukturálním elementem).



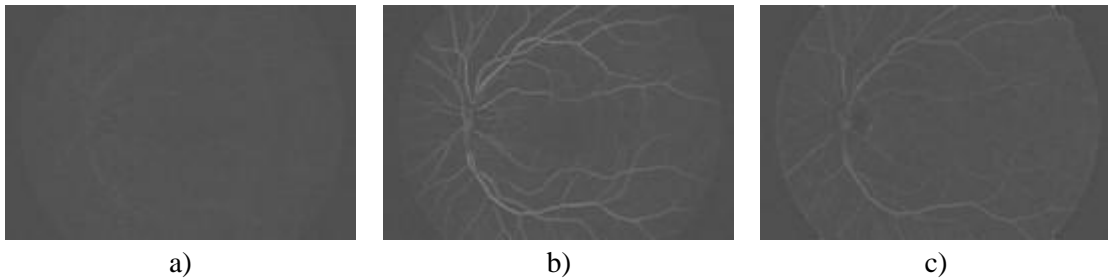
Obr. 4.2 Obrázek po aplikaci unsharp masking



Obr. 4.3 Obrázek po aplikaci morfologické operace black hat

Rozdělení obrázku na jednotlivé barevné kanály

Předchozí kroky pracovaly se zdrojovým barevným obrázkem o třech kanálech. V následujících fázích zpracování se ale počítá již pouze se zpracováváním jednobarevného obrázku - je tedy třeba rozdělit obrázek na jednotlivé barevné složky (kanály) a zvolit ten nejvhodnější pro další práci.

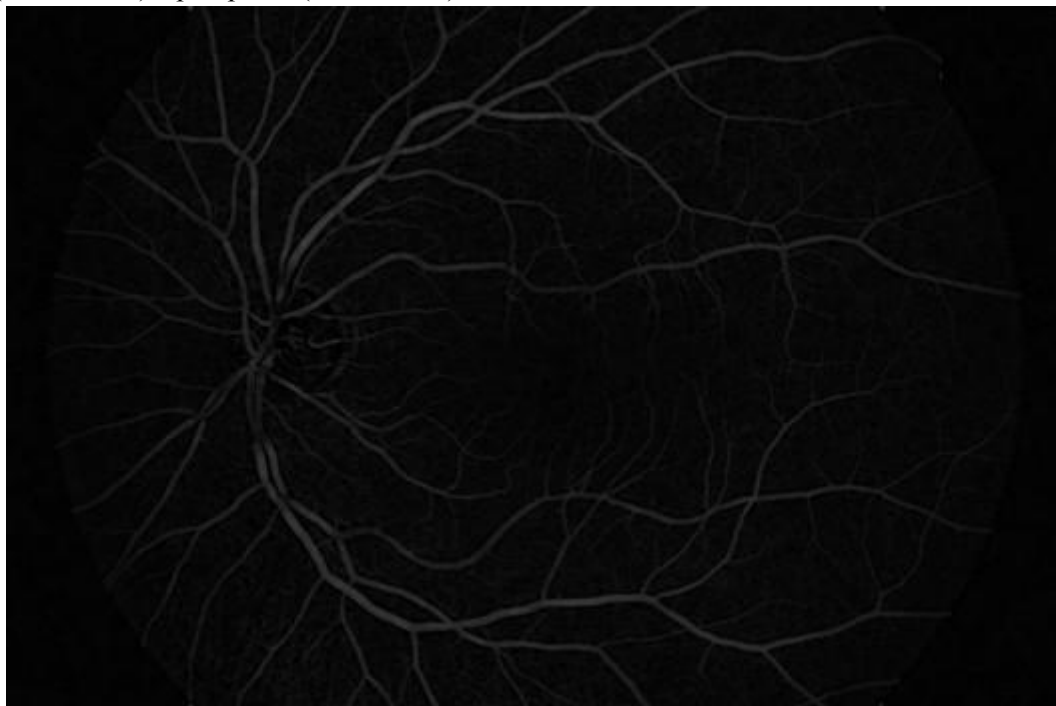


Obr. 4.4 Obrázek po aplikaci morfologie black hat rozdělený na tři základní kanály (pro účely tisku zvýšen jas): a) modrý kanál; b) zelený kanál; c) červený kanál

Na první pohled je poměrně evidentní, že nejlepší kontrast má zelená složka a je tedy nejvhodnější pro další práci. V případě vynechání předchozího kroku (morfologická operace black hat) by kontrast mohl být ještě o něco lepší. To by však bylo vhodné pouze pro nejkvalitnější snímky.

Úprava kontrastu

Pro následující fázi je vhodné mít snímek s co nejlepším kontrastem - co nejsvětlejší cévy a co nejtmaší okolí. Toho je obtížné dosáhnout při automatickém zpracování bez znalosti vstupu. Pro tento účel byl použit algoritmus z [9] pro úpravu jasu a kontrastu (*brightness a contrast*) - srovnání před (obrázek 4.5) a po úpravě (obrázek 4.6):



Obr. 4.5 Zelený kanál před úpravou jasu a kontrastu



Obr. 4.6 Zelený kanál po úpravě jasu a kontrastu

Nyní má obrázek použitelný kontrast pro další fázi zpracování. Tento konkrétní obrázek by bylo možno použít i přímo jako vstup pro adaptivní prahování, nicméně aplikací gaborova filtru získá metoda vyšší univerzálnost.

Gaborův filtr

Gaborův filtr poprvé představil Dennis Gabor (1900 - 1979, inženýr a vynálezce, nositel Nobelovy ceny za fyziku) v roce 1946. Jednalo se o jednodimenzionální filtr definovaný jako součin kosinové/sinové (sudé/liché) vlny a gaussova okna podle vzorce 4.4, resp. 4.5 (spolu s 4.6 a 4.7 převzaty z [10]):

$$g_s(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \cos(2\pi\omega_0 x) \quad (4.4)$$

$$g_o(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \sin(2\pi\omega_0 x) \quad (4.5)$$

kde ω_0 je střední frekvence (frekvence, v níž má signál největší odezvu) a σ je rozsah gaussova okna.

V 80. letech byl gaborův filtr rozšířen na dvě dimenze Johnem Daugmanem (významná osobnost v oblasti počítačového vidění a biometrii):

$$g_s(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)} \cos(2\pi\omega_{x_0}x + 2\pi\omega_{y_0}y) \quad (4.6)$$

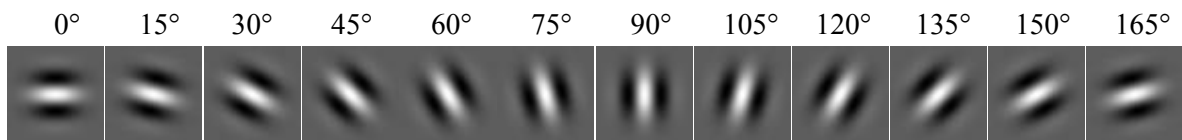
$$g_o(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)} \sin(2\pi\omega_{x_0}x + 2\pi\omega_{y_0}y) \quad (4.7)$$

kde $(\omega_{x_0}, \omega_{y_0})$ jsou střední frekvence (frekvence, v níž má signál největší odezvu) a (σ_x, σ_y) je rozsah gaussova okna.

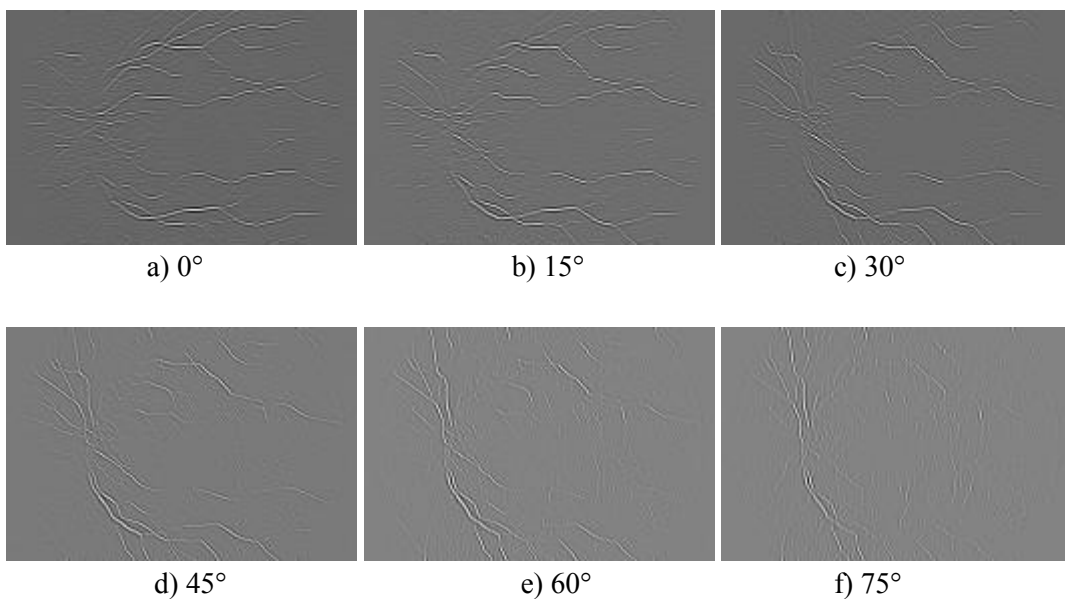
Gaborův filtr je lineární filtr se širokými možnostmi použití v oblasti zpracování obrazu - typickým použitím je detekce hran a extrakce výrazných charakteristik, čehož se využívá například v biometrii (otisky prstů, sítnice, duhovka...) nebo technologiích pro optické rozpoznávání znaků (*Optical Character Recognition* - OCR). Ze zajímavých teoretických prací bych vedle již zmíněné [10] rád upozornil ještě na [11].

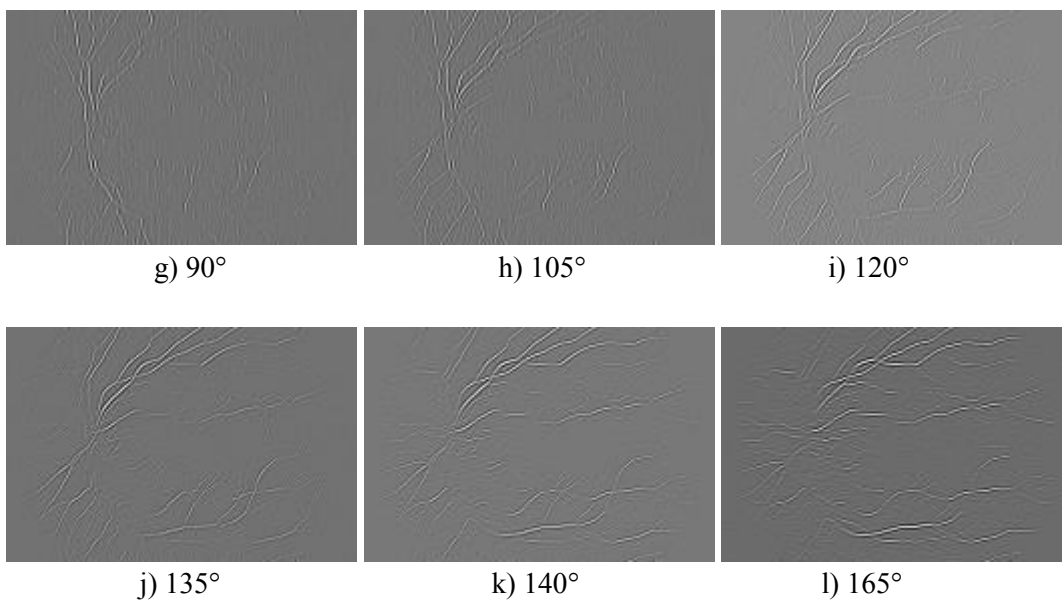
Praktické využití vypadá následovně: vytvoří se tzv. jádro (*kernel*) se zadanými parametry (obrázek 4.7). Konvolucí této masky se vstupním snímkem vznikne obrázek, na němž jsou patrné odezvy v místech jednotlivých segmentů cév. Největší odezvy (a nejsvětější oblasti) jsou v místech, kde se maska nejvíce shoduje s lokální oblastí vstupního obrázku (největší míra korelace segmentu cévy a masky). Cévy jsou tak zvýrazněné, čímž je vyzdvížena informace o existenci konkrétního segmentu cévy v dané oblasti. Jedno jádro má však pouze jednu konkrétní orientaci a zvýrazní tak nejvíce právě segmenty cév se shodnou orientací. Proto je nezbytné tento postup aplikovat několikrát, pokaždé s pootočenou orientací jádra - tím bude zajištěno zvýraznění segmentů cév s různou orientací. Tak postupně vznikne několik snímků a na každém z nich budou zvýrazněny odlišné segmenty. Jednotlivých dílčích snímků je celkem 12 - v orientaci 0° až 165° s krokem 15° - viz obrázek 4.8.

Poslední fází tohoto kroku je spojení dílčích snímků do jednoho výsledného. Dílčí snímky jsou jednobarevné a mají osmibitovou barevnou hloubku (256 odstínů šedi) - výsledný snímek představuje soubor maximálních odezev pro každý jednotlivý pixel (po drobné úpravě dílčích snímků kvůli rozdílnému jasů pro různé orientace jádra) - obrázek 4.9. Jinou zajímavou metodu spojení by mohl představovat vážený součet - v podstatě součet snímků (po jednotlivých pixelech) s přidáním alfa kanálem - obrázek 4.10.

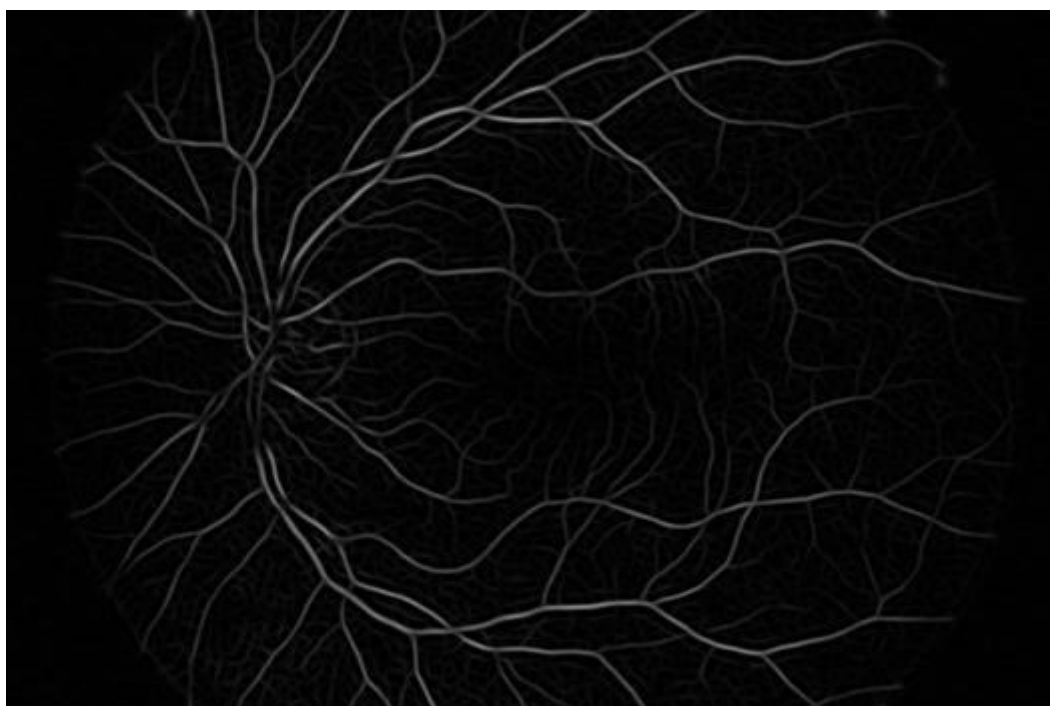


Obr. 4.7 Rotace jádra gaborova filtru 0° až 165° s krokem 15°

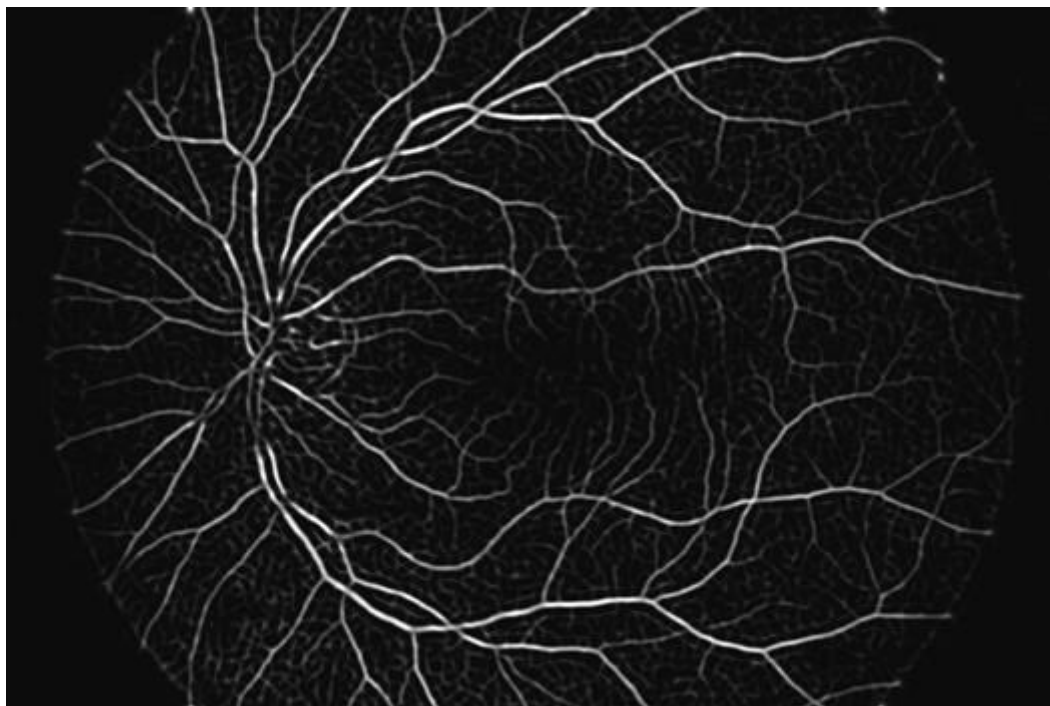




Obr. 4.8 Výsledky aplikace různě natočených jader na vstupní snímek



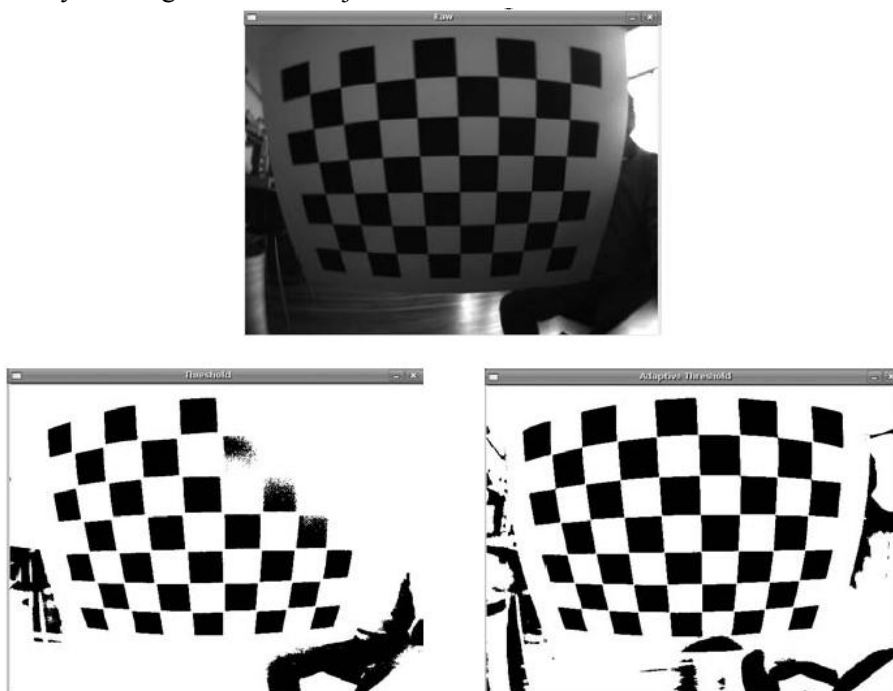
Obr. 4.9 Výsledek spojení dílčích snímků postupným vybíráním relativně nejsvětlejších pixelů



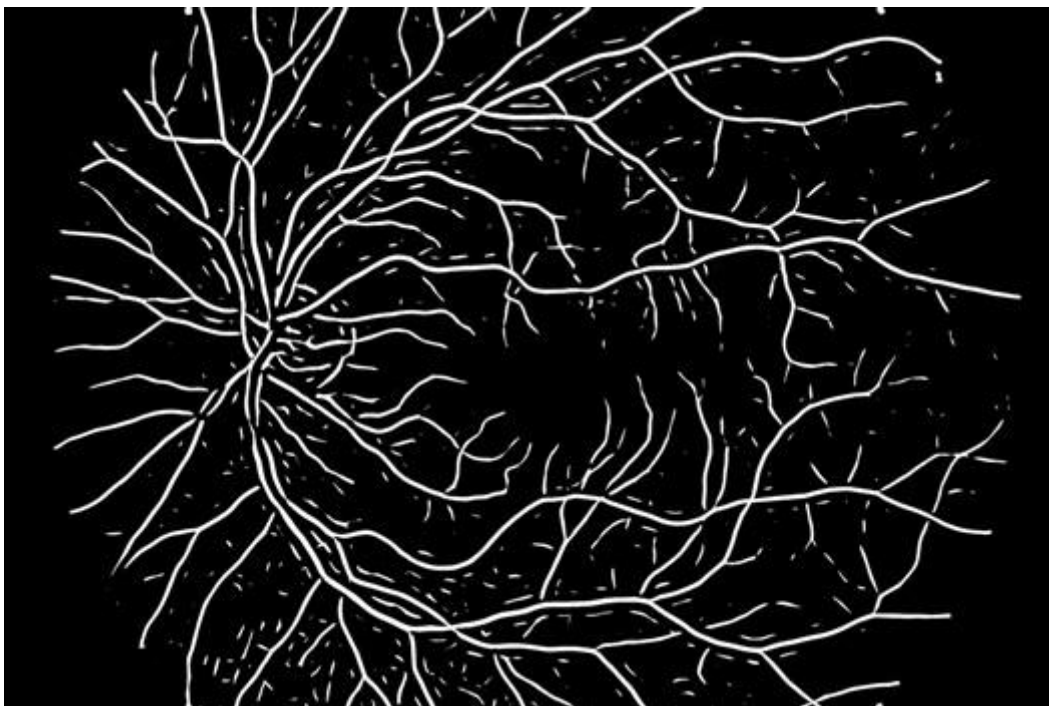
Obr. 4.10 Výsledek spojení dílčích snímků metodou váženého součtu (*weighted sum*)

Adaptivní prahování

Adaptivní prahování je metoda převodu obrázku ve stupních šedi (grayscale, 256 odstínů) na binární obrázek s pouze dvěma odstíny (typicky černá a bílá - odstín 0 a 255). Oproti klasickému prahování (*thresholding*) však metoda adaptivního prahování neaplikuje jednu fixní hodnotu prahu na všechny pixely, ale počítá individuální hodnotu prahu pro každý pixel zvlášť (na základě odstínu pixelu a jeho okolí). Rozdíl mezi klasickým prahováním a adaptivním prahováním je dobře patrný na srovnávacím obrázku 4.11 (převzat z [14]). Výsledek adaptivního prahování aplikovaného na spojení výstupů jednotlivých fází gaborova filtru je vidět na obrázku 4.12.



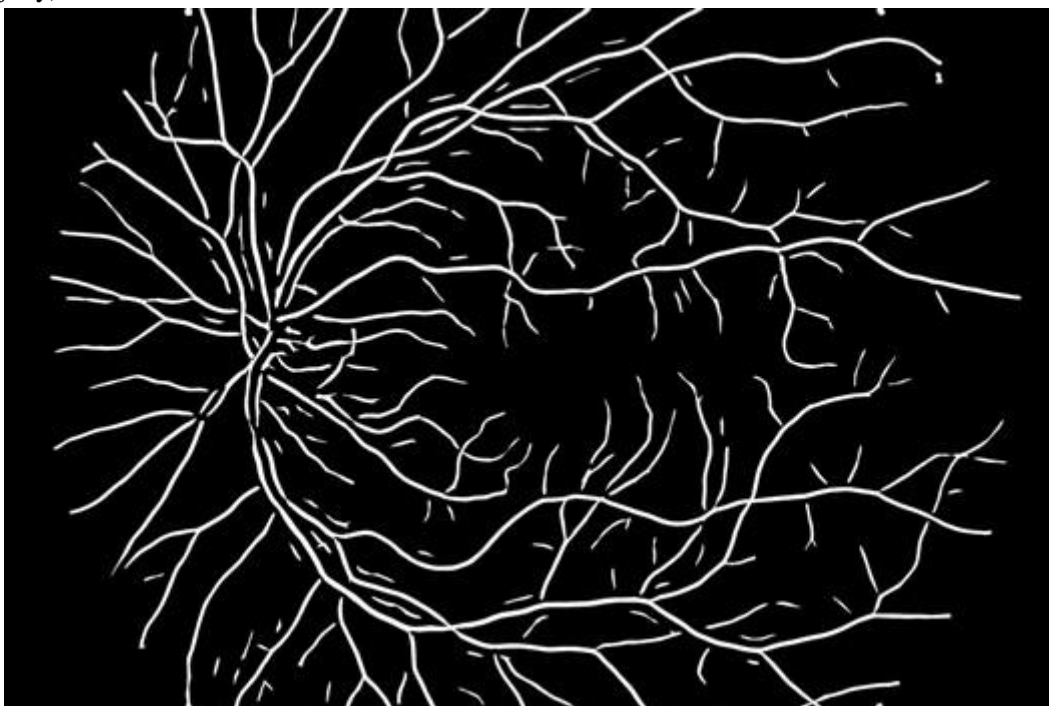
Obr. 4.11 Srovnání klasického prahování (vlevo dole) a adaptivního prahování (vpravo dole) aplikovaného na obrázek šachovnice (nahore)



Obr. 4.12 Adaptivní prahování aplikované na obrázek spojení dílčích výstupů gaborova filtru

Čištění artefaktů

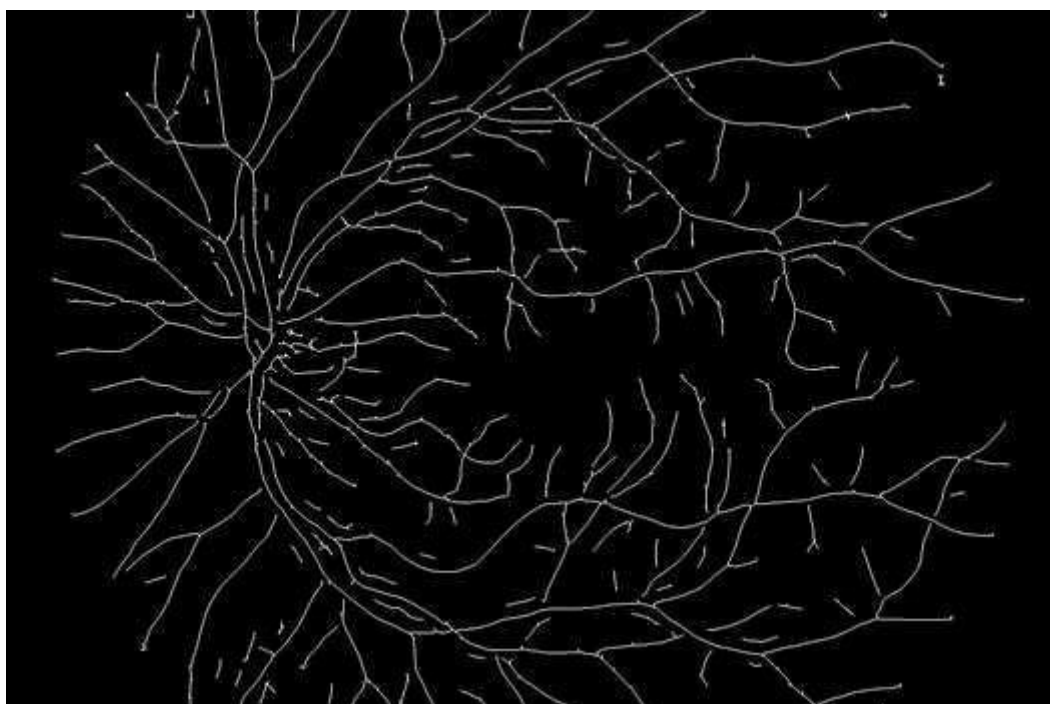
Na výsledném snímku po aplikaci adaptivního prahování jsou patrné určité menší objekty, které by bylo vhodné odstranit. Jedná se o zbytky šumu a částečně i o nedokonale detekované špatně viditelné cévy ze zdrojového obrázku - obecně je lze označit za tzv. *artefakty*. Jejich odstranění se provede odstraněním všech objektů na obrázku, které mají méně, než určený počet pixelů a nejsou součástí žádného většího objektu. Tím zaniknou všechny menší struktury, které nejsou součástí cévního řečiště (a bohužel také část menších a špatně detekovaných částí cév, které nejsou propojeny).



Obr. 4.13 Výsledek adaptivního prahování s po odstranění artefaktů

Skeletonizace

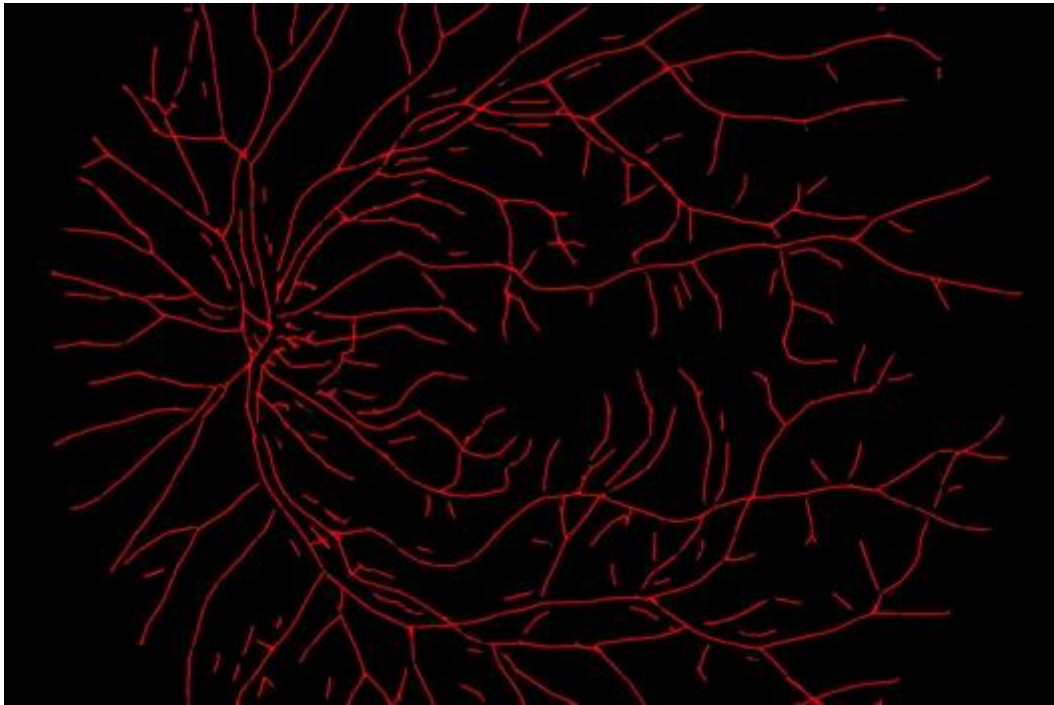
Na binární obrázek s odstraněnými artefakty je nyní třeba aplikovat algoritmus tzv. skeletonizace (angl. *skeletonization* - také někdy označována jako *medial axis transform* nebo *thinning*). Cílem této metody je ztenčit všechny struktury na binárním obrázku na šířku jednoho pixelu a přitom zachovat spojitost (a žádný samostatný objekt zcela neeliminovat). Skeleton tak lze označit za kompaktní nebo minimální reprezentaci objektu při zachování jeho tvaru. Typickým využitím je počítačové vidění/analýza obrázků (úspora ukládaných dat pro využití v databázích, OCR, biometrie...), nicméně existují například i algoritmy pro nalezení skeletonu 3D objektů. Existuje celá řada metod, jak získat skeleton binárního obrázku - například morfologické operace nebo distanční transformace. Touto problematikou se zabývá velké množství prací, například [12]. Pokročilejší a univerzálnější skeletonizační algoritmy bývají bohužel výpočetně i implementačně poměrně náročné.



Obr. 4.14 Skeleton binárního obrázku

Houghova transformace

Houghova transformace je metoda odhadování parametrů tvaru na základě jeho hraničních bodů. Bývá často využívána v oblastech počítačového vidění, digitálního zpracování obrázků a extrakci jejich charakteristik. Klasická Houghova transformace se využívá pro detekci jednoduchých tvarů - přímek, kruhů a elips. Kromě ní existuje ještě pokročilejší verze zobecněné Houghovy transformace (*generalized Hough transform*) pro případy, v nichž jednoduchý analytický popis charakteristik nestačí. Přes určitá omezení klasické verze však často lze i komplexní struktury popsat pomocí jednoduchých objektů. Výhoda technologie spočívá v tom, že není výrazně ovlivněna obrazovým šumem a při popisu přímek/křivek je tolerantní k jejich přerušením.



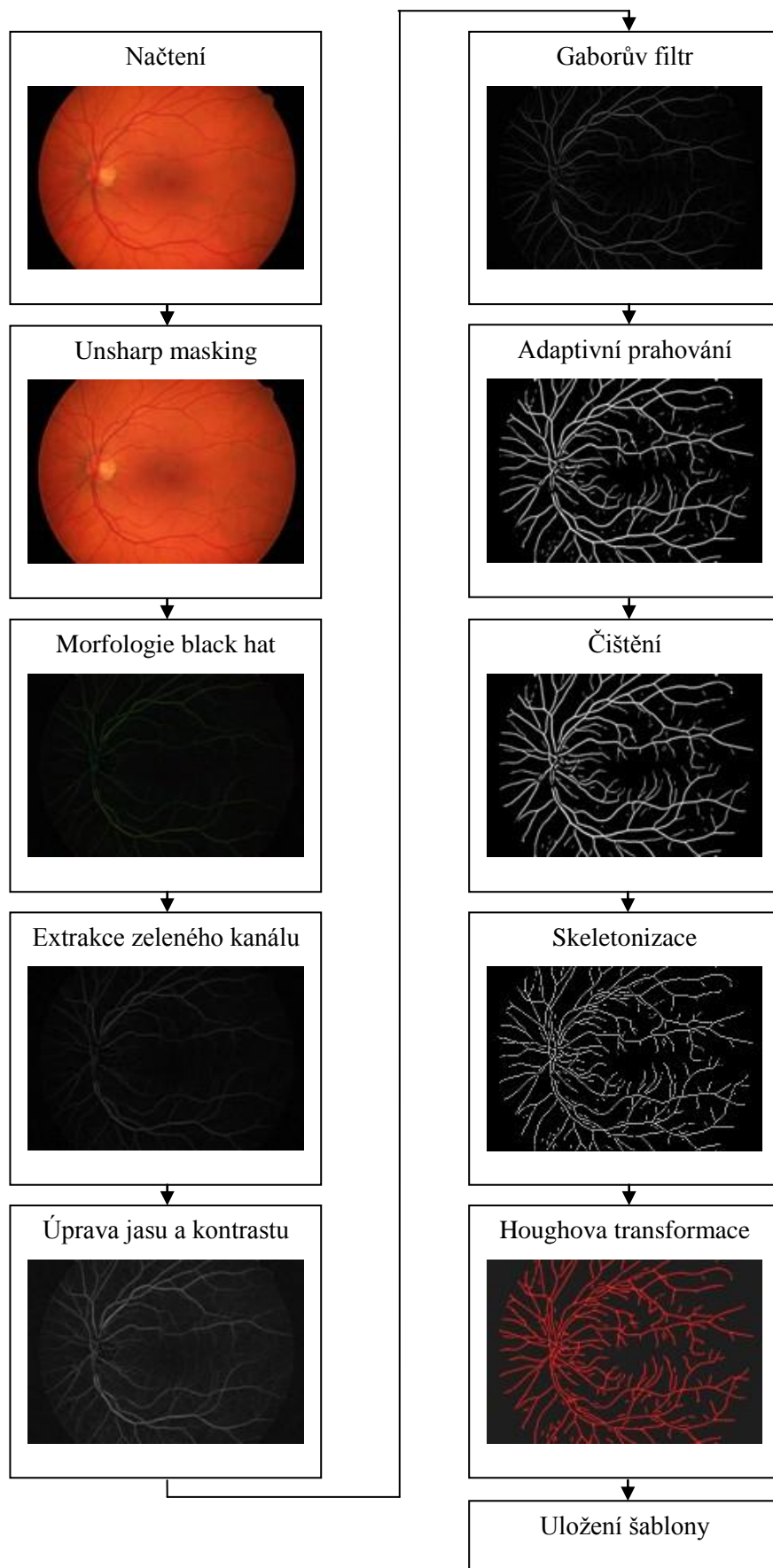
Obr. 4.15 Zobrazení přímek Houghovy transformace

Uložení šablony

Finální fází je uložení šablony pro případné budoucí využití. Nejsnadnější možnost je uložení souřadnic bílých pixelů (ve formátu x, y) do souboru. Nevýhodou této metody je značná velikost výsledného souboru - v závislosti na rozlišení obrázku se může ukládat informace o velkém množství pixelů a soubor obsahující jejich souřadnice tak často může být větší, než samotný obrázek v JPEG kompresi. Další možnost je uložit souřadnice přímek vzniklých Houghovou transformací. V závislosti na zvolených parametrech se ukládá typicky 10× až 20× menší množství dat (čtveřice souřadnic koncových bodů pro každou přímku - x_1, y_1, x_2, y_2), než v případě ukládání souřadnic pixelů. Finálním výstupem zpracování je tak textový soubor obsahující souřadnice pixelů a xml soubor obsahující souřadnice koncových bodů přímek vzniklých Houghovou transformací.

Schéma metody

Schéma celé metody včetně náhledů je znázorněno na obrázku 4.16:



Obr. 4.16 Schéma celé pipeline

5 Implementace

Aplikace byla implementována v jazyce C++ s použitím OpenCV (Open Source Computer Vision). Jedná se o knihovnu vytvořenou v jazyce C, která obsahuje funkce a metody pro implementaci aplikací počítačového vidění a zpracování obrazu. Knihovna je nabízena pod BSD licenci - zdarma jak pro akademické, tak komerční využití. Aktuální verze knihovny je 2.1 a dle oficiálního webu [13] obsahuje přes 500 optimalizovaných algoritmů (tato práce však byla implementována se starší verzí knihovny 1.0). Projekt OpenCV byl oficiálně zahájen v roce 1999 firmou Intel s cílem poskytnout vývojářům zdarma vhodný kód pro práci s obrazem a počítačovým viděním, verze 1.0 byla vydána v roce 2006 a stále je aktivně vyvíjena (aktuálně se o projekt stará firma Willow Garage). Knihovna je použitelná v jazycích C, C++, C# a Python - stejně tak je možné ji použít na většině nejběžnějších platform (Windows, Linux, Mac OS). Základy knihovny a jejich funkcí jsou dobře popsány například v [14].

I přes nutnost seznámit se s novou knihovnou bylo použití OpenCV rozhodně přínosem. Získal jsem tak přístup ke škále velice užitečných funkcí, které veškerou práci výrazně urychlily - načítání a ukládání obrázků, prahování, morfologické operace, operace s histogramem... Bohužel zdaleka ne všechny knihovní funkce lze označit za dobře optimalizované - zejména funkce pro přístup k jednotlivým pixelům (funkce `cvSet2D` a `cvGet2D`) jsou velmi pomalé a občas způsobovaly pád programu, proto jsem se musel obejít bez nich. Přesto se s knihovnou celkově pracovalo velmi dobře a intuitivně.

Vedle oficiálních a standardních OpenCV funkcí byla v práci použita ještě implementace gaborova filtru od Mian Zhou, Ph.D. [15] a implementace iterativního algoritmu skeletonizace, jehož autorem je Stephen J. DiVerdi, Ph.D. [16]. Jedná se o uživatelská rozšíření knihovny, která nebyla zatím zařazena do oficiální distribuce. Důvodem použití těchto rozšíření byly nedostatečné výsledky vlastnoručně implementovaných algoritmů skeletonizace a gaborova filtru.

Výsledný program je konzolová aplikace bez GUI, která načte parametry z konfiguračního souboru, zpracovává vstupní obrázek a jednotlivé výstupy postupně ukládá do složky `WorkFiles`. Průběžně vypisuje informace o tom, která fáze zpracování byla dokončena spolu s aktuálním časem. Zcela finálním výstupem zpracování je soubor `HoughLines.xml` obsahující šablonu zpracované sítě. Program byl vyvíjen a testován v prostředí operačního systému Windows 7 Professional x64 ve vývojovém prostředí (IDE - *Integrated Development Environment*) Dev-C++ verze 4.9.9.2. Ke spuštění jsou nutné dynamické knihovny (`.dll` soubory) OpenCV.

Aplikace byla implementována jako procedura postupné aplikace obrazových filtrů na načtený snímek. Snažil jsem se v maximální možné míře využívat připravené OpenCV funkce a udržet zdrojový kód krátký a přehledný. Pro každý filtr popsáný v kapitole 4 byla implementována vlastní funkce, která je zavolána s parametrem obrázku, na který se má aplikovat.

6 Testy

6.1 Úvod

Pro otestování funkčnosti aplikace bylo použito několik snímků z databáze DRIVE poskytnutých vedoucím práce, Ing. Jiřím Krajíčkem. Tyto snímky byly již dříve zpracovány v [1] a lze tak porovnat výsledky. Dále byly k testování použity mnou získané snímky sítnice pořízené pomocí fundus kamery Canon CR-1 v laboratoři biometrických systémů Fakulty informačních technologií Vysokého učení technického v Brně. Do testů bylo rovněž zahrnuto několik snímků zraněných/nemocných sítnic, které byly poskytnuty MUDr. Tomášem Kuběnou.

Testování probíhalo na osobním počítači s konfigurací:

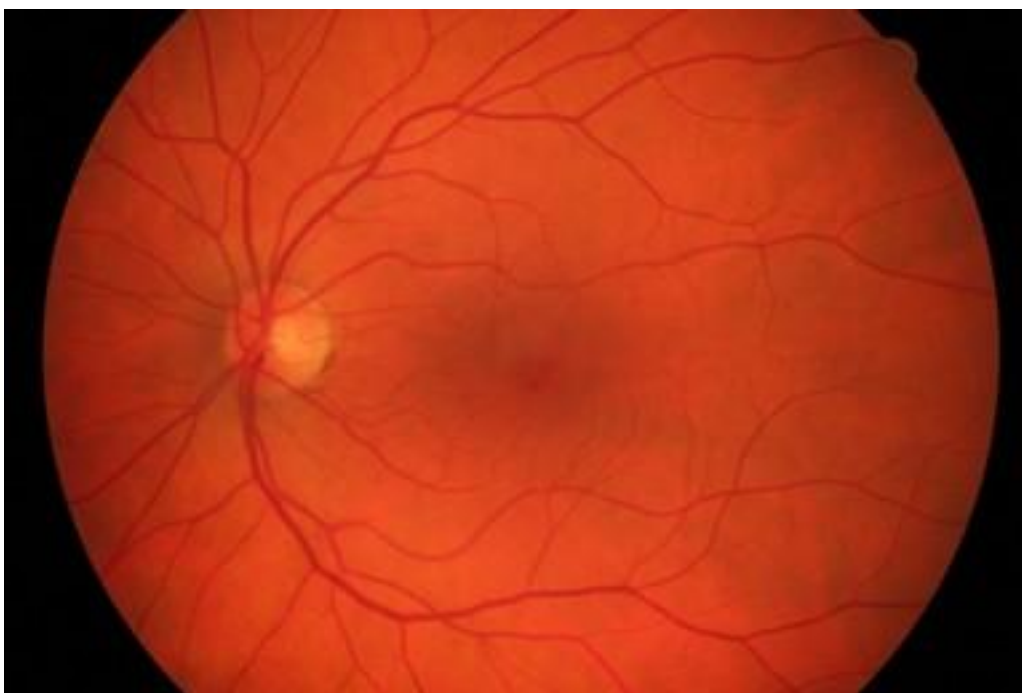
Intel® Pentium® Dual-Core E2180, 3 GHz, 1MB L2 Cache
4GB DDR2 800MHz RAM
Windows 7 Professional x64

Zpracování jednoho snímku o rozlišení 3888×2592 (ve formátu JPEG) trvalo průměrně 1 minutu a 57 sekund - výpočetně nejnáročnější je několikanásobná aplikace gaborova filtru a skeletonizace. Pro menší rozlišení snímků je metoda výrazně rychlejší (snímek v rozlišení 800×600 je zpracován přibližně za 6 sekund).

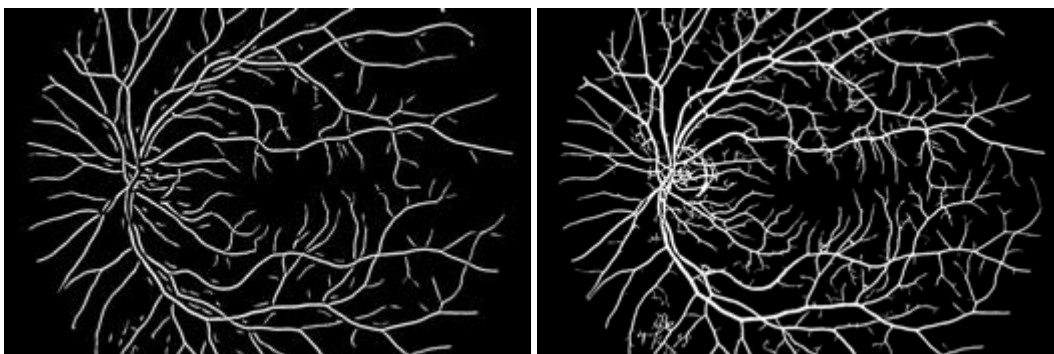
Veškeré zpracování probíhalo automaticky bez zásahu uživatele a s toutéž sadou parametrů (patřičnými změnami parametrů lze dosáhnout lepších výsledků, nicméně pro účely tohoto testování jsem zvolil jednu univerzální sadu, aby bylo možné snadno porovnat výsledky).

6.2 Zdravé oči z databáze DRIVE

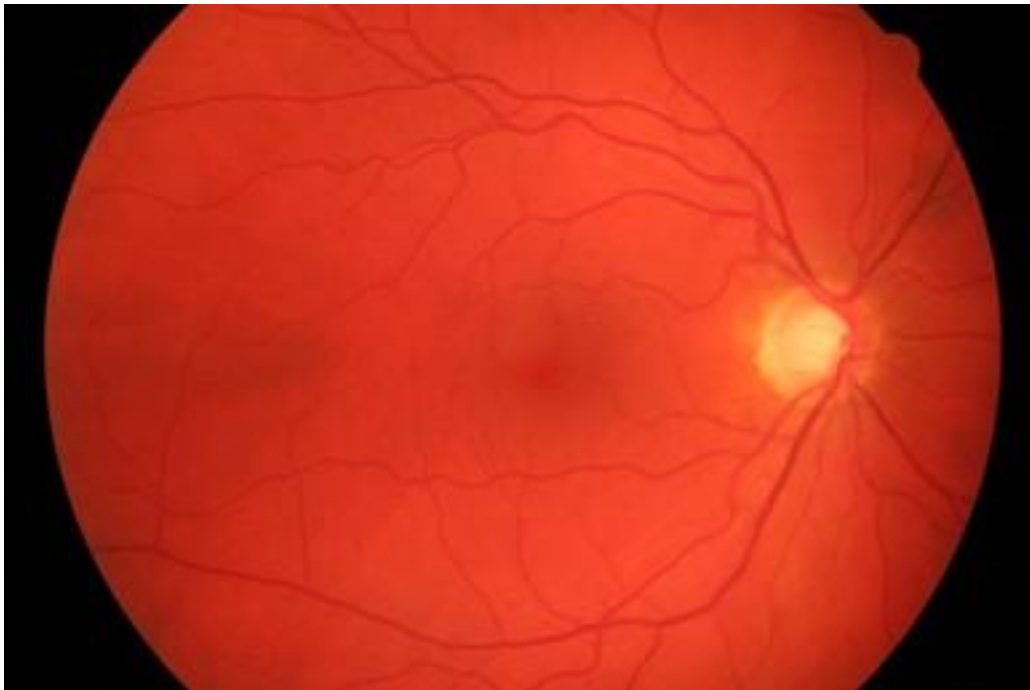
V této části testuji výsledky zpracování velmi kvalitních snímků zdravých očí z databáze DRIVE a srovnávám výsledky s velice zdařilými výstupy z práce [1]. Srovnávám shodu na úrovni jednotlivých pixelů v procentech.



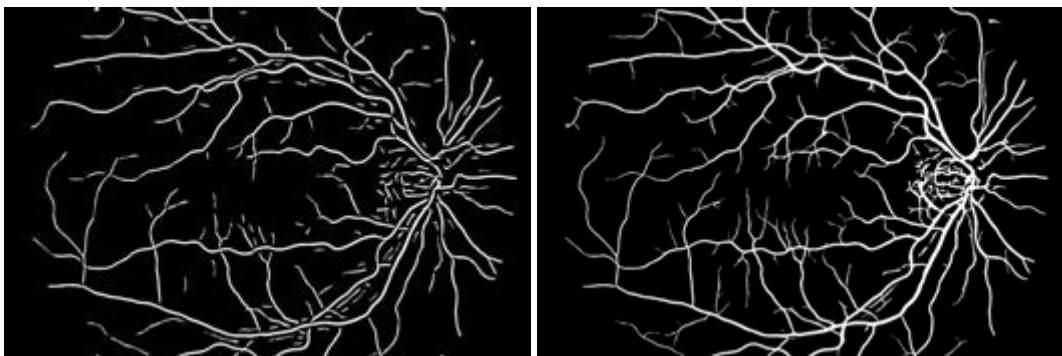
Obr. 6.1 Vstupní snímek pro zpracování



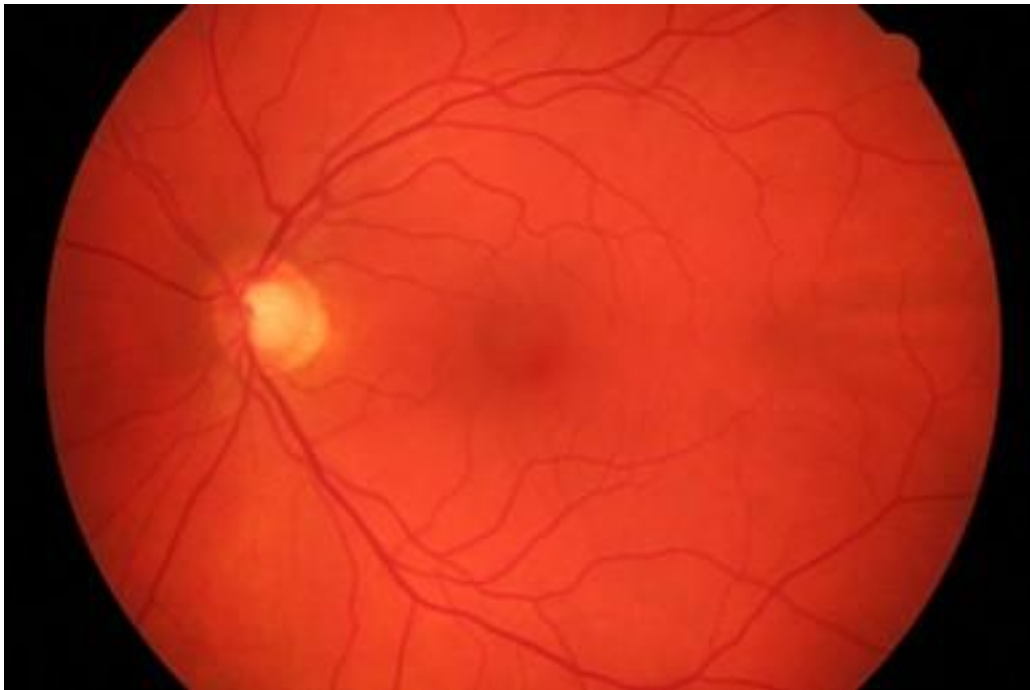
Obr. 6.2 Srovnání výsledku mé segmentace (vlevo) a výsledku segmentace z [1] (vpravo), shoda 80%



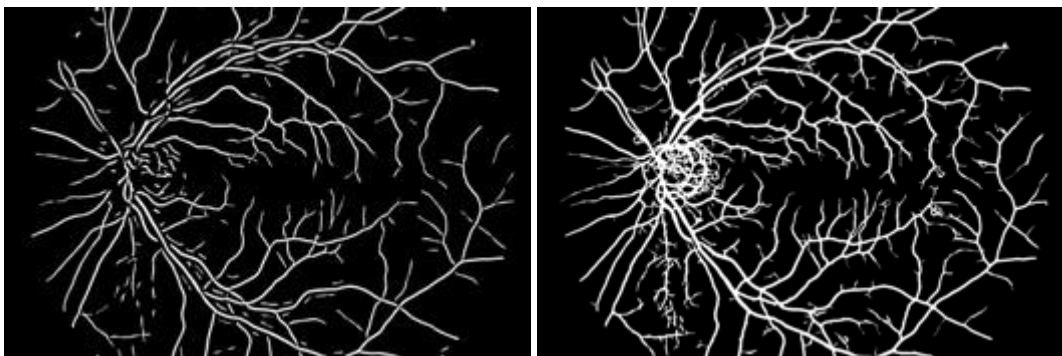
Obr. 6.3 Vstupní snímek pro zpracování



Obr. 6.4 Srovnání výsledku mé segmentace (vlevo) a výsledku segmentace z [1] (vpravo), shoda 84%



Obr. 6.5 Vstupní snímek pro zpracování

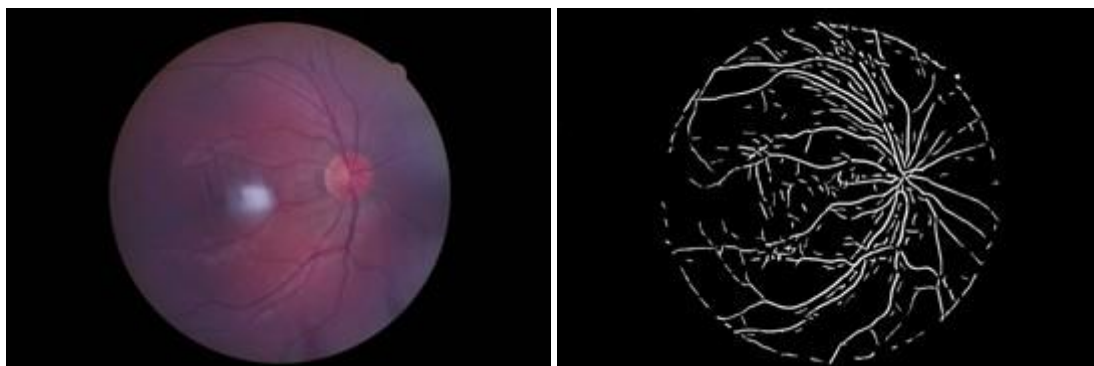


Obr. 6.6 Srovnání výsledku mé segmentace (vlevo) a výsledku segmentace z [1] (vpravo), shoda 80%

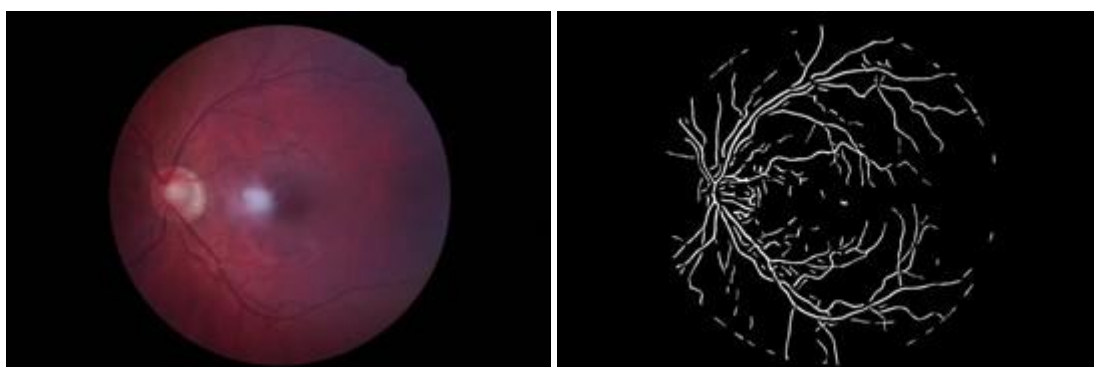
Je patrné, že pro kvalitní vstupní snímky podává metoda uspokojivé výsledky. Po optimalizaci parametrů by mohly být ještě lepší.

6.3 Vlastnoručně nasnímané sítnice

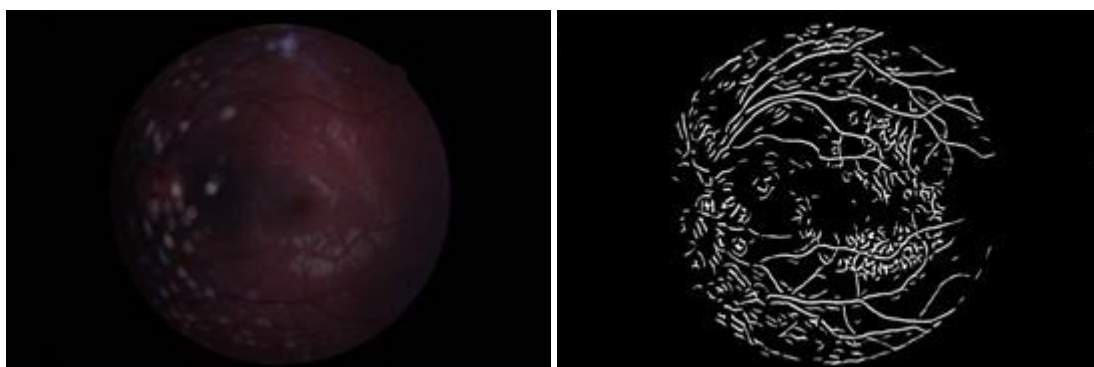
V této části testuji funkčnost aplikace na vlastnoručně pořízených snímcích sítnice různé kvality.



Obr. 6.7 Vstupní snímek (vlevo) a zpracovaný snímek - vstup pro algoritmus skeletonizace (vpravo)



Obr. 6.8 Vstupní snímek (vlevo) a zpracovaný snímek - vstup pro algoritmus skeletonizace (vpravo)



Obr. 6.9 Vstupní snímek (vlevo) a zpracovaný snímek - vstup pro algoritmus skeletonizace (vpravo)

Mnou pořízené snímky mají horší kvalitu, než ty z databáze DRIVE, díky čemuž jsou výsledky zpracování znatelně horší. Pokud jsou na snímku vedle cév jakékoliv další výrazné struktury nebo kazy, případně pokud tkáň sítnice není hladká, projeví se to na výsledku. Pro mimořádně špatné snímky (nízký kontrast, odlesky...) je pak výsledek automatického zpracování prakticky nepoužitelný pro jakékoliv další využití.

6.4 Snímky nemocných a zraněných očí

V této části je metoda testována na snímcích nemocných a zraněných očí z [6].



Obr. 6.10 Vstupní snímek sítnice s preretinálním krvácením (vlevo) a zpracovaný snímek, vstup pro algoritmus skeletonizace (vpravo)



Obr. 6.11 Vstupní snímek sítnice s diabetickou retinopatií (vlevo) a zpracovaný snímek, vstup pro algoritmus skeletonizace (vpravo)



Obr. 6.12 Vstupní snímek sítnice po toxoplazmatické chorioretinitidě (vlevo) a zpracovaný snímek, vstup pro algoritmus skeletonizace (vpravo)

Je zřejmé, že jakékoliv viditelné zranění či následek choroby má na vzhled zpracovaného snímku velmi výrazný vliv. Ani při manuálních změnách parametrů se při automatickém zpracování nedá očekávat naprosté ignorování případných nechtěných objektů. V případě, že by měl být biometrický systém pro identifikaci/verifikaci na základě sítnice oka používán pro skupinu jedinců s

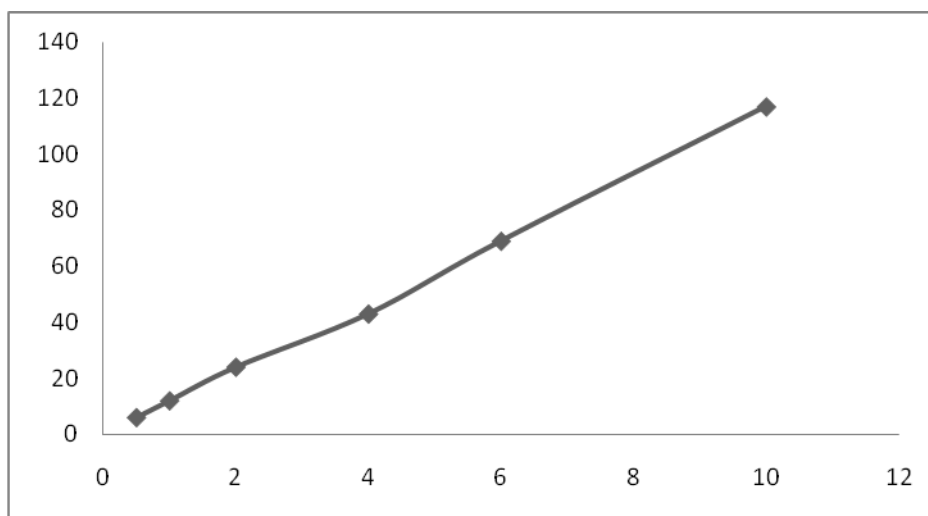
předpokládaným vyšším výskytem vad, bylo by patrně vhodné nezpracovávat celou sítnici, ale pouze oblast optického disku - zdá se, že je nejstabilnější a nejdéle odolává jakýmkoliv změnám. To by s sebou pochopitelně neslo snížení unikátnosti sítnice, protože by se brala v potaz pouze její malá část.

6.5 Časová náročnost

Zpracování snímků sítnice je časově poměrně náročná činnost. I s použitím optimalizovaných algoritmů z knihovny OpenCV trvá zpracování větších snímků (od načtení snímku po závěrečnou fázi uložení šablony) řádově desítky sekund.

Tab. 6.1: Závislost doby zpracování na rozlišení snímku

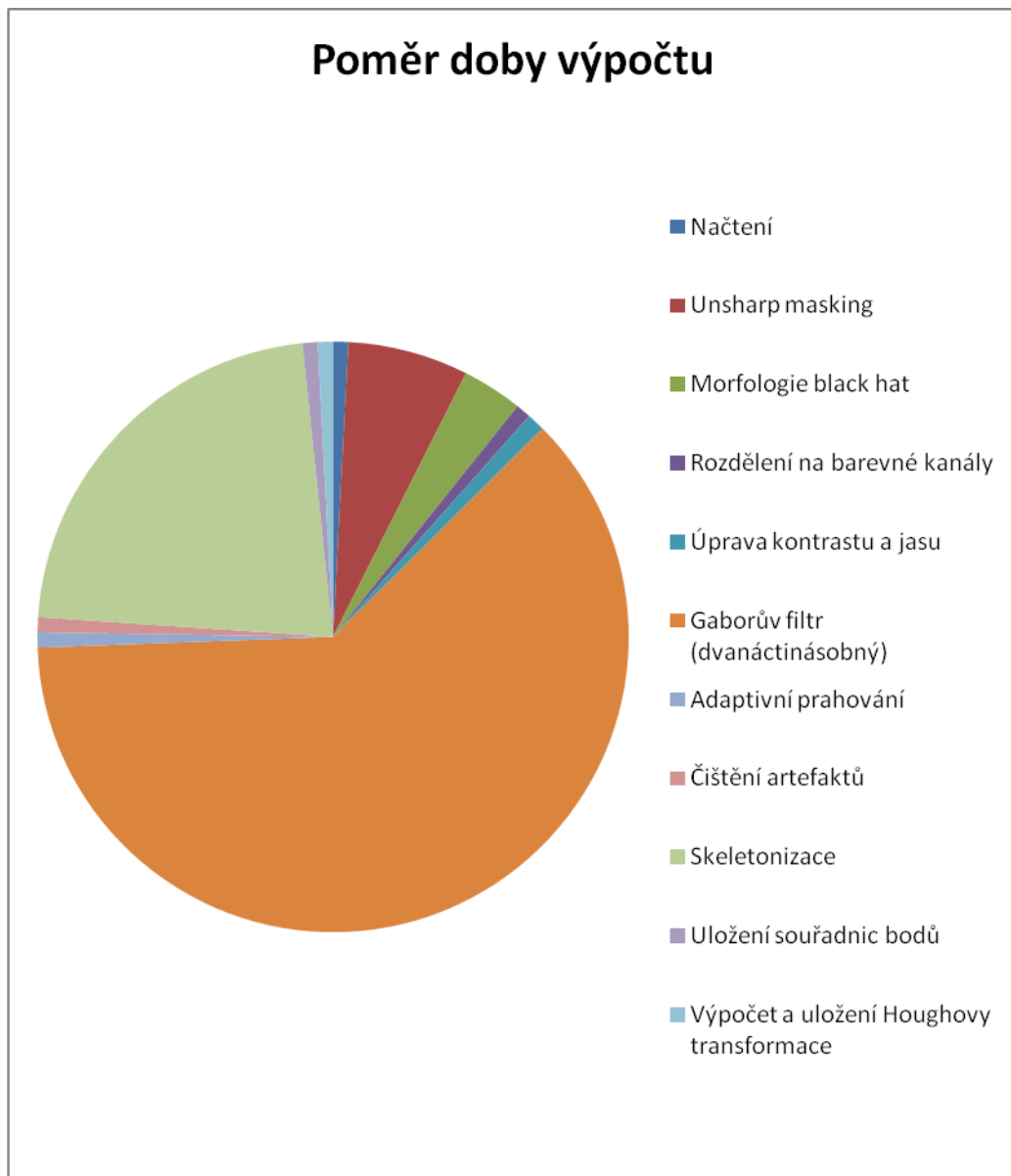
Rozlišení (MPx)	Doba zpracování(sekundy)
0,5	6
1	12
2	24
4	43
6	69
10	117



Obr. 6.13 Graf závislosti doby zpracování v sekundách (osa y) na rozlišení snímku v megapixelech (osa x)

Tab. 6.2: Poměr doby výpočtu jednotlivých fází zpracování

Fáze	Poměr doby výpočtu
Načtení	1%
Unsharp masking	7%
Morfologie black hat	3%
Rozdělení na barevné kanály	1%
Úprava kontrastu a jasu	1%
Gaborův filtr (dvanáctinásobný)	63%
Adaptivní prahování	1%
Čištění artefaktů	1%
Skeletonizace	23%
Uložení souřadnic bodů	1%
Výpočet a uložení Houghovy transformace	1%



Obr. 6.14 Grafické znázornění poměrné výpočetní náročnosti jednotlivých fází

6.6 Zhodnocení výsledků testů

Je patrné, že je metoda velmi závislá na kvalitě vstupních snímků. Ideální snímek by měl zobrazovat zdravou sítnici s vysokým kontrastem, výraznou cévní strukturou na hladké tkáni a neměl by obsahovat kazy, odlesky nebo obrazový šum. Zpracování kvalitních snímků probíhá subjektivně poměrně uspokojivě. Metoda má určité slabiny - největší je nejspíš neschopnost dynamicky generovat parametry pro zpracování. V ideálním případě by se algoritmy měly přizpůsobit kontrastu, barvám snímku, rozlišení a dalším vlastnostem a na jejich základě volit optimální parametry pro nejlepší možný výsledek. Toto algoritmus zatím neumí - aktuálně používá předem zvolené parametry načtené z konfiguračního souboru. Další slabinou je neschopnost propojit přerušené úseky cév, díky čemuž jsou ve fázi čištění snímku po prahování odstraněny i některé menší přerušené úseky cév, které by na obrázku měly zůstat. Také efektivita jednotlivých fází výpočtu zdaleka není ideální - zpracování testovaných snímků o rozlišení 10 MPx trvalo na testovací konfiguraci průměrně téměř dvě minuty. Čas potřebný k výpočtu roste přibližně lineárně vzhledem k rozlišení vstupního obrázku.

Co se týče velikosti výsledné šablony, která se ukládá - výhodnější se zdá být ukládání souřadnic koncových bodů přímek vypočtených Houghovou transformací. Takto vzniklá šablona má pro testované 10MPx snímky velikost průměrně 42 kilobytů. Ukládání souřadnic bílých pixelů není příliš vhodné, protože má pro tytéž snímky velikost průměrně 540 kilobytů.

7 Závěr

V této práci jsem se pokusil o velmi stručný úvod do problematiky biometrie, vysvětlení některých základních pojmů a představení metody pro automatické zpracování snímků sítnice lidského oka. V rámci práce jsem rovněž získal data, na kterých byla metoda s uspokojivými výsledky otestována. Nezanedbatelným přínosem pro mě osobně bylo seznámení se s knihovnou OpenCV, kterou jistě využiji i v budoucnu.

Co se týče samotné implementované metody, její výsledky sice nedosahují kvalit těch nejlepších výsledků obdobných projektů, s nimiž jsem se během práce seznámil, nicméně věřím, že se jim alespoň blíží. Možností dalšího vývoje projektu je mnoho - v první řadě by byla vhodná celková optimalizace metody jak z hlediska efektivity výpočtu, tak i kvality výsledku zpracování (více se přiblížit ideálnímu vzhledu zpracování). S tím souvisí druhý bod - přidat uživatelské rozhraní (GUI - *graphical user interface*) a možnost uživatelského zasahování do zpracování v reálném čase (pro využití v medicíně) nebo vhodné automatické generování parametrů a optimalizace pro výrazné zrychlení výpočtu (pro využití v biometrických systémech).

V této práci jsem se zaměřil spíše na experimenty a zkoumání možností - vyzkoušel a představil jsem celou řadu metod pro úpravu obrazu, které mohou být velmi užitečné nejen při zpracování snímků sítnice. Rovněž jsem se pokusil otestovat implementovanou aplikaci na škále snímků různého vzhledu a různé kvality - ukázalo se, že na výsledek má rozhodující vliv kvalita vstupního snímku - nekvalitní snímky se mi nepovedlo automatizovaně zpracovat s uspokojivým výsledkem.

Za zmínku rovněž určitě stojí nutnost použití snímků zdravých a nezraněných sítnic - studium vlivu chorob na vzhled sítnice a možností vylepšení kvality snímků potlačením degenerativních změn by nepochybně bylo zajímavým pokračováním této práce. Bylo by vhodné, aby případný biometrický systém uměl nemocné sítnice rozpoznat a patřičně zareagovat (například se zaměřit na cévní strukturu pouze v oblasti optického disku, kde se zdá být nejstabilnější). Podle [17] očních chorob přibývá - například jen diabetickou retinopatií trpí ve Spojených státech amerických v současnosti 40 až 45 procent diabetiků (kterých je v populaci kolem sedmi procent). Lze tak předpokládat, že výskyt jedinců s nějakou vadou sítnice nebude mezi uživateli biometrických systémů nijak zvlášť neobvyklý.

Literatura

- [1] ODSTRČILÍK Jan: *Analýza barevných snímků sítnice se zaměřením na segmentaci cévního řečiště*. Brno, 2008. Diplomová práce. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií VUT v Brně.
- [2] NIEMEIJER M., STAAL J.J., VAN GINNEKEN B., LOOG M., ABRAMOFF M.D.: *Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database*. SPIE Medical Imaging, Editor(s): J. Michael Fitzpatrick, M. Sonka, SPIE, 2004, vol. 5370, pp. 648-656.
- [3] KAZDEROVÁ Jaroslava: *Význam a charakteristika identifikačních biometrických systémů v průmyslu komerční bezpečnosti*. Zlín, 2007. Bakalářská práce. Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně, Fakulta aplikované informatiky.
- [4] BROMBA Manfred: *Biometrics FAQ* [online]. 2003, Last Change: 2009-11-22 [cit. 2010-05-01]. Dostupné z WWW: <<http://www.bromba.com/faq/biofaq.htm>>.
- [5] KOLÁŘ Petr a kolektiv: *Věkem podmíněná makulární degenerace*. Grada Publishing a.s., 2008. ISBN 9788024726052.
- [6] KUBĚNA Tomáš: *Oční ordinace MUDr. Tomáš Kuběna* [online]. 2008 [cit. 2010-05-01]. Dostupné z WWW: <<http://www.kubena.cz/>>.
- [7] *Canon U.S.A. Eyecare* [online]. 2010 [cit. 2010-05-01]. CR-1 Mark II Digital Non-Mydriatic Retinal Camera. Dostupné z WWW: <http://www.usa.canon.com/html/industrial_medeq/cr1markII.html>.
- [8] FISHER R., PERKINS S., WALKER A., Wolfart E.: *Image Processing Operator Worksheets* [online]. 2003 [cit. 2010-05-01]. Dostupné z WWW: <<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/wksheets.htm>>.
- [9] STREIDT, Werner D.: *Filter Factory* [online]. 1999 [cit. 2009-10-12]. Dostupné z WWW: <<http://privat.schlund.de/f/filter-factory>>.
- [10] KONSTANTINOS, Derpanis G.: *Gabor filters*. 2007. York University. Dostupné z WWW: <http://www.cse.yorku.ca/~kosta/CompVis_Notes/gabor_filters.pdf>.
- [11] MOVELLAN Javier R.: *Tutorial on Gabor Filters*. 2008. Dostupné z WWW: <<http://mplab.ucsd.edu/wordpress/tutorials/gabor.pdf>>.
- [12] PARKER J. R.: *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*. Wiley, 1996. ISBN 9780471140566.
- [13] *OpenCV Wiki* [online]. 2006, Last change 2010-04-06 [cit. 2010-05-16]. Dostupné z WWW: <<http://opencv.willowgarage.com/wiki/Welcome>>.
- [14] BRADSKI Gary, KAEHLER Adrian: *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, Inc., 2008. ISBN 9780596516130.
- [15] ZHOU Mian: *Mian's Homepage* [online]. 2006 [cit. 2010-01-16]. CvGabor. Dostupné z WWW: <<http://www.personal.reading.ac.uk/~sir02mz/CGabor/example.html>>.
- [16] DIVERDI Stephen: *Stephen DiVerdi* [online]. 2006 [cit. 2010-01-16]. CvThin. Dostupné z WWW: <<http://www.cs.ucsb.edu/~sdiverdi>>.
- [17] *National Eye Institute* [online]. Last modified in December 2009 [cit. 2010-05-03]. Dostupné z WWW: <<http://www.nei.nih.gov/>>.

Seznam příloh

Příloha: CD obsahující:

Zdrojové kódy aplikace

Snímky sítě

Ukázky výsledků testování

Přeložený spustitelný soubor aplikace

Konfigurační soubor s parametry

Soubory této technické zprávy ve formátech Microsoft Word document (.doc) a Portable document file (.pdf)

Soubory dynamických knihoven OpenCV