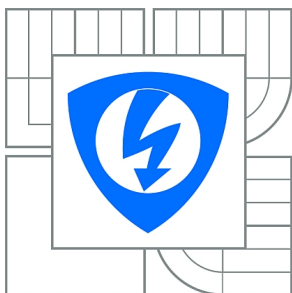


VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH
TECHNOLOGIÍ

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION
DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

BIOMETRIE SÍTNICE PRO ÚČELY ROZPOZNÁVÁNÍ OSOB

RETINAL BIOMETRY FOR HUMAN RECOGNITION

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

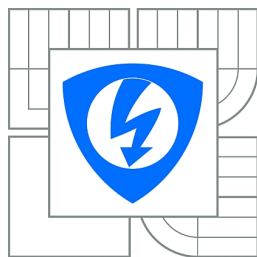
Bc. EVA SIKOROVÁ

VEDOUcí PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. JAN ODSTRČILÍK, Ph.D.

BRNO 2015



**VYSOKÉ UČENÍ
TECHNICKÉ V BRNĚ**

**Fakulta elektrotechniky
a komunikačních technologií**

Ústav biomedicínského inženýrství

Diplomová práce

magisterský navazující studijní obor
Biomedicínské inženýrství a bioinformatika

Studentka: Bc. Eva Sikorová

ID: 136486

Ročník: 2

Akademický rok: 2014/2015

NÁZEV TÉMATU:

Biometrie sítnice pro účely rozpoznávání osob

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Seznamte se s principem snímání sítnice pomocí fundus kamery a s vlastnostmi takto získaných obrazových dat. 2) Proveďte literární rešerši z oblasti využití snímků sítnice pro biometrii. 3) Navrhněte metodu využití snímků sítnice pro rozpoznávání osob dle vhodně zvolené sady příznaků a srovnávacích metrik. 4) Proveďte implementaci navržené metody ve vybraném programovém prostředí. 5) Implementované algoritmy otestujte a vyhodnoťte na dostupné biometrické databázi. 6) Proveďte diskusi dosažených výsledků a zhodnoťte účinnost a využitelnost aplikovaného řešení. 7) K vytvořeným programovým funkcím sepište přehledný návod k obsluze.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

- [1] HORTAS, M. O. Automatic system for personal authentication using the retinal vessel tree as biometric pattern, PhD Thesis, Universidade da Coruna, 2009.
[2] DRAHANSKÝ, M., et al. Biometrie. 1. vyd., Computer Press, Brno, 2011.

Termín zadání: 9.2.2015

Termín odevzdání: 22.5.2015

Vedoucí práce: Ing. Jan Odstrčilík, Ph.D.

Konzultanti diplomové práce:

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.

Předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:

Autor diplomové práce nesmí při vytváření diplomové 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 diplomová práce se zabývá rozpoznáváním osob pomocí srovnávání sady příznaků extrahovaných z obrazů vzoru cév sítnice. První část práce obsahuje náhled na problematiku biometrie, podrobnější rozbor identifikace osob s využitím snímků sítnice a především literární rešerši metod extrakce a srovnávání. V praktické části byly v prostředí MATLAB realizovány algoritmy pro identifikaci osoby metodou nejbližšího souseda (NS), translace, template matching (TM) a rozšířeného NS a TM se zahrnutím více příznaků. Součástí práce je otestování navržených programů na biometrické databázi příznakových vektorů s následným vyhodnocením.

KLÍČOVÁ SLOVA

Biometrie, rozpoznávání osob, sítnice, vektor příznaků, extrakce příznaků, srovnávací metriky

ABSTRACT

This master thesis deals with recognition of a person by comparing symptom sets extracted from images of the retinal vessels pattern. The first part includes the insight into biometric issues, the punctual analysis of human identification using retina images, and especially the literature research of methods of extraction and comparison. In the practical part there were realized algorithms for human identification with the method of nearest neighbor search (NS), translation, template matching (TM) and extended NS and TM including more symptoms, for which MATLAB program was used. The thesis includes testing of suggested programs on the biometric database of symptomatic vectors with the following evaluation.

KEYWORDS

Biometrics, Human recognition, Retina, Feature vector, Feature extraction, Similarity measure

BIBLIOGRAFICKÁ CITACE

SIKOROVÁ, E. *Biometrie sítnice pro účely rozpoznávání osob: diplomová práce*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2015, 87 s. Vedoucí diplomové práce: Ing. Jan Odstrčilík, Ph.D.

Prohlášení

Prohlašuji, že svou diplomovou práci na téma „Biometrie sítnice pro účely rozpoznávání osob“ jsem vypracovala samostatně pod vedením vedoucího diplomové práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autorka uvedené diplomové práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením tohoto projektu jsem neporušila autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhla nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědoma 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. 40/2009Sb.

V Brně dne

.....
podpis autorky

Poděkování

Děkuji vedoucímu diplomové práce Ing. Janu Odstrčilíkovi, Ph.D. za cenné rady, odbornou pomoc a vstřícnost při konzultacích a zpracování mé diplomové práce. Mé poděkování patří také rodině a zejména mému příteli za podporu a pomoc během psaní mé diplomové práce.

V Brně dne

.....
podpis autorky

OBSAH

1	ÚVOD.....	11
2	TEORETICKÁ ČÁST	13
2.1	Biometrie obecně.....	13
2.1.1	Historie	14
2.1.2	Vlastnosti biometrických systémů.....	14
2.1.3	Hodnocení spolehlivosti biometrických systémů	15
2.2	Rozpoznávání podle sítnice.....	18
2.2.1	Stavba oka a anatomie sítnice.....	18
2.2.2	Historie	20
2.2.3	Omezení, přednosti a využití biometrie sítnice	21
2.3	Obecný postup rozpoznávání osob.....	22
2.4	Získání obrazu sítnice.....	23
2.4.1	Fundus kamera a její použití.....	23
2.4.2	Charakteristika obrazových dat	24
2.5	Extrakce příznaků.....	25
2.5.1	Vektor příznaků	26
2.5.2	Detekce optického disku.....	26
2.5.3	Detekce větvení a koncových bodů cév pomocí masky	27
2.5.4	Detekce větvení a koncových bodů cév pomocí sledování segmentů	28
2.5.5	Úhel větvení a počet pixelů cév v okolí větvení.....	30
2.6	Srovnávací metriky	31
2.6.1	Srovnávání na principu minimální vzdálenosti	31
2.6.2	Template matching	32
2.6.3	Relativní úhly a vzdálenost	34
2.6.4	Korelace a kovarianční matice	35
3	PRAKTICKÁ ČÁST	37
3.1	Databáze příznakových vektorů	37
3.2	Rozpoznávání osob	37
3.2.1	Metoda nejbližšího souseda.....	37
3.2.2	Metoda translace.....	39

3.2.3	Rozšířená metoda nejbližšího souseda	39
3.2.4	Metoda template matching	40
3.2.5	Rozšířená metoda template matching.....	42
3.3	Rozhodovací práh.....	43
3.4	Popis realizovaných funkcí	43
3.4.1	Obecné informace.....	44
3.4.2	Jednotlivé funkce.....	44
3.5	Testování a vyhodnocení metod.....	46
3.5.1	Přesnost systému	46
3.5.2	Přesnost identifikace.....	50
3.5.3	ROC křivky	52
3.5.4	Míra vyrovnání chyb	54
3.6	Příčiny snížení kvality metod.....	57
4	DISKUZE DOSAŽENÝCH VÝSLEDKŮ	59
5	ZÁVĚR.....	64
6	ZDROJE	67
7	PŘÍLOHY	70

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obrázek 1: Srovnání identifikace a verifikace [2].	13
Obrázek 2: Chyby FMR vs. FNRM a FAR vs. FRR [5].	17
Obrázek 3: Závislost EER, ZeroFNMR a ZeroFMR [2].	17
Obrázek 4: Ukázka ROC křivky [6].	18
Obrázek 5: Anatomie lidského oka [9].	19
Obrázek 6: Schéma obecného principu identifikace osoby pomocí srovnávací metriky příznaků.	22
Obrázek 7: Schéma dráhy světelných paprsků optického systému a vzniklého obrazu [10].	23
Obrázek 8: Fundus kamera TRC NW8 [1].	24
Obrázek 9: Snímek sítnice pořízený fundus kamerou s vyznačenou slepou a žlutou skvrnou.	25
Obrázek 10: Výsledek skeletonizace cév s detailním znázorněním cévního ukončení a větvení [23].	27
Obrázek 11: Výsledek skeletonizace a detekce pozic větvení a konců cév [22].	28
Obrázek 12: Spojení segmentů r a s [13].	29
Obrázek 13: Větvení mezi segmentem r a s . Koncový bod r je prodloužen o l_{max} a je nalezen bod segmentu s [13].	30
Obrázek 14: Znázornění bodů pro výpočet úhlů k detekovanému větvení (Vymezená vzdálenost - zeleně, příslušné body na skeletu - červeně) [11].	30
Obrázek 15: Euklidovská a Manhattanská vzdálenost ve dvojrozměrném prostoru.	32
Obrázek 16: Příklad vzoru pro Template matching [25].	33
Obrázek 17: Čtyři nejbližší větvení a jejich relativní orientace vzhledem k centrálnímu větvení [23].	34
Obrázek 18: Uspořádání pro výpočet korelace f a w v bodě (x_0, y_0) [28].	35
Obrázek 19: Vzory rozpoznávaného (V_1) a porovnávaného (V_2) snímku s vyznačenými segmenty a aktuálně prohledávaným okolím.	41
Obrázek 20: Rozdílnost snímků sítnice pocházejících od stejné osoby s důvodu znehodnocení okraje (ID 13 a ID 14). Segmentace cévního řečiště obou snímků [11].	48
Obrázek 21: Grafické znázornění vektoru podobnosti bez prahu.	50
Obrázek 22: Grafické znázornění vektoru podobnosti s prahem.	51
Obrázek 23: Ukázka různého osvětlení snímků, pocházejících od stejné osoby [11].	57
Obrázek 24: Znázornění pozic větvení u dvou vzájemně posunutých snímků pocházejících od stejné osoby.	58

SEZNAM TABULEK

Tabulka 1: Charakteristiky vybraných biometrických vlastností (+ vysoká, - nízká, Ø střední) [2].	15
Tabulka 2: Různá nastavení velikosti segmentů a D_{th} pro TM s obdélníkovými segmenty. ...	42
Tabulka 3: Různá nastavení velikosti segmentů a D_{th} pro TM s obdélníkovými segmenty. ...	42
Tabulka 4: Přesnosti navržených metod s uvedením špatně identifikovaných snímků. Červené zvýraznění ID snímku značí nesprávnou identifikaci zejména u všech metod využívajících NS, fialově u metod TM.	47
Tabulka 5: Odůvodnění nesprávné identifikace snímků.	48
Tabulka 6: Přesnosti a přesnosti zamítnutí navržených metod s rozhodovacím prahem.	49
Tabulka 7: Přesnosti správného přiřazení snímku ke snímku ID 45 bez uvažování rozhodovacího prahu pro všechny realizované metody.	51
Tabulka 8: Přesnosti správného přiřazení snímku ke snímku ID 45 s rozhodovacím prahem, zvoleným na základě EER, pro všechny realizované metody.	51
Tabulka 9: Hodnocení kvality jednotlivých metod pomocí různých přístupů.	59
Tabulka 10: Pět snímků s největší podobností ke snímku s ID 1 u rozšířené metody TM.	60
Tabulka 11: Pět snímků s největší podobností ke snímku s ID 14 u rozšířené metody TM. ...	60
Tabulka 12: Pět snímků s největší podobností ke snímku s ID 73, kdy osoba nemá v databázi další snímek, u rozšířené metody TM.	61
Tabulka 13: Technické specifikace fundus kamery [29].	71
Tabulka 14: Technické specifikace digitálního fotoaparátu [30].	71
Tabulka 15: Přehled ID a názvů snímku levých očí s červeným vyznačením snímku osob s jediným zastoupením.	72
Tabulka 16: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu translace s $n = 20$	73
Tabulka 17: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu translace s $n = 40$	74
Tabulka 18: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu NS.	75
Tabulka 19: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu NS s příznaky.	76
Tabulka 20: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu TM s velikosti segmentů 150×100 a $D_{th} = 19$	77
Tabulka 21: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu TM s velikosti segmentů 250×250 a $D_{th} = 21$	78
Tabulka 22: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu TM s příznaky s velikosti segmentů 150×100 , $D_{th} = 20$ a $\delta = 0,07$	79

Tabulka 23: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu translace s $n = 20$	80
Tabulka 24: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu translace s $n = 40$	81
Tabulka 25: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu NS.	82
Tabulka 26: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu NS s příznaky.	83
Tabulka 27: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu TM s velikosti segmentů 150×100 , $D_{th} = 19$	84
Tabulka 28: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu TM s velikosti segmentů 250×250 , $D_{th} = 21$	85
Tabulka 29: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu TM s příznaky s velikosti segmentů 150×100 , $D_{th} = 20$ a $\delta = 0,07$. ..	86

SEZNAM GRAFŮ

Graf 1: ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR pro metody NS a posunutí.....	53
Graf 2: ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR pro metody template matching. TM obdél. s. (150x100, $D_{th} = 19$), TM čtver.s. (250x250, $D_{th} = 21$), TM příznaky (150x100, $D_{th} = 20$, $\delta = 0,07$).	54
Graf 3: ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR pro metody NS s příznaky a TM s příznaky.	54
Graf 4: EER pro metodu translace pro $n = 20$ a $n = 40$	55
Graf 5: EER pro metody NS a NS s příznaky.	55
Graf 6: EER pro metodu TM s obdélníkovými segmenty velikosti 150x100, $D_{th} = 19$ a TM se čtvercovými segmenty velikosti 250x250, $D_{th} = 21$	56
Graf 7: EER pro metodu rozšířenou TM s dalšími příznaky s obdélníkovými segmenty velikosti 150x100, $D_{th} = 20$, $\delta = 0,07$	56

1 ÚVOD

Účelem této diplomové práce je seznámení se současnými metodami rozpoznávání osob s využitím snímku sítnice pomocí vhodně zvolené sady příznaků a srovnávací metriky. Vzhledem k vhodnému uplatnění rozpoznávání sítnice v oblastech s vysokými požadavky na bezpečnost, dochází stále ke značnému úsilí o zkvalitnění dosavadních systémů. Existuje řada metod umožňujících identifikaci oprávněného uživatele, jehož snímek se nachází v databázi, a zamítnutí nepovolané osoby snažící se neprávem získat nárok autorizovaného uživatele. První skupinou jsou metody srovnávající obraz sítnice rozpoznávané osoby s obrazy uloženými v databázi. Druhým přístupem, zároveň použitým v této práci, je prvotní extrakce charakteristických příznaků ze snímku rozpoznávané osoby a následné porovnání s odpovídajícími příznaky v databázi.

Pro snadnější orientaci a pochopení řešené problematiky, je první teoretická část věnována poznatkům souvisejícím se zvolenou tematikou. První kapitola uvádí náhled na obecnou biometrii s bližším zaměřením na vlastnosti biometrických systémů a hodnocení jejich spolehlivosti. Následující úsek je zaměřen na biometrii sítnice, stavbu oka a anatomii sítnice a její využití k rozpoznávání osob. Akvizice snímků sítnice oka, s bližším zaměřením na funkci fundus kamery a popis těchto snímků z hlediska jejich charakteristických vlastností, jsou obsahem další samostatné kapitoly. Součástí práce je také přehled metod sloužících k extrakci příznaků ze snímků očního pozadí. Poslední teoretickou částí je literární rešerše z oblasti srovnávacích metod umožňujících identifikaci osob, díky unikátnosti vzoru cév každého jedince.

Zvolené postupy a popis realizovaných metod identifikace osob pomocí příznakových vektorů jsou obsahem praktické části. Nejdříve je zde uvedena podrobnější charakteristika používané databáze, z níž byly použity příznaky extrahované ze 123 snímků levého oka. Vlastní část tvoří vysvětlení pěti navržených metod. První z nich je metoda nejbližšího souseda využívající Euklidovskou vzdálenost a uvažující pouze souřadnice větvení mezi neznámým snímkem a celou databází. Cílem realizace metody translace bylo pomocí vhodného zarovnání souřadnic větvení dvou snímků eliminovat odchylky, které vznikají porovnáváním souřadnic nějakým způsobem posunutých vůči sobě. Další z nich je metoda nejbližšího souseda rozšířená o zahrnutí počtu cévních pixelů v omezeném okolí každého větvení a vektoru úhlů každého větvení. Poslední kategorii tvoří dvě verze metody template matching, u kterých je míra podobnosti stanovena pomocí počtu odpovídajících si bodů větvení cév mezi dvěma vzory. I v tomto případě byla realizovaná základní i rozšířená varianta této metody. Všechny metody byly uskutečněny v programovém prostředí MATLAB. V příslušné kapitole je uveden popis realizovaných funkcí spolu s návodem pro jejich spuštění.

Samostatný úsek praktické části je věnován testování navržených metod na biometrické databázi a vyhodnocení možných příčin jejich chybovosti. Hodnocení spolehlivosti implementovaných metod je uskutečněno pomocí procentuálního určení správně identifikovaných osob pro snímky, kdy rozpoznávaná osoba má v databázi uložený alespoň jeden její další snímek. Jelikož byly pozorovány případy, které nebyly správně identifikovány většinou z realizovaných metod, jsou v příslušné kapitole okomentovány možné důvody těchto selhání. Pomocí zavedení prahu je možné upozornění na osobu, která se v databázi nenachází. Na základě tohoto opatření je možné vyjádření procentuální přesnosti také se zahrnutím snímků s jediným zastoupením v databázi. Metody jsou rovněž testovány pomocí přesností identifikace jednotlivých snímků, vyjádřených pomocí míry falešné positivity jak s uvažováním rozhodovacího prahu, tak bez něj. Kvalita biometrického systému využívajícího jednotlivé metody je hodnocena pomocí ROC křivek vyjadřujících závislost FRR (míra chybného odmítnutí) na FAR (míra chybného přijetí) a GAR (pravdivá pozitivní rozhodnutí) na FAR při změně prahu od 0 do 1 s krokem 0,001. Posledním z vyhodnocení kvality identifikačního algoritmu, je stanovení míry vyrovnaní chyb, ve které jsou si obě chybové míry FAR a FRR rovny.

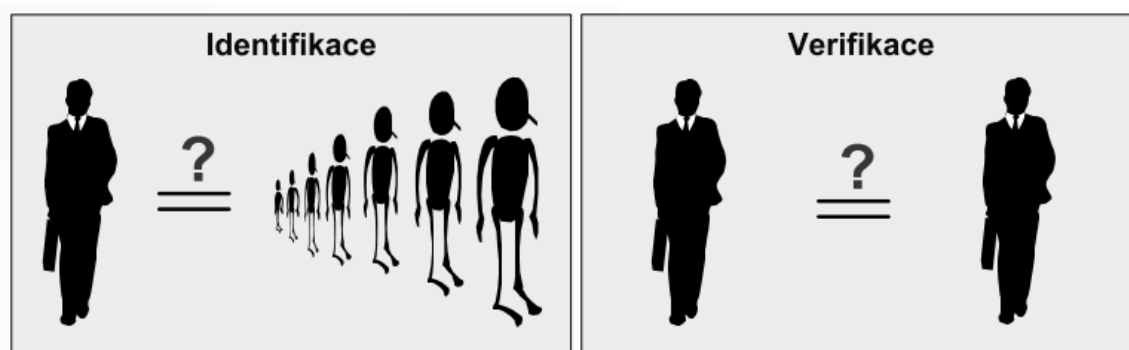
Hlavní dosažené výsledky jednotlivých metod spolu s jejich odůvodněním jsou součástí diskuze, která je posledním oddílem praktické části. Rovněž jsou zde rozebrány možné nepřesnosti vzniklé v procesu snímání sítnice, předzpracování obrazu, extrakce příznaků nebo vzájemného porovnávání a vyhodnocení podobnosti zvolených snímků. Ke každému zmíněnému důvodu snížení přesnosti je uvedeno možné řešení k jeho zmenšení nebo k úplnému odstranění. Dále jsou zde srovnávány nedostatky a přednosti jednotlivých metod a vliv použitých příznaků na dosažené výsledky. Protože zakomponování více příznaků do rozhodovacího algoritmu zpřesňuje identifikaci osob, jsou v diskuzi popsány možnosti dalších příznaků, které se jeví jako vhodné pro jejich zahrnutí do existujících metod.

2 TEORETICKÁ ČÁST

2.1 Biometrie obecně

V současné době je v mnoha oblastech kladen stále větší důraz na služby zajišťující spolehlivé ověření nebo určení identity jedince. Nejedná se pouze o policejní nebo vojenské odvětví, ale i běžné civilní aplikace, jako je kontrola přístupu nebo finanční transakce. Tradiční systémy autentizace jsou založeny na základě znalosti, kterou může být heslo eventuálně pin, nebo vlastnictví, například čipové karty či klíče. S ohledem na běžnou neschopnost odlišení mezi oprávněným autorizovaným uživatelem a nepovolanou osobou, která neprávem získala privilegium autorizovaného uživatele, se tyto přístupy jeví jako nedostatečně spolehlivé a nevhodné pro některé sektory [1]. Možné řešení těchto problémů může být nalezeno v uplatnění biometrie v technologiích rozpoznávání osob. Představou je skutečnost, že sám uživatel je nositelem identifikačního klíče v podobě své specifické fyzické nebo behaviorální charakteristiky [2].

Původ slova biometrie pochází z řečtiny a je složeno ze slova "bios" znamenající život a slova "metron" s významem měřítko. Doslovný překlad by měl význam "měření života". Pojem biometrie je definován jako automatizované rozpoznávání lidských jedinců na základě jejich charakteristických anatomických rysů (např. obličej, otisk prstů, duhovka, sítnice) a behaviorálních rysů (např. dynamické vlastnosti podpisu, chůze) [2]. Jedná se o měřitelné charakteristiky živého organismu, které se snímají, zpracovávají a vyhodnocují s cílem jednoznačné identifikace nebo verifikace [3]. Význam a odlišnost obou pojmů jsou znázorněny na obrázku 1. V případě identifikace se jedná o určení identity osoby. Systému je zadána pouze biometrická vlastnost, která je porovnávána s celou databází uložených biometrických dat s cílem rozpoznat identitu uživatele. Naopak verifikace slouží k ověření shody se sdělenou identitou. Na začátku je uživatelem oznámena identita, na jejímž základě je v databázi dohledán odpovídající záznam s biometrickými daty. Poté dojde k porovnání dat uložených a naměřených s následným potvrzením nebo zamítnutím zadané identity [2].



Obrázek 1: Srovnání identifikace a verifikace [2].

2.1.1 Historie

Využití biometrických vlastností k identifikaci osob se datuje až po faraonské dynastie Egypta, na základě mnoho písemných dokladů, líčících biometrickou identifikaci osob v údolí Nilu. Rozpoznávání pěstídel obilí bylo uskutečňováno podle unikátních jizev a poranění, podle barvy a dalších charakteristik pleti, barvy očí, váhy a rozměrů těla [3]. Využití otisků prstů jako způsob identifikace používali již staří Číňané. Důkazem jsou na skalních stěnách dochované kresby znázorňující strukturu podobnou otiskům prstů nebo na keramice otisknuté prsty autora práce [2].

V roce 1858 anglický guvernér William James Herschel začal v Indii používat místo podpisu otisky prstů pro osvědčení identity zaměstnanců dráhy, kvůli jejich neznalosti psaní. Každý dělník stvrdil svou identitu a zároveň i převzetí peněz otisknutím svého palce na originál výplatní pásky. Herschel se začal zabývat i výzkumem získaných otisků prstů, na jehož základě vytvořil dílo o původu otisků prstů. Významnou osobou byl Francis Galton, který představil obor zabývající se měřením lidských tělesných rozměrů známý jako antropometrie. Zároveň se podílel i na vzniku daktyloskopie, kdy obě metody porovnával a shledal je jako dobré, spolehlivé a obě vhodné pro praxi [2].

Francis Galton prokázal stabilitu a jedinečnost papilárních linií na prstech a v roce 1900 prosazuje využívání otisků prstů pro identifikaci a verifikaci u policie. V roce 1924 došlo ke vzniku oddělení identifikace otisků prstů u FBI. V roce 2010 systém u FBI zahrnuje celkem 66 miliónů otisků prstů, v průměru dojde k 50 000 prohledávání denně a reakce na vzdálené vyhledávání v databázi trvá asi hodinu a deset minut [2].

Obdobný vývoj jako daktyloskopie měly i ostatní biometrické metody. V roce 1980 byla do praxe zavedena metoda pro identifikaci osob na základě struktury sítnice. Činnost matematika Johna Daughmana byla základním kamenem pro prakticky využitelnou identifikaci osob pomocí oční duhovky [3]. Nejmladší z technologií identifikace je zkoumání DNA, o které se hovoří jako o nejlepším identifikátoru osob, jelikož struktura DNA dokáže rozpoznat každého jedince na zemi a lze z ní vyčíst mnoho dalších informací [2].

2.1.2 Vlastnosti biometrických systémů

Pro možnost zavedení konkrétního biometrického systému za účelem identifikace či verifikace, musí zkoumaná biometrická vlastnost splňovat řadu charakteristik. Charakteristiky některých biometrických vlastností spolu s ohodnocením jsou uvedeny v tabulce 1. První z nich je univerzalita, kdy každý jedinec by měl být nositelem této vlastnosti. Nutným předpokladem je, aby žádné dvě osoby nevlastnily identickou biometrickou vlastnost, která se zároveň s časem nemění a je kvantitativně měřitelná. Důležitými aspekty jsou lidská ochota nasnímání zvolené vlastnosti, odolnost proti falšování a finanční náklady na pořízení systému [2].

Tabulka 1: Charakteristiky vybraných biometrických vlastností (+ vysoká, - nízká, Ø střední) [2].

	Obličej	Otisk prstu	Geometrie ruky	Žíly ruky	Duhovka oka	Sítnice oka	Podpis	Hlas
Univerzalita	+	Ø	Ø	Ø	+	+	-	Ø
Jedinečnost	-	+	Ø	Ø	+	+	-	-
Konstantnost	Ø	+	Ø	Ø	+	Ø	-	-
Získatelnost	+	Ø	+	Ø	Ø	-	+	Ø
Výkonnost	-	+	Ø	Ø	+	+	-	-
Akceptace	+	Ø	Ø	Ø	-	-	+	+
Falšovatelnost	-	+	Ø	+	+	+	-	-
Finance	-	-	Ø	Ø	+	+	-	-

Biometrické systémy, stejně jako ostatní přístupy k identifikaci nebo verifikaci, jsou doprovázeny řadou výhod i nevýhod. Mezi pozitiva biometrie patří zvýšení bezpečnosti, neschopnost lehkého zfalšování porovnávané vlastnosti, její zapomenutí nebo ztracení, eliminace úsilí o popření totožnosti, zvýšení pohodlí. Na druhé straně negativy jsou nejednoznačnost skóre porovnávání na výstupu, neschopnost anulování v případě prozrazení, nezachování soukromí, potřeba detekce živosti nebo napadnutelnost samotného biometrického systému [2].

2.1.3 Hodnocení spolehlivosti biometrických systémů

Určení nejlepšího biometrického systému pro specifické prostředí a jeho optimální nastavení vyžaduje pochopení metodiky hodnocení a statistik používaných v biometrii [4]. V biometrických systémech se vyskytují chyby, způsobené rozhodováním pomocí skóre porovnávání, tedy míry shody, a zvoleného prahu. Výstup je ovlivněn především vnitrotřídní a mezitřídní variabilitou. Vzájemná podobnost osob a změny u jednotlivých nasnímání jednoho jedince do velké míry ovlivňují rozhodování o přijetí či odmítnutí uživatele [2].

Velikost prahu definuje výsledek porovnávání biometrické vlastnosti. Kdy práh, jehož hodnoty spadají do intervalu od 0 do 1, udává, zda bude skóre porovnávání určeno jako shoda nebo neshoda. Jestliže je skóre porovnávání menší než práh, je tvrzení o identitě odmítnuto. Naopak v případě rovnosti nebo větší hodnoty prahu než je skóre porovnání je tvrzení o identitě přijato. Z tohoto porovnání vychází správné nebo chybné rozhodnutí biometrického systému. Může dojít ke dvěma chybovým stavům. Dva vzory od odlišných osob jsou systémem vyhodnoceny jako totožné a jedná se tedy o chybné přijetí (False Accept). Na druhé straně mohou být dva v různých časech nasnímané vzory téže osoby posouzeny jako odlišné, dochází k chybnému odmítnutí (False Reject). Na základě uvedených chybových stavů jsou odvozeny následující chybové míry, které hrají významnou roli v posuzování kvality biometrických systémů [2].

2.1.3.1 Míra chybového přijetí a odmítnutí

Míra chybového přijetí (FAR - False Accept Rate) vystihuje pravděpodobnost chybné klasifikace dvou odlišných biometrických vzorů jako shodných. Biometrický systém selže při odmítnutí možného útočnicka. Tato veličina je definována následujícím vztahem:

$$FAR = \frac{\text{počet porovnání rozdílných vzorů s výsledkem shoda}}{\text{celkový počet porovnání rozdílných vzorů}} [2]. \quad (1)$$

Míra chybového odmítnutí (FRR - False Reject Rate) udává, s jakou pravděpodobností udělá biometrický systém chybu v nerozpoznání oprávněného uživatele nebo již dříve registrovaného jedince s jeho v systému uloženou referenční biometrickou šablonou [3]. Následkem je selhání biometrického systému při přijetí oprávněného uživatele.

$$FRR = \frac{\text{Počet porovnání vzorů osoby A vedoucích k neshodě}}{\text{Celkový počet pozorování vzorů osoby A}} [2]. \quad (2)$$

2.1.3.2 Míra chybné shody a neshody

Míra chybné shody (FMR - False Match Rate) je definována jako výsledek dělení vzorků pokusů útočníků s nulovým úsilím chybně vyhlášených jako shodné s nevlastními šablonami. Jinak řečeno, stanovuje podíl chybně akceptovaných osob. Výpočet je realizován na základě tohoto vztahu:

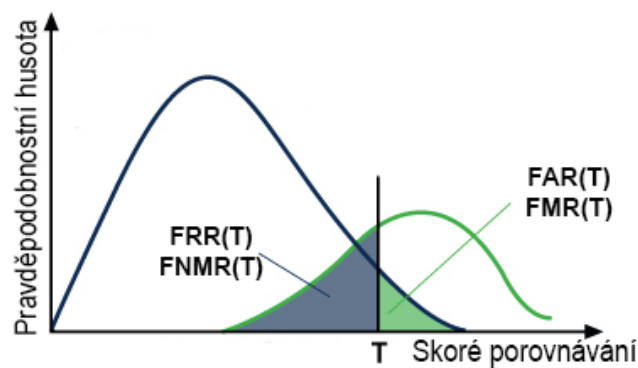
$$FMR(T) = \int_T^1 p(s|H_1) ds, \quad (3)$$

kde T je rozhodovací práh, H_1 označuje výrok, kdy vzor a šablona pocházejí od různých osob, p je hustota pravděpodobnosti, že výrok v závorce je pravdivý, a s je skóre porovnání, které byly neúspěšné ještě před samotným porovnáním [2].

Míra chybné neshody (FNMR - False Non-Match Rate) je definována jako výsledek dělení vzorků pokusů autorizovaných uživatelů chybně vyhlášených jako neshodné s vlastními šablonami. Stanovuje tedy podíl chybně neakceptovaných osob. Výpočet je definován následovně:

$$FNMR(T) = \int_0^T p(s|H_0) ds, \quad (4)$$

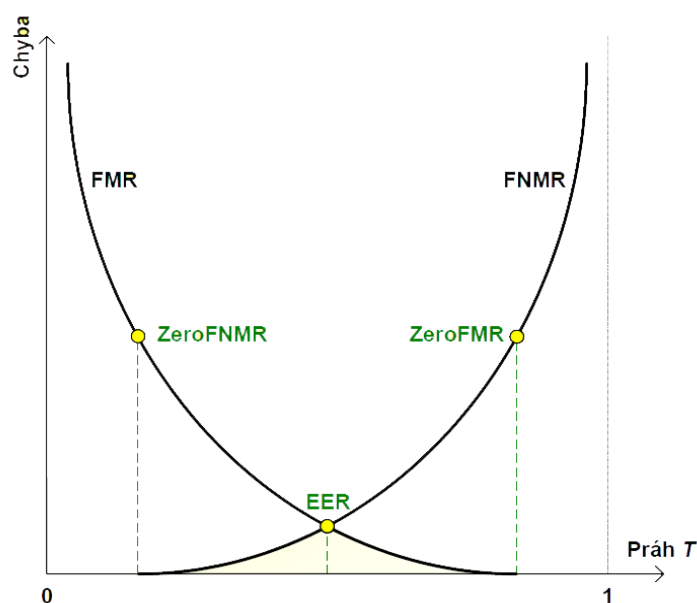
kde T je rozhodovací práh, H_0 označuje výrok, kdy vzor a šablona pocházejí od stejné osoby, p je hustota pravděpodobnosti, že výrok v závorce je pravdivý, a s je skóre porovnání. Odlišností od FRR je, že do celkových součtů nejsou zahrnuty pokusy, které byly neúspěšné ještě před samotným porovnáním [2].



Obrázek 2: Chyby FMR vs. FNMR a FAR vs. FRR [5].

2.1.3.3 Míra vyrovnaní chyb

Míra vyrovnaní chyb (EER - Equal Error Rate) je stanovena podmínkou $FMR(T) = FNMR(T)$. Cílem je stanovit oblast shody obou chybových mír, protože při nastavení prahu na hodnotu EER se bude počet chybně akceptovaných a chybně odmítnutých osob rovnat. Od EER se odvíjí dvě charakteristiky, kdy první z nich je ZeroFMR udávající dolní hranici FNMR, kdy $FMR = 0$. Na druhé straně ZeroFNMR je dolní hranice FMR, když $FNMR = 0$ [2].

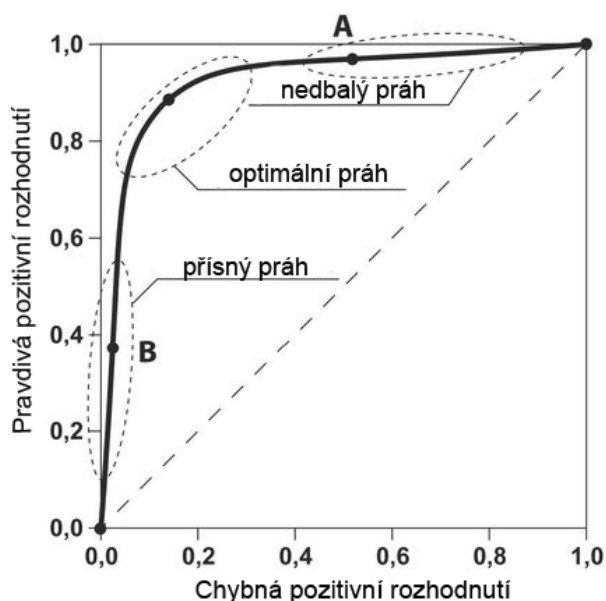


Obrázek 3: Závislost EER, ZeroFNMR a ZeroFMR [2].

2.1.3.4 ROC křivka

Přesnost biometrického systému je nejčastěji kvantifikována pomocí ROC křivek (Receiver Operating Curve), které představují detekční schopnost funkce FMR vzhledem k FNMR nebo FAR k FRR. Dobře fungující biometrický systém by měl vykazovat rychlé výsledky a nízkou míru chybné shody a chybné neshody [5]. Hodnota prahu ovlivňuje chybové míry FMR a FNMR, kdy se změnou velikosti prahu roste nebo klesá hodnota FMR a FNMR. Obě hodnoty se mění najednou, každá opačným směrem [2]. Vyšší práh redukuje chybné shody, ale na

druhé straně zvýší chybu neshody. Z tohoto důvodu je zaručena vyšší bezpečnost, ale menší pohodlí. Naopak nižší práh snižuje chybu neshody, ale zvyšuje chybu shody, proto poskytuje vyšší pohodlí s menší bezpečností [5].



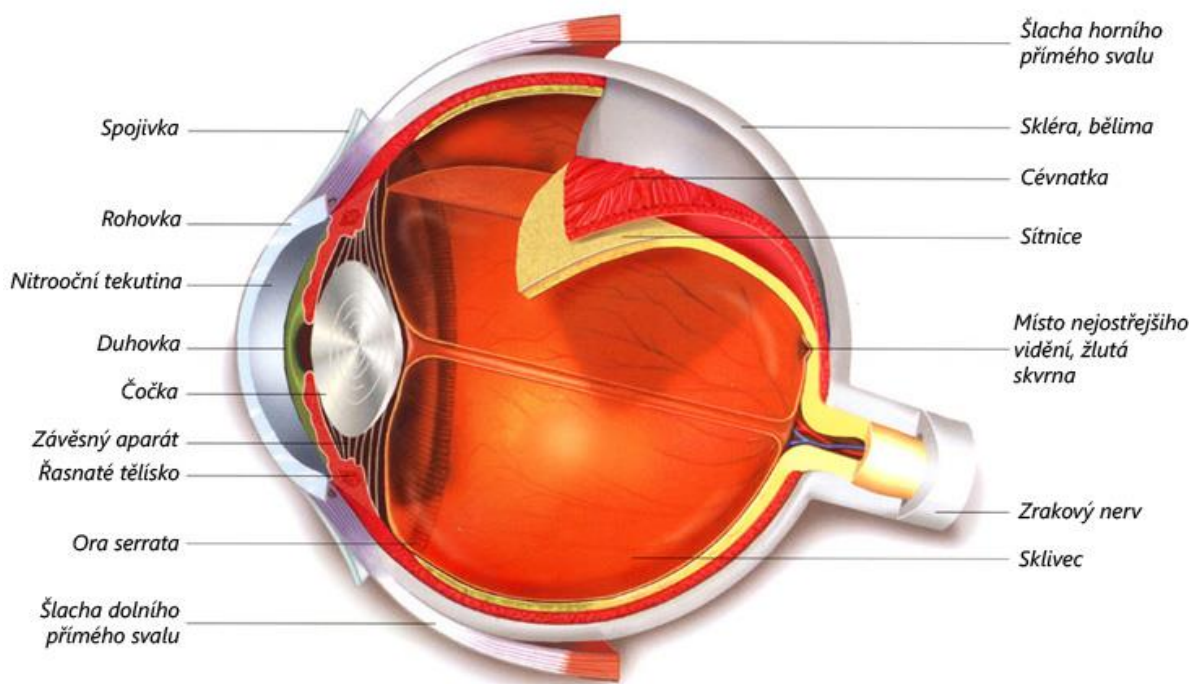
Obrázek 4: Ukázka ROC křivky [6].

2.2 Rozpoznávání podle sítnice

Relativně novým odvětvím je využití sítnice k biometrickým účelům [2]. Identifikace nebo verifikace osob je prováděna na základě snímání a srovnávání obrazu vzoru cév sítnice [3], který je u každé osoby zcela unikátní, i v případě jednovaječných dvojčat. Díky umístění sítnice uvnitř oka je zajištěna velmi dobrá ochrana proti vnějším vlivům. Navíc se vzory cév po dobu života nemění, což činí sítnici velmi vhodnou pro biometrii. Nutným předpokladem pro správnou identifikaci je získání dostatečně kvalitního obrazu očního pozadí. Nedílnou součástí je potřeba pochopení funkce sítnice pro lidské vidění, jejího umístění a prvků v ní se nacházejících, na základě kterých je možno z biometrického hlediska identifikaci uskutečňovat [2].

2.2.1 Stavba oka a anatomie sítnice

Z anatomie je známo, že lidské oko je párový, kulovitý orgán o průměru 24 mm uložený v očníchích na tukovém polštáři. Ochranu předního segmentu bulbu zajišťují víčka a jeho svlažování umožňují slzy, produkované slznými žlázami do spojivkového vaku. Pohyby oka jsou obstarávány šesti okohybnými svaly upnutými k bělimě. Stěna oční koule je tvořena třemi tkáňovými vrstvami. Vnější obal je tvořen neprůhlednou bělimou přecházející v přední části oka v průhlednou rohovku, která na bulbus nasedá na způsob hodinového sklíčka [7]. Střední vrstva nazvaná živnatka je bohatá na cévy a z větší části je tvořena cévnatkou, která vystýlá vnitřní povrch bělimy [8].



Obrázek 5: Anatomie lidského oka [9].

V předním segmentu oka přechází cévnatka v řasnaté těleso a duhovku. Řasnaté těleso obsahuje akomodační svaly napomáhající akomodaci čočky a jeho vystupující jemná vlákna zajišťují udržení čočky v požadované poloze. Ve středu duhovky se nachází otvor zvaný zornice, který reguluje množství světla pronikajícího do oka a zajišťuje tak funkci clony. Čočka je zavěšená za duhovkou a dělí oko na přední a zadní segment. Nitrooční prostor nalézající se za čočkou je vyplněn průhlednou rosolovitou hmotou pojmenovanou sklivec. Sítnice je světločivná vrstva oka tvořící jeho vnitřní obal [8]. Svazek nervových vláken sítnice, sbíhající se do oblasti zadního pólu oka, je zrakovým nervem [7].

Sítnice, obsahující buňky citlivé na světlo, je z funkčního hlediska obdobná fotografické emulzi ve filmové kameře nebo citlivé detekční vrstvě v televizní kameře. Avšak sítnice je na rozdíl od zmíněných technických zařízení nenahraditelná a vyznačuje se dokonalou schopností automatické adaptace na intenzitu dopadajícího světla [8]. Světločivá vrstva je lokalizována v zadní části oka o tloušťce 0,2 až 0,4 mm. Tato vrstva má na starosti snímání světelných paprsků dopadajících přes zornici a čočku, která obrátí a invertuje obraz. Sítnice je komplexní struktura tvořena několika vrstvami synapsemi propojených neuronů. Avšak jedinými přímo na světlo reagujícími neurony jsou fotoreceptory, dělící se na tyčinky a čípky [2]. Avšak ty představují jen předposlední vrstvu sítnice, na kterou světelný paprsek dopadne až po průchodu vrstev nervových vláken, gangliových buněk a bipolárních nervových buněk. Poslední úroveň uloženou za vrstvou fotoreceptorů je pigmentový list oddělující sítnici od zevně nacházející se cévnatky. Na základě této komplikované struktury sítnice je pouhých 10% intenzity světla dopadajícího do oka využito k podráždění fotoreceptorů [8].

Celá plocha sítnice má asi 7 milionů čípků, které slouží k vidění za denního světla a zabezpečují rozlišení detailů a vidění barev s citlivostí na červenou, modrou a zelenou barvu. V sítnici je obsaženo také asi 120 milionů tyčinek [8]. Ty slouží k detekci světla a dokážou reagovat už při dopadu jednoho až dvou fotonů, rovněž zajišťují černobílé vidění [2]. Distribuce tyčinek a čípků v sítnici není pravidelná. Největší koncentrace čípku je ve žluté skvrně a jejich hustota směrem do okolí klesá. Žlutá skvrna, která je místem nejostřejšího vidění, je lehce prohloubené místo při zadním pólu oka. Zde jsou zbylé vrstvy sítnice silně zredukovány, výsledkem je, že toto místo je tvořeno pouze vrstvou čípků a pigmentovým listem [8]. Naopak slepá skvrna je oblast s absencí veškerých receptorů, o rozměru asi 3 mm², kde do oka směřuje zrakový nerv. Z toho důvodu, při dopadu obrazu na slepou skvrnu, nebude obraz pro člověka viditelný [2].

Vyživování sítnice je zprostředkováno pomocí cévnatky, která je vrstvou lokalizovanou mezi sítnicí a bělimou. Cévnatka obsahuje pigment pohlcující přebytek světla a je bohatě protkána krevními cévami, které zůstávají během života neměnné. Krevní zásobování sítnice je zajišťováno sítnicovou tepnou a cévami. Skrze cévnatku, vyživující vnější stranu s fotoreceptory, je zajištěn hlavní průtok krve do sítnice. Sítnicová tepna, která má zpravidla čtyři hlavní větve, poskytuje vyživování zejména vnitřní vrstvě sítnice [2].

2.2.2 Historie

V roce 1935 objevili oftalmologové Carleton Simon a Isidore Goldstein během zkoumání nemocí postihujících oči, že každý jedinec má zcela unikátní vzhled krevního řečiště v sítnici. Následně publikovali článek pojednávající o eventuálním uplatnění obrazu cév v sítnici jako možném identifikátoru. Jejich práce byla podpořena i doktorem Paulem Towerem, který se zabýval studiem jednovaječných dvojčat. V článku vydaném v roce 1955 popsal své poznatky, že ze všech zkoumaných vzorů, právě cévní řečiště v sítnici vykazuje nejmenší podobnost [2].

Průkopníkem v oblasti biometrie sítnice byl Robert Hill, který v roce 1975 přišel s návrhem jednoduchého plně automatizovaného přístroje schopného pořízení snímku sítnice a ověření identity uživatele. O rok později založil firmu EyeDentify, Inc. a vyvinul dlouhodobé úsilí, avšak funkční zařízení se nepodařilo zhotovit několik dalších let. Během dalších pokusů bylo zaváděno osvětlení v infračervené oblasti, kdy první fungující prototyp zařízení byl zkonstruován v roce 1981. Měřicí soustava zahrnovala kameru s optikou pro snímání sítnice pracující s osvětlením právě v oblasti infračerveného záření, která byla připojena k osobnímu počítači sloužícímu ke zpracování získaného obrazu. Po dlouhodobém testování se ukázal jako nejvhodnější, srovnávací algoritmus jednoduché korelace. Po čtyřech letech tvrdé práce firma EyeDentify, Inc. představila systém EyeDetificationSystem 7.5, který verifikaci realizoval pomocí shody obrazu sítnice a PIN kódu sděleného uživatelem s údaji obsaženými v databázi [2].

2.2.3 Omezení, přednosti a využití biometrie sítnice

Tak jako ostatní biometrické metody má i využití sítnice několik omezení, které nejsou zcela nepřekonatelná, ale aktuálně neexistuje systém se schopností jejich úplného odstranění. I když je v zařízení využívána nízká úroveň infračerveného osvětlení, pro oko zcela neškodná, mezi veřejností převládá strach z možného poškození sítnice přístrojem [2]. Ochotu uživatele rovněž nezvyšuje potřeba dostatečného přiblížení oka ke snímacímu zařízení a jeho následná nepohyblivost po dobu 10-15 sekundového snímání [3]. Navíc lidé trpící těžkým astigmatismem nejsou schopni zaostřit oko na potřebný bod a z tohoto důvodu není možné vygenerování správné šablony a aplikace metody [2].

Další nevýhodou je limitace venkovního použití, která je zapříčiněna jak množstvím okolního světla ovlivňujícího výsledný snímek, tak s tím související malou velikostí zornice. Jelikož světlo musí projít pupilou dvakrát, s příliš malou pupilou může být vracející se paprsek oslaben a nedojde ke vzniku dostatečně silného obrazu [3]. Ve srovnání se snímači, které jsou používány u jiných biometrických zařízení, je cena zařízení a zvláště samotného optického aparátu pro rozpoznávání sítnice vysoká [2].

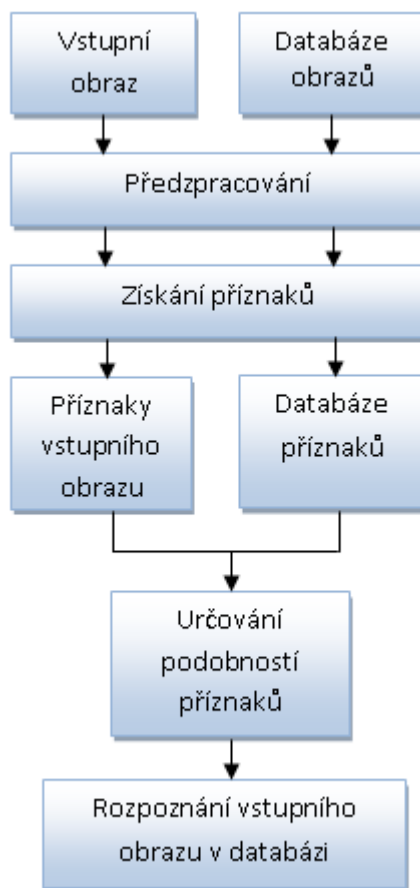
Naopak mezi výhody této biometrické technologie nesporně patří absolutní unikátnost vzoru cév sítnice u každého jedince a to i v případě jednovaječných dvojčat. Kvůli dobré ochraně sítnice proti vnějším vlivům, díky umístění sítnice uvnitř oka, je zabezpečena její časová stabilita [2]. V současnosti je zpracování získaného snímku sítnice spolu s rozpoznáváním díky moderním technologiím otázkou zlomku sekundy. Navíc, jestli je obdržen dostatečně kvalitní obraz sítnice, je vykazována vysoká přesnost. Protože rozpoznávání osob pomocí sítnice je realizováno na základě cirkulace krve v očních cévách, je tato biometrická metoda jednou z nejproblémověji padělatelných. Pro oklamání snímače, by muselo vyrobené oko napodobovat řadu vlastností živého oka, včetně simulace odrazivosti sítnice, čočky, která zaostřuje vstupující a doražený svazek paprsků, a systému zaostření, který umísťuje oko do korektní vzdálenosti od snímače a rotuje oko kolem osy [3].

Tyto vlastnosti dělají rozpoznávání podle sítnice jednu z nejlepších biometrických metod v oblastech s vysokými požadavky na bezpečnost. Její uplatnění je vhodné například v nukleárním vývoji, firmách vyvíjejících a vyrábějících zbraně, vládních a armádních základnách, tajných organizacích a dalších [2]. Mezi instituce využívající tuto technologii patří i mimo jiné FBI, CIA, NASA a řada světových bank. Ačkoli je zatím v nejvyšší míře snímání sítnice využíváno k rozpoznávání osob, vyskytly se i zařízení, které dokážou identifikovat zvířata [3].

2.3 Obecný postup rozpoznávání osob

Všechna zařízení umožňující rozpoznávání osob se dají zpravidla charakterizovat několika dílčími systémy. První a zároveň zřejmě nejkomplicovanější částí celého identifikačního procesu je získání dostatečně kvalitního digitálního snímku sítnice. Optický systém spolu s kamerou proto musí zabezpečit získání snímku vhodného pro následné zpracování. Fáze předzpracování obrazu slouží především k vylepšení stávajících vlastností obrazu pro konkrétní účely zvolené metody. Obvykle to znamená upravení obrazu tak, aby pozdější lokalizace a rozpoznání objektů na snímku byla co nejvíce přesná, rychlá a spolehlivá. Další etapou je extrakce klíčových příznaků z předzpracovaného obrazu. Jedná se tedy o získání sady parametrů, které snímek vhodně popisují. Poté algoritmus využívající některou ze srovnávacích metrik porovnává extrahované příznaky nasnímaného obrazu se vzory uloženými v databázi a vyhodnotí jejich vzájemnou podobnost. V případě uplatnění vzdálenosti, jsou jako nejpodobnější obrazy vyhodnoceny ty, jejichž vektory příznaků mají od sebe nejmenší vzdálenost. Posledním krokem je rozpoznání vstupního obrazu na základě přiřazení k odpovídajícímu obrazu v databázi, který je vstupnímu snímku nejvíce podobný [2].

Obecný, výše popsáný, postup biometrie sítnice pomocí srovnávání vektorů příznaků je schematicky znázorněn na následujícím obrázku 6.



Obrázek 6: Schéma obecného principu identifikace osoby pomocí srovnávací metriky příznaků.

2.4 Získání obrazu sítnice

První z kroků v procesu identifikace osob je získání dostatečně kvalitního snímku sítnice. V oblasti vyšetření očního pozadí je nejčastěji používanou pomůckou přímý oftalmoskop. Oko je vyšetřováno skrze zornici ze vzdálenosti několik centimetrů. V současnosti je k dispozici více typů oftalmoskopu, jejichž princip je v zásadě identický. Pozorované oko je v jedné ose s okem pozorujícím a sítnice je osvětlena prostřednictvím zdroje světla dopadajícího na zrcadlo s dírou nebo na polopropustné zrcadlo umístěné v ose pozorování pod úhlem 45° . Přímý oftalmoskop má nevýhodu v poskytování relativně malé vyšetřovací plochy, zručnosti při obsluze a spolupráci vyšetřovaného. Z uvedených důvodů, se v současné době pro důkladnější vyšetření sítnice používá fundus kamera. Díky tomuto přístroji je možné zhotovení barevného snímku prakticky celé plochy sítnice, který je vhodný pro biometrické zpracování [2].

2.4.1 Fundus kamera a její použití

Fundus kamera (obrázek 8) se dá pokládat za specializovaný, nízko výkonový mikroskop s připojeným fotoaparátem. Optický princip tohoto zařízení je založen na nepřímé oftalmoskopii, kdy pozorovací a osvětlovací systém vede podél rozdílných drah, které lze vidět na obrázku 7. Přístroj poskytuje vzpřímený a zvětšený obraz očního pozadí. Fundus kamery bývají vybaveny zdrojem bílého světla, jehož paprsek je promítán skrz řadu filtrů na zrcadlo. Toto zrcadlo odráží paprsek na sérii čoček fokusujících světlo skrz otvor ve tvaru "donutu", který pak prochází centrálním otvorem tvořícím prstenec, předtím než projde skrz objektiv a rohovku na sítnici. Za předpokladu, že osvětlovací systém a obraz jsou správně zarovnané a fokusované, výsledný obraz sítnice opouští rohovku skrz střed, neosvětlené části "donut" otvoru, tvořeného osvětlovacím systémem. Osvětlená sítnice je nakonec snímána pomocí CCD senzorů [10].



Obrázek 7: Schéma dráhy světelných paprsků optického systému a vzniklého obrazu [10].

V současné době se pro osvětlení sítnice využívá infračervené světlo. Díky této vlnové délce se sítnice jeví jako průhledná a výsledný snímek je tvořen odrazem od sítě cév v cévnatce umístěné za sítnicí [3]. Pro člověka je navíc infračervené světlo neviditelné, z tohoto důvo-

du ozáření nezpůsobuje zmenšení průměru zornice, jejíž funkcí je regulace intenzity vstupujícího světla do oka. Některé typy fundus kamer jsou vybaveny systémy pro nalezení středu sítnice a jsou schopné ji automaticky zaostřit, což je prováděno pomocí frekvenční analýzy snímaného obrazu [2].

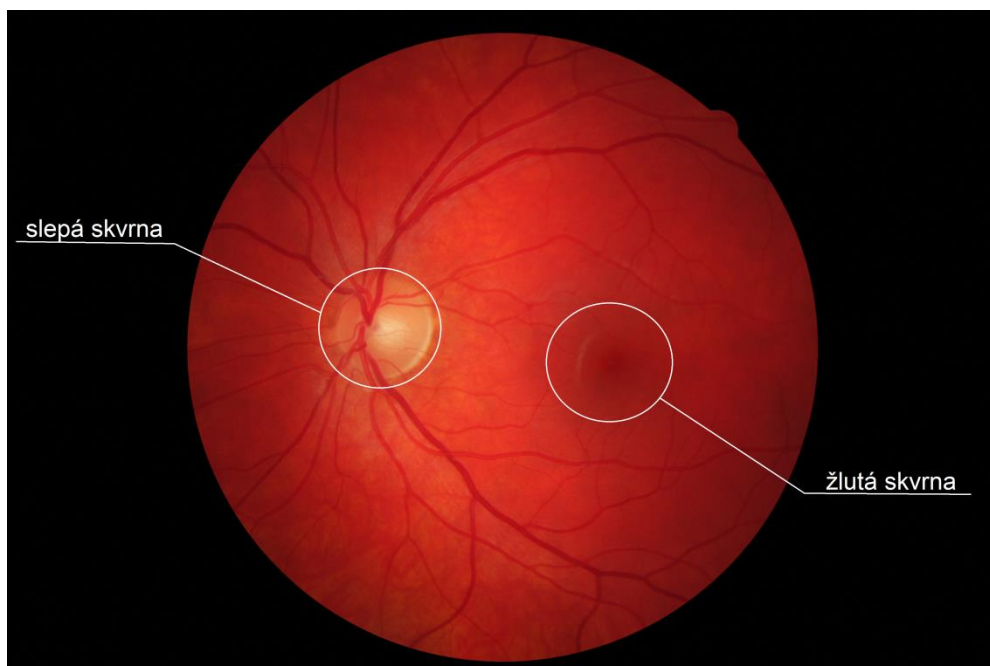


Obrázek 8: Fundus kamera TRC NW8 [1].

Nutným předpokladem obdržení dostatečně kvalitního snímku sítnice je jak spolupráce měřené osoby s obsluhou fundus kamery, tak dostatečné zatemnění místnosti. Omezení okolního světla je potřebné pro rozšíření zornice, na jejímž základě je možné se dostat přiblížením fotoaparátu až k síti cév. Fotoaparát a fundus kamera spolu fungují na základě principu dvojnásobného přiblížení. Nejdříve je zaostřeno na zornici pomocí dvou bodů na okrajích, poté následuje druhé přiblížení na sítnici, kdy je potřeba zaostřit na správnou vzdálenost zarovnááním dvou polovin linky. Pozorovaná osoba se soustředí snímaným okem na zelený bod, který spatří při pohledu do kamery. Seřízení ostroty a přiblížení je zprostředkováno infračerveným světlem o vlnové délce blízké oblasti viditelného spektra [11].

2.4.2 Charakteristika obrazových dat

Snímek sítnice pořízený fundus kamerou obsahuje několik charakteristických útvarů. Nejzřetelnějším útvarem je slepá skvrna, nebo-li optický disk, která se na RGB obrazu jeví jako světle žlutý disk. Toto místo je výstupem zrakového nervu a zároveň vstupem sítnicové tepny rozbíhající se zde obvykle do čtyř hlavních větví [2]. Zásobovací cévy mají největší šířku v oblasti slepé skvrny a směrem do prostoru se jejich průřez postupně zmenšuje. Současně lze pozorovat světlé žíhání nervových vláken, vyskytujících se v největší míře kolem optického disku, kde ústí a opouští sítnici [12]. V centrální části snímku se nachází prohloubené místo, známe jako žlutá skvrna. Paradoxem je, že žlutá skvrna ve skutečnosti nemá žlutou barvu, ale je o něco červenější než okolí. Název skvrny byl vyvozen na základě její žluté barvy po smrti jedince [2].



Obrázek 9: Snímek sítnice pořízený fundus kamerou s vyznačenou slepou a žlutou skvrnou [11].

I když je sítnice umístěna uvnitř oka a je tak velmi dobře chráněna před vnějšími vlivy, existují choroby, které naruší strukturu sítnice a změní její vzhled. V případě biometrického měření poté může dojít k chybnému vyhodnocení nebo úplnému zamítnutí vytvoření vzoru. Mezi choroby mající zmíněný dopad na výsledný snímek sítnice patří například makulární degenerace, diabetická retinopatie nebo toxoplazmóza [2].

2.5 Extrakce příznaků

Biometrické parametry používané v biometrických systémech, využívají celého cévního stromu extrahovaného z digitálních obrazů sítnice. Za účelem snížení výpočetní náročnosti je z cévního stromu extrahována pouze sada příznaků, které jsou použity k registraci obrazu a provedení autentizačního testu bez ztráty přesnosti nebo spolehlivosti [13]. Existuje řada studií zabývajících se biometrií sítnice, jejichž hlavním účelem je přesná segmentace cév a následovná extrakce příznaků. Metody využívající k rozpoznávání sítnice cévní větvení a body křížení jsou prezentovány v [14] a [15]. Další přístupy založené na lokalizaci optického disku jsou uvedeny v [16], kde bylo poprvé realizováno srovnávání pomocí korelace cévního vzoru. Autoři článku [17], navrhli systém pro autentizaci sítnice na základě cévních větvení a bodů křížení cév, ve kterém bylo srovnání uskutečněno pomocí průměru akumulární matice.

V následujících kapitolách jsou podrobněji rozebrány vybrané postupy, které vedou k extrakci některých příznaků běžně používaných k biometrickým účelům. Zároveň jsou zde popsány metody získávání souřadnic cévních větvení, úhlů každého větvení a počtu pixelů patřících cévám v omezeném okolí, které byly použity k vytvoření databáze příznaků využívané v této práci.

2.5.1 Vektor příznaků

Srovnávání obrazů na základě vizuální podobnosti může být založeno na porovnávání charakteristických rysů jednotlivých snímků [18]. Vybraná geometrická vlastnost je matematicky reprezentována jako číselná hodnota, častěji však jako řada číselných hodnot tvořící příznakový vektor s teoreticky libovolnou dimenzí. Pro každý obraz je vypočítán vektor příznaků, který je uložen v databázi a jednoznačně svázán s odpovídajícím obrazem [19]. Příznakový vektor poté charakterizuje a současně odlišuje obrazy v databázi [18].

Jelikož příznaky jsou používány pro následnou klasifikaci objektů, musí vystihovat jejich charakteristické rysy. Především je požadováno, aby hodnota příznaku byla podobná pro objekty stejné třídy a naopak rozdílná pro objekty patřící do různých tříd. Jako nejpodobnější obrazy jsou pak vyhodnoceny ty, jejichž vektory příznaků mají od sebe nejmenší vzdálenost. Pro dosažení vyšší úspěšnosti je vhodné do srovnávání zahrnout více příznaků, které se navzájem doplňují a poskytují tak lepší popis obrazových dat [20].

2.5.2 Detekce optického disku

Optický disk, s téměř kruhovým tvarem, je nejsvětlejší oblast v digitálním snímku sítnice. Jeho detekce je velmi významná a může sloužit jako základ pro extrakci dalších příznaků z obrazu očního pozadí. Ke stanovení lokalizace optického disku je používán dvoufázový algoritmus. V první fázi je vybrána oblast výskytu optického disku. Poté je, za účelem extrakce optického disku, na hrany regionu aplikovaná fuzzy Houghova transformace pro hledání kružnic [13].

Houghova transformace je založena na následujícím principu. Pokud je vyhledávána kružnice, je parametrický prostor třírozměrný, protože kružnice je vyjádřena pomocí trojice parametrů vyskytujících se v její obecné rovnici:

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2, \quad (5)$$

kde r je poloměr kružnice a x_0, y_0 jsou souřadnice středu. Body prostoru, to znamená souřadnice (x, y) , vyhovující rovnici jsou body patřící kružnici. Do Houghovy transformace vstupuje binární hrubá hranová reprezentace a při vyplňování Houghova prostoru se vychází z vlastnosti kružnice. Jestliže jsou všechny body originální kružnice pokládány za středy nových kružnic s poloměrem původní kružnice, nově vzniklé kružnice se protnou v jednom bodě, který je totožný se středem prvotní kružnice. Z toho plyne, že vykreslováním kružnic s neměnným poloměrem, kdy jednotlivé hranové body jsou středy těchto kružnic, dochází k vyplňování Houghova prostoru pro jeden poloměr. Poté je požadovaný vektor parametrů objektu v původním prostoru reprezentován výrazným shlukem bodů. Aby došlo ke vzniku shluku, musí mít kružnice vykreslované do Houghova prostoru stejný poloměr jako v originálním prostoru hledané kružnice [21].

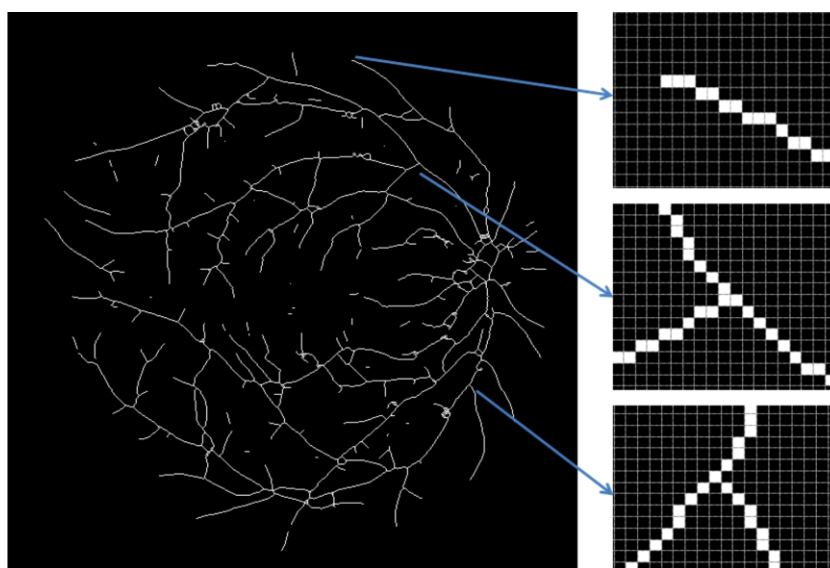
Jelikož není známý poloměr hledané kružnice, musí být dříve zmíněná transformace provedena pro různé poloměry několikrát. Z toho důvodu dochází ke vzniku třírozměrného parametrického prostoru. Souřadnice středu hledané kružnice jsou znázorněny na x-ové a y-nové ose prostoru a osa z představuje jednotlivé poloměry. Do parametrického Houghova prostoru je kružnice v originálním prostoru promítnuta jako kužel. Vyhodnocení prostoru spočívá v hledání souřadnic maxima, které se nachází v průniku nejvíce kuželů [21].

Fuzzy kruhová Houghova transformace nemusí, kvůli přítomnosti cév uvnitř hledané oblasti, dostatečně přesně extrahovat vyskytující se optický disk. Za účelem eliminace kruhů patřících cévním hranám, musí být tyto hrany detekovány a poté odstraněny [13].

2.5.3 Detekce větvení a koncových bodů cév pomocí masky

Jelikož jsou pozice větvení a koncových bodů cév unikátní pro každého jedince, stávají se vhodnými pro identifikaci osob. Nutným předpokladem detekčních algoritmů je lokální efektivita a přesnost určení hledaných bodů. Existuje řada extrakčních metod, které lze rozdělit do čtyř kategorií. První z nich tvoří metody extrahující příznaky přímo z šedotónového obrazu bez předešlé binarizace a skeletonizace. Druhou kategorií jsou metody detekce příznaků z binárního obrazu profilu vzorů. Další oblast představují metody strojového učení a poslední skupinou jsou extrakce příznaků z binárního skeletu vzniklého procesem skeletonizace [22].

Obvykle je žádoucí segmentované cévy redukovat na tenkou reprezentaci umístěnou podél přibližného středu původní křivky nebo linie. Tento proces, označován jako skeletonizace, vede k redukci tvaru k jeho základní složce se zachováním nezbytných rysů originálního objektu. Výstupem skeletonizace je poté cévní strom s větvemi o šířce jednoho pixelu, jak lze pozorovat na obrázku 10. Po zisku dokonale tenkého, spojitého cévního řečiště sítnice je extrakce větvení a koncových bodů cév již triviální záležitostí [22].

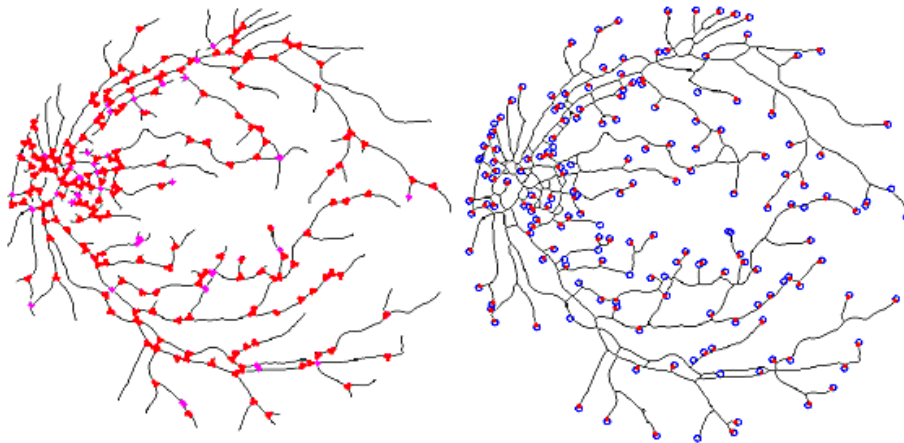


Obrázek 10: Výsledek skeletonizace cév s detailním znázorněním cévního ukončení a větvení [23].

Detekce příznaků je realizována skenováním cévního skeletu pomocí okna o velikosti 3×3 , které je tvořeno centrálním pixelem a jeho 8 sousedními pixely. Vzhledem k osmi-spojitému okolí se místo větvení vyznačuje třemi sousedy, konec cévy má pouze jediného souseda a normální spojitý úsek má dva sousedy. Tyto vzájemné vztahy mezi centrálním pixelem a jeho okolím jsou znázorněny na obrázku 10. Pokud se pixel nachází na zúženém skeletu má hodnotu 1, jinak je nulový. Jestliže je centrální pixel masky umístěn na zúžené cévě, je pro extrakci cévních ukončení a větvení počítáno crossing number (cn), dáno následujícím vztahem [22]:

$$cn(p) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^8 |q(p_{i \bmod 8}) - q(p_{i-1})| \right), \quad (6)$$

kde $p_0, p_1, \dots, p_7$ jsou pixely uspořádané ve směru hodinových ručiček definující osmi-okolí p a $q(p)$ je hodnota pixelu. Poté cn pro konec, vnitřní bod a větvení cévy má v tomto pořadí hodnoty 1, 2 a 3 [23]. Výsledkem skenování celého obrazu příslušným oknem je nalezení ideálně všech větvení a koncových bodů cév. Následující obrázek 11 zobrazuje cévní skelet s barevně vyznačenými extrahovanými příznaky.



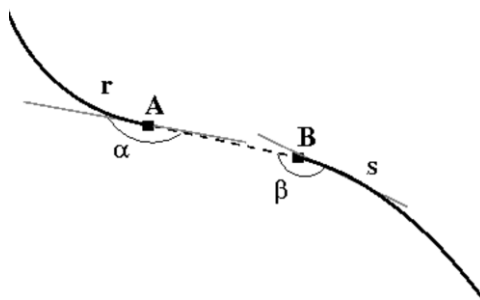
Obrázek 11: Výsledek skeletonizace a detekce pozic větvení a konců cév [22].

2.5.4 Detekce větvení a koncových bodů cév pomocí sledování segmentů

Cévy jsou spolehlivé ukazatele v obrazu sítnice, díky jejich téměř pevné struktuře a výskytu ve všech modalitách. Cévní systém může být modelován jako představa krajiny tvořené hřebeny a údolími. Pro větší efektivnost je, místo pokusu nalézt příslušné body sledováním podél celých segmentů v daném okruhu, analyzován pouze prostor kolem extrému segmentovaných cév. Komplikací je, že segmenty stejné cévy se někdy jeví jako různé segmenty. V úvahu jsou brány dva vztahy, kterými jsou spojení (segment je pokračováním předchozího segmentu a oba patří stejné cévě) a větvení (segment vycházející s dalšího segmentu je začátkem nové cévy) [13].

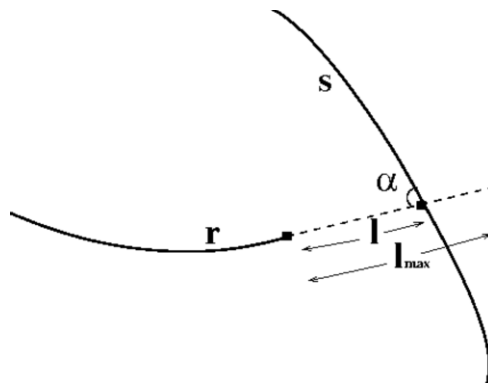
Algoritmus extrakce příznaků spočívá ve sledování celého segmentovaného obrazu. Pokud je nalezen nenulový pixel, je analyzována povaha jeho čtyř možných sousedů a v souladu se sledováním je vyhodnocen jeden z osmi možných případů. Pro pozdější vyhodnocení směru segmentů, je každému bodu přiřazen předcházející a následující bod. Také koncové body jsou odpovídajícím způsobem označeny jako začátky a konce segmentů. Účelem stanovení směrů v této fázi je získání referenčního směru k pozdější analýze [13].

Spojení mezi segmenty jsou důležité pro zhotovení celého cévního stromu, protože umožňují pokračování cév a šíření správného směru ke kandidátům možných větvení nebo konců cév. Spojení, graficky znázorněné na obrázku 12, vyjadřuje vztah mezi dvěma koncovými body dvou oddělených segmentů. Spojení je vyhodnoceno jako správné v případě, že konce jsou si navzájem dostatečně blízké a segment představuje pokračování dalšího. To znamená, že segmenty musí mít podobnou orientaci a spojení bude poté mezi nimi hladké. Pro určení pravděpodobnosti, že spojení patří jedné cévě, je dostačující spojení obou segmentů pomocí rovné linie. Čím je úhel mezi spojovanými částmi blíže 180° , tím hladší je vytvořené spojení. Pro odhalení nesprávných spojení, je proto nutné optimální stanovení prahu tohoto úhlu [13].



Obrázek 12: Spojení segmentů r a s [13].

V segmentech získaných pomocí extrakce cév, je větvení složeno z konce segmentu a bodu dalšího segmentu, v kterém první segment ve skutečnosti začíná. Tak jako v předešlém případě je analyzován každý konec segmentu, tentokrát však pro hledání možných kandidátů k vytvoření rozvětvení. Prvním krokem procesu je výpočet směru koncového bodu a prodloužení analyzovaného segmentu v tomto směru o fixní délku l_{max} . V okolí analyzovaného bodu definovaném pomocí l_{max} jsou hledáni možní kandidáti. Pokud bude platit, že $l \leq l_{max}$, kdy hodnota l je definována jako vzdálenost z koncového bodu jednoho segmentu k bodu dalšího segmentu, segmenty budou spojeny a větvení bude detekováno. V opačném případě budou nalezeny dva cévní konce. Na obrázku 13 je graficky znázorněno hledání možného kandidáta pro vznik větvení cévy.

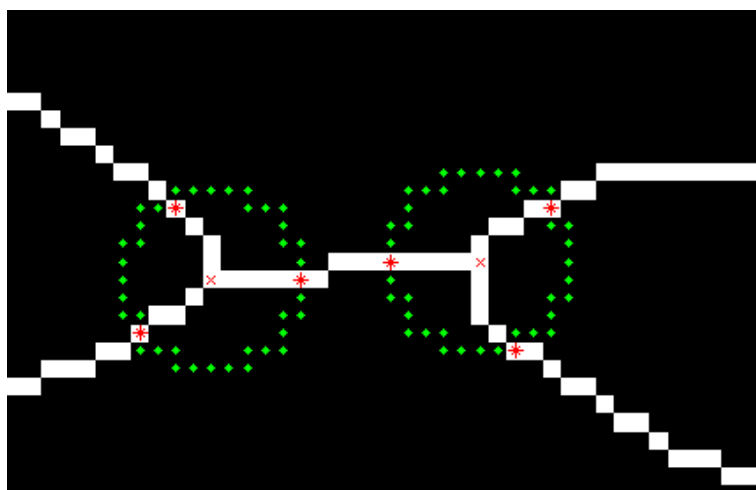


Obrázek 13: Větvení mezi segmentem r a s . Koncový bod r je prodloužen o l_{max} a je nalezen bod segmentu s [13].

Nakonec, jestliže je elongací nalezen bod jiného segmentu, je vypočítán úhel ke vzniklému větvení, který je definovaný směrem tohoto bodu a orientací koncového bodu analyzovaného segmentu. Tento úhel je získán jako difference mezi oběma směry segmentů zahrnutých bodů. Za účelem stanovení správného směru procházejících segmentů, prohledávání celého cévního stromu začíná z optického disku a šíří se skrz větvení a křížení [13].

2.5.5 Úhel větvení a počet pixelů cév v okolí větvení

Dalším příznakem vystihujícím charakteristiku cévního stromu jsou úhly, které svírají cévy v místě jejich větvení. Pokud není stanovení úhlů přímo zakomponováno do algoritmu detekce větvení nebo koncových bodů cév, nejjednodušší metoda určení těchto úhlů vychází ze skeletonizovaného obrazu sítnice. Princip metody spočívá v nalezení bodů na skeletu v určité vzdálenosti v každém směru od detekovaného větvení. Následně je na základě vzájemných pozic nalezených bodů a bodu větvení určen příslušný uhel, který svírají. Schematicky jsou potřebné body ve zvolené vzdálenosti znázorněny na obrázku 14. Pro každé větvení je tímto způsobem sestaven vektor příznaků tvořený třemi úhly, jejichž součet je 360° [11].



Obrázek 14: Znázornění bodů pro výpočet úhlů k detekovanému větvení (Vymezená vzdálenost - zeleně, příslušné body na skeletu - červeně) [11].

Počet pixelů patřících cévám v omezeném okolí detekovaného větvení, vyjadřujících šířku přítomné cévy, může být dalším údajem pro popis obrazu sítnice. Příznak je získáván ze segmentovaného cévního řečiště se zachovanými šířkami cév. V binárním obraze je pro každé větvení určeno množství cévních pixelů v omezeném okolí definovaném plochou kružnice o zvoleném poloměru nebo čtverce s určitou délkou hrany se středem v bodě větvení [11].

2.6 Srovnávací metriky

2.6.1 Srovnávání na principu minimální vzdálenosti

Jak již bylo zmíněno dříve, pro výpočet podobnosti respektive odlišnosti příznakových vektorů mohou být využívány metody založené na určení vzájemné vzdálenosti těchto vektorů. Interval hodnot v jakém se nachází prvky vektoru, hraje důležitou roli při výpočtu vzdálenosti mezi dvěma vektory. Volba metody měření se poté odvíjí podle hodnot, jakých nabývají příznaky popisující měřené vlastnosti [24].

Jednou z možných metod je kvůli jednoduchosti a současné rychlosti používána Euklidovská vzdálenost [19]. Jejím výpočtem, realizovaným dále uvedeným vztahem (7), je stanovena vzdálenost dvou bodů, jejichž souřadnice jsou v N rozměrném prostoru určeny prvky vektoru X a Y [21]. Tato vzdálenost je definována jako druhá odmocnina sumy čtvercových vzdáleností mezi prvky vektoru [24], dána vztahem:

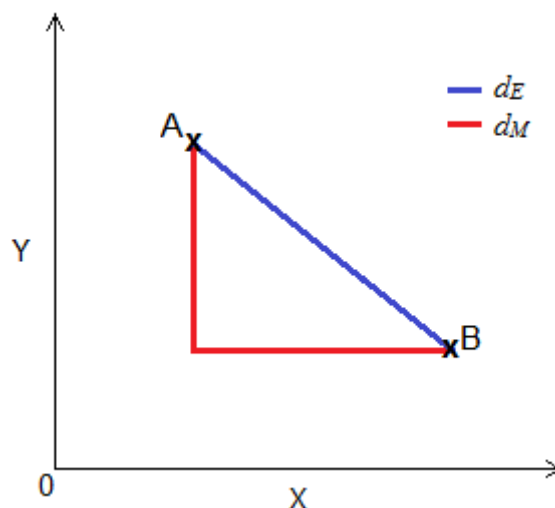
$$d_E = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}, \quad (7)$$

kde d_E je Euklidovská vzdálenost, i -tou složku vektoru X představuje proměnná X_i a Y_i je i -tá složka vektoru Y [19]. V případě dvou totožných vektorů je Euklidovská vzdálenost nulová a s rostoucí odlišností vektorů její hodnota taktéž roste [21].

Jinou variantou může být Manhattanská vzdálenost, která je vyjádřena jako součet absolutních hodnot rozdílu jednotlivých složek vektorů. Vzdálenost se vypočítá podle následujícího vzorce:

$$d_M = \sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|, \quad (8)$$

kde d_M je Manhattanská vzdálenost, obdobně X_i je i -tá složka vektoru X a Y_i je i -tá složka vektoru Y [19]. Pro vzájemně blízké vektory je tato vzdálenost vždy větší nebo rovna nule a její hodnota roste spolu s menší podobností vektorů [24]. Rozdíl mezi Euklidovskou a Manhattan-skou vzdáleností je patrný z grafického znázornění na následujícím obrázku 15.



Obrázek 15: Euklidovská a Manhattanská vzdálenost ve dvojrozměrném prostoru.

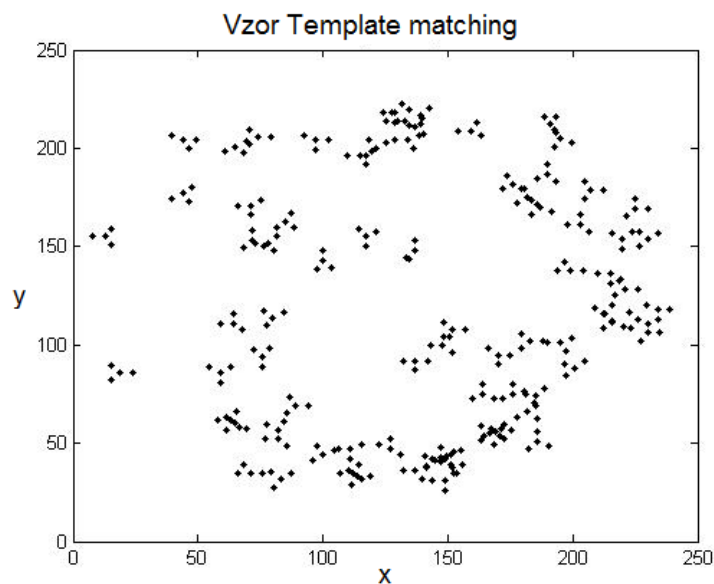
Poslední zmíněnou metrikou z metod založených na určení vzájemné vzdálenosti vektorů je Čebyševova vzdálenost. Ta je definována jako maximální absolutní hodnota rozdílu jednotlivých složek dvou vektorů X a Y .

$$d_C = \max_i(|X_i - Y_i|), \quad (9)$$

kde d_C je Čebyševova vzdálenost a ostatní symboly vzorce představují totožné proměnné jako v předchozích případech [2]. Tato metrika je dobře aplikovatelná na objekty, u kterých se podobnost hodnotí spíše na základě individuálních parametrů než podle veškerých parametrů objektu [24].

2.6.2 Template matching

Template matching (TM) určuje míru podobnosti na základě počtu odpovídajících si bodů větvení krevních cév mezi dvěma vzory. Vzor je vytvořen odstraněním krevních cév segmentovaného obrazu a zachováním pouze bodů znázorňujících jejich větvení. Každý vzor je charakterizován množstvím bodů větvení cév a souřadnicemi těchto bodů. Příklad takového vzoru vhodného pro následující TM lze vidět na obrázku 16. Na začátku je vzor rozdělen na několik segmentů, kdy každý z nich obsahuje nějaké body větvení. Stupeň shody nebo rozdílnosti vzorů je udáván nejbližšími větveními mezi vzory [25]. Vzory patřící stejné osobě, které byly získány v různých časových okamžicích, mohou být vůči sobě posunuty nebo otočeny. Metoda ignoruje rotaci, díky jejím velmi malým odchylkám, a uvažuje pouze odchylky vzniklé translací [26].



Obrázek 16: Příklad vzoru pro Template matching [25].

Na začátku je vzor rozdělen na zvolený počet stejně velkých částí. Jsou uvažovány vzory dvou snímků (V_1 , V_2) a jejich regiony (S_1 , S_2). Celková shoda je na začátku algoritmů nastavena na 0. Následující kroky jsou v cyklu opakovány pro každý segment S_1 ve V_1 a korespondující segment S_2 ve V_2 . Hodnota shody je nulová. Pro každé větvení I_1 v S_1 se v S_2 a zároveň v jeho osmi sousedních segmentech, hledá větvení I_2 , které má s I_1 minimální vzdálenost D_{min} . Pokud je $D_{min} \leq D_{th}$, a I_2 není doposud přiřazen jinému větvení, hodnota shody se navýší o 1 a bod I_2 je označený jako již přiřazený [25]. Hodnota D_{th} má velký význam na celkový výsledek. Tato hodnota představuje maximální vzdálenost, o kterou mohou být stejné větvení různých vzorů posunuty. Následně je vypočítána celková shoda C_{sh} jako součet aktuální celkové shody a shody [26].

Po aplikaci předešlého postupu na všechny regiony vzoru je vypočítána procentuální shoda P_{sh} větvení pomocí následujícího vztahu:

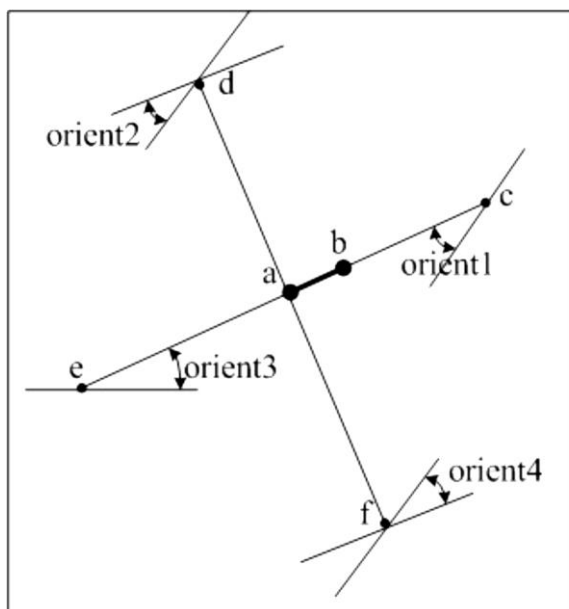
$$P_{sh} = \frac{2 \cdot C_{sh}}{P_1 + P_2} \cdot 100, \quad (10)$$

kde P_1 je celkový počet větvení ve V_1 a P_2 je celkový počet větvení ve V_2 . Nakonec je určen stupeň shody jako:

$$\text{Stupeň shody} = \max\{\text{Template match.}(V_1, V_2), \text{Template match.}(V_2, V_1)\} [25]. \quad (11)$$

2.6.3 Relativní úhly a vzdálenost

Srovnávání příznaků je klíčová část každého biometrického systému. Kvůli zajištění invariance srovnávání k translaci a rotaci, jsou počítány relativní úhly $\Phi_{i,j}$ a relativní vzdálenosti $d_{i,j}$, mezi každým bodem větvení a jeho čtyřmi nejbližšími větveními. Tyto zmíněné parametry jsou znázorněny na následujícím obrázku 17 [23].



Obrázek 17: Čtyři nejbližší větvení a jejich relativní orientace vzhledem k centrálnímu větvení [23].

Na uvedeném obrázku je znázorněno centrální větvení a s orientací b , kde c , d , e a f jsou jeho čtyři nejbližší větvení. *Orient1*, *orient2*, *orient3* a *orient4* jsou relativní úhly mezi orientací a a orientací c , d , e , a f . Úhly jsou počítány pomocí orientace cévy, které bod větvení náleží a vzdálenosti jsou určeny na základě souřadnic pixelů každého větvení. Důvodem použití relativních úhlů je zabezpečení nezávislosti příznaků na rotaci snímku. Pro každé větvení je sestaven vektor příznaků $\langle \Phi_{1,1}, \Phi_{1,2}, \Phi_{1,3}, \Phi_{1,4}, d_{1,1}, d_{1,2}, d_{1,3}, d_{1,4} \rangle$. Poté platí, že pokud a a b jsou body větvení ze dvou obrazů patřících jedné osobě, jejich příznakové vektory budou podobné. Srovnávání je realizováno pomocí Mahalanobisovy vzdálenosti mezi příznakovými vektory všech větvení v testovaném obraze a templáty uloženými v databázi [23]. Mahalanobisova vzdálenost může být definována jako rozdílnost mezi dvěma náhodnými vektory $\vec{x}$ a $\vec{y}$ stejného rozdělení s kovarianční maticí S :

$$D_M(x) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T S^{-1} (\vec{x} - \vec{y})} \quad [27]. \quad (12)$$

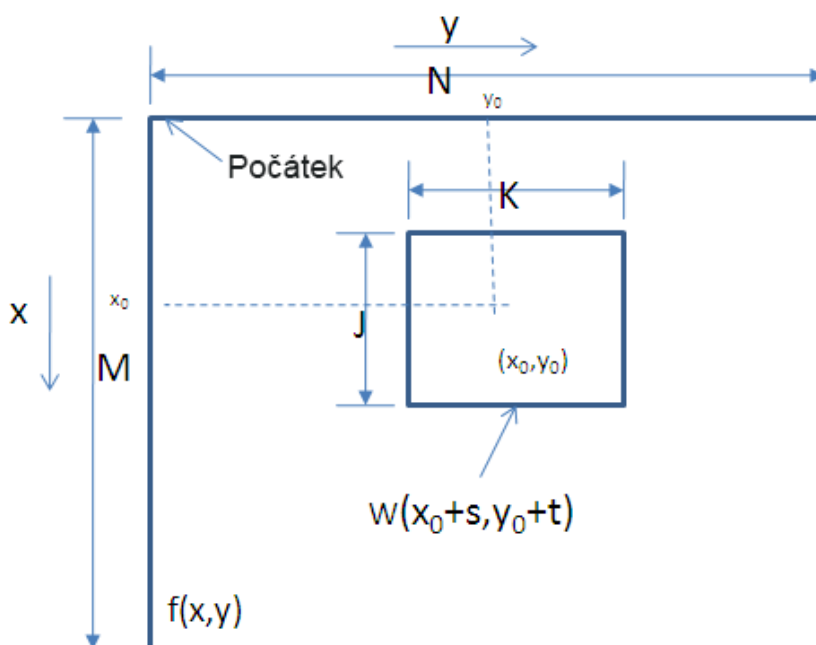
2.6.4 Korelace a kovarianční matice

Korelace je jednoduchá a velmi populární srovnávací metrika aplikovatelná na signály, vektory a obrazy. Metoda je založena na postupném porovnávání sady referenčních vzorů, nazývaných šablony, s neznámým vzorem a hledání jejich vzájemné podobnosti. Neznámý vzor je přes všechny možné polohy posouván po šabloně, kdy je pro každou polohu vypočítána míra podobnosti korelační funkce [28].

Pokud je uvažován vzor $w(x, y)$ o velikosti $J \times K$ umístěný v šabloně $f(x, y)$ o velikosti $M \times N$, kdy je zaručeno, že $J \leq M$ a $K \leq N$, může být korelace mezi $f(x, y)$ a $w(x, y)$ vyjádřena následovně:

$$c(x, y) = \sum_s \sum_t f(s, t) w(x + s, y + t), \quad (13)$$

kde platí, že $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ a $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$ a sumace je počítána skrz oblast obrazu, kde se w a f překrývají. Následující obrázek 18 znázorňuje případ, kde původ f je v levém horním rohu a původ w je uprostřed. Pro jednu hodnotu (x, y) , například (x_0, y_0) uvnitř f , je aplikací výše uvedené rovnice (10) získána jedna hodnota v c . Opakovanou realizací výpočtu pro změny polohy w přes obrazovou oblast je obdržena funkce $c(x, y)$. Maximální hodnota z c udává pozici nejlepší shody w s f [28].



Obrázek 18: Uspořádání pro výpočet korelace f a w v bodě (x_0, y_0) [28].

Nevýhodou korelační funkce je citlivost ke změnám amplitudy f a w , kdy například zdvojnásobením všech hodnot v f dochází ke zdvojnásobení hodnot $c(x, y)$. Korekce tohoto nedostatku je možná zavedením korelačního koeficientu definovaného níže uvedeným vztahem.

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [f(s, t) - \bar{f}(s, t)] [w(x + s, y + t) - \bar{w}]}{\left\{ \sum_s \sum_t [f(s, t) - \bar{f}(s, t)]^2 \sum_s \sum_t [w(x + s, y + t) - \bar{w}]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}, \quad (14)$$

kde $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ a $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$, $\bar{w}$ je průměrná hodnota pixelů ve w (počítána pouze jednou), $\bar{f}$ je průměrná hodnota pixelů v oblasti, která se překrývá se současnou polohou w . Vyskytující se sumace jsou počítány pro souřadnice společné jak f , tak w . Hodnota korelačního koeficientu γ se pohybuje v rozsahu od -1 do 1 a zároveň je korelační koeficient nezávislý na změnách v amplitudě f a w [28].

Kovarianční matice je, ve statistice a pravděpodobnostní teorii, matice kovariancí mezi prvky náhodného vektoru. Pokud jsou uvažovány dva náhodné vektory $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T$ a $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T$ jejichž vstupy mají konečný rozptyl, kovarianční matice $\sum_{xy}$ mezi těmito vektory je $m \times n$ matice:

$$\sum_{xy} = E[XY^T], \quad (15)$$

E zastupuje střední hodnotu. Prvek kovarianční matice je poté dán následujícím vztahem:

$$\sum = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X}) (Y_i - \bar{Y})^T \quad (16)$$

kde N je počet prvků vektoru a :

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i. \quad (17)$$

Obdobný vztah platí i pro $\bar{Y}$. Na předzpracovaný binární obraz je v prvním kroku realizována korelace každého obrazu a dalším krokem je výpočet korelace kovariance [28].

3 PRAKTICKÁ ČÁST

3.1 Databáze příznakových vektorů

Veškeré navržené metody byly testovány na biometrické databázi, vytvořené v rámci bakalářské práce Využití snímku sítnice v biometrii [11]. Všechny snímky sítnice využívány v této práci byly pořízeny digitálním fotoaparátem Canon EOS 40D s fundus kamerou Canon Digital Retinal Camera CF-1, jejichž technické specifikace jsou součástí přílohy B. Testovací skupinou byli jak studenti třetího ročníku studijního oboru BTBIO, tak zaměstnanci ÚBMI na FEKT, VUT v Brně. Soubor zahrnutých osob spadl do věkového rozmezí od 20 do 70 let. Do konečné databáze nebyli zahrnuti jedinci se silnou oční vadou, která nezaručila dostatečnou kvalitu snímků pro aplikované algoritmy [11].

V prováděném experimentu byla využita pouze část databáze obsahující 123 barevných snímků levých očí měřených jedinců. Bylo naměřeno 64 subjektů, kdy 1 má v databázi 4 obrazy, 7 osob 3 obrazy, 42 osob 2 obrazy a 14 osob je v databázi zastoupeno pouze jediným snímkem. V příloze C jsou v tabulce 15 uvedeny ID a názvy všech použitých snímků, na jejichž základě je možné zjistit kolik snímků v databázi má vybraná osoba. Jelikož se výše zmíněná práce zabývala extrakcí parametrů ze snímků, využívána je nikoli databáze obrazů, ale databáze vektorů příznaků každého snímku, které jsou uloženy do jednotlivých souborů. V souboru je uloženo 5 příznaků, kterými jsou celkový počet pixelů cévního řečiště, souřadnice cévních větvení a jejich počet, počet pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a vektor úhlů každého větvení. Tyto příznaky byly, v rámci zmíněné bakalářské práce, získány pomocí metod uvedených v teoretické části v kapitolách 2.5.3 a 2.5.5. Cílem byla tedy identifikace osoby pomocí extrahovaných parametrů z jejího snímku na základě porovnání s celou databází příznakových vektorů.

3.2 Rozpoznávání osob

3.2.1 Metoda nejbližšího souseda

Pro identifikaci osoby pomocí biometrie sítnice byly nejdříve porovnávány pouze souřadnice větvení mezi neznámým snímkem a celou databází. Důvodem uvažování konkrétně tohoto parametru byl předpoklad, že právě tento parametr bude nejvíce vyjadřovat unikátnost každé osoby. Navržený algoritmus v daném okamžiku porovnává vždy vektor příznaků osoby, která má být identifikována, s příznakovým vektorem aktuálně vybrané osoby z databáze a stanoví hodnotu vyjadřující jejich vzájemnou podobnost. Tato hodnota bude určovat, zda snímek z databáze patří ověřované osobě nebo nikoli.

Nejčastější volbou pro vyjádření podobnosti dvou vektorů je, díky své jednoduchosti a rychlosti, Euklidovská vzdálenost. Čím menší je vzdálenost, tím vyšší je vzájemná podobnost. Avšak pouhá aplikace odpovídajícího vzorce (7), uvedeného v kapitole 2.6.1, je z několika důvodů nedostatečná. Prvním problémem je v drtivé většině nestejná délka porovnávaných vektorů, i v případě snímků stejné osoby. Důvodem může být odlišné osvětlení očního pozadí při pořizování snímku nebo vznik artefaktů v průběhu segmentace cévního řečiště v důsledku její nedokonalosti. Nejjednodušším řešením by bylo buď zkrácení delšího vektoru na délku kratšího, nebo prodloužení kratšího vektoru, například přidáním odpovídajícího počtu nul. U prvního řešení, v případě striktního ořezání přebývajících částí vektoru, který je vzestupně seřazen podle souřadnice x , může dojít k odstranění větvení, které se rovněž nachází v druhém snímku, jen se výskytem nadbytečných větvení posunuly na konec vektoru. Na druhé straně přidání nul vnáší do výsledku velkou chybu výpočtem vzdálenosti mezi pomyslným větvením v místě o souřadnicích $[0,0]$ a větveními na konci vektoru. Z tohoto důvodu by byla stanovená vzdálenost vektorů mnohem větší než ve skutečnosti. Navíc i po zajištění stejné délky vektoru stále není vhodná aplikace výpočtu Euklidovské vzdálenosti. Jelikož je vektor souřadnic seřazen podle rostoucí souřadnice x , je možný výskyt falešného větvení uvnitř vektoru, které zapříčiní posunutí pozic ostatních větvení ve vektoru. Z toho důvodu by nebylo zajištěno stanovení vzdálenosti mezi odpovídajícími větveními.

Pro eliminaci problémů zmíněných v předešlém odstavci byla realizována metoda nejbližšího souseda. Základním principem metody je stanovení dvojice větvení, které jsou si nejbližší. Počátečním krokem je výpočet matice vzdáleností, která obsahuje hodnoty Euklidovské vzdálenosti mezi i -tým prvkem v příznakovém vektoru neznámého obrazu a j -tým prvkem vektoru obrazu z databáze. Poté je pomocí nejbližšího souseda sestaven vektor vzdálenosti o délce příznakového vektoru neznámého obrazu. Do tohoto vektoru jsou postupně ukládány hodnoty vzdálenosti dvojice i -tého prvku s prvkem jejichž vzájemná vzdálenost byla nejmenší. Celková vzdálenost obou vektorů je poté vypočítána jako průměr hodnot prvků ve vektoru vzdálenosti a vyjadřuje tak vzájemnou podobnost obou snímků. Celý zmíněný postup je v cyklu aplikován na kompletní databázi. Neznámý snímek je tedy porovnáván se všemi snímky uloženými v databázi. Neznámá osoba je poté identifikována na základě snímku, který měl od jejího nejmenší průměrnou vzdálenost, ideálně nulovou.

Aplikace navrženého algoritmu na celou databázi obsahující 123 příznakových vektorů je časově a výpočetně náročná. Z tohoto důvodu byly do realizace zahrnuty dva globální příznaky. Prvním z nich byl celkový počet pixelů patřících cévám, kdy analýzou používaných dat bylo zjištěno, že žádné dva obrazy patřící stejné osobě se neliší o více než 45 000 bílých pixelů. Na základě tohoto zjištění, byly již na začátku vyřazeny snímky, lišící se o více než tuto hodnotu, protože určitě nemohly patřit hledané osobě. Totožné chování bylo pozorováno i v případě rozdílu počtu větvení a to konkrétně pro hranici 245 větvení. Proto byly navíc s pro-

cesu identifikace osoby vyřazeny i snímky z databáze lišící se o více než 245 větvení od hledaného snímku. Hraniční hodnoty pro vyřazení snímků z procesu identifikace byly určeny experimentálně z existující databáze. Pokud by byl algoritmus aplikován na jiné data, bylo by nutné ověřit, zda by tyto prahové hodnoty byly rovněž vyhovující.

3.2.2 Metoda translace

Jelikož souřadnice větvení cév jsou závislé na translaci a rotaci snímku, byla snaha rozšířením předešlé metody, eliminovat odchylky vzniklé porovnáváním souřadnic nějakým způsobem posunutých vůči sobě. Rozšíření spočívalo v zarovnání souřadnic větvení dvou snímků tak, aby jejich vzájemná vzdálenost byla minimální. Protože posunutí nemění tvar zobrazované scény, je změněna pouze její poloha. Nedochází tak ke ztrátě žádné informace.

Snímek, který má být identifikován, byl zvolen jako referenční a jeho souřadnice větvení byly ponechány v původním stavu. Zároveň, pro stanovení míry posunu porovnávaného obrazu, bylo nutné v referenčním obrazu zvolit vztažný bod, který bude souřadnicím transformovaného obrazu vzorem. Vhodným vztažným bodem by mělo být větvení některé z širokých cév, z důvodu vysoké pravděpodobnosti výskytu a detekce v obou snímcích, pocházejících od stejné osoby. Na základě této úvahy bylo vztažným bodem stanoveno větvení, které mělo ve svém okolí největší počet pixelů patřících cévám. Jelikož je cílem v porovnávaném obrazu najít větvení odpovídající vztažnému bodu, bylo ze snímku vybráno n bodů odpovídajících nejširším větvením, mezi nimiž by se mělo nacházet i hledané větvení. Dostatečný počet nejširších větvení by měl zaručit výběr větvení, které odpovídá vztažnému bodu. Zároveň je omezením počtu větvení razantně snížen čas potřebný k průběhu algoritmu.

Následně bylo vypočítáno Δx a Δy jako rozdíl mezi souřadnicemi x a y vztažného bodu a zvoleného bodu porovnávaného obrazu. Transformace souřadnic porovnávaného obrazu byla poté uskutečněna pouhým přičtením hodnot Δx a Δy ke všem hodnotám souřadnic x a y . Nejlepší posunutí snímku z n realizovaných bude to, které bude vést k nejmenší vzájemné vzdálenosti. Další postup je obdobný metodě nejbližšího souseda, kdy opět dochází k postupnému počítání vzájemné průměrné vzdálenosti mezi příznakovým vektorem neznámého obrazu a všemi vektory obrazu databáze s transformovanými souřadnicemi.

3.2.3 Rozšířená metoda nejbližšího souseda

Výše uvedené identifikační metody využívají pouze informaci, kde se jednotlivé větvení cév v obraze nacházejí, ale nikoli jak vypadají. Zlepšení popisu obrazů sítnice by mohlo být dosaženo zahrnutím počtu pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a vektoru úhlů všech větvení. Na základě těchto dvou dalších příznaků byla rozšířená dříve uvedená metoda nejbližšího souseda.

Hlavní princip metody zůstává totožný, kdy byla opět pomocí Euklidovské vzdálenosti vypočítána matice vzdálenosti mezi jednotlivými větvenými identifikovaného obrazu a obrazu z databáze. Následně byl pro každou dvojici, stanovenou nejbližším sousedem, jejichž vzájemná vzdálenost byla nejmenší, určen rozdíl mezi třemi úhly obou větvení a počtem pixelů patřících cévám v omezeném okolí této dvojice. Pro další zpracování byla vhodná normalizace, která spočívala v podělení absolutní hodnoty jednotlivých rozdílů jejich maximální hodnotou, které mohou nabývat. Úhel může obecně nabývat maximálně 360° a u počtu cévních pixelů v okolí větvení je maximum odvozeno z plochy jejich výpočtu, tedy 441 pixelů. Normalizované rozdíly poté leží v intervalu od 0 do 1. Pro vybranou dvojici větvení platí následující vztah:

$$\begin{bmatrix} \Delta_\alpha \\ \Delta_\beta \\ \Delta_\gamma \\ \Delta_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left| \frac{\alpha_i - \alpha_j}{360} \right| \\ \left| \frac{\beta_i - \beta_j}{360} \right| \\ \left| \frac{\gamma_i - \gamma_j}{360} \right| \\ \left| \frac{P_i - P_j}{441} \right| \end{bmatrix}, \quad (18)$$

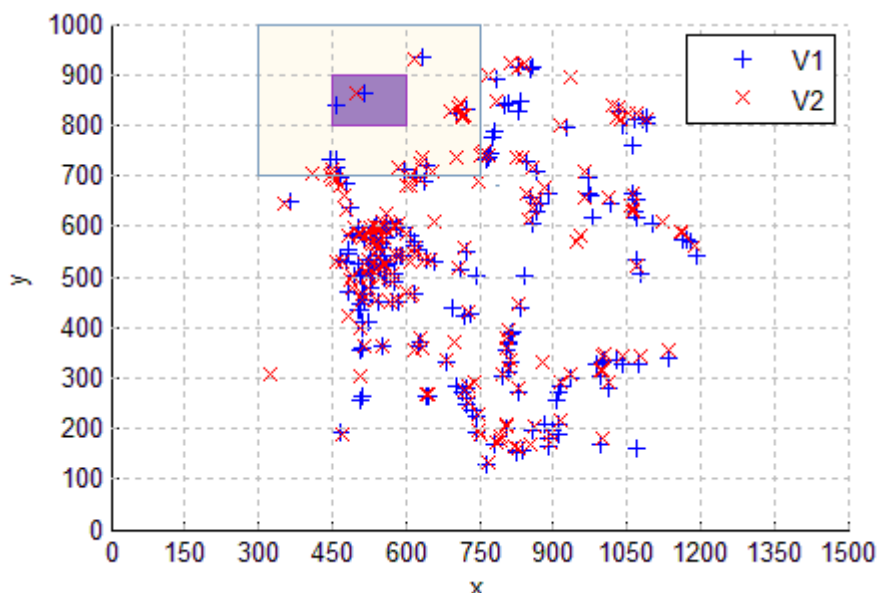
kde α , β , γ jsou úhly větvení a P je počet pixelů v okolí větvení, index i označuje parametry popisující identifikovaný snímek, naopak parametry s indexem j patří snímku z databáze. Celková odlišnost dvojice větvení je poté vyjádřena průměrem výše popsaných čtyř rozdílů. Pro hodnocení platí, že čím podobnější daná dvojice bude, tím více se bude celkový rozdíl blížit nule.

Identifikovaný obraz se zvoleným obrazem z databáze je poté charakterizován maticí, která na prvním řádku obsahuje hodnoty vzdálenosti dvojice i -tého prvku s prvkem s minimální vzdáleností od něj a druhý řádek je naplněn průměrným rozdílem úhlů a počtu okolních pixelů těchto dvojic větvení. Vzájemná odlišnost těchto dvou obrazů je realizována jako průměr součinů vzdálenosti a rozdílu všech dvojic větvení z výše zmíněné matice. Neznáme osobě je poté přiřazen ten snímek z databáze, jehož odlišnost byla nejmenší.

3.2.4 Metoda template matching

Vzájemné posunutí spolu s rotací snímků patřících jedné osobě negativně ovlivňují spolehlivost výše uvedených, tento fakt ignorujících, metod. Ani translace dvou porovnávaných snímků, tak aby jejich vzájemná vzdálenost byla minimální, nevykazovala uspokojivé výsledky. Z těchto důvodů byl navržen zcela nový přístup. Metoda template matching, uvedená v kapitole 2.6.2, uvažuje odchylky vzniklé pouze translací. Rotaci, díky jejímu malému vlivu, metoda ignoruje.

Míra podobnosti je stanovena pomocí počtu odpovídajících si větvení cév mezi vzory dvou snímků, tedy rozpoznávaného snímku a aktuálně vybraného snímku z databáze. Každý vzor je charakterizován souřadnicemi větvení cév a jejich množstvím. Nejdříve jsou oba vzory rozděleny na několik stejně velkých segmentů tvaru obdélníku nebo čtverce. Na následujícím obrázku 19 jsou vzory dvou porovnávaných snímků se znázorněnými obdélníkovými segmenty.



Obrázek 19: Vzory rozpoznávaného (V_1) a porovnávaného (V_2) snímku s vyznačenými segmenty a aktuálně prohledávaným okolím.

Dále uvedený postup je cyklicky opakován pro každý segment (S_1) vzoru rozpoznávaného snímku a korespondující segment (S_2) ve snímku porovnávaném. Na začátku prohledávání aktuálního segmentu je shoda nulová. Pokud se v S_1 nachází nějaké větvení, pro každé větvení v S_1 se v S_2 a zároveň v jeho osmi sousedních segmentech, hledá větvení I_2 , které má s I_1 minimální vzdálenost D_{min} . Prohledávaný region v jednom z kroků je barevně znázorněn na obrázku 19. K výpočtu vzdálenosti větvení byla opět použita Euklidovská vzdálenost. Jestliže je D_{min} menší než předem stanovený práh D_{th} , a I_2 není doposud spárováno s jiným větvením, hodnota shody vzroste o 1 a bod I_2 je vyřazen z dalšího párování větvení. Hodnota prahu D_{th} představuje maximální vzdálenost posunutí stejného větvení různých vzorů a významně ovlivňuje celkový výsledek. Po aplikaci algoritmu na všechny regiony vzoru rozpoznávaného obrazu je vypočítána celková shoda obou vzorů jako součet shod všech regionů. Posledním krokem je stanovení procentuální shody větvení na základě vztahu (10), uvedeného v kapitole 2.6.2. Právě procentuální shoda určuje míru podobnosti snímků, kdy neznámá osoba je přiřazena ke snímku, který měl s jejím vzorem největší procentuální shodu.

Volba velikosti a tvaru segmentů spolu s hodnotou D_{th} do velké míry ovlivňují konečný výsledek. Hodnoty těchto parametrů nejsou striktně dány a záleží na používaných datech, proto bylo vhodné nastavení stanoveno experimentálně. Vzhledem k velikosti pořízených

snímků sítnice 1000×1500 pixelů, byly vzory rozděleny na několik obdélníkových nebo čtvercových oblastí o velikostech stran od 75 do 400 pixelů. Pro různě definované segmenty byla testována hodnota D_{th} z intervalu od 10 do 30 s krokem 1. Následující tabulky obsahují výřez nejlepších výsledků z hlediska přesnosti identifikace osob s alespoň dvěma snímky v databázi (bližší vysvětlení přesnosti je uvedeno v kapitole 3.5.1) pro segmenty tvaru obdélníku a čtverce.

Tabulka 2: Různá nastavení velikosti segmentů a D_{th} pro TM s obdélníkovými segmenty.

Obdélníkové segmenty									
p.s.\ D_{th}	15	16	17	18	19	20	21	22	23
5	91,743	91,743	95,413	95,413	95,413	95,413	94,495	93,578	93,578
8	91,743	92,661	95,413	95,413	95,413	95,413	95,413	93,578	94,495
10	91,743	92,661	95,413	95,413	95,413	95,413	94,495	93,578	93,578
16	85,321	86,239	87,156	88,991	87,156	88,073	87,156	87,156	85,321
20	75,229	77,064	78,899	77,064	80,734	76,147	76,147	74,312	73,394

Tabulka 3: Různá nastavení velikosti segmentů a D_{th} pro TM s obdélníkovými segmenty.

Čtvercová oblast									
p.s. / D_{th}	18	19	20	21	22	23	24	25	26
2,5	94,495	95,413	94,495	95,413	95,413	95,413	95,413	95,413	94,495
4	94,495	93,578	93,578	95,413	95,413	94,495	94,495	94,495	93,578
5	93,578	94,495	94,495	95,413	95,413	93,578	94,495	93,578	90,826
6,25	93,578	93,578	92,661	94,495	93,578	92,661	90,826	90,826	88,991
8	93,578	92,661	92,661	93,578	91,743	91,743	89,908	88,073	83,486
10	92,661	92,661	92,661	92,661	90,826	88,991	88,991	85,321	80,734

3.2.5 Rozšířená metoda template matching

Jelikož jsou k dispozici další příznaky zpřesňující představu o vzhledu nasnímané sítnice, byla i tato metoda rozšířena zahrnutím počtu pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a vektoru úhlů všech větvení. Spolu se souřadnicemi větvení a jejich počtem, tak (kromě celkového počtu pixelů cévního řečiště) využívá všechny příznaky obsažené v databázi.

Vylepšení metody spočívá ve zpřísnění kritéria pro spárování větvení z S_1 a jemu odpovídající minimálně vzdálené větvení v definované oblasti S_2 a tím navýšení shody o 1. Jestliže je D_{min} menší než předem stanovený práh D_{th} , je testováno druhé kritérium, které spočívá v určení rozdílu mezi třemi úhly obou větvení a počtem cévních pixelů v omezeném okolí této dvojice. Tyto rozdíly jsou, stejně jako v rozšířeném NS, normalizovány podle vztahu (18) a celková odlišnost dvojice větvení je poté opět vyjádřena průměrem těchto čtyř rozdílů. Z toho vyplývá, že navýšení shody je podmíněno nalezením dvojice větvení, jejichž vzdálenost bude

menší než D_{th} a zároveň jejich celková odlišnost z hlediska uhlů a omezeného okolí větvení bude menší než zvolená hodnota δ . Experimentálně byla pro práh δ jako nejlepší zjištěna hodnota 0,07. Následné stanovení celkové shody a z ní odvozené procentuální shody je poté identické jako v původní metodě TM.

3.3 Rozhodovací práh

Pokud bylo uvažováno, že identifikovaná osoba je ta, která má k osobě uložené v databázi minimální vzdálenost/maximální podobnost, nastala situace, kdy osoby, které neměly v databázi uloženy svůj odpovídající snímek, byly automaticky nesprávně přiřazeny jiné osobě, která od ní měla nejmenší vzdálenost. Obecným úkolem biometrického systému je odlišení mezi oprávněným autorizovaným uživatelem a nepovolanou osobou, tedy takovou, která se v databázi nenachází. Z tohoto důvodu je nutné ošetření takového případu. Proto nestačí pouhé stanovení snímku, který měl od hledané osoby nejmenší vzdálenost/největší podobnost, ale je nutné vyhodnotit, zda je tato vzdálenost natolik malá nebo podobnost natolik velká, že se jedná o snímek téže osoby.

Řešením dříve uvedeného je zavedení rozhodovacího prahu, který stanovuje, zda jsou si snímky dostatečně podobné. Byly realizovány dva přístupy, kdy první z nich slouží přímo k identifikaci rozpoznávané osoby. To znamená, že pokud se nad daným prahem nachází více než jeden snímek, přiřazuje se ten s minimální vzdáleností/maximální podobností od snímku hledaného a na základě tohoto snímku je osoba identifikována. Výstupem je tedy jméno nebo jiné údaje osoby postupující měření. Druhým přístupem je pouze prohlášení o přijetí nebo zamítnutí uživatele bez jeho současné identifikace. Jestliže je v databázi nalezen alespoň jeden snímek, který má s rozpoznávaným snímkem podobnost větší než rozhodovací práh, je osoba přijata. Na druhé straně, pokud nad rozhodovacím prahem neleží ani jeden snímek, osoba je zamítnuta.

Velikost rozhodovacího prahu určuje výsledek porovnávání vektorů příznaků. Práh, jehož hodnoty spadají do intervalu od 0 do 1, udává, jestli byla dosažena shoda nebo neshoda. Určit nejvhodnější nastavení prahu je možné pomocí FRR (míra chybného odmítnutí) a FAR (míra chybného přijetí), jejichž závislost je podkladem pro zhotovení ROC křivky. Další možností je volba prahu rovnajícímu se hodnotě EER. Konkrétní možnosti nastavení velikostí prahů pro jednotlivé realizované metody jsou uvedeny v následujících kapitolách 3.5.3 a 3.5.4.

3.4 Popis realizovaných funkcí

Součástí této práce je šest algoritmů umožňujících rozpoznávání osob na základě sady příznaků extrahovaných ze snímků očního pozadí a různých srovnávacích metrik. Veškeré navržené metody byly realizovány ve vývojovém prostředí MATLAB 7.11.0. Bylo vytvořeno šest souborů s příponou *.m (*m-file*), obsahujících funkce jednotlivých metod. Popis a struktura jed-

notlivých funkcí spolu s návodem k obsluze je součástí následujících kapitol. Na přiloženém CD jsou uživateli k dispozici jak spustitelné programy jednotlivých metod, tak databáze vektorů příznaků každého snímku, které jsou uloženy do jednotlivých souborů.

3.4.1 Obecné informace

Všechny potřebné soubory jsou umístěny ve dvou samostatných složkách *soubory* a *metody_identifikace*. Ve složce *soubory* je k dispozici databáze vektorů příznaků extrahovaných z levého a pravého oka. Samotné funkce jednotlivých metod rozpoznávání osob jsou přístupné ze složky *metody_identifikace*, kde jsou dále rozčleněny do odpovídajících kategorií. Uspořádání všech souborů je následující:

- *soubory*
 - *leve_oko*
 - *prave_oko*
- *metody_identifikace*
 - *Nejblizsi_soused*
 - *NS*
 - *NS_priznaky*
 - *Translace*
 - *translace*
 - *Template_matching*
 - *TM_obdelnik*
 - *TM_ctverec*
 - *TM_priznaky*

Veškeré algoritmy jsou ve formě funkcí, které se volají skrz *Comand Window* svým názvem a vstupními parametry. Každý kód obsahuje ve formě poznámek nápovědu k jednotlivým vstupním parametrům, včetně možných zadávaných hodnot, a konkrétní příklad volání zvolené funkce.

3.4.2 Jednotlivé funkce

Jak je zřejmé z kapitoly 3.2, bylo pro rozpoznávání osob pomocí sady příznaků navrženo pět metod. Každé z těchto metod přísluší samostatná funkce a metoda TM má k dispozici dvě vlastní funkce, zvláště pro obdélníkové a čtvercové segmenty. Výsledkem metod je identifikace jedince, jeli možná, nebo prohlášení o přijetí či zamítnutí osoby systémem. Navíc je poskytnuta informace o správnosti nebo chybě rozhodnutí systému v konkrétním zvoleném případě, kdy příslušná hláška je vypsána do *Comand Window*. Jestliže se jedná o identifikaci, je výstupem funkce parametr *vysledek*, který obsahuje ID snímku na základě, kterého byla osoba identifikována, spolu s maximální podobností/minimální vzdáleností s rozpoznávaným snímkem. Pokud je do procesu identifikace zahrnut rozhodovací práh a žádný snímek nesplňuje

požadované kritérium, výstup *vysledek* obsahuje samé nuly. V případě možné identifikace je do *Comand Window* vypsán název rozpoznávaného snímku. Pokud je vyhodnocováno pouze přijetí nebo zamítnutí zvolené osoby, jsou v proměnné *vysledek* uloženy ID snímků, které se vyskytovaly nad rozhodovacím prahem a jejich podobnosti/vzdálenosti od snímku rozpoznávaného.

Všechny funkce vyžadují volbu několika vstupních parametrů, jejichž typ a počet se u jednotlivých metod různí. Avšak první tři parametry jsou identické pro všechny funkce. První nezbytnou volbou uživatele je výběr snímku z databáze, který bude rozpoznáván. Každý uložený snímek má své charakteristické ID, které slouží jako jednoznačný identifikátor sloužící k výběru snímku pro jeho analýzu. Jelikož je k dispozici 123 snímků, odpovídající parametr *ID* je možné volit v rozsahu od 1 do 123.

Dále je uživateli poskytnuta možnost výběru způsobu provedení rozpoznávání zvolené osoby, pomocí parametru *volba*. Pokud je zvolena možnost '1', algoritmus identifikuje testovanou osobu přiřazením snímku s největší podobností k snímku zadanému. Nicméně v tomto případě osoby, které nemají v databázi uloženy svůj odpovídající snímek, jsou automaticky nesprávně identifikovány podle jiné osoby, která s ní měla největší podobnost. Z tohoto důvodu je umožněna volba '2', kdy je na základě rozhodovacího prahu určeno, zda je stanovena podobnost natolik velká, aby bylo možné snímek identifikovat. Pokud není podobnost dostačující, je uživatel informován, že rozpoznávaná osoba se v databázi nenachází a není ji proto možné identifikovat. Poslední možností je volba '3', která neslouží přímo k identifikaci jedince, ale poskytuje informaci, zda bude systémem akceptován (nachází se v databázi) nebo zamítnut (v databázi není přítomen). Pokud algoritmus nalezne alespoň jeden snímek s podobností větší než zvolený rozhodovací práh, osoba je přijata. V opačném případě je jedinec zamítnut.

Posledním z parametrů společných pro všechny funkce je *rozhodovací_prah*, který, jak už název napovídá, odpovídá rozhodovacímu prahu. Práh, jehož hodnoty leží v intervalu od 0 do 1, udává, jestli byla dosažena shoda nebo neshoda. Jelikož je jeho volbou ve velké míře ovlivněn dosažený výsledek, musí uživatel zvážit tuto hodnotu podle svých potřeb. Pro usnadnění odhadu velikosti prahu je u každé funkce uvedena hodnota prahu, s kterým bylo dosaženo největší procentuální přesnosti a tuto hodnotu je vhodné zvolit především u volby '2'. Zároveň je v poznámkách uvedena také hodnota EER, která může být jednou z možností volby rozhodovacího prahu, zejména u volby '3'.

První z kategorií realizovaných metod jsou metody pracující na principu nejbližšího souseda. Jedná se o základní a rozšířenou verzi NS, kterým odpovídají funkce *NS* a *NS_priznaky*. Obě tyto funkce vyžadují zadání pouze tří výše zmíněných parametrů *NS* (*ID*, '*volba*', *rozhodovací_prah*) a *NS_priznaky* (*ID*, '*volba*', *rozhodovací_prah*).

Metodě translace odpovídá stejnojmenná funkce *translace*, která stanovuje nejlepší posunutí snímku pomocí několika bodů odpovídajících nejširším větvením. Právě počet těchto bodů je dalším parametrem *n*, který volí přímo uživatel. Rozsah tohoto parametru je teoreticky možný od 1 do celkového počtu větvení ve snímku z databáze. Avšak pro dostatečnou přesnost a zároveň nepříliš velkou časovou náročnost je doporučený rozsah od 10-50. Volání funkce je poté ve tvaru *translace (ID, 'volba', rozhodovaci_prah, n)*.

Poslední kategorií jsou tři verze metody template matching, které kromě tří základních parametrů vyžadují navíc další dva. Proměnná *poc_s* slouží k definování velikosti a tvaru segmentů vzoru. V případě obdélníkového tvaru segmentu tato hodnota definuje, kolik segmentů bude vytvořeno jak ve směru *x*, tak ve směru *y*. U čtvercového segmentu, z důvodu snímku sítnice ve tvaru obdélníku, tento parametr vyjadřuje počet segmentů ve směru *x* a automaticky je stanoveno kolik segmentů musí být ve směru *y*, aby byl vytvořen čtvercový segment. Poslední je volba *Dth*, která představuje maximální vzdálenost posunutí stejného větvení různých vzorů, aby bylo toto větvení započítáno. Volání funkcí jednotlivých verzí metody template matching jsou *TM_obdelnik (ID, 'volba', rozhodovaci_prah, poc_s, Dth)*, *TM_ctverec (ID, 'volba', rozhodovaci_prah, poc_s, Dth)* a *TM_priznaky (ID, 'volba', rozhodovaci_prah, poc_s, Dth)*.

3.5 Testování a vyhodnocení metod

Navržené metody byly testovány na databázi příznakových vektorů levých očí 123 snímků patřících v různém zastoupení 64 osobám. Podrobnější charakteristika použitých dat je uvedena v kapitole 3.1. Účelem realizovaných metod byla identifikace osoby pomocí extrahovaných parametrů z jejího snímku na základě porovnání s celou databází příznakových vektorů. Výstupem algoritmů byla hodnota vyjadřující vzájemnou podobnost, na jejímž základě bylo určeno, zda snímek z databáze patří ověřované osobě nebo nikoli. V případě, kdy byla jako srovnávací metrika použita Euklidovská vzdálenost, platí, že čím menší byla vypočtená vzdálenost, tím vyšší byla vzájemná podobnost. Naopak procentuální shoda, používaná u metod template matching, vyjadřuje přímo míru podobnosti. Proto čím byla její hodnota větší, tím byla vzájemná podobnost vyšší.

3.5.1 Přesnost systému

Nejjednodušším nabízeným vyhodnocením kvality systému bylo procentuální určení správně identifikovaných osob. Pokud byly do analýzy zahrnuty jen osoby, které v databázi měly uloženy alespoň jeden svůj další snímek, hledaná osoba byla identifikována jako ta, která měla k osobě uložené v databázi minimální vzdálenost/maximální podobnost. Výsledná přesnost zvolené metody byla poté stanovena jako podíl správně identifikovaných osob k celkovému počtu snímků v databázi bez uvažování snímků osob s jediným zastoupením, tedy k 109 snímkům. Výsledky navržených metod jsou uvedeny v následující tabulce 4.

Tabulka 4: Přesnosti navržených metod s uvedením špatně identifikovaných snímků. Červené zvýraznění ID snímku značí nesprávnou identifikaci zejména u všech metod využívajících NS, fialově u metod TM.

	Přesnost [%]	Špatně identifikované snímky
Translace (n=20)	83,49	8,9,11, 14 ,18,33,40,45, 55 ,56,64, 79 ,85, 87 ,103, 104 ,111,117
Translace (n=40)	86,24	9, 14 ,18,45, 55 ,56,64, 79 ,85,86, 87 ,103, 104 ,111,117
NS	88,07	9, 14 , 55 ,56,57,64, 79 ,80,86, 87 ,100, 104 ,112
NS s příznaky	91,74	14 ,46, 55 ,57, 79 , 87 ,100, 104 ,112
TM 150x100 ($D_{th} = 19$)	95,41	14 ,56, 81 ,100, 104
TM 250x250 ($D_{th} = 21$)	95,41	13,55,56, 81 ,103
TM s příznaky 150x100 ($D_{th} = 20, \delta = 0,07$)	98,17	81 ,100

Z pohledu na uvedenou tabulku 4, která zahrnuje hodnocení všech realizovaných metod, bylo nejhorších výsledků dosaženo při použití metody translace s nastavením 20 bodů odpovídajících nejširším větvením, na jejichž základě bylo stanoveno nejlepší vzájemné posunutí snímků. V případě navýšení bodů na 40, bylo správně identifikováno o 3 snímky více. Dá se předpokládat, že s rostoucím počtem uvažovaných bodů by rostla dosažená přesnost, ale za cenu mnohonásobně větší časové náročnosti. O něco lépe dopadla základní metoda nejbližšího souseda dosahující přesnosti 88,07%. Ještě lepších výsledků bylo dosaženo při použití metody nejbližšího souseda se zahrnutím počtu pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a třech úhlů každého větvení. Výsledná přesnost činila 91,74%, kdy ze 109 snímků bylo nesprávně identifikováno pouhých 9. Z toho vyplývá, že přidání dvou dalších specifických příznaků k základní metodě NS umožnilo správnou identifikaci dalších 4 případů.

Další kategorii tvoří různé modifikace metody TM, u kterých je nutné nastavení několika parametrů, které do velké míry ovlivňují výsledky aplikovaného algoritmu. Nastavení spočívá v definování tvaru a velikosti segmentů a zadání hodnoty D_{th} , určující maximální vzdálenost posunutí stejného větvení různých vzorů. Experimentálně bylo zjištěno optimální nastavení těchto parametrů. Stejných výsledků bylo možné dosáhnout několika kombinacemi zmíněných parametrů, proto jsou v tabulce uvedeny pouze dva příklady. Jak pro obdélníkový segment velikosti 150×100 a $D_{th} = 19$, tak čtvercový segment 250×250 a $D_{th} = 21$, bylo dosaženo stejné přesnosti 95,41%, avšak mezi špatně identifikovanými se nacházely rozdílné snímky. Tak jako u metody NS, byla i pro TM realizovaná její rozšířená verze, která opět spočívala v zahrnutí počtu cévních pixelů v omezeném okolí každého větvení a třech úhlů každého větvení. Zakomponování dalších příznaků vedlo ke zvýšení přesnosti na 98,17%, kdy ze 109 snímků byly nesprávně identifikovány pouhé 2. Z toho vyplývá, že metoda TM s příznaky je z realizovaných metod nejlepší.

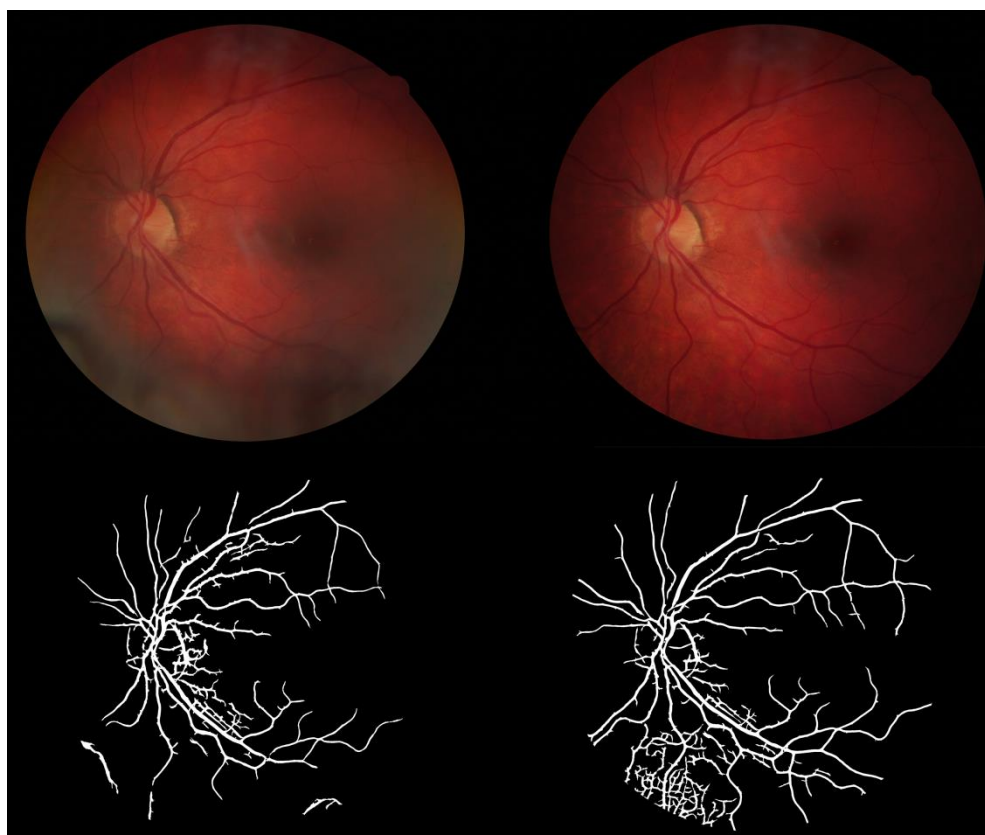
Navíc byly v tabulce 4 červeně zvýrazněny ID snímků, které nebyly správně identifikovány ani jednou z metod NS a translace a fialově zvýrazněn snímek, který nebyl správně roz-

poznán ani jednou z metod TM. Z toho důvodu byla, po bližším prozkoumání těchto snímků, zhotovena následující tabulka 5, která popisuje možné příčiny nesprávné identifikace.

Tabulka 5: Odůvodnění nesprávné identifikace snímků.

ID snímku	Kvalita snímku
14	znehodnocení okraje snímku
55	velice rozdílný jas než snímek téže osoby z databáze
79	znehodnocení okraje odpovídajícího snímku téže osoby z databáze
81	znehodnocení okraje snímku
87	velice rozdílný jas než snímek téže osoby z databáze
104	znehodnocení okraje odpovídajícího snímku téže osoby z databáze

Na obrázku 20 je uvedena ukázka dvojice snímků sítnice pocházejících od stejné osoby, kdy kvalita jednoho z nich neumožnila korektní vyhodnocení. Snímek nacházející se v levé části obrázku má znehodnocený okraj očního pozadí do té míry, že následná segmentace neumožňuje detekci cév umístěných v postižené oblasti. Z tohoto důvodu se oba snímky liší v celkovém počtu větvení a dalších extrahovaných příznacích, od kterých se odvíjí výsledná odlišnost těchto dvou obrazů znázorňujících totožnou sítnici. Obecně nižší přesnosti navržených metod jsou zapříčiněny především neideálním nasnímáním sítnice a postupy extrakce příznaků, které tyto nedostatky nedokázaly dostatečně potlačit.



Obrázek 20: Rozdílnost snímků sítnice pocházejících od stejné osoby s důvodu znehodnocení okraje (ID 13 a ID 14). Segmentace cévního řečiště obou snímků [11].

Po zavedení rozhodovacího prahu do identifikačního algoritmu bylo možné do analýzy zahrnout všech 123 snímků, tedy včetně snímků s jediným zastoupením v databázi. Procentuální přesnost zvolené metody byla poté stanovena jako podíl správně identifikovaných a správně zamítnutých osob k celkovému počtu snímků v databázi. Výsledky pro rozhodovací prahy, které umožnily u navržených metod dosažení nejvyšších přesností, jsou uvedeny v tabulce 6. Tak jako v předchozím případě určení přesnosti, bylo i po zahrnutí prahu dosaženo stejného pořadí jednotlivých metod. Výjimku tvořila pouze metoda TM s velikostí segmentů 250×250 , která nyní dosahovala přesnosti nižší než její druhá verze s obdélníkovými segmenty o velikosti 150×100 . Jak je patrné s uvedené tabulky metoda TM se zahrnutím počtu cévních pixelů v omezeném okolí každého větvení a třech úhlů každého větvení dosahovala opět nejlepších výsledků.

Tabulka 6: Přesnosti a přesnosti zamítnutí navržených metod s rozhodovacím prahem.

	Práh	Přesnost [%]	Přesnost zamítnutí [%]
Translace (n=20)	0,140	78,05	78,57
Translace (n=40)	0,140	81,30	78,57
NS	0,140	82,11	78,57
NS s příznaky	0,009	86,18	64,29
TM 150x100 ($D_{th} = 19$)	0,450	91,87	85,71
TM 250x250 ($D_{th} = 21$)	0,530	87,80	57,14
TM s příznaky 150x100 ($D_{th} = 20, \delta = 0,07$)	0,310	95,12	78,57

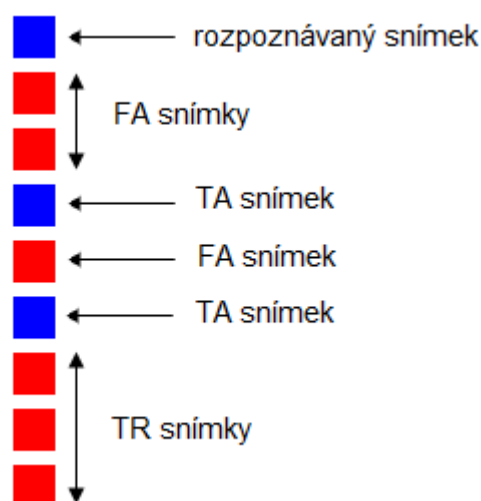
Všechny zde uvedené přesnosti nabývaly nižších hodnot než přesnosti stanovené ze snímků, které měly v databázi uloženy alespoň jeden svůj další snímek. Důvodem je fakt, že některé méně kvalitní snímky mají se svým odpovídajícím snímkem sice maximální podobnost, ale její hodnota je příliš malá. Na druhé straně některé snímky nacházející se v databázi pouze v jediném zastoupení vykazují docela velkou podobnost s některým snímkem jiné osoby. Proto je nelehkou věcí zvolit rozhodovací práh takový, aby bylo možné určit správné přijetí a identifikaci jedince nebo jeho zamítnutí. Ani jedna metoda nedokázala správně rozhodnout o snímcích s ID 48 a 104. Zároveň pět ze šesti realizovaných metod mělo problém se snímky s ID 14 a 73. Snímky 48 a 73 se nachází v databázi pouze jednou a algoritmy je nebyly schopny při zvoleném rozhodovacím prahu správně zamítnout, protože jejich podobnost s některým snímkem z databáze, patřícím jiné osobě, byla příliš velká. Příčinou selhání u snímků 14 a 104 je jejich nedostatečná kvalita, která je okomentována v tabulce 5.

Jelikož je však žádoucí rozeznat a zamítnout osobu, která se neprávem pokouší dostat skrz navržený systém a jejíž snímek se nenachází v databázi, byla u jednotlivých metod navíc stanovena přesnost zamítnutí takovýchto případů. V tabulce 6 jsou uvedeny hodnoty stanove-

ny za použití prahu, u kterého byla dosažena nejvyšší celková přesnost, tedy za uvažování všech 123 snímků. Přesnost zamítnutí byla vypočítána jako podíl správně zamítnutých osob, k počtu snímků, které se v databázi nacházejí jen jednou, tedy 14. Překvapivě dopadla nejhůře metoda TM se čtvercovými segmenty o velikosti 250×250 , která nesprávně přijala 6 osob, které v databázi neměly uloženy svůj odpovídající snímek. Podle tohoto kritéria druhou nejhorší metodou byla rozšířená verze NS. Tento výsledek je způsoben velmi malými rozdíly ve vzdálenostech mezi jednotlivými snímky. Minimální vzdálenost snímku ke snímku stejné osoby má přibližně stejnou hodnotu jako ke snímku patřícímu zcela jiné osobě. Z toho důvodu je velmi těžké určit hraniční hodnotu, od které by se odvíjelo jak správné přijetí, tak správné zamítnutí u všech případů v databázi. Stejně přesnosti zamítnutí dosahovaly rovnou čtyři metody, tedy obě nastavení metody translace, NS a rozšířená metoda TM. U všech jmenovaných, byly neprávem přijaty 3 osoby ze 14. Nejlépe dokázala neoprávněné uživatele odhalit metoda TM se segmenty o velikosti 100×150 , kdy nesprávně přijala pouze 2 osoby.

3.5.2 Přesnost identifikace

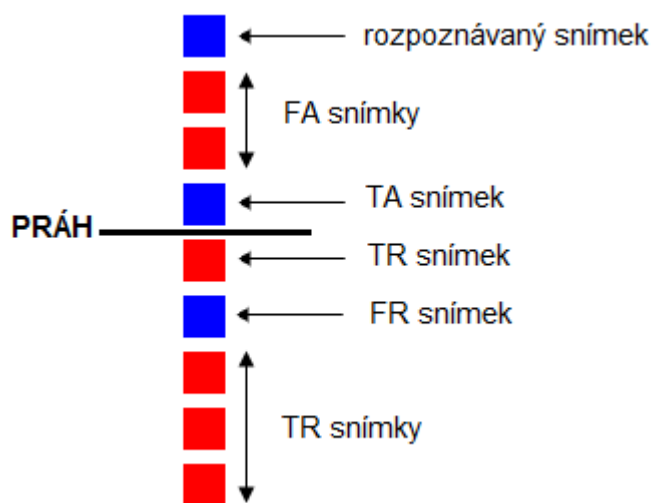
Jiným přístupem vyhodnocení přesnosti je její vyjádření pomocí míry falešné positivity FAR. Jako falešně pozitivní jsou označeny snímky nepatřící rozpoznávané osobě, které však mají celkovou podobnost vyšší než snímek identifikované osoby. Vychází se z vektoru podobnosti, který je seřazen sestupně podle velikosti. Každý snímek z databáze je na základě jeho umístění ve vektoru podobnosti, graficky znázorněném na obrázku 21, přiřazen do jedné z tříd. Snímky nepatřící rozpoznávané osobě, nacházející se ve vektoru podobnosti nad snímky identifikované osoby, jsou označeny jako FA. Na druhé straně, snímky nepatřící rozpoznávané osobě, avšak umístěné pod snímky identifikované osoby, jsou označeny jako TR.



Obrázek 21: Grafické znázornění vektoru podobnosti bez prahu.

Pokud je do rozhodovacího algoritmu zaveden rozhodovací práh stanovující, zda jsou si snímky natolik podobné, aby pocházely od jedné osoby, dochází ke změně rozčlenění vektoru podobnosti. Snímek patřící rozpoznávané osobě ležící pod prahem, je označen jako TA. Po-

kud snímek leží nad prahem, je označen jako FA. Na druhé straně, snímek nepatřící neznámé osobě nacházející se pod prahem, je označen jako FR, nad prahem TR. Rozdíl vektoru podobnosti se zavedením prahu s výše zmíněným vektorem je patrný z následujícího obrázku 22.



Obrázek 22: Grafické znázornění vektoru podobnosti s prahem.

Po rozčlenění všech testovaných snímků, ať už s nebo bez zavedení prahu, do jednotlivých kategorií a stanovení počtu FA a TR, je podle vztahu (19) vypočtena míra falešné pozitivitivity FAR.

$$FAR = \frac{FA}{FA + TR} [2], \quad (19)$$

kde FA je nesprávné přijetí a TR je správné odmítnutí. Výsledná přesnost je vypočítána odečtením míry falešné pozitivitivity od hodnoty jedna a leží v intervalu od 0 do 1, kdy 1 vyjadřuje nejvyšší přesnost přiřazení snímku ke správné osobě. V následující tabulce 7 a tabulce 8 jsou uvedeny vypočtené přesnosti všech realizovaných metod, bez a s uvažováním rozhodovacího prahu pro snímek s ID 45 patřící osobě, která má v databázi uloženy celkem tři snímky. Zmíněné přesnosti všech snímků jsou uvedeny v příloze D.

Tabulka 7: Přesnosti správného přiřazení snímku ke snímku ID 45 bez uvažování rozhodovacího prahu pro všechny realizované metody.

	TR20	TR40	NS	NS př.	TM obd.	TM čtv.	TM př.
Přesnost	0,9917	0,9917	1	0,9917	0,9917	1	0,9917

Tabulka 8: Přesnosti správného přiřazení snímku ke snímku ID 45 s rozhodovacím prahem, zvoleným na základě EER, pro všechny realizované metody.

	TR20	TR40	NS	NS př.	TM obd.	TM čtv.	TM př.
Práh	0,176	0,171	0,175	0,010	0,396	0,477	0,291
Přesnost	0,9583	0,9750	0,9750	0,9917	0,9917	0,8417	0,9750

3.5.3 ROC křivky

Spolehlivost biometrického systému je nejčastěji hodnocena pomocí ROC křivky, vyjadřující závislost FRR (míra chybného odmítnutí) na FAR (míra chybného přijetí). Velikost zvolené prahu ovlivňuje chybové míry FAR a FRR, které rostou nebo klesají se změnou hodnoty prahu. Proto pro výpočet FAR a FRR byly normalizované výsledky metod získané z celé databáze testovány pro hodnoty prahu ležící v intervalu od 0 do 1 s krokem 0,001. K získání FAR a FRR bylo nutné stanovit souhrnný počet TA, FA, TR a FR. Celkové FAR a FRR bylo získáno ze sum TA, FA, TR, FR pro všechny snímky z databáze dosazených do vzorce (19) pro výpočet FAR a následujícího vzorce (20) pro FRR:

$$FRR = \frac{FR}{FR + TA} \quad [2], \quad (20)$$

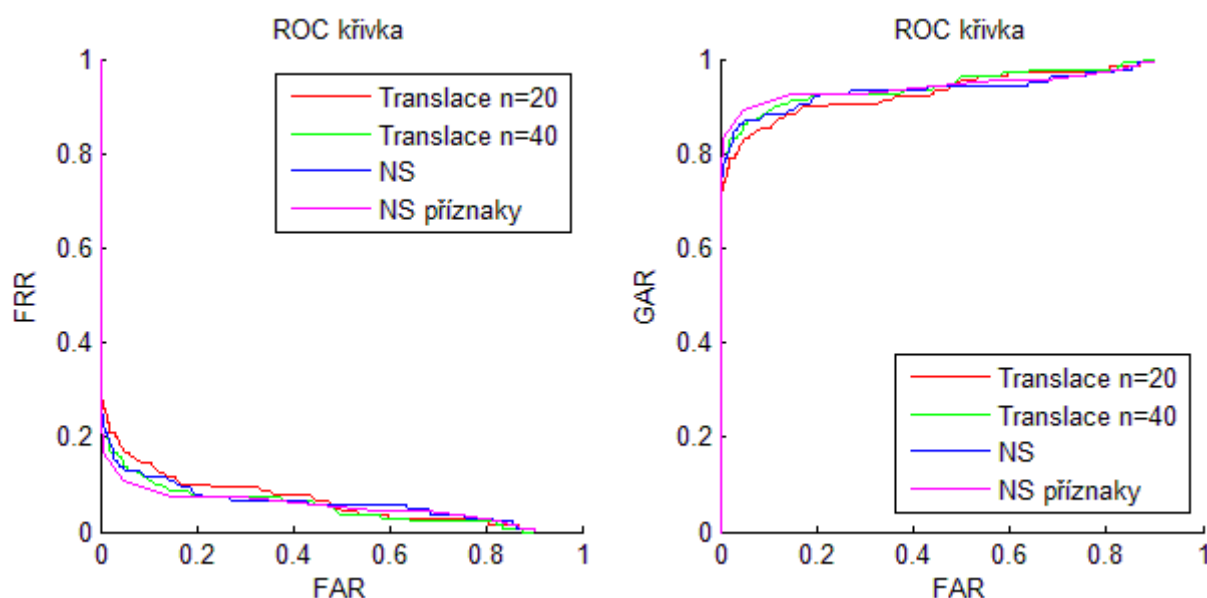
kde TA je správné přijetí a FR je nesprávné odmítnutí. Druhou možností ROC křivky je zobrazení závislosti pravdivých pozitivních rozhodnutí (GAR) na chybných pozitivních rozhodnutích (FAR), opět při plynulé změně prahu od 0 do 1 s krokem 0,001. Pravdivá pozitivní rozhodnutí jsou definována následujícím vztahem:

$$GAR = \frac{TA}{TA + FR} \quad [6]. \quad (21)$$

Jednotlivé symboly mají totožný význam jako ve vzorci (20).

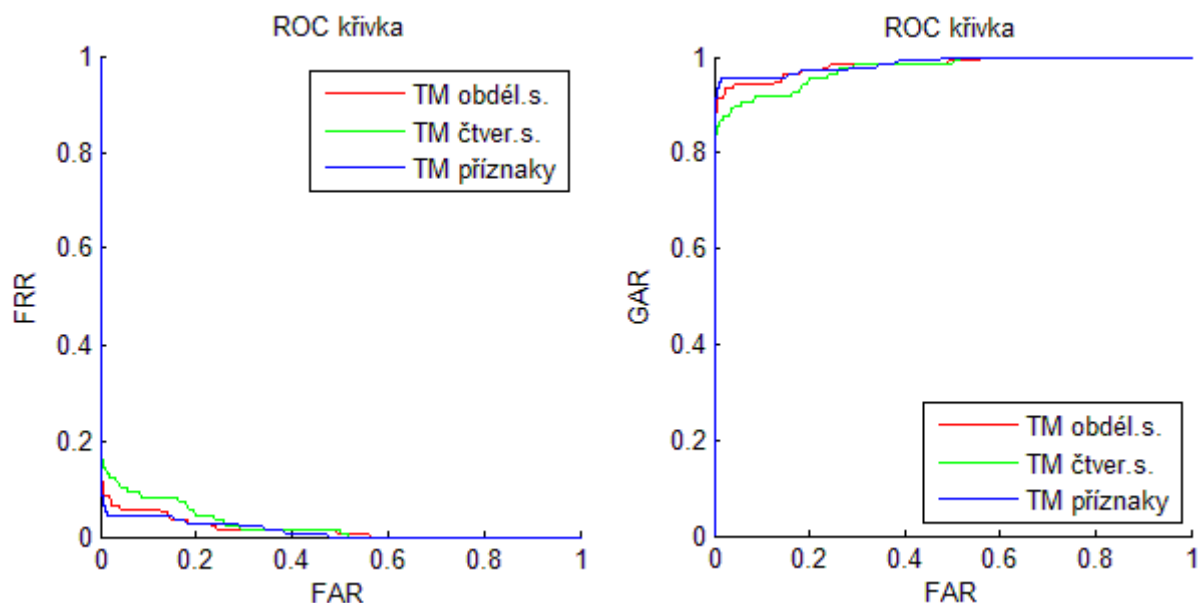
Kvalitní biometrický systém by měl vykazovat nízkou míru jak chybné shody, tak chybné neshody. V závislosti na prahu se mění zároveň obě hodnoty, avšak každá opačným směrem. Hodnota prahu proto především závisí na požadavcích kladených na biometrický systém. V realizovaných metodách TM je výsledkem porovnávání procentuální shoda, která přímo vyjadřuje míru podobnosti. Čím vyšší je tedy zvolený práh, tím víc jsou redukovány chybné shody, ale na druhé straně je zvýšena chyba neshody. V takovém případě je zaručena vyšší bezpečnost, ale za cenu menšího pohodlí uživatele, který může být falešně odmítnutý a musí tedy podstoupit opětovné měření. Naopak nižší práh snižuje chybu neshody, ale zvyšuje chybu shody, proto poskytuje vyšší pohodlí s menší bezpečností. Na druhé straně v uvedených metodách NS a translace je uvažována vzdálenost snímku, která je pro dva totožné snímky nulová, nikoli podobnost, která je naopak maximální. Z tohoto důvodu je vliv velikosti prahu na FRR a FAR zcela opačný, kdy nižší práh víc redukuje chybné shody, ale zvyšuje chybu neshody a naopak. V závislosti GAR na FAR je cílem, aby bylo co nejvíce pravdivých pozitivních rozhodnutí a naopak co nejméně chybných pozitivních rozhodnutí. Jelikož s rostoucím GAR roste i FAR, je nutné podle požadavků na biometrický systém najít kompromis mezi oběma hodnotami.

Zhotovené ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR, pro všechny realizované metody, jsou vykresleny v následujících grafech. V grafu 1 jsou, pro vzájemné srovnání, zobrazeny ROC křivky metody translace s nastavením 20 a 40 bodů pro stanovení nejlepšího posunutí snímku a metody NS a NS s přidánými příznaky. Jelikož by měly být v ideálním případě hodnoty FAR a FRR rovny nule a hodnota GAR rovna jedné, ROC křivka rozšířené metody NS, nejvíce se blíží levému dolnímu rohu grafu v případě závislosti FRR na FAR nebo pravému hornímu rohu pro závislost GAR na FAR, může být proto považována za nejlepší. Z grafu je také patrné prolínání ROC křivek metody NS a translace se 40 body v oblasti odpovídajících rohů. Je předpokládáno, že pokud by metoda translace pro zarovnání snímků využila více bodů, mělo by být dosaženo lepších výsledků než za použití NS, avšak na úkor mnohonásobně vyšší časové náročnosti.



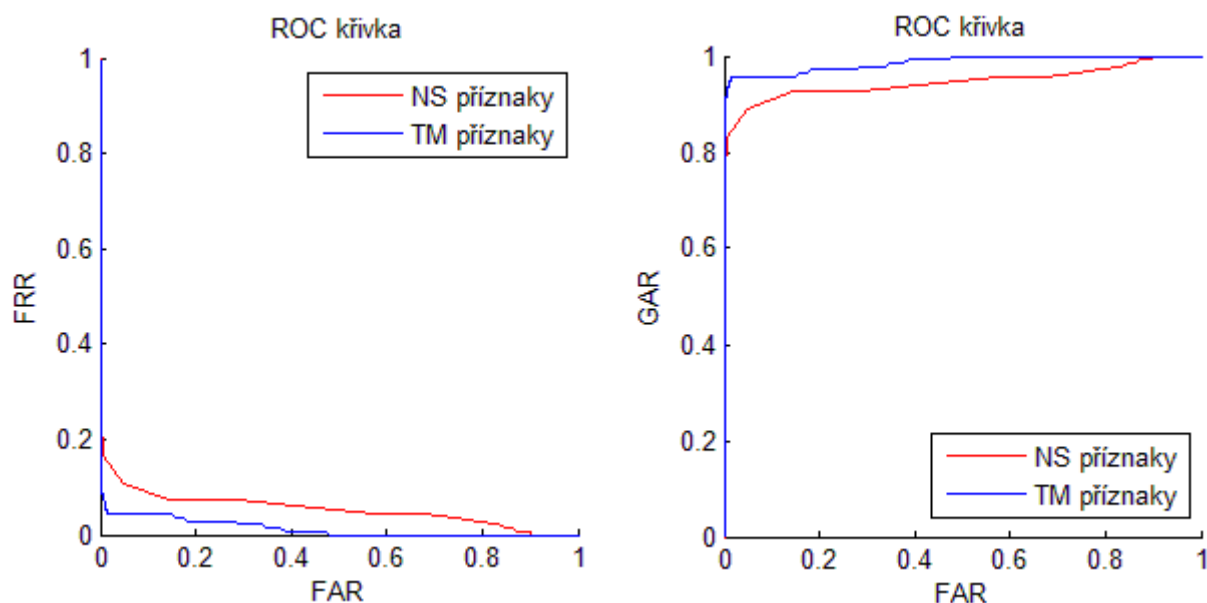
Graf 1: ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR pro metody NS a posunutí.

ROC křivky stejných závislostí jako v předchozím případě jsou vyobrazeny na následujícím grafu 2, avšak pro jednotlivé realizace a nastavení metody TM. Z grafu je patrné, že ačkoliv metoda TM při volbě obdélníkového segmentu velikosti 150×100 a $D_{th} = 19$ a čtvercového segmentu 250×250 a $D_{th} = 21$, vykazovala stejnou procentuální přesnost, ROC křivky se v rohové oblasti liší. Na základě požadavků na hodnoty FAR, FRR a GAR je nastavení odpovídající obdélníkové oblasti lepší. Přidáním dalších příznaků k základní metodě TM došlo ještě k malému zlepšení a rozšířená metoda TM se jeví jako nejlepší, díky největšímu přiblížení k levému dolnímu, případně hornímu rohu.



Graf 2: ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR pro metody template matching. TM obdél. s. (150x100, $D_{th} = 19$), TM čtver. s. (250x250, $D_{th} = 21$), TM příznaky (150x100, $D_{th} = 20$, $\delta = 0,07$).

Poslední, v této kapitole uvedený, graf 3 poskytuje náhled na ROC křivky dvou metod, které ve výše rozdělených kategoriích dosahovaly nejlepších výsledků. Jedná se o rozšíření metod NS a TM, které spočívalo v zahrnutí počtu pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a třech úhlů každého větvení. Z grafu je zřejmé, že lepší z obou zmíněných je metoda TM s příznaky, která se rovněž jeví jako nejlepší ze všech realizovaných metod.



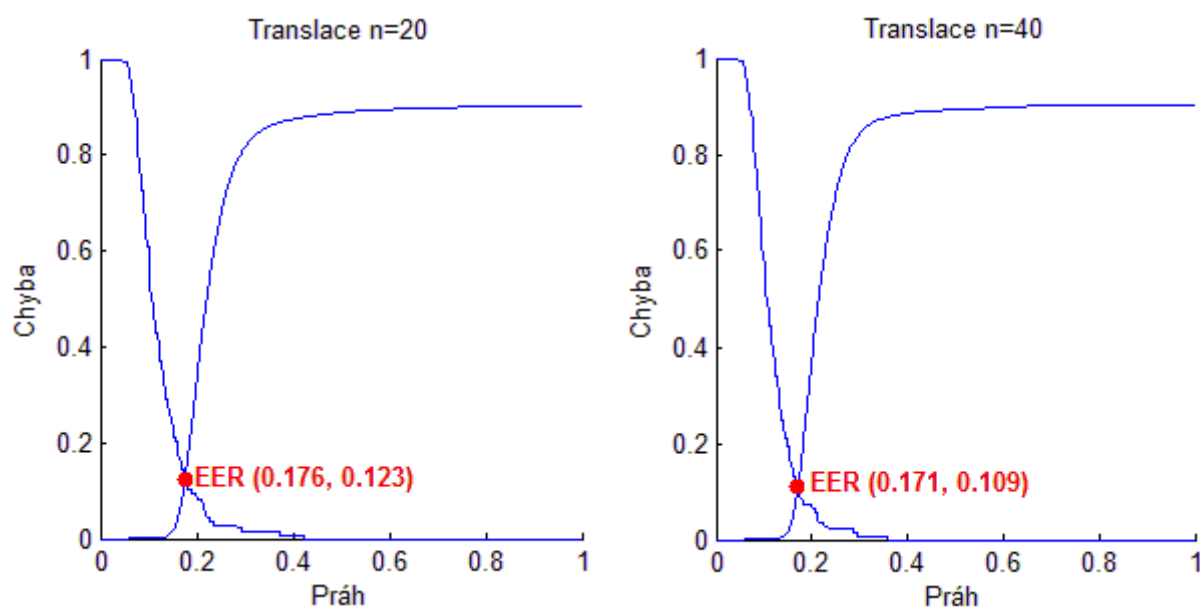
Graf 3: ROC křivky závislosti FRR na FAR a GAR na FAR pro metody NS s příznaky a TM s příznaky.

3.5.4 Míra vyrovnání chyb

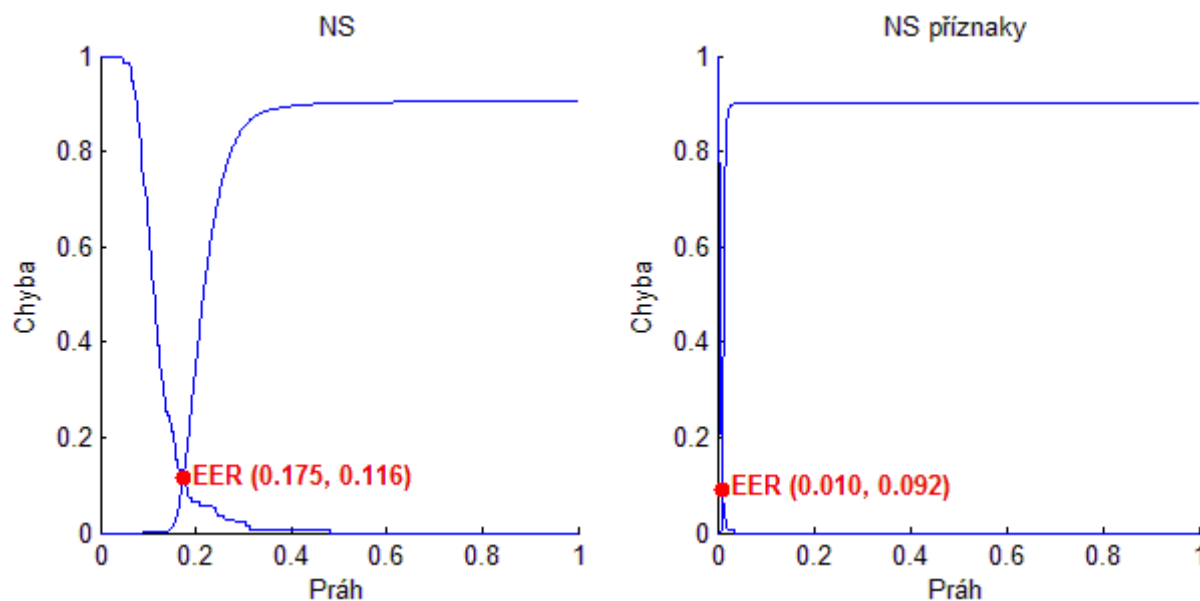
EER je hodnota, ve které jsou si obě chybové míry FAR a FRR rovny. Jedná se o další běžně používané vyhodnocení kvality identifikačního algoritmu, kdy platí, že čím nižší je hodnota EER, tím nižší je chybovost algoritmu. Použití a účinnost srovnávacího algoritmu jsou závislé

na nastavení rozhodovacího prahu. Práh odpovídající hodnotě EER je častá a dobrá volba pro regulérní biometrické aplikace, protože jsou zaručeny stejné FAR a FRR.

EER pro všechny realizované metody, zároveň s uvedením odpovídajícího prahu, jsou vyznačeny v následujících grafech. Na grafu 4 je z hlediska EER uvedeno vzájemné srovnání metody translace s nastavením 20 a 40 bodů. Při uvažování 20 bodů pro stanovení nejlepšího posunutí snímku dosahuje EER hodnota 0,123. Jestliže byl počet bodů navýšen na 40, EER se zmenšila o 0,014. Jak je patrné z grafu 5, metoda NS má EER 0,116, což je někde mezi hodnotami metody translace při zmíněných nastaveních. Avšak po rozšíření této metody o další dva příznaky hodnota EER klesla na 0,092. Zakomponování dalších dvou příznaků způsobilo pokles chyby vzhledem k NS o 0,024.

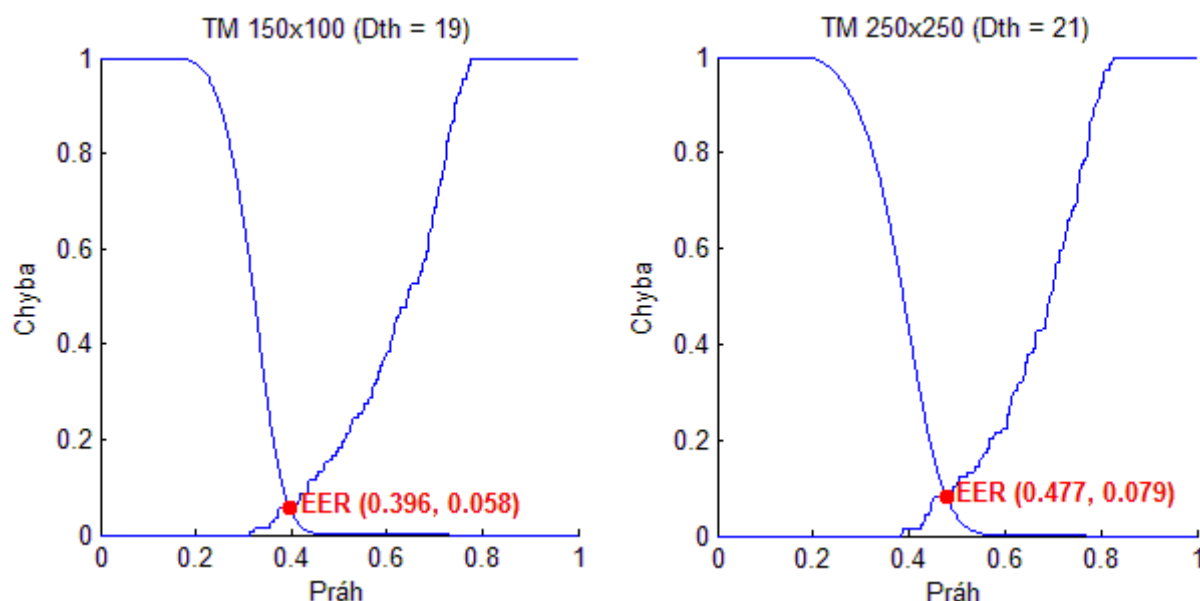


Graf 4: EER pro metodu translace pro $n = 20$ a $n = 40$.

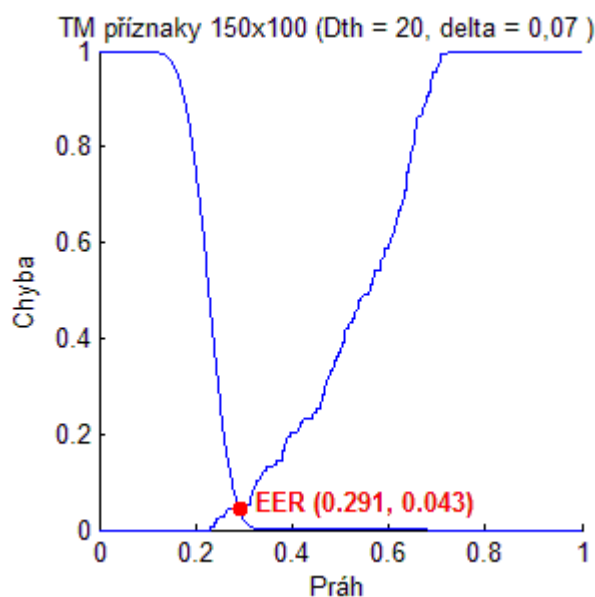


Graf 5: EER pro metody NS a NS s příznaky.

Poslední kategorií zobrazenou na grafu 6 a grafu 7 jsou verze metody TM, které všechny vykazují lepší výsledky než dosavadně uvedené metody. Výběr čtvercových segmentů o velikosti 250×250 a $D_{th} = 20$ se projevil jako nejhorší s uvedených nastavení a chyba v tomto případě činila 0,079. Změna tvaru segmentů na obdélníky velikosti 150×100 a $D_{th} = 19$, vedla ke snížení EER na hodnotu 0,058. Nejlépe jak z hlediska jednotlivých metod TM, tak v celkovém srovnání, dopadla rozšířená metoda TM se zahrnutím dalších dvou příznaků. V případě, kdy byly uvažovány segmenty o velikosti 150×100 , $D_{th} = 20$ a $\delta = 0,07$ je EER rovna 0,043. To znamená, že 4,3% snímků je nesprávně přijatých a nesprávně odmítnutých.



Graf 6: EER pro metodu TM s obdélníkovými segmenty velikosti 150×100 , $D_{th} = 19$ a TM se čtvercovými segmenty velikosti 250×250 , $D_{th} = 21$.

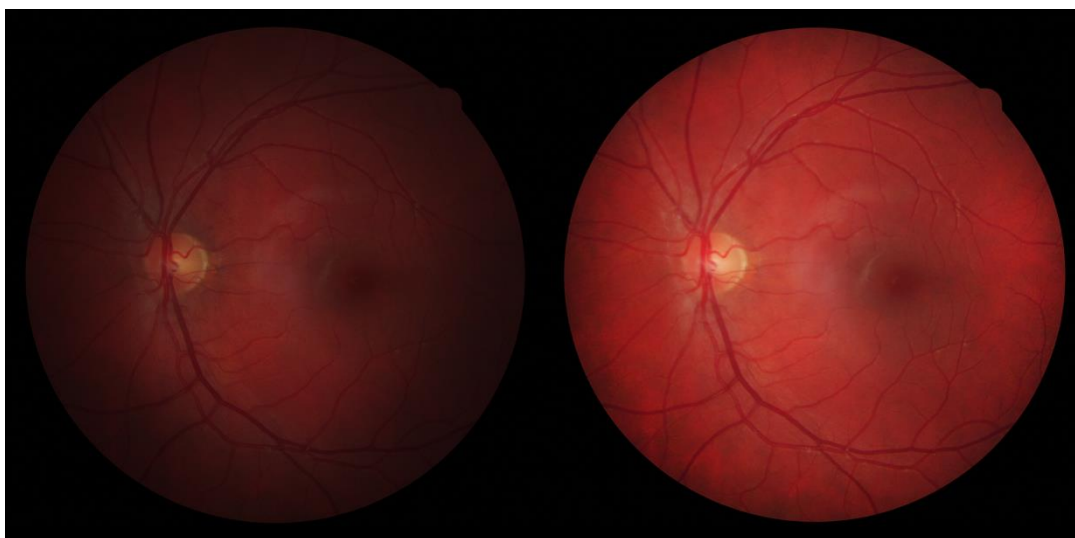


Graf 7: EER pro metodu rozšířenou TM s dalšími příznaky s obdélníkovými segmenty velikosti 150×100 , $D_{th} = 20$, $\delta = 0,07$.

3.6 Příčiny snížení kvality metod

Každý reálný systém je zatížen rozdílným množstvím různých chyb. Chyby doprovázející biometrii sítnice mohou vzniknout při pořizování snímku sítnice nebo při jeho zpracování. Jelikož byla použita již existující databáze příznakových vektorů, nemohlo být získání ani zpracování snímku ovlivněno.

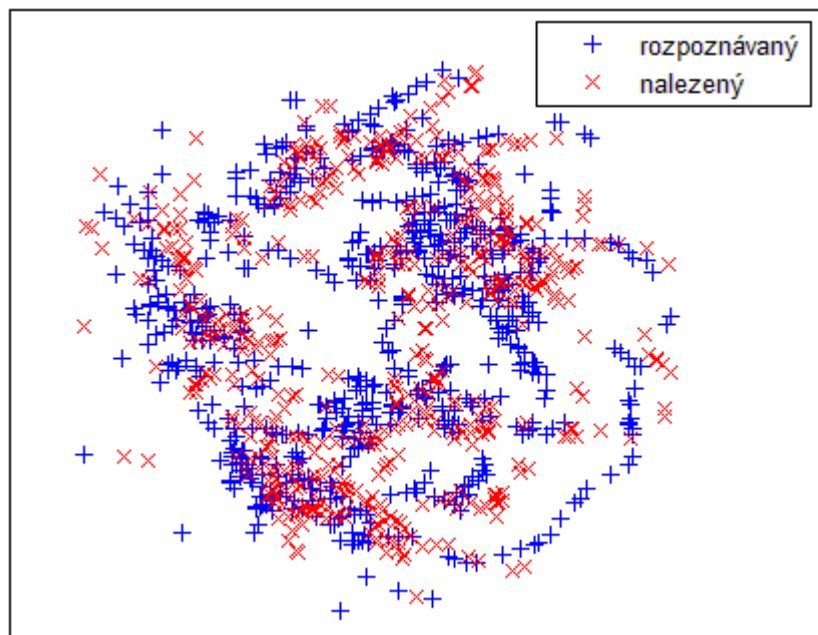
Během pořizování snímku je nutné dostatečné přiblížení oka ke snímacímu zařízení a jeho následná nepohyblivost po dobu několika sekund. Tyto úkony mohou činit uživatelům potíže. Málo otevřené oko, časté mrkání nebo nedostatečné soustředění na příslušný bod mohou být důvodem zhoršené kvality pořízeného snímku. Dalším problémem může být nezajištění dostatečně vhodných podmínek, do kterých patří především dobré osvětlení snímků při akvizici. Na obrázku 23 je ukázka odlišného osvětlení sítnice při pořizování snímků, které způsobilo různou viditelnost přítomných cév. V databázi se také vyskytují snímky se znehodnoceným okrajem, kdy příklad jednoho z nich je uveden v kapitole 3.5.1 na obrázku 20, které znemožňují korektní segmentaci celého cévního řečiště. Pokud je obsluha přístroje schopna správného ovládání nebo je přístroj automatizován, jsou přístrojové chyby nepravděpodobné.



Obrázek 23: Ukázka různého osvětlení snímků, pocházejících od stejné osoby [11].

Zpracování pořízených snímků může být samostatným zdrojem chyb. Jelikož není nijak zabezpečena fixace snímaného oka, mohou být snímky v databázi vůči sobě různě pootočený nebo posunutý. Z tohoto důvodu by bylo příhodné vhodnými metodami translaci a rotaci snímku sjednotit. Na obrázku 24 jsou znázorněny souřadnice větvení rozpoznávaného snímku a jemu odpovídajícímu snímku, který taktéž pochází od analyzované osoby. Z tohoto znázornění je patrný posun mezi oběma obrazy, kdy nalezený snímek je od rozpoznávaného posunut mírně doprava. Do fáze předzpracování obrazů patří segmentace cévního řečiště, která neumožňuje nasegmentování přesně shodné struktury u snímků jedné osoby a může být tedy zdrojem nepřesností. Určitou chybovostí mohou být zatíženy i použité metody extrakce jed-

notlivých příznaků. Bližší rozbor možných chyb je uveden v bakalářské práci Využití snímku sítnice v biometrii [11], ze které byla data použita.



Obrázek 24: Znázornění pozic větvení u dvou vzájemně posunutých snímků pocházejících od stejné osoby.

4 DISKUZE DOSAŽENÝCH VÝSLEDKŮ

Výsledkem této práce je 6 algoritmů pro identifikaci osoby na základě sady příznaků extrahovaných ze snímků sítnice. Kvalita navržených metod byla odvozena z výsledků testování algoritmů na databázi příznakových vektorů levých očí 123 snímků patřících v různém zastoupení 64 osobám. Každá z metod vykazuje různou přesnost a je zatížena určitými chybami, jejichž odstraněním by bylo možné dosáhnout zlepšení přesnosti identifikace. Jednotlivé metody byly ohodnoceny podle několika přístupů uvedených v kapitole 3.5. Pro přehlednost a ucelený pohled na řešený problém byla vytvořena tabulka 9, která shrnuje nejdůležitější poznatky z hlediska výsledků realizovaných metod.

Tabulka 9: Hodnocení kvality jednotlivých metod pomocí různých přístupů.

	Přesnost bez prahu	Přesnost s prahem	Přesnost zamítnutí	EER	Časová náročnost
	[%]	[%]	[%]	/	[%]
Translace (n=20)	83,49	78,05	78,57	0,123	5,955
Translace (n=40)	86,24	81,30	78,57	0,109	11,31
NS	88,07	82,11	78,57	0,116	0,426
NS s příznaky	91,74	86,18	64,29	0,092	0,499
TM 150x100 ($D_{th} = 19$)	95,41	91,87	85,71	0,058	0,573
TM 250x250 ($D_{th} = 21$)	95,41	87,80	57,14	0,079	0,573
TM s příznaky 150x100 ($D_{th} = 20, \delta = 0,07$)	98,17	95,12	78,57	0,043	0,879

Přesnosti jak s uvažováním, tak bez zahrnutí prahu, byly rozebrány v předchozích kapitolách. S tabulky je patrné, že v obou případech bylo nejlepších výsledků dosaženo za použití rozšířené metody template matching, která taktéž vykazovala nejlepší hodnotu EER. Co se týče přesnosti zamítnutí, nejlépe odhalit neoprávněné uživatele dokázala metoda TM se segmenty o velikosti 100×150. Jedním z důvodů lepších celkových výsledků metod TM, oproti metodám NS, je uvažování odchylek vzniklých translací snímků. Metoda translace se sice také snaží nějakým způsobem eliminovat špatný vliv posunutí a rotace, ale pro dosažení lepších výsledků by bylo nutné do vhodného nastavení transformace uvažovat více bodů. To by však vedlo k mnohonásobně větší časové náročnosti.

Navíc je zde nově uveden údaj o času trvání algoritmu, který pro zvolenou osobu vyhodnotí závěr o její identifikaci nebo přijetí či zamítnutí. Časové údaje uvedené v tabulce byly získány při běhu algoritmů na HP ProBook 450 G1 s konfigurací Intel® Core™ i5-4200M (2,5 GHz, 3 MB mezipaměti, 2 jádra), 8 GB operační paměti SDRAM a operačním systémem Windows 8.1. Podle předpokladu nejdelší trvání má metoda translace. Důvodem je stanovení nejlepší transformace souřadnic snímku z databáze, tak aby jeho vzdálenost k rozpoznávané-

mu snímku byla co nejmenší. Čím více bodů, stanovených parametrem n , je používáno k nalezení ideální transformace, tím delší je trvání algoritmu. Dále je zřejmé, že zakomponování dalších příznaků k základním verzím metod NS a TM, způsobí nárůst časových nároků, z důvodu vykonání většího množství operací. Kromě metody translace, je průběh velice rychlý a výsledku je dosaženo za méně než 1 s, u metod NS dokonce za méně než 0,5 s.

Obecně metody velmi dobře zvládají identifikaci jedince, který má v databázi alespoň jeden další snímek. Navržené srovnávací metriky ve většině případů vyhodnotí největší podobnost právě se snímkem, který rovněž patří rozpoznávané osobě. U kvalitních snímků bylo pozorováno, že podobnost se svým odpovídajícím snímkem byla vysoká a zároveň podobnost s ostatními snímky z databáze směřuje ke značně nižším hodnotám. Takový případ je pozorovatelný například u snímku ID 1. V tabulce 10 je uvedeno pět snímků, u kterých rozšířená metoda TM vyhodnotila největší podobnosti se zkoumaným snímkem. Největší podobnost 68,602% byla stanovena se snímkem s ID 2, který rovněž pochází od rozpoznávané osoby. Další snímky pocházející od odlišných osob nedosahují podobnosti větší než 29%.

Tabulka 10: Pět snímků s největší podobností ke snímku s ID 1 u rozšířené metody TM.

ID 1					
ID	2	70	77	54	10
P _{match} [%]	68,602	28,372	27,477	26,596	26,570

V případě, že jeden ze snímků patřící stejné osobě neodpovídá dostatečné kvalitě, jejich vzájemná podobnost je znatelně nižší a podobnosti s jinými snímky se neliší tak razantně jako v předchozím případě. Taková situace nastala u snímku s ID 14 (tabulka 11), který má znehodnocený okraj do té míry, že v této oblasti nebyla možná korektní segmentace cév a s tím související detekce jejich větvení. Z tohoto důvodu jeho podobnost s odpovídajícím snímkem je kolem pouhých 31% a tato hodnota je srovnatelná s dalšími podobnostmi cizích snímků. I když identifikace může být správná i za předpokladu nižší podobnosti, problém nastává se stanovením hranice pro přijetí nebo odmítnutí takového uživatele. Nekvalitní snímky totiž mohou mít srovnatelnou nebo dokonce nižší podobnost než snímky, které svůj odpovídající snímek v databázi vůbec nemají, jak je vidět u snímku s ID 73 v tabulce 12. Na základě analýzy dat bylo zjištěno, že podobnost mezi snímky dvou různých osob bývá většinou kolem 30%. Proto by bylo žádoucí, aby snímky téže osoby měly vzájemnou podobnost alespoň 50% a tím byly od ostatních snímků dostatečně odlišitelné.

Tabulka 11: Pět snímků s největší podobností ke snímku s ID 14 u rozšířené metody TM.

ID 14					
ID	13	104	94	93	36
P _{match} [%]	31,311	30,229	29,787	29,091	27,570

Tabulka 12: Pět snímků s největší podobností ke snímku s ID 73, kdy osoba nemá v databázi další snímek, u rozšířené metody TM.

ID 73					
ID	23	68	119	106	22
P _{match} [%]	33,378	32,905	32,081	30,179	30,038

Jak pro zvýšení podobnosti nebo snížení minimální vzdálenosti, tak pro zvýšení rozdílu mezi snímky patřící stejné osobě a snímky různých osob, existuje několik opatření. Jak již bylo naznačeno dříve, přesnost identifikace sráží zejména zahrnutí neideálně nasnímaných obrazů sítnice. Základním předpokladem využití sítnice k biometrickým účelům je získání kvalitního snímku, od kterého se odvíjí i následná extrakce příznaků a tedy výsledná kvalita používaných dat. Proto i u reálných systémů, nastávají situace, kdy uživatel je z důvodu špatného snímku vybídnut k opětovnému měření.

Velkou část neuspokojivých dat tvoří snímky s narušeným okrajem, kvůli kterému cévy v této části nejsou viditelné, proto není možná jejich správná segmentace a detekce větvení a dalších od toho se odvíjejících příznaků. Počet větvení ve snímku je ovlivněn rozsahem postižené oblasti. Významný rozdíl v počtu větvení mezi snímky jedné osoby do velké míry ovlivňuje výslednou podobnost. Snahou eliminovat dopad tohoto problému na identifikaci, bylo ořezání snímků a tedy uvažování pouze vybrané oblasti pro porovnávání. V některých případech úprava způsobila zlepšení podobnosti a správnou identifikaci. Ořezáním oblasti a vyřazením několika bodů větvení se však rozsah podobností mezi jednotlivými snímky snížil. Nastaly situace, kdy snímky, které byly dříve identifikovány správně, byly po ořezání přiřazeny cizí osobě. V celkovém pohledu po ořezání snímku dosahovaly navržené metody horších výsledků, a proto nejsou v této práci zahrnuty. Možným vysvětlením může být fakt, že v centrální části se vyskytuje velké množství větvení, a proto i v případě snímků pocházejícího od jiné osoby je velká šance, že v okolí se bude v blízkosti většinou nacházet nějaké větvení. Na druhé straně, na okrajích snímků nejsou větvení již tak častá a jsou tedy více specifická pro jednotlivé snímky. Z tohoto důvodu by bylo, místo ořezání, vhodnější předzpracování snímků pro detekci chybných okrajových prvků a vyzvání uživatele k opětovnému nasnímání.

Další důležitou vlastností snímku je jeho celkový jas a kontrast. Příliš tmavý obraz nepřináší moc dobré podmínky pro korektní segmentaci, která je nezbytná pro následnou extrakci vybraných příznaků. Naopak snímek s velmi vysokým jasnem nadmíru projasňuje nervovou strukturu oka, která je poté falešně zahrnuta do segmentovaného cévního řečiště. Jelikož realizované metody využívají k identifikaci zejména souřadnice větvení cév, špatné vycentrování snímků je dalším zdrojem chyb. Tímto dochází k posunu pozic větvení a zároveň části snímku můžou oproti jinému snímku stejné osoby nadbývat nebo chybět. Proto by bylo vhodné ve fázi předzpracování dat, translaci a rotaci snímku sjednotit. Zarovnání snímku by vedlo ke zvýšení podobnosti/snížení minimální vzdálenosti mezi snímky stejné osoby a tím i zvýšení

přesnosti jednotlivých metod. I když bylo snahou metodou translace chyby vzniklé rotací a translací eliminovat, není možné dosáhnout uvažováním pouze používaných příznaků takové přesnosti jako ve fázi zpracování pořízeného snímku, kdy je k dispozici daleko více údajů o jeho vzhledu. Jak už bylo zmíněno, s určitými odchylkami vzniklými translací počítají metody TM, což je jedním z důvodů jejich lepších výsledků.

Řadu vylepšení by bylo možné uvážit i v procesu srovnávání vektorů příznaků a vyhodnocení jejich podobnosti. U metody translace je jako vztažný bod vždy uvažováno pouze jedno nejtlustší větvení ve snímku. Pro lepší zarovnání snímku by bylo vhodné uvažovat několik bodů a na základě z nich zjištěných parametrů transformace, volit konečné řešení. Rozdíl zejména nastane, pokud je vztažným bodem větvení v centrální části snímku, je zjištěna odchylka způsobená posunem, ale rotace je v tomto místě minimální, proto příliš neovlivní výslednou transformaci. Naopak větvení nacházející se blíže okrajové části bude rotací více ovlivněno a tím i výsledná transformace. Velikost posunu byla určena jako vzdálenost vztažného bodu a zvoleného počtu nejširších větvení porovnávaného obrazu z databáze. Přesnost zarovnání pak roste se zvyšujícím se počtem těchto bodů. Obě navýšení však vedou k mnohonásobně delšímu trvání algoritmu.

Nevýhodou metod vyhodnocujících podobnost osob na základě minimální vzdálenosti, je potřeba normalizace hodnot do intervalu od 0 do 1. Použitá normalizace, která spočívala ve vydělení dílčích vzdáleností jejich maximální hodnotou, není však ideální a vnáší do výsledků chyby. U každého snímku je totiž zjištěna jiná maximální hodnota, kterou se vzdáleností dělí. Proto je výsledná minimální vzdálenost konkrétního snímku závislá na jeho odlišnosti od ostatních snímků v databázi. Bylo by tedy vhodné zvážit jinou možnost normalizace. U rozšířené metody NS byla vzdálenost každé dvojice větvení, stanovené nejbližším sousedem, násobena normalizovaným průměrem rozdílu mezi třemi úhly obou větvení a počtem cévních pixelů v omezeném okolí této dvojice. Násobení hodnotou ležící mezi 0 a 1, však způsobilo získání velmi malých čísel a s malým rozsahem hodnot, které nejsou příliš vhodné pro proces rozhodování. I když byly zkoušeny i jiné přístupy, například s váhování vzdálenosti a rozdílu, nebylo dosaženo lepších výsledků než při použití násobení.

Velkou výhodou metod TM, je získání přímo hodnoty podobnosti, kterou není potřeba nijak normalizovat a upravovat. Mezi nevýhody této metody patří nutnost zvolit nastavení několika parametrů, od kterých se odvíjí celkový výsledek. Realizovanou analýzou byla však odhadnuta vhodná nastavení, která by měla být univerzální pro daný typ dat. Dále u TM nebyly pozorovány žádné nedostatky, které by bylo možné odstranit v rámci porovnávání příznaků.

K dispozici bylo pět příznaků, kterými jsou celkový počet pixelů cévního řečiště, souřadnice cévních větvení a jejich počet, počet pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a vektor úhlů každého větvení. Čím více příznaků bylo do rozhodovacího algoritmu

zahrnuto, tím lepších výsledků bylo dosaženo. Důvodem je, že čím více informací je o snímku k dispozici, tím větší je rozdíl v podobnosti mezi snímky patřící stejné a cizí osobě. Je totiž málo pravděpodobné, že dva náhodné snímky se budou shodovat zároveň ve více příznacích. Proto by bylo vhodné do procesu identifikace uvážit přidání dalších parametrů. Bylo zjištěno, že unikátnost každé osoby velmi dobře vystihují souřadnice větvení cév. Podobným příznakem, který by mohlo být vhodné zahrnout do procesu identifikace, by mohly být souřadnice koncových bodů cév. Další možností by mohla být detekce optického disku a průsečíků cév s ním.

5 ZÁVĚR

V této práci bylo dosaženo realizace šesti algoritmů pro rozpoznávání osob s využitím snímků sítnice, na základě zvoleného setu příznaků a různých srovnávacích metrik. K dispozici bylo pět příznaků, kterými jsou celkový počet pixelů cévního řečiště, souřadnice cévních větvení a jejich počet, počet pixelů patřících cévám v omezeném okolí každého větvení a vektor úhlů každého větvení. Kromě celkového počtu pixelů patřících segmentovanému cévnímu řečišti, pro které nebylo nalezeno vhodné uplatnění, byly všechny příznaky využity. Úkolem navržených programů byla identifikace osoby pomocí extrahovaných parametrů z jejího snímku na základě porovnání s celou databází odpovídajících příznakových vektorů.

Všechny metody poskytují, buď možnost identifikace neznáme osoby, nebo rozhodnutí o jejím přijetí anebo zamítnutí. Výstupem všech algoritmů je v případě identifikace jak minimální vzdálenost/maximální podobnost mezi hledanou osobou a jí nejpodobnější osobou z databáze, tak jméno rozpoznávané osoby. Pokud je požadováno pouze rozhodnutí o přijetí nebo zamítnutí uživatele, jsou výstupem ID snímků ležících nad rozhodovacím prahem, spolu s jejich vzdálenostmi od analyzovaného snímku. První tři metody (NS, translace a rozšířena NS) vyjadřují podobnost snímku na základě Euklidovské vzdálenosti. Proto platí, že čím menší je vzájemná vzdálenost snímku, tím větší je jejich podobnost. Poslední dvě metody (TM a rozšířená TM) určují přímo míru podobnosti mezi porovnávanými snímky.

První realizovanou byla metoda nejbližšího souseda, která pro identifikaci uživatele pomocí biometrie sítnice využívala pouze souřadnice větvení mezi neznámým snímkem a celou databází. Protože souřadnice větvení cév jsou závislé na posunu a rotaci snímku, bylo cílem rozšíření předcházející metody eliminovat odchylky zapříčiněné porovnáváním souřadnic nějakým způsobem posunutých vůči sobě. Úprava spočívala v zarovnání souřadnic větvení dvou snímků, tak aby jejich vzájemná vzdálenost byla minimální. Další realizovanou je metoda nejbližšího souseda rozšířená zahrnutím počtu jedničkových pixelů v omezeném okolí každého větvení a vektoru úhlů každého větvení. Tím byl algoritmus obohacen o informaci vzhledu jednotlivých větvení. Obě verze metody template matching vyjadřují míru podobnosti na základě počtu odpovídajících si větvení mezi dvěma vzory rozdělenými na několik segmentů. Metody ignorují rotaci snímku, ale uvažují odchylky vzniklé translací. Tak jako u metody NS, i pro TM byla navržena rozšířená verze, která taktéž uvažovala počet cévních pixelů v omezeném okolí každého větvení a vektor úhlů každého větvení.

Navržené metody byly testovány na databázi příznakových vektorů levých očí 123 snímků patřících v různém zastoupení 64 osobám. Nejdříve byly do analýzy zahrnuty jen případy, které měly v databázi alespoň dva své snímky. Výsledná přesnost zvolené metody byla poté stanovena jako podíl správně identifikovaných osob k celkovému počtu snímku v databázi

bez uvažování snímku osob s jediným zastoupením. Po zavedení rozhodovacího prahu bylo možné uvažovat i snímky s jediným zastoupením v databázi. Procentuální přesnost jedné z metod byla poté stanovena jako podíl správně identifikovaných a správně zamítnutých osob k celkovému počtu snímků v databázi. V obou případech bylo z hlediska přesnosti dosaženo stejného pořadí jednotlivých metod. Výjimku tvořila pouze metoda TM s velikostí segmentů 250×250 , která po zavedení rozhodovacího prahu dosahovala přesnosti nižší než její druhá verze s obdélníkovými segmenty o velikosti 150×100 , ale přesnost bez uvažování prahu měla stejnou. Nejhorší dopadla metoda translace s nastavením 20 bodů odpovídajících nejširším větvením, na jejichž základě bylo stanoveno nejlepší posunutí snímku. V případě navýšení bodů na 40 bylo správně identifikováno více osob a dá se domnívat, že s navyšujícím počtem uvažovaných bodů by dosažená přesnost stoupala, ale za cenu mnohonásobně větší časové náročnosti. Následovala metoda NS, její rozšířená verze a metoda TM. Nejvyšších přesností dosáhla metoda TM s přidávanými příznaky. Pro jednotlivé metody byla, na základě míry falešné positivity, určena také přesnost identifikace snímku.

Spolehlivost biometrického systému byla hodnocena pomocí ROC křivek, vyjadřujících závislost FRR na FAR a GAR na FAR, při změně prahu od 0 do 1 s krokem 0,001. Nastavení prahu závisí zejména na požadavcích kladených na biometrický systém. Čím přísnější je hodnota prahu, tím víc jsou redukovány chybné shody, ale na druhé straně je zvýšena chyba neshody. V takovém případě je zajištěna vyšší bezpečnost, ale za cenu menšího komfortu uživatele. Naopak mírnější práh snižuje chybu neshody, ale zvyšuje chybu shody, proto poskytuje vyšší pohodlí s menší bezpečností. Pokud je požadováno co nejmenší FAR i FRR, jako nejlepší se podle ROC křivky jeví metoda rozšířeného TM. Stejný závěr byl vyvozen i z ROC křivky GAR na FAR, kdy je účelem dosažení co největšího GAR a naopak co nejmenšího FAR.

Dalším velice častým vyhodnocením kvality biometrického systému, zároveň uvedeným v této práci, je hodnota EER, ve které se obě chybové míry FAR a FRR rovnají. Platí, že chybovost algoritmu je tím nižší, čím nižší je hodnota EER. Navíc bývá hodnota EER běžně používána k odvození rozhodovacího prahu, díky zaručení rovnosti FAR a FRR. Z hlediska EER nejnižších hodnot a tím nejlepších výsledků dosahovala opět rozšířená metoda TM.

Přesnost identifikace nebo rozhodovacího procesu není závislá pouze na kvalitě navržených metod, sloužících k určení podobnosti mezi vybraným snímkem a celou databází. Chyby vedoucí ke zhoršení výsledků realizovaných metod mohly vzniknout již na úrovni získání snímku, jeho předzpracování nebo extrakce příznaků. Základním předpokladem je získání kvalitního snímku sítnice. Proto je důležité klást důraz na správné osvětlení, ovlivňující jas a kontrast, jednotné vycentrování snímků a vyřazení snímků nedostatečné kvality. Jistým zdrojem nepřesností může být i fáze segmentace cévního řečiště a metody extrakce příznaků ze segmentovaného obrazu.

Na kvalitních snímcích a z nich extrahovaných příznacích fungovaly metody velmi dobře. Důvodem snížené přesnosti navržených metod je především zahrnutí neideálně nasnímaných obrazů sítnice a použití postupů extrakce příznaků, které tyto nedostatky nedokázaly dostatečně potlačit. Proto by bylo možné na tuto práci navázat lepším předzpracováním získaných dat nebo realizací zcela nových přístupů srovnávání příznaků nebo obrazů, kdy některé z nich jsou zmíněné v teoretické části práce. Dalšího zdokonalení by bylo možné dosáhnout zahrnutím nových příznaků do srovnávacích metod, kterými můžou být například pozice koncových bodů cév, optický disk nebo průsečíky cév s ním.

6 ZDROJE

- [1] HORTAS, M. *Automatic system for personal authentication using the retinal vessel tree as biometric pattern*. Phd Thesis, University of Coruna, 2009, 196 p. Supervisor Dr. Manuel F. G. Penedo.
- [2] DRAHANSKÝ, M. a F. ORSÁG. *Biometrie*. 1. vyd. Brno: Computer Press, 2011, 294 s. ISBN 978-80-254-8979-6.
- [3] RAK, R.. *Biometrie a identita člověka ve forenzních a komerčních aplikacích*. 1. vyd. Praha: Grada, 2008, 631 s. ISBN 978-80-247-2365-5.
- [4] *Biometric Testing and Statistics*. National Science and Technology Council, Committee on Technology, Committee on Homeland and National Security, Subcommittee on Biometrics, 2006, 18 s. Dostupné z: <http://www.biometrics.gov/documents/biotestingandstats.pdf>
- [5] What Are Biometrics?: Biometric System Accuracy Testing. [online]. [cit. 2014-10-26]. Dostupné z: http://www.aware.com/biometrics/whitepapers/wab_biometric-system-accuracy-testing.html
- [6] VRÁNOVÁ J., et al. ROC analýza a využití analýzy nákladů a přínosů k určení optimálního dělicího bodu. *Časopis lékařů českých*. 2009, roč. 148, č. 9, s. 410-415.
- [7] NAVRÁTIL, L. a J. ROSINA, et al. *Medicínská biofyzika*. 1. vyd. Praha: Grada, 2005, 524 s. ISBN 80-247-1152-4.
- [8] HRAZDILA, I. a V. MORNSTEIN. *Lékařská biofyzika a přístrojová technika*. Neptun, 2004, 396 s. ISBN 80-902896-1-4.
- [9] Optika Hana Šafariková: Anatomie lidského oka. [online]. [cit. 2014-10-14]. Dostupné z: <http://www.optika-safarikova.cz/oko.html>
- [10] SAINE J. P. and M. E. TYLER. Ophthalmic Photographers' Society Eye Imaging Experts: Fundus Photography Overview. [online]. [cit. 2014-10-18]. Dostupné z: <http://www.opsweb.org/?page=fundusphotography>
- [11] BUJNOŠKOVÁ, E. *Využití snímků sítnice v biometrii: bakalářská práce*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2011, 56 s. Vedoucí bakalářské práce doc. Ing. Radim Kolář, Ph.D.
- [12] VERMEER P. T and N. J. REUS. *Automated detection of wedged shaped defects in polarimetric images of the retinal nerve fibre layer*. Nature Publishing Group, 2004, 9 p.
- [13] ORTEGA, M, et al. *Biometric authentication using digital retinal images*. International Conference on Applied Computers Science, 2006, 6 p.
- [14] ORTEGA, M, et al. *Retinal verification using a feature points-based biometric pattern*. EURASIP J. Adv. Signal Process, 2009, 13 p.
- [15] XU, Z. W., et al. *The identification and recognition based on point for blood vessel of ocular fundus*. In Proc. ICB 2006 LNCS 3832, 2006, 770-776 p.

- [16] FUKUTA, K., et al. *Personal Identification Based on Blood Vessels of Retinal Fundus Images*. Proc. of SPIE 6914, 2008, 9 p.
- [17] BEVILACQUA V., et al. *Retinal Fundus Biometric Analysis for Personal Identifications*. ICIC LNAI 5227, 2008, 9 p.
- [18] BENEŠ, M. a B. ZITOVÁ. *Nephele: Databáze restaurátorských zpráv s možností vyhledávání podle textové a obrazové informace*. Praha: Akademie věd České republiky, Ústav teorie informace a automatizace, 2005, 53 s.
- [19] JANDERA, P. *Metody pro zjišťování podobnosti obrazů: diplomová práce*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2012, 58 s. Vedoucí diplomové práce Ing. Petr Číka, Ph. D.
- [20] HORÁK, K. *Popis objektů*. Brno: University of Technology. Faculty of Electrical Engineering and Communications. Department of Control and Instrumentation. 41 p.
- [21] WALEK P., M. LAMOŠ a J. JAN. *Analýza biomedicínských obrazů: počítačová cvičení*. 1. vyd. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2013, 138 s. ISBN 978-80-214-4792-9.
- [22] VILLALOBOS-CASTALDI, F. and E. FELIPE-RIVERÓN. *Fast Automatic Retinal Vessel Segmentation and Vascular Landmarks Extraction Method for biometric Applications*. Center for Computing Research, National Polytechnic Institute, 2009, 10 p.
- [23] QANBER, S., et al. *Personal Identification System Based on Vascular Pattern of Human Retina*. Cario International Biomedical Engineering Conference, 2012, 4 p.
- [24] KARÁSEK, J. Citlivost metod pro měření podobnosti kvantitativních proměnných. *Access server* [online]. 2012, roč. 12 [cit. 2014-10-25]. Dostupné z: <http://access.feld.cvut.cz/view.php?cislocclanku=2012090003>. ISSN 1214-9675.
- [25] LATHA, L., M. PABITHA and S. THANGASAMY. *A Novel Method for Person Authentication using Retinal Images*. Department of Computer Science & Engineering, Kumaraguru College of Technology. 6 p.
- [26] ISLAM M. N., Md. A. SIDDIQUI and P. SAMIRON. *An Efficient Retina Pattern Recognition Algorithm (RPRA) towards Human Identification*. Department of Computer Science & Engineering, Khulna University of Engineering & Technology. 6 p.
- [27] MAESSCHALCK, R., D. JOUAN-RIMBAUD and D. MASSART. *The Mahalanobis distance*. Chemo AC, Pharmaceutical Institute, Department of Pharmacology and Biomedical Analysis, Vrije Universiteit Brussel, 2000, 18 p.
- [28] KAKARWAL, S. N. and R. R. DESHMUKH. *Analysis of Retina Recognition by Correlation and Covariance Matrix*. 2010 3rd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology. IEEE, 2010, p. 496-499. DOI: 10.1109/ICETET.2010.29.
- [29] Technical Specifications: DIGITAL SLR CAMERA EOS 40D. [cit. 2015-04-26]. Dostupné z: http://www.canon-europe.com/images/Spec%20sheet%20EOS%2040D_tcm13-457976.pdf

[30] CANON CF-1 Retinal Camera [cit. 2015-04-26]. Dostupné z: http://www.canon-europe.com/images/FINAL_Canon_Brochure_CF-1_SCREEN_tcm13-1010268.pdf

7 PŘÍLOHY

A Seznam zkratek

EER	Míra vyrovnání chyb
FA	Nesprávné přijetí
FAR	Míra chybného přijetí
FMR	Míra chybné shody
FNMR	Míra chybné neshody
FR	Nesprávné odmítnutí
FRR	Míra chybného odmítnutí
GAR	Pravdivá pozitivní rozhodnutí
NS	Nejbližší soused
TA	Správné přijetí
TM	Template matching
TR	Správné odmítnutí

B Technické specifikace fundus kamery

Tabulka 13: Technické specifikace fundus kamery [29].

Fundus kamera Canon Digital Retinal Camera CF-1	
Rozměry	320 Š x 531 D x 566 V mm
Hmotnost	26 kg
Zorné pole	50°
Minimální velikost zornice	Ø 5,2 mm, (SP mód Ø 4,3 mm)
Zvětšení	x2 (digitální)
Typy fotografií	barevná/fluorescenční angiografie/Red free/Cobalt
Velikost obrazu na senzoru	15,1 mm x 13,7 mm
Pracovní vzdálenost	35 mm
Umístěná kamera	EOS digital SLR (18 MegaPixel)
Korekce dioptrií vyšetřovaného	-10 až +15 D -7 až -31 D s použitím "-" kompenzačních čoček +11 až +33 D s použitím "+" kompenzačních čoček
Seřízení vzdálenosti	pracovní distanční body
Rozsah pohybu	dopředný/zpětný: 65 mm doprava/doleva: 110 mm dolů/nahoru: 30 mm
Snímací rozsah	30° doprava i doleva
Rozsah náklonu	nahoru 15°, dolů 10°
Světelný zdroj	xenonový tubus pro snímání halogenová lampa pro pozorování

Tabulka 14: Technické specifikace digitálního fotoaparátu [30].

Digitálním fotoaparát Canon EOS 40D	
Typ snímače	22,2 x14,8 mm CMOS
Senzor	10,1 Mpixel, APS-C CMOS
Poměr stran	3:2
Rychlosti snímání	až 6,5 snímků/s
Sekvenční snímání	až 75 snímků JPEG
Procesor	DIGIC III
Displej	LCD, 3,0"

C Přehled snímků

Tabulka 15: Přehled ID a názvů snímku levých očí s červeným vyznačením snímku osob s jediným zastoupením.

ID	Název	ID	Název	ID	Název	ID	Název
1	babj_54_L_1	32	hrub_82_L_0	63	mad_84_L_01	94	ron_86_L_10
2	babj_54_L_1	33	hum_83_L_14	64	mag_86_L_26	95	sch_85_L_14
3	babmar_55_L	34	hum_83_L_14	65	mag_86_L_26	96	sch_85_L_14
4	babmar_55_L	35	jan_xx_L_21	66	mag_86_L_26	97	sed_L_89_25
5	bai_L_89_25	36	janu_xx_L_2	67	mal_83_L_25	98	sed_L_89_25
6	bai_L_89_25	37	janu_xx_L_2	68	mas_L_88_25	99	sik_86_L_17
7	bas_86_L_17	38	kan_xx_L_10	69	mas_L_88_25	100	sik_86_L_17
8	bas_86_L_17	39	kas_L_89_25	70	mat_L_88_25	101	spa_84_L_15
9	bet_87_L_14	40	kas_L_89_25	71	mat_L_88_25	102	spa_84_L_15
10	bet_87_L_14	41	kli_L_89_25	72	may_78_L_09	103	str_L_89_25
11	buj_89_L_25	42	kli_L_89_25	73	mez_85_L_10	104	str_L_89_25
12	buj_89_L_25	43	kob_85_L_14	74	mik_84_L_17	105	tva_xx_L_27
13	bur_90_L_10	44	kob_85_L_14	75	mik_84_L_17	106	tva_xx_L_27
14	bur_90_L_10	45	kol_75_L_03	76	nov_85_L_15	107	tva_xx_L_27
15	cech_xx_L_1	46	kol_75_L_03	77	nov_85_L_15	108	vac_84_L_17
16	fal_L_88_25	47	kol_75_L_03	78	nova_89_L_2	109	val_84_L_11
17	fal_L_88_25	48	kola_xx_L_2	79	nova_89_L_2	110	val_84_L_11
18	fej_86_L_17	49	kolj_76_L_0	80	ods_84_L_03	111	ves_86_L_14
19	fej_86_L_17	50	kolj_76_L_0	81	ods_84_L_10	112	ves_86_L_14
20	gaz_82_L_10	51	kolj_76_L_0	82	ods_84_L_21	113	vlk_xx_L_xx
21	gaz_82_L_21	52	kot_L_88_25	83	ods_84_L_26	114	vod_87_L_25
22	har_82_L_02	53	kot_L_88_25	84	ost_xx_L_xx	115	vod_87_L_25
23	har_82_L_04	54	kre_85_L_14	85	pet_83_L_26	116	voj_85_L_17
24	har_82_L_04	55	kre_85_L_14	86	pet_83_L_26	117	voj_85_L_17
25	hav_90_L_17	56	kut_85_L_15	87	pit_84_L_15	118	voz_87_L_17
26	hav_90_L_17	57	kut_85_L_15	88	pit_84_L_15	119	voz_87_L_17
27	hor_L_89_25	58	lac_86_L_15	89	pod_87_L_09	120	vys_85_L_17
28	hor_L_89_25	59	lac_86_L_15	90	pri_84_L_14	121	vys_85_L_17
29	hro_84_L_01	60	lac_86_L_15	91	pri_84_L_14	122	vysk_L_88_2
30	hru_L_89_25	61	lam_86_L_15	92	ron_86_L_09	123	vysk_L_88_2
31	hru_L_89_25	62	lam_86_L_15	93	ron_86_L_09		

D Přehled výsledků jednotlivých metod

Tabulka 16: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu translace s $n = 20$.

Metoda translace $n = 20$							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	0,4250
2	1	33	0,7851	64	0,6667	95	1
3	1	34	1	65	0,6167	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	1
8	0,0331	39	1	70	1	101	1
9	0,9587	40	0,6364	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	0,5207
11	0,8264	42	1	73	0	104	0,1157
12	1	43	1	74	1	105	1
13	1	44	1	75	1	106	0,9917
14	0,1983	45	0,9917	76	1	107	0,9583
15	0	46	1	77	1	108	0
16	1	47	1	78	1	109	1
17	1	48	0	79	0,9008	110	1
18	0,8595	49	0,9583	80	0,7311	111	0,6694
19	1	50	1	81	0,9748	112	1
20	1	51	0,325	82	0,7479	113	0
21	1	52	1	83	0,9832	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	0,7686	116	1
24	1	55	0,9504	86	1	117	0,8099
25	1	56	0,9752	87	0,9256	118	1
26	1	57	1	88	1	119	1
27	1	58	0,9750	89	0	120	1
28	1	59	0,9500	90	1	121	1
29	0	60	1	91	1	122	1
30	1	61	1	92	1	123	1
31	1	62	1	93	1		

Tabulka 17: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu translace s n = 40.

Metoda translace n = 40							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	0,4167
2	1	33	1	64	0,5833	95	1
3	1	34	1	65	0,5750	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	1
8	1	39	1	70	1	101	1
9	0,9421	40	1	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	0,9669
11	1	42	1	73	0	104	0,1157
12	1	43	1	74	1	105	1
13	1	44	1	75	1	106	1
14	0,1570	45	0,9917	76	1	107	0,9500
15	0	46	1	77	1	108	0
16	1	47	1	78	1	109	1
17	1	48	0	79	0,8760	110	1
18	0,9504	49	0,9583	80	0,6975	111	0,7025
19	1	50	1	81	0,9580	112	1
20	1	51	0,3167	82	0,6891	113	0
21	1	52	1	83	0,9832	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	0,9917	116	1
24	1	55	0,9504	86	0,9917	117	0,8512
25	1	56	0,9587	87	0,9174	118	1
26	1	57	1	88	1	119	1
27	1	58	0,9917	89	0	120	1
28	1	59	0,8917	90	1	121	1
29	0	60	1	91	1	122	1
30	1	61	1	92	1	123	1
31	1	62	1	93	1		

Tabulka 18: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu NS.

Metoda NS							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	0,4083
2	1	33	1	64	0,3500	95	1
3	1	34	1	65	0,5667	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	0,9917
8	1	39	1	70	1	101	1
9	0,9587	40	1	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	1
11	1	42	1	73	0	104	0,1488
12	1	43	1	74	1	105	1
13	1	44	1	75	1	106	1
14	0,3140	45	1	76	1	107	0,9500
15	0	46	0,9917	77	1	108	0
16	1	47	1	78	1	109	1
17	1	48	0	79	0,8264	110	1
18	1	49	0,9583	80	0,5630	111	1
19	1	50	0,9500	81	0,8908	112	0,8512
20	1	51	0,2667	82	0,1681	113	0
21	1	52	1	83	0,3361	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	1	116	1
24	1	55	0,6033	86	0,9917	117	1
25	1	56	0,9421	87	0,8017	118	1
26	1	57	0,9339	88	1	119	1
27	1	58	0,9917	89	0	120	1
28	1	59	1	90	1	121	1
29	0	60	0,9750	91	1	122	1
30	1	61	1	92	1	123	1
31	1	62	1	93	1		

Tabulka 19: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu NS s příznaky.

Metoda NS s příznaky							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	0,39167
2	1	33	1	64	0,2417	95	1
3	1	34	1	65	0,5083	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	0,9504
8	1	39	1	70	1	101	1
9	1	40	1	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	1
11	1	42	1	73	0	104	0,0992
12	1	43	1	74	1	105	1
13	1	44	1	75	1	106	1
14	0,3802	45	0,9917	76	1	107	0,9750
15	0	46	0,9917	77	1	108	0
16	1	47	0,9917	78	1	109	1
17	1	48	0	79	0,9917	110	1
18	1	49	1	80	0,5966	111	1
19	1	50	0,9833	81	0,9076	112	0,9669
20	1	51	0,5083	82	0,2437	113	0
21	1	52	1	83	0,4706	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	1	116	1
24	1	55	0,8843	86	1	117	1
25	1	56	1	87	0,9421	118	1
26	1	57	0,9587	88	1	119	1
27	1	58	1	89	0	120	1
28	1	59	1	90	1	121	1
29	0	60	0,9917	91	1	122	1
30	1	61	1	92	1	123	1
31	1	62	1	93	1		

Tabulka 20: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu TM s velikosti segmentů 150x100 a $D_{th} = 19$.

TM 150x100 (Dth = 19)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	1
2	1	33	1	64	1	95	1
3	1	34	1	65	1	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	0,9669
8	1	39	1	70	1	101	1
9	1	40	1	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	1
11	1	42	1	73	0	104	0,9587
12	1	43	1	74	1	105	1
13	1	44	1	75	1	106	1
14	0,9669	45	0,9917	76	1	107	0,9917
15	0	46	0,9917	77	1	108	0
16	1	47	1	78	1	109	1
17	1	48	0	79	1	110	1
18	1	49	1	80	0,8571	111	1
19	1	50	1	81	0,6471	112	1
20	1	51	1	82	0,6555	113	0
21	1	52	1	83	0,7815	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	1	116	1
24	1	55	1	86	1	117	1
25	1	56	0,9835	87	1	118	1
26	1	57	1	88	1	119	1
27	1	58	1	89	0	120	1
28	1	59	1	90	1	121	1
29	0	60	1	91	1	122	1
30	1	61	1	92	1	123	1
31	1	62	1	93	1		

Tabulka 21: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu TM s velikosti segmentů 250x250 a $D_{th} = 21$.

TM 250x250 (Dth = 21)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	1
2	1	33	1	64	1	95	1
3	1	34	1	65	1	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	1
8	1	39	1	70	1	101	1
9	1	40	1	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	0,7107
11	1	42	1	73	0	104	1
12	1	43	1	74	1	105	1
13	0,8264	44	1	75	1	106	1
14	1	45	1	76	1	107	0,9250
15	0	46	1	77	1	108	0
16	1	47	1	78	1	109	1
17	1	48	0	79	1	110	1
18	1	49	1	80	0,9160	111	1
19	1	50	1	81	0,4538	112	1
20	1	51	0,6417	82	0,9328	113	0
21	1	52	1	83	0,9328	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	1	116	1
24	1	55	0,9669	86	1	117	1
25	1	56	0,9256	87	1	118	1
26	1	57	1	88	1	119	1
27	1	58	1	89	0	120	1
28	1	59	1	90	1	121	1
29	0	60	1	91	1	122	1
30	1	61	1	92	0,9667	123	1
31	1	62	1	93	0,9750		

Tabulka 22: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze pro metodu TM s příznaky s velikosti segmentů 150x100, $D_{th} = 20$ a $\delta = 0,07$.

TM s příznaky 150x100 (Dth = 20, $\delta = 0,07$)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0	63	0	94	1
2	1	33	1	64	1	95	1
3	1	34	1	65	1	96	1
4	1	35	0	66	1	97	1
5	1	36	1	67	0	98	1
6	1	37	1	68	1	99	1
7	1	38	0	69	1	100	0,9421
8	1	39	1	70	1	101	1
9	1	40	1	71	1	102	1
10	1	41	1	72	0	103	1
11	1	42	1	73	0	104	1
12	1	43	1	74	1	105	1
13	1	44	1	75	1	106	1
14	1	45	0,9917	76	1	107	1
15	0	46	0,9917	77	1	108	0
16	1	47	1	78	1	109	1
17	1	48	0	79	1	110	1
18	1	49	1	80	0,8235	111	1
19	1	50	1	81	0,7479	112	1
20	1	51	1	82	0,6555	113	0
21	1	52	1	83	0,6387	114	1
22	1	53	1	84	0	115	1
23	1	54	1	85	1	116	1
24	1	55	1	86	1	117	1
25	1	56	1	87	1	118	1
26	1	57	1	88	1	119	1
27	1	58	1	89	0	120	1
28	1	59	1	90	1	121	1
29	0	60	1	91	1	122	1
30	1	61	1	92	1	123	1
31	1	62	1	93	1		

Tabulka 23: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu translace s $n = 20$.

Metoda translace $n = 20$ (rozhodovací práh = 0,176)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	0,9256	32	0,9836	63	0,8525	94	1
2	0,8182	33	0,9669	64	0,9750	95	0,6364
3	0,9917	34	0,7603	65	0,8500	96	0,9174
4	0,9752	35	0,9344	66	0,8167	97	0,9256
5	0,9008	36	0,9587	67	0,8525	98	0,9421
6	0,9256	37	0,9091	68	0,9504	99	0,9587
7	0,7190	38	0,9426	69	0,9504	100	0,8595
8	0,9752	39	0,9752	70	0,6777	101	0,9421
9	0,6694	40	0,9256	71	0,8595	102	0,9339
10	0,5950	41	0,8678	72	0,8934	103	0,9421
11	0,8264	42	0,9091	73	0,7869	104	1
12	0,9504	43	0,8430	74	0,8430	105	0,9833
13	0,7934	44	0,7355	75	0,8595	106	0,8833
14	0,9917	45	0,9583	76	0,8430	107	0,9417
15	0,7705	46	0,9583	77	0,8182	108	0,9508
16	0,9256	47	0,9167	78	0,7107	109	0,8595
17	0,9174	48	0,9672	79	0,7273	110	0,8512
18	0,7603	49	0,9250	80	0,9580	111	0,6860
19	0,9669	50	1	81	0,8151	112	0,9091
20	0,8678	51	0,9083	82	0,9580	113	0,9426
21	0,9339	52	0,9256	83	0,9244	114	0,7851
22	0,8667	53	0,8926	84	0,9508	115	0,8512
23	0,8750	54	0,4628	85	0,8760	116	0,7603
24	0,8750	55	0,6612	86	0,9174	117	1
25	0,9917	56	0,8347	87	0,9339	118	0,7190
26	1	57	0,7769	88	0,8182	119	0,7934
27	0,9091	58	0,8833	89	0,7787	120	0,9752
28	0,8926	59	0,9000	90	0,8264	121	0,8347
29	0,9754	60	0,9500	91	0,7355	122	0,9091
30	0,8264	61	0,9256	92	0,9000	123	0,9174
31	0,8678	62	0,8843	93	0,8417		

Tabulka 24: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu translace s $n = 40$.

Metoda translace $n = 40$ (rozhodovací práh = 0,171)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	0,9256	32	0,9590	63	0,8525	94	1
2	0,8430	33	0,9421	64	0,9833	95	0,6694
3	1	34	0,7934	65	0,8833	96	0,9174
4	0,9752	35	0,9508	66	0,8583	97	0,9339
5	0,9174	36	0,9587	67	0,8852	98	0,9504
6	0,9421	37	0,9339	68	0,9587	99	0,9504
7	0,7107	38	0,9426	69	0,9669	100	0,8595
8	0,9421	39	0,9669	70	0,6942	101	0,9587
9	0,7025	40	0,9504	71	0,8926	102	0,9339
10	0,6033	41	0,8678	72	0,9016	103	0,9669
11	0,8264	42	0,8926	73	0,7869	104	1
12	0,9421	43	0,8760	74	0,8182	105	0,9833
13	0,7769	44	0,7686	75	0,8926	106	0,8833
14	0,9752	45	0,9750	76	0,8595	107	0,9333
15	0,7951	46	0,9667	77	0,8347	108	0,9180
16	0,9174	47	0,9583	78	0,7934	109	0,8678
17	0,9587	48	0,9672	79	0,7686	110	0,8926
18	0,7355	49	0,9417	80	0,9664	111	0,7851
19	0,9669	50	0,9917	81	0,8571	112	0,9339
20	0,9917	51	0,9250	82	0,9664	113	0,9426
21	0,9587	52	0,9339	83	0,9160	114	0,8099
22	0,8833	53	0,9256	84	0,9836	115	0,9091
23	0,8917	54	0,4959	85	0,9174	116	0,9008
24	0,8750	55	0,6942	86	0,9339	117	1
25	1	56	0,8843	87	0,9421	118	0,7769
26	1	57	0,8182	88	0,8430	119	0,8347
27	0,9339	58	0,8917	89	0,8197	120	0,9752
28	0,9091	59	0,8667	90	0,8264	121	0,8678
29	0,9754	60	0,9333	91	0,7603	122	0,9174
30	0,8264	61	0,9256	92	0,9250	123	0,9174
31	0,8926	62	0,9091	93	0,8917		

Tabulka 25: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu NS.

NS (rozhodovací práh = 0,176)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	0,9174	32	0,9016	63	0,9098	94	1
2	0,8430	33	0,8182	64	0,9417	95	0,7521
3	0,9835	34	0,8430	65	0,8833	96	0,7521
4	0,9091	35	0,9344	66	0,9250	97	0,8760
5	0,9091	36	0,9835	67	0,8770	98	0,8099
6	0,9339	37	0,9256	68	0,9091	99	0,9587
7	0,7273	38	0,8607	69	0,8926	100	0,8182
8	0,8843	39	0,8760	70	0,7107	101	0,9339
9	0,7521	40	0,9091	71	0,9174	102	0,8926
10	0,6860	41	0,8099	72	0,9016	103	0,9835
11	0,7769	42	0,7769	73	0,7869	104	1
12	0,7521	43	0,8182	74	0,8595	105	0,9667
13	0,6777	44	0,7355	75	0,8678	106	0,8917
14	0,9752	45	0,9750	76	0,8347	107	0,9333
15	0,8443	46	0,9750	77	0,8512	108	0,9180
16	0,9669	47	0,9583	78	0,8347	109	0,8512
17	0,9669	48	0,9754	79	0,7769	110	0,8760
18	0,9669	49	0,9583	80	0,9748	111	0,9008
19	0,9669	50	0,9750	81	0,9244	112	0,9174
20	0,9669	51	0,9333	82	0,9244	113	0,9836
21	0,9752	52	0,8760	83	0,9076	114	0,8099
22	0,8583	53	0,8926	84	0,9836	115	0,9256
23	0,8833	54	0,6116	85	0,8264	116	0,8512
24	0,8333	55	0,8430	86	0,8430	117	1
25	0,9835	56	0,8347	87	0,9174	118	0,7686
26	0,9917	57	0,8430	88	0,8264	119	0,8430
27	0,8595	58	0,8250	89	0,8525	120	0,9174
28	0,8843	59	0,8333	90	0,8595	121	0,8430
29	0,9918	60	0,7750	91	0,8182	122	0,9339
30	0,8347	61	0,9008	92	0,8833	123	0,9256
31	0,8678	62	0,8843	93	0,8250		

Tabulka 26: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu NS s příznaky.

Metoda NS s příznaky (rozhodovací práh = 0,176)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	0,9008	32	0,9754	63	0,9508	94	1
2	0,9256	33	0,9504	64	0,9833	95	0,7603
3	0,9587	34	0,9835	65	0,9333	96	0,9339
4	0,9669	35	0,9672	66	0,9833	97	0,9669
5	1	36	0,9917	67	0,9754	98	0,9587
6	1	37	0,9835	68	0,9504	99	1
7	0,7438	38	0,9754	69	0,9669	100	0,9421
8	0,9256	39	0,9835	70	0,8512	101	0,9752
9	0,8926	40	0,9835	71	0,9504	102	0,9669
10	0,8843	41	0,9008	72	1,0000	103	0,9917
11	0,9917	42	0,9008	73	0,8689	104	1
12	0,9174	43	0,9669	74	0,9174	105	0,9833
13	0,9008	44	0,9587	75	0,9091	106	0,9500
14	0,9835	45	0,9917	76	0,9504	107	0,9583
15	0,9180	46	0,9917	77	0,9504	108	0,9836
16	0,9917	47	0,9833	78	0,9504	109	0,9174
17	0,9917	48	0,9754	79	0,9421	110	0,9339
18	0,9752	49	0,9917	80	0,9916	111	1,0000
19	0,9917	50	1,0000	81	0,9580	112	0,9669
20	0,9917	51	0,9750	82	0,9412	113	1
21	0,9669	52	0,9835	83	0,9580	114	0,9091
22	0,9167	53	0,9752	84	0,9836	115	0,9504
23	0,9417	54	0,6446	85	0,9752	116	0,9504
24	0,9500	55	0,9504	86	0,9669	117	1
25	1	56	0,9256	87	0,9587	118	0,9669
26	1	57	0,9008	88	0,9752	119	0,9256
27	0,9669	58	0,9750	89	0,9180	120	0,9587
28	0,9587	59	0,9500	90	0,9008	121	0,9587
29	1	60	0,9250	91	0,9008	122	1
30	0,9587	61	0,9587	92	0,9750	123	1
31	0,9421	62	0,9421	93	0,9417		

Tabulka 27: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu TM s velikosti segmentů 150x100, $D_{th} = 19$.

TM 150x100 (Dth = 19) (rozhodovací práh = 0,396)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0,9016	63	0,9918	94	0,9917
2	1	33	0,9256	64	0,9917	95	0,9835
3	1	34	0,9917	65	0,9667	96	0,9421
4	1	35	1	66	0,9750	97	0,8595
5	0,8347	36	0,9752	67	0,8770	98	0,9008
6	0,8678	37	0,9587	68	0,8099	99	0,9008
7	0,9091	38	0,9754	69	0,7934	100	0,7686
8	0,8843	39	0,9504	70	0,9504	101	0,9835
9	0,8678	40	0,9421	71	1	102	0,9504
10	0,9752	41	0,9091	72	0,9672	103	1
11	0,9174	42	0,8926	73	0,8607	104	0,9835
12	0,9339	43	0,8512	74	0,9917	105	1
13	0,9835	44	0,8182	75	0,9917	106	0,8083
14	0,9669	45	0,9917	76	1	107	0,8667
15	0,9180	46	0,9917	77	1	108	1
16	0,9752	47	0,9917	78	0,9669	109	0,8843
17	0,9752	48	0,9754	79	0,8760	110	0,9008
18	0,9008	49	0,9833	80	0,9244	111	0,9835
19	0,9917	50	1	81	0,9664	112	0,9339
20	1	51	0,9833	82	1	113	0,9754
21	1	52	0,9504	83	0,9580	114	0,9587
22	0,8000	53	0,9256	84	0,9918	115	0,9752
23	0,8500	54	0,9917	85	0,9504	116	0,9587
24	0,8000	55	0,9256	86	0,8926	117	0,9917
25	1	56	0,9504	87	0,9339	118	0,9421
26	0,9917	57	0,9504	88	0,9504	119	0,9339
27	0,9669	58	0,9333	89	1	120	0,9752
28	0,9339	59	0,8750	90	0,9835	121	0,9504
29	1	60	0,9167	91	1	122	0,8264
30	0,8595	61	0,9752	92	0,9833	123	0,8099
31	0,9091	62	0,8678	93	0,9833		

Tabulka 28: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu TM s velikosti segmentů 250x250, $D_{th} = 21$.

TM 250x250 (Dth = 21) (rozhodovací práh = 0,477)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0,7787	63	0,9508	94	1
2	1	33	0,8017	64	0,9583	95	0,9339
3	0,9917	34	0,9587	65	0,9000	96	0,8430
4	1	35	1	66	0,9333	97	0,7851
5	0,9339	36	1	67	0,8279	98	0,8926
6	0,9504	37	0,9917	68	0,7355	99	0,9587
7	0,8595	38	0,8689	69	0,8264	100	0,9008
8	0,8099	39	0,8678	70	0,9091	101	0,9421
9	0,8264	40	0,8760	71	0,9752	102	0,9174
10	0,9174	41	0,9504	72	0,8689	103	0,9835
11	1	42	0,8347	73	0,9426	104	1
12	0,9835	43	0,8430	74	0,9504	105	0,9833
13	0,9669	44	0,8595	75	0,9752	106	0,8083
14	1	45	0,8417	76	1	107	0,8667
15	0,7459	46	0,9583	77	0,9835	108	1
16	0,9917	47	0,8833	78	0,9339	109	0,7934
17	0,9917	48	0,9262	79	0,8430	110	0,8430
18	0,9174	49	0,9667	80	0,8992	111	0,9008
19	0,9917	50	1	81	0,8908	112	0,8182
20	1	51	0,8333	82	0,9496	113	0,9180
21	1	52	0,8843	83	0,8655	114	0,7438
22	0,8833	53	0,8512	84	0,9918	115	0,8926
23	0,8500	54	0,9339	85	0,8430	116	0,9752
24	0,8083	55	0,7438	86	0,8347	117	1
25	0,9752	56	0,8182	87	0,8678	118	0,9421
26	0,9669	57	0,8264	88	0,9504	119	0,9587
27	0,9752	58	1	89	1	120	0,8595
28	1	59	0,9333	90	0,9587	121	0,8843
29	1	60	0,8917	91	0,9917	122	0,8843
30	0,9256	61	0,9339	92	1	123	0,9174
31	0,9504	62	0,8678	93	1		

Tabulka 29: Přesnosti správného přiřazení snímku k osobě z databáze s rozhodovacím prahem podle EER pro metodu TM s příznaky s velikosti segmentů 150x100, $D_{th} = 20$ a $\delta = 0,07$.

TM s příznaky 150x100 ($D_{th} = 20$, $\delta = 0,07$) (rozhodovací práh = 0,291)							
ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost	ID	Přesnost
1	1	32	0,9180	63	0,9836	94	1
2	1	33	0,9835	64	1	95	0,9504
3	1	34	0,9752	65	0,9500	96	0,9752
4	1	35	1	66	0,9750	97	0,9091
5	0,8678	36	0,9669	67	0,9344	98	0,9421
6	0,9339	37	0,9669	68	0,8347	99	0,9339
7	0,8595	38	0,9836	69	0,8264	100	0,8430
8	0,9256	39	0,9917	70	0,9421	101	0,9587
9	0,8926	40	0,9917	71	1	102	0,9587
10	0,9669	41	0,9256	72	0,9754	103	1
11	0,9669	42	0,9256	73	0,9098	104	0,9917
12	0,9339	43	0,8760	74	0,9917	105	0,9917
13	0,9587	44	0,9339	75	0,9835	106	0,9083
14	0,9835	45	0,9750	76	0,9835	107	0,9167
15	0,9590	46	0,9833	77	0,9752	108	1
16	0,9669	47	0,9833	78	0,9669	109	0,9174
17	0,9835	48	0,9754	79	0,9008	110	0,8926
18	0,9587	49	0,9750	80	0,9748	111	0,9669
19	1	50	1	81	1	112	0,9504
20	1	51	0,9833	82	0,9832	113	0,9836
21	1	52	0,9587	83	0,9748	114	0,9835
22	0,9083	53	0,9504	84	0,9918	115	0,9835
23	0,9500	54	0,9835	85	0,9835	116	0,9752
24	0,9167	55	0,9752	86	0,9339	117	0,9917
25	1	56	0,9587	87	0,9339	118	0,9752
26	1	57	0,9421	88	0,9835	119	0,9091
27	0,9587	58	0,9667	89	1	120	0,9587
28	0,9256	59	0,9333	90	0,9504	121	0,9669
29	1	60	0,9500	91	0,9917	122	0,9174
30	0,9174	61	0,9752	92	1	123	0,8843
31	0,9421	62	0,8926	93	0,9917		

E Obsah přiloženého CD

- Databáze barevných snímků sítnice
- Databáze segmentovaných snímků sítnice
- Databáze příznakových vektorů snímků sítnice
- Složka s identifikačními algoritmy
 - Metoda translace
 - Metody NS
 - Metody TM
- Tabulky výsledků jednotlivých metod
- Diplomová práce