VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

ÚSTAV INTELIGENTNÍCH SYSTÉMŮ
DEPARTMENT OF INTELLIGENT SYSTEMS

NÁSTROJ PRO MULTIMODÁLNÍ BIOMETRICKÉ ROZPOZNÁVÁNÍ LIDSKÉHO OKA

TOOL FOR MULTIMODAL BIOMETRIC RECOGNITION OF THE HUMAN EYE

DIPLOMOVÁ PRÁCE
MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE **Bc. JAKUB KRYŠTŮFEK**
AUTHOR

VEDOUCÍ PRÁCE **Ing. LUKÁŠ SEMERÁD, Ph.D.**
SUPERVISOR

BRNO 2025

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

Zadání diplomové práce

162651

Ústav:	Ústav inteligentních systémů (UITS)
Student:	**Kryštůfek Jakub, Bc.**
Program:	Informační technologie a umělá inteligence
Specializace:	Kybernetická bezpečnost
Název:	**Nástroj pro multimodální biometrické rozpoznávání lidského oka**
Kategorie:	Bezpečnost
Akademický rok:	2024/25

Zadání:

1. Prostudujte literaturu týkající se rozpoznávání lidí podle biometrických vlastností oka.
2. Seznamte se s existujícími multimodálními biometrickými systémy, zaměřte se zejména na rysy duhovky a sítnice a na způsoby sjednocení biometrických rysů.
3. Navrhněte aplikaci pro identifikaci a verifikaci člověka na základě snímků duhovky a sítnice lidského oka. Dle zjištění z předchozího bodu navrhněte vlastní způsob, kterým zajistíte spojení obou biometrických rysů do jednoho záznamu.
4. Implementujte aplikaci podle předchozích bodů zadání.
5. Proveďte experimenty zaměřené na vyhodnocení přesnosti rozpoznávání osob na základě načtených snímků.
6. Zhodnoťte výsledky testování, diskutujte nedostatky a navrhněte možnosti rozšíření systému.

Literatura:

1. Daugman, J., *How iris recognition works*, in IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, no. 1, pp. 21-30, Jan. 2004, doi: 10.1109/TCSVT.2003.818350.
2. Shaveta, D., Munish, K., *A comprehensive survey on the biometric recognition systems based on physiological and behavioral modalities*, in Expert Systems with Applications, vol. 143, 2020, https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.113114.
3. Ross, Arun A., Karthik Nandakumar, and Anil K. Jain. *Handbook of multibiometrics*. Vol. 6. Springer, 2006.

Při obhajobě semestrální části projektu je požadováno:
první tři body zadání

Podrobné závazné pokyny pro vypracování práce viz https://www.fit.vut.cz/study/theses/

Vedoucí práce:	**Semerád Lukáš, Ing., Ph.D.**
Vedoucí ústavu:	Kočí Radek, Ing., Ph.D.
Datum zadání:	1.11.2024
Termín pro odevzdání:	21.5.2025
Datum schválení:	11.11.2024

Abstrakt

Cílem této práce je vytvoření multimodálního biometrického systému pro rozpoznávání lidí na základě oka. Systém kombinuje informace z charakteristik duhovky a sítnice na úrovni porovnávacího skóre pomocí metod založených na transformaci a klasifikátoru. Rozpoznávání sítnice je založeno na detekci bifurkací v krevním řečišti, které je segmentováno pomocí adaptivních filtrů. Slepá a žlutá skvrna na sítnici jsou detekovány prostřednictvím šablonového porovnávání obrazů. Šablony sítnic jsou zarovnány metodou ICP a porovnány na základě euklidovské vzdálenosti. V unimodálním režimu dosahuje systém přibližně 99% úspěšnosti při rozpoznávání právoplatných a neprávoplatných uživatelů. V multimodálním režimu systém dosahuje 100% přesnosti, a to jak při fúzi na základě transformace, tak při fúzi založené na klasifikátoru.

Abstract

The aim of this work is to develop a multimodal biometric system for eye-based human recognition. The system combines information from iris and retinal features at the matching score level using transform and classifier based methods. Retinal recognition is based on the detection of bifurcations in the bloodstream, which is segmented using matched filters. Blind spot and macula in the retina are detected through template matching of images. Retinal templates are aligned using ICP method and compared based on Euclidean distance. In unimodal mode, the system achieves approximately 99% success rate in recognizing legitimate and non-legitimate users. In multimodal mode, the system achieves 100% accuracy, both in transform-based fusion and classifier-based fusion.

Klíčová slova

multimodální biometrický systém, multimodální informační fúze, fúze na úrovni skóre, rozpoznávání sítnic, extrakce rysů sítnice, bifurkace

Keywords

multimodal biometric system, multimodal information fusion, score-level fusion, retina recognition, retinal feature extraction, bifurcations

Citace

KRYŠTŮFEK, Jakub. *Nástroj pro multimodální biometrické rozpoznávání lidského oka.* Diplomová práce. Vedoucí práce Ing. Lukáš Semerád, Ph.D. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta informačních technologií, 2025.

Nástroj pro multimodální biometrické rozpoznávání lidského oka

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto diplomovou práci vypracoval samostatně pod vedením pana Ing. Lukáše Semeráda, Ph.D. Uvedl jsem všechny literární prameny, publikace a další zdroje, ze kterých jsem čerpal.

.....
Jakub Kryštůfek
19. května 2025

Poděkování

Rád bych poděkoval Ing. Lukášovi Semerádovi Ph.D. za odborné vedení mé diplomové práce, cenné rady, trpělivost a vstřícný přístup.

Obsah

1 Úvod **6**

2 Anatomie a fyziologie lidského oka **7**
2.1 Oční koule 7
2.2 Zevní vazivová vrstva stěny 7
2.3 Prostřední vrstva stěny 8
2.4 Vnitřní vrstva stěny – sítnice 10

3 Biometrie **12**
3.1 Biometrický systém 13
3.2 Hodnocení spolehlivosti biometrických systémů 16
3.3 Multibiometrie 21
3.4 Informační fúze 22
3.5 Rozpoznávání podle duhovky 30
3.6 Rozpoznávání podle sítnice 36

4 Návrh **40**
4.1 Informační fúze 40
4.2 Návrh systému 41
4.3 Uživatelské rozhraní 45

5 Implementace aplikace **46**
5.1 Využité technologie a databáze 46
5.2 Systém pro rozpoznávání na základě sítnice 47
5.3 Systém pro rozpoznávání na základě duhovky 57
5.4 Systém multimodálního rozpoznávání 58
5.5 Uživatelské rozhraní 61

6 Experimenty a vyhodnocení **62**
6.1 Unimodální rozpoznávání 62
6.2 Multimodální rozpoznávání 63
6.3 Celkové zhodnocení 67

7 Závěr **68**

Literatura **69**

A Využité knihovny **72**

B Návod na použití **73**

Seznam obrázků

2.1 Průřez lidským okem s označením jednotlivých částí oční koule. Převzato z [35] a upraveno. 8
2.2 Detailní schéma přední části oční koule. Převzato z [36] a upraveno. 9
2.3 Snímek duhovky, na které lze dobře pozorovat některé výrazné rysy. Krypty jsou prohlubně obsahující větší množství pigmentu, radiální rýhy jsou rýhy směřující směrem od středu zornice k vnějšímu obvodu duhovky. Pupilární oblast obsahuje svěrací svaly, zatímco řasová oblast obsahuje rozvěrací svaly. Obrázek převzat z [1] a upraven. 10
2.4 Snímek sítnice pořízený fundus kamerou. Na sítnici je patrná cévní struktura a dva významné útvary: slepá a žlutá skvrna. Slepá skvrna je rozpoznatelná jako bílo-žlutý kruhový útvar, ze kterého vychází velké množství cév. Žlutá skvrna je tmavší kruhová oblast ve středu optické osy. Po smrti člověka tato skvrna zežloutne – proto název *žlutá*. Snímek sítnice byl převzat z databáze poskytnuté vedoucím práce EBD_RET. 11

3.1 Příklady dynamických a anatomických modalit. Převzato z [14] a upraveno. 12
3.2 Diagram obecného biometrického systému. Převzato z [16] a upraveno. . . . 13
3.3 Diagramy znázorňující rozdíl v procesu biometrického systému při registraci, verifikaci a identifikaci uživatele. 15
3.4 Vizualizace FRR a FAR na rozložení právoplatných a neprávoplatných. . . 19
3.5 Vizualizace GAR a IRR na rozložení právoplatných a neprávoplatných. . . . 19
3.6 Vizualizace jednohodnotových měr spolehlivosti v závislosti na rozhodovacím prahu η. 20
3.7 Kategorické rozdělení informační fúze v kontextu biometrických systémů. . 22
3.8 Názorný příklad kombinace dvou vzorků otisku prstu. Jak je vidět, tak vzorky A a B po fúzi pomocí mozaikování vytváří kompozitní vzorek, který zachycuje větší část prstu. Obrázek převzat z [5] a upraven. 23
3.9 Příklad lineární rozhodovací hranice naučené klasifikátorem pro multibiometrický systém se dvěma porovnávacími moduly. Rozhodovací hranice rozděluje prostor na dvě části. Všechny vzorky nacházející se v levé části jsou klasifikovány jako neprávoplatné. Naopak vzorky umístěné v pravé části prostoru jsou vyhodnoceny jako právoplatné. [28] 27
3.10 Srovnání snímků duhovky pořízených ve viditelném spektru (snímky označené A) a v blízkém infračerveném spektru (snímky s označením B). Převzato a upraveno z [25]. 31
3.11 Schéma biometrického systému pro rozpoznávání na základě duhovky, který popsal Dr. John Daugman [10]. Obrázky převzaty z [21, 3, 19] a upraveny. . 31
3.12 Příklad detekované duhovky a víčka. 33

3.13 Vizualizace normalizace obrazu duhovky pomocí Daugmanova modelu hrubého zarovnání. Převzato z [21] a upraveno. 34
3.14 Grafická reprezentace procesu extrakce rysů z normalizovaného snímku sítnice. 35
3.15 Příklad moderní fundus kamery, která se využívá ke snímání sítnice. Obrázek převzat z [20]. 36
3.16 Snímek zachycující sítnici pomocí fundus kamery. Obrázek převzat z databáze EBD_RET poskytnuté vedoucím práce a upraven. 36
3.17 Příklad rotovaných masek pro účely přizpůsobené filtrace snímku sítnice. . . 38
3.18 Příklad kombinované maximální odezvy z přizpůsobené filtrace. 38
3.19 Výsledek prahování pomocí Otsu metody. 39

4.1 Diagram reprezentující hlavní strukturu systému. Celkově se systém skládá ze dvou velkých subsystémů: jeden pro rozpoznávání na základě duhovky a druhý na základě sítnice. Tyto subsystémy se dále dělí na standardní moduly podle obecného modelu biometrického systému (viz sekce 3.1). Tyto subsystémy mohou fungovat soběstačně v režimu rozpoznávání na základě jedné modality. V případě obou modalit jsou v modulu informační fúze kombinovány informace z obou subsystémů a předány rozhodovacímu modulu. . . . 42
4.2 Návrhové schéma extrakčního modulu v subsystému pro rozpoznávání na základě duhovky. Podmoduly odpovídají jednotlivým etapám extrakce rysů, tak jak je popsáno v sekci 3.5. Lokalizační modul obstarává lokalizaci sítnice a víčka v obraze duhovky. Normalizační modul na základě informací z lokalizačního modulu normalizuje (rozbalí) duhovky z obrazu. Kódovací modul z normalizovaného obrázku duhovky generuje 2048 bitový kód reprezentující rysy duhovky. 43

5.1 Vizualizace kroků předzpracování snímku sítnice pro účely lokalizace slepé a žluté skvrny. 48
5.2 Šablony vytvořené za účelem detekce slepé a žluté skvrny ve snímku sítnice. 48
5.3 Výsledek šablonového porovnání snímku sítnice s šablonu žluté skvrny. . . . 49
5.4 Výsledek zlepšení kontrastu cév za pomoci CLAHE metody adaptivní ekvalizace histogramu. 49
5.5 Na levém obrázku je zvýrazněn průřez ve kterém byla zkoumána intenzita jasu. Na pravém je výsledný jasový profil. 50
5.6 Výsledné jasové profily pro účely přizpůsobeného filtrování. Na levém obrázku je jasový profil pro úzké a středně široké cévy a na pravém obrázku je pro široké cévy se světlou oblastí ve středu. 51
5.7 Výsledné masky použity pro přizpůsobené filtrování. Na levém obrázku je maska detekující široké cévy a na pravém obrázku maska detekující úzké a středně široké cévy. 51
5.8 Výsledky segmentace krevního řečiště pomocí přizpůsobených filtrů. 52
5.9 Obrázky procesu skeletonizace segmentovaných cév a následné odstranění falešných krátkých výběžků. 53
5.10 Na obrázku je vykreslena grafová reprezentace struktury krevního řečiště. Červenou barvou jsou vyznačeny uzly, ve kterých by docházelo k vícenásobné detekci bifurkace. 54

5.11 Na obrázku jsou znázorněny referenční body, kterými je definována polární souřadná soustava, která se využívá pro definici pozice bifurkací. V kartézském systému bod A odpovídá slepé skvrně, bod B žluté skvrně a bod C místu bifurkace. V polárním souřadném systému pak polární souřadnice bifurkace odpovídá dvojici $P = (r, \theta)$. 55
5.12 Na obrázcích lze vidět porovnání dvou šablon stejné sítnice vytvořených ze dvou různých snímků sítnice. Na levém obrázku jsou šablony před procesem zarovnání a na pravém obrázku jsou šablony po procesu zarovnání. 56
5.13 Vizualizace průběhu normalizačních funkcí pro sítnici (zeleně) a duhovku (oranžově). Parametry funkcí jsou nastaveny podle tabulky 5.2. 59
5.14 Porovnání distribuce skóre před a po normalizaci pro obě modality. V levém sloupci jsou zobrazeny skóre před normalizací a v pravém sloupci po aplikaci normalizační funkce. Horní řádek odpovídá distribuci skóre pro duhovku a spodní řádek pro sítnici. 60
5.15 Vizualizace klasifikace pomocí logistického regresního modelu. Na obrázku jsou prezentována multimodální data z trénovacích a testovacích sad. Dále je také zobrazena lineární rozhodovací hranice klasifikátoru a barevné oblasti znázorňující predikovanou pravděpodobnost příslušnosti ke třídám. Modré odstíny odpovídají právoplatné třídě a červené odstíny neprávoplatné třídě. 61

6.1 Distribuce skóre porovnání obou modalit pro právoplatné (modře) a neprávoplatné (červeně) vzorky. 63
6.2 Distribuce hodnot dvourozměrného multimodálního skóre porovnání. Osa X odpovídá hodnotě porovnávacího skóre podle sítnice a osa Y podle duhovky. 64
6.3 Distribuce hodnot dvourozměrného multimodálního skóre porovnání po normalizaci. Osa X odpovídá normalizované hodnotě porovnávacího skóre podle sítnice a osa Y podle duhovky. 65
6.4 Distribuce kombinovaného skóre porovnání v závislosti na použitém kombinačním pravidlu. 66
6.5 Distribuce skóre kombinovaného pomocí klasifikátoru z testovací množiny. . 67

Kapitola 1

Úvod

Biometrické systémy hrají v moderní společnosti stále významnější roli, zejména v oblasti bezpečnosti a správy identit. Tyto systémy využívají jedinečné fyziologické či behaviorální charakteristiky jedince k jeho automatickému rozpoznání. Běžně používané charakteristiky, jako jsou otisky prstů nebo obličej, jsou detailně prozkoumány a hojně využívány v praxi. Je ale potřebné zkoumat a experimentovat s dalšími charakteristikami a přístupy, které možná nemusí být z pohledu dnešní doby praktické, ale v budoucnosti s novými technologiemi už mohou být relevantní. Jedním z takových příkladů je biometrie sítnice, jejíž praktické nasazení je dnes limitováno náročností snímacích zařízení, která jsou drahá, rozměrná a nepříliš flexibilní v běžném provozu. S ohledem na rychlý vývoj senzorových technologií však nelze vyloučit, že právě tyto dosud méně využívané charakteristiky budou v budoucnu hrát významnější roli.

Od systémů jsou pro určité aplikace vyžadovány robustnější a spolehlivější metody rozpoznávání, než které mohou nabídnout systémy založené na jedné charakteristice. V takové situaci lze uplatnit multimodální systémy, jenž pro rozpoznávání kombinují informace z více charakteristik najednou.

Tato práce se zabývá rozpoznáváním osob na základě charakteristik sítnice a duhovky oka. Cílem je tyto charakteristiky vhodně zkombinovat pro dosažení robustnější multimodální metody rozpoznávání. V rámci řešení je navržen a implementován systém pro rozpoznávání sítnic, který je integrován s již existujícím systémem pro rozpoznávání duhovky. Text se podrobně věnuje principu fungování sítnicového modulu a následnému spojení obou charakteristik.

Práce je strukturována do šesti kapitol. Úvodní kapitoly poskytují nezbytné teoretické základy pro pochopení biometrických systémů lidského oka. Kapitola 2 detailně popisuje stavbu dospělého oka s důrazem na jeho klíčové části, jako je duhovka a sítnice. Kapitola 3 se věnuje obecným principům biometrických systémů, včetně hodnocení jejich spolehlivosti. Významná část této kapitoly je rovněž věnována problematice multibiometrie, zejména multimodálním systémům a různým úrovním informační fúze. Dále se věnuje základům snímání, extrakce rysů a porovnání šablon v biometrických systémech duhovky a sítnice.

Kapitola 4 představuje architekturu navrženého systému pro multimodální rozpoznávání lidí na základě duhovky a sítnice. Kapitola 5 poté detailně popisuje realizaci tohoto systému. Věnuje se převážně rozpoznávání sítnice a informační fúzi použité pro spojení modalit. V poslední kapitole 6 jsou prezentovány a vyhodnoceny experimenty zaměřené na analýzu spolehlivosti vytvořeného systému.

Kapitola 2

Anatomie a fyziologie lidského oka

Oko je velice sofistikovaný a složitý smyslový orgán, který nám umožňuje vnímat svět kolem nás prostřednictvím vidění. V této kapitole je popsána anatomie dospělého oka a jaké funkce plní jeho jednotlivé části.

2.1 Oční koule

Lidské zrakové ústrojí je tvořeno oční koulí (neodborně okem) a jejími přídatnými očními orgány, mezi které patří očnicové svaly, vazivový aparát, víčka, spojivka a slzné ústrojí. Tato sekce se zaměří pouze na popis oční koule, jelikož přídatné oční orgány nejsou pro tuto práci zásadní.

Jak je vidět na obrázku 2.1, tak oční koule je polokoule (tvořená rohovkou) zasazená do větší koule (tvořené bělimou). Její stěnu lze rozdělit na tři vrstvy v závislosti na hloubce od jejího povrchu: *Zevní vazivová vrstva*, *Prostřední vrstva* a *Vnitřní vrstva*. Každá z těchto vrstev plní jinou funkci pro správné fungování oka. [24, 32]

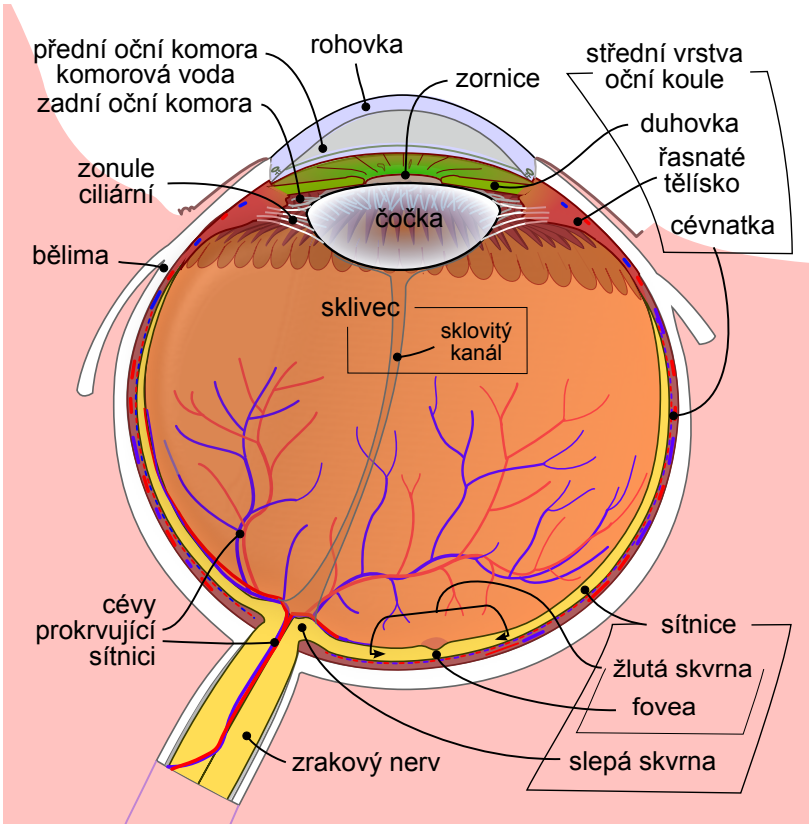
2.2 Zevní vazivová vrstva stěny

Zevní vazivová stěna je první vrstvou oční koule, je tvořena bělimou a rohovkou. Její detailnější strukturu lze vidět na obrázku 2.2. Je to tuhý obal, který zajišťuje stabilitu tvaru oční koule a hlavně ochranu hlubších vrstev. Slouží také jako upínací bod pro šlachy svalů, které umožňují pohyb okem.

2.2.1 Bělima

Bělima je pevná vazivová blána, jejíž struktura je jednou z nejpevnějších v celém lidském těle. Zapouzdřuje zadních ⅚ oční koule. Funguje jako ochranný obal hlubších vrstev a zároveň jako opora pro upnutí okohybných svalů. Je tvořena převážně plátkově uspořádanými svazky kolagenních a elastických vláken. Její tloušťka se pohybuje v rozmezí 0,3–2 mm. Nejtenčí je v místech zasazení rohovky a upnutí okohybných svalů. Naopak nejsilnější je na straně směrem ke středu hlavy. [32]

Bělima je tvořena ze 70 % vodou a neobsahuje téměř žádné cévy, což jí v dospělosti dává její charakteristickou porcelánovou barvu. V dětství může být lehce průhledná, prosvítá tak pod ní cévnatka z hlubší vrstvy (viz podsekce 2.3), která jí dává namodralou barvu. Ve stáří se v ní ukládají tuky, které způsobí nažloutlou barvu. [24]



Obrázek 2.1: Průřez lidským okem s označením jednotlivých částí oční koule. Převzato z [35] a upraveno.

V bělimě jsou různé otvory a prostupy pro nervy nebo cévy. Největší otvor je v přední části oka o průměru 12 mm, do kterého je zasazena rohovka. Na zadní straně je pak prostup dovnitř oční koule pro hlavní zrakový nerv a cévy prokrvující sítnici.

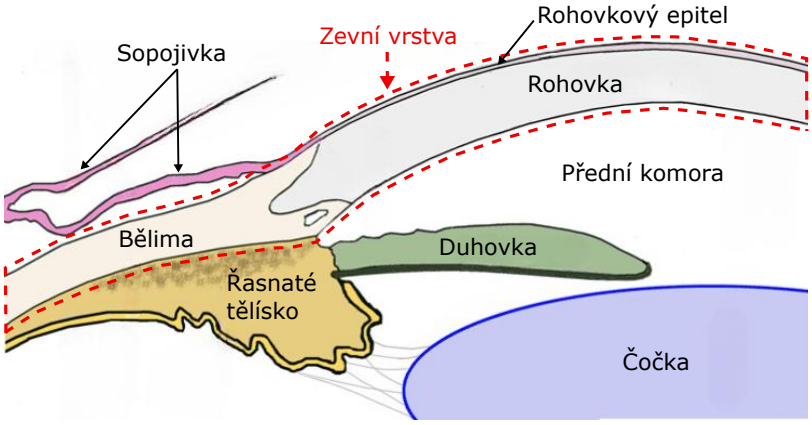
2.2.2 Rohovka

Rohovka má tvar polokoule a zaujímá ⅙ přední části oční koule. Je zasazena do žlábku v otvoru bělimy v přední části oční koule. K bělimě je připojena pomocí vazivových vláken, které vystupují z bělimy a překrývají kraj rohovky. [24]

Rohovka je naprosto bezcévná a rozptyluje pouze 1 % procházejícího světla. Je tedy téměř dokonale průhledná. [32] Živiny se k ní dostávají z kraje bělimy a spojivky. [24] Její tloušťka se pohybuje mezi 0,9–1,2 mm. Na jejím povrchu je tenká vrstva specializované krycí tkáně zvané *epitel*, která obsahuje velké množství nervových zakončení. Z toho důvodu je povrch rohovky velice citlivý na dotyk. [17]

2.3 Prostřední vrstva stěny

Prostřední vrstva oční koule je nazývána *živnatka* a jak je vidět na obrázku 2.1, skládá se z *cévnatky*, *řasnatého tělesa* a *duhovky*. Je velice tenká a obsahuje převážně řídké vazivo s bohatým množstvím pigmentových buněk. Je charakterizována svým hnědočerným zbarvením a velkým množstvím cév. Jejím hlavním úkolem je zásobení většiny struktur



Obrázek 2.2: Detailní schéma přední části oční koule. Převzato z [36] a upraveno.

oční koule, ale plní také funkci termoregulace a reguluje množství světla pronikajícího do hlubších vrstev oka.

2.3.1 Cévnatka

Cévnatka je 0,2–0,4 mm tenká černohnědá blána, která pokrývá zadní ⅔ oční koule. Vnější strana je přiložena k bělimě tenkou oddělující vrstvou řídkého vaziva, kterou probíhá velké množství cév vyživujících bělimu. Vnitřní strana je tvořena kapilárami, které se kladou na optickou část sítnice. Tato strana je hojně pigmentovaná a pohlcuje paprsky, které vstoupí do oční komory. Přední část cévnatky se postupně přeměňuje na řasnaté těleso a duhovku, viz další podsekce. [32]

Funkcí cévnatky je výživa struktury sítnice, hlavně čípků a tyčinek, a zároveň vytvoření temné komory, která zabraňuje přesvětlení a odrazu světla uvnitř oční koule. [24]

2.3.2 Řasnaté tělísko

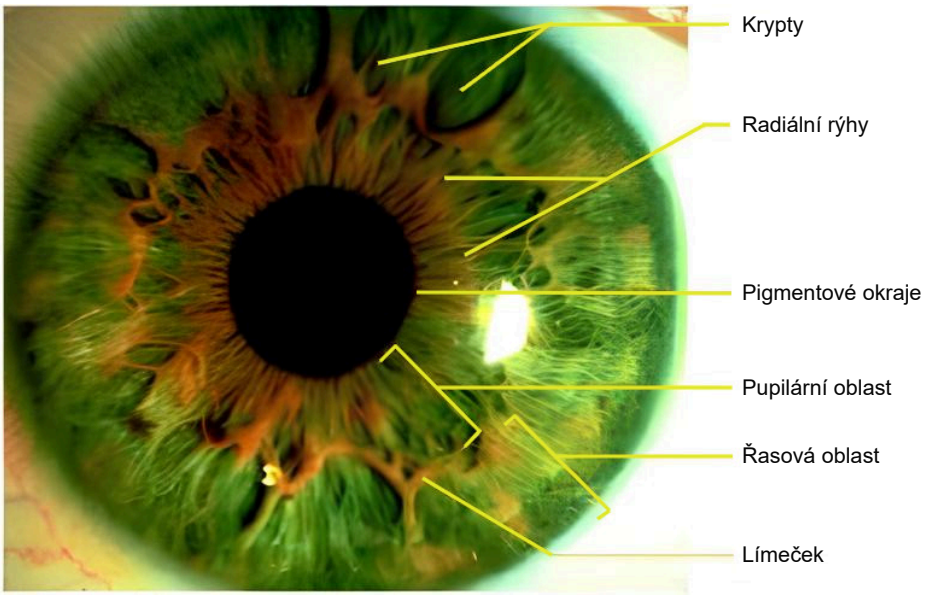
Řasnaté tělísko má tvar mezikruží v přední části oka mezi cévnatkou a duhovkou, a jak lze vidět na obrázku 2.2, má v průřezu trojúhelníkový tvar. Vnější stranou přiléhá k bělimě a z vnitřní strany má řasnaté výběžky, ze kterých vystupují tenká vlákna závěsného aparátu čočky. [24]

Jeho hlavní funkcí je akomodace čočky pomocí řasnatých svalů, což je proces jejího zplošťování a smršťování, díky kterému lze ostřit na různé vzdálenosti. Druhou důležitou funkcí řasnatého tělesa je vylučování *komorového moku* do zadní oční komory. Komorový mok je tekutina, která ovlivňuje nitrooční tlak. [32]

2.3.3 Duhovka

Duhovka, zobrazená na obrázku 2.3, je z orgánů prostřední vrstvy stěny oční koule v nejpřednější části oka. Tvoří mezikruží, které vnějším okrajem vyrůstá z řasnatého tělíska směrem ke středové ose vidění. Vnitřní okraj duhovky ohraničuje kruhovitý otvor nazývaný zornice. Strana duhovky směrem do středu oka obsahuje vrstvu s velkým množstvím pigmentů, jejichž množství se u každého člověka liší a ovlivňuje výslednou barvu duhovky. Tato vrstva slouží jako clona, která zabraňuje vstupu světla. [32]

Hlavním účelem duhovky je regulace světla, které vstupuje do oční komory. Světlo prochází pouze zornicí, jejíž velikost je ovládána systémem svalových buněk. Svalové buňky mohou být uspořádány do dvou systémů: svěrač a rozvěrač zornice. Jak názvy napovídají, tak svěrač je systém cirkulárně orientovaných svalových buněk, jejichž funkcí je zužovat zornici. Rozvěrač je naopak systém cirkulárně orientovaných svalových buněk, který má za úkol roztahovat zornici. [21]



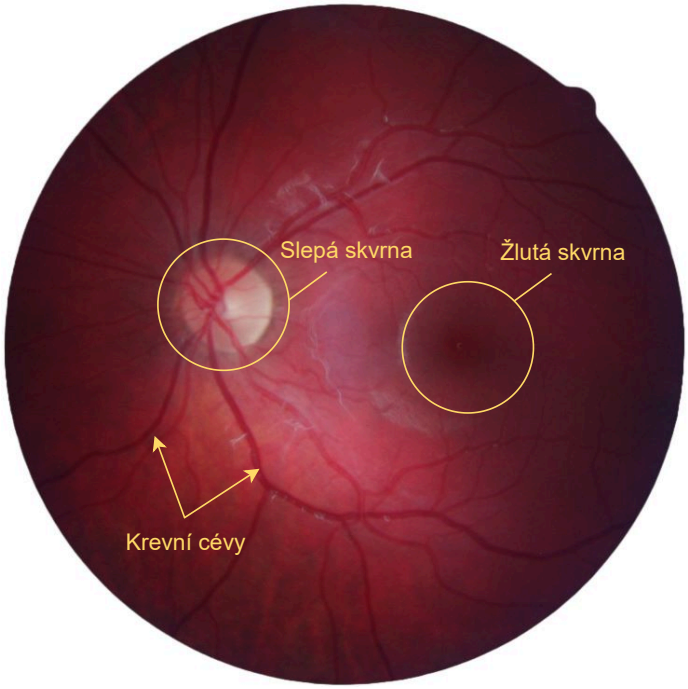
Obrázek 2.3: Snímek duhovky, na které lze dobře pozorovat některé výrazné rysy. Krypty jsou prohlubně obsahující větší množství pigmentu, radiální rýhy jsou rýhy směřující směrem od středu zornice k vnějšímu obvodu duhovky. Pupilární oblast obsahuje svěrací svaly, zatímco řasová oblast obsahuje rozvěrací svaly. Obrázek převzat z [1] a upraven.

2.4 Vnitřní vrstva stěny – sítnice

Vnitřní vrstva je tvořena pouze sítnicí a pokrývá celou vnitřní plochu oční koule od zadní části až po zornici. Plní dvě hlavní funkce: 1) spolu s cévnatkou vytváří temnou komoru, jejíž stěny pohlcují veškeré světlo; 2) díky světlocitlivým receptorům na sítnici zajišťuje samotnou schopnost vidění. [32]

Sítnice je jediná část centrálního nervového systému, kterou je možné nasnímat neinvazivně. [21] Dělí se na dvě části: přední a zadní. Přední část je označována za *slepou část sítnice*, jelikož neobsahuje žádné fotosenzitivní buňky. Zadní část sítnice je označována za *optickou část sítnice*.

Na obrázku 2.4 jsou označené dva signifikantní útvary: slepá a žlutá skvrna. Slepá skvrna je místem, kde z oční koule vystupuje hlavní optický nerv. V tomto místě nejsou žádné fotosenzitivní buňky. Není na tomto místě tedy registrován obraz. Mozek toto slepé místo chytře rekonstruuje z okolních fotosenzitivních buněk, tak aby se slepé místo neodráželo do vnímaného obrazu. Žlutá skvrna je kruhovitý útvar, v jehož středu je prohlubeň nazývaná *fovea centralis*. Tato prohlubeň leží ve středu optické osy a obsahuje největší hustotu fotosenzitivních buněk. Představuje tedy místo nejostřejšího vidění. [32, 21]



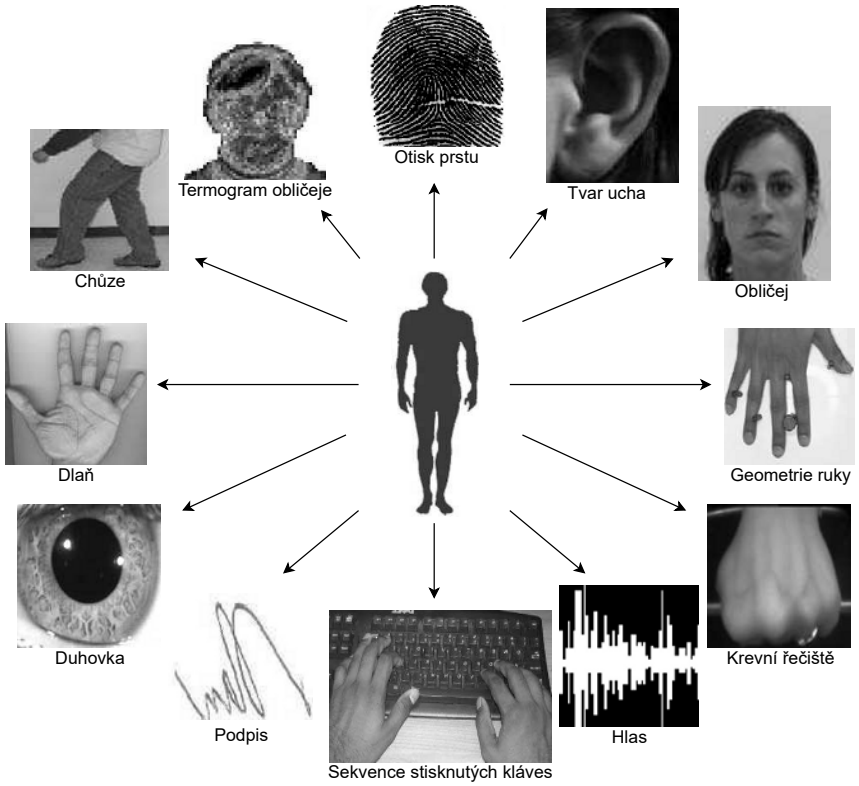
Obrázek 2.4: Snímek sítnice pořízený fundus kamerou. Na sítnici je patrná cévní struktura a dva významné útvary: slepá a žlutá skvrna. Slepá skvrna je rozpoznatelná jako bílo-žlutý kruhový útvar, ze kterého vychází velké množství cév. Žlutá skvrna je tmavší kruhová oblast ve středu optické osy. Po smrti člověka tato skvrna zežloutne – proto název *žlutá*. Snímek sítnice byl převzat z databáze poskytnuté vedoucím práce EBD_RET.

Na sítnici se nacházejí dva druhy fotosenzitivních buněk: tyčinky a čípky. Tyčinky registrují množství dopadajícího světla, zatímco čípky slouží ke vnímání barev. [32] Tyčinek je v sítnici kolem 130 milionů, oproti tomu čípků pouze 7 milionů. Nejvyšší koncentrace čípků se nachází ve žluté skvrně a v jejím bezprostředním okolí. Tyčinky se ve žluté skvrně nenacházejí vůbec. [21]

Kapitola 3

Biometrie

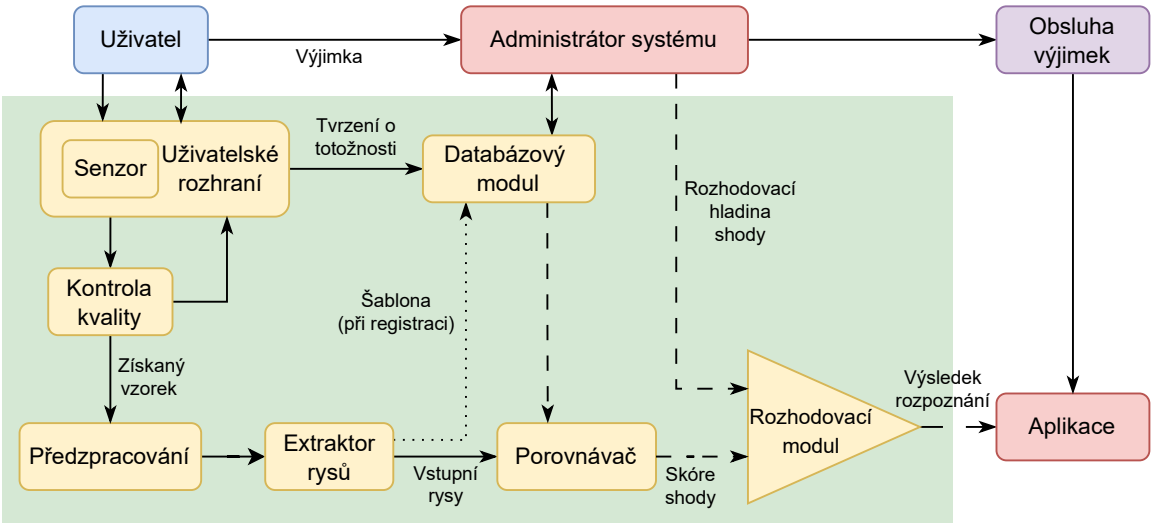
Biometrie je proces zabývající se automatickým rozpoznáváním totožnosti osob na základě jejich anatomických a dynamických vlastností (Obrázek 3.1). Dynamické vlastnosti jsou vyjádřeny aktem jedince, jako například řeč, gestikulace obličeje, dynamická stránka podpisu, chůze nebo pohyb rtů. Anatomické vlastnosti jsou statické informace, pod které spadá obličej, duhovka, sítnice, otisk prstu, geometrie ruky, dlaň, DNA, tvar ucha, krevní řečiště prstu a mnoho dalších. V literatuře se biometrické vlastnosti také označují jako modality nebo biometrické rysy. [14]



Obrázek 3.1: Příklady dynamických a anatomických modalit. Převzato z [14] a upraveno.

3.1 Biometrický systém

Za biometrický systém lze definovat takový systém, který získá biometrická data, z těchto dat extrahuje sadu významných rysů a tu v případě verifikace porovná s jinou sadou. V případě identifikace se sada porovná se všemi sadami v databázi. Na základě výsledků následně provede nějakou akci. Touto akcí bývá zpravidla nejčastěji odepření/udělení přístupu. [14] Obecný biometrický systém (viz Obrázek 3.2) lze vyjádřit jako čtveřici modulů: senzorový modul, extrakční modul, porovnávací modul a databázový modul. [16] Jednotlivé moduly jsou popsány dále.



Obrázek 3.2: Diagram obecného biometrického systému. Převzato z [16] a upraveno.

Senzorový modul představuje uživatelské rozhraní obsahující biometrický senzor nebo čtečku. Příkladem takovéhoto modulu je například optický snímač otisku prstů. Jeho cílem je úspěšné získání surových biometrických dat uživatele. Uživatelské rozhraní musí být intuitivní, výkonné a jednoduché na užívání pro docílení rychlého přivyknutí uživatele na systém, a tím i zlepšení kvality získávaných dat. [16]

Kvalita zpracování uživatelského rozhraní je kritickým bodem, který při podcenění často způsobuje vysokou míru neschopnosti nasnímat vzorek, a v důsledku tak i vysoké chybné odmítnutí. Vysvětlení termínů o kvalitě biometrického systému jsou v podsekci 3.2. Kvalita nasnímaných dat závisí také na charakteristikách použitého senzoru. Pokud bude senzor produkovat data nízké kvality, pak to bude mít opět důsledek na kvalitu systému. [14]

Extrakční modul neboli *extraktor rysů*, má na vstupu surová data, která mohou být nekvalitně naskenována, nebo mohou obsahovat šum, a obvykle tedy samotné extrakci rysů předchází předzpracování dat. Součástí je tedy i modul předzpracování, který obvykle provádí 3 kroky: zhodnocení kvality, segmentaci a zlepšení kvality. Nejprve je nutné zhodnotit, zdali je kvalita surových dat dostatečná pro další zpracování. Po úspěšné kontrole kvality následuje segmentace dat, při které je ze surových dat vybraná podmnožina, která je pro extrakci dat relevantní. Dobrým příkladem segmentace je detekce obličeje ve snímku, při kterém je vybrána pouze část snímku, která

obsahuje obličej člověka a zbytek snímku je odstraněn. Jako poslední fáze předzpracování je algoritmus pro zlepšení kvality a eliminaci šumu. [16, 14]

Extrakcí rysů se rozumí proces, při kterém se z předzpracovaných dat generuje sada rysů, označována za šablonu. Tato šablona efektivně, ale výstižně reprezentuje biometrický rys. Měla by obsahovat pouze důležité diskriminační informace, které slouží pro rozpoznání dané osoby. [16]

Šablona definující rysy jednoho uživatele nemusí být nutně vygenerována pouze z jednoho vzorku dat. Může být vygenerována z vícero odebraných vzorků během registrace. Uživatel může mít také v rámci systému uloženo více šablon definujicích stejnou biometrickou charakteristiku. [16, 14] Příkladem je systém pro rozpoznání osob na základě duhovky, kde je uloženo více šablon, přičemž každá šablona odpovídá nasnímání oka v jiném osvětlení.

Porovnávací modul slouží pro srovnávání vygenerované šablony ze vstupních dat s šablonami uloženými v databázi zaregistrovaných uživatelů. Výsledkem srovnání dvou šablon je skóre, které vyjadřuje míru shody či nebo neshody v závislosti na povaze systému. Toto skóre je následně předáno podružnému rozhodujícímu modulu, který na základě nakonfigurovaných rozhodovacích prahů v administračním systému buď validuje uživatelem tvrzenou identitu, nebo poskytuje seřazení ohodnocených zaregistrovaných identit pro účel identifikace uživatele. [16]

Databázový modul slouží jako úložiště obsahující záznamy registrovaných uživatelů, kde každý záznam v databázi obvykle obsahuje [16, 14]:

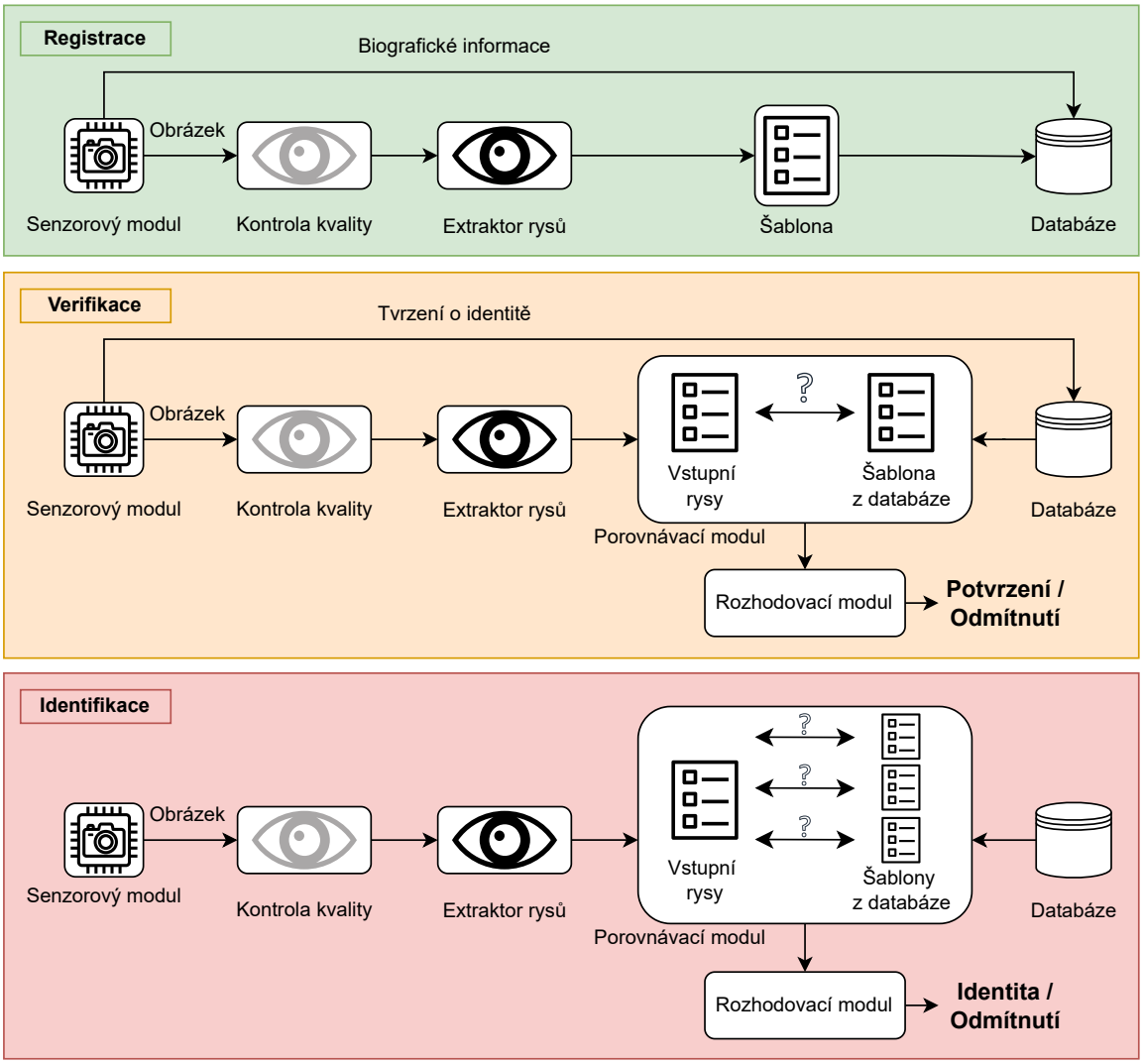
- identifikátor záznamu,
- šablonu definující biometrické rysy uživatele,
- osobní údaje definující danou osobu jako například jméno, adresu, rodné číslo,
- u biometrických systémů založených na obraze i původní surová data ze skeneru, která jsou označována jako referenční snímky.

U některých systémů může být při registraci vyžadován dohled pověřené osoby, která ověří identitu uživatele pomocí nebiometrických údajů. Toto je potřeba například u bankovních systémů. [14]

Databáze může být centralizovaná nebo decentralizovaná. Oba přístupy mají své výhody a nevýhody. Centralizovaná databáze poskytuje fyzické rozdělení systémů, a může tak nabídnout celkově lepší bezpečnost. Při narušení mohou být ale způsobené škody mnohem rozsáhlejší než u decentralizované databáze, kde by se útočník dostal pouze k podmnožině všech dat. [16]

3.1.1 Účel a funkce biometrických systémů

Biometrický systém slouží obecně k rozpoznávání osob. Rozpoznávání je ale obecný pojem, který vyjadřuje dvě různé funkce pro práci s identitou osoby: verifikaci a identifikaci. Tyto dvě funkce jsou často zaměňovány, ačkoli vyjadřují dva značně rozdílné procesy. [14] Pro zajištění správného pochopení jsou jejich rozdíly zobrazeny na obrázku 3.3 a rozebrány detailně v navazujícím textu.



Obrázek 3.3: Diagramy znázorňující rozdíl v procesu biometrického systému při registraci, verifikaci a identifikaci uživatele.

Verifikace

Při verifikaci předkládá uživatel tvrzení o své identitě a biometrický systém ověřuje, zdali je jeho tvrzení pravdivé, nebo ne. Lidově řečeno, uživatel říká: „Já jsem někdo," a systém odpovídá na otázku: „Jsi opravdu ten, kdo tvrdíš, že jsi?" Samotný proces pak vypadá následovně. Uživatel při získávání biometrického vzorku předkládá tvrzení o své identitě v podobě identifikátoru, kterým může být například uživatelské jméno nebo identifikační karta. Systém pak na základě předloženého identifikátoru nalezne v databázi záznam odpovídající tomuto uživateli. Šablona, která je uložená v záznamu, je poté porovnána se vstupními biometrickými rysy nasnímanými uživatelem. Probíhá tedy porovnání „jeden s jedním". Pokud je skóre shody dostatečně vysoké, pak je uživatel vyhodnocen jako *právoplatný*. V opačném případě je uživatel vyhodnocen jako *neprávoplatný*. V anglické literatuře se právoplatný a neprávoplatný označují za *genuine* a *impostor*. [16, 7]

Identifikace

Na rozdíl od verifikace uživatel při identifikaci nepředkládá svou identitu, ale systém se snaží jeho identitu nalézt. Systém provádí porovnání vstupních rysů uživatele se všemi záznamy v databázi, tedy porovnání „jeden s mnoha“. Výsledkem úspěšného procesu identifikace je množina ohodnocených identit, která je uspořádaná podle skóre od nejvyššího po nejnižší. Zároveň tato množina obsahuje pouze identity, které mají dostatečnou shodnost s předloženými vstupními rysy. Některé systémy pak na výstup dávají pouze identitu s nejvyšším skóre, závisí na povaze systému. Pokud žádný ze záznamů v databázi neměl dostatečnou shodnost se vstupními rysy uživatele, tak je identifikace neúspěšná. [7]. Identifikace je oproti verifikaci pohodlnější pro uživatele, ale systémově komplexnější, časově náročnější a méně robustní. [8]

Během identifikace se ověřuje jedna ze dvou možných hypotéz: a) předložené vzorky patří jednomu z uživatelů zaregistrovaných v systému b) předložené vzorky patří uživateli, který je systému neznámý. Pokud se při identifikaci ověřuje první hypotéza, jedná se o *pozitivní identifikace*. Naopak při ověřování druhé hypotézy hovoříme o *negativní identifikaci*. [34]

Účelem systémů provádějících pozitivní identifikaci je zamezit vícero uživatelům používat stejnou identitu. Oproti tomu systémy provádějící negativní identifikaci mají za účel zamezit jednomu uživateli mít vícero identit a zjistit, zdali uživatel není tím, kým popírá být. [34]

3.2 Hodnocení spolehlivosti biometrických systémů

Biometrické systémy se často využívají k ochraně hmotných a nehmotných aktiv, očekává se od nich tedy určitá spolehlivost. Každý systém může mít na spolehlivost jiné požadavky, ale musí existovat způsob, jak spolehlivost vyjádřit. Metriky, které se využívají pro vyjádření spolehlivosti, jejich vyhodnocení a další aspekty hodnocení spolehlivosti budou přiblíženy v této sekci.

3.2.1 Hodnocení biometrických vlastností

Spolehlivost biometrického systému je v první řadě závislá na výběru biometrického rysu, který nejlépe odpovídá potřebám konkrétní aplikace. Každý biometrický rys má totiž své výhody a nevýhody. Vhodnost biometrického rysu pro účely biometrického systému je posuzována na základě 7 faktorů [7]:

Univerzalita: Každá osoba by měla disponovat tímto rysem.

Jedinečnost: Žádné dvě osoby by neměly mít tento biometrický rys stejný.

Konstantnost: Daný rys by měl být dostatečně invariantní v čase v závislosti na použitém rozhodovacím algoritmu.

Získatelnost: Daný rys by mělo být možné kvantitativně měřit zařízením, které nebude pro uživatele obtěžující.

Výkonnost: Daný rys by měl být snadně porovnatelný. Porovnání by mělo dosahovat dostatečné přesnosti a výkonnosti v závislosti na aplikaci.

Přijatelnost: Je předpokládáno, že tento biometrický rys budou budoucí uživatelé ochotni nasnímat.

Bezpečnost: Míra náročnosti vytvoření falzifikátu daného biometrického rysu tak, aby jej systém přijal za validní, je dostatečně vysoká pro splnění potřeb aplikace.

Při výběru biometrického rysu se v praxi hledí v první řadě na jedinečnost a konstantnost. Bohužel tyto faktory nejsou často vědecky dokázány, ale existují pouze statistická tvrzení, která se neprojeví jako nepravdivá. Například v roce 1911 vyšlo tvrzení, že totožné otisky prstů budou nalezeny pouze jednou za 10^{48} let. Toto tvrzení bylo časem přijato, jelikož jej nikdo nedokázal vyvrátit. [16]

3.2.2 Metriky spolehlivosti

V systémech založených na principu hesla musí při porovnávání dojít ke 100% shodě mezi zadaným heslem a uloženým referenčním heslem v systému. Biometrické systémy však nemohou fungovat na 100% shodě, jelikož dva odebrané vzorky biometrického rysu od stejného biometrického subjektu nemusí vést ke stejné extrahované sadě rysů. [15, 14] To může být způsobeno [14]:

- senzorem, který generuje zašuměná data,
- změnou daného biometrického rysu u uživatele, například v důsledku úrazu nebo nemoci,
- změnou v prostředí systému, například změna osvětlení,
- odchylkou v interakci uživatele se systémem, například jiná pozice prstu na snímači.

Biometrický systém nevyužívá porovnání na přesnou shodu, ale pouze procento shody dvou šablon. Musejí být tedy zavedeny vhodné metriky, které dokážou vyjádřit spolehlivost.

Pro zavedení metrik spolehlivosti je nejprve potřeba objasnit několik pojmů. *Biometrický vzor* je dvojice (osoba, snímaná biometrika), tedy například otisk prstu palce na levé ruce osoby X. Skóre je v biometrickém systému výsledná hodnota porovnávání dvou biometrických šablon. Toto skóre je označováno za *skóre právoplatného* v případě, že jsou porovnávány dvě šablony shodného biometrického vzoru. Naopak když jsou porovnávány šablony dvou odlišných biometrických vzorů, tak je skóre označováno za *skóre neprávoplatného*. [14]

Stanovme rozhodovací práh systému η, skóre právoplatného α a skóre neprávoplatného γ. Předpokládejme, že systém generuje pozitivní výsledek rozpoznání, pokud je skóre $\geq \eta$. S těmito stanoveními pak můžeme definovat následující [7]:

- ke *správnému přijetí* dojde pokud $\alpha \geq \eta$,
- k *chybnému odmítnutí* dojde pokud $\alpha < \eta$,
- ke *správnému odmítnutí* dojde pokud $\gamma < \eta$,
- k *chybnému přijetí* dojde pokud $\gamma \geq \eta$.

Metriky se kategoricky rozdělují na [11]:

- *Míry neschopnosti* – FTA, FTC, FTE, FTX, FTM

- *Míry chybného a oprávněného přijetí* – FAR, FRR, GAR, IRR
- *Míry chybné a pravdivé shody a neshody* – FMR, FNMR, TMR, TNMR
- *Jednohodnotové míry* – EER, ZeroFMR, ZeroFNMR, d-prime, F-ratio
- *Míry pro forenzní identifikaci* – Rank-k rate, CMC
- *Charakteristiky celkové výkonnosti* – ROC, DET

Nejprve se text zaměřuje na *míry chybného a oprávněného přijetí* a jejich ekvivalenty – *míry chybné a pravdivé shody*. Tyto dvě kategorie jsou si blízké, avšak liší se v jednom důležitém aspektu: *míry chybné a pravdivé shody* nezahrnují ve výpočtech pokusy o rozpoznání, které selhaly ještě před samotným porovnáváním (například z důvodu chyby při snímání vzorku). Naopak *míry chybného a oprávněného přijetí* tyto pokusy započítávají.

Pro vizualizaci závislosti skóre porovnání na právoplatnosti uživatele se využívá *Rozložení právoplatných a neprávoplatných* (v anglické literatuře *Genuine-impostor distribution*). Toto rozložení umožňuje přehlednou grafickou reprezentaci a analýzu některých důležitých metrik, které jsou znázorněny na obrázcích 3.4 a 3.5 a jsou definovány následovně [11, 14]:

FAR – False Acceptance Rate (Míra chybného přijetí) vyjadřuje procentuální podíl všech pokusů o rozpoznání, při kterých došlo k chybnému přijetí. Ekvivalentem je ***FMR*** – *False Match Rate* (Míra chybné shody), kde se počítají pouze pokusy, které neselhaly před samotným porovnáním.

$$\text{FAR} = \frac{\text{počet chybných přijetí}}{\text{celkový počet pokusů o rozpoznání}} \tag{3.1}$$

FRR – False Rejection Rate (Míra chybného odmítnutí) vyjadřuje procentuální podíl všech pokusů o rozpoznání, při kterých došlo k chybnému odmítnutí. Ekvivalentem je ***FNMR*** – *False Non-Match Rate* (Míra chybné neshody), kde se počítají pouze pokusy, které neselhaly před samotným porovnáním.

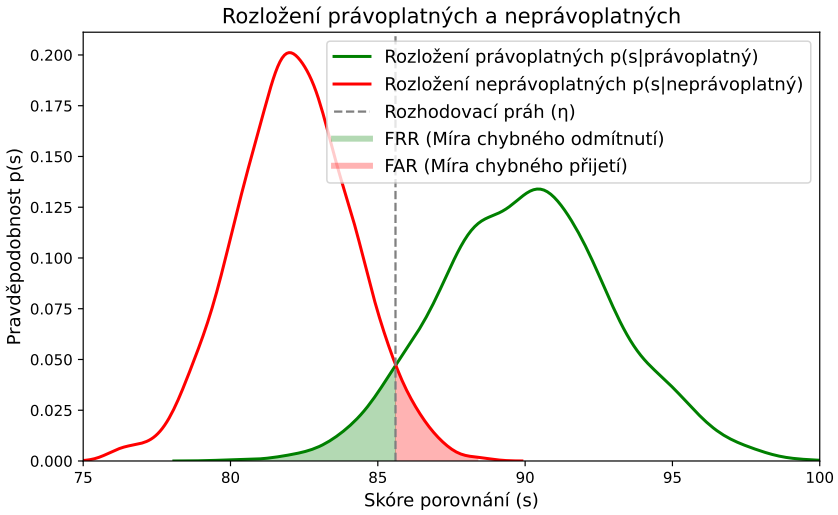
$$\text{FRR} = \frac{\text{počet chybně odmítnutých}}{\text{celkový počet pokusů o rozpoznání}} \tag{3.2}$$

GAR – Genuine Acceptance Rate (Míra oprávněného přijetí) vyjadřuje procentuální podíl všech pokusů o rozpoznání, při kterých došlo k správnému přijetí. Ekvivalentem je ***TMR*** – *True Match Rate* (Pravdivé shody), kde se počítají pouze pokusy, které neselhaly před samotným porovnáním.

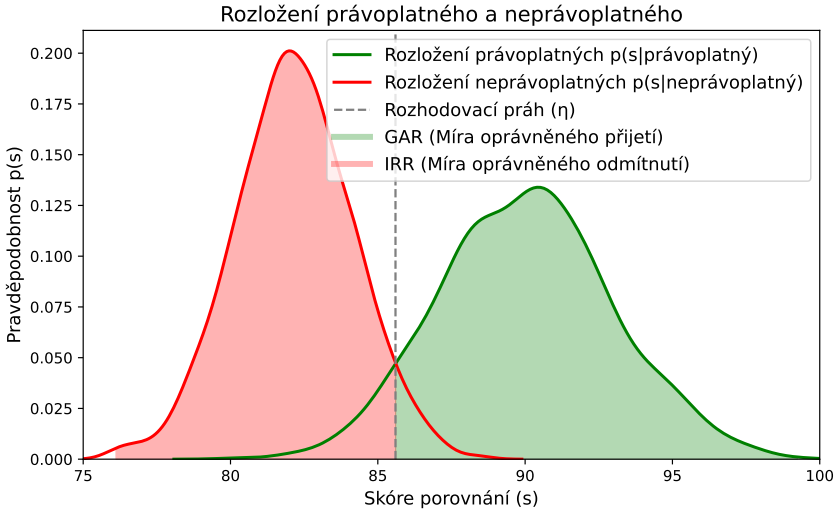
$$\text{GAR} = \frac{\text{počet správných přijetí}}{\text{celkový počet pokusů o rozpoznání}} = 1 - \text{FRR} \tag{3.3}$$

IRR – Impostor Rejection Rate (Míra oprávněného odmítnutí) vyjadřuje procentuální podíl všech pokusů o rozpoznání, při kterých došlo k správnému odmítnutí. Ekvivalentem je ***TNMR*** – *True Non-Match Rate* (Míra pravdivé neshody), kde se počítají pouze pokusy, které neselhaly před samotným porovnáním.

$$\text{IRR} = \frac{\text{počet správných odmítnutí}}{\text{celkový počet pokusů o rozpoznání}} = 1 - \text{FAR} \tag{3.4}$$



Obrázek 3.4: Vizualizace FRR a FAR na rozložení právoplatných a neprávoplatných.



Obrázek 3.5: Vizualizace GAR a IRR na rozložení právoplatných a neprávoplatných.

Při změně rozhodovacího prahu je možné ovlivnit hodnoty měr. Nikdy ale bohužel není možné snižovat počet chybných rozpoznání právoplatných uživatelů a zároveň neprávoplatných uživatelů. Posunutí prahu nahoru nebo dolů vždy zlepší jednu míru, ale zhorší druhou. Například FMR a FNMR nelze obě snížit změnou rozhodovacího prahu. Je tedy nutné najít „zlatou střední cestu“, kde bude práh nastavený tak, aby byly obě míry vyvážené.

V závislosti na FMR a FNMR se uvádějí další 3 jednohodnotové míry: *EER*, *ZeroFMR* a *ZeroFNMR*.

EER – Equal Error Rate (Míra vyrovnání chyb) je definována jako bod, ve kterém platís $FMR(\eta) = FNMR(\eta)$ v závislosti na rozhodovacím prahu η, viz obrázek 3.6. V praxi však není možné přesnou hodnotu EER určit, jelikož křivky FMR a FNMR bývají diskrétní funkce. Zvolí se tedy určitá oblast, ve které jsou si funkce rovny. Pokud je prahová hodnota nastavena na EER, pak bude systém chybně odmítat i přijímat stejný počet uživatelů. [12]

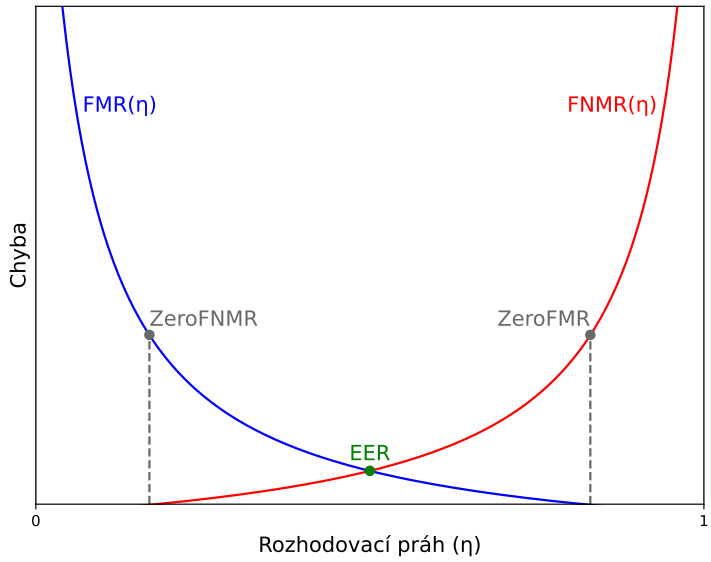
V ideálním systému by byla hodnota EER rovna 0, což by znamenalo, že je možné bezchybně odlišit právoplatné a neprávoplatné uživatele. To se v praxi však nestává a dobrý biometrický systém by měl mít tuto hodnotu co nejnižší.

ZeroFMR je definován jako nejnižší možná hodnota FNMR, kde nedochází k žádným chybným odmítnutím, viz obrázek 3.6. Lze tedy ZeroFMR vyjádřit rovnicí 3.5. [34]

$$\text{ZeroFMR}(\eta) = \min_{\eta}\{\text{FNMR}(\eta) \mid \text{FMR}(\eta) = 0\} \tag{3.5}$$

ZeroFNMR je definován jako nejnižší možná hodnota FMR, kde nedochází k žádným chybným přijetím, viz obrázek 3.6. Lze tedy ZeroFNMR vyjádřit rovnicí 3.6. [34]

$$\text{ZeroFNMR}(\eta) = \min_{\eta}\{\text{FMR}(\eta) \mid \text{FNMR}(\eta) = 0\} \tag{3.6}$$



Obrázek 3.6: Vizualizace jednohodnotových měr spolehlivosti v závislosti na rozhodovacím prahu η.

Biometrický systém se využívá pro účely verifikace v případě, že FRR > FAR. Naopak, pokud má systém FAR > FRR, pak je vhodnější pro identifikaci uživatelů. Na základě FAR se dá stanovit bezpečnostní síla daného systému dle normy ISO/IEC 15480, která definuje tři úrovně bezpečnosti [12]:

- Základní: $FAR \leq 10^{-2}$
- Střední: $FAR \leq 10^{-4}$
- Vysoká: $FAR \leq 10^{-6}$

3.3 Multibiometrie

Multibiometrie je proces, při kterém se automatizovaně rozpoznává totožnost osob s využitím více než jednoho zdroje biometrických informací. Způsob, jakým se pak kombinují biometrické informace z vícero zdrojů, je znám jako *informační fúze*. Ta je právě často největší výzvou při návrhu úspěšného multibiometrického systému. [28]

3.3.1 Kategorie multibiometrických systémů

V závislosti na povaze zdrojů biometrických informací se dají multibiometrické systémy rozdělit na multisenzorové, multialgoritmické, multiinstanční, multivzorkové, multimodální a hybridní [27]. Tyto kategorie jsou v navazujícím textu popsány na základě publikací [14, 27, 28].

Multisenzorové systémy využívají vícero senzorů pro nasnímání jednoho biometrického rysu, přičemž v ideálním případě by každý měl operovat na odlišných fyzikálních principech a snímat různé aspekty daného biometrického rysu. Příkladem je systém pro rozpoznávání obličeje disponující infračerveným senzorem a senzorem viditelného světla. Informace ze senzorů se doplňují a mohou přinést vyšší přesnost rozpoznávání. V případě kdy z nějakého důvodu jeden senzor nasnímá data nedostatečné kvality, například příliš kontrastní světlo v obraze, můžou být použita pouze data z druhého senzoru a systém tak neselže. Nevýhodou tohoto řešení je vyšší výrobní cena systému, která s každým přidaným senzorem pochopitelně roste.

Multialgoritmické systémy při extrakci rysů nebo porovnávání používají více algoritmů, které pracují nad stejným vzorkem biometrických dat. Výsledky jednotlivých algoritmů se vhodně kombinují a opět přinášejí zlepšení spolehlivosti systému. Výhodou tohoto přístupu je, že nemá přímý dopad na výrobní cenu systému, může však zvýšit požadavky na výpočetní kapacitu systému.

Multiinstanční systémy k rozpoznávání využívají více instancí modality. Tedy například palec levé a pravé ruky nebo duhovky obou očí. Tyto systémy obvykle nevyžadují přidání nových senzorů, ani vývoj nových algoritmů pro extrakci rysů a porovnávání. Přidání nového senzoru je nutné pouze v případě, že systém vyžaduje paralelní nasnímání všech instancí daného rysu. Tento přístup tedy nemusí nutně zvyšovat výrobní cenu.

Multivzorkové systémy využívají jeden senzor, který snímá více vzorků biometrického rysu. Některé dražší senzory umožňují paralelní snímání více vzorků současně, avšak vzorky bývají často nasnímány sekvenčně pro snížení nákladů. Například systém na rozpoznávání podle obličeje může snímat nejprve obličej z čelní strany a následně levý a pravý profil. Motivací pro získávání více vzorků může být snaha o co nejkompletnější reprezentaci daného rysu nebo o získání redundantních dat, která zvyšují odolnost vůči variacím při snímání.

Multimodální systémy při rozpoznávání využívají více modalit. Mohou být použity jak korelované modality, například pohyb úst a nahrávka hlasu, tak nekorelované modality, například snímek duhovky a sítnice. Výzkumy však ukazují, že nekorelované modality přinášení vyšší zlepšení spolehlivosti systému než korelované.

Multimodální systémy bývají výrazně dražší, jelikož vyžadují více senzorů, složitější uživatelské rozhraní a celkově náročnější vývoj.

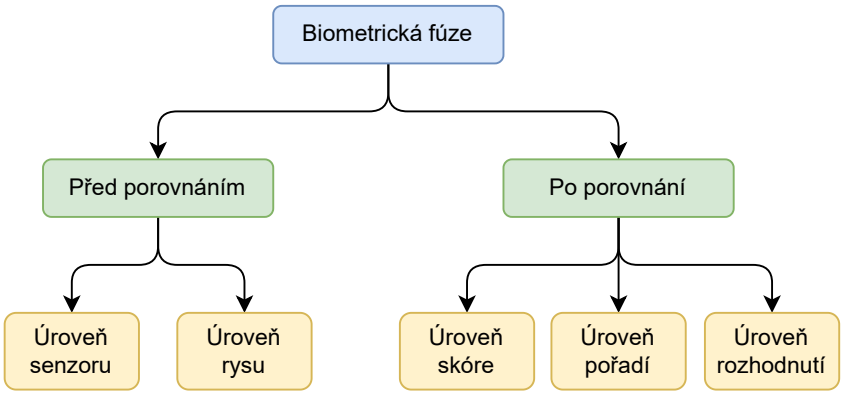
Mohlo by se zdát, že čím více modalit bude systém snímat, tím bude systém robustnější. Multimodální systémy však trpí problémy způsobené takzvaným *prokletím dimenzionality*. Problémy vznikají při zvyšování dimenzionality (přidávání modalit) z toho důvodu, že data řídnou a jejich vzdálenost se zvětšuje. Zmenšují se tedy rozdíly mezi blízkými a vzdálenými body. Pro předejití tomuto problému by zvedání dimenzionality mělo růst úměrně s množstvím dat, se kterými se pracuje.

Hybridní systémy. Do této kategorie patří veškeré multibiometrické systémy, které libovolným způsobem kombinují předešlých pět přístupů.

3.4 Informační fúze

Informační fúze v kontextu biometrie vyjadřuje způsob, jakým se zkombinuje více biometrických informací dohromady. Formát těchto informací záleží na tom, v jaké fázi rozpoznávání se informační fúze provádí. Lze je provádět nad surovými daty ze senzorového modulu, nad vyextrahovanými rysy z extraktoru rysů, nad skórem z porovnávacího modulu nebo nad samotným výsledkem rozhodovacího modulu. Platí však pravidlo, že čím výš směrem od senzorového modulu k rozhodovacímu modulu jdeme, tím více informační hodnoty se při zpracování ztrácí. Informační fúze na nižších úrovních, například na úrovni surových dat, může být ale značně komplexnější na realizaci a není tedy pravidlem, že by dosahovala lepších výsledků než fúze na vyšší úrovni.

Biometrická fúze se obecně kategorizuje na fúzi před porovnáním a fúzi po porovnání. To z toho důvodu, že po procesu porovnání dochází k největší ztrátě informací, se kterými lze při fúzi pracovat. Dalším důvodem je, že fúzi před porovnáním je možné využít už při registraci uživatele, zatímco fúzi po porovnání lze použít pouze při samotném rozpoznávání. Celkové rozdělení biometrických fúzí je znázorněno na obrázku 3.7. [16]



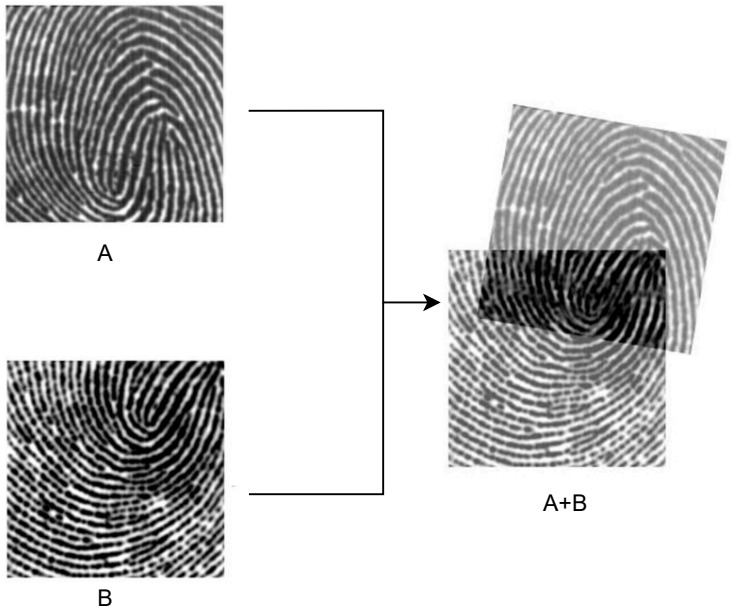
Obrázek 3.7: Kategorické rozdělení informační fúze v kontextu biometrických systémů.

3.4.1 Fúze na úrovni senzoru

Fúze na úrovni senzoru odpovídá kombinaci informací prezentovaných od vícero zdrojů surových dat před tím, než se předají ze senzorového modulu do extrakčního modulu. V kontextu systémů pracujících s obrazovými senzory se bavíme o fúzi na úrovni pixelů. [28]

Tento typ fúze lze využít v multisenzorových a multivzorkových biometrických systémech. V případě multivzorkových systémů se nejčastěji uplatňuje metoda známá jako *mozaikování*, při které se z vícero vzorků téhož biometrického vzoru vytváří kompozitní obrázek, který lépe reprezentuje daný biometrický vzor. Jednotlivé vzorky zachycují různé části daného biometrického vzoru a výsledný kompozitní obrázek tak reprezentuje větší část vzoru. [28]

Mozaikování lze využít například u biometrických systémů založených na rozpoznávání podle otisků prstů. Příklad mozaikování píchaných otisků prstů lze vidět na obrázku 3.8.



Obrázek 3.8: Názorný příklad kombinace dvou vzorků otisku prstu. Jak je vidět, tak vzorky A a B po fúzi pomocí mozaikování vytváří kompozitní vzorek, který zachycuje větší část prstu. Obrázek převzat z [5] a upraven.

3.4.2 Fúze na úrovni extrahovaných rysů

Fúze na úrovni extrahovaných rysů kombinuje informace ze dvou a více extrakčních modulů. Matematicky ji lze vyjádřit jako funkci $f_R(X)$, která konvertuje soubor M sad extrahovaných rysů $X = \{x_1, x_2, \ldots, x_M\}$ do jedné sloučené sady extrahovaných rysů x_f. [16] Fúze na úrovni extrahovaných rysů se dále dělí na základě formátu a zdroje jednotlivých sad extrahovaných rysů X. Pokud všechny sady pocházejí z jedné modality a stejného extrakčního algoritmu, pak se jedná o homogenní fúzi. Pokud sady pocházejí z různých extrakčních algoritmů nebo dokonce z více modalit, pak se jedná o fúzi heterogenní.

Homogenní fúze se využívá buď k aktualizaci šablony, nebo k jejímu vylepšení. Aktualizace šablony se využívá k odrážení změn biometrického vzoru do samotné šablony uložené v databázovém modulu. Spočívá v kombinaci nově nasnímaných rysů s původními uloženými rysy v databázi například pomocí průměru. Tím se průběžně aktualizuje šablona, která lépe odráží aktuální stav biometrického vzoru. Vylepšení šablony je proces kombinace více sad rysů, při kterém dochází ke sdružení všech rysů do jedné větší sady, která detail-

něji zaznamenává daný vzor. Součástí procesu je odstranění duplicitních rysů a často také detekce odlehlých a špatně určených rysů. [16]

Heterogenní fúze bývá často složitá nebo dokonce nemožná. Sady rysů jsou kompatibilní pouze v případě, že mají jistou spojitost a stejnou reprezentaci. Například sada souřadnic (vektorů) s proměnlivou délkou není kompatibilní se sadou skalárních hodnot s konstantní délkou. [28] Pokud jsou heterogenní sady rysů kompatibilní, pak má fúze obvykle tři fáze. Nejprve je nutné všechny sady normalizovat tak, aby byly mapovány do stejného prostoru, tedy aby měly stejnou škálu a průměr. Následně je proveden výběr rysů a transformace za účelem snížení dimenzionality. Kvůli prokletí dimenzionality by totiž v některých případech pouhé sjednocení normalizovaných sad nemuselo dosahovat dobrých výsledků. [16, 28]

3.4.3 Fúze na úrovni skóre

Fúze na úrovni skóre se provádí na výstupu porovnávacích modulů několika subsystémů. Pracuje s hodnotami skóre, které jednotlivé porovnávací moduly vyhodnotí. V praxi je tento přístup nejpopulárnější, jelikož jsou algoritmy pro kombinaci hodnot skóre ve většině případů značně jednodušší než ve fúzích před porovnáním, ale stále dosahují dostačujících výsledků. [28]

U biometrických systémů, jejichž porovnávací moduly všech subsystémů pracují na stejném principu a jejich skóre vyjadřuje stejnou informaci, je fúze na úrovni skóre poměrně přímočará. Pokud ale porovnávací moduly používají úplně jiné algoritmy, nebo se například jedná o multimodální systém, pak hodnoty skóre nejsou homogenní. Toto vnáší do fúze na úrovni skóre značnou komplexitu. S tím je potřeba počítat při návrhu systému, nebo jednotlivá skóre nejprve vhodně normalizovat. Kupříkladu v biometrickém systému se dvěma porovnávacími moduly může být nehomogenita způsobena ze dvou důvodů [16]:

1. První porovnávací modul vyjadřuje míru neshody, tedy čím nižší hodnota, tím lepší. Druhý porovnávací modul vyjadřuje míru shody, tedy čím vyšší hodnota, tím lepší. Problém se dále prohlubuje v případě, že intervaly, ve kterých se hodnoty skóre pohybují, nejsou ve stejné škále. Například první modul má interval hodnot $\langle 0, 100 \rangle$ a druhý $\langle 0, \infty)$.

2. Porovnávací moduly mají různé rozdělení pravděpodobnosti hodnoty skóre. Tím se liší způsob, jak jsou jejich hodnoty interpretovány.

Přístup k fúzi na úrovni skóre se mezi identifikačními a verifikačními systémy liší. Obecně se vychází z metod používaných ve verifikačních systémech, které jsou v identifikačních systémech pouze rozšířeny. Pro verifikační systémy lze k fúzi přistupovat jako ke klasifikačnímu problému do dvou tříd – právoplatných a neprávoplatných. Využívané techniky se rozdělují do tří kategorií [28]:

1. Založené na hustotě pravděpodobnosti

2. Založené na transformaci

3. Založené na klasifikátoru

Pro popis jednotlivých přístupů je nejprve nutné definovat několik pojmů:

- nechť S je biometrický systém s M porovnávacími moduly, který porovnává vstupní vektor rysů X^A s šablonou X^E,

- $\mathbf{s} = [s_1, s_2, ..., s_M]$ je vektor skóre porovnání,
- s_m reprezentuje hodnotu skóre z m-tého porovnávacího modulu,
- ω_0 odpovídá třídě právoplatných a ω_1 třídě neprávoplatných.

Fúze založená na hustotě pravděpodobnosti

Tento přístup je postaven na základě Bayesovy formule a testování statistických hypotéz podle Neyman-Pearsonova přístupu.

Pravděpodobnost chyby rozhodnutí systému lze minimalizovat podle pravidla [28]:

$$\begin{aligned} &\text{Přiřaď } \mathbf{s} \ \rightarrow \omega_i \text{ pokud} \\ &P(\omega_i \mid \mathbf{s}) > P(\omega_j \mid \mathbf{s}), \end{aligned} \tag{3.7}$$

kde $i, j = 0, 1$, $i \neq j$ a $P(\omega_j \mid \mathbf{s})$ je posteriorní pravděpodobnost. Posteriorní pravděpodobnost je podle Bayesovy formule možno odvodit z podmíněné hustoty třídy $p(\mathbf{s} \mid \omega_j)$ následovně [28]:

$$P(\omega_j|\mathbf{s}) = \frac{p(\mathbf{s}|\omega_j)P(\omega_j)}{p(\mathbf{s})}, \tag{3.8}$$

kde $P(\omega_j)$ označuje apriorní pravděpodobnost pozorování třídy ω_j a $p(\mathbf{s})$ vyjadřuje pravděpodobnost výskytu $\mathbf{s}$. Původní rovnici 3.7 lze na základě těchto ustanovení upravit na [28]:

$$\begin{aligned} &\text{Přiřaď } \mathbf{s} \ \rightarrow \omega_i \text{ pokud} \\ &\frac{p(s|\omega_i)}{p(s|\omega_j)} > \tau \end{aligned} \tag{3.9}$$

se stejnými omezeními jako v původní rovnici. Levá strana rovnice je známá jako *poměr pravděpodobnosti* (v anglické literatuře *ikelihood ratio*) a τ vyjadřuje rozhodovací práh, jehož hodnota je určena jako [28]:

$$\tau = \frac{P(\omega_j)}{P(\omega_i)}. \tag{3.10}$$

Podmíněné hustoty třídy $p(\mathbf{s} \mid \omega_j)$ jsou v ideálním případě přesně odhadnuty z natrénovaných modelů. To ale v praxi často není možné, jelikož tento proces vyžaduje velké množství trénovacích dat, která nemusí být dostupná. Často se tedy pracuje s předpokladem, že podmíněná hustota třídy má tvar Gaussovy křivky a při trénování se odhadují pouze parametry střední hodnoty a rozptylu.

Fúze založená na transformaci

Tuto metodu lze použít v případech, kdy je opravdu malé množství trénovacích dat a není tak možné natrénovat model s dostatečnou přesností pro metodu založenou na hustotě pravděpodobnosti. Tato metoda je postavena na principu, že jsou skóre z jednotlivých porovnávacích modulů nejprve transformována do formy, kdy je možné je napřímo kombinovat. Následovně jsou skóre kombinována pomocí jednoduchých kombinačních pravidel.

Transformace je realizována prostřednictvím normalizace. Pro normalizaci existuje řada přístupů, přičemž pro každý systém je nutné normalizaci vybírat individuálně na základě velikosti trénovacích dat a vlastností porovnávacích modulů. V literatuře [28] autoři detailně popisují šest možných metod včetně jejich výhod a nevýhod. Tyto metody jsou uvedeny v tabulce 3.1.

Tabulka 3.1: Normalizační metody uvedené v [28]. Robustnost odpovídá odolnosti metody vůči odlehlým hodnotám. Účinnost vyjadřuje, jak přesné výsledky metoda poskytuje.

Normalizační metody	**Robustnost**	**Účinnost**
Min-max	✗	Vysoká
Desetinné škálování	✗	Vysoká
Z-skóre	✗	Vysoká
Medián a MAD	✓	Střední
Dvojitý sigmoid	✓	Vysoká
Tanh-estimátory	✓	Vysoká

Tento přístup je tedy postaven na předpokladu, že posteriorní pravděpodobnost přesně odpovídá normalizovanému výstupu porovnávacího modulu, neboli:

$$P(\omega_1|s_j) \propto g_j(s_j), \tag{3.11}$$

kde g_j vyjadřuje normalizační funkci pro porovnávací modul j. V jednom biometrickém systému je možné využít pro každé skóre s_j z $\mathbf{s}$ jinou normalizační funkci $g_j(s_j)$ s předpokladem, že jsou výstupy všech použitých normalizačních funkcí přímo porovnatelné, tedy mají stejný rozsah, škálu i hustotu pravděpodobnosti. Rozhodování systému lze poté vyjádřit jako [16]:

$$\begin{gathered}\text{Přiřaď } \mathbf{s} \rightarrow \omega_1 \text{ pokud} \\ h(g_1(s_1), g_2(s_2), \ldots, g_M(s_M) > \gamma,\end{gathered} \tag{3.12}$$

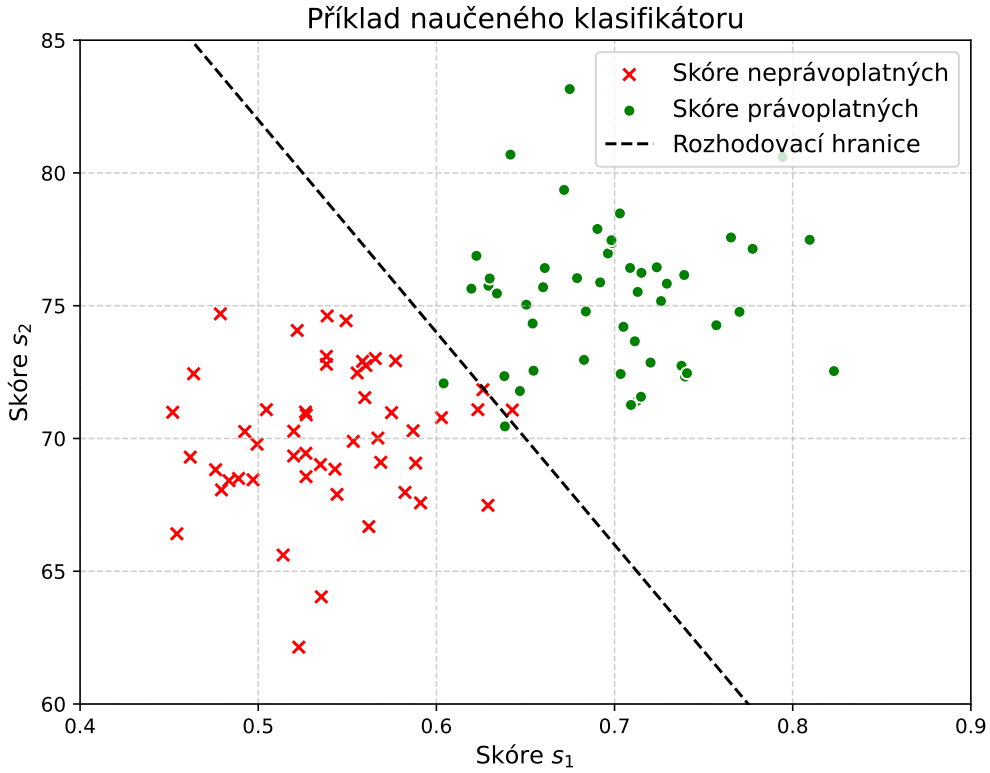
kde h vyjadřuje jedno z kombinačních pravidel z tabulky 3.2 a γ je hodnota rozhodovacího prahu vhodně nastavení administrátorem systému. [16]

Tabulka 3.2: Kombinační pravidla sloužící pro aproximaci posteriorní pravděpodobnosti $P(\omega_j|\mathbf{s})$ pomocí marginálních posteriorních pravděpodobností $P(\omega_j|s_m)$, kde $j = 1, 0$ a $m = 1, 2, \ldots, M$. Tato pravidla lze použít pouze za předpokladu, že skóre jednotlivých porovnávacích modulů jsou statisticky nezávislé a apriorní pravděpodobnosti obou tříd jsou si rovny, tedy $P(\omega_1) = P(\omega_0) = 1/2$. [16]

Kombinační pravidlo	$h(P(\omega_j\|s_1), P(\omega_j\|s_2), \cdots, P(\omega_j\|s_M)) =$
Součin	$\prod_{m=1}^{M} P(\omega_j\|s_m)$
Součet	$\sum_{m=1}^{M} P(\omega_j\|s_m)$
Max	$\max_{m=1}^{M} P(\omega_j\|s_m)$
Min	$\min_{m=1}^{M} P(\omega_j\|s_m)$
Medián	$\text{median}_{m=1}^{M} P(\omega_j\|s_m)$
Průměr	$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} P(\omega_j\|s_m)$

Fúze založená na klasifikátoru

Principem této metody je natrénování klasifikátoru, který se naučí závislost mezi vektorem skóre jednotlivých porovnávacích modulů $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots s_M]$ a posteriorními pravděpodobnostmi $P(\omega_1|s_1, s_2, \dots s_M)$ a $P(\omega_0|s_1, s_2, \dots s_M)$. Příklad takto natrénovaného klasifikátoru je možné vidět na obrázku 3.9.



Obrázek 3.9: Příklad lineární rozhodovací hranice naučené klasifikátorem pro multibiometrický systém se dvěma porovnávacími moduly. Rozhodovací hranice rozděluje prostor na dvě části. Všechny vzorky nacházející se v levé části jsou klasifikovány jako neprávoplatné. Naopak vzorky umístěné v pravé části prostoru jsou vyhodnoceny jako právoplatné. [28]

K natrénování klasifikátoru je nezbytná sada trénovacích dat. Ta se skládá ze dvojic vektoru skóre $\mathbf{s}$ a jemu přiřazené třídy ω_j – oprávněný nebo neoprávněný. Trénovací sada musí být dostatečně velká a musí obsahovat vyrovnaný počet záznamů pro obě třídy [16]. Tato metoda informační fúze tedy není vhodná pro systémy s omezenými trénovacími daty.

Existuje celá řada klasifikátorů, které lze pro fúzi skóre použít. Mezi ty nejpoužívanější patří [28]:

- SVM – Support Vector Machines (metoda podpůrných vektorů),
- neuronové sítě,
- k-nejbližších sousedů,
- lineární diskriminační analýza.

3.4.4 Fúze na úrovni pořadí

Fúze na úrovni pořadí lze využívat pouze u identifikačních systémů, které mají na výstupu porovnávacího modulu ohodnocené pořadí možných zaregistrovaných identit. U verifikačních systémů je na výstupu pouze jedno skóre, a tento přístup pro tyto systémy tedy není možné použít. Na rozdíl od fúze na úrovni skóre není nutné provádět normalizaci výstupů jednotlivých porovnávacích modulů, jelikož pořadí jsou již srovnatelná. Implementace je tedy jednodušší, ale pořadí odhaluje méně informací než samotné skóre shody.

Stanovme si multibiometrický systém s U uživateli a M porovnávacími moduly. Pak lze říci, že $r_{j,k}$ je pořadí uživatele j podle porovnávacího modulu k, kde $r = 1, 2, \ldots, U$ a $k = 1, 2, \ldots, M$. Systém každému uživateli počítá statistickou hodnotu $\hat{r}_j$, která vyjadřuje konsensuální pořadí uživatele podle všech porovnávacích modulů. Pro předejití nesrovnalostem je také nutné zmínit, že nižší hodnota pořadí odpovídá lepší shodě než pořadí vyšší. Pokud má identita pořadí 1, je považována za nejlepší shodu.

V knize [28] jsou popsány tři metody pro kombinaci ohodnocených pořadí:

Metoda nejvyššího pořadí uděluje každému uživateli nejlepší pořadí ze všech porovnávacích modulů. $\hat{r}_j$ je tedy možné vyjádřit jako [28]:

$$\hat{r}_j = \min_{k=1}^{M} r_{j,k}\,. \tag{3.13}$$

Tato metoda je použitelná pouze u systémů, které mají v databázi velké množství uživatelů. U systémů s menším počtem uživatelů by docházelo k časté „remíze“ pořadí několika uživatelů, které se obvykle řeší náhodným výběrem.

Metoda Bordova hlasování určuje výsledné pořadí jako součet všech pořadí udělených jednotlivými porovnávacími moduly. Výpočet tedy imituje hlasování jednotlivých modulů, kde každý hlas má stejnou váhu. $\hat{r}_j$ je tedy vyjádřeno jako [28]:

$$\hat{r}_j = \sum_{k=1}^{M} r_{j,k}\,. \tag{3.14}$$

Tuto metodu lze použít za předpokladu, že jsou veškeré porovnávací moduly navzájem statisticky nezávislé a porovnávají stejně kvalitně.

Metoda logistické regrese funguje principiálně stejně jako metoda Bordova hlasování s tím rozdílem, že každý z porovnávacích modulů má přiřazenou hodnotu w_k, která vyjadřuje váhu jeho hlasu. Výpočet $\hat{r}_j$ lze tedy zapsat jako [28]:

$$\hat{r}_j = \sum_{k=1}^{M} w_k r_{j,k}\,. \tag{3.15}$$

Tato metoda je užitečná v případech, kde se jednotlivé biometrické porovnávací moduly výrazně liší ve své přesnosti. Vyžaduje ale tréninkovou fázi, ve které se správně určí váhy jednotlivých porovnávacích modulů.

3.4.5 Fúze na úrovni rozhodnutí

Fúze na úrovni rozhodnutí je nejjednodušší metoda, která pracuje pouze s finálními rozhodnutími rozhodovacích modulů. Oproti ostatním přístupům tedy pracuje s nejmenší informační hodnotou. Používá se často v případě, kdy je multibiometrický systém postaven z nezávislých komerčních biometrických subsystémů, které umožňují pouze přístup k výslednému rozhodnutí [28].

Multibiometrický systém s M rozhodovacími moduly pracuje s M rozhodnutími o výsledné třídě – právoplatný/neprávoplatný, do které předložený vzorek patří. V knihách [28] a [16] autoři popisují pro tento typ systému několik metod, které slouží ke kombinaci těchto dílčích rozhodnutí. Tyto metody jsou podrobněji rozvedeny v navazující části.

Pravidla „AND“ a „OR“

Tato metoda, ve které se kombinují rozhodnutí jednotlivých rozhodovacích modulů pouze pomocí logických operátorů „AND“ a „OR“, je nejpřímočařejším a nejjednodušším přístupem. Systém má s touto metodou tendenci být buď extrémně striktní, nebo naopak extrémně benevolentní. Použití operátoru „AND“ způsobí sice velké snížení FAR, ale také značné zvýšení FRR, což má za výsledek to, že je systém příliš striktní. Použití operátoru „OR“ má opačný výsledek. Systém má nízké FRR, ale vysoké FAR, je tedy příliš benevolentní.

Majoritní hlasování

Majoritní hlasování je nejpoužívanější metodou pro kombinaci rozhodnutí několika rozhodovacích modulů. Jako výsledná třída je zvolena ta, na které se shodne většina rozhodovacích modulů. Pokud nastane situace, kdy ani jedna ze tříd nemá většinu, systém vstupní vzorek zařadí do třídy neprávoplatných. Předpokladem pro použití této metody je, že všechny porovnávací moduly jsou stejně spolehlivé.

Tento přístup je možné využít i v identifikačních systémech, kde se místo o třídách právoplatný/neprávoplatný hlasuje o samotné identitě uživatele. Pokud je jedna identita zvolena více než polovinou rozhodovacích modulů, pak je daná identita zvolena jako výsledná. V opačném případě systém uživatele odmítá.

Vážené majoritní hlasování

Vážené majoritní hlasování funguje na stejném principu jako majoritní hlasování, ale každý rozhodovací modul má jinou váhu jeho hlasu. Tento přístup je zejména vhodný u systémů, které mají některé porovnávací moduly méně spolehlivé než ostatní.

Bayesovské rozhodování

Fúze pomocí Bayesovského rozhodování je sofistikovanější metoda, která zohledňuje výkonnost a spolehlivost jednotlivých porovnávacích modulů. Obecně řečeno, transformuje diskrétní rozhodnutí jednotlivých rozhodovacích modulů na spojité pravděpodobnostní hodnoty. Funguje následovně:

1. **Tréninková fáze:** Na základě trénovacích dat pro každý porovnávací modul vygeneruje *matici záměn*, která odráží vlastnosti daného modulu – kolik vzorků chybně a správně přijal a kolik chybně a správně odmítl.

2. **Výpočet posteriorní pravděpodobnosti:** Pomocí Bayesova pravidla je pro vstupní vzorek na základě matice záměn a apriorních pravděpodobností vypočítána posteriorní pravděpodobnost obou tříd.

3. **Rozhodnutí:** Za výsledné rozhodnutí je vybrána třída s nejvyšší posteriorní pravděpodobností.

Prostor znalostí chování

Tato metoda se využívá u identifikačních systémů. Má opět trénovací fázi, při které se generuje vyhledávací tabulka, která mapuje veškeré možné kombinace rozhodnutí od jednotlivých rozhodovacích modulů na výsledné rozhodnutí systému. Tabulka 3.3 je ukázkou tvorby vyhledávací tabulky.

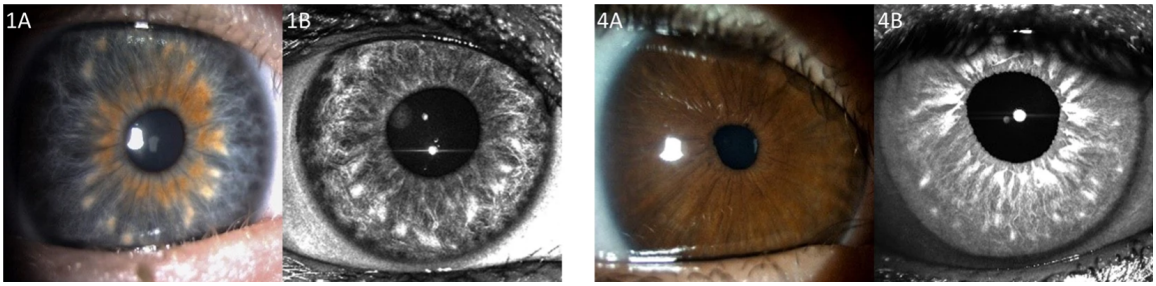
Tabulka 3.3: Ukázka vyhledávací tabulky vytvořené v trénovací fázi metody informační fúze pomocí prostoru znalostí chování. Jedná se o jednoduchý multibiometrický systém se dvěma rozhodovacími moduly a třemi zaregistrovanými uživateli. Tabulka obsahuje všechny možné kombinace rozhodnutí jednotlivých rozhodovacích modulů (levý sloupec) a k nim přiřazený počet instancí, kdy k tomuto výsledku došlo pro jednotlivé uživatele. Každý z uživatelů má v trénovací sadě přesně 100 instancí. Systém jako výslednou identitu vybírá uživatele s nejvyšším počtem instancí. Tabulka převzata a upravena z [28].

Rozhodnutí jednotlivých modulů $[c_1, c_2]$	**Počet instancí pro jednotlivé uživatele** $[u_1, u_2, u_3]$	**Výsledné rozhodnutí**
Alice, Alice	30, 2, 4	Alice
Alice, Bob	12, 38, 5	Bob
Alice, Charlie	23, 10, 23	Alice, Charlie
Bob, Alice	0, 0, 0	Alice, Bob, Charlie
Bob, Bob	6, 25, 11	Bob
Bob, Charlie	3, 12, 21	Charlie
Charlie, Alice	19, 8, 6	Alice
Charlie, Bob	3, 3, 3	Alice, Bob, Charlie
Charlie, Charlie	4, 2, 27	Charlie

Jakmile je výsledná tabulka vytvořena, systém se na základě výsledku jednotlivých rozhodovacích modulů $[c_1, c_2, \ldots, c_M]$ podívá do tabulky, jakou identitu má zvolit. Operace systému je po natrénování tedy velice jednoduchá. Trénovací fáze však vyžaduje veliké množství trénovacích dat, obzvlášť u systémů s velkým počtem rozhodovacích modulů a zaregistrovaných uživatelů.

3.5 Rozpoznávání podle duhovky

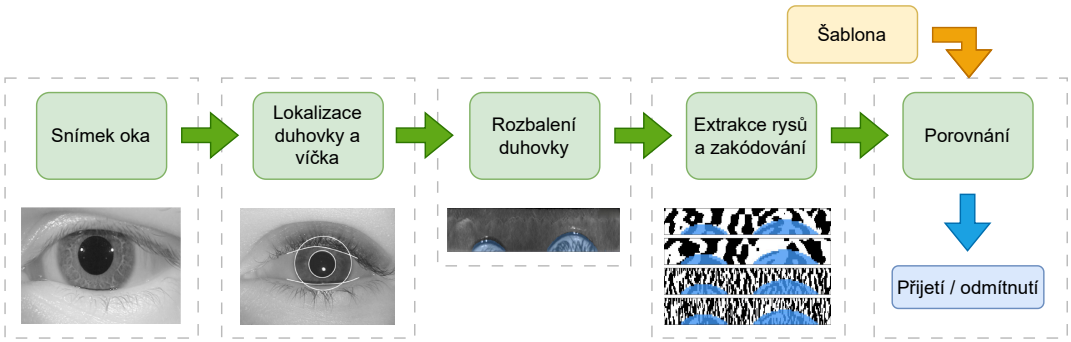
Jak je uvedeno v kapitole 2, duhovka je kruhově uspořádaná svalovina zodpovědná za rozšiřování a zužování zornice. Právě svalovina dává duhovce charakteristickou strukturu, která nese značné množství informací, které se dají využít k rozpoznávání lidí. Na obrázku 3.10 je patrné, že struktura je ve viditelném spektru dobře rozeznatelná pouhým okem, přičemž blízké infračervené spektrum odhaluje ještě jemnější detaily.



Obrázek 3.10: Srovnání snímků duhovky pořízených ve viditelném spektru (snímky označené A) a v blízkém infračerveném spektru (snímky s označením B). Převzato a upraveno z [25].

Duhovka, jako součást oka, by mohla na první pohled vyvolávat obavy z nízké uživatelské akceptace pro nasnímání. Moderní technologie však umožňují kvalitní nasnímání duhovky z dostatečně velké vzdálenosti, aby byl proces pro uživatele komfortní. Významnou výhodou duhovky je také konstantnost, jelikož její vývoj probíhá převážně v prvních šesti měsících života. Po osmém roce života dochází jen ke změně velikosti zornice. [9, 17]

Tato sekce se zaměřuje na princip fungování biometrických systémů pro rozpoznání podle duhovky. Jednotlivé podsekce popisují kroky algoritmu, jehož schéma je vidět na obrázku 3.11. Algoritmus vychází z prvního patentovaného a následně nasazeného přístupu, který v roce 2004 představil Dr. John Daugman ve svém odborném článku [10]. Ačkoli se může zdát, že je tento přístup již zastaralý, stále tvoří základ moderních systémů pro rozpoznávání podle duhovky.



Obrázek 3.11: Schéma biometrického systému pro rozpoznávání na základě duhovky, který popsal Dr. John Daugman [10]. Obrázky převzaty z [21, 3, 19] a upraveny.

3.5.1 Snímání

Zbarvení duhovky je způsobeno převážně molekulami melaninu ve stromatu: eumelanin 90 % (hnědočerná barva) a feomelanin 10 % (červenohnědá barva). Větší hustota melaninu pak způsobuje tmavě hnědé oči, zatímco jeho nižší hustota světle modré oči. Melanin absorbuje viditelné a ultrafialové světlo, ale reflektuje většinu infračerveného světla. Tyto spektrografické vlastnosti způsobují, že při nasnímání oka viditelným světlem jsou lépe viditelné vrstvy duhovky, ale zaniká informace o textuře. Při nasnímání infračerveným světlem se minimalizují odrazy a vynikne celá struktura duhovky. Z toho důvodu je preferovanou

technologií infračervené světlo, konkrétně NIR – near-infrared (blízké infračervené světlo). [3, 10]

NIR zastupuje elektromagnetické spektrum s vlnovou délkou 800 – 2500 nm [6]. Pro snímání duhovky se však nejčastěji využívá osvětlení o vlnových délkách mezi 700 a 900 nm, které se osvědčilo díky své schopnosti zřetelně zobrazit strukturu duhovky. Další výhodou NIR je, že lidské oko na toto záření nereaguje. Nasnímání tedy není pro uživatele nepříjemné a nedochází k nechtěným reakcím, jako je kontrakce svalů v duhovce a pohyb oka. Na druhé straně je také nutné zmínit, že NIR při vysoké intenzitě může poškodit tkáně oka. Musí se tedy hledět jak na regulaci intenzity světla, tak na dobu expozice oka tomuto záření. [3, 10]

Pro účely algoritmu, který bude popsán dál, musí být duhovka nasnímána v dostatečném rozlišení. Používají se monochromatické CCD kamery s minimálním rozlišením 70 pixelů na poloměr duhovky. Doporučeno je však 80 – 130 pixelů na poloměr. Některé systémy obsahují dvojici kamer, kde jedna širokoúhlá kamera slouží pro lokalizaci oka. Na základě informací z této kamery je pak ovládána otočná NIR kamera s úzkým úhlem záběru pro samotné nasnímání oka. [10]

S úspěšným nasnímáním se jednoznačně pojí také zdravotní stav duhovky. Onemocnění duhovky mohou zhoršit kvalitu nasnímaného vzorku nebo úplně znemožnit rozpoznání pomocí duhovky.

3.5.2 Lokalizace duhovky v obraze

Po úspěšném nasnímání oka dochází k prvnímu kroku Daugmanova algoritmu, a to sice k lokalizaci duhovky v obraze. Její hranice jsou hledány pomocí strategie *coarse-to-fine* (od hrubého po jemný). Je to iterativní metoda, kdy se z hrubého odhadu s malými iteracemi zvyšuje přesnost odhadu hranice duhovky až k jednotlivým pixelům. Tuto akci lze popsat operátorem [10]:

$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r}\, ds \right|, \tag{3.16}$$

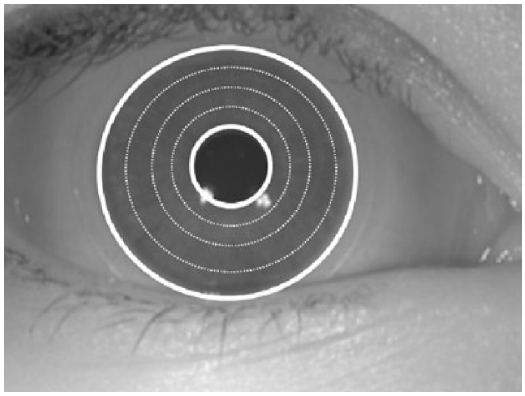
kde $I(x,y)$ označuje hrubý vstupní obrázek, ve kterém se hledá duhovka. Operátor prohledává doménu obrazu (x,y) a hledá maximum v parciální derivaci rozmazaného obrazu vzhledem k rostoucímu poloměru r normalizovaného konturového integrálu $I(x,y)$ podél kruhu ds s poloměrem r a středovými souřadnicemi (x_0,y_0). $G_\sigma(r)$ je vyhlazovací funkce, jako například Gaussova funkce s měřítkem σ a symbol $*$ označuje konvoluci. Zjednodušeně by se dalo říct, že operátor funguje jako kruhový detektor hran, který iterativně od nejvíce rozmazaného obrázku (hrubý odhad) postupně k ostrému obrazu (jemný odhad) upřesňuje hranu zornice. [10]

Tento operátor lze využít k detekci vnější i vnitřní hranice, čímž umožňuje přesnou definici oblasti obsahující duhovku. Důležité je zmínit, že středy těchto kružnic se mohou lišit, jelikož zornice bývá často posunuta vůči středu duhovky. [10]

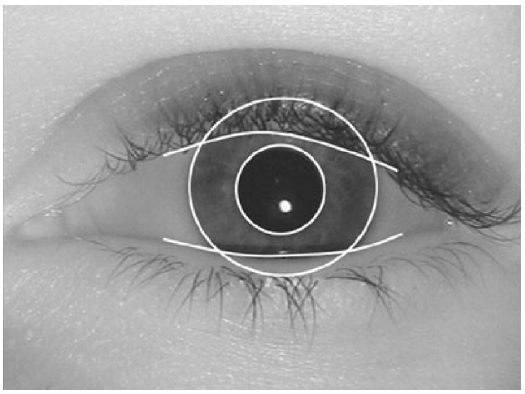
Obdobným způsobem se pak detekuje i horní a dolní strana víčka. Použije se stejný operátor pouze s drobnou úpravou. Namísto konturové detekce kruhu se použije konturová detekce oblouku a upraví se hodnoty parametrů.

3.5.3 Normalizace snímku duhovky

Jak již bylo zmíněno v sekci o snímání 3.5.1, při snímání oka může dojít k určitým inkonzistencím. Jednou z nich je různá kontrakce duhovky v závislosti na aktuálním osvětlení. Například při snímání ve dne bude duhovka staženější než při snímání večer. Stejný biome-



(a) Vizualizace iterativní lokalizace duhovky pomocí operátoru, který funguje jako kruhový detektor hran. Převzato z [3].



(b) Výsledek lokalizace duhovky, horního a dolního víčka. Převzato z [3].

Obrázek 3.12: Příklad detekované duhovky a víčka.

trický vzor duhovky může být tedy z různých snímání definován rozdílným počtem pixelů (duhovka je širší nebo užší). Z tohoto důvodu je nutné zavést normalizaci obrazu, která zajistí, aby byla duhovka definována konzistentně. Tedy stejným počtem pixelů, kde každý definuje určitou část duhovky.

Daugman pro tyto účely popsal *Model hrubého zarovnání* (v anglické literatuře *Rubber Sheet Model*), který nezávisle na velikosti zornice převádí každý bod na duhovce z kartézských souřadnic (x, y) do polárních souřadnic (r, θ), kde r je v intervalu $[0, 1]$ a θ je úhel v intervalu $[0, 2\pi]$. Toto mapování je zobrazeno na obrázcích 3.13 a lze je vyjádřit jako [10]:

$$I(x(r,\theta), y(r,\theta)) \rightarrow I(r,\theta) \tag{3.17}$$

kde $x(r,\theta)$ a $y(r,\theta)$ jsou lineární kombinace bodů na vnitřním okraji duhovky $(x_p(\theta), y_p(\theta))$ a bodů na vnějším okraji duhovky $(x_s(\theta), y_s(\theta))$. Tyto hranice byly určeny při lokalizaci pomocí operátoru 3.16. Body pak lze definovat jako [10]:

$$x(r,\theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta), \tag{3.18}$$

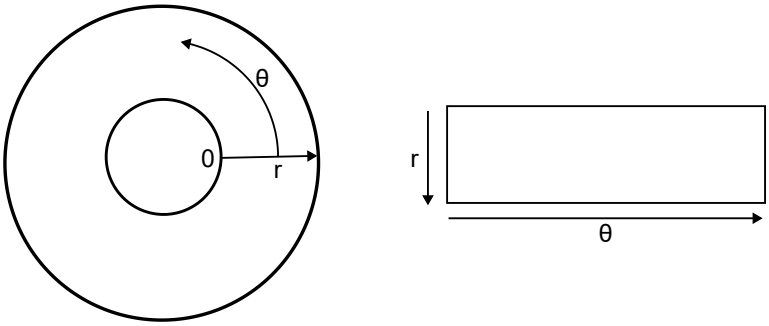
$$y(r,\theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta). \tag{3.19}$$

Díky normalizaci je systém invariantní vůči pozici a velikosti duhovky v obraze, a zároveň dokáže správně fungovat i u uživatelů, jejichž zornice jsou excentrické vůči středu duhovky. Tento přístup však neřeší rotační nekonzistenci, která nevyhnutelně vzniká při naklánění hlavy uživatele. Ta je kompenzována až při samotném porovnávání vyextrahovaných vzorů, jak je popsáno v podsekci 3.5.5.

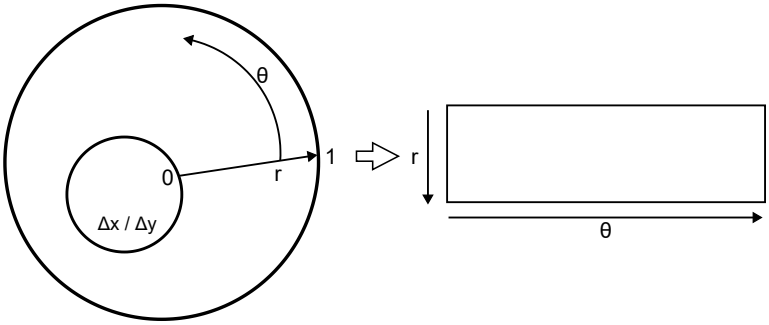
3.5.4 Extrakce rysů

Extrakce rysů duhovky se provádí procesem kódování, při kterém jsou rysy duhovky převedeny do unikátního binárního kódu reprezentujícího její strukturu. Při kódování se normalizovaný obraz duhovky demoduluje pomocí dvourozměrných Gaborových vlnek. Gaborovu vlnku lze chápat jako filtr, který zachycuje informace o texturách a vzorech v obrazu. Jelikož je obraz po normalizaci převedený do polárních souřadnic, lze filtr definovat jako [21]:

$$H(r,\theta) = e^{-j\omega(\theta_0-\theta)} e^{-(r_0-r)^2/\alpha^2} e^{-j(\theta_0-\theta)^2/\beta^2}, \tag{3.20}$$



(a) Varianta normalizace, kde jsou středy duhovky a zornice stejné.



(b) Varianta normalizace, kde je střed zornice excentrický vůči středu duhovky.

Obrázek 3.13: Vizualizace normalizace obrazu duhovky pomocí Daugmanova modelu hrubého zarovnání. Převzato z [21] a upraveno.

kde (r, θ) označují pozici v polárních souřadnicích; α a β jsou parametry Gaborových vlnek určující efektivní výšku a délku na duhovce; ω označuje frekvenci filtru; dvojice (r_0, θ_0) označují polární souřadnice konkrétní vybrané oblasti duhovky, se kterou se aktuálně počítá. Celou demodulaci a fázovou kvantizaci duhovky lze pak pomocí filtru vyjádřit jako [21]:

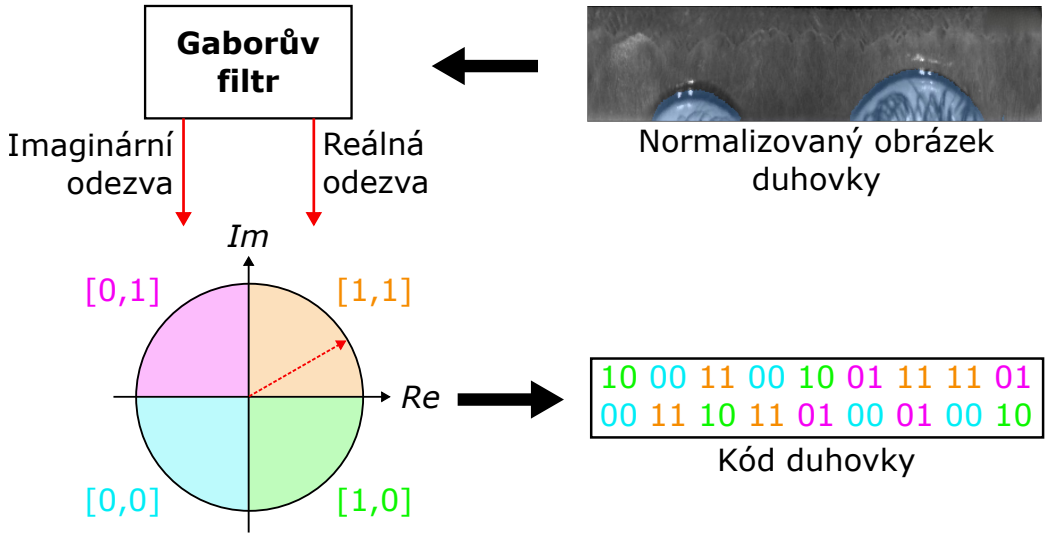
$$h_{\{Re,Im\}} = sgn_{\{Re,Im\}} \int_{\rho} \int_{\phi} I(\rho, \phi) H(\rho, \phi) \rho d\rho d\phi, \tag{3.21}$$

kde $I(\rho, \phi)$ je snímek duhovky v polárním souřadném systému a $h_{\{Re,Im\}}$ je komplexně ohodnocený bit, kde reálná a imaginární hodnota je buď binární jednička nebo nula. [10, 12]

Výsledkem této operace je kód reprezentující duhovku obsahující 2048 bitů. Pro účely následného porovnání je však nutné vygenerovat pro tento kód šablonu se stejným rozlišením, která určuje oblasti duhovky zakryté očním víčkem. Celý proces extrakce je graficky reprezentován na obrázku 3.14.

3.5.5 Porovnávání

Kódy duhovek vytvořené postupem popsaným v minulé podsekci 3.5.4 jsou pro účely rozpoznávání porovnávány testem statické nezávislosti. Tento test se provádí pomocí výpočtu Hammingovy vzdálenosti mezi předloženými kódy duhovky. Hammingova vzdálenost mezi dvěma kódy je dána sumou exkluzivních součtů mezi jednotlivými bity kódů. Hammingovu



Obrázek 3.14: Grafická reprezentace procesu extrakce rysů z normalizovaného snímku sítnice.

vzdálenost lze vyjádřit jako [10, 21]:

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} A_j \oplus B_j, \tag{3.22}$$

kde:

- HD je Hammingova vzdálenost porovnávaných kódů
- A a B představují binární kódy duhovek, přičemž A_j je j-tý bit kódu A a obdobně pro B_j
- N je celkový počet bitů v jedné šabloně, které jsou použity pro výpočet

Je třeba zdůraznit, že tento výpočet je nutné provádět pouze nad bity z oblastí, které nejsou zakryté víčkem oka, jinak by porovnávání nefungovalo správně. Toho lze dosáhnout předzpracováním na základě masky vytvořené během generace kódu. Také je potřebné adekvátně upravit hodnotu N z předchozí rovnice. U duhovek, které nejsou ani částečně zakryté očním víčkem, je hodnota $N = 2048$. [21]

Porovnávané kódy jsou statisticky nezávislé, pokud je Hammingova vzdálenost nižší než předem určená prahová hodnota η. Každý systém může mít hodnotu η nastavenou jinak. Obecně lze však říci, že čím je Hammingova vzdálenost blíže 0, tím je větší pravděpodobnost, že jsou porovnávané kódy vygenerované ze stejné duhovky.

Pokud by porovnávací modul operoval pouze tak, jak bylo doposud popsáno, tak by měl významně vyšší *míru chybného odmítnutí*, než by bylo očekáváno. To z toho důvodu, že systém stále není invariantní vůči rotaci duhovky v nasnímaném obraze. Pro dosažení invariance vůči rotaci duhovky v obraze je při porovnávacím procesu iterativně posouván jeden z kódů doprava nebo doleva a pokaždé je vypočítána Hammingova vzdálenost. Za výslednou vzdálenost je považována nejnižší ze zjištěných hodnot.

3.6 Rozpoznávání podle sítnice

Rozpoznávání na základě sítnice využívá unikátní vzor cév nacházejících se na sítnici oka k rozpoznání jedince. Tento přístup k rozpoznávání je považován za vysoce přesný a spolehlivý, jelikož vzor cév je u každého člověka neměnný a je považován za jedinečný.[13] Biometrické systémy postavené na této metodě jsou ale poměrně drahé, a kvůli způsobu snímání mají také špatnou uživatelskou přijatelnost k používání. V důsledku toho není rozpoznávání podle sítnice v současné době používáno v praxi a existuje také menší množství výzkumných prací, které se mu věnují.

3.6.1 Snímání

Pro snímání duhovky se nejčastěji používá fundus kamera, znázorněná na obrázku 3.15. Ta umožňuje nasnímání téměř celé zadní části oka, ve které se sítnice nachází. Jak je vidět na obrázku 3.16, kamera produkuje barevné snímky, na kterých je dobře zachycena vaskulární struktura, slepá a žlutá skvrna. Tato snímací metoda má také značné nevýhody. Pro nasvětlení sítnice používá silné bílé světlo, které zapříčiňuje nepohodlí uživatelů během snímání. Pro nasnímání musí mít uživatel hlavu stabilně položenou velice blízko kamery, což může v uživatelích vyvolávat strach z nasnímání. Nezanedbatelná je také velmi vysoká cena.

Obrázek 3.15: Příklad moderní fundus kamery, která se využívá ke snímání sítnice. Obrázek převzat z [20].

Obrázek 3.16: Snímek zachycující sítnici pomocí fundus kamery. Obrázek převzat z databáze EBD_RET poskytnuté vedoucím práce a upraven.

3.6.2 Extrahované rysy

Extrakční metody se pro účely rozpoznávání lidí na základě sítnice dělí na [18]:

Metody založené na vaskulárních rysech zaměřují se na extrakci rysů popisujících přímo strukturu krevního řečiště na sítnici. Mezi tyto rysy patří bifurkace, koncové body cév a křížení cév. Tato metoda je populárnější a výsledné extrahované rysy je

možné manuálně kontrolovat například odborným posudkem oftalmologa. Nevýhodou těchto metod je nutná segmentace krevního řečiště, která bývá časově náročná.

Metody založené na nevaskulárních rysech zaměřující se na extrakci rysů strukturálních vlastností snímku sítnice jako jsou jas, kontrast nebo strukturální znaky. Některé vědecké práce popisují systémy, které využívají rysy definující například hrany detekované v obraze nebo diskrétní Furieorvo spektrum. Jelikož tyto metody nevyžadují segmentaci obrazu, tak jsou často výpočetně jednodušší. Většinou ale nenabízejí stejnou přesnost jako systémy založené na vaskulárních rysech.

Tato práce se zaměřuje na metody založené na vaskulárních rysech. Jak již bylo uvedeno, tak pro tyto metody mezi extrahované rysy patří bifurkace, křížení cév a její koncové body. Bifurkace a křížení bývají na obrazu vůči sobě nerozpoznatelné, proto se označují jako stejný typ rysu. Ukončení cév je ve srovnání například s krevním řečištěm prstu velice pozvolné, a je tedy často těžké určit přesný bod ukončení. Z tohoto důvodu některé metody tento typ rysu nepoužívají. [30]

3.6.3 Segmentace krevního řečiště

Ve článcích [4] a [22] autoři představují efektivní algoritmy pro segmentaci krevního řečiště za pomoci přizpůsobených filtrů (anglicky *Matched filters*). Celý proces segmentace lze rozdělit do 3 kroků:

- filtrování metodou přizpůsobených filtrů za účelem zvýraznění cév,
- prahování pro získání binární reprezentace struktury cév,
- zlepšení kvality a odstranění šumu.

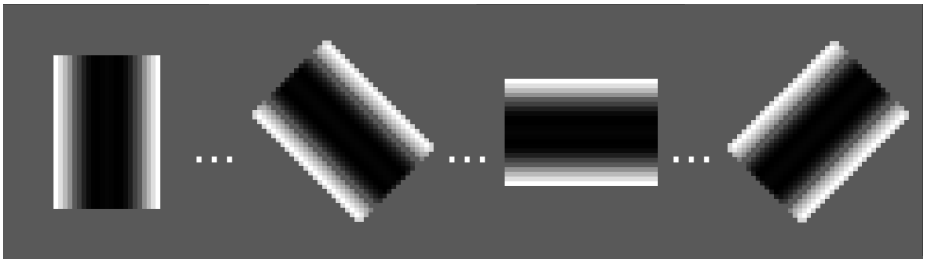
Filtrování přizpůsobenými filtry

Filtrace přizpůsobenými filtry funguje na principu porovnávání lokálních oblastí obrazu s vytvořenými filtračními maskami. Porovnávání se provádí pomocí konvoluce snímku sítnice s konvolučním jádrem filtrační masky.

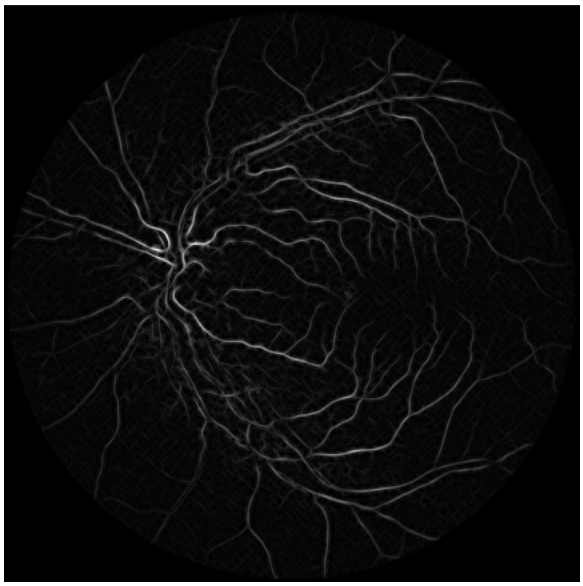
Masky jsou tvořeny na základě znalosti jasových profilů segmentů cév v zeleném kanálu snímku sítnice. Tyto profily lze obvykle aproximovat pomocí jedné nebo více Gaussových křivek. Jelikož cévy mají pro různou tloušťku jiné jasové profily, je nutné těchto masek vytvořit více.

Vytvořené masky je následně nutné rotovat do různých směrů, tak aby při konvoluci byly zachyceny cévy všech orientací. Rotace se obvykle dělá s kroky 9° – 15° do celkové rotace 180°, tedy $12 - 20$ různých reprezentací jedné masky. Příklad takto vygenerovaných masek lze vidět na obrázku 3.17.

Se všemi verzemi šablon je následně provedena konvoluce snímku sítnice. Výsledné odezvy ze všech konvolucí je poté třeba spojit do jednoho záznamu. To se dělá tím způsobem, že pro každý pixel je vybrána lokálně maximální odezva ze všech filtrovaných odezev. Tato kombinovaná maximální odezva, která může vypadat například jako na obrázku 3.18, vyjadřuje pravděpodobnost, že daný pixel obsahuje cévu. Vyšší hodnota naznačuje přítomnost cévy, zatímco nižší hodnota nepřítomnost.



Obrázek 3.17: Příklad rotovaných masek pro účely přizpůsobené filtrace snímku sítnice.



Obrázek 3.18: Příklad kombinované maximální odezvy z přizpůsobené filtrace.

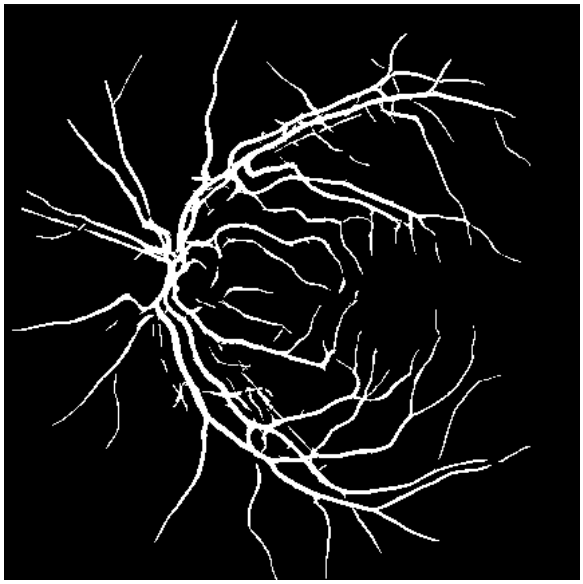
Prahování odezvy přizpůsobené filtrace

Výsledný obraz odezvy filtrace přizpůsobenými filtry je nutné převést do binární reprezentace. To lze provést vhodnou prahovací metodou. Využívají se buď metody založené na entropii nebo Otsu metoda [23]. Výsledkem prahování je binární obraz viditelný na obrázku 3.19, kde pixely s hodnotou 1 označují přítomnost cévy, zatímco pixely s hodnotou 0 indikují pozadí. Cílem této fáze je potlačit odezvy vzniklé šumem nebo jinými strukturami na sítnici.

Výsledek prahování dobře reprezentuje strukturu krevního řečiště. Cévy ve struktuře mohou obsahovat díry a některé pixely mohou být špatně klasifikovány. To způsobuje na obrázku šum, který je třeba odstranit. [4]

Zlepšení kvality a odstranění šumu

Binární struktura krevního řečiště je vylepšena aplikací morfologických operací pro ucelení děr v cévách. Šum, který vznikl při prahování, je možné odstranit pomocí morfologických operací nebo na základě délkového filtrování. Délkové filtrování je založeno na konceptu propojených pixelů. Propojené pixely jsou považovány za jednotlivé objekty v obraze. Ty lze filtrovat na základě jejich velikosti (obsahu pixelů). Objekty s malým obsahem jsou považovány za artefakty nebo šum a jsou ze snímku odstraněny. [4]



Obrázek 3.19: Výsledek prahování pomocí Otsu metody.

Výsledná struktura může být dále vylepšena doplněním zjevně chybějících částí cév, které z nějakého důvodu nebyly detekovány. Jedná se hlavně o krátké segmenty tenčích cév. Doplnění lze udělat na základě podmínek konektivity koncových bodů cév. Prohledává se okolí každého koncového bodu ve směru očekávaného pokračování cévy a pokud je v něm nalezen další koncový bod, jsou spolu oba body lineárně spojeny. [22]

3.6.4 Lokalizace markantů

V segmentované struktuře krevního řečiště je následně nutné detekovat místa, ve kterých dochází k bifurkaci a ukončení cév. Pro tyto účely se struktura ztenčuje pomocí morfologických operací nebo iterativní metodou ztenčení, kterou popsal *Zhang-Suen* [38]. Výsledkem je v obou případech struktura zeštíhlena na jeden pixel. V této reprezentaci struktury je následně značně snazší vyhledávat markanty.

Místa bifurkací se v zúžené struktuře vyhledávají na základě analýzy osmi-okolí každého pixelu. Pokud jsou v jeho okolí nalezeny více než 2 pixely, pak je pixel označen za místo bifurkace. V závislosti na použité metodě ztenčení může docházet k vícenásobné detekci bifurkace. Z toho důvodu je během procesu detekce kontrolováno, zdali v blízkém okolí pixelu už není bifurkace jednou detekována.

Místa ukončení cév se rovněž detekují analýzou osmi-okolí každého pixelu. Pokud se v okolí daného pixelu nachází právě jeden sousední pixel, je tento pixel označen jako ukončení cévy. Většina biometrických systémů však tento typ markantu nepoužívá, jelikož jsou konce cév na snímcích velmi pozvolné a je tedy těžké detekovat přesné místo ukončení.

Pro účely porovnání dvou vzorků sítnice je obvyklé převést lokalizované markanty do souřadného systému s odpovídajícím středem a osou zarovnání. Za střed souřadného systému je možné zvolit střed slepé skvrny a za osu zarovnání přímku mezi středem slepé skvrny a středem žluté skvrny [30]. Pozice markantů, které jsou transformovány do tohoto souřadného systému, reprezentují biometrickou šablonu sítnice.

Kapitola 4

Návrh

Cílem této práce je vytvořit aplikační část multimodálního systému pro rozpoznávání lidí na základě sítnice a duhovky. Aplikace umožní registraci, verifikaci i identifikaci uživatelů. Pro registraci budou vždy vyžadovány obě modality. Verifikaci a identifikaci bude možné provádět buď na základě jedné z modalit, nebo obou naráz.

Aplikace nebude přímo napojená na hardwarové senzory, ale bude přijímat vstupní obrázky sítnice a duhovky přes uživatelské rozhraní. Napojení přímo na senzory a vytvoření senzorového modulu spolu s komplexnějším uživatelským rozhraním je možností budoucího rozšíření.

4.1 Informační fúze

Při rozpoznávání na základě sítnice i duhovky zároveň je nutné kombinovat informace z obou podsystémů. Je tedy nutné určit, na jaké úrovni bude probíhat informační fúze a jaké konkrétní metody se pro její implementaci použijí.

4.1.1 Úroveň informační fúze

Výběr úrovně, na které se bude provádět informační fúze, je zásadním předmětem návrhu celého systému. Je nutné zvolit takovou úroveň, ve které je dostatek informací, se kterými lze fúzi provádět. Zároveň ale musí být informace z jednotlivých subsystémů vhodné pro kombinaci.

Informační fúze na úrovni senzorů není určena pro kombinaci informací z více modalit. Tuto možnost tedy není nutné zvažovat. Fúze na úrovni extrahovaných rysů by bylo možné použít pouze v případě, že jsou extrahované rysy z jednotlivých modalit kompatibilní pro kombinaci. V případě mojí aplikace jsou extrahované rysy v subsystému duhovky reprezentovány jako binární kód konstantní délky, zatímco v subsystému sítnice jako množina polárních souřadnic (r, θ) předem neznámé délky. Navíc rysy sítnice a duhovky mezi sebou nemají známou přímou závislost. Z toho důvodu není tato fúze vhodná.

Další možností je informační fúze na úrovni skóre. Jak je zmíněno v 3.4, tento přístup je první ze skupiny *fúze po porovnání*, kde dochází ke značné redukci informací, se kterými lze pracovat. I přesto je ale v praxi tento přístup nejčastější a přináší dobré výsledky.

Poslední možností je fúze na úrovni rozhodnutí, která však přináší pouze zjednodušení implementace za cenu dalšího snížení informační hodnoty.

Pro identifikační část systému je také nutné zvážit použití fúze na úrovni pořadí. Tento přístup ale dle mého názoru opět nepřináší dostatečné výhody, které by kompenzovaly další ztrátu informací oproti fúzi na úrovni skóre.

Z výše uvedených důvodů bude tedy jak pro verifikaci, tak pro identifikaci použita fúze na úrovni skóre.

4.1.2 Metoda fúze

Pro informační fúzi na úrovni skóre je možný výběr ze 3 metod, které jsou popsány v 3.4.3. Při výběru hrají klíčovou roli dostupné databáze jednotlivých modalit, které je možné využít v trénovací fázi vývoje aplikace. Metody *fúze založené na hustotě pravděpodobnosti* a *fúze založené na klasifikátoru* vyžadují nejen dostatečný počet záznamů, ale také rovnováhu mezi případy právoplatného a neprávoplatného rozpoznání pro úspěšné natrénování modelů. Metoda *fúze založené na transformaci* nevyžaduje takové množství trénovacích dat jako předchozí metody, jelikož potřebuje pouze znát hrubý odhad distribuce právoplatných a neprávoplatných vzorků.

Databáze snímků duhovek a sítnic jsou dostupné dvě pro každou z modalit. Celkový počet snímků v jednotlivých databázích je zmíněn v kapitole implementace v tabulce 5.1. Na základě těchto znalostí je zvolena fúze založená na klasifikátoru. Jelikož není zcela jisté, zda budou dostupná data stačit pro natrénování spolehlivého klasifikátoru, tak bude implementována i metoda fúze založená na transformaci. Vlastnosti systému v závislosti na použité metodě budou následně porovnány v experimentech 6.

Vhodný typ klasifikátoru a normalizační funkce bude zvolen až během implementace v závislosti na analyzovaných datech.

4.2 Návrh systému

Systém bude rozdělen do dvou subsystémů a několika modulů. Grafickou reprezentaci hlavní struktury systému lze vidět na obrázku 4.1. Jak bylo zmíněno, tak systém nebude přímo napojený na senzory. Senzorové moduly tedy nejsou jeho součástí.

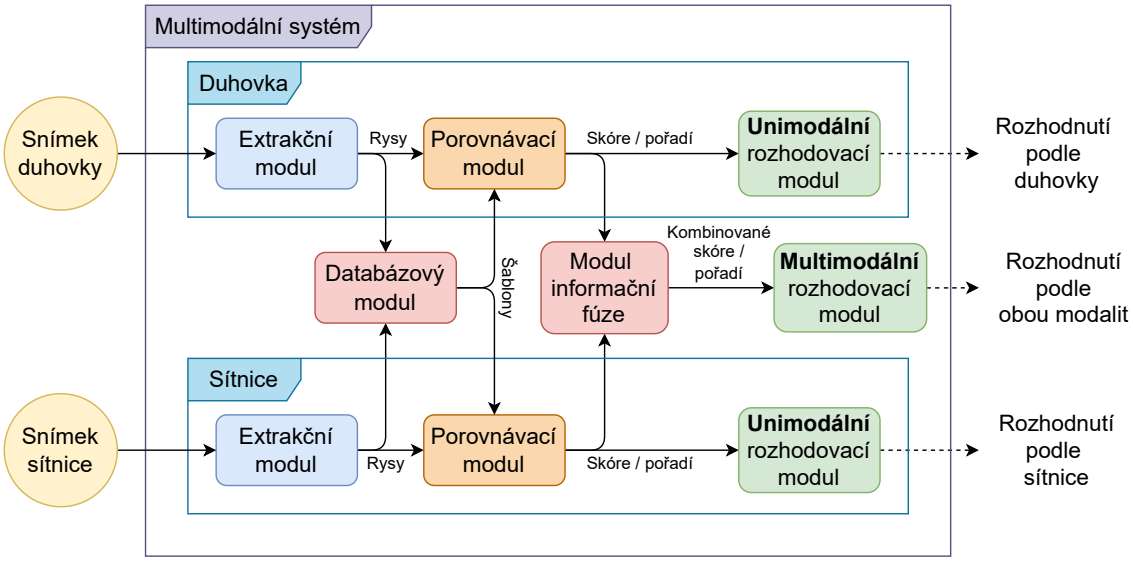
4.2.1 Subsystém rozpoznání podle duhovky

Tento subsystém zapouzdřuje proces rozpoznávání osob na základě duhovky. Dokáže provést celý rozpoznávací proces sám, případně poskytnout informace modulu informační fúze.

Extrakční modul duhovky

Extrakční modul přijímá na vstupu snímek duhovky. Je rozdělen do několika podmodulů, které vycházejí ze struktury biometrického systému pro rozpoznávání na základě duhovky, tak, jak je popsán v 3.5. Jeho schéma a vysvětlení jednotlivých modulů je vidět na obrázku 4.2.

Pro implementaci tohoto modulu bude využita knihovna *Iris Recognition Inference System* [37]. Tato knihovna, jak je zmíněno v sekci 5.1, nabízí metody pro implementaci celé extrakční části biometrického systému a vychází z principů popsaných v sekci 3.5.



Obrázek 4.1: Diagram reprezentující hlavní strukturu systému. Celkově se systém skládá ze dvou velkých subsystémů: jeden pro rozpoznávání na základě duhovky a druhý na základě sítnice. Tyto subsystémy se dále dělí na standardní moduly podle obecného modelu biometrického systému (viz sekce 3.1). Tyto subsystémy mohou fungovat soběstačně v režimu rozpoznávání na základě jedné modality. V případě obou modalit jsou v modulu informační fúze kombinovány informace z obou subsystémů a předány rozhodovacímu modulu.

Porovnávací modul duhovky

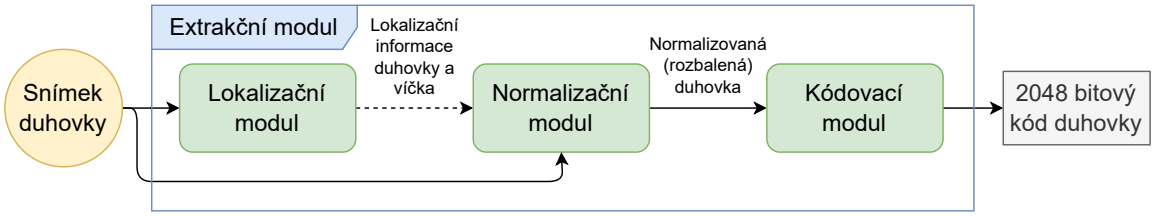
Porovnávací modul funguje ve dvou režimech: verifikace a identifikace. Na vstupu přijímá v případě verifikace extrahované rysy z extrakčního modulu a šablonu reprezentující testovanou identitu z databázového modulu. V případě identifikace se bude porovnávací algoritmus provádět nad všemi záznamy v databázovém modulu. Na výstup posílá v případě verifikace výsledné skóre porovnání a v případě identifikace posloupnost možných identit včetně jejich skóre porovnání.

Porovnání šablon bude probíhat na základě Hammingovy vzdálenosti s iterativním posouváním jedné ze šablon, tak jak je popsáno v sekci 3.5.5.

Unimodální rozhodovací modul duhovky

Rozhodovací modul tohoto podsystému bude mít rozhodovací právo v případě, že je očekáváno rozpoznání pouze na základě duhovky. Na jeho vstupu je v případě verifikace skóre porovnání a v případě identifikace posloupnost identit s jejich ohodnocením skóre. Na výstup je v případě verifikace třída, do které je uživatel zařazen (*právoplatný* / *neprávoplatný*). V případě identifikace je na výstupu posloupnost identit, které byly vyhodnoceny jako právoplatné.

Modul rozhoduje o právoplatnosti uživatelů na základě rozhodovacího prahu η. Pokud je skóre porovnání lepší než rozhodovací práh, pak je uživatel považován za právoplatného. V opačném případě je považován za neprávoplatného. Rozhodovací práh musí být nakonfigurován tak, aby se hodnoty metriky spolehlivosti FMR a FNMR pohybovaly mezi ZeroFNMR a ZeroFMR. Tyto metriky jsou popsány v sekci 3.2.2.



Obrázek 4.2: Návrhové schéma extrakčního modulu v subsystému pro rozpoznávání na základě duhovky. Podmoduly odpovídají jednotlivým etapám extrakce rysů, tak jak je popsáno v sekci 3.5. Lokalizační modul obstarává lokalizaci sítnice a víčka v obraze duhovky. Normalizační modul na základě informací z lokalizačního modulu normalizuje (rozbalí) duhovky z obrazu. Kódovací modul z normalizovaného obrázku duhovky generuje 2048 bitový kód reprezentující rysy duhovky.

4.2.2 Subsystém rozpoznání podle sítnice

Rozpoznávání na základě sítnice není v praxi využíváno, a proto ani neexistují volně dostupné implementace. Tato biometrika bude tedy jednou z hlavních implementačních částí této práce.

Extrakční modul sítnice

Rysy, které budou extrahovány a následně použity pro rozpoznávání, jsou bifurkace a křížení cév v krevním řečišti sítnice. Tyto rysy jsou vůči sobě v obraze nerozeznatelné, a proto budou dále označovány pouze jako bifurkace. Šablona sítnice bude tedy tvořena množinou souřadnic definujících pozici bifurkací na snímku duhovky. Souřadnice budou převedeny z kartézského souřadného systému do polárního souřadného systému. Středem tohoto systému bude slepá skvrna a orientace osy bude definována jako přímka protínající střed slepé a žluté skvrny. Tento krok je nezbytný pro umožnění následného porovnávání šablon mezi sebou.

Celý proces extrakce rysů lze rozdělit na 6 částí:

1. předzpracování obrazu,
2. segmentace krevního řečiště,
3. zeštíhlení segmentovaných cév,
4. lokalizace bifurkací,
5. lokalizace slepé a žluté skvrny,
6. transformace souřadné soustavy.

Extrakční modul se tedy rozdělí na další podmoduly, které mají na starosti jednotlivé kroky extrakce rysů. Dále v textu jsou zmíněny základní principy, na kterých budou fungovat jednotlivé podmoduly. Detaily algoritmů jsou zmíněny až v implementační kapitole 5.

Prvním krokem extrakce rysů bude předzpracování obrazu za účelem zvýšení kontrastu cév vůči pozadí. Pracovat se bude pouze se zeleným kanálem barevného snímku, který nabízí nejlepší kontrast cév vůči pozadí. Kontrast cév lze následně vylepšit pomocí metody CLAHE

(Contrast limited adaptive histogram equalization), což je metoda adaptivní ekvalizace histogramu. Tato metoda má pro účely segmentace krevního řečiště ověřeně dobré výsledky [31].

Pro segmentaci krevního řečiště z předzpracovaného snímku bude využita technika přizpůsobených filtrů. Budou zjištěny jasové profily cév v dostupných databázích pro různé šířky cév. Na základě těchto zjištění budou vytvořeny filtrační masky, které se využijí pro konvoluci se snímkem.

Pro zeštíhlení segmentovaného krevního řečiště lze využít metodu Zhang-Suen zmíněnou v 3.6.4. Zeštíhlenou strukturu lze následně převést do grafové reprezentace, která umožní efektivnější prohledávání než reprezentace obrazová.

Slepá i žlutá skvrna mají na snímku sítnice kruhový tvar. V kontextu zeleného kanálu snímku má slepá skvrna oproti pozadí vyšší jasovou intenzitu, zatímco žlutá skvrna má nižší jasovou intenzitu. Budou tedy zjištěny jejich jasové profily a následně bude využita metoda šablonového porovnávání pro jejich lokalizaci. Jelikož slepou skvrnou prochází tlusté cévy, bude nutné obrázek nejprve předzpracovat tak, aby cévy neovlivňovaly výsledek filtrace. Toho lze docílit pomocí vhodných morfologických operací.

Po lokalizaci slepé a žluté skvrny a všech bifurkací mohou být kartézské souřadnice převedeny do zmíněného polárního souřadného systému. V této reprezentaci bude šablona připravena k porovnávání.

Porovnávací modul sítnice

Porovnávací modul sítnice určí míru odlišnosti mezi dvěma šablonami sítnic. Pro všechny bifurkace z jedné šablony vyhledává jejich protějšky v druhé šabloně. To, zdali bifurkace z jedné šablony odpovídá bifurkaci z druhé šablony, rozhodne na základě jejich euklidovské vzdálenosti. Pokud je jejich vzdálenost menší než vhodně nastavený práh, tak budou označeny za shodné. Počet bifurkací, u kterých nedošlo ke shodě, bude vydělen celkovým počtem bifurkací, čímž bude získána výsledná míra neshody.

Rozhodovací modul sítnice

Rozhodovací modul sítnice bude identický s rozhodovacím modulem duhovky. Rozdílný bude pouze rozhodovací práh.

4.2.3 Databázový modul

Databázový modul si bude udržovat záznamy o zaregistrovaných uživatelích. Tyto záznamy poté zpřístupní jednotlivým porovnávacím modulům. Záznam uživatele bude obsahovat:

- ID uživatele,
- jméno uživatele,
- šablonu duhovky,
- šablonu sítnice.

4.2.4 Modul informační fúze

Modul informační fúze bude kombinovat informace poskytnuté porovnávacími moduly obou subsystémů. Na vstupu očekává od obou subsystémů v případě verifikace skóre a v případě

identifikace posloupnost identit a jejich skóre porovnání. Na výstup při verifikaci poskytne kombinované skóre a v případě identifikace novou posloupnost identit s kombinovanými hodnotami skóre porovnání.

Informační fúze proběhne na úrovni skóre jak v režimu verifikace, tak v režimu identifikace. Jak bylo zmíněno v podsekci 4.1.2, tak pro informační fúzi budou implementovány metody: *fúze založená na transformaci* a *fúze založená na klasifikátoru*. Bude tedy možné nakonfigurovat, která z metod informační fúze se použije.

Tento modul bude zapouzdřovat i samotný proces trénování klasifikátoru pro fúzi založené na klasifikátoru. Trénování nebude samozřejmě nutné provádět při každém spuštění. Součástí bude udržení perzistence natrénovaného klasifikátoru a možnost přetrénování na jiné trénovací sadě.

Multimodální rozhodovací modul

Multimodální rozhodovací modul napojený na modul informační fúze bude mít rozhodovací právo v případě, že se rozhoduje na základě obou modalit. Jeho funkcionalita se opět mění na základě režimu systému. Samotné rozhodování bude probíhat principiálně stejně jako u subsystémů duhovky a sítnice. Pouze budou dynamicky nastaveny rozhodovací prahy v závislosti na použité informační fúzi.

4.3 Uživatelské rozhraní

Aplikace nebude v rámci této práce napojena na senzory. Bude poskytovat rozhraní příkazové řádky, přes které bude možné aplikaci ovládat a dávat vstup biometrickému systému. Vytvoření senzorového modulu, neboli napojení na senzory, a vytvoření sofistikovanějšího uživatelského rozhraní, jsou možným rozšířením nad rámec této práce.

Aplikace bude umožňovat tyto interakce s biometrickým systémem:

- registrace uživatele do systému,
- odebrání uživatele ze systému,
- verifikace uživatele,
- identifikace uživatele,
- volba typu biometriky – duhovka, sítnice, multimodální.
- změna metody informační fúze,
- nastavení rozhodovacích prahů.

Kapitola 5

Implementace aplikace

Tato kapitola se věnuje implementaci navrženého systému. Nejprve se zaměřuje na využité technologie a databáze, které byly klíčové nejen pro vývoj, ale i experimentaci. Dále jsou detailně popsány systémy pro rozpoznávání na základě sítnice a duhovky. Velká pozornost je věnována zejména extrakčnímu a porovnávacímu modulu pro rozpoznávání na základě sítnice.

Následně jsou popsány implementované metody informační fúze pro účely multimodálního rozpoznávání. Na závěr je stručně představeno uživatelské rozhraní, které umožňuje interakci s implementovanými systémy.

Text se často odkazuje na kapitolu 6, jelikož experimentace byla prováděna průběžně během vývoje jednotlivých systémů. Výsledky těchto experimentů sloužily nejen k ověření spolehlivosti, ale také k optimalizaci parametrů a úpravám rozpoznávacích mechanismů.

5.1 Využité technologie a databáze

Aplikace je implementována v programovacím jazyce Python, konkrétně ve verzi `3.9.0`. Kromě standardních Python knihoven byly využity i další externí knihovny, jejichž kompletní výpis se nachází v příloze A.

Knihovna, kterou je nutné zmínit, je *IRIS: Iris Recognition Inference System* [37]. Jedná se o knihovnu s otevřeným zdrojovým kódem, která poskytuje modely a nástroje pro rozpoznávání založené na základě duhovky. Nabízí nástroje pro lokalizaci duhovky v obraze, segmentaci, normalizaci, extrakci rysů i porovnání vygenerovaných šablon. Nástroje pro normalizaci, extrakci a porovnávání rysů vycházejí ze stejných principů, které jsou popsány v sekci 3.5. Pouze pro lokalizaci duhovky ve snímku a jeho předzpracování využívá pokročilejší metody. V mojí aplikaci je využita pro implementaci systému pro rozpoznávání na základě duhovky. Knihovna je dostupná jako Python balíček pod názvem *open-iris*.

5.1.1 Využité databáze

Pro účely testování správného nastavení rozhodovacích prahů a trénování klasifikátoru byly využity 4 databáze. Od vedoucího práce Ing. Lukáše Semeráda Ph.D. mi byly poskytnuty 2 databáze. Jedna obsahující snímky duhovek *EBD_IRIS* a druhá snímky sítnic *EBD_RET*. Třetí použitá databáze RIBD [29] je volně dostupnou databází snímků sítnice. Poslední databází je UBIRIS.v1 [26], která obsahuje kvalitní snímky duhovek ve viditelném spektru a fixním rozlišení 800 × 600 pixelů. Tabulka 5.1 obsahuje shrnující informace o jednotlivých

databázích. V tabulce je zmíněno i procentuální zastoupení nekvalitních snímků, které byly z databází vyřazeny.

Za nekvalitní snímky sítnice jsou považovány ty, které jsou rozmazané, obsahují příliš velké odlesky, nebo v nich slepá či žlutá skvrna nedosahuje dostatečného kontrastu vůči pozadí. Na těchto snímcích obvykle selhává hlavně systém pro lokalizaci slepé a žluté skvrny. Za nekvalitní snímky duhovky jsou považovány ty, které jsou rozmazané, nejsou zaostřené na duhovku, nebo vykazují výrazné odlesky na jejím povrchu.

Tabulka 5.1: Přehled použitých databází včetně počtu snímků a uživatelů, které obsahují, a dále vyhodnocení podílu kvalitních a nekvalitních snímků.

Databáze	**Počet snímků**	**Počet uživatelů**	**Kvalitní [%]**	**Nekvalitní [%]**
EBD_IRIS	671	110	90	10
EBD_RET	684	110	70	30
RIDB [29]	100	20	96	4
UBIRIS.v1 [26]	1214	241	95	5

5.2 Systém pro rozpoznávání na základě sítnice

Tato sekce se zaměřuje na implementaci systému pro rozpoznávání na základě sítnice. Nejprve popisuje jednotlivé algoritmy použité při extrakci rysů, následně se věnuje porovnávacímu algoritmu šablon a nakonec je zmíněno rozhodování o výsledcích verifikace a identifikace.

Systém očekává na vstupu snímky sítnic různých rozlišení, ve kterých jsou sítnice zachyceny kruhovým výřezem. Snímek je při přijetí oříznut a podvzorkován na rozlišení 1280×1280. Podvzorkování je prováděno za účelem udržení kompatibility systému i se snímky nižší kvality. Zároveň musí být rozlišení konstantní pro správné fungování konvolučních jader a filtrů, které se využívají při extrakci. Ze snímku se využívá pouze zelený kanál, jelikož nabízí nejlepší kontrast jak krevního řečiště, tak slepé a žluté skvrny. Veškeré odkazy na snímek sítnice uvedené dále v této sekci se vztahují k obrazu upravenému tímto způsobem.

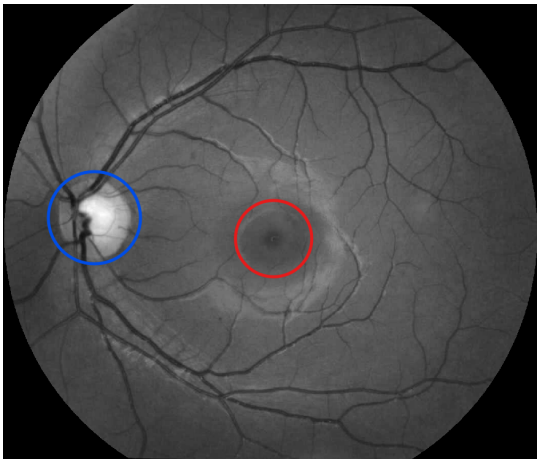
5.2.1 Lokalizace slepé a žluté skvrny

Pro lokalizaci slepé a žluté skvrny byl využit přístup založený na šablonovém porovnání, který čerpá ze znalostí o vzhledu těchto struktur na černobílých snímcích sítnice. Oba algoritmy sdílí stejnou základní logiku a liší se pouze v detailech.

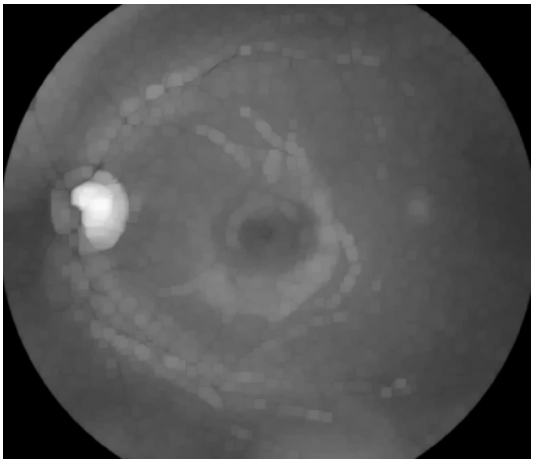
Snímek sítnice je nejprve normalizován pro zajištění konzistentního jasu mezi různými snímky sítnice. Normalizuje se pomocí lineární transformace rozsahu intenzit. Takto normalizovaný snímek lze vidět na obrázku 5.1a.

V normalizovaném snímku lze vidět, že slepá skvrna je kruh s vysokou intenzitou jasu, zatímco žlutá skvrna je kruhová struktura s nízkou intenzitou jasu ve středu, který se postupně ke kraji zvyšuje. Na základě těchto znalostí je možné vytvořit šablony, které lze vidět na obrázcích 5.2a a 5.2b.

Před samotným šablonovým porovnáním je nutné dále předzpracovat normalizovaný snímek. V případě lokalizace žluté skvrny je aplikováno pouze Gaussovo rozostření, díky kterému je snímek zbaven šumu a lokálních detailů, které by mohly způsobovat falešné

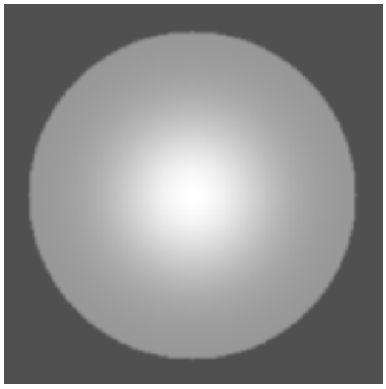


(a) Výsledek normalizace zeleného kanálu snímku sítnice. Na obrázku je zvýrazněna modrou barvou slepá skvrna a červenou barvou žlutá skvrna.

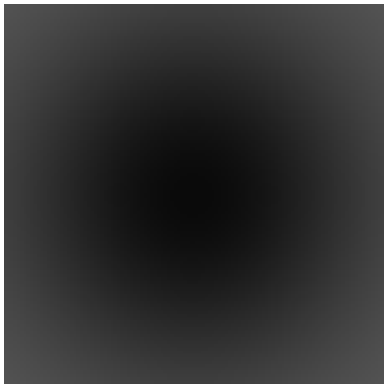


(b) Výsledek morfologické operace dilatace nad normalizovaným snímkem s aplikovaným Gaussovým rozostřením.

Obrázek 5.1: Vizualizace kroků předzpracování snímku sítnice pro účely lokalizace slepé a žluté skvrny.



(a) Šablona slepé skvrny.



(b) Šablona žluté skvrny.

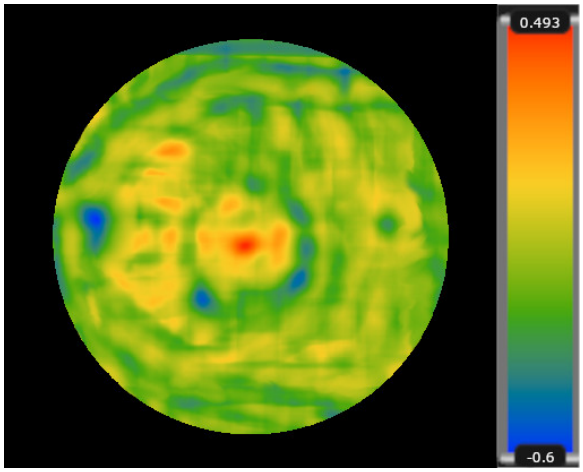
Obrázek 5.2: Šablony vytvořené za účelem detekce slepé a žluté skvrny ve snímku sítnice.

detekce. U lokalizace slepé skvrny je kromě Gaussova rozostření také aplikována morfologická operace dilatace, díky které se částečně vyhladí cévy, které zakrývají slepou skvrnu. Výsledek po této operaci lze vidět na obrázku 5.1b.

Po předzpracování snímku je jej možné porovnat s vytvořenými šablonami. Konkrétně je využita metoda `cv2.matchTemplate()` z knihovny *OpenCV* s porovnávací metodou normalizovaného korelačního koeficientu `cv2.TM_CCOEFF_NORMED`. Výsledek porovnání s maskou žluté skvrny je odezva, kterou lze vidět na obrázku 5.3. Na výsledku porovnání je následně provedeno prahování a detekce kontur. Kontura s největší plochou je považována za nalezenou skvrnu.

5.2.2 Předzpracování obrazu pro extrakci krevního řečiště

Snímek sítnice je předzpracován adaptivní ekvalizací histogramu CLAHE implementovanou metodou `createCLAHE` knihovnou `OpenCV`. Jak lze vidět na obrázku 5.4 tak tato metoda



Obrázek 5.3: Výsledek šablonového porovnání snímku sítnice s šablonu žluté skvrny.

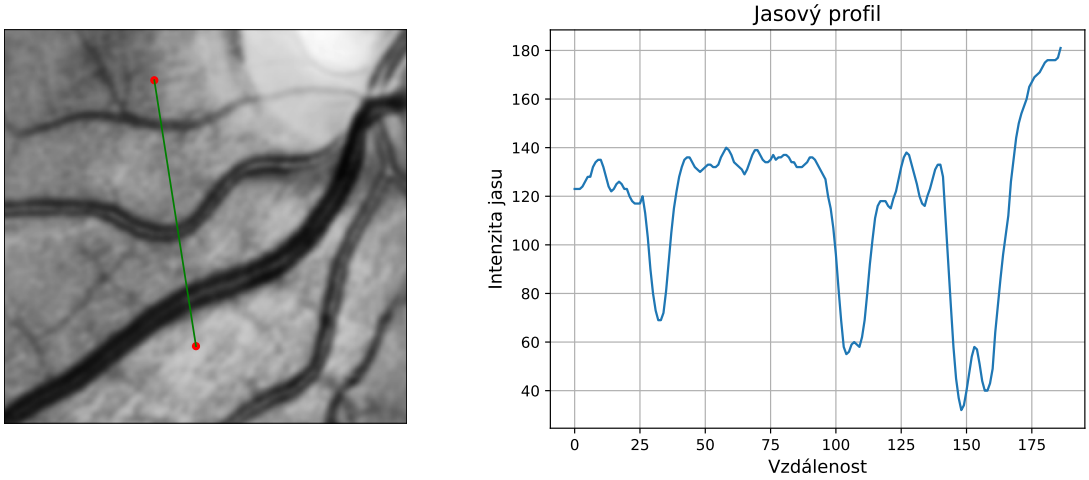
kvalitně zvyšuje kontrast krevního řečiště oproti pozadí. Způsobuje ale také poměrně velké množství šumu, který by způsoboval problémy v dalším zpracování. Z toho důvodu je na obrázek dále aplikováno Gaussovo rozmazání, které šum částečně potlačí.

Obrázek 5.4: Výsledek zlepšení kontrastu cév za pomoci CLAHE metody adaptivní ekvalizace histogramu.

5.2.3 Segmentace krevního řečiště

Segmentace krevního řečiště funguje na principu přizpůsobených filtrů. V první fázi vývoje bylo nejprve nutné zjistit, jaký jasový profil mají cévy v předzpracovaném snímku sítnice. Byly analyzovány snímky jak z databáze RIDB [29], tak EBD_RET. Ze snímků byly odebírány vzorky jasové intenzity v průřezu cév. Jak lze vidět na ukázce vzorku 5.5, tak užší cévy lze dobře aproximovat pomocí jedné Gaussovy funkce. Tlustší cévy mají ve svém středu světlou oblast, která je pravděpodobně způsobena odrazem světla.

Z analýzy jsem vyvodil, že bude vhodné vytvořit dva jasové profily cév. Jeden pro úzké a středně široké cévy, které lze aproximovat jednou Gaussovou funkcí podle vzorce 5.1 a druhý pro široké cévy, které lze aproximovat složením dvou Gaussových funkcí dle vzorce 5.2. Podobné aproximační funkce jsou využity i v publikaci [22].



Obrázek 5.5: Na levém obrázku je zvýrazněn průřez ve kterém byla zkoumána intenzita jasu. Na pravém je výsledný jasový profil.

$$f_1(x) = -\exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \tag{5.1}$$

$$f_2(x) = -A_1 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) + A_2 \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}\right) \tag{5.2}$$

Pro úzké a středně dlouhé cévy bylo nastaveno $\sigma = 2{,}7$ a funkce byla oříznuta na šířku 15 pixelů. Pro široké cévy byly nastaveny parametry $\sigma_1 = 6$, $\sigma_2 = 2$, $A_1 = 28$ a $A_2 = 9$ s oříznutím na šířku 22 pixelů. Průběh takto parametrizovaných funkcí lze vidět na obrázku 5.6.

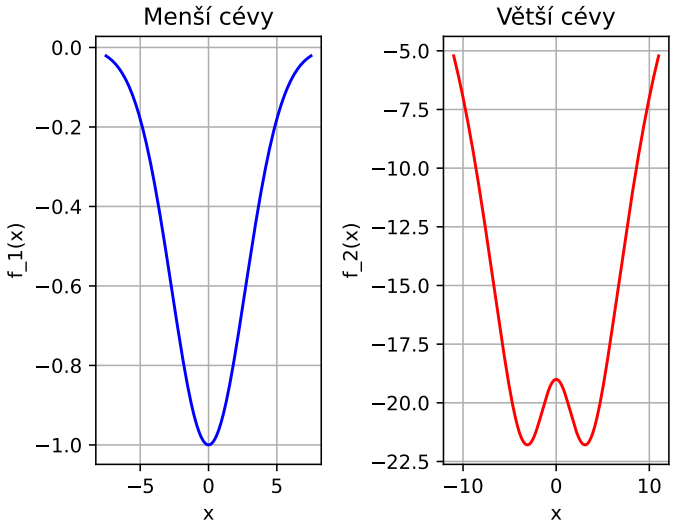
Z těchto jednodimenzionálních profilů byly následně vytvořeny dvoudimenzionální filtrovací masky zobrazené na obrázku 5.7.

S vytvořenými maskami je následně spuštěn proces přizpůsobených filtrů. Výsledek této operace, který lze vidět na obrázku 5.8a, je následně prahován pomocí metody Otsu [23]. Jelikož prahovaný obrázek obsahuje artefakty, je na něj aplikována morfologická operace uzavření a následné vyčištění drobných objektů na základě analýzy velikosti kontur. Výsledek segmentace v podobě binární reprezentace krevního řečiště lze vidět na obrázku 5.8b.

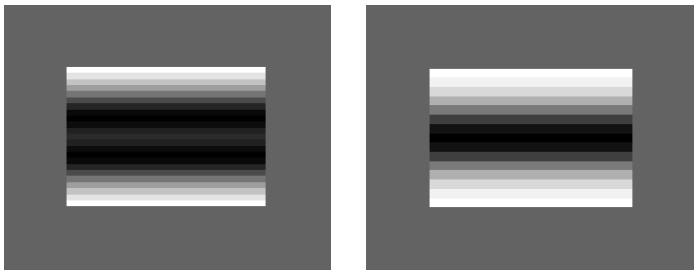
5.2.4 Skeletonizace segmentovaných cév

Skeletonizace pracuje se segmentovanou strukturou krevního řečiště a využívá algoritmus Zhang-Suen [38] implementovaný v knihovně `skimage`. Výsledkem této operace je kostra, neboli obrázek se strukturou krevního řečiště zeštíhleného na 1 pixel.

Nad obrazovou reprezentací kostry není efektivní provádět další kroky algoritmu extrakce rysů a z toho důvodu je převedena na grafovou reprezentaci. Pro grafovou reprezentaci je využit datový typ `Graph` z knihovny `networkx`, jelikož nad ním je následně možné provádět efektivní vyhledávání koncových a sousedních bodů, které jsou potřebné v dalších krocích. Postup samotného převodu je vyjádřen pseudokódem 1.



Obrázek 5.6: Výsledné jasové profily pro účely přizpůsobeného filtrování. Na levém obrázku je jasový profil pro úzké a středně široké cévy a na pravém obrázku je pro široké cévy se světlou oblastí ve středu.



Obrázek 5.7: Výsledné masky použity pro přizpůsobené filtrování. Na levém obrázku je maska detekující široké cévy a na pravém obrázku maska detekující úzké a středně široké cévy.

Algoritmus 1: Převod obrazové reprezentace krevního řečiště na grafovou

Vstup : Binární obraz (bílé pixely reprezentující cévy na černém pozadí)
Výstup: Graf $G = (V, E)$, kde uzly V jsou souřadnice bílých pixelů a hrany E reprezentují spojení mezi sousedními bílými pixely

```
Inicializuj prázdný graf G = (V, E);
foreach pixel (x, y) v obraze skeleton do
    if skeleton[x][y] = 1 then
        Přidej uzel v_(x,y) do množiny V;
foreach uzel v_(x,y) ∈ V do
    foreach sousední pozice (x', y') v 8-směrném okolí do
        if skeleton[x'][y'] = 1 a (x', y') ∈ V a hrana {v_(x,y), v_(x',y')} ∉ E then
            Přidej hranu {v_(x,y), v_(x',y')} do množiny E;
return G = (V, E);
```

(a) Výsledná odezva přizpůsobených filtrů.

(b) Výsledek segmentace krevního řečiště.

Obrázek 5.8: Výsledky segmentace krevního řečiště pomocí přizpůsobených filtrů.

V grafové reprezentaci krevního řečiště lze následně efektivně odstranit krátké výběžky, které vznikají během skeletonizace a způsobovaly by falešné detekce bifurkací. Postup této operace je vyjádřen pseudokódem 2. Principiálně se pro všechny koncové body v grafu prochází cesta směrem od nich do prvního křížení nebo dalšího koncového bodu. Pokud je tato cesta kratší než `min_length`, pak jsou všechny body na této cestě odstraněny.

Algoritmus 2: Odstranění krátkých větví z grafu cévního řečiště

Vstup : Graf $G = (V, E)$ reprezentující skeleton cévního řečiště; minimální délka větve *min_length*

Výstup: Vyčištěný graf G bez krátkých větví

```
Najdi množinu koncových bodů K = {v ∈ V | deg(v) = 1};
foreach v ∈ K do
    Inicializuj cestu P ← [v];
    Inicializuj u ← v;
    repeat
        Najdi souseda w uzlu u, který není v P;
        if takový w existuje then
            Přidej w do P;
            Nastav u ← w;
        else
            break;
    until deg(u) ≠ 2 nebo u je již v P;
    if délka cesty |P| < min_length then
        Odstraň všechny uzly v P z G;
return G;
```

(a) Struktura krevního řečiště po aplikaci skeletonizace.

(b) Kostra krevního řečiště po odstranění krátkých výběžků.

Obrázek 5.9: Obrázky procesu skeletonizace segmentovaných cév a následné odstranění falešných krátkých výběžků.

5.2.5 Lokalizace bifurkací

Lokalizace bifurkací je implementována třídou `RetinaVesselBifurcationExtractor`. Díky grafové reprezentaci kostry krevního řečiště je nalezení bifurkací rychlý a jednoduchý proces. Pro všechny uzly $v_{(x,y)} \in V$ grafu $G = (V, E)$ platí, že pokud jejich stupeň uzlu $\deg(v)$ (počet hran připojených k uzlu) je větší než 3, pak je uzel označen za bifurkaci s kartézskými souřadnicemi (x, y).

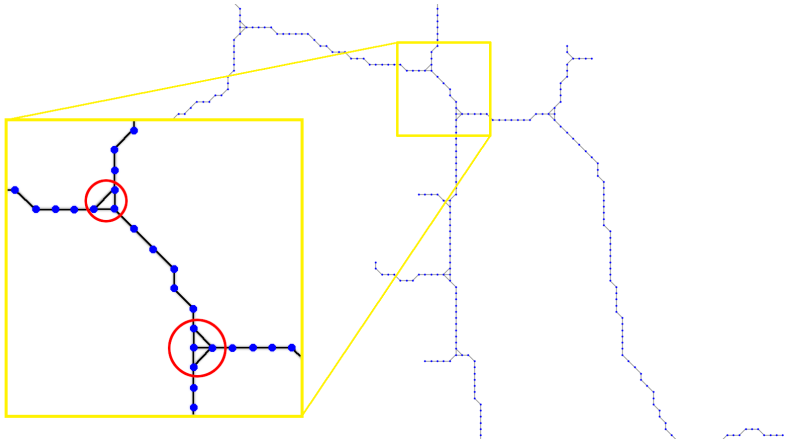
V grafové struktuře, jak je znázorněno na obrázku 5.10, může být v místě bifurkace hranou spojeno více uzlů současně, což by způsobovalo vícenásobnou detekci jedné bifurkace. Pro předejití této chyby jsou uzly grafu během procesu lokalizace zpracovávány sekvenčně. U každého uzlu, který je kandidátem na bifurkaci, se nejprve ověří jeho eukleidovská vzdálenost od všech již detekovaných bifurkací. Pokud se zjistí, že se nachází příliš blízko některého z nich, tedy pod zvoleným prahovým limitem, je tento uzel považován za duplicitní a není dále zpracován.

Po lokalizaci všech bifurkací jsou jejich kartézské souřadnice $C = (x, y)$ převedeny do polární souřadné soustavy, která je definována dvojicí referenčních bodů:

- $A = (x_A, y_A)$ – počátek polární soustavy odpovídající poloze slepé skvrny,
- $B = (x_B, y_B)$ – bod určující orientaci osy odpovídající poloze žluté skvrny.

Polární souřadnice bifurkace je poté definována jako dvojice $P = (r, \theta)$, kde r je eukleidovská vzdálenost C od A a θ je úhel, který svírá přímka $\overleftrightarrow{AC}$ s přímkou $\overleftrightarrow{AB}$. To je graficky znázorněno na obrázku 5.11.

Převod z kartézského do představeného polárního souřadného systému je implementován třídou `CoordinatesAdapter`, která slouží jako adaptér mezi oběma souřadnými systémy. Pro daný bod $C = (x, y)$ probíhá výpočet polární souřadnice v několika krocích.



Obrázek 5.10: Na obrázku je vykreslena grafová reprezentace struktury krevního řečiště. Červenou barvou jsou vyznačeny uzly, ve kterých by docházelo k vícenásobné detekci bifurkace.

Nejprve jsou určeny relativní kartézské souřadnice bodu C vůči počátku souřadného systému A. Tyto souřadnice x_{rel} a y_{rel} jsou vypočítány podle tohoto vztahu:

$$x_{\text{rel}} = x - x_A, \qquad y_{\text{rel}} = y - y_A \tag{5.3}$$

Na základě těchto relativních souřadnic je následně vypočtena polární vzdálenost r:

$$r = \sqrt{x_{\text{rel}}^2 + y_{\text{rel}}^2} \tag{5.4}$$

Úhel α, který určuje orientaci referenční osy AB vzhledem k ose x, se vypočítá jako:

$$\alpha = \text{atan2}(y_B - y_A, x_B - x_A) \tag{5.5}$$

Výsledný úhel θ se následně určí vztahem:

$$\theta = \text{atan2}(y_{\text{rel}}, x_{\text{rel}}) - \alpha \tag{5.6}$$

V posledním kroku je úhel θ normalizován do intervalu $\langle -\pi, \pi \rangle$ podle vzorce:

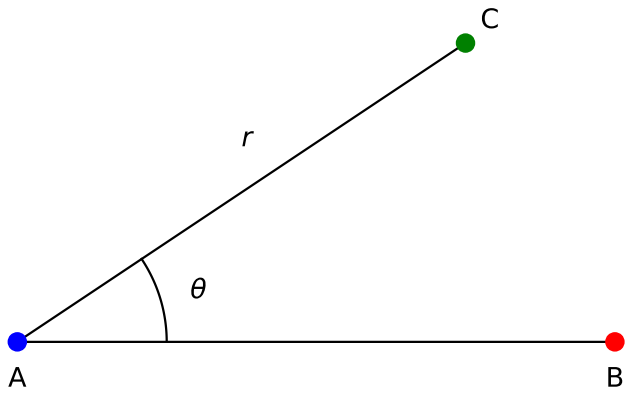
$$\theta = (\theta + \pi) \bmod 2\pi - \pi \tag{5.7}$$

Po převedení všech bodů bifurkací do polárního souřadného systému je výsledná množina polárních souřadnic považována za šablonu popisující daný biometrický vzor. V navazující sekci je popsáno, jak jsou šablony vůči sobě porovnávány.

5.2.6 Porovnání šablon

Proces porovnání dvou šablon sítnic je implementován ve třídě `RetinaComparisonModule`. Při implementaci bylo využito datové struktury `cKDtree` z knihovny *scipy* [33], která slouží k efektivnímu vyhledávání nejbližších sousedů a jejich vzdáleností ve vícedimenzionálním prostoru.

Jak bylo zmíněno v předešlé sekci 5.2.5, tak šablona popisující biometrický vzor sítnice je množinou polárních souřadnic, které reprezentují místa bifurkací na sítnici. Pro porovnání



Obrázek 5.11: Na obrázku jsou znázorněny referenční body, kterými je definována polární souřadná soustava, která se využívá pro definici pozice bifurkací. V kartézském systému bod A odpovídá slepé skvrně, bod B žluté skvrně a bod C místu bifurkace. V polárním souřadném systému pak polární souřadnice bifurkace odpovídá dvojici $P = (r, \theta)$.

dvou šablon je tedy nejprve nutné jejich zarovnání, jelikož polární souřadnice mají určité odchylky. Tyto odchylky vznikají v důsledku různých zkreslení snímků, například vlivem čočky kamery. Kromě toho může k odchylkám dojít i kvůli nepřesnostem v detekci pozice slepé a žluté skvrny.

Stejně jako je tomu u algoritmů pro porovnávání markantů v otiscích prstů [14], lze pro zarovnání šablon sítnice využít modifikovanou *iterativní metodu nejbližších bodů* (anglicky *Iterative Closest Point* – ICP) [2]. Postup algoritmu pro zarovnání dvou množin $A = \{a_1, a_2, \ldots, a_m\}$ a $B = \{b_1, b_2, \ldots, bn\}$ zahrnuje následující kroky:

1. Pro všechny body v množině A se najde nejbližší bod v množině B. Tímto vznikne množina párů $P = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \ldots, (a_m, b_m)\}$, ve které jsou veškeré páry ohodnoceny jejich vzájemnou vzdáleností q.

2. Z množiny P jsou odebrány odlehlé hodnoty, které by způsobovaly zkreslení v dalších krocích. Za odlehlé hodnoty jsou označeny páry, které mají $q > \eta$, kde η je vhodně určen rozhodovací práh. Výsledkem je nová množina párů $P_2 = \{(a_1, b_1), \ldots, (a_k, b_k)\}$.

3. Tento krok je přeskočen, pokud se jedná o lichou iteraci. Pokud ne, pak je na základě všech párů z množiny P_2 vypočítán translační vektor $\vec{v}$ pomocí vzorce 5.8. Tento translační vektor je následně aplikován na veškeré body množiny A.

$$\vec{v} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\vec{v}_i = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(\vec{a}_i - \vec{b}_i) \tag{5.8}$$

4. Tento krok je přeskočen, pokud se jedná o sudou iteraci. Pokud ne, pak je na základě všech párů z množiny P_2 vypočítáno těžiště centroidů $\vec{c}_a$ a $\vec{c}_b$ pomocí vzorce 5.9. Následně jsou veškeré body a a b v množině P_2 transformovány podle náležitých vzorců 5.10. Z těchto transformovaných párů lze poté pomocí singulární hodnotové

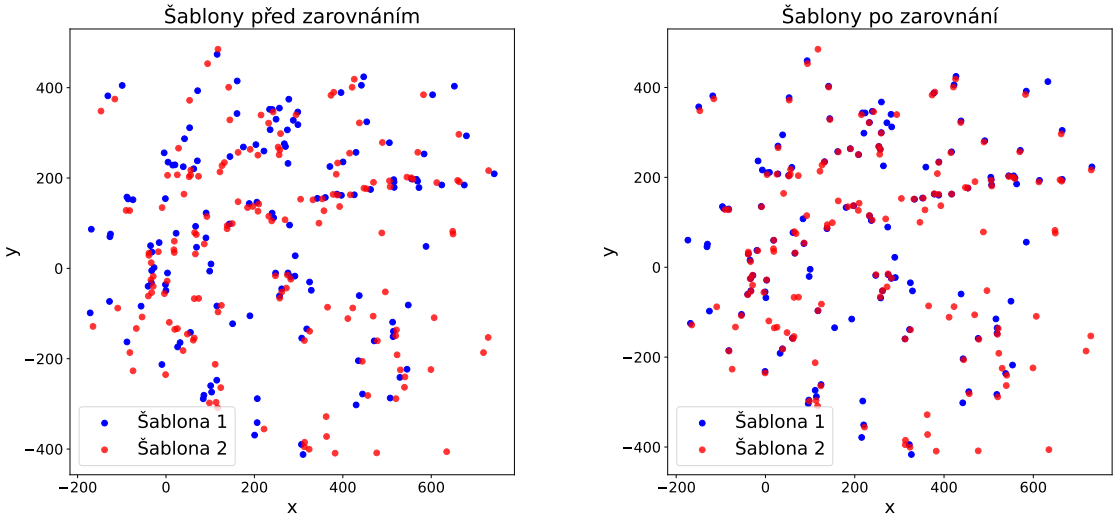
dekompozice určit optimální rotaci R. Tato rotace je následně aplikována na veškeré body množiny A.

$$\vec{c}_a = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\vec{a}_i, \quad \vec{c}_b = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\vec{b}_i \tag{5.9}$$

$$a' = a - \vec{c}_a, \quad b' = b - \vec{c}_b \tag{5.10}$$

5. Pro nyní transformovanou množinu A jsou opět nalezeny nejbližší body v množině B. V množinách nových párů P' a starých párů P jsou vypočteny průměrné euklidovské vzdálenosti . Pokud je rozdíl průměrných euklidovských vzdáleností nižší než δ, kde δ je vhodně zvolen rozhodovací práh, pak jsou množiny A a B považovány za zarovnané a výpočet je ukončen. Pokud je rozdíl průměrných euklidovských vzdáleností vyšší než δ, nebo přesáhl maximální povolený počet iterací, opakuje se proces od bodu 1.

Výsledek zarovnání šablon lze vidět na obrázku 5.12. Tato metoda nachází lokální minimum, a pokud tedy došlo k zásadní chybě během detekce slepé nebo žluté skvrny, nebo je snímek duhovky velmi nekvalitní, šablony nemusí být zarovnány správně. U standardních šablon, které jsou vygenerovány z kvalitních snímků, však tato metoda funguje velice dobře.



Obrázek 5.12: Na obrázcích lze vidět porovnání dvou šablon stejné sítnice vytvořených ze dvou různých snímků sítnice. Na levém obrázku jsou šablony před procesem zarovnání a na pravém obrázku jsou šablony po procesu zarovnání.

Jakmile jsou šablony vůči sobě zarovnány, je možné přistoupit k jejich porovnání a stanovení jejich odlišnosti. Pomocí `cKDtree` jsou nejprve nalezeny dvojice nejbližších bodů P pro všechny body z množiny A v množině B. Výsledná množina dvojic P je následně rozdělena na dvě podmnožiny: G, která obsahuje právoplatné (shodné) dvojice, a I, která obsahuje neprávoplatné (neshodné) dvojice. To, zdali je dvojice považována za právoplatnou či nikoli, závisí na euklidovské vzdálenosti mezi body této dvojice. Pokud je jejich vzdálenost menší nebo rovna experimentálně zvolené prahové hodnotě $\eta = 15$, pak jsou považovány za právoplatné. V opačném případě je dvojice označena jako neprávoplatná. Výsledná míra

odlišnosti šablon s je vypočtena jako poměr počtu neprávoplatných dvojic k celkovému počtu všech dvojic:

$$s = \frac{|I|}{|P|} \tag{5.11}$$

Výsledné skóre porovnání odpovídající míře odlišnosti s se pohybuje v intervalu $\langle 0, 1\rangle$. Čím blíž je skóre hodnotě 0, tím je větší pravděpodobnost, že se jedná o právoplatný vzorek. Rozhodování o právoplatnosti na základě tohoto skóre je prezentováno v navazující sekci 5.2.7.

5.2.7 Rozhodovací modul

Rozhodovací práh η je určen na základě experimentu 6.1.1 tak, aby odpovídal míře vyrovnání chyb *EER* (popsáno v sekci 3.2.2). Hodnota prahu je tedy nastavena na $\eta = 0{,}56$ a veškeré vzorky, jejichž porovnávací skóre je menší než stanovený práh, jsou označeny za právoplatné, zatímco ostatní jsou považovány za neprávoplatné. Metriky spolehlivosti s takto nastaveným rozhodovacím prahem jsou diskutovány v kapitole 6.

Rozhodování může probíhat buď v režimu verifikace, nebo identifikace. V případě verifikace rozhodovací modul přijímá na svém vstupu jedno skóre porovnání a rozhodne o jeho právoplatnosti na základě rozhodovacího prahu η. V případě identifikace rozhodovací modul přijímá na vstupu posloupnost uživatelů ohodnocených jejich skórem porovnání. Z těchto uživatelů vybere na základě rozhodovacího prahu η právoplatné uživatele, ze kterých následně vybere toho, který má nejnižší hodnotu skóre porovnání. Toto chování by bylo možné jednoduše upravit tak, aby rozhodovací modul vybíral místo jedné identity množinu identit, které by následně byly i s jejich pravděpodobností prezentovány na výstupu systému.

5.3 Systém pro rozpoznávání na základě duhovky

Rozpoznávání osob na základě duhovky je implementováno pomocí knihovny *open-iris* [37], která poskytuje kompletní řešení pro extrakci rysů z duhovky oka a následné porovnávání vytvořených šablon. V této práci tedy nebude příliš věnována pozornost extrakčnímu a porovnávacímu modulu duhovky, jelikož fungují spíše jako adaptéry pro metody zmíněné knihovny. Pozornost se zaměřuje spíše na rozhodovací modul a vlastnosti systému.

5.3.1 Předzpracování snímků

Systém na vstupu očekává obrázek duhovky. Pokud obrázek obsahuje více barevných kanálů, je nutné ho konvertovat do jednokanálového šedotónového obrazu, který je očekáván na vstupu extrakčního modulu. Tato konverze se provádí podle standardního převodního poměru luminance $Y = 0{,}299R + 0{,}587G + 0{,}114B$, kde Y představuje konečnou hodnotu pixelu a R, G, B reprezentují hodnoty pixelu v červeném, zeleném a modrém kanálu.

5.3.2 Extrakce a porovnání rysů

Jak bylo zmíněno, tak extrakční a porovnávací moduly, které jsou implementované třídami `IrisExtractionModule` a `IrisComparisonModule`, jsou spíše adaptéry pro metody implementované v knihovně *open-iris* [37]. Za zmínku stojí, že porovnávací algoritmus, který knihovna implementuje, je založen na výpočtu Hammingovy vzdálenosti kódů duhovek a jeho výstupem je míra odlišnosti, která nabývá hodnot v intervalu $\langle 0; 0{,}5\rangle$. Pro udržení

konzistence s porovnávacím modulem sítnice, který je popsán v sekci 5.2.6 je výsledná míra odlišnosti vynásobena dvěma, tak aby nabývala hodnot intervalu $\langle 0, 1 \rangle$.

5.3.3 Rozhodovací modul

Rozhodovací modul duhovky implementovaný třídou `IrisDecisionModule` je po funkční stránce shodný s rozhodovacím modulem sítnice `RetinaDecisionModule`, pouze s rozdílným rozhodovacím prahem η. Ten je opět nastaven na základě distribuce skóre porovnání v závislosti na právoplatnosti vzorku duhovky. Práh je tedy na základě experimentu 6.1.1 nastaven na hodnotu $\eta = 0{,}862$, která přibližně odpovídá míře vyrovnání chyb *EER*. Metriky spolehlivosti tohoto systému jsou diskutovány v kapitole 6.

5.4 Systém multimodálního rozpoznávání

Systém pro multimodální rozpoznávání se skládá z modulu informační fúze a modulu rozhodování, implementovaných třídami `MultimodalFusionModule` a `MultimodalDecisionModule`. Systém je přímo napojený na porovnávací moduly unimodálních systémů duhovky a sítnice. Z těch přijímá výsledné skóre porovnání jednotlivých modalit a pomocí modulu informační fúze je kombinuje do jedné hodnoty. Na základě této hodnoty následně rozhodovací modul určuje výsledek rozpoznání.

Modul informační fúze nabízí 5 metod fúze založených na transformaci a jednu metodu založenou na klasifikátoru. Pro každou z těchto metod je následně nakonfigurovaný rozhodovací modul. Vlastnosti systému při použití jednotlivých metod informační fúze jsou prezentovány a vzájemně porovnány v rámci experimentů 6.2. Následující podsekce se zaměřují nejprve na jednotlivé metody informačních fúzí a následně na rozhodovací modul.

5.4.1 Fúze založená na transformaci

Pro umožnění přímé kombinace skóre z obou modalit je nejprve nutné zajistit, aby jejich rozložení porovnávacího skóre mělo srovnatelný rozsah a statistické vlastnosti. Na obrázku 5.14 jsou v levém sloupci prezentovány distribuce skóre z jednotlivých modalit, které byly získány v rámci experimentů 6.1. Z nich je patrné, že podmínka statistické podobnosti není splněna a je nutné pro účely kombinace porovnávací skóre nejprve normalizovat. Normalizace se provádí pomocí dvojité sigmoidální funkce definované vztahem:

$$f(s) = \begin{cases} \dfrac{1}{1 + e^{-a_1(s - t_{EER})}} & \text{pro } s < t_{EER} \\ \dfrac{1}{1 + e^{-a_2(s - t_{EER})}} & \text{pro } s \geq t_{EER} \end{cases} \tag{5.12}$$

kde:

- s je původní skóre porovnání,
- t_{EER} je prahová hodnota při míře vyrovnání chyb (EER),
- a_1 je parametr řídící strmost funkce pro skóre právoplatných uživatelů a
- a_2 je parametr řídící strmost funkce pro skóre neprávoplatných uživatelů.

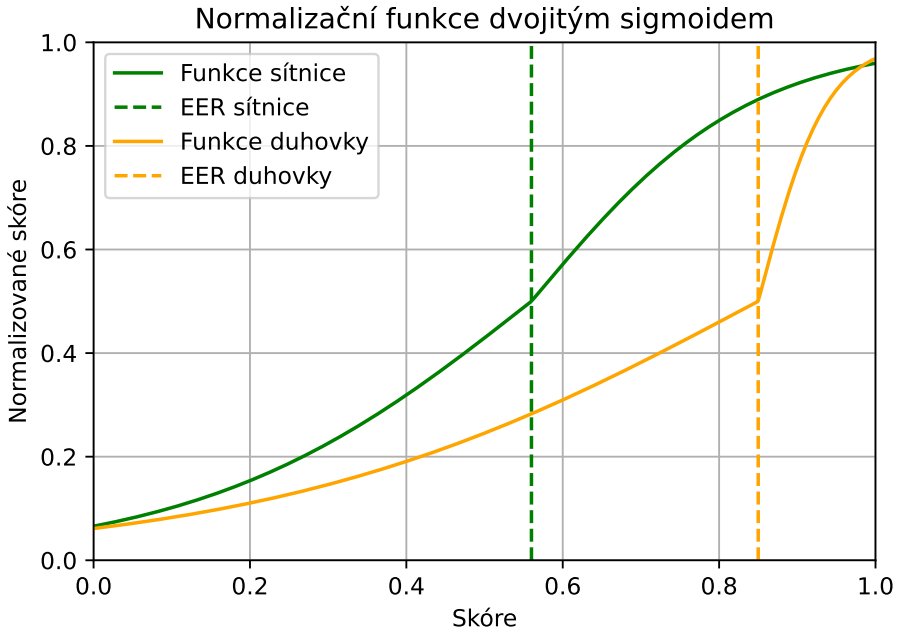
Parametry normalizační funkce t_{EER}, a_1 a a_2 bylo nutné zvolit pro každou z modalit zvlášť. Hodnota t_{EER} vychází z experimentů nad unimodálními systémy duhovky a sítnice 6.1. Parametry a_1 a a_2 jsou vypočteny podle následujících vztahů:

$$a_1 = \frac{\sigma_g}{2}, \qquad a_2 = \frac{\sigma_i}{2},$$

kde σ_g je směrodatná odchylka skóre právoplatných vzorků a σ_i je směrodatná odchylka skóre neprávoplatných vzorků. Výsledné nastavení parametrů normalizační funkce pro obě modality lze vidět v tabulce 5.2 a její průběh na obrázku 5.13.

Tabulka 5.2: Výsledné parametry normalizační funkce.

Modalita	t_{EER}	a_1	a_2
Duhovka	0,86	3,21	22,89
Sítnice	0,56	4,74	7,20

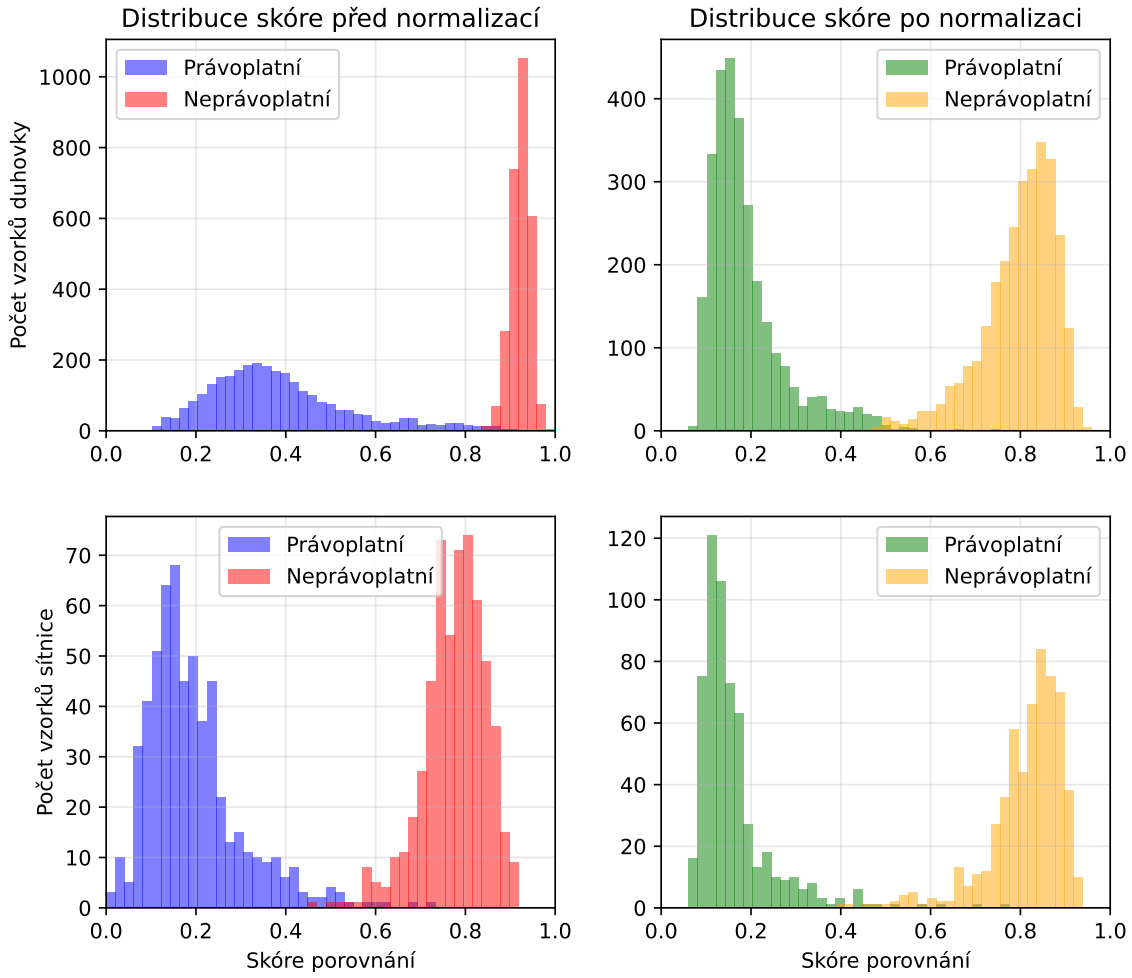


Obrázek 5.13: Vizualizace průběhu normalizačních funkcí pro sítnici (zeleně) a duhovku (oranžově). Parametry funkcí jsou nastaveny podle tabulky 5.2.

Normalizované skóre porovnání obou modalit pomocí prezentované normalizační funkce lze vidět v pravém sloupci obrázku 5.14. U takto normalizovaných hodnot je následně možné provádět kombinaci pomocí jednoduchých pravidel. Systém podporuje kombinaci pomocí součinu, součtu, minima, maxima a průměru tak, jak byla pravidla uvedena v teoretické části, konkrétně v tabulce 3.2.

5.4.2 Fúze založená na klasifikátoru

V rámci experimentů 6.2 bylo zjištěno, že jsou vzorky multimodálního porovnávacího skóre lineárně rozdělitelné v závislosti na právoplatnosti. Z toho důvodu byl pro fúzi založené na

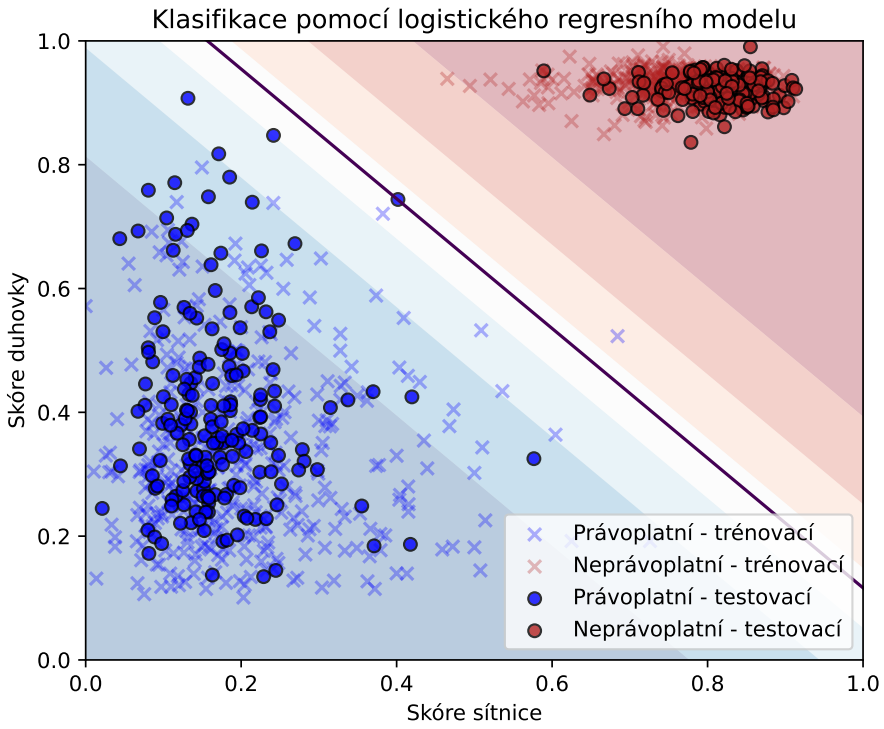


Obrázek 5.14: Porovnání distribuce skóre před a po normalizaci pro obě modality. V levém sloupci jsou zobrazeny skóre před normalizací a v pravém sloupci po aplikaci normalizační funkce. Horní řádek odpovídá distribuci skóre pro duhovku a spodní řádek pro sítnici.

klasifikátoru použit logistický regresní model. Ten neklasifikuje pouze binárně, ale umožňuje predikci pravděpodobnosti, že prezentovaná skóre jednotlivých modalit pocházejí od právoplatného uživatele.

Pro natrénování modelu byla využita databáze snímků sítnic EBD_RET a databáze snímků duhovek EBD_IRIS. Každý uživatel z databáze sítnic byl spárován s jedním uživatelem z databáze duhovek. Tímto je vytvořena multimodální databáze imaginárních uživatelů U. Pro vytvoření právoplatné trénovací sady G byly pro každého uživatele z množiny U porovnány mezi sebou všechny snímky duhovek a všechny snímky sítnic (každý s každým snímkem). Skóre porovnání duhovek a sítnic bylo následně spojeno do dvojic a uloženo do množiny G. Pro vytvoření neprávoplatné trénovací sady I byl pro každého uživatele z množiny U náhodně vybrán jiný uživatel, se kterým byly následně porovnány všechny snímky sítnic a duhovek (každý s každým snímkem). Výsledná skóre jsou stejně jako u právoplatné sady spojena do dvojic a uložena do I. Testovací sada byla vytvořena stejným způsobem jako trénovací, akorát z databází sítnic RIDB [29] a duhovek UBIRIS.v1 [26].

Na obrázku 5.15 lze vidět výsledný klasifikátor pomocí knihovny `sklearn`. Porovnání jeho spolehlivosti vůči fúzi založené na transformaci a unimodálním systémům je prezentováno v rámci experimentů 6.2.



Obrázek 5.15: Vizualizace klasifikace pomocí logistického regresního modelu. Na obrázku jsou prezentována multimodální data z trénovacích a testovacích sad. Dále je také zobrazena lineární rozhodovací hranice klasifikátoru a barevné oblasti znázorňující predikovanou pravděpodobnost příslušnosti ke třídám. Modré odstíny odpovídají právoplatné třídě a červené odstíny neprávoplatné třídě.

5.4.3 Rozhodovací modul

Multimodální rozhodovací modul funguje stejně jako rozhodovací moduly unimodálních systémů. Jediný rozdíl je v tom, že mění rozhodovací práh v závislosti na použité metodě informační fúze. Jaké prahy jsou zvolené pro které metody, je zmíněno v experimentech 6.2.

5.5 Uživatelské rozhraní

Uživatelské rozhraní implementovaného biometrického systému bylo realizováno formou rozhraní příkazové řádky (CLI). Podporuje všechny akce definované v návrhu 4.3. Umožňuje dále možnost režimu, ve kterém systém formou textu a vizualizací prezentuje jednotlivé kroky extrakce rysů a porovnání šablon. Pro udržení stručnosti technické zprávy je návod k použití se všemi podporovanými příkazy uveden v příloze B.

Kapitola 6

Experimenty a vyhodnocení

Tato kapitola se věnuje provedeným experimentům, kterými bylo testováno chování systému a jeho spolehlivost. Nejprve se zaměřuje na jednotlivé unimodální rozpoznávací systémy podle duhovky a sítnice. Následně se věnuje multimodálnímu režimu rozpoznávání a spolehlivosti systému v jednotlivých režimech informační fúze. Na závěr je shrnuto celkové vyhodnocení experimentů.

V experimentech je odkazováno na právoplatné a neprávoplatné porovnávání. Za právoplatné je považováno porovnání dvou snímků stejného biometrického vzoru. Za neprávoplatné je považováno porovnání jednoho biometrického vzoru s jiným. Biometrický vzor je buď duhovka stejného oka stejné osoby, nebo sítnice stejného oka stejné osoby, nebo v případě multimodálního systému dvojice biometrických vzorů sítnice a duhovky. Dále se experimenty odkazují na metriky popsané v sekci 3.2.2.

K provádění experimentů byly využity databáze snímků duhovek a sítnic zmíněné v tabulce 5.1.

6.1 Unimodální rozpoznávání

Tato sekce je zaměřena na experimenty pro otestování spolehlivosti systému v režimu rozpoznávání podle jedné modality. Postup experimentů je pro obě modality stejný. Je tedy popsán pouze jednou a jeho výsledky jsou následně prezentovány pro obě modality.

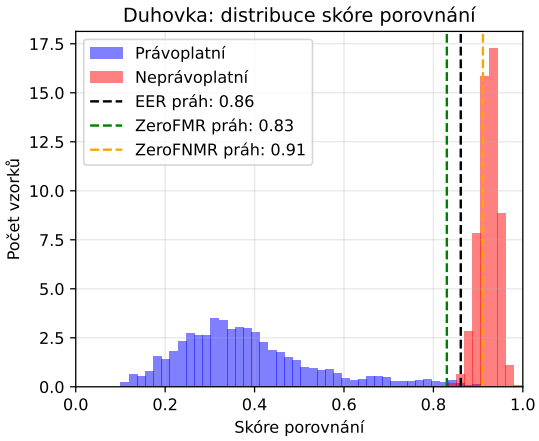
6.1.1 Distribuce porovnávacího skóre

Distribuce porovnávacího skóre v závislosti na právoplatnosti porovnávaných vzorů je dobrým ukazatelem, zdali je systém schopen dostatečně odlišit právoplatné vzory od neprávoplatných.

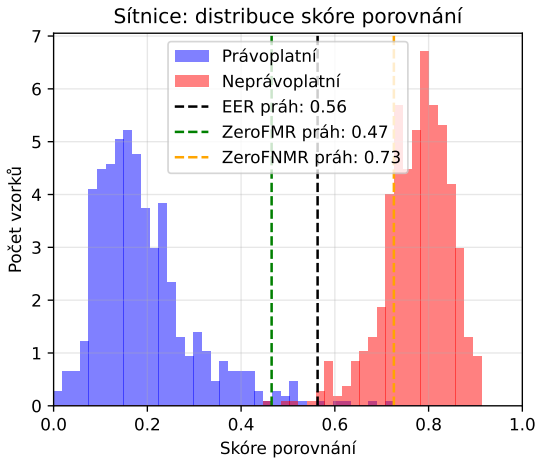
Nejprve je nutné získat vzorky porovnávacího skóre pro právoplatné a neprávoplatné porovnávání. Ty jsou získány následovně. Pro každý biometrický vzor byly porovnány všechny jeho snímky mezi sebou, čímž byly získány vzorky právoplatného porovnání. Následně byly všechny snímky jednoho vzoru porovnány s náhodně vybranými snímky jiných vzorů, čímž byly získány vzorky neprávoplatného porovnání. Počet vzorků neprávoplatných porovnání byl vhodně redukován tak, aby jich byl stejný počet jako právoplatných porovnání. Celkově bylo získáno 568 právoplatných a 568 neprávoplatných vzorků porovnávacích skóre ze sítnic a 2841 vzorků porovnávajících skóre z duhovek.

Výsledné distribuce skóre porovnání lze vidět pro systémy duhovky a sítnice na obrázcích 6.1a a 6.1b. Na snímcích jsou zvýrazněny i prahy metrik *EER*, *ZeroFMR* a *ZeroFNMR*,

které byly zjištěny v navazujícím experimentu. Vizuálně je patrné, že v případě obou modalit mají právoplatné vzory odlišnou distribuci porovnávacího skóre od neprávoplatných. Toto naznačuje, že oba systémy vykazují dobré rozpoznávací vlastnosti. Konkrétní metriky spolehlivosti systémů jsou prezentovány v navazujícím experimentu.



(a) Distribuce skóre porovnání duhovek z databází EBD_IRIS a UBIRIS.v1 [26].



(b) Distribuce skóre porovnání sítnic z databází EBD_RET a RIDB [29].

Obrázek 6.1: Distribuce skóre porovnání obou modalit pro právoplatné (modře) a neprávoplatné (červeně) vzorky.

6.1.2 Metriky spolehlivosti

Na základě dat získaných v předchozím experimentu je možné určit metriky spolehlivosti systémů obou modalit. Nejprve byla nalezena míra vyrovnání chyb (EER), což je bod, ve kterém míra falešného přijetí $FMR(\eta)$ odpovídá míře falešného odmítnutí $FNMR(\eta)$, neboli $EER = FMR(\eta) \approx FNMR(\eta)$. Prahová hodnota η, při které tento stav nastává, byla následně zvolena jako rozhodovací práh systému pro určení právoplatnosti vzorku. Pro systém duhovky je práh nastaven na $\eta = 0{,}86$ a pro sítnici na $\eta = 0{,}56$. Po zvolení rozhodovací prahové hodnoty je možné určit další míry spolehlivosti. Ty jsou vypsány v tabulce 6.1.

Tabulka 6.1: Výsledné metriky spolehlivosti pro systémy unimodálního rozpoznávání. Rozhodovací práh je nastaven na místo, ve kterém má systém dané biometriky EER.

Biometrika	**Metriky spolehlivosti** [%]				
	EER	**FMR**	**FNMR**	**TMR**	**TNMR**
Sítnice $\eta = 0,56$	0,87	0,87	0,87	99,13	99,13
Duhovka $\eta = 0,86$	0,67	0,67	0,67	99,33	99,33

6.2 Multimodální rozpoznávání

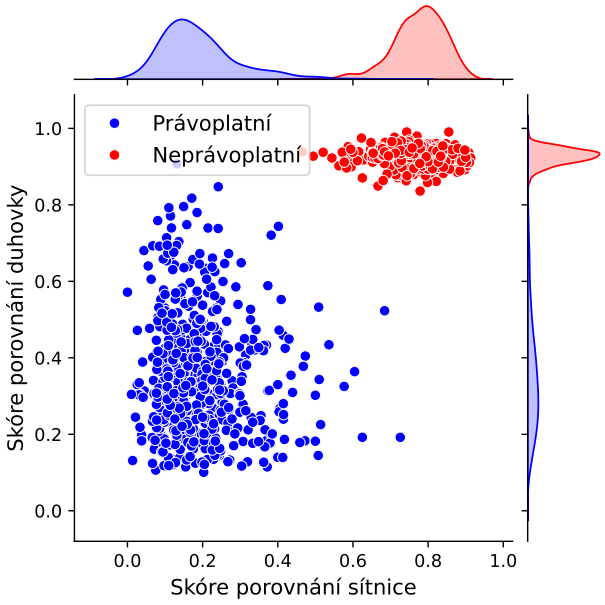
Tato sekce se zaměřuje na otestování spolehlivosti systému v režimu multimodálního rozpoznávání. Výsledky se zaměřují nejen na výsledné metriky spolehlivosti, ale také na jejich porovnání vůči unimodálnímu režimu rozpoznávání.

Pro účely testování bylo nutné vytvořit multimodální databázi uživatelů D_M, ve které mají uživatelé záznamy jak sítnice, tak duhovky. Ta byla vytvořena tak, že každý uživatel z databází sítnic byl spárován s jedním uživatelem z databází duhovek. Jelikož pro účely informační fúze na základě klasifikátoru je potřebné mít jednu množinu uživatelů trénovací a druhou testovací, tak byly pro trénovací množinu vybráni uživatelé z EBD_RET a EBD_IRIS a pro testovací množinu uživatelé z RIDB [29] a UBIRIS.v1 [26].

6.2.1 Distribuce dvojrozměrného porovnávacího skóre

Nad daty multimodální databáze je prováděno porovnávání mezi jednotlivými uživateli. Pro získání vzorků právoplatného porovnání byly pro každého uživatele z databáze D_M porovnány mezi sebou všechny jeho snímky duhovek a všechny jeho snímky sítnic (každý s každým snímkem). Pro získání vzorků neprávoplatného porovnání byl pro každého uživatele z databáze D_M náhodně vybrán jiný uživatel, se kterým byly následně porovnány všechny snímky sítnic a duhovek (každý s každým snímkem). Množina neprávoplatných vzorků byla opět vhodně redukována tak, aby obsahovala stejné množství záznamů jako právoplatná množina vzorků.

Tímto způsobem bylo celkově získáno 568 dvojrozměrných vzorků právoplatného a 568 neprávoplatného porovnání. Už z distribuce těchto hodnot, kterou lze vidět na obrázku 6.2, je patrné, že právoplatné a neprávoplatné vzorky jsou velice dobře rozlišitelné a množiny mají prakticky nulový průnik. Lze očekávat, že po kombinaci skóre ze sítnice a duhovky do jednorozměrné hodnoty budou právoplatné a neprávoplatné vzorky bezchybně rozlišitelné.

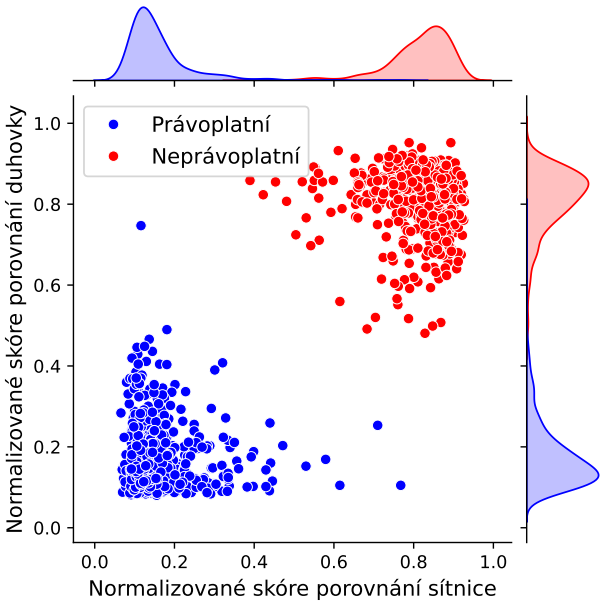


Obrázek 6.2: Distribuce hodnot dvourozměrného multimodálního skóre porovnání. Osa X odpovídá hodnotě porovnávacího skóre podle sítnice a osa Y podle duhovky.

6.2.2 Fúze založená na transformaci

Tento experiment se zabývá ohodnocením spolehlivosti multimodálního systému v režimu fúze skóre založeném na transformaci. Dvojrozměrná skóre získaná v předchozím expe-

rimentu 6.2.1 jsou normalizována pro účely přímé kombinace. Po normalizaci mají data distribuci zobrazenou na obrázku 6.3.



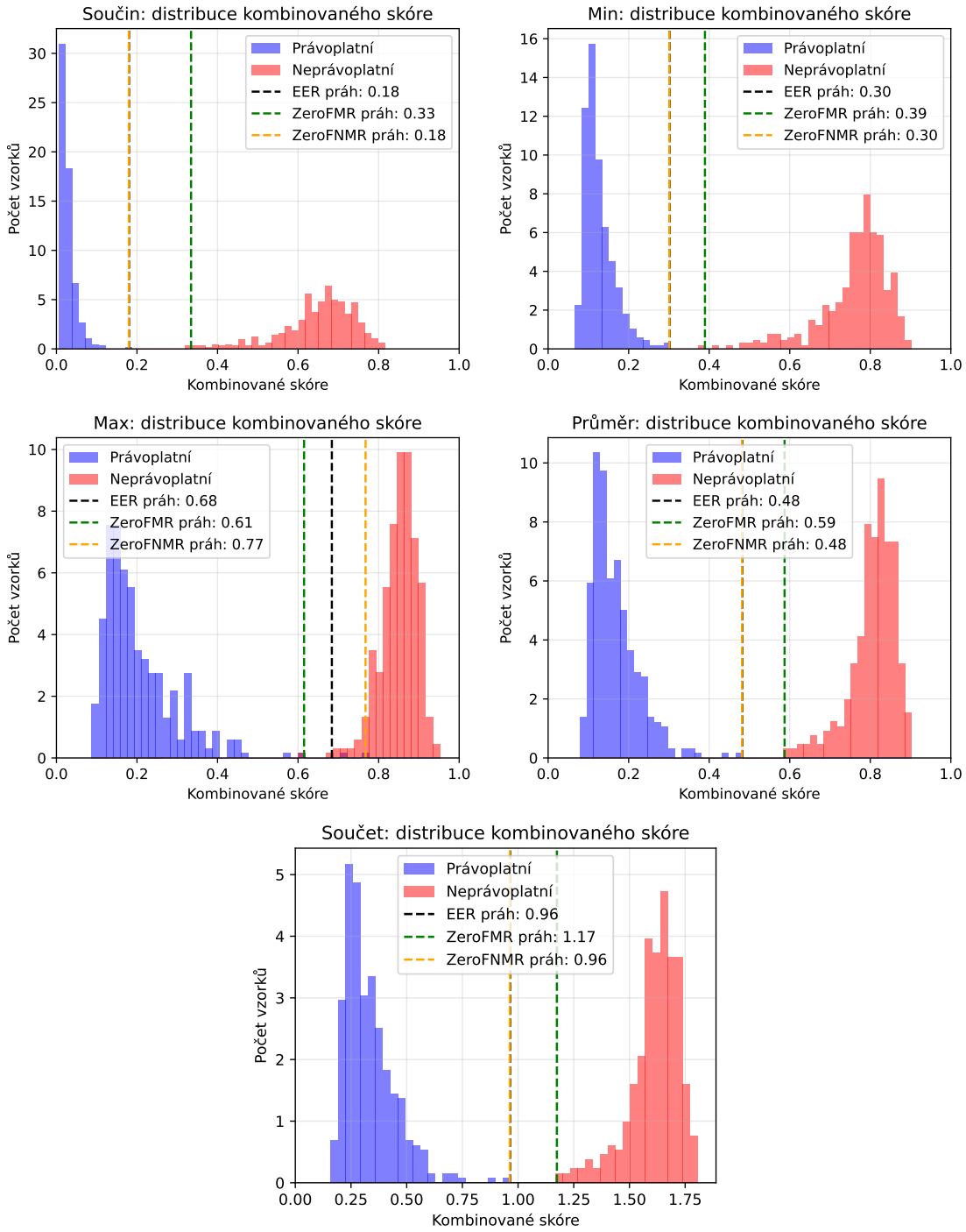
Obrázek 6.3: Distribuce hodnot dvourozměrného multimodálního skóre porovnání po normalizaci. Osa X odpovídá normalizované hodnotě porovnávacího skóre podle sítnice a osa Y podle duhovky.

Normalizovaná data jsou následně kombinována podle pravidel součinu, součtu, minima, maxima a průměru do jednorozměrné hodnoty. Výsledná distribuce hodnot těchto kombinovaných skóre v závislosti na použitém kombinačním pravidle je znázorněna na obrázcích 6.4. Pro každé z pravidel byly zjištěny rozhodovací prahy, při kterých systém dosahuje EER. S takto nastavenými prahy byly následně zjištěny metriky spolehlivosti vypsané v tabulce 6.2.

Tabulka 6.2: Výsledné metriky spolehlivosti pro systém multimodálního rozpoznávání s fúzí založenou na transformaci v závislosti na použití kombinačního pravidla. Rozhodovací práh je nastaven na místo, ve kterém má systém daného kombinačního pravidla EER.

Kombinační pravidlo	**Metriky spolehlivosti** [%]				
	EER	**FMR**	**FNMR**	**TMR**	**TNMR**
Průměr $\eta = 0{,}48$	0,00	0,00	0,00	100,00	100,00
Max $\eta = 0{,}68$	0,51	0,51	0,51	99,49	99,49
Min $\eta = 0{,}30$	0,00	0,00	0,00	100,00	100,00
Součin $\eta = 0{,}18$	0,00	0,00	0,00	100,00	100,00
Součet $\eta = 0{,}96$	0,00	0,00	0,00	100,00	100,00

Jediný případ kombinačního pravidla, ve kterém systém nedokázal bezchybně rozlišit právoplatného uživatele od neprávoplatného, je kombinace pomocí maxima. To je z toho důvodu, že systém bere z dvojice skóre tu horší a na základě té se rozhoduje. Toto pravidlo by bylo vhodné použít ve velice striktním systému a nastavit rozhodovací hladinu na práh ZeroFMR. Systém by poté měl s takto nastaveným prahem metriky $FMR = 0\,\%$ a

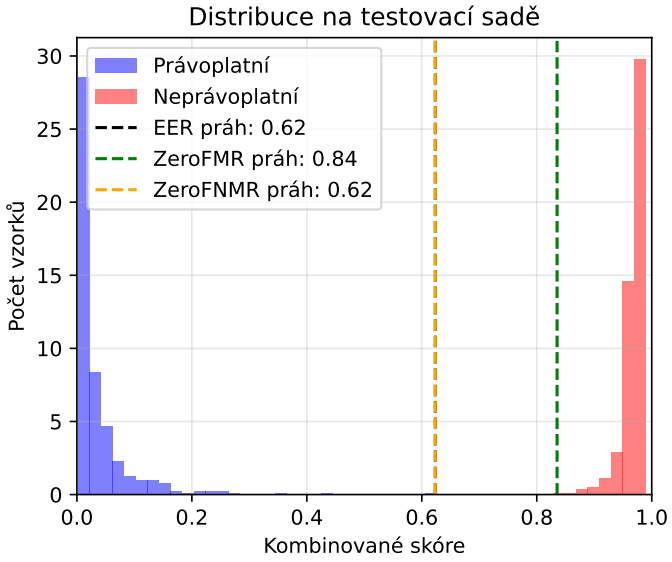


Obrázek 6.4: Distribuce kombinovaného skóre porovnání v závislosti na použitém kombinačním pravidlu.

$FNMR = 0{,}76\,\%$. S ostatními kombinačními pravidly systém vykazuje bezchybné rozpoznávací vlastnosti.

6.2.3 Fúze založená na klasifikátoru

Tento experiment se zabývá ohodnocením spolehlivosti multimodálního systému v režimu fúze skóre pomocí klasifikátoru. Klasifikátor přímo kombinuje dvojrozměrná skóre získaná v experimentu 6.2.1. Jak bylo zmíněno na začátku 6.2, tak lze data rozdělit na trénovací a testovací. Právoplatných a neprávoplatných vzorků trénovací sada obsahuje 387 a testovací sada 181. Po kombinaci skóre z testovací sady pomocí klasifikátoru mají výsledné hodnoty distribuci zobrazenou na obrázku 6.5.



Obrázek 6.5: Distribuce skóre kombinovaného pomocí klasifikátoru z testovací množiny.

Po nastavení rozhodovacího prahu $\eta = 0{,}62$, který vychází z EER hodnoty nad oběma sadami, má systém opět bezchybnou schopnost rozpoznat právoplatného uživatele od neprávoplatného, neboli $FMR = FNMR = 0\,\%$.

6.3 Celkové zhodnocení

V rámci provedených experimentů byly otestovány jak unimodální, tak multimodální režimy biometrického rozpoznávání. Výsledky ukazují, že systém vykazuje přibližně 99% spolehlivost již v unimodálním režimu rozpoznávání na základě sítnice i duhovky. Spojení informací z obou modalit pomocí fúze založené jak na transformaci, tak na klasifikátoru vedlo k bezchybnému rozpoznání právoplatnosti uživatele. Z nasbíraných dat nelze přesně říci, zdali je některá z metod informační fúze lepší než druhá. Z hlediska spolehlivosti obě fungovaly srovnatelně.

Je nutné podotknout, že vzhledem k omezené dostupnosti databází, zejména v oblasti sítnicových snímků, bylo experimentální hodnocení provedeno na relativně omezené množině dat. Pro získání komplexnějšího obrazu o skutečné výkonnosti systému by bylo vhodné otestovat jeho chování na rozsáhlejší databázi, zahrnující větší počet uživatelů.

Kapitola 7

Závěr

Cílem této diplomové práce bylo navrhnout a implementovat multimodální biometrický systém rozpoznávání lidského oka, kombinující biometrické charakteristiky duhovky a sítnice.

Nejprve jsem nastudoval potřebnou literaturu zabývající se anatomií a biometrickými vlastnostmi lidského oka. Následně jsem se zaměřil na prozkoumání existujících řešení multimodálních biometrických systémů a přístupů k informační fúzi.

Na základě získaných znalostí jsem navrhl a implementoval aplikaci pro multimodální rozpoznávání lidí na základě duhovky a sítnice. Systém umožňuje registraci uživatelů a následnou verifikaci a identifikaci prostřednictvím předložených snímků. Vytvořený systém pro rozpoznávání sítnic ze snímků extrahuje bifurkace krevního řečiště. K tomu využívá segmentaci přizpůsobivými filtry a následné převedení struktury do grafové reprezentace pro akceleraci dalšího zpracování a prohledávání. Bifurkace jsou ukládány do polárního souřadného systému definovaného pozicí slepé a žluté skvrny. Ty jsou detekovány pomocí šablonového porovnávání obrázků. Tento systém rozpoznávání sítnic byl multimodální informační fúzí spojen s již existujícím systémem rozpoznávání duhovky IRIS. Pro informační fúzi, která probíhá na úrovni porovnávacího skóre, byly implementovány dvě metody, a to fúze založená na transformaci skóre a fúze založená na klasifikátoru.

Vytvořený systém byl nakonec experimentálně otestován na dostupných databázích a jeho spolehlivost v unimodálním i multimodálním režimu byla vyhodnocena pomocí standardních biometrických metrik. V unimodálním režimu rozpoznávání systém dosáhl míry vyrovnání chyb (EER) $0,67\,\%$ pro duhovku a $0,87\,\%$ pro sítnici. V režimu multimodálního rozpoznávání systém vykázal bezchybné výsledky, neboli $FMR = FNMR = 0\,\%$, a to jak při použití fúze založené na transformaci, tak i při fúzi založené na klasifikátoru.

Výsledky experimentálního vyhodnocení ukazují, že vytvořený systém dosahuje velmi dobrých rozpoznávacích schopností již v unimodálním režimu. Zavedení multimodálního přístupu dále zvyšuje celkovou spolehlivost a umožňuje dosažení bezchybného rozpoznávání. Je však nutné zmínit, že systém byl testován na poměrně omezené množině dat, jelikož neexistuje příliš veřejných databází snímků sítnice. Bylo by tedy vhodné v budoucnu získat rozsáhlejší databázi a provést znovu experimentální fázi pro potvrzení prezentovaných výsledků.

Systém by bylo možné do budoucna napojit na hardwarové senzory a vytvořit sofistikované uživatelské rozhraní, které by umožňovalo interaktivnější využívání systému. Bylo by také vhodné zlepšit detekci slepé a žluté skvrny, jelikož současná metoda je citlivá na odlesky a nízkou kvalitu snímků. Nabízí se využití neuronových sítí nebo přístupů založených na struktuře krevního řečiště, které by mohly zvýšit robustnost detekce.

Literatura

[1] Albadarneh, A.; Albadarneh, I. a Alqatawna, J. Iris Recognition System for Secure Authentication Based on Texture and Shape Features. In: *2015 IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies (AEECT)*. Listopad 2015, s. 3.

[2] Besl, P. a McKay, N. D. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, sv. 14, č. 2, s. 239–256.

[3] Burge, M. J. a Bowyer, K. *Handbook of iris recognition: advances in computer vision and pattern recognition*. Springer, 2012. Advances in computer vision and pattern recognition. ISBN 1447144015.

[4] Chanwimaluang, T. a Fan, G. An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding. In: *2003 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*. 2003, sv. 5.

[5] Chen, J.; Zhao, H.; Cao, Z.; Zhao, W. a Pang, L. Successive minutia-free mosaicking for small-sized fingerprint recognition. *IET Image Processing*, Duben 2019, sv. 13, s. 1146–1151.

[6] Colthup, N. B. Infrared Spectroscopy. In: Meyers, R. A., ed. *Encyclopedia of Physical Science and Technology*. 3. vyd. New York: Academic Press, 2003, s. 793–816. ISBN 978-0-12-227410-7.

[7] Council, N. R. *Biometric Recognition: Challenges and Opportunities*. Washington, DC: The National Academies Press, 2010. ISBN 978-0-309-14207-6.

[8] Dargan, S. a Kumar, M. A comprehensive survey on the biometric recognition systems based on physiological and behavioral modalities. *Expert Systems with Applications*, 2020, sv. 143, s. 113114. ISSN 0957-4174. Dostupné z: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417419308310.

[9] Das, P.; Holsopple, L.; Rissacher, D.; Schuckers, M. a Schuckers, S. Iris Recognition Performance in Children: A Longitudinal Study. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, 2021, sv. 3, č. 1, s. 138–151.

[10] Daugman, J. How iris recognition works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, sv. 14, č. 1, s. 21–30.

[11] Doležel, M. a Drahanský, M. *Hodnocení spolehlivosti biometrických systémů*. 2005-2013. Prezentace z přednášky, FIT VUT v Brně.

[12] Drahanský, M.; Orság, F.; Doležel, M. a al. et. *Biometrie*. 1. vydání. Computer Press, s.r.o, 2011. ISBN 978-80-254-8979-6.

[13] Hájek, J. a Drahanský, M. Recognition-Based on Eye Biometrics: Iris and Retina. In: Obaidat, M. S.; Traore, I. a Woungang, I., ed. *Biometric-Based Physical and Cybersecurity Systems*. Cham: Springer International Publishing, 2019, s. 37–102. ISBN 978-3-319-98734-7. Dostupné z: https://doi.org/10.1007/978-3-319-98734-7_3.

[14] Jain, A. K.; Flynn, P. a Ross, A. A., ed. *Handbook of Biometrics*. 1. vyd. Springer New York, NY, 2007. ISBN 978-0-387-71040-2.

[15] Jain, A. K.; Ross, A. a Pankanti, S. Biometrics: a tool for information security. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2006, sv. 1, č. 2, s. 125–143.

[16] Jain, A. K.; Ross, A. A. a Nandakumar, K. *Introduction to biometrics*. 1. vyd. Springer New York, NY, 2014. ISBN 978-1-4899-8543-9.

[17] Lens, A.; Nemeth, S. C. a Ledford, J. K. *Ocular anatomy and physiology*. 2nd edition. Thorofare: SLACK Incorporated, 2008. ISBN 978-1-55642-792-3.

[18] Mazumdar, J. RETINA BASED BIOMETRIC AUTHENTICATION SYSTEM: A REVIEW. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, Únor 2018, sv. 9, s. 711–718.

[19] Nguyen, D. T.; Baek, N. R.; Pham, T. D. a Park, K. R. Presentation Attack Detection for Iris Recognition System Using NIR Camera Sensor. *Sensors*, 2018, sv. 18, č. 5. ISSN 1424-8220. Dostupné z: https://www.mdpi.com/1424-8220/18/5/1315.

[20] NIDEK Co., L. *Image of Non-Mydriatic Auto Fundus Camera AFC-330* https://www.nidek-intl.com/items/non-mydriatic-auto-fundus-camera-afc-330-back-to-index/. Navštíveno: 3. ledna 2025.

[21] Obaidat, M. S.; Traore, I.; Woungang, I.; Traore, I.; Obaidat, M. S. et al. *Biometric-Based Physical and Cybersecurity Systems*. 1. vyd. Cham: Springer International Publishing AG, 2018. ISBN 9783319987330.

[22] Odstrčilík, J.; Jan, J.; Gazárek, J. a Kolář, R. Improvement of Vessel Segmentation by Matched Filtering in Colour Retinal Images. In: Dössel, O. a Schlegel, W. C., ed. *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, September 7 - 12, 2009, Munich, Germany*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, s. 327–330. ISBN 978-3-642-03891-4.

[23] Otsu, N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, sv. 9, č. 1, s. 62–66.

[24] Petrovický, P. a Druga, R. *Systematická, topografická a klinická anatomie. 10, Zrakové a sluchové orgány, orgány s vnitřní sekrecí*. 1. vyd. Praha: Karolinum, 1996. ISBN 80-7184-118-8.

[25] Postolache, L. a Parsa, C. F. Brushfield spots and Wölfflin nodules unveiled in dark irides using near-infrared light. *Scientific Reports*, Dec 2018, sv. 8, č. 1, s. 18040. ISSN 2045-2322. Dostupné z: https://doi.org/10.1038/s41598-018-36348-6.

[26] Proença, H. a Alexandre, L. UBIRIS: A noisy iris image database. In: *13th International Conference on Image Analysis and Processing - ICIAP 2005*. Cagliari, Italy: Springer, September 2005, LNCS 3617, s. 970–977.

[27] Ross, A.; Li, S. Z. a Jain, A. K. Multibiometrics. In: *Encyclopedia of Biometrics*. Boston, MA: Springer US, 2015, s. 1127–1133. ISBN 9781489974877.

[28] Ross, A. A.; Jain, A. K. a Nandakumar, K. *Handbook of Multibiometrics*. 1. vyd. Springer New York, NY, 2006. ISBN 978-0-387-22296-7.

[29] Salam, A. A.; Akram, M. U.; Khan, S. A.; Khawaja, S. G. a Naqvi, G. H. *Retina Identification Database (RIDB)*. Mendeley Data, 2020. Dostupné z: https://data.mendeley.com/datasets/tjw3zwntv6/2.

[30] Semerád, L. a Drahanský, M. Retinal Vascular Characteristics. In: Uhl, A.; Busch, C.; Marcel, S. a Veldhuis, R., ed. *Handbook of Vascular Biometrics*. Cham: Springer International Publishing, 2020, s. 309–354. ISBN 978-3-030-27730-7.

[31] Setiawan, A. W.; Mengko, T. R.; Santoso, O. S. a Suksmono, A. B. Color retinal image enhancement using CLAHE. In: *International Conference on ICT for Smart Society*. 2013, s. 1–3.

[32] Synek, S. a Skorkovská, Š. *Fyziologie oka a vidění*. 2. vyd. Grada Publishing a.s., 2014. ISBN 978-80-247-3992-2.

[33] Virtanen, P.; Gommers, R.; Oliphant, T. E.; Haberland, M.; Reddy, T. et al. SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, 2020, sv. 17, s. 261–272.

[34] Wayman, J.; Jain, A.; Maltoni, D. a Maio, D. *Biometric systems : technology, design and performance*. London: Springer-Verlag, 2005. ISBN 1-85233-596-3.

[35] Wikimedia Commons contributors. *Schematic diagram of the human eye in czech*. 2009. Dostupné z: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Schematic_diagram_of_the_human_eye_cs.svg. Navštíveno: 15. prosince 2024.

[36] Wikimedia Commons contributors. *Spojivka schema*. 2009. Dostupné z: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Spojivka_schema-800x800.gif. Navštíveno: 16. prosince 2024.

[37] Worldcoin AI. *IRIS: Iris Recognition Inference System of the Worldcoin project*. 2023. Dostupné z: https://github.com/worldcoin/open-iris.

[38] Zhang, T. Y. a Suen, C. Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Commun. ACM*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, březen 1984, sv. 27, č. 3, s. 236–239. ISSN 0001-0782. Dostupné z: https://doi.org/10.1145/357994.358023.

Příloha A

Využité knihovny

open-iris Specializovaná knihovna pro zpracování a analýzu snímků duhovky oka, poskytující algoritmy pro detekci, segmentaci a extrakci markantů z duhovky.

numpy Základní knihovna pro vědecké výpočty v Pythonu, použitá pro efektivní práci s vícerozměrnými poli a matematickými operacemi při zpracování obrazu.

scipy Rozšířená vědecká knihovna poskytující složitější matematické funkce a algoritmy. Využita především pro akceleraci výpočtů nad množinou bodů, konkrétně v porovnávacím modulu sítnice za účelem zarovnání dvou šablon vůči sobě a následné vyhodnocení podobnosti.

opencv-python Knihovna pro počítačové vidění (CV2), poskytující klíčové nástroje pro předzpracování obrazu, detekci hran, filtraci a transformaci snímků.

scikit-image Specializovaná knihovna pro pokročilé zpracování obrazu, využita pro algoritmy skeletonizace krevního řečiště sítnice.

sklearn (scikit-learn) Knihovna pro strojové učení, využita pro natrénování klasifikátoru za účelem informační fúze v multimodálním režimu biometrického systému.

networkx Knihovna pro práci s grafy, sloužící k akceleraci analýzy struktury cévního řečiště sítnice, především k nalezení bifurkací na skeletonu krevního řečiště.

matplotlib, seaborn Knihovny pro vizualizaci dat, používané k zobrazení mezivýsledků systému a vytváření grafů pro experimenty.

sqlite3 Knihovna pro práci s SQLite databázemi, použitá pro ukládání a správu uživatelů biometrického systému.

joblib Knihovna pro efektivní ukládání/načítání Python objektů. Využita pro serializaci a deserializaci python objektů pro účely uložení do databáze.

Příloha B

Návod na použití

Uživatelské rozhraní podporuje 9 akcí, které mohou přijímat různé parametry. Podporované akce a jejich parametry jsou následující:

`enroll` Registrace nového uživatele do systému.

- `--user-id`: ID uživatele
- `--user-name`: jméno uživatele
- `--retina-image`: cesta ke snímku sítnice
- `--iris-image`: cesta ke snímku duhovky

`remove` Odstranění existujícího uživatele ze systému.

- `--user-id`: ID uživatele

`list-users` Výpis všech aktuálně zaregistrovaných uživatelů.

`verify` Verifikace uživatele.

- `--user-id`: ID uživatele
- `--retina-image`: cesta ke snímku sítnice
- `--iris-image`: cesta ke snímku duhovky

`identify` Identifikace uživatele.

- `--retina-image`: cesta ke snímku sítnice
- `--iris-image`: cesta ke snímku duhovky

`configure` Konfigurace systému.

- `--<identifikátor-konfigurace>`: Viz *Konfigurovatelné Parametry*

`show-configuration` Zobrazení aktuální konfigurace systému.

`configure-default` Obnovení výchozí konfigurace systému.

`train-classifier` Natrénování klasifikátoru pro fúzi multimodálních dat.

- `--genuine-data`: cesta k souboru s právoplatnými vzorky
- `--impostor-data`: cesta k souboru s neprávoplatnými vzorky

Konfigurovatelné Parametry

- **Základní nastavení:**
  - `biometric-type` (retina, iris, multimodal): Nastavuje který biometrický systém se použije pro verifikaci a identifikaci.
  - `fusion-type` (classifier, min, max, average, sum, product): Nastavuje metodu informační fúze, která se použije v multimodálním biometrickém systému.
  - `debug-mode` (boolean): Zapnutí a vypnutí režimu, ve kterém systém v průběhu extrakce rysů a porovnáí šablon ukazuje mezivýsledky.
- **Parametry normalizace:**
  - `norm-ret-a1`, `norm-ret-a2`, `norm-ret-c`: Parametry dvojité sigmoidální normalizační funkce pro duhovku.
  - `norm-iris-a1`, `norm-iris-a2`, `norm-iris-c`: Parametry dvojité sigmoidální normalizační funkce pro sítnici.
- **Rozhodovací prahy:**
  - `retina-t`, `iris-t`: Rozhodovací prahy pro unimodální rozhodovací moduly.
  - `classifier-t`: Rozhodovací práh pro multimodální rozhodovací modul v režimu fúze na základě klasifikátoru.
  - `min-t`, `max-t`, `average-t`, `sum-t`, `product-t`: Rozhodovací prahy pro multimodální rozhodovací modul v režimu fúze na základě transformace.