

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV INTELIGENTNÍCH SYSTÉMŮ

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF INTELLIGENT SYSTEMS

BIOMETRICKÉ ROZPOZNÁVÁNÍ 2D OBLIČEJE Z KAMEROVÉHO SYSTÉMU UMÍSTĚNÉHO NA KVADROKOPTÉŘE

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

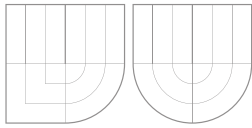
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

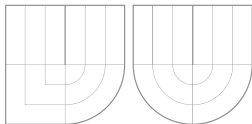
AUTHOR

LEA MIKUNDOVÁ

BRNO 2015



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV INTELIGENTNÍCH SYSTÉMŮ



FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF INTELLIGENT SYSTEMS

BIOMETRICKÉ ROZPOZNÁVÁNÍ 2D OBLIČEJE
Z KAMEROVÉHO SYSTÉMU
UMÍSTĚNÉHO NA KVADROKOPTÉŘE
BIOMETRIC 2D FACE RECOGNITION FROM CAMERA SYSTEM PLACED

ON A QUADROCOPTER

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE
AUTHOR

LEA MIKUNDOVÁ

VEDOUCÍ PRÁCE
SUPERVISOR

doc. Ing. MARTIN DRAHANSKÝ, Ph.D.

BRNO 2015

Abstrakt

Tato bakalářská práce se zabývá rozpoznáním obličeje z kamerového systému umístěného na kvadrokoptéře. Teoretická část je rešerší současně nejpoužívanějších metod pro detekci a rozpoznání obličeje a jejich porovnání. Dále jsou popsány možnosti snímání z kvadrokoptéry. Praktická část se zabývá samotnou implementací algoritmů pro detekci a rozpoznání za pomoci knihovny OpenCV a vyhodnocení úspěšnosti algoritmů v závislosti na vzdálenosti a úhlu kvadrokoptéry ke snímané osobě.

Abstract

This Bc. thesis is devoted to face recognition from camera system placed on a quadcopter. The theoretical part is about the most used methods for detection and face recognition and their comparison. The next part is about motion capturing from quadcopter. Practical part of thesis is devoted to implementation of algorithms for face detection and recognition by OpenCV library and evaluation of algorithm in respect to distance and angle of quadcopter due to captured person.

Klíčová slova

biometrie, detekce obličeje, rozpoznání obličeje, kvadrokoptéra, OpenCV, Eigenfaces, FisherFaces, Local Binary Patterns Histograms

Keywords

biometrics, face detection, face recognition, quadcopter, OpenCV, Eigenfaces, FisherFaces, Local Binary Patterns Histograms

Citace

Lea Mikundová: Biometrické rozpoznávání 2D obličeje z kamerového systému umístěného na kvadrokoptéře, bakalářská práce, Brno, FIT VUT v Brně, 2015

Biometrické rozpoznávání 2D obličeje z kamerového systému umístěného na kvadroptéře

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto bakalářskou práci vypracovala samostatně pod vedením pana doc. Ing., Dipl.-Ing. Martina Drahanského, Ph.D.. Uvedla jsem všechny literární prameny, ze kterých jsem čerpala.

.....
Lea Mikundová
20. května 2015

Poděkování

Zde bych chtěla poděkovat vedoucímu práce, panu docentovi Drahanskému za cenné rady, odbornou pomoc a vedení této práce. Také bych chtěla poděkovat všem dobrovolníkům, kteří se účastnili experimentů a panu Bartuškově za technickou pomoc při vylepšování technického zařízení a pomoc při natáčení.

© Lea Mikundová, 2015.

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

Obsah

1 Úvod	3
2 Biometria	4
2.1 História biometrie	4
2.2 Identifikácia	5
2.3 Verifikácia	5
2.4 Vyhodnotenie chybovosti metódy	6
3 Realizácia HW	7
3.1 GoPro kamera	7
3.2 Kvadroptéra	8
3.2.1 Ar. Drone 2.0	9
3.3 Snímanie z kvadroptéry	9
3.3.1 Výpočet výšky a uhla kvadroptéry k snímanému	9
4 Rozpoznanie tváre	13
4.1 2D tvár	14
4.2 3D tvár	14
4.3 Termokamera	15
5 Popis algoritmov pre rozpoznanie tváre	16
5.1 Detekcia tváre	16
5.1.1 Viola-Jones detektor	16
5.1.2 LBP	17
5.2 Eigenfaces	18
5.2.1 Pseudoalgoritmus Eigenfaces	18
5.3 Fisherfaces	19
5.3.1 Pseudoalgoritmus Fisherfaces	19
5.4 LBHP	20
5.4.1 Pseudoalgoritmus LBPH	21
6 Implementácia	22
6.1 Popis systému	22
6.2 OpenCV	22
6.2.1 Implementácia detekcie	23
6.2.2 Implementácia rozpoznania	24

7	Porovnanie výsledkov algoritmov	26
7.1	Detekcia	26
7.1.1	Rozpoznávanie	27
8	Záver	28
A	Obsah CD	31
B	Výsledky experimentov	32
B.1	Rozpoznanie tváre Fisherface	32

Kapitola 1

Úvod

Informačné technológie. Pojem, ktorý každý deň mení náš svet a je jeho neoddeliteľnou súčasťou. Jedna z najrýchlejšie sa rozvíjajúcich oblastí, ktorá každý deň prekonáva popri požiadavkách na efektívnosť, univerzálnosť, či užitočnosť i otázku bezpečnosti, ktorá je nemenej dôležitá.

Bezpečnosť a zabezpečenie systémov možno chápať rôzne. Každodenne sa stretávame s mnohými druhmi zabezpečenia. Pri vstupe do práce sme identifikovaní ID kartou, či pinom na bezpečnostnom zariadení, následne sa do systému prihlasujeme heslom, občas je potrebné použiť ako overenie rôzne SMS kódy, či iné zabezpečovacie zariadenia. Väčšina týchto možností je buď finančne náročná, ako údržba ID kariet či zasielanie SMS kódov, alebo sa jedná o metódu nie príliš bezpečnú, napríklad heslá, ktoré možno ľahko ukradnúť jednoduchým sledovaním danej osoby pri prihlasovaní. Množstvo údajov, ktoré zverujeme pod rôzne systémy, e-maily, či siete sa neustále zvyšuje. Taktiež dôležitosť, tajnosť a hĺbka personálnych dát je omnoho vyššia oproti minulému storočiu, v ktorom začal rozvoj informačných technológií ako takých. Preto rozvoj bezpečnosti musí ísť ruka v ruke s rozvojom ostatných technológií.

Od pradávna sú známe rôzne metódy, ako si ľudia označovali svoje veci, či výrobky. Vtedajšia kultúra neumožňovala žiadne označenie a tým viedla ľudí k vymysleniu nových spôsobov označovania. Tak vznikli odtlačky prstov na rôznych maľbách. Časom sa tieto metódy rozširovali do rôznych rád, odtlačky prstov sa stali neoddeliteľnou súčasťou kriminalistiky a vyšetrovania, rovnako ako sa podpisový vzor dostal na všetky identifikačné doklady človeka, do bánk a rôznych inštitúcií vyžadujúcich kvalitnejšie zabezpečenie. Všetky tieto pojmy a formy zabezpečenia patria pod jednotný názov *biometria*.

Táto rýchlo sa vyvíjajúca vedná disciplína pokrýva široké spektrum možností zabezpečenia, identifikácie a verifikácie každej osoby. Skúma psychické, či fyzické vlastnosti človeka ako napríklad oko, chôdzu, tvar ucha, štýl podpisovania sa, či tvár samotnú. O poslednej spomenutej metóde bude nasledujúca práca hovoriť. Postupne sa dostaneme na koreň metódy, ako prebieha od zosnímania tváre, cez spracovanie obrazu, až po následné vyhodnotenie, verifikáciu, autorizáciu a koniec koncov i chybovosti zariadenia. Používanosť tejto technológie ju predurčuje k tomu byť zaujímavou, no stále neúplne prebádanou disciplínou.

Kapitola 2

Biometria

Slovo biometria, pôvodom z gréčtiny sa skladá zo slov "bios", čo znamená život a "metron", čo znamená merať. V praxi ide o automatizované rozpoznávanie ľudských jedincov na základe ich charakteristických anatomických, či behaviorálnych rysov[9]. Behaviorálne rysy zahŕňajú správanie jedinca a ich súčasťou je napríklad podpisový vzor, hlas, či chôdza. Medzi fyzické metódy radíme odtlačky prstov, geometriu ruky i tváre, skúmanie sietnice, či žíl prstu a dlane ruky.

Medzi nesporné výhody biometrických systémov patrí ich flexibilita. V dnešnej dobe používané metódy zabezpečenia nútia človeka pamätať si neskutočné množstvo zabezpečovacích prvkov a kódov. Naproti tomu sa biometria snaží využiť najzákladnejšie vlastnosti a rysy človeka pre jednoduchšie, no o to kvalitnejšie zabezpečenie.

Už od prvých dní života sa stretávame s jednoduchým rozpoznávaním podľa určitých fyzických vlastností človeka, vďaka ktorým je novorodené dieťa schopné spoznať vlastnú matku. Postupom života sa pre nás stáva identifikácia ľudí pomocou biometrie úplne prirodzeným aktom bežného života. Každodenne sme schopní rozpoznať ľudí obyčajným pohľadom na zovňajšok jedinca. Rozpoznávame na ňom tvár, vlasy, jednotlivé črty jeho osobnosti, rovnako ako jeho pohyby, správanie, mimiku i návyky.

Biometrické technológie sú silnou súčasťou zabezpečenia osobných informácií, či verifikačného systému umožňujúcemu prístup k cenným informáciám. Biometricky založené identifikačné a verifikačné systémy podporujú rozvoj bezpečnosti finančných transakcií, internetových predajov, podpisov elektronických zmlúv, zabezpečenie štátnych hraníc (napr. letiská), na obmedzenie prístupu do bezpečnostných zón a mnoho iného.

2.1 História biometrie

Používanie biometrických vlastností pre identifikáciu človeka je známe odpradávná. Na rôznych miestach sa často nachádzali historické obrazy, predmety, či iné veci označené odtlačkom prstu, ktoré symbolizovalo značenie si vecí pravdepodobne negramotným človekom. Najstaršie informácie o použití biometrie pochádzajú z Číny zo 14. storočia[4], kde boli nájdené kresby a keramiky označené odtlačkom prsta.

Prvé písané zmienky siahajú až do roku 1870, kedy Alphonse Bertillon vytvoril systém meraní pre identifikáciu väzňov v USA, ktorý bol platný až do roku 1920. Tí boli identifikovaní na základe priemeru lebky, dĺžky paže a nohy[14].

V roku 1858 začal anglický guvernér William James Herschel spolu s Francisom Galtonom skúmať technológiu odtlačkov prstov namiesto Bertilloveho systému merania. Tá našla

v roku 1900 svoje uplatnenie v policií [4]. Rozvoj spracovania digitálnych signálov v roku 1960 viedol k okamžitému rozvoju automatizácie ľudskej identifikácie. Systémy pre rozpoznanie hlasu a odtlačkov prsta boli medzi prvými preskúmanými. Už v roku 1960 bolo jasné, že tieto systémy majú veľký potenciál pre použitie v sektoroch, ktoré potrebujú vysoké zabezpečenie. V rokoch 1970 započal rozvoj a testovanie úspešnosti geometrie ruky. Od roku 1980 bolo možné identifikovať človeka na základe podpisu, či očnej sietnice. Rozvoj týchto technológií pretrváva dodnes. [14].

Po mnohých rokoch výskumov a vývoja sú biometrické technológie nákladovo nižšie, spoľahlivejšie a jednoduchšie implementovateľné do bežného života. Dnes sa už nachádzajú v pasoch, identifikačných kartách, kreditných kartách, elektronickom bankovníctve, vodičskom preukaze a mnohých ďalších dokumentoch. Týmto pomáhajú chrániť cenné informácie a prispievajú k bezpečnosti automatických operácií.

2.2 Identifikácia

V závislosti od použitia, biometrické technológie môžu fungovať na princípe identifikácie alebo verifikácie.

Identifikácia je proces porovnávaní jednej osoby voči viacerým a je typická pre kriminalistickú prax. Pri identifikácii systém odpovedá na otázku:

"Si niekto známy pre tento systém?"

Proces zistenia identity prebieha vložení biometrickej vzorky do systému, porovnaním vzorky s celou databázou a výstupom je nájdená identita [6].

2.3 Verifikácia

Verifikácia úzko súvisí s identifikáciou. Verifikácia je overenie, potvrdenie pravdivosti. Ide o autentizáciu jedného s jedným. Pri verifikácii užívateľ prezradí systému svoju identitu a systém odpovedá na otázku

"Si ten, ktorý tvrdíš, že si?"

Proces zistenia identity prebieha vložení identity a biometrickej vzorky do systému, porovnaním vzorky s danou identitou a výstupom je potvrdenie identity [6].

2.4 Vyhodnotenie chybovosti metódy

Existuje mnoho charakteristík, podľa ktorých možno hodnotiť a analyzovať biometrické systémy. Rozhodovať môže rýchlosť spracovania, rýchlosť porovnania, či spoľahlivosť metódy. V praxi sa najčastejšie využívajú nasledujúce metódy vyhodnotenia chybovosti:

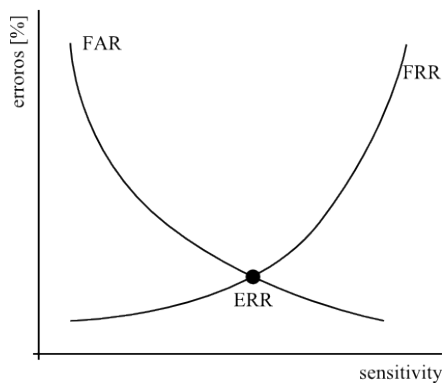
- Pravdepodobnosť chybného odmietnutia (FRR)¹ udáva, aká je pravdepodobnosť, že algoritmus identifikuje neautorizovanú osobu a prijme ju. Táto chyba je daná ako podiel počtu chybných prijatí (N_{FR}) k počtu pokusov neautorizovaných osôb o identifikáciu (N_{EIA}), prípadne verifikáciu (N_{EVA}) [9].

$$FRR = \frac{N_{FR}}{N_{EIA}} \quad \text{alebo} \quad FRR = \frac{N_{FR}}{N_{EVA}} \quad (2.1)$$

- Pravdepodobnosť chybného prijatia (FAR)² udáva, aká je pravdepodobnosť, že osoba uložená v databáze nebude algoritmom rozpoznaná. Je daná podielom počtu chybných odmietnutí (N_{FA}) k počtu pokusov autorizovaných osôb o identifikáciu (N_{IIA}), prípadne verifikáciu (N_{IVA}) [9].

$$FAR = \frac{N_{FA}}{N_{IIA}} \quad \text{alebo} \quad FRR = \frac{N_{FA}}{N_{IVA}} \quad (2.2)$$

- Miera vyrovnania chýb (ERR)³ je ukazateľom rovnosti pravdepodobnosti chybného prijatia a chybného odmietnutia. Systém s 0% ERR je nechybujúci a tým i najvhodnejší [9].



Obrázek 2.1: Graf závislosti FAR a FRR na prahovej hodnote [9].

¹FRR - Pravdepodobnosť chybného odmietnutia z anglického False Rejection Rate

²FAR - Pravdepodobnosť chybného prijatia z anglického False Acceptance Rate

³ERR - Miera vyrovnania chýb z anglického Equal Error Rate

Kapitola 3

Realizácia HW

Zariadenie pre celý experiment sa skladá z poloprogramovateľnej kvadroptéry a HD kamery značky GoPro.

3.1 GoPro kamera

Kamera GoPro je preslávená svojou vysokou variabilitou použitia pri rôznych aktivitách. Vybrala som ju práve vďaka kompromisu jej veľkosti a kvalitného podania obrazovej reality. Jej váha kvadroptéry takmer nezaťažuje, kamera váži 74g. Pre videá ponúka rozlíšenie 1080p pri snímkovacej frekvencii 30 snímkov za sekundu. Videá sú ukladané vo formáte .MP4. Pre fotky poskytuje pekné 11MPx rozlíšenie. Kamera podporuje pamäťovú kartu typu microSD pre ukladanie dát.

Kamera disponuje čipom CMOS (Complementary Metal-Oxide Semiconductor), ktorý funguje ako snímacie zariadenie. Každý pixel má základný filter, ktorý je RGB. Fotonické dáta sú prevedené do digitálnej formy, v ktorej sú prenášané v nekomprimovanom formáte. Následne sú dáta prenesené do počítača pre spracovanie systému, kde každý z pixelov je schopný vytvoriť RGB alebo plnofarebnú hodnotu per pixel, čo je základom vytvorenia digitálneho video-streamu, či fotografie [3].



Obrázek 3.1: Kamera GoPro3 Hero.

Pre účely projektu bola použitá kamera GoPro Hero 3 (obr. 3.1), prvé vydanie. Videá sú v natočené v kvalite 1080p/30FPS¹, čo je pre výsledky dostačujúce.

¹FPS - snímková frekvencia z anglického Frame Per Second

3.2 Kvadroptéra

Za kvadroptéru možno považovať lietajúceho robota so štyrmi rotormi. Rotory sú umiestnené v štvorcovom usporiadaní na vrchu kvadroptéry a sú umiestnené v rovnakej vzdialenosti od ťažiska. Kvadroptéra, niekedy nazývaná drón, sa ovláda nastavením uhlovej rýchlosti rotorov, ktoré sa otáčajú pomocou elektrických motorov. Rotory sú usporiadané do kríža, pričom predný a zadný rotor sa otáčajú proti smeru hodinových ručičiek a ľavý a pravý rotor sa otáčajú po smere hodinových ručičiek [11].

V dnešnej dobe dróny zažívajú rozmach a začínajú sa využívať pre úlohy, ktoré sú pre človeka riskantné, alebo nákladné. V reálnom svete sa využívajú takmer v každom odvetví - pre kontrolu bezpečnosti a funkčnosti infraštruktúr, ako technická podpora pri živelných pohromách a hľadani ľudí v lavínach. Dostávajú sa i do multimediálnej oblasti vďaka možnosti novej perspektívy záznamov pri natáčaní rôznych akcií, či športových podujatí. Dróny sa pomaly stávajú fenoménom dnešnej doby a je v nich veľký potenciál pre zjednodušenie, možno i zlepšenie kvality života človeka.

K projektu bola použitá kvadroptéra Reely 450 QuadroCopter (obr. 5.5a) pre jej možnosti nastavenia módov lietania, tak isto ako poloprogramovateľných čipov pre riadenie značky Mega8 Atmel RISC. Jej vzletová hmotnosť je menšia ako 1kg, čo ju radí medzi mini lietajúce roboty.



(a) Pôvodná kvadroptéra



(b) Kvadroptéra po úprave

Obrázek 3.2: Reely Quadrocopter 450

Z dôvodov nestabilných letových vlastností a nedostatočne silnej konštrukcie došlo k výmene rámu, vrtúľ, stabilizačných prvkov kvadroptéry a preprogramovaniu nulových polôh pre zaistenie rovnováhy. Pre lepšie pozorovacie uhly kamerového systému bol pridaný podvozok (obr. 5.5c). Silnejší konštrukčný rám kvadroptéry sa však podpísal na celkovej hmotnosti, ktorá o približne 200g presiahla pôvodnú hmotnosť. Vyššia hmotnosť spolu s frekventovaným lietanim bola pre riadiacu jednotku a jej regulátory značne neprijateľná. Počas výskumu došlo k preťaženiu jedného regulátora a tým k jeho vyhoreniu. Natáčanie ďalej prebiehalo pomocou kvadroptéry Ar. Drone 2.0.

3.2.1 Ar. Drone 2.0

Kvadroptéra Ar. Drone je ovládaná pomocou smart telefónu vďaka wifi prepojeniu oboch systémov. Jedná sa o kvalitný model obsahujúci kameru s rozlíšením 720p pri snímkovacej frekvencii 30 snímkov za sekundu. Videá sú, podobne ako GoPro videá, ukladané vo formáte .MP4 buď na USB disk priamo v kvadroptére, alebo sa ukladajú do smart telefónu počas ovládania letu. Spolu s videami sa do ovládacieho prvku umiestňujú i informácie o lete, rýchlosti a výške drónu v jednotlivých časoch.

Ar. Drone preukazoval omnoho stabilnejšie a lepšie letové vlastnosti ako prerobená kvadroptéra, preto i snímky urobené týmto drónom by mali byť stabilnejšie. Problémom bola problematická montáž kamery GoPro z dôvodu absencie podvozku. Kamera bola umiestnená z vrchnej časti drónu, čo zhoršuje konečné výsledky, nakoľko kamera nemohla byť umiestnená v lepšom snímacom uhle.



Obrázek 3.3: Kvadroptéra Ar. Drone 2.0. spolu s kamerou GoPro.

3.3 Snímanie z kvadroptéry

Snímanie vzoriek pre túto prácu prebiehalo väčšinou v areály školy. Na podvozok kvadroptéry bola pripevnená kamera GoPro. Kvadroptéra bola umiestnená na vopred určené miesto, odkiaľ boli urobené viditeľné body každý meter do vzdialenosti 6-10m od objektu v závislosti na okolí a možnostiach.

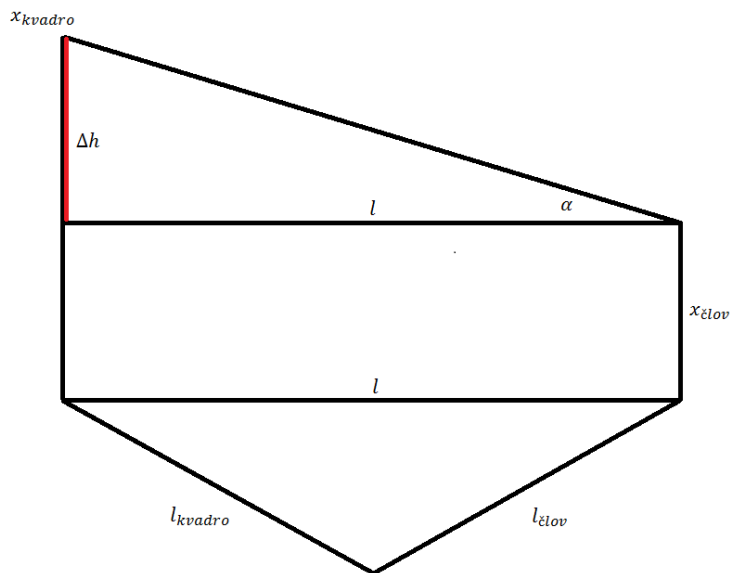
Následne bolo snímanie prevedené buďto približovaním sa kvadroptéry k objektu, alebo naopak. V druhom prípade bola snaha udržať kvadroptéru na mieste v rôznych výškach, pričom objekt dosahoval dané pointy od a do určitej vzdialenosti.

Videá boli potom spracované podľa jednotlivých osôb. Zostrihané a upravené videá (pre čo najvyššiu kvalitu obrazu) boli následne uložené v pôvodnom formáte .MP4 do osobitných zložiek, v ktorých detekcia a rozpoznávanie daných osôb prebiehalo.

3.3.1 Výpočet výšky a uhla kvadroptéry k snímanému

Výpočet výšky a uhla pozorovania bol manuálny a započal ihneď po prvej detekovanej tvári vo videu. Bolo nutné pracovať s predpokladom, že je nutné poznať rozmery pomyselného trojuholníka vytýčeného medzi pozorovaným človekom, človekom s fotoaparátom

a kvadrotérou. Zároveň s tým bolo nutné poznať približnú výšku pozorovaného človeka. Bez týchto dát by sa vo výpočtoch vyskytovalo príliš mnoho neznámych a ten by tak nebol riešiteľný. Neznáme boli dopočítané zo snímok druhej kamery metódou triangulácie (viď obr. 3.4).



Obrázek 3.4: Modelový výpočet pomocou triangulácie.

Základné veličiny v tomto prípade budú:

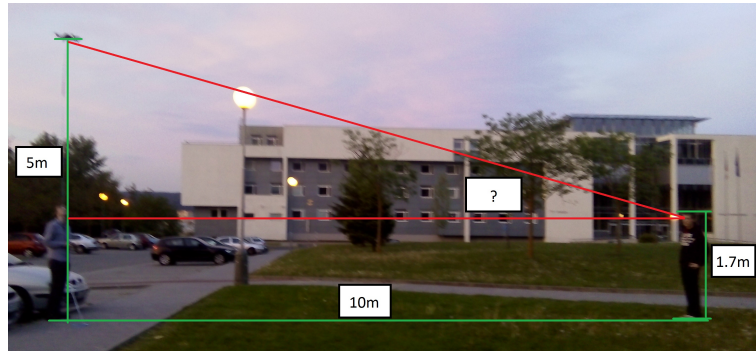
- α ... Uhol záberu, uhol medzi kamerou a tvárou pozorovaného [°]
- l ... Vzdialenosť medzi kamerou a pozorovaným človekom [m]
- h_{clov} ... Reálna výška človeka [m]
- x_{clov} ... Teoretická výška človeka odčítaná z fotografie [m]
- h_{kvadro} ... Reálna výška letu kvadrotéry [m]
- x_{kvadro} ... Teoretická výška letu kvadrotéry odčítaná z fotografie [m]
- l_{kvadro} ... Vzdialenosť kvadrotéry od pozorovateľa s fotoaparátom [m]
- l_{clov} ... Vzdialenosť človeka od pozorovateľa s fotoaparátom [m]
- δh ... Rozdiel výšok človeka a letu kvadrotéry [m]

Potom je možné chýbajúce údaje dopočítavať tromi spôsobmi:

- Pomocou Ar. Drone 2.0 zaznamenávať letové vlastnosti pri natáčaní, následne porovnať v časoch s videami z GoPro kamery. Uhly je potrebné dopočítavať (viď. obr. 3.5). Vzhľadom k tomu, že výška kamerového zariadenia je známa, jednoducho dopočítame uhol pomocou $\tan \alpha$ nasledovne:

$$\tan \alpha = \frac{\delta h}{l} \quad (3.1)$$

kde $\delta h = h_{kvadro} - h_{clov}$ a l je vzdialenosť kvadrotéry od človeka.

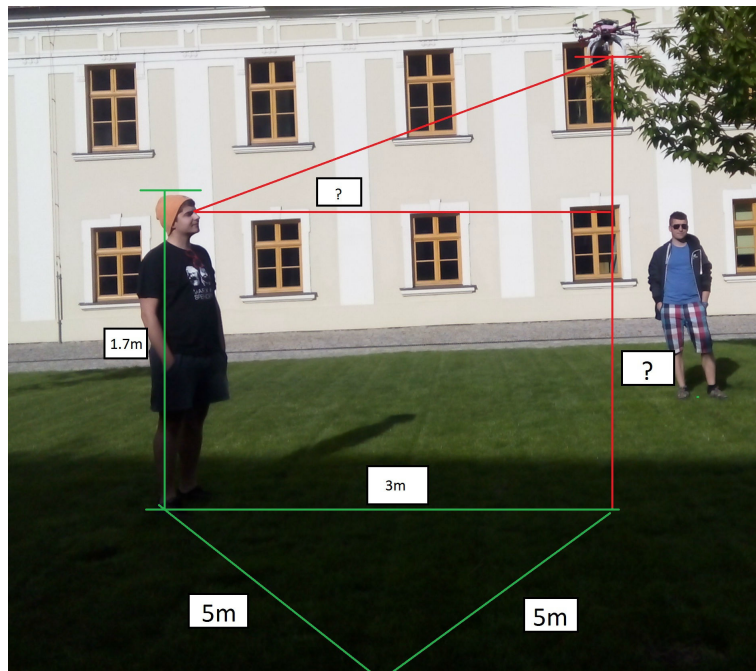


Obrázek 3.5: Ilustratívny obr. - výpočet uhla snímanej osoby.

- Pri známej výške sledovanej osoby bolo možné dopočítať výšku letu kvadrotéry *pomerovo*. Tu však muselo byť jasné, že kvadrotéra a sledovaná osoba boli v rovnakej vzdialenosti od druhej kamery (viď. obr. 3.6). Výpočet výšky kvadrotéry sa riadi vzorcom 3.2.

$$h_{kvadro} = \frac{h_{clov}}{x_{clov}} * x_{kvadro} \quad (3.2)$$

pričom x_{clov} a x_{kvadro} sú hodnoty odčítané z obrázku. Uhol sa dopočíta pomocou hore spomenutého vzorca 3.1.



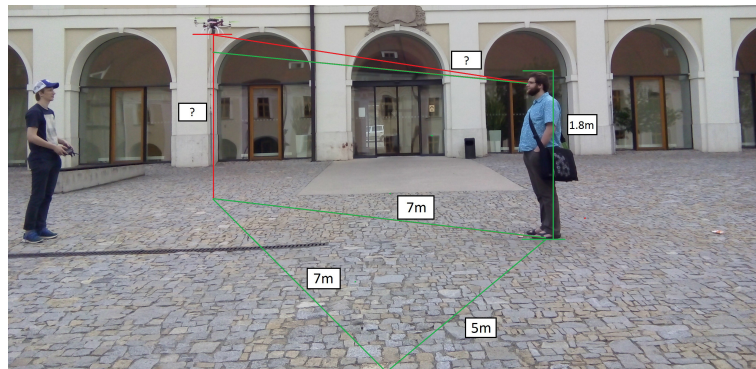
Obrázek 3.6: Ilustratívny obr. - výpočet výšky kvadrotéry za predpokladu, že je v rovnakej vzdialenosti od pozorovateľa.

- Pri známej vzdialenosti kamery a pozorovaného pomocou *triangulačných metód*. Z pomeru vzdialeností je možné vypočítať výšku letu a potom je možné dopočítať uhol medzi kvadrotérou a pozorovaným (viď. obr. 3.7). Výpočet výšky je podobný ako v predchádzajúcom prípade. Rozdiel je v nutnosti vynásobenia výšky kvadrotéry pomernou vzdialenosťou 3.3.

$$h_{kvadro} = h_{kvadro} * const \quad (3.3)$$

kde

$$const = \frac{l_{kvadro}}{l_{clov}} \quad (3.4)$$



Obrázek 3.7: Ilustratívny obr. - výpočet výšky kvadrotéry za predpokladu, že je v rôznej vzdialenosti od pozorovateľa.

Kapitola 4

Rozpoznanie tváre

Tvár je jednou z najvýznamnejších a najviditeľnejších črt ľudského tela. Je považovaná za najpoužívanější biometrický rys človeka. Každodenne sa vďaka nej dokážeme navzájom spoznať a v mnohých prípadoch je naša identita založená práve na biometrii tváre. Z tohto dôvodu sa stalo bežným štandardom dávať fotografiu tváre na autentifikačné doklady ako občiansky preukaz, pas, či iné identifikačné karty.

Detekcia a rozpoznávanie tváre je vednou disciplínou počítačového videnia a spracovania obrazu. Táto disciplína nachádza uplatnenie v širokom spektre aplikácií. Veľmi využívaná je dnes pre sociálne siete, kde je snaha o autorozpoznanie fotografií. Veľké uplatnenie je taktiež v kriminalistike, kde sa využíva pri záznamoch z bezpečnostných kamier, či snímanie záujmových osôb. Dlhodobo využívaná je detekcia vo fotoaparátoch a kamerách pre jednoduchšie zaostrenie, či odstránenie červených očí.

Rozpoznávanie na základe tváre je na jednej strane veľmi výhodné - jedná sa o pasívne rozpoznávanie a snímaná osoba nemusí byť priamo účastná daného aktu. Má to však i mnoho nevýhod, ktoré je ťažké ovplyvniť. Nasledujúce faktory môžu degradovať kvalitu rozpoznávania tváre:[4]

- Pomocou **mimiky** možno výrazne zmeniť výraz tváre. Najviac sa mení okolie úst, očí, obočia a čela. Oproti jednej snímke potrebnej pre rozpoznanie odtlačku prsta je pre rozpoznanie tváre potrebná celá množina snímok. Hľadanie identity je teda výpočetne náročnejšie.
- **Osvetlenie a vzdialenosť** môžu zásadne zmeniť výraz a celkovú kvalitu snímky. Pri nízkej kvalite zdroja sa nemusí podariť tvár detekovať.
- **Doplňky** ako okuliare, šály, či čiapky zasahujúce priamo do tváre, taktiež menia jej vzhľad.
- Vďaka **vlasom a brade** môžeme úplne zmeniť svoj vzhľad.
- **Starnutie** je jav, ktorý nebol príliš preskúmaný.

Problematické je taktiež rozpoznávanie jednovaječných dvojčiat, ľudí s určitými fyzickými poruchami (defekt oka, či atypické rysy). Tieto problémy sa dnes snažia riešiť novodobé algoritmy, vo väčšine sa im to darí.

4.1 2D tvár

V dobách, kým neboli dostupné 3D zariadenia, bolo 2D rozpoznávanie tvárí bežnou záležitosťou. Preto práve pre túto metódu bolo vyvinuté množstvo senzorov a techník [14]. Jediným zdrojom pri tejto metóde je 2D snímok, ktorý sa následne spracováva a vyhodnocuje rôznymi algoritmami.

Pri tomto druhu rozpoznávania sa však môžeme stretnúť s množstvom problémov. Snímok je ovplyvnený mierou osvetlenia, čo znamená, že v nočných hodinách bez osvetlenia rozpoznávanie nie je možné. To sa snažia riešiť infračervené kamery. Väčším problémom je diaľka, do ktorej je možno danú osobu rozpoznať. Kvalita snímku sa diaľkou zhoršuje a tým nie sú rysy príliš výrazné. Riešením je používať kameru s vysokým rozlíšením, prípadne vygenerovať obrázok vo vysokom rozlíšení z obrázku s nízkym za pomoci procesu nazývaného super-resolution.

Najväčším problémom je však v prípade jednoduchšej implementácie možnosť podvrhnutia snímku. Pri 2D rozpoznávaní si stačí jednoducho nasnímať namiesto svojej tváre výtláčok tváre osoby inej. Jednoduchší systém má problém takéto chovanie odhaliť. V minulosti boli tieto problémy bežné, dnes už väčšina technológií používa kombináciu 2D a 3D snímania, prípadne len 3D samotné.

4.2 3D tvár

V dnešnej dobe rozmachu nových technológií sa 3D zobrazovacie metódy snažia presadiť v každom odvetví. Javia sa ako ideálny spôsob prekonania problému so zmenami osvetlenia, nakoľko poskytuje omnoho viac informácií než 2D obraz. To však prináša okrem iného i mnoho problémov, ako je napríklad intenzita a smer svetla, veľká premenlivosť hlavnej pózy, výraz tváre, či starnutie. Preto chybovosť systémov používajúcich len 3D technológie je vyššia, než kombinácia 2D a 3D rozpoznávania.

3D snímok má vyššie počiatkové náklady na kvalitné zariadenie. Môžeme zachytiť pomocou štruktúrovaného osvetlenia, laseru, alebo dvoch stereo kamier [12, 10].



Obrázek 4.1: 3D model získaný použitím 3D senzorov [15].

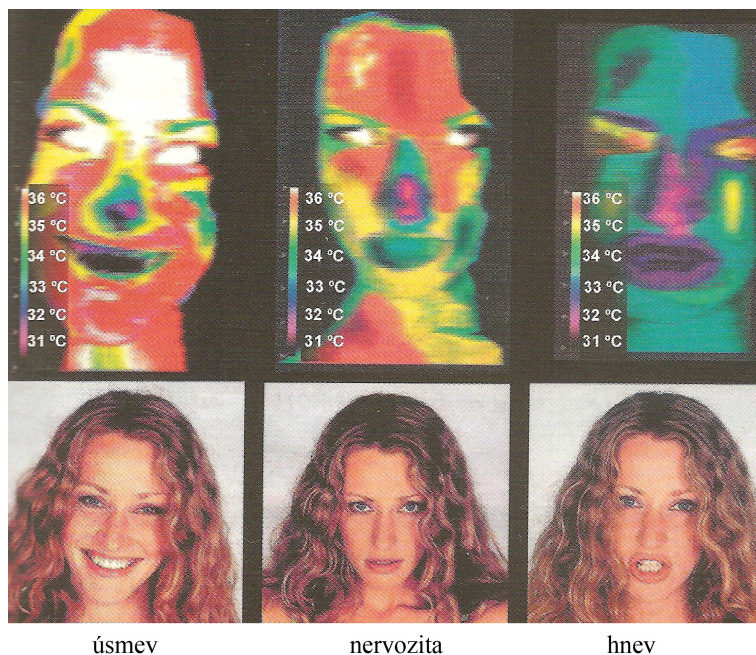
Informácia z 3D snímku sa dá následne použiť pre identifikáciu charakteristických častí tváre, ako je profil nosa, obrys brady, či očná jamka [13].

4.3 Termokamera

Rozpoznávanie tváre na základe termosnímkov prebieha pomocou termokamery. To sa odohráva v okom neviditeľnom spektre svetla. Má jednu nespornú výhodu - rozpoznávanie je možné i v noci bez použitia osvetľovacích zariadení. To je možné využiť u bezpečnostných kamier, pri monitorovaní dopravy, atď.

Pre snímanie termosnímkov je nutné používať termokameru, čo vyžaduje vyššie počiatkové investície oproti bežnému rozpoznávaniu [4]. Termosnímkok však netrpí nekvalitou v závislosti na osvetlení - je rovnako kvalitný za šera, za noci, či za priameho slnka. Ďalšou nespornou výhodou je veľká zložitosť vytvorenia falzifikátu takéhoto snímku oproti 2D technológii.

Je dokázané, že snímky tváre urobené termokamerou sú pri rôznych emóciách rozdielne. Pri úsmeve je tvár "zahriata", najviac tepla vyžaruje čelo, oči a oblasť okolo úst. Naopak pri hneve je tvár "studená" [9] (viď. obr 4.2).



Obrázek 4.2: Farebné spektrum pri rôznych psychických rozpoloženiach človeka [9]

Kapitola 5

Popis algoritmov pre rozpoznanie tváre

5.1 Detekcia tváre

Základnou podmienkou dobrého rozpoznania je izolácia tváre od okolitého prostredia. Pre detekciu tváre existuje mnoho druhov algoritmov. Jednoduchšie z nich používajú na detekciu tváre oproti ostatným objektom snímku kontúry tváre, odlišnú farbu objektov na tvári k detekcii očí, či úst [16]. Základným problémom je výpočtová náročnosť algoritmu. Snímok sa skladá z množiny farieb a intenzity osvetlenia. Analýza takýchto pixelov je časovo náročná a je obtiažne dosiahnuť dobrý výsledok z dôvodu rozdielov tvaru a pigmentácie rôznych tvárí.

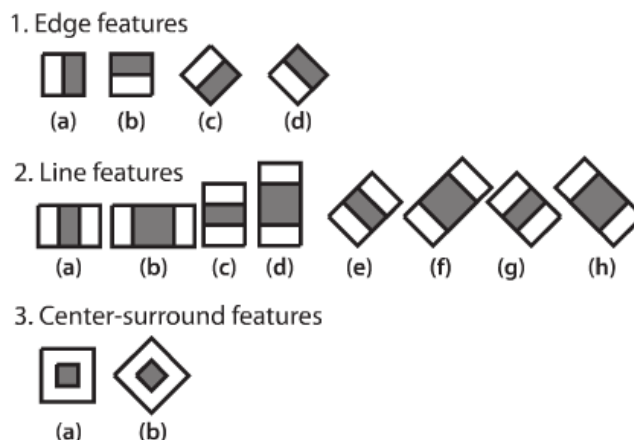
5.1.1 Viola-Jones detektor

Viola-Jones detektor spracováva obraz po častiach rôznych veľkostí a rozhoduje, či sa na danom snímku obraz nachádza, alebo nie. Skenovací proces spracováva časti pomocou podokna, ktoré mení svoje pozície x a y naprieč celým snímkom, pričom mení i svoju veľkosť v závislosti na veľkosti detekovaného objektu.

Vstupom klasifikátora sú vybrané príznaky okna, pričom klasifikátor rozhodne, či je daný objekt detekovaný, respektíve či sa príznaky okna zhodujú s príznakmi pozitívnych vzorov objektu trénovacej množiny [8]. Skladá sa z troch častí: integrálneho obrazu, Haarovej vlnky a klasifikačného algoritmu AdaBoost. Jeho veľkou výhodou je nezávislosť na osvetlení a veľkosti objektu, rýchlosť detekcie a dostatočná spoľahlivosť.

Slovo "kaskáda" v názve detektora znamená, že výsledný klasifikátor pozostáva z niekoľkých jednoduchších klasifikátorov, ktoré sú aplikované do oblasti záujmu. Slovo "Boost" reprezentuje, že každý klasifikátor je v každom stave zložený z ďalších klasifikátorov danej množiny. V súčasnej dobe je najpodporovanejší Ada Boost algoritmus. Základný klasifikátor je rozhodovací strom klasifikátorov s aspoň dvomi listami. Potom Haarove príznaky sú vstupom do základných klasifikátorov vid'. obr. 5.1 [1].

Aby bolo možné použiť daný kaskádový štýl a detekovať objekt v obraze, je najprv potrebné vytvoriť trénovaciu množinu obrazov obsahujúcu pozitívne vzory trénovaného objektu a negatívne vzory pozadia. Negatívne vzory obsahujú všetky objekty, ktoré nie sú objektom trénovaným. Všetky vzory musia mať rovnakú veľkosť i rozlíšenie, no daná hodnota by mala byť čo najnižšia pre dosiahnutie menšej náročnosti na výpočtový výkon pri

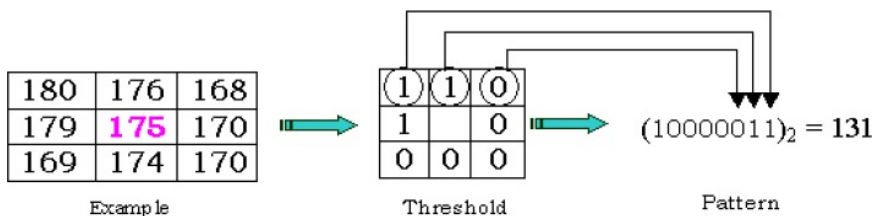


Obrázek 5.1: Príznyky podobné Haarovej vlnke [16].

procesе trénovanía. Pomocou týchto dvoch množín je natrénovaný klasifikačný algoritmus AdaBoost [5].

5.1.2 LBP

Local Binary Pattern (LBP) je jednoduchá metóda detekcie tváre. Má veľmi dobré výsledky v rôznych aplikáciách vrátane textúrových klasifikácií a segmentácií, vyhľadávania a detekcie obrazu. Metóda je určená primárne pre šedotónové obrázky. LBP algoritmus označí všetky susediace body s daným pixelom, prevedie hodnoty do binárnej podoby prahovaním tak, že vyššia hodnota suseda = 1, nižšia hodnota suseda = 0 (viď. obr 5.2).

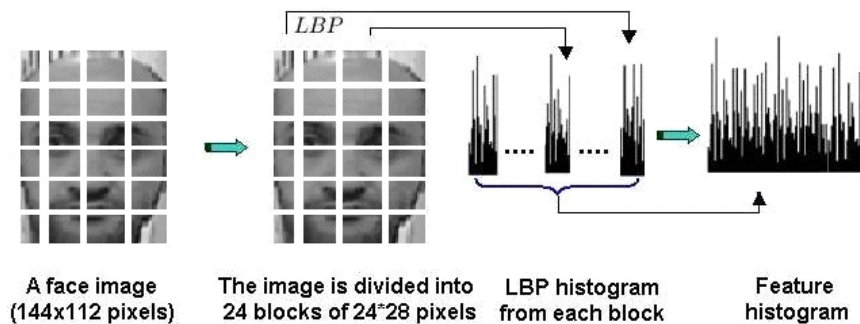


Obrázek 5.2: Príklad výpočtu LBP algoritmu [2].

Každý obrazok tváre môže byť považovaný za kompozíciu mikrovzorov, ktoré môžu byť detekované LBP operátorom. Pre jednoduchšiu detekciu tváre sa rozdelia tvárové obrazce do N menších neprekrývajúcich sa oblastí R_0, R_1, \dots, R_M (viď. obr 6.3). Potom LBP histogramy získané z každej menšej oblasti sú spojené do jedného, priestorovo rozšíreného histogramu definovaného ako

$$H_{i,j} = \sum_{x,y} I(f_l(x,y) = i) I((x,y) \in R_j) \quad (5.1)$$

kde $i = 0, \dots, L - 1, j = 0, \dots, M - 1$. Tento histogram potom opisuje lokálne štruktúry a globálne tvary tvárí v snímku [2].



Obrázek 5.3: Príklad výpočtu LBP histogramu pri detekcii tváre [7].

5.2 Eigenfaces

Eigenfaces je metóda reprezentácie ľudskej tváre pomocou lineárnej transformácie zo skutočnej, alebo spriemerovanej podoby tváre. Normalizovaná tvár (eigenface) je potom monochromatický systém, ktorý využíva markantné charakteristiky ľudskej tváre pre počítačové rozpoznávanie [9].

Normalizované tváre sú východnou množinou identifikačných charakteristík tváre osoby. Daná množina je pre rozpoznávanie následne natrénovaná. Tréningom vznikne model, na ktorom je rozpoznávanie postavené. Metóda Eigenfaces rozpoznáva tvár podľa premietania všetkých cvičných vzoriek do PCA¹ podpriestoru, premietaním snímok dotazov do PCA podpriestoru, prípadne nájdením najbližšieho suseda medzi natrénovaným a dotazovaným snímkom.

5.2.1 Pseudoalgoritmus Eigenfaces

1. Majme $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ ako náhodné vektory, kde $x_i \in R^d$
Vypočítajme priemer μ

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5.2)$$

2. Vypočítajme kovariančnú maticu S

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (5.3)$$

3. Vypočítajme vlastné hodnoty λ_i a vlastné vektory v_i kovariančnej matice S

$$Sv_i = \lambda_i v_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (5.4)$$

4. Zoraďme vektory s vlastnými hodnotami vzostupne. Potom k komponent vlastných vektorov korešponduje ku k najväčším vlastným hodnotám.
Rekonštrukcia z PCA podpriestoru je daná vzťahom

$$x = Wy + \mu \quad (5.5)$$

kde $W = (v_1, v_2, \dots, v_k)$. Výsledné vlastné vektory sú potom ortogonálne. V prípade potreby ortonormálneho vektoru musia byť normalizované na jednotku dĺžky [4, 1].

¹PCA - Analýza hlavných komponent z anglického Principal Component analysis



Obrázek 5.4: Eigenfaces

5.3 Fisherfaces

Ďalšou metódou pri rozpoznávaní tváre je Fisherface. Jedná sa o diskriminačnú analýzu (LDA ²). Hlavným cieľom metódy je roztriedenie objektov do tried na základe rozhodovacieho pravidla, ktoré je vytvorené podľa rovnakých príznakov objektov v trénovacej množine. Potom pracujeme s veľkými rozdielmi medzi jednotlivými triedami, no v rámci jednej triedy sú rozdiely minimalizované.

Zásadný rozdiel medzi Eigenface a Fisherface algoritmom je však v princípe vytvárania zredukovaného priestoru. Pri Fisherface metóde sa jedná o metódu učenia sa s učiteľom, a tak je u každého snímku uvedené, kto je na ňom zobrazený. Nový priestor sa vytvára tak, aby čo najlepšie separoval body prezentujúce rovnakú osobu od ostatných osôb. Problémom môže byť možnosť príliš veľkej adaptácie na danú osobu. [5, 4]



Obrázek 5.5: Fisherfaces

5.3.1 Pseudoalgoritmus Fisherfaces

1. Majme random vektor X obsahujúci vzorky tvárí z triedy c

$$X = X_1, X_2, \dots, X_c \quad (5.6)$$

$$X_i = x_1, x_2, \dots, x_n \quad (5.7)$$

2. Matice rozptylu sa vypočítajú ako

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (5.8)$$

²LDA - Linear Discriminant Analysis

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_j \in X_i} (x_j - \mu_i)(x_j - \mu_i)^T \quad (5.9)$$

kde μ je priemer

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5.10)$$

a μ_i je priemer triedy $i \in 1, \dots, c$:

$$\mu_i = \frac{1}{|X_i|} \sum_{x_j \in X_i} x_j \quad (5.11)$$

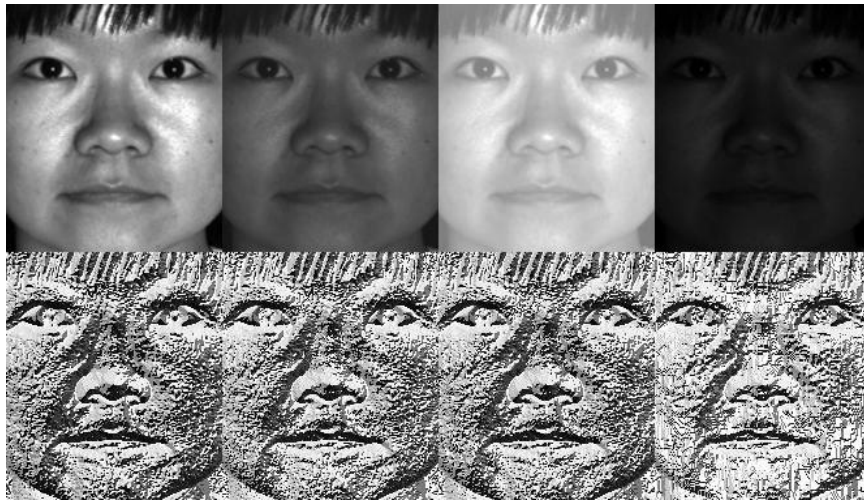
Fisherface algoritmus hľadá projekciu W , ktorá maximalizuje rozdiely kritérií medzi triedami

$$W_{opt} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_W W|} \quad (5.12)$$

V porovnaní s metódou analýzy hlavných komponentov (Eigenfaces) je LDA viac prispôsobená zmene mimiky a nie je závislá na rovnakom nasvetlení snímok tréningovej množiny.

5.4 LBHP

Ako posledná použitá metóda z knižnice OpenCV je metóda LBPH³. Táto metóda funguje na rovnakom princípe ako metóda LBP na detekciu tváre. Vypočíta hodnotu intenzity susediaceho pixelu pre každý bod. Ak je hodnota menšia, výsledok je nula, v opačnom prípade 1.



Obrázek 5.6: LBPH metóda pre rozpoznanie tváre [1].

³Local Binary Patterns Histograms

5.4.1 Pseudoalgoritmus LBPH

Formálny opis algoritmu je definovaný ako

$$LBPH(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} 2^p s(i_p - i_c) \quad (5.13)$$

kde (x_c, y_c) s intenzitou i_c a i_n je intenzita susediaceho pixelu. S je hodnotiaca funkcia definovaná ako

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \textit{ostatni} \end{cases} \quad (5.14)$$

Tento popis umožňuje zachytenie jemných línií v obraze. Táto metóda má najmenší problém s rôznym osvetlením, problémom nie sú ani rôzne veľkosti vstupných obrázkov [1]. Ostatná funkčnosť popísaná v kapitole 5.1.2.

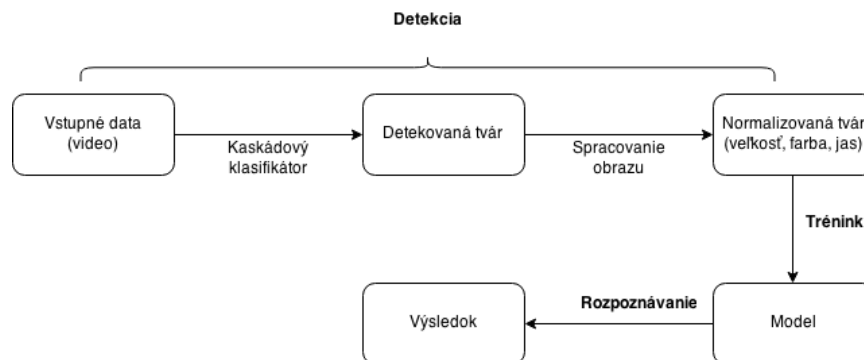
Kapitola 6

Implementácia

6.1 Popis systému

Systém pre rozpoznávanie tváre bol vyvinutý pod OS Linux distribúcie Fedora. GUI zastrešuje program QT verzie 5.4.1. Pre projekt bola použitá veľmi rozšírená knižnica OpenCV, ktorá bude spomenutá nižšie [22](#).

Program sa skladá z troch jednoduchých modulov - detekcia, tréning a rozpoznávanie (obr. [6.1](#)).



Obrázek 6.1: Zjednodušený model rozpoznania tváre.

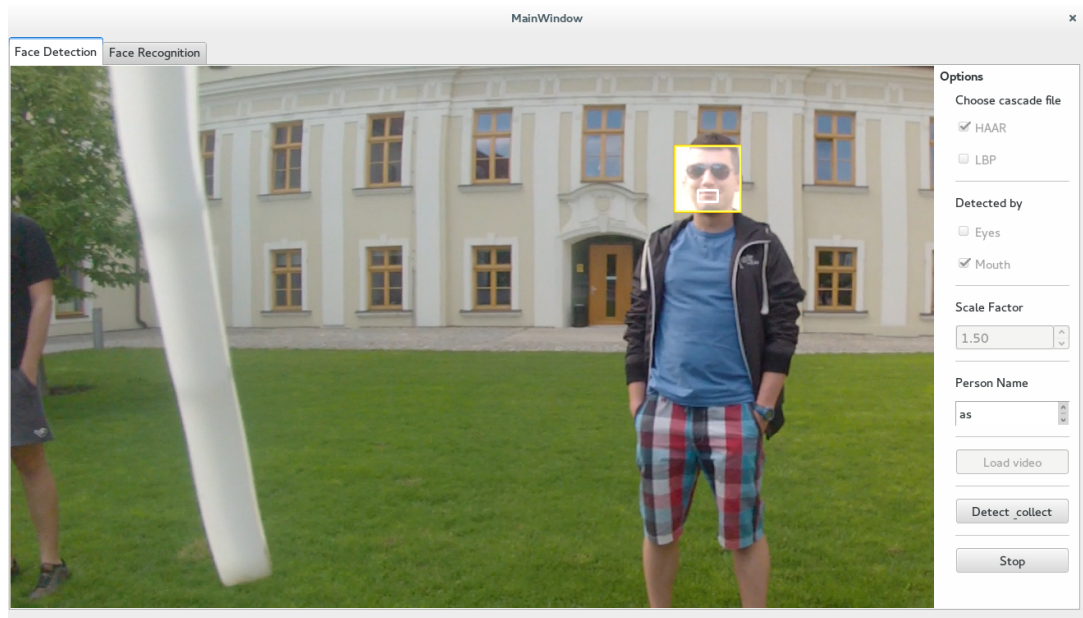
6.2 OpenCV

OpenCV (Open Source Computer Vision) je multiplatformová počítačová knižnica vyvinutá firmou Intel v roku 1999, zameraná na real-time počítačové spracovanie obrazu, zahrňujúca patent-free implementácie aktuálnych algoritmov. Knižnica je prístupná pod BSD (Berkeley Software Distribution) licenciou. Skladá sa z niekoľkých menších zdieľaných statických knižníc, kde základný core modul definuje funkcie a dátové štruktúry používané ostatnými modulmi [\[1\]](#).

Pre túto prácu bude plne využitá pre jej širokospektrálnu podporu spracovania obrazu, detekcie tváre, či samotných pseudo algoritmov pre rozpoznávanie tváre. Obsahuje taktiež vopred vygenerované tréningové súbory pre hľadanie objektov - tvár, oči, ústa, atď. Dostupná je pre jazyky C, C++, Python a mnoho jej častí sa aktuálne rozvíja pre Android.

6.2.1 Implementácia detekcie

Vo fáze detekcie sa na vstup dostáva video. V ňom sa vyhľadávajú rysy tváre podľa vopred určeného kaskádového súboru. Užívateľ má možnosť si vybrať, či tvár bude detekovaná očami, alebo ústami (vid'. obr. 6.4).



Obrázek 6.2: GUI z prostredia QT pre detekciu tváre [2].

Kaskádový súbor pre detekciu je z knižnice OpenCV. Počas detekcie prechádza obraz rôznymi transformáciami a normalizáciami. Pre kaskádové vyhľadávanie je základom dostať obraz do čiernobieleho formátu. Následne je veľkostne zmenšený, aby nebola detekcia výpočtovo náročná. To môže mať negatívny vplyv, najmä v danom projekte, kde objekt záujmu - tvár, je vo veľkej vzdialenosti od snímacieho zariadenia a zmenšením videosnímk sa úspešnosť metódy detekcie rapídne znižuje. Pri testovaní som dané zmenšenie vôbec nepoužívala. Čiernobiely detekovaný obraz je normalizovaný čo sa kontrastu a jasú týka pomocou funkcie `Mat equalizeHist(Mat oldFace, Mat equalizedFace)`, následne je zmenšený pre dosiahnutie jednotnej veľkosti snímku, ktorá je potrebná pre rozpoznávací algoritmy. Po celom procese je snímka porovnaná s naposledy uloženou pre zmenšenie veľkosti výslednej databáze. Ak bude rozdiel medzi predchádzajúcou a aktuálnou dostatočne veľký a medzi uloženiami ubehla dostatočne veľká doba (v testovacom prostredí 0.5 minúty), je nová snímka uložená do premennej `oldFace` a taktiež do vopred dohodnutého úložného priestoru. Takáto snímka je schopná stať sa súčasťou tréningovej množiny.

Pre videosnímky z kvadrotéry sa osvedčilo používanie detekcie tváre spolu s detektorom úst, nakoľko oči, ako často používaný identifikátor, sú z uhla snímania a veľkej diaľky



Obrázek 6.3: Proces spracovania obrazu pre tréningovú množinu.

nedostatočne identifikovateľným prvkom. Ústa je možné detekovať pomocou samostatného Haar kaskádového súboru tak, že nasledovne rozdelíme tvár na dve polovice:

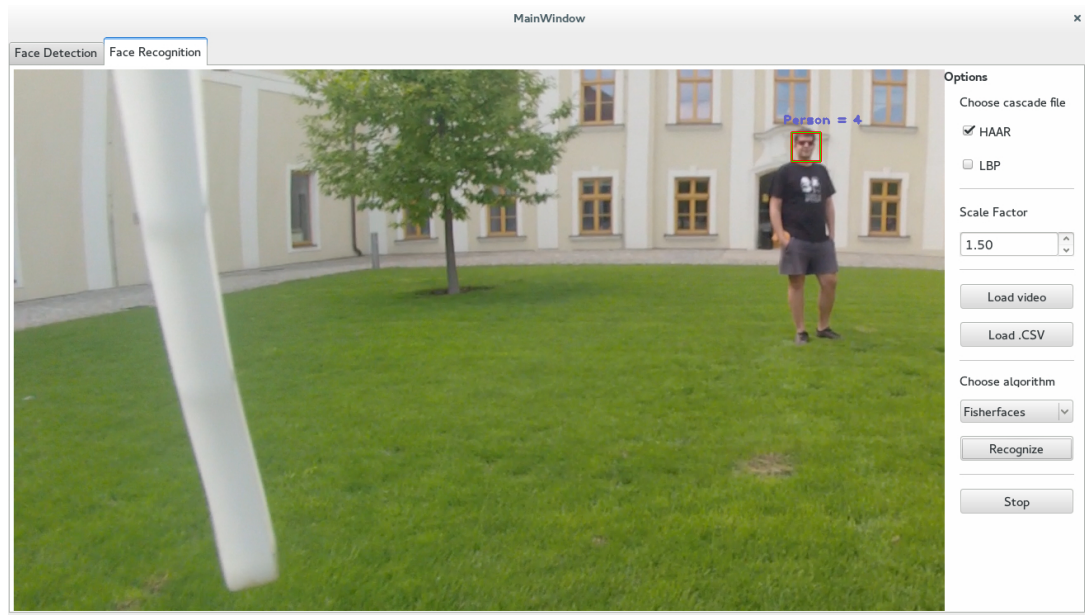
```
Rect halfRect = faceVec[i];
halfRect.height /= 2;
halfRect.y += halfRect.height;
Mat halfFace = videoFrame( halfRect );
```

Potom už vyhľadávame ústa pomocou `mMouthDetector.detectMultiScale(halfFace, mouthVec, 3)` s hodnotou `scaleFactor = 3`. Hodnota premennej `scaleFactor`, ktorá definuje, ako veľmi sa zredukuje veľkosť snímku pre každé meranie, je pre dostatočné množstvo vzoriek pre tréningovú množinu tváre cca 1,5.

6.2.2 Implementácia rozpoznania

Pre rozpoznanie tváre bola taktiež použitá knižnica OpenCV. Tá zastrešuje takmer celé rozpoznanie, takže implementácia rozpoznania sa zmenšila znovu na úpravu vstupných dát. Pred samotným aktom rozpoznávania je potrebné vytvoriť model tréningovej množiny `model = createFisherFaceRecognizer()` a natréňovať tváre z tréningovej množiny pomocou `model->train(images, labels)`. Popis cesty k obrázkom a popisy k nim sú z .CSV súboru, ktorý je predtým vytvorený pomocou skriptu. Samotný algoritmus, ktorým bude model tréňovaný je vybraný zo `spinBoxu` v GUI programu.

Po natréňovaní je spustené požadované video, v ktorom dôjde k detekcii tváre. Následne je zistená veľkosť tréňovaných obrázkov, na danú veľkosť je zmenšený i vstup, s ktorým sa bude porovnávať. Zároveň je vstup normalizovaný, čo sa farieb a jasů týka podobne, ako v detekcii. Daný obrázok je potom porovnaný s priemernou hodnotou obrázkov z tréningovej množiny za pomoci funkcie `int prediction = model->predict(face_resized)`. Výsledok porovnania je ID priečinku, v ktorých boli snímky z tréningovej množiny uložené pre jednoduchšie zachovanie anonymity snímaných osôb. Ten je vpísaný priamo do obrázku.



Obrázek 6.4: GUI z prostředí QT pre rozpoznanie tváre [2].

Kapitola 7

Porovnanie výsledkov algoritmov

7.1 Detekcia

Detekciu tváre ovplyvňovalo mnoho faktorov. Najdôležitejším krytériom bola vzdialenosť od snímanej osoby spolu s pridanými predmetmi, ktoré zakrývali časti tváre, prípadne ich vzhľad úplne menili ako okuliare, šiltovky, či šály zasahujúce nad bradu. Veľkú rolu vo výslednom experimente malo i osvetlenie. V snímkach urobených za slnečného počasia bola o 30% väčšia úspešnosť detekcie tváre, ako v snímkach s horšími svetelnými podmienkami.

Kaskádové súbory HAAR a LBP fungovali za daného parametru `scaleFactor = 1.5` veľmi dobre, výsledný pomer zlých snímok k dobrým v percentách je u HAAR kaskády 5 : 95 a u LBP kaskády 9 : 91. V rýchlosti detekcie je jednoznačne výkonnejšie LBP, čas detekcie je o $\frac{1}{3}$ nižší, ako pri použití HAAR kaskádového súboru. Má však značnú nevýhodu - nedetekuje všetky tváre, ktoré pomocou HAAR boli detekované a tým znižuje šancu na dobré rozpoznávanie.

Pri zmene `scaleFactor` na hodnotu nižšiu, detekcia bola veľmi výpočetne náročná a tým i zdĺhavá. V opačnom prípade, pri zvýšení danej hodnoty, bola detekcia nepresná, mala väčšiu chybovosť a pomer nesprávnych vzoriek ku správnym. Maximálna prijateľná testovacia hodnota bola 2.

Pri porovnávaní videí natočených kamerou GoPro a integrovanou kamerou kvadroptéry boli výsledky nečakane podobné. Čo sa detekcie tváre týka, pomer správnej:nesprávnej detekcie bol v oboch prípadoch takmer rovnaký. Rozdiel nastal pri rozpoznávaní. Tu musia byť všetky snímky trénovacej množiny jednej veľkosti, takže pri nižšom rozlíšení danej kamery museli byť snímky zväčšené a tým došlo k menšiemu znehodnoteniu priemeru. Pri rozpoznávaní bola chybovosť oproti GoPro kamere o niečo vyššia.

V nasledujúcej tabuľke vzdialenosť udáva najväčšiu vzdialenosť, pri ktorej bolo možné tvár rozoznať. Uhol udáva najväčší uhol bez závislosti na vzdialenosti, v ktorom bolo možné tvár detekovať. Úspešnosť udáva pomer správnych detekcií voči nesprávnym.

Tabulka 7.1: Tabuľka úspešnosti detekcie pomocou kaskádových štýlov v prípade, že `scaleFactor = 1,5`.

Metóda	Vzdialenosť	Uhol[°]	Úspešnosť[%]
HAAR GoPro	4m	35	95%
LBP GoPro	3,5m	35	90%
HAAR Integ.	3,75	30	85%
LBP Integ.	3,5	30	80%

7.1.1 Rozpoznávanie

Rozpoznávanie bolo uskutočňované pomocou troch algoritmov - Eigenface, Fisherface a LBPH. Prvé dva algoritmy potrebovali pre správne fungovanie rovnakú veľkosť vstupných dát, toto pravidlo bolo zachované i pri treťom algoritme. Úspešnosť jednotlivých algoritmov bola očakávaná s ohľadom na informácie zistené z literatúry. Fisherface dosiahol jednoznačne lepšie výsledky ako Eigenface, čo bolo dôsledkom nestabilnej svetelnosti snímok, nakoľko každé natáčanie prebiehalo v inom čase a za iného počasia. Snímky rozpoznávané pri dennom svetle počas slnečného dňa dostahovali najlepšie výsledky.

Väčšina správne detekovaných tvárí z kamery GoPro bola i správne rozpoznaná. Snímky z integrovanej kamery vykazovali väčšiu problémovosť s rozpoznávaním. Problémovjšie snímky z GoPro kamery boli pri natáčaní s oboma kamerami súčasne z dôvodu nemožnosti umiestniť kameru na požadované miesto, do požadovaného uhla. Na prvej kvadrotére bola kamera umiestnená v približnom uhle 30° smerom ku snímanému. V prípade rozpoznania boli testované komponenty spomínané v literatúre, ako čiapka, či šatka. Pri nezasahovaní objektu do tváre tieto veci nie sú problémové. Šiltovka zhoršovala výsledky len v tom prípade, keď šilt vrhal do tváre priamy tieň, čo sa stávalo len v menšine prípadov. Snímky osôb so slnečnými okuliarmi, ktoré neboli v trénovacej množine neboli rozpoznané. S dioptrickými okuliarmi prebehlo rozpoznávanie v poriadku.

Tabulka 7.2: Tabuľka priemernej úspešnosti rozpoznania pomocou 3 algoritmov.

Metóda	Vzdialenosť	Uhol[°]	Úspešnosť[%]
FisherFace	3,8m	35	90%
EigenFace	3,3m	35	86%
LBP	3,8	30	91%

Kapitola 8

Záver

V rámci tejto práce som mala možnosť zoznámiť sa s rôznymi metódami detekcie a rozpoznania tváre spolu s kamerovaním za pomoci kvadroptéry. Hlavnou časťou tejto práce je skúmanie schopností algoritmov detekovať a rozpoznať tvár na určitú vzdialenosť za predpokladu, že snímacie zariadenie je nestabilné a svetelné podmienky sú pri každom snímaní iné.

Kvalita kamery bola priemerná, tým pádom výsledky pozorovaní nie sú nadštandardné. Pri experimentoch som overila, že je možné rozpoznať tvár i na vzdialenosť väčšiu ako 2m v rozmanitom prostredí s nestabilným kamerovým systémom za nepriaznivého počasia a tým i svetelných podmienok. Základom dobrého rozpoznania tváre je urobiť dobrú detekciu. To sa podarilo za pomoci kaskádových súborov nesúcich rysy tvárí veľkej množiny osôb. Z testov vyplynulo, že detekcia tváre pomocou očí je v prípade veľkej vzdialenosti neprijateľná. Vhodnejšou alternatívou k detekcii tváre v tomto prípade je detekcia úst, ktoré sú zreteľne viditeľné z rôznych uhlov i väčšej diaľky.

Nemenej dôležitá bola kvalita kvadroptéry, z ktorej boli snímky obstarávané. Pri jednoduchšej verzii s horšími letovými vlastnosťami a trhavými pohybmi boli snímky nestále. Naopak pri kvadroptére Ar. Drone 2.0. boli letové vlastnosti skvelé, pohyby a tým pádom i snímky plynulé. V konečnom dôsledku však horšie letové vlastnosti nemali zásadný vplyv na výsledky rozpoznávania, skôr išlo o uhol umiestnenia GoPro kamery.

Budúcim vylepšením daného projektu by mohla byť implementácia detektoru tváre priamo do čipu kvadroptéry, pričom po detekovaní tváre by kvadroptéra danú osobu snímala automaticky.

Literatura

- [1] Bradski, G.: The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000.
- [2] Chang-Yeon, J.: Face Detection using LBP features [online]. 2008 [cit. 2015-04-20].
URL <http://cs229.stanford.edu/proj2008/Jo-FaceDetectionUsingLBPfeatures.pdf>
- [3] Clark, R.: Digital Camera Reviews and Sensor Performance Summary. [cit. 2015-05-01].
URL <http://www.clarkvision.com/imagedetail/digital.sensor.performance.summary/>
- [4] Dražanský, M.; Orság, F.; Doležel, M.: *Biometrie*. Computer Press, s.r.o, první vydání, 2011, ISBN 978-80-254-8979-6, 294 s.
URL http://www.fit.vutbr.cz/research/view_pub.php.cs?id=9468
- [5] Korchakov, S.: ZPRACOVÁNÍ OBRAZU V SYSTÉMU ANDROID - DETEKCE A ROZPOZNÁNÍ OBLIČEJE [online]. 2014 [cit. 2015-05-03].
URL https://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?file_id=82413
- [6] Krypta, P.: Biometria [online]. *Magister Officiorum*, 2012 cit. 2015-04-25.
URL <http://www.epi.sk/odborny-clanok/Biometria.aspx>
- [7] Pietikäinen, M.; Heikkilä, J.; Silvén, O.: Machine Vision Group (MVG). [cit. 2015-04-20].
URL <http://www.infotech.oulu.fi/Annual/2004/MVG.html>
- [8] Přinosil, J.; Krolkowski, M.: Využití detektoru Viola-Jones pro lokalizaci obličeje a očí v barevných obrazech [online]. 2008 [cit. 2015-05-05].
URL <http://www.elektrorevue.cz/cz/clanky/zpracovani-signalu/0/zpracovani-obrazovych-informaci-ziskanych-se-znimku-policejnich-radaru-pomoci-systemu-fader>
- [9] Rak, R.; Matyáš, V.; Říha, Z.: *Biometrie a identita člověka*. Grada Publishing, a.s., první vydání, 2008, ISBN 978-80-247-2365-5, 624 s.
URL <http://www.grada.cz/katalog/kniha/biometrie-a-identita-cloveka/>
- [10] Scheenstra, A.; Ruifrok, A.; Veltkamp, R.: A Survey of 3D Face Recognition Methods [online]. [cit. 2015-04-20].
URL <http://www.cs.uu.nl/groups/MG/multimedia/publications/art/avbpa05.pdf>

- [11] Sefidgari, B.: HUMAN BODY DETECTION AND SAFETY CARE SYSTEM FOR A FLYING ROBOT [online]. *Computer Science & Information Technology (CS & IT)*, 2013 [cit. 2015-04-22].
URL <http://airccj.org/CSCP/vol3/csit3826.pdf>
- [12] Uchida, N.; Shibahara, T.; Aoki, T.: 3D Face Recognition Using Passive Stereo Vision. *Yamatate Corporation*, 2005, [cit. 2015-05-01].
URL <http://www.aoki.ecei.tohoku.ac.jp/research/docs/cr2493.pdf>
- [13] Vychodil, P.; Vymazal, M.: Zpracování obrazových informací získaných z policejních radarů pomocí systému FaDeR [online]. 2010 [cit. 2015-05-05].
URL <http://www.elektrorevue.cz/cz/clanky/zpracovani-signalu/0/zpracovani-obrazovych-informaci-ziskanych-se-znimku-policejnich-radaru-pomoci-systemu-fader>
- [14] Wayman, J.; Jain, A.; Maltoni, D.; aj.: *Biometric Systems: Technology, Design and Performance Evaluation*. Springer, první vydání, 2005, ISBN 1-85233-596-3, 370 s.
URL <http://www.springer.com/us/book/9781852335960>
- [15] Wayman, J.; Jain, A.; Ross, A.; aj.: *Introduction to Biometrics*. Springer, první vydání, 2005, ISBN 978-0-387-77325-4, 311 s.
URL <http://www.springer.com/us/book/9780387773254>
- [16] Wilson, P.; Fernandez, J.: FACIAL FEATURE DETECTION USING HAAR CLASSIFIERS [online]. *Consortium for Computing Sciences in Colleges - JCSC*, 2006 [cit. 2015-04-20].
URL <http://nichol.as/papers/Wilson/Facial%20feature%20detection%20using%20Haar.pdf>

Příloha A

Obsah CD

- Elektronická verzia bakalárskej práce a zdrojové kódy vo formáte .tex
- Zdrojové kódy k programu pre rozpoznávanie tváre
- Manuál k programu
- Menšia databáza nasnímaných tvárí

Příloha B

Výsledky experimentov

B.1 Rozpoznanie tváre Fisherface

Osoba	Maximálna vzdialenosť	Uhol snímania	Neštandardné predmety
OS_1	3,7m	30°	Dioptrické okuliare
OS_2	4,2m	32°	Nie
OS_3	2,9m	40°	Nie
OS_4	3,8m	35°	Dioptrické okuliare
OS_5	3,5m	37°	Nie
OS_6	4m	32°	Nie
OS_7	4,3m	28°	Šiltovka
OS_8	3,3m	20°	Nie
OS_9	3,9m	0°	Slnéčné okuliare
OS_10	4,4m	15°	Nie
OS_11	3,2m	32°	Nie
OS_12	3,0m	38°	Nie
OS_13	3,8m	22°	Šiltovka
OS_14	4,3m	20°	Slnéčné okuliare
OS_15	4,1m	16°	Šál
OS_16	3,4m	30°	Nie
OS_17	3,9m	34°	Dioptrické okuliare
OS_18	3,5m	29°	Nie
OS_19	3,0m	31°	Nie
OS_20	3,8m	31°	Nie
OS_21	2,7m	24°	Šiltovka
OS_22	3,0m	24°	Nie
OS_23	3,1m	29°	Nie
OS_24	3,7m	16°	Nie
OS_25	3,4m	37°	Nie
OS_26	3,7m	20°	Nie
OS_27	2,9m	24°	Šál
OS_28	4,1m	29°	Dioptrické okuliare
OS_29	3,9m	35°	Nie
OS_30	3,5m	32°	Nie