

Termosnímký obličej

Technická zpráva – FIT - VG20102015006 – 2012 – 01

Ing. Jan Váňa



Fakulta informačních technologií, Vysoké učení technické v Brně

6. prosince 2012

Abstrakt

Rozpoznávání obličejů z termosnímků není tolik rozšířené jako rozpoznávání ze snímků ve viditelném spektru. Má však svoje uplatnění i v dalších aplikacích jako detekce živosti, měření horečky apod.

Technická zpráva prezentuje základní popis problematiky a přináší přehled algoritmů používaných v této oblasti. První část se zabývá především základními algoritmy používanými pro rozpoznání obličejů jak ve viditelném, tak v infračerveném spektru. Druhá část popisuje nejlepší současně používané metody.

1 Obsah

1	Obsah.....	2
2	Rozpoznávání obličeje.....	3
2.1	Problémy při rozpoznávání obličeje	3
2.2	Rozpoznávání podle termosnímku obličeje.....	4
2.2.1	Snímací zařízení	4
2.2.2	Charakteristika technologie	4
3	Algoritmy pro rozpoznání obličeje.....	6
3.1	Viditelné spektrum	6
3.1.1	Metody statistické analýzy	6
3.1.2	Metody založené na geometrii obličeje	8
3.2	Termosnímky obličeje.....	10
3.2.1	LBP Histogram	10
3.2.2	Gabor Jet Descriptors.....	10
3.2.3	WLD descriptors	11
4	Reference	12

2 Rozpoznávání obličeje

Rozpoznání druhé osoby na základě obličeje je pro lidského jedince nejpřirozenější a nejpoužívanější způsob identifikace. Tuto „operaci“ provádíme rutinně během dne s velmi vysokou spolehlivostí, je tedy naprosto pochopitelné, že snaha o automatické rozpoznání osob podle charakteristik obličeje má v biometrii jedno z nejvýznamnějších postavení.

Snímání obličeje může probíhat mnoha způsoby. Pro zvýšení spolehlivosti systému lze uživatele „nutit“ blíže spolupracovat se snímacím zařízením (tak, jak to bývá běžné u ostatních biometrik). V praxi to obvykle znamená postavit se do předem vymezeného prostoru, dívat se určitým směrem, případně odstranit z obličeje všechny předměty ztěžující rozpoznávání (brýle, klobouk aj.). Na druhou stranu může snímání probíhat i zcela bez vědomí snímané osoby, což rozšiřuje možnosti nasazení této metody do naprosto nových oblastí.

2.1 Problémy při rozpoznávání obličeje

Díky široké škále možností nasazení této technologie musí být metody pro rozpoznání obličeje velmi robustní a musí se dokázat vypořádat s celou řadou problémů.

- **Detekce obličeje:** Často se stává, že na zachyceném snímku není pouze daná osoba proti konstantnímu pozadí. V praxi bývá pozadí rozličné a také se může stát, že je na snímku osob více.
- **Velká vnitro-třídní variabilita:** Lidský obličej má z prakticky používaných biometrických vlastností jednu z nejvyšších vnitro-třídních variabilit. Ta je způsobena mnoha vlivy:
 - **Mimika obličeje:** vlivem mimiky se může poměrně dramaticky měnit snímaný obrázek. Nejvíce se tímto způsobem mění oblast v okolí úst, očí, obočí a čela.
 - **Účes a vousy:** pomocí účesu a vousů lze také podstatně změnit vizáž jedince, a to ať úmyslně či neúmyslně.
 - **Různé osvětlení:** nasnímaný obraz obličeje se mění i v závislosti na okolním osvětlení. Venkovní aplikace mívají například problémy s proměnným směrem a intenzitou slunečního světla.
 - **Brýle, pokrývky hlavy a další externí předměty:** nošení brýlí (ať již dioptrických či slunečních), čepic, šál a dalších doplňků také velkou měrou přispívá ke zvýšení vnitro-třídní variability.
 - **Stárnutí:** jevem, který je dosud velmi málo prozkoumán, je vliv stárnutí. Většina dostupných metod se ověřuje vzhledem k dostupným databázím snímků, kde časové období mezi snímáním není dost dlouhé, aby se takovéto dlouhotrvající změny projevíly.

2.2 Rozpoznávání podle termosnímku obličeje

Při rozpoznávání obličeje se často implicitně předpokládá rozpoznávání z dvourozměrného snímku získaného ve viditelném spektru světla (tyto snímky budou dále v textu označovány jako klasické). Stále více do popředí zájmu se však v poslední době dostávají i další technologie, které řeší některé problémy této původní techniky. Jednou z možností je rozpoznávání na základě třírozměrného modelu obličeje, jinou možností je rozpoznávat jedince na základě termosnímku, tedy snímku pořízeného v blízkém infračerveném spektru světla.

2.2.1 Snímací zařízení

Pro snímání termosnímků je nutné používat speciální zařízení zvané termokamera (Obrázek 2.1). Ta se běžně využívá v určitých typech průmyslových aplikací (stavebnictví, strojírenství), nicméně její rozšíření není zdaleka tak běžné, jako je tomu u klasické kamery, což se odráží na její cenové dostupnosti. Při snímání je nutné správně nastavit (dodržet) následující parametry [FLIR, BIO]:

- Emisní koeficient kůže: $e = 0,98$
- Konstantní vzdálenost (správné zaostření)
- Relativní vlhkost okolí
- Teplota okolí



Obrázek 2.1: Termokamera FLIR ThermaCAM EX300 [FLIR].

2.2.2 Charakteristika technologie

Z principu funkce termokamery vyplývá několik základních poznatků pro rozpoznání termosnímků obličeje. Tím nejdůležitějším je ten, že obraz pořízený termokamerou není citlivý na vnější osvětlení. Jinak řečeno stejný snímek lze se stejnými výsledky pořídit za jasného denního i umělého světla, v šeru, nebo dokonce i v noci.

Mezi další přednosti termosnímků patří bezpochyby také výrazně obtížnější možnost zfalšování snímku druhé osoby tak, aby za ní systém falzifikátora skutečně považoval. U klasických kamer pracujících s 2D snímky teoreticky stačí člověka vyfotografovat, jeho fotografii si vytisknout a při pokusu o oklamání rozpoznávacího systému si ji pouze podržet před obličejem. Samozřejmě, že některé pokročilejší metody by toto měly být schopny odhalit. Je ovšem zřejmé,

že u systému pracujícího s teplotními snímky daný postup nebude fungovat. Lze si jen těžko představit, jak by se dal vytvořit teplotní duplikát jiné osoby.

Na druhou stranu je třeba zmínit některé nevýhody. Tou nejvýznamnější je závislost výsledného obrazu na poměrně dynamické charakteristice, kterou je teplota obličeje. Ta se samozřejmě může měnit v závislosti na teplotě okolního prostředí. Teplotní snímek osoby, která delší dobu pobývala v chladném prostředí, bude zcela jistě značně odlišný od snímku téže osoby pořízené po několika málo hodinách strávených ve vytápěné místnosti. Na tepelné vyzařování obličeje pak má vliv i fyzická námaha, nebo dokonce i emoce [CHEN].

Jednou z nevýhod je také vyšší pořizovací cena.

3 Algoritmy pro rozpoznání obličeje

Nejvíce rozvíjenou větví v oblasti rozpoznání obličeje je stále rozpoznání na základě dvourozměrných snímků obličeje ve viditelném spektru. Problematika rozpoznání termosnímků obličejů má s tímto přístupem celou řadu společných charakteristik, proto se nabízí využívat metody používané ve viditelném spektru světla i v oblasti termosnímků. Proto má smysl sledovat stav poznání i v oblasti viditelného spektra světla.

3.1 Viditelné spektrum

Existuje celá řada metod, jakým způsobem obličej na snímku rozpoznávat. Alespoň rámcově lze tyto metody rozdělit do dále uvedených kategorií.

3.1.1 Metody statistické analýzy

Tato skupina metod chápe snímek obličeje pouze jako matici hodnot, bez ohledu na to, co je v obrazu skutečně zachyceno. Obvykle je využit určitý statistický analytický aparát k tomu, aby byl v daném obrazu rozpoznán konkrétní jedinec. Tyto metody mají obvykle širší škálu použití (lze je nasadit obecně na rozpoznání libovolných objektů, případně mají i další oblasti využití).

Principal Component Analysis – PCA

Metoda PCA (*Principal Component Analysis*) spočívá v transformaci původního n -dimenzionálního prostoru obličeje RX_n do nového prostoru RY_n , který je vytvořen v závislosti na rozložení vstupních (trénovacích) dat. Jednotlivé osy tohoto prostoru jsou seřazeny podle velikosti variace dat v těchto osách. Tato vlastnost umožňuje zanedbat některé dimenze (od těch nejméně relevantních) s co nejmenší ztrátou informace (Obrázek 3.1).

Předpokládejme, že máme k vektorů $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ označující body původního prostoru R_n . Střední hodnota těchto vektorů je $\vec{\mu} = E\{\vec{x}\}$.

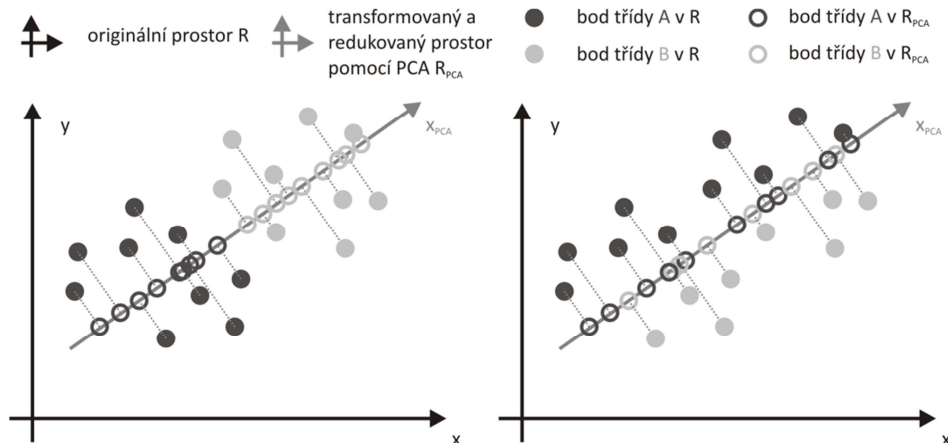
Poskládáním všech k vektorů \vec{x} po řádcích vznikne matice vstupních dat \mathbf{X} , jejíž kovariační matici označíme jako \mathbf{C}_x , vektor vlastních čísel této matice jako $\vec{\lambda}$ a matici vlastních vektorů jako \mathbf{Eig} . Matice \mathbf{A} označuje matici \mathbf{Eig} , kde jsou řádky seřazeny podle vzrůstající hodnoty odpovídajícího vlastního čísla. Potom lze zapsat rovnici (2.1),

$$\vec{y} = \mathbf{A}(\vec{x} - \vec{\mu}) \quad (2.1)$$

kde \vec{y} značí bod \vec{x} transformovaný do prostoru RY_n . Pokud vybereme z matice \mathbf{A} jen prvních p řádků (pro $p < n$), potom dochází ke zmenšení prostoru z RY_n na RY_p . Tento nový prostor využívá pouze dimenze s největší variabilitou dat a naopak zanedbává ty dimenze, které nenesou téměř žádnou informaci.

Jedná se o učení bez učitele. Výsledný prostor obličejů vzniká bez uvedení znalosti, do jaké třídy který vstupní vektor patří [EIG].

Při aplikování této metody na snímky obličejů získáme z každého vstupního obrazu obličej ve vektor \vec{x} poskládáním všech řádků původního obrazu za sebe (u šedotónového obrazu). Podobnost dvou obličejů pak zjistíme výpočtem vzdálenosti odpovídajících si vektorů \vec{y} .



Obrázek 3.1: Princip tvorby a redukování prostoru příznaků metodou PCA.

Linear Discriminant Analysis – LDA

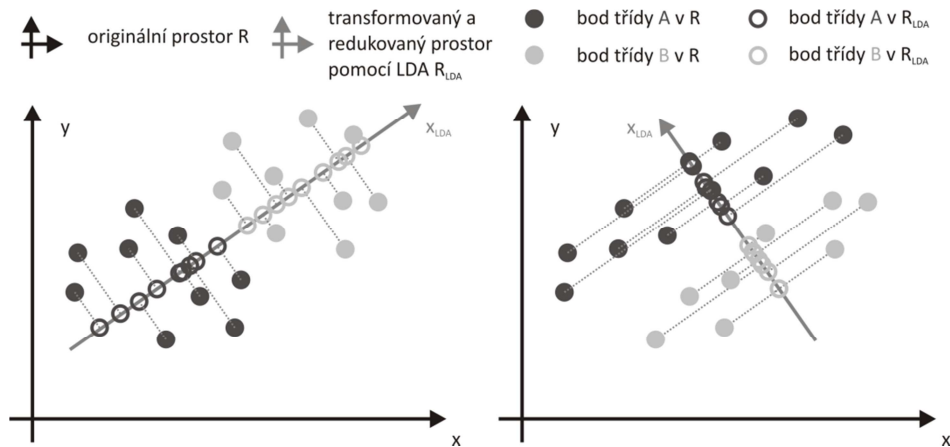
Princip rozpoznání na základě LDA (*Linear Discriminant Analysis*) je obdobný jako u metody PCA. Opět se snažíme zmenšit dimenzionalitu prostoru obličejů pro porovnávání vzorů. Zásadní rozdíl je v principu vytváření tohoto prostoru [LDA]. Tentokrát se jedná o učení s učitelem, tudíž u každého snímku je uvedeno, kdo je na něm zobrazen. Metoda se snaží nový prostor vytvořit tak, aby co nejlépe separoval body reprezentující stejnou osobu od bodů reprezentujících ostatní osoby (Obrázek 3.2). Tento přístup se zdá jako ideální, nicméně hrozí zde možnost přílišné adaptace (přeučení) na osoby, které se účastnily učení. Pokud by se při používání systému pracujícího s touto metodou objevila nová osoba, není možné předvídat, zda její obraz bude od ostatních dostatečně separován.

Vstupními daty je opět množina vektorů \vec{x} . Každý vektor patří do jedné z C tříd. Ze vstupních dat se vypočítají matice mezi-třídního \mathbf{S}_B (2.2) a vnitro-třídního \mathbf{S}_W rozptylu (2.3),

$$\mathbf{S}_B = \sum_{c=1}^C (\bar{\mu}_c - \bar{\mu})(\bar{\mu}_c - \bar{\mu})^T \quad (2.2)$$

$$\mathbf{S}_W = \sum_{c=1}^C \sum_{i \in c} (\bar{x}_i - \bar{\mu}_c)(\bar{x}_i - \bar{\mu}_c)^T \quad (2.3)$$

kde $\bar{\mu}$ je střední hodnota všech vektorů a $\bar{\mu}_c$ je střední hodnota vektorů příslušných k třídě c . Transformační matice \mathbf{A} se skládá z vlastních vektorů odpovídajících nejvyšším vlastním číslům rozptylové matice $\mathbf{S}_B \cdot \mathbf{S}_W^{-1}$ [LDA2]. Výpočet vektoru \vec{y} je totožný jako u předchozí metody.



Obrázek 3.2: Princip tvorby a redukování prostoru příznaků metodou LDA.

3.1.2 Metody založené na geometrii obličeje

Hlavní rozdíl v principu těchto metod je ten, že se snaží obrazová data skutečně interpretovat jako obličej. To znamená, že detekují údaje, jako pozice obličeje na snímku, jeho tvar, natočení apod.

Active Appearance Model – AAM

Metoda funguje na principu aktivní šablony, která se iterativně adaptuje na předložený obraz. Využívají se dva statisticky vypočítané modely. Prvním modelem je model tvaru, který určuje topologické vazby různých částí obličeje. Druhým modelem je model vzhledu vztažený pouze k oblasti vymezené modelem tvaru. Podobnost šablony a aktuálního obrazu se vypočítá jako rozdíl mezi obrazem a modelem šablony ideálně adaptované na aktuální obraz.

Metoda AAM opět vychází z manuálně anotované databáze dat (obličejů). V první fázi je z těchto dat vytvořen statistický model tvaru. Všechny souřadnice bodů jsou seřazeny do vektoru \vec{x} . Na množinu všech takovýchto vektorů je aplikována metoda PCA. Vektor \vec{x} lze potom zapsat pomocí vztahu (2.4),

$$\vec{x} = \vec{\mu}_x + \mathbf{P}_s \vec{b}_s \quad (2.4)$$

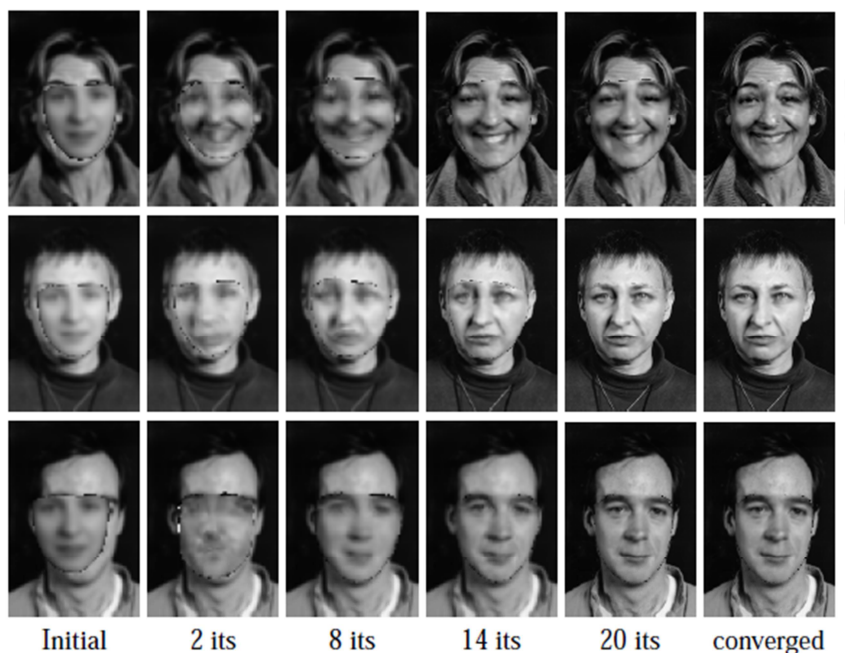
kde $\vec{\mu}_x$ je průměrný tvar, \mathbf{P}_s je množina ortogonálních bází a \vec{b}_s je vektor parametrů určujících tvar.

V druhé fázi je vytvořen model vzhledu. Ten vznikne tak, že jsou všechny trénovací obrazy deformovány do průměrného tvaru, ve kterém je extrahována informace o hodnotě šedi. Podobně jako u modelu tvaru dostáváme vzorec (2.5), kde \vec{g} označuje vektor úrovní šedi bodů v obraze na odpovídajících si pozicích.

$$\vec{g} = \vec{\mu}_g + \mathbf{P}_g \vec{b}_g \quad (2.5)$$

Spojením modelu tvaru a modelu vzhledu opět pomocí PCA dostáváme jedinou sadu parametrů \vec{c} , kterými lze ovládat jak tvar, tak vzhled (detaily v literatuře [AAM]).

Hledání nejlepšího zarovnání modelu s neznámým obrazem lze chápat jako optimalizační problém, ve kterém je třeba minimalizovat rozdílnost originálního a syntetického obrazu (Obrázek 3.3). Prohledávat všechna možná nastavení parametrů \vec{c} by bylo značně neefektivní, proto se používá učící mechanismus adaptace, který si v průběhu adaptace pamatuje, jaký vliv měla změna parametrů $\Delta\vec{c}$ na podobnost originálního a syntetického obrazu a tuto informaci využívá v dalším běhu algoritmu. Detaily tohoto postupu lze opět najít v literatuře [AAM].



Obrázek 3.3: Princip iterativního adaptace šablony na neznámý obličej metodou AAM [AAM].

Elastic Bunch Graph Matching – EBGGM

Metoda využívá podobného topologického vzhladu obličejů. Obličej je reprezentován grafem, kde jednotlivé uzly odpovídají význačným bodům v obrazu. Každý uzel obsahuje sadu příznaků, které jsou vypočítány pomocí sady Gaborových filtrů (různé natočení, velikost apod.). Každá hrana nese informaci o vzdálenosti mezi uzly, které spojuje. Při hledání podobnosti se využívají pouze informace obsažené v grafech, nikoli původní obrazová data [EBGM].

Metoda EBGGM je založena na konvoluci obrazu s Gaborovou vlnkou (*Gabor Wavelet*). Množina příznaků, získaná konvolucí původního obrazu s různě parametrizovanou Gaborovou vlnkou je v originále nazývána *Jet*. Pro Gaborovy vlnky je použito osmi stupňů natočení a pěti různých frekvencí vlnky – dohromady má tedy jeden *Jet* 40 příznaků.

Každý obličej je popsán grafem. Uzly grafu odpovídají určitým vztažným bodům na obličejí (koutky očí, špička nosu, ušní lalůčky apod.). V počáteční fázi je nejprve manuálně anotováno několik obličejů. Seskupení několika *Jet* pro určitý uzel se označuje *Svazek (Bunch)*. Každý *Jet* ve *Svazku* jistým způsobem charakterizuje míru variability v daném místě obličejí (pro uzel v koutku oka může být ve *Svazku Jet* extrahovaný z mužského, ženského, otevřeného, přimhouřeného, zavřeného oka apod.).

Z manuálně anotovaných obrazů tedy vznikne FBG (*Face Bunch Graph*), který má pevně danou topologii, uzly odpovídají význačným bodům v obličeji a je jim přiřazen určitý *Svazek*. Hrany spojující uzly jsou ohodnoceny průměrnou vzdáleností mezi uzly, které hrana spojuje.

Tento model je možné iterativním způsobem adaptovat (fitovat) na dosud neznámou tvář. Při tomto procesu se pro každý uzel grafu hledá nejvhodnější posunutí v blízkém okolí. Ve *Svazku* odpovídajícímu uzlu je vybrán ten *Jet*, který má maximální shodu v nějakém bodě z blízkého okolí uzlu. Podobnost dvou grafů (FBG) je spočítána jako aritmetický průměr podobnosti odpovídajících si *Jet* [EBGM].

Mimo výše zmíněné metody existuje i řada dalších metod, které lze dohledat například v [FR].

3.2 Termosnímky obličeje

V oblasti rozpoznání termosnímků obličejů je každoroční přírůstek publikací výrazně nižší, než je tomu u klasických snímků. Většina článků se v této oblasti zaměřuje na aplikování některé ze základních metod užívaných ve viditelném spektru na problematiku termosnímků obličeje [SCO, CHEN, CHEN2, REV, FRI]. Těmito metodami jsou nejčastěji PCA a LDA. Výzkumná činnost se v této oblasti zaměřuje na řešení specifických problémů, které se u termosnímků vyskytují [SID], jako například vliv různé teploty, nošení brýlí apod.

Následující metody dosahují v rozpoznávání termosnímků obličejů výrazně vyšší spolehlivosti [HER], než základní metody popsané výše.

3.2.1 LBP Histogram

Tato metoda byla pro účely rozpoznávání obličejů poprvé zmíněna v [AHO] a od té doby byla použita v mnoha aplikacích. Metoda je založena na metodě LBP (Local Binary Patterns), která vznikla pro popis textury. LBP přiřazuje každému bodu textury příznak, který popisuje lokální okolí bodu. Původní článek využívající LBP k rozpoznávání obličejů používá tři různé úrovně lokality (velikosti okolí bodu):

- Lokalita na úrovni pixelů
- Lokalita regionů
- Lokalita holistická

První dvě úrovně jsou vypočítány rozdělením obrazu do dílčích oblastí, ve kterých jsou extrahovány LBP příznaky a z jejich histogramy tvoří vhodný popis textury obličeje. Holistický popis lokality vznikne potom spojením jednotlivých regionálních příznaků.

V prostoru příznaků je pak vyhodnocena podobnost s využitím klasifikátoru využívajícím algoritmus hledání nejbližšího souseda.

3.2.2 Gabor Jet Descriptors

Tato metoda pracuje na podobném principu jako výše zmíněná metoda EBGM. Metoda pracuje s porovnáním lokálních příznaků (ty jsou extrahovány metodou Gabor Jet Descriptor). Obličej je rozdělen na několik uniformních mřížek a z každého výřezu každé mřížky jsou tyto příznaky extrahovány. Příznaky příslušící každému výřezu mřížky jsou potom nezávisle porovnány metodou skalárního součinu a jednotlivá porovnání jsou zkombinována metodou Borda-Count [GJD].

3.2.3 WLD descriptors

Algoritmus pracuje obdobně jako LBP histograms s tím rozdílem, že příznaky extrahuje metodou WLD (Web Linear Descriptor). Tato metoda je založená na Webově zákonu, který udává, že vnímání lidského jedince závisí jak na změně podnětu, tak na jeho původní velikosti. WLD deskriptor se skládá ze složek diferenciální excitace (differential excitation) a orientace (orientation). Diferenciální excitace je poměr mezi relativním rozdílem intenzity zkoumaného pixelu s jeho okolím a jeho absolutní intenzitou. Orientace je vypočítána jako gradient zkoumaného pixelu. Rozpoznání obličeje je opět provedeno extrakcí WLD příznaků v několika měřítkách a jejich porovnání s využitím algoritmu nejbližšího souseda.

4 Reference

- [SOC] Socolinsky, D.,A., Selinger, A.: Thermal Face Recognition Over Time, In: Proceedings of ICPR'04, IEEE CS, 2004, pp. 187-190, ISBN 0-7695-2128-2
- [CHEN] Chen X.: PCA-based face recognition in infrared imagery: Baseline and Comparative studies In: Proc. IEEE Internat. Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, October 2003, pp. 127-134.
- [CHEN2] Chen, X., Flynn, P., Bowyer, K.: Infra-Red and Visible-Light Face Recognition, Computer Vision and Image Understanding, vol. 99, pp. 332-358, September 2005.
- [BUD] Buddharaju, P., Pavlidis, I.T., Tsiamyrtzis, P., Bazakos, M.: Physiology-Based Face Recognition in the Thermal Infrared Spectrum, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on , vol.29, no.4, pp.613-626, April 2007
- [SID] Siddiqui, R., Sher, M., Rashid, K.: Face Identification based on Biological Trait using Infrared Images after Cold Effect Enhancement and Sunglasses Filtering, WSCG POSTER proceedings, 2004, ISBN 80-903100-6-0, dokument dostupný na URL http://wscg.zcu.cz/wscg2004/Papers_2004_Poster/E97.pdf (prosinec 2008)
- [ARA] Arandjelovic, O., Hammoud, R., Cipolla, R.: On Person Authentication by Fusing Visual and Thermal Face Biometrics, Video and Signal Based Surveillance, 2006. AVSS '06. IEEE International Conference on , vol., no., pp.50, Nov. 2006
- [MOU] Akhloufi, M., Bendada, A.: Infrared Face Recognition Using Distance Transforms, ICIVC 2008 (Paris, France), Proceedings of World Academy of Science, Engineering & Technology, Vol. 30, pp. 160-163, July 2008
- [REV] Kong, S., Heo, J., Abidi, B., Paik, J., Abidi, M.: Recent advances in visual and infrared face recognition - a review Computer Vision and Image Understanding, vol. 97, no. 1, pp. 103-135, Jan. 2005
- [FRI] Friedrich , G., Yeshurun, Y.: Seeing People in the Dark: Face Recognition in Infrared Images, BIOLOGICALLY MOTIVATED COMPUTER VISION, Lecture Notes in Computer Science, 2002, Volume 2525/2002, 348-359
- [BIO] Dražanský, M.: Studijní opora předmětu BIO, VUT v Brně, Fakulta informačních technologií, ÚITS, 2008
- [FLIR] FLIR system, ThermaCAM Reporter - user's manual, Professional Edition. Version 8.1, publ.No. 1558567, Language English, 2007
- [EIG] Turk M., Pentland A.: Eigenfaces for Recognition, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, 1991, pp. 71-86
- [LDA] Lu, J.,Plataniotis, K.N., Venetsanopoulos , A.N.: Face Recognition Using LDA-Based Algorithms, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 14, No. 1, January 2003, pp. 195-200

- [ICA] Liu , C., Wechsler , H.: Comparative Assessment of Independent Component Analysis (ICA) for Face Recognition, Proc. of the Second International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, AVBPA'99, 22-24 March 1999, Washington D.C., USA, pp. 211-216
- [AAM] Cootes, T.F., Taylor, C.J.: Statistical Models of Appearance for Computer Vision, Technical Report, University of Manchester, 125 pages
- [EBGM] Wiskott, L., Fellous, J.-M., Krueger, N., von der Malsburg, C.: Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching, Chapter 11 in Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition, eds. L.C. Jain et al., CRC Press, 1999, pp. 355-396
- [FERET] The Color FERET Database, dokument dostupný na URL <http://face.nist.gov/colorferet/> (leden 2011)
- [LDA2] Keerthivasan, M. B.: Comparative Study of PCA, ICA and LDA for Face Recognition, ECE 532 - DIGITAL IMAGE ANALYSIS, Term Project - Fall 2009
- [FR] Face Recognition Homepage [online], dokument dostupný na URL <http://www.face-rec.org/> (leden 2011)
- [HER] G. Hermosilla, J. Ruiz-del-Solar, R. Verschae, M. Correa, A comparative study of thermal face recognition methods in unconstrained environments, Pattern Recognition, Volume 45, Issue 7, July 2012, pp. 2445-2459
- [AHO] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen, Face description with local binary patterns: application to face recognition, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 28(12), 2006, pp. 2037–2041
- [GJD] J. Zou, Q. Ji, G. Nagy, A komparative study of local matching approach for face recognition, IEEE Transactions on Image Processing, 2007, pp. 2617–2628.
- [WLD] Chen, S. Shan, Ch. He, G. Zhao, M. Pietikäinen, Ch. X. Chen, W. Gao, WLD: a robust local image descriptor, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, pp. 1705–1720.