Technická zpráva k semestrální práci z předmětu MI-ROZ Gabor features

Moudrá, Anna moudrann@fit.cvut.cz

27. prosince 2018

Abstrakt

Tato práce implementuje jednu z mnoha metod využívajících Gaborových příznaků ke klasifikaci lidských duhovek. Implementovaný algoritmus selekce příznaků zpracovává několik vybraných oblastí fotografie, pomocí detekce frekvencí v obraze v různých směrech. Ze vzniklého prostoru příznaků je pak vyextrahován vektor příznaků pro každou fotografii. Jednoduchý klasifikátor porovnává vektory pomocí Eukleidovy metriky. Úspěšnost klasifikace pomocí Gaborových příznaků je porovnána s úspěšností klasifikace pomocí srovnávání histogramů jednotlivých fotek. Klasifikace pomocí Gaborových příznaků byla výrazně úspěšnější pro všechna rozdělení datasetu.



Cílem semestrální práce bylo vybrat si a implementovat jednu z metod výběru příznaků z obrazových dat a následně takto vybrané přznaky použít k řízené klasifikaci fotografií lidských duhovek do tříd. Tato práce se soustřeďuje na metodu využívající Gaborových filtrů k výběru příznaků a následnou klasifikaci.

2 Gaborovy filtry

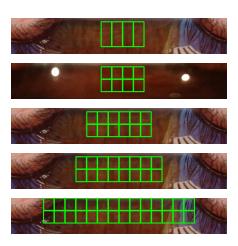
V článku [1] autoři představují využití Gaborových filtrů pro barevná obrazová data rozdělená na několik oblastí. Gaborův filtr obecně lze popsat jako pásmové propusti s nastavitelnou šířkou a orientací pásma a jeho frekvencí. Filtrováním obrazu těmito propustmi lze nalézt charakteristiky různých textur, které se v obraze nachází. V 2D prostoru je Gaborův filtr definován jako Gaussova funkce jádra modulovaná rovinnou sinovou vlnou:

$$g(x, y, \lambda, \theta, \varphi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right),$$
kde buď $x' = x \cos \theta + y \sin \theta, y' = -x \sin \theta + y \cos \theta,$

 λ vlnová délka, σ velikost Gaussovy obálky, θ úhel normály sinusoidy (rotace), φ fázový posun sinusoidy a $\gamma < 1$ aspect ratio Gaborovy funkce [2] [3].

2.1 Výběr oblastí

Jelikož poskytnutá databáze duhovek obsahuje velké množství nepřesně nafocených dat obsahujících řasy a oční víčka či odlesky světel a oblohy, nejdříve bylo potřeba vybrat dostatečně malou oblast, která by do příznakového vektoru předala dostatek informací o duhovce bez zbytečného šumu. Podle očekávání tato oblast vznikla ve středu fotky, kde je nejmenší pravděpodobnost výskytu cizích objektů a odlesků. Naopak



Obrázek 1: Několik z vyzkoušených výběrů oblastí, nejlépe dopadla varianta 5 (dole).

oproti očekávání, klasifikace oběma implementovanými metodami dopadala nejlépe pro oblasti z horní poloviny obrazu.

Z článku [1] vyplývá že rozdělení obrazu na podoblasti pro extrakci příznaků a následné sloučení příznakových vektorů každé podoblasti do jednoho, zlepšuje přesnost klasifikace. Experimenty s výběrem oblastí toto potvrdily i pro klasifikaci provedenou v této práci. Nejlépe dopadlo rozdělení vybrané oblasti do dvou řad o 14 oblastech o velikosti 30×35 pixelů, které lze vidět na obrázku 1.

2.2 Nastavení parametrů

Nastavení parametrů Gaborovy funkce bylo klíčovým problémem, který měl zásadní dopad na dimenzionalitu příznakového prostoru. Na vybrané oblasti byly použity filtry velikosti 14×14 pixelů s jednotně nastavenými parametry velikosti jádra, σ a γ . Pro změnu rotace byly použity hodnoty 0, 30, 60, 90, 120 a 150 stupňů a hodnoty $\lambda \in \{3,5,7,9,11,13\}$, byly využity Gaborovy filtry funkce sinus i cosinus.

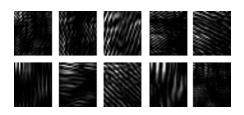
3 Selekce a extrakce příznaků

Na každý barevný kanál a vybranou oblast vstupní fotografie bylo aplikováno množství Gaborových filtrů, čímž pro každou oblast vznikl mnohadimenzionální příznakový prostor, viz několik vybraných Gaborových příznakových obrazů na obrázku 2. Pro takto nastavené parametry vzniknulo pro každý vybraný pixel v originální fotografii přes 6 tisíc nových hodnot. Jelikož vybrané oblasti byly dostatečně malé, bylo možné pro každou z nich spočíst tzv. Gabor energy pro N pixelů: $\sum_{i=1}^N p_i^2$ a následně tuto hodnotu použít jako příznak, který udává vlastnosti textury pro danou oblast a nastavení

parametrů Gaborovy funkce. Sloučením takto získaných čísel vzniknul příznakový vektor f pro každou fotografii v datasetu. Dalším implementovaným přístupem k extrakci příznaků $Gabor\ energy$ bylo sestavení příznakového vektoru \overline{f} ze středních hodnot a směrodatných odchylek hodnot každého příznakového obrazu: $\overline{f} = [\mu_0, \sigma_0, \dots, \mu_d, \sigma_d]$ [4].

4 Rozdělení datasetu a klasifikace

Dostupný dataset obsahoval celkem 813 fotografií, rozdělených do 73 tříd. Klasifikace byla prováděna na těchto poměrech trénovacích a testovacích dat: 1:n-1, 3:7, 1:1, n-1:1. Jednotlivý výber prvků do datasetů byl prováděn náhodně, proto byla klasifikace vždy naměřena pro 40 běhů programu a výsledky zprůměrovány. Klasifikace byla jednoduchým výběrem nejbližšího souseda z trénovacího datasetu za pomoci Eukleidovy vzdálenosti [5].



Obrázek 2: Několik vybraných výstupů jedné oblasti po aplikaci různých filtrů.

4.1 Klasifikace pomocí histogramu

Pro porovnání metod extrakce příznaků a klasifikace byla implementováno ještě jednoduché porovnání HSV histogramu. Pro toto porovnání vycházela nejlépe oblast 120×70 pixelů ve středu horní poloviny fotografie. Pro každou fotografii byl spočítán HSV histogram s hodnotami odstínu a saturace rozdělenými do rastru 50×60 . Jednoduchá klasifikace pak spočívala v porovnání prolnutí těchto rastrů s každým prvkem v trénovací množině.

5 Výsledky

Výsledky měření úspěšnosti klasifikace jsou uvedeny v tabulce 1. Pro testování s datasety v poměru 3:7 klasifikace s Gaborovými příznaky dosahovala 64.4 %, což je na takto sofistikovanou metodu poměrně špatný výsledek. Z pozorování klasifikace v poměru trénovacích dat k testovacím n-1:1 bylo zjištěno, že metoda špatně klasifikuje zaostřeným fotografie k zaostřeným a naopak, a stejně tak špatně reaguje na posun i přesto, že jsou vybrané oblasti poměrně velké. Pro datasety s poměrem 1:n-1 metoda v naprosté většině případů špatně klasifikuje fotografie, které byly pořízené v jiném prostředí, než je vzor, což může být zapříčiněno jak výraznou změnou barevnosti, tak přítomností nových objektů jako jsou odlesky.

Metoda	1:n-1	3:7	1:1	n - 1:1
Gabor f	29.7 %	64.4~%	79.1 %	85.5 %
Gabor \overline{f}	31.6~%	67.6~%	80.7~%	86.2~%
Histogram	20.8~%	39.8~%	50.2~%	56.5~%

Tabulka 1: Tabulka naměřených výsledků.

6 Shrnutí

Pro funkční klasifikaci bylo potřeba nastudovat metody selekce a extrakce příznaků pomocí Gaborových filtrů, otestovat možnosti nastavení parametrů a vybraných oblastí a provést korektní porovnání výsledných příznakových vektorů. Jelikož metoda Gaborových příznaků je hojně využívaná pro problém klasifikace lidských duhovek, bylo dopředu známo, že by měla fungovat velmi dobře.

I proto by podrobnější analýza nastavení parametrů Gaborových filtrů a vybraných oblastí velmi pravděpodobně vedla na lepší výsledky než byly naměřené v této práci. Klasifikace by se také zlepšila pokud by program detekoval data, na kterých se duhovka vůbec nevyskytla a odstranil je z datasetu.

Reference

- [1] Saadia Minhas and Muhammad Javed. Iris feature extraction using gabor filter. pages 252 255, 11 2009.
- [2] Simona E. Grigorescu, Nicolai Petkov, and Peter Kruizinga. Comparison of texture features based on gabor filters. *IEEE Trans. Image Processing*, 11(10):1160–1167, 2002.
- [3] D Zheng, Y Zhao, and J Wang. Features extraction using a gabor filter family. Sixth IASTED International Conference on Signal and Image Processing, pages 139–144, 01 2004.
- [4] B. S. Manjunath and W. Y. Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 18(8):837–842, August 1996.
- [5] Carmen Sánchez Ávila and Raul Sanchez-Reillo. Two different approaches for iris recognition using gabor filters and multiscale zero-crossing representation. *Pattern Recognition*, 38:231–240, 02 2005.

 $^{^{1}\}mathrm{Tento}$ poměr pouze pro detekci dat, pro které metoda není použitelná.