Západočeská univerzita v Plzni
Fakulta aplikovaných věd
Katedra informatiky a výpočetní techniky

Bakalářská práce

Automatická anotace obrázků

Plzeň 2017 Kateřina Kratochvílová

Místo této strany bude zadání práce.

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem bakalářskou práci vypracovala samostatně a výhradně s použitím citovaných pramenů.

V Plzni dne 9. června 2017

Kateřina Kratochvílová

Poděkování

Ráda bych poděkovala Ing. Ladislavu Lencovi, Ph.D. za cenné rady, věcné připomínky, trpělivost a ochotu, kterou mi v průběhu zpracování této práce věnoval.

Abstract

The text of the abstract (in English). It contains the English translation of the thesis title and a short description of the thesis.

Abstrakt

Text abstraktu (česky). Obsahuje krátkou anotaci (cca 10 řádek) v češtině. Budete ji potřebovat i při vyplňování údajů o bakalářské práci ve STAGu. Český i anglický abstrakt by měly být na stejné stránce a měly by si obsahem co možná nejvíce odpovídat (samozřejmě není možný doslovný překlad!).

Obsah

1 Úvod

V dnešní době, kdy je svět přesycen obrázky v digitální podobě, není vůbec snadné nalézt obrázek zobrazující požadovaný obsah. Naneštěstí počítače nedokáží vnímat obraz jako lidé, vnímají totiž obrazy jako sérii binárních informací. Přitom počítače a jejich práce s obrazy by se dala využít v mnoha oborech jako je lékařství nebo doprava. Na základě toho vyplouvá na povrch problém jak spravovat digitální obrázky a efektivně mezi nimi vyhledávat. Prostřednictvím klíčových slov přiřazených k obrázkům se dá problém vyhledávání zjednodušit. Přiřazení klíčových slov probíhá pomocí procesu automatické anotace obrázků. Klíčová slova přiřazená k obrázku by měla vyjadřovat jeho obsah (například les, strom). Při reálném použití můžeme ovšem narazit na problém při zadávání abstraktních slov, například šťastná rodina.

Pro automatickou anotaci obrázků se používá strojové učení. Můžeme ji rozdělit na dvě části. V první části získáme klíčové příznaky ve druhé už je samotná anotace, tedy přidělení klíčových slov. Abychom tento postup mohli provést v praxi, musíme nejdřív klasifikátor natrénovat pomocí trénovací množiny. Trénovací množina je množina obrázků, která již má ke každému obrázku přidána metadata s klíčovými slovy připravenými od lidí. Vybrané obrázky v trénovací množině by měly být různorodé, aby anotace probíhala správně. Pojem automatická anotace obrázků je jednoduše řečeno proces, při kterém jsou k obrázku automaticky přiřazena metada, která obsahují klíčová slova.

Práce se bude zabývat nízkoúrovňovými příznaky konkrétně barvou a texturou. Ovšem v případě kdy požijeme barevný příznak ochudíme se o informaci o textuře obrázku, prozměnu když použijeme texturový příznak (který pracuje s šedotónovým obrázkem) zanedbáme informaci o barvě. Jako možnost zpřesnění klasifikátoru by se tedy dalo použít jejich zkombinování. Nabízí se několik řešení [4]:

Vyhodnotit a klasifikovat příznaky odděleně a pak výslednou klasifikaci spojit z několika částí (například Joint Equal Contribution (JEC) [1]). Výhodou tohoto přístupu je zachování vlastností obou původních příznaků. Nevýhodou je náročnější výpočet a úspěšnost přístupu závisí na způsobu kombinace obou informací.

Vytvoření společného příznaku například rozšíření Patterns of Oriented Edge Magnitudes (POEM) na všechny barvené kanály. Musí se

však dbát na to, že informace o barvě a textuře se mohou ovlinovat i protichůdně.

Cílem práce je navrhnout a implementovat software umožňující automatickou anotaci obrázků za použití nízkoúrovňových příznaků, konkrétně barvy a textury a jejich kombinací. Metody budeme zkoušet na standardních datech IAPRTC12 a ESP, následně výsledky porovnáme mezi sebou a s literaturou a pokusíme se o jejich vylepšení.

# 2 JEC Joint Equal Contribution

Tato metoda je založena na hypotéze, že podobné obrázky mají podobná klíčová slova. Pomocí metody hledání nejbližších sousedů (dále jen KNN) je nalezeno K nejpodobnějších obrázků. Přičemž klíčová slova od jednotlivých sousedů jsou posuzována odlišně a to právě na základě toho o kolik se s testovaným obrázkem liší. Metoda je postavena na dvou typech příznaků - barevných a texturových. [1]

2.1 Příznaky

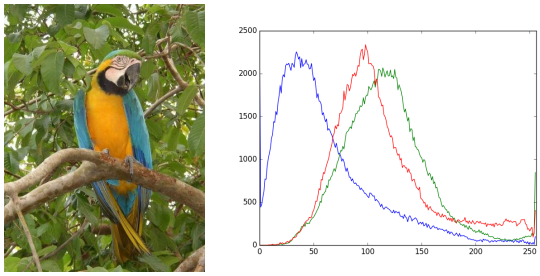
Barva a textura jsou považovány za dva nejdůležitější nízkoúrovňové příznaky pro obrázkovou reprezentaci. Nejběžnější barevné deskriptory jsou barevné histogramy, které jsou často využívány pro porovnávání a indexování obrázků, zejména z důvodu jejich efektivnosti a snadného výpočtu. K vytvoření texturových příznaků se používají Haarovy a Gaborovy wavelety a to především z důvodu, že jsou efektivní při vytváření řídkých a zároveň diskriminativných obrázkových rysů. Je-li žádoucí omezit vliv a předpoklady jednotlivých funkci a maximilizovat množství získaných informací, že využijeme několik jednoduchých a snadných výpočetních funkcí.

2.1.1 Barva

U digitálního obrazu je barva reprezentovaná n-rozměrným vektorem. Jeho velikost a význam jednotlivých složek (tzv. barevných kanálů) zavisí na příslušném barevném prostoru. Počet bitů použitých k uložení buď celého vektoru nebo jeho jednotlivých složek se nazývá barevná hloubka (totožně bitová hloubka). Obvykle se můžeme setkat s hodnotami 8, 12, 14 a 16 bitů na kanál.
V použité metodě jsou získány vlastnosti z obrázků ve třech rozdílných barevných prostorech: RGB, HSV a LAB. RGB (Red, Green, Blue) je nejpoužívanější barevný prostor pro zachycení obrázu nebo jeho zobrazení. Oproti tomu HSV (Hue, Saturation and Value) se snaží zachytit barevný model tak jak ho vnímá lidské oko, ale zároveň se snaží zůstat jednoduchý na výpočet. Hue znamená odstín barvy (měří se jako poloha na standartním barevném kole $0° - 360°$), saturation je systost barvy (množství šedi v poměru k od-

stínu 0% šedá barva - 100% plně sytá barva) a value je hodnota jasu nebo také množství bílého světla (relativní světlost nebo tmavost barvy). Některé kombinace hodnot H, S a V mohou dávat nesmyslné výsledky. RGB je závislý na konkrétním zařízení, nemůže dosáhnout celého rozsahu barev, které vidí lidské oko, zatímco barevný model LAB je shopen obsáhnout celé viditelné spektrum a navíc je nezávislý na zařízení. L (ve zkratce LAB) značí Luminanci (jas dosahuje hodnot 0 - 100, kde 0 je černá a 100 je bílá). Zbylé A a B jsou dvě barvonosné složky, kdy A je ve směru červeno/zeleném a B se pohybuje ve směru modro/žlutém.

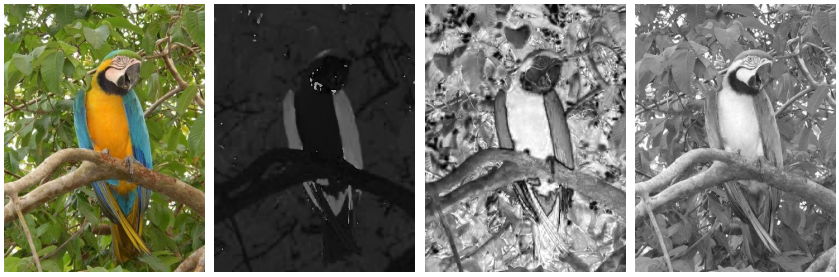
Pro RGB, HSV i LAB je použita barevná hloubka 16 bitů na kanál histogramu v jejich příslušném barevném prostoru.



Obrázek 2.1: RGB histogram - zastoupení jednotlivých složek v obrázku

Obrázek 2.2: Barevný prostor RGB a jeho jednotlivé složky v pořadí R, G, B

Obrázek 2.3: Barevný prostor LAB a jeho jednotlivé složky v pořadí L, A, B



Obrázek 2.4: Barevný prostor HSV a jeho jednotlivé složky v pořadí H, S, V

2.1.2 Textura

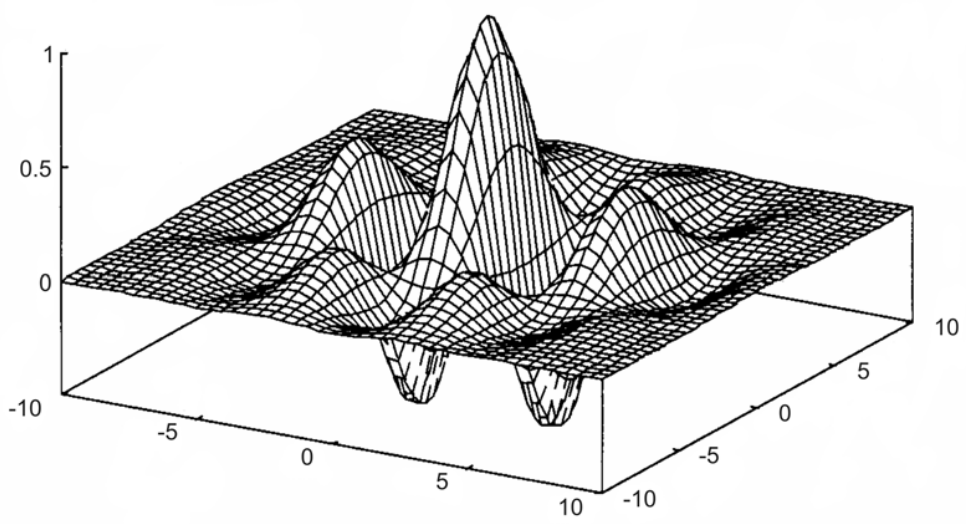
Jako reprezentace textur a detekci hran budou použity Gabor a Haar wavelety.

Gabor

Gaborův filtr je lineární filtr používaný pro analýzu textury, což znamená, že v podstatě analyzuje, zda existuje nějaký specifický frekvenční obsah v obraze ve specifických směrech v lokalizované oblasti kolem oblasti analýzy. Frekvence a orientace reprezentující Gaborovi filtry je podobná lidskému vnímání a jsou zvláště vhodné pro reprezentaci textury a detekci hran. V prostoru je 2D Gaborův filtr funkcí gausova jádra modulovaného sinusouvou rovinnou vlnou jak můžeme vidět v rovnici 2.1.

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = exp\left(-\frac{x^2 + \gamma^2 y^2}{2\sigma^2}\right) exp\left(i\left(2\pi\frac{x}{\lambda} + \psi\right)\right) \tag{2.1}$$

Gáborovi filtry jsou aplikovány na obrázky stejnou cestou jako běžné filtry. Základ tvorí maska (přesnější termín je konvoluční jádro), která reprezentuje filtr. Maskou je myšleno pole (obyvykle 2D protože se jedná o



Obrázek 2.5: Gáborova vlnka je tvořena kombinací dvou cosinových funkcí, s rozdílnou frekvencí pro každou osu, a následně jsou vynásobeny dvourozměrnou Gaussovou funkcí [3].

2D obrázky) pixelů ve kterém každý pixel má přiřazenou hodnotu (váhu). Toto pole je přesunuto na každý pixel obrazu a je provedena konvoluční operace. Když je na obrázek aplikován gabor filtr, poskytuje nejvyšší odezvu na hranach a místech, kde se textura mění.

Gaboův filtr reaguje na hrany a změny textury. Když se řekne, že filtr odpovídá na konkrétní funkci, myslí se tím že filtr má rozlišovací hodnotu v prostorové poloze této funkce (když se bude zabývat aplikací konolučních jader v prostoru - směru. Stejně platí i pro jinou oblast, jako frequence)

U Gaborova filtru máme několik parametrů, které ho ovlivňují.

ksize určuje velikost Gabor jádra. Když je ksize (a, b) je získáno jádro velikostí $a \times b$ pixelů. Jako u mnoha jiných konvolučních jader je preferován rozměr čtverce o lichých hranách (jen kvůli jednotnosti). Pří různých ksize se velikost konvolučního jádra mění. To také znamená, že konvoluční jádro je měřítko invariantní, protože zmenšení velikosti jádra je analogické k zmenšení velikosti obrazu.

sigma označuje standartní odchylka Gaussovi funkce použita v gaborově filtru. Tento parametr kontroluje šířku šířku Gausovi obalu použité v gabor jádře.

theta je orientace normálu na paralelní pruhy Gaborovy funkce. Představuje možná jeden z nejdůležitějších parametrů gabor filtru. Theta rozhoduje jakého druhu funkce (na jaký typ funkce filtr reaguje). Například při nulév thetě bude filtr reagovat pouze na vodorovné příznaky. Proto abychom získali vlastnosti v různých úhlech obrazu, rozdělíme interval mezi 0-180 na několik stejných částí a vypočítáme Gaborovo jádro pro každou takto získanou hodnotu theta.

lambda udává vlnovou délku sinusovky ve výše uvedené rovnici.

gamma určuje prostorový poměr stran. Kontroluju elipsicitu gausovy funkce. Když je gamma = 1 je Gauss do kruhu (obalen kruhem)

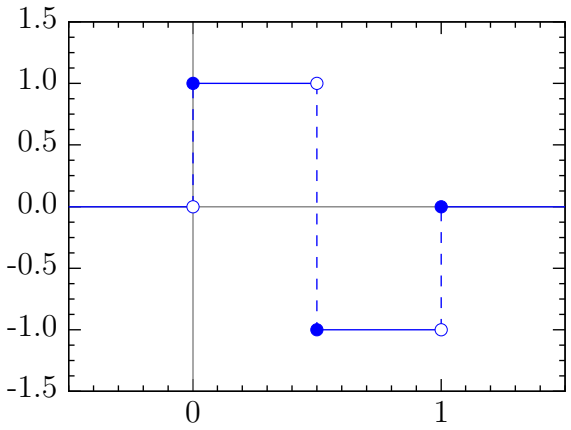
psi je fázový posun (určuje jestli nám vrátí reálnou nebo imaginární část).

Podle [1] bude každý obrázek filtrován na třech vlnových délkách a čtyřech orientacích. Z každého z dvanácti obrázků bude histogram postaven skrze získané magnitudy. Vzniklé magnitudy zřetězíme a označíme jako příznak Gabor. Druhý příznak zachycuje Gabor faze. Příznak je označen jako GaborQ

Gabor s knihovnou scikit na datech iaprtc12			
Parametry	Přesnost (%)	Úplnost (%)	Počet nenulových slov
lambda 0.25, 0.5, 1.0 sigma 1 theta 0, $\frac{\pi}{4}$, $\frac{\pi}{2}$, $\frac{3}{4}\pi$	9.9	6.8	151
lambda 2, $2\sqrt{2}$, 4 sigma 1 theta 0, $\frac{\pi}{4}$, $\frac{\pi}{2}$, $\frac{3}{4}\pi$	8.5	5.7	143

Haar

Haarova vlnka je nejjednodušší vlnka, jejíž výhodou je především rychlý výpočet. Vlnka je realizována dvěma jednotkovými skoky, z čehož vzniknou dva obdelníkové pulzy s předchodem od kladného k zápornému. [**?**]



Obrázek 2.6: Haarova vlnka.

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \geq x \geq \frac{1}{2} \\ -1, & \frac{1}{2} \geq x \geq 1 \\ 0, & jinde \end{cases}$$

Haarovi vlnové filtr reprezentují obrázek jako množinu oblastí a získavají průměrnou intenzitu z nejbližších sousedních oblastí. Jsou schopny extrahovat charakteristiky daných vlastností obrázku jako jsou například hrany nebo změny v textuře. Při zpracovávání průměrné intenzity oblastí je snížena citlivost na šum a změny jasu. Velká množina haarových filtrů se skládá z filtrů s různým počtem obdelníkových oblastí a s různými orientacemi vzhledek k vyzdvyžení různorodých texturových informací obrázku. Haarův vlnový filtr nabízí jednoduché a efektivní získávání informací z obrázků. Základní Haarový vlnový filtr bere v potaz přilehlé obdelníkové oblasti v dané části obrázku a počítá rozdíl intenzit mezi nimi.

Haarova vlnka generuje konvoluční blok s Haar filtry na třech rozdílných orientacíh (horizontální, diagonální a veritkální). Použité na obrázky různých velikostí.

3 POEM

POEM (Patterns of Oriented Edge Magnitudes). Vstupem algoritmu se předpokládá šedotónový obrázek o rozměrech $m \times n$. Jelikož většinou je vložený barevný obrázek, musí být po načtení převeden na šedotónový. [6]

3.0.1 Výpočet gradientu a magnitudy

Nejprve je potřeba vypočítat gradient. Gradient je obecně směr růstu. Výpočet může probíhat různými způsoby. Jednou z možností je použít masku, kterou aplikujeme na vstupní obrázek. Podle některých studii jsou nejlepší jednoduché masky jako je např. $[1, 0, -1]$ a $[1, 0, -1]^t$. Okraje obrázku se buď vypouštějí nebo se dají doplnit (opět existuje více způsobů). Výstupem jsou dva obrázky o rozměrech $m \times n$.
Na výstup se dá pohlížet také jako na vektory, kdy každý bod původního obrázku je reprezentován právě 2D vektorem. Analogicky pokud si vektory rozložíme na x a y složku dostaneme dva obrázky. Jeden, který reprezentuje obrázek po použití x-ového filtru, a druhý který reprezentuje obrázek po použití y-filtru. Přičemž použití y filtru by nám mělo zvýraznit hrany v y směru (svislé) a x zvýrazní hrany v x směru (vodorovné).

Magnituda je velikost směru růstu, lze si ji představit jako velikost směru růstu pro každý pixel (počítá se tedy pro každý pixel). Z toho vyplývá, že ji můžeme spočítat jako velikost 2D vektorů, které jsme dostaly při výpočtu gradientu. Zjednodušeně magnituda představuje velikost vektoru gradientu.

3.0.2 Diskretizace směru gradientu

Pokud se na gradienty bude pohlížet jako na 2D vektory je možné určit nejen jejich velikost (magnitudu) ale i jejich směr. Při výpočtu lze použít znaménkovou reprezentaci $0 - \pi$ nebo neznaménkovou reprezentaci $0 - 2\pi$. V praxi je kružnice rovnoměrně rozdělena na několik dílů (dle počtu požadovaných směrů). Počet dílů je označen písmenem d. Pro $d = 3$ znaménkovou reprezentaci to tedy bude $\left(0 - \frac{2}{3}\pi\right)$, $\left(\frac{2}{3}\pi - \frac{4}{3}\pi\right)$ a $\left(\frac{4}{3}\pi - 2\pi\right)$. Je připraveno d matic (pro každý směr jedna) a podle toho kam vektor směřuje, je umístěna jeho magnituda na souřadnice kde se nachází v původní matici.

3.0.3 Výpočet lokálního histogramu orientace gradientů z okolí

U každého směru se vemou jednotlivé pixely s jejich okolím a zprůměrují se jejich hodnoty. Toto okolí se nazývá cell.

3.0.4 Zakódování příznaků pomocí LBP

LBP operátor je aplikován na okolí každého pixelu o velikost 3×3. Oproti tomu POEM je možné aplikovat na větší okolí. Toto okolí se nazývá block, zpravidla se jedná o kruhové okolí s poloměrem L/2 (L představuje velikost blocku). Pro stanovení intenzit okolních hodnot je možné použít bilineární interpolaci. Pro zvýšení stability v téměř konstantní oblasti lze k centrálnímu pixelu přičítat malou konstantu τ.

Následující matice představuje block pro střední pixel s hodnotou intenzity 4, označený písmenem c (centrální). Algoritmus následně prochází všechny okolní pixely, označené písmenem x. Hodnota daného pixelu je označena jako $p(x)$ a výsledek tohoto porovnání je označen $s(x)$.

3.0.5 Konstrukce globálního histogramu

Obrázky získané z LBP jsou rozdeleny pravidelnou čtvercovou mřížkou. Pro každou vzniklou oblast je vypočten lokální histogram. Vzniklé histogramy jsou zřetězeny. Díky tomu jsou získány tři histogramy pro každý směr jeden, které jsou opět zřetězeny.
Rozdělení obrázků a určování lokálních histogramů se dělá za účelem zachování informace o prostorovém rozložení jednotlivých příznaků.

Uniformní vzory

Jelikož histogram, který bude vytvořen je velmi dlouhý, je možné ho zkrátit vybíráním pouze tz. uniformních vzorů. Některé binární vzory se totiž na běžných obrázcích vyskytují častěji a to až, dle experimentů z 90 %. Jsou to právě výše zmíněné uniformní vzory. Uniformní vzory jsou hodnoty čísla (čísla z pohledu binární reprezentace), kdy dochází k maximálně dvěma přechodům z 0 na 1 a nebo opačně. Například 00011110 je uniformní, oproti tomu 01101111 není. Těchto vzorů je 58, všechny ostatní vzory jsou reprezentovány jediným vzorem. Takto je délka jednoho lokálního histogramu zredukována z 256 na 59 binů.

3.1 Barevný POEM

Výpočet gradientu a magnitudy

Výpočet gradientu probíhá obdobně jako u nebarevného obrázku. Pro každou ze tří složek jsou získány dvě matice filtrované maskami. Celkem bude 3×2 matic. Na matice se dá pohlížet jako na 2 vektory o 3 složkách. Vektory jsou sloučeny pomocí součtu vektoru do jednoho 3 složkového vektoru. Magnituda je opět velikost vektoru tentokrát, ale v prostoru.

Format vzniklých vektorů

$$u = [blue_x, green_x, red_x] \tag{3.1}$$
$$v = [blue_y, green_y, red_y] \tag{3.2}$$

Pomocí součtu vektorů je získán jeden třísložkový vektor:

$$\vec{u} + \vec{v} = (u_1 + v_1, u_2 + v_2, u_3 + v_3) \tag{3.3}$$

Diskretizace směru gradientu

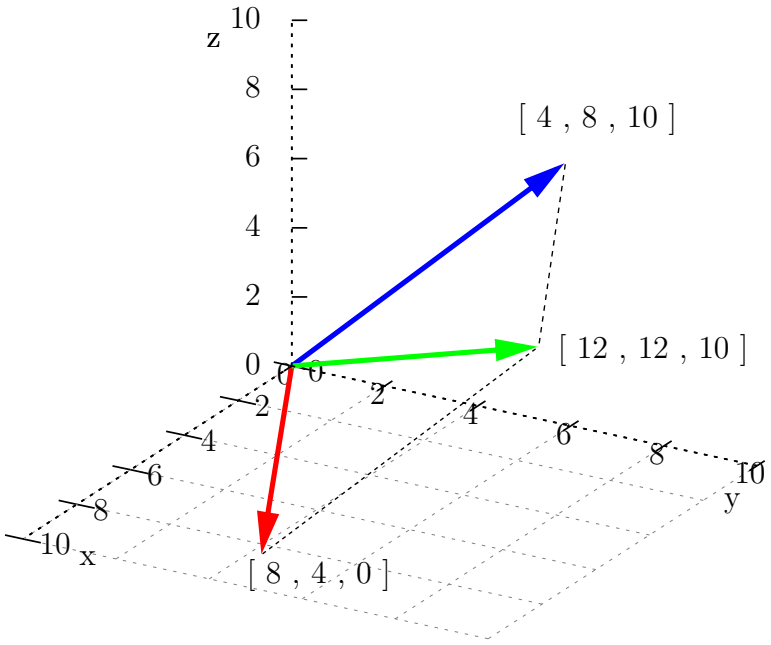
U vektorů získaných v předchozím kroku je určena velikost úhlu mezi vektorem a ekvivalentní vektorem s vynulovanou složkou z. Následně je spočítáno do které části kružnice vektor směřuje. Pro znaménkovou reprezentaci je celkový rozsah $0 - \pi$, pro neznaménkovou reprezentaci $0 - 2\pi$.
Při neznaménkové reprezentaci a počtu směrů $d = 3$, jsou následující intervaly $\left(0 - \frac{\pi}{3}\right)$, $\left(\frac{\pi}{3} - \frac{2\pi}{3}\right)$ a $\left(\frac{2\pi}{3} - \pi\right)$.
Pro výpočet diskretizace směru při neznaménkové reprezentaci je y složka rozdělena na kladnou a zápornou část. To hraje velkou roli, pokud je y složka vektoru záporná. V tom případě je nutné nebrat úhel α, ale jeho doplněk $(180 - \alpha)$.

Výpočet lokálního histogramu

U každého směru se vezmou jednotlivé pixely s jejich okolím a zprůměrují se jejich hodnoty. Toto okolí se nazývá cell.

Zakódování příznaků pomocí LBP

LBP operátor je aplikován na okolí každého pixelu o velikost 3×3. Oproti tomu POEM je možné aplikovat na větší okolí. Toto okolí se nazývá block,



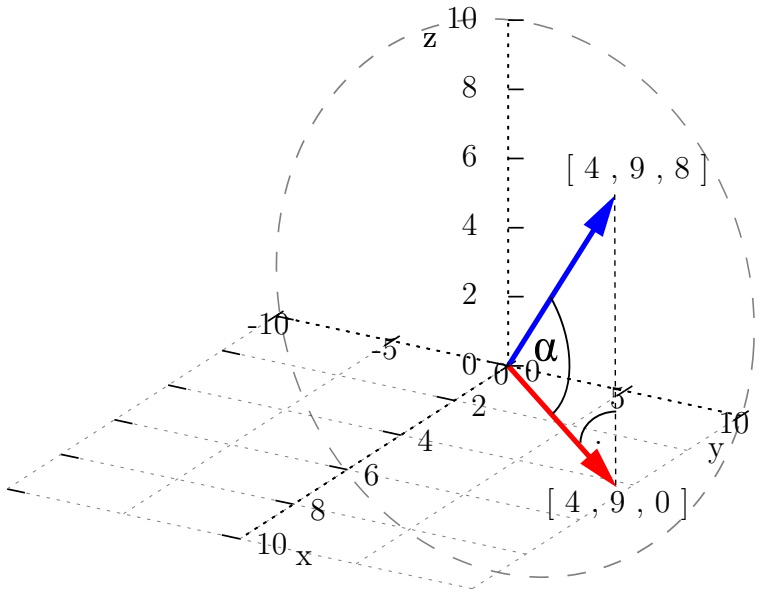
Obrázek 3.1: Grafické znázornění součtu vektorů. Součet je tvořen z vektorů [4, 8, 10] a [8, 4, 0].

zpravidla se jedná o kruhové okolí s poloměrem L/2 (L představuje velikost blocku). Pro stanovení intenzit okolních hodnot je možné použít bilineární interpolaci. Pro zvýšení stability v téměř konstantní oblasti lze k centrálnímu pixelu přičítat malou konstantu τ.

Konstrukce globálního histogramu

Obrázky získané z LBP jsou rozdeleny pravidelnou čtvercovou mřížkou. Pro každou vzniklou oblast je vypočten lokální histogram. Vzniklé histogramy jsou zřetězeny. Díky tomu jsou získány tři histogramy pro každý směr jeden, které jsou opět zřetězeny.
Rozdělení obrázků a určování lokálních histogramů se dělá za účelem zachování informace o prostorovém rozložení jednotlivých příznaků.

Jelikož histogram, který bude vytvořen je velmi dlouhý, je možné ho zkrátit vybíráním pouze tz. uniformních vzorů. Některé binární vzory se totiž na běžných obrázcích vyskytují častěji a to až, dle experimentů z 90 %. Jsou to právě výše zmíněné uniformní vzory. Uniformní vzory jsou hodnoty čísla



Obrázek 3.2: Grafické znázorněnní součtu vektorů. Součet je tvořen z vektorů [4, 8, 10] a [8 4, 0].

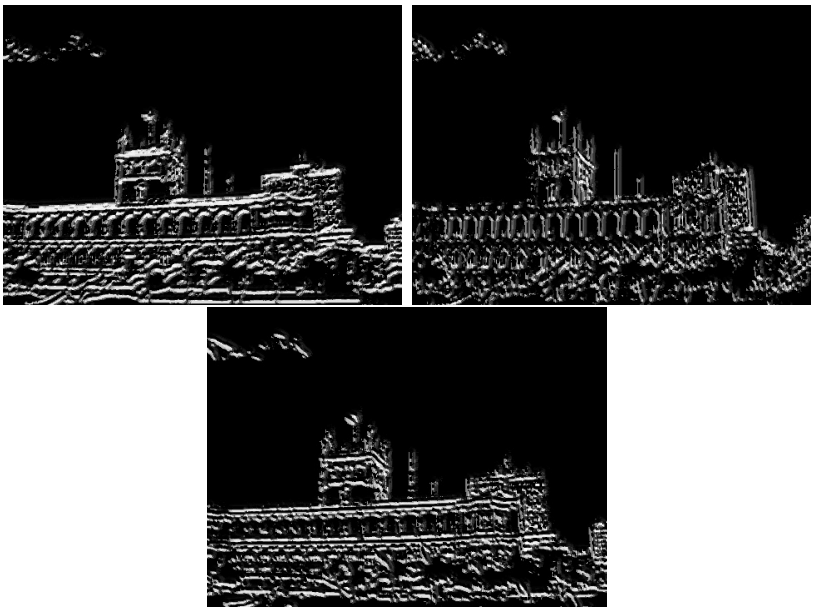
(čísla z pohledu binární reprezentace), kdy dochází k maximálně dvěma přechodům z 0 na 1 a nebo opačně. Například 00011110 je uniformní, oproti tomu 01101111 není. Těchto vzorů je 58, všechny ostatní vzory jsou reprezentovány jediným vzorem. Takto je délka jednoho lokálního histogramu zredukována z 256 na 59 binů.

3.2 Vzdálenosti

vzdálenost vs podobnost

K určení příslušné vzdálenosti se můžeme setkat se čtyřmi měřítky vzdálenosti pro histogramy a rozdělení Kullaback-Leibler divergence KL - divergence, χ^2 statistika, L1 - vzdálenost a L2 - vzdálenost. Na RGB a HSV je nejlépší použít L1 zatímco pro LAB je nejvhodnější KL - divergence.

Problém s KL - divergencí nastává pouze tehdy, když se histogramy nebudou shodovat v nulách. Jeden předpoklad pro fungování tohoto vzorce je totiž že když je $Q(i) = 0$ tak zároveň musí být i $P(i) = 0$.



Obrázek 3.3: Obrázky po aplikaci LBP s použitím τ. Každý obrázek představuje jeden směr.

Kullaback-Leiber divergence:

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \log_e \left(\frac{P(i)}{Q(i)} \right) \tag{3.4}$$

L1 (jinak označováno jako Manhattan):

$$L_1 = \sum_{i=1}^{N} |x_i - y_i| \tag{3.5}$$

L2 (jinak označováno jako Euklidovská vzdálenost)

$$L_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (x_i - y_i)^2} \tag{3.6}$$

3.3 Kombinace vzdáleností

Nejrozumnějším přístupem ke zkombinování vzdáleností od různých desktiptorů je aby jednotlivé vzdálenosti přispívali rovnoceně. Z tohoto důvodu je potřeba vzdálenosti přeškálovat na jednotné měřítko.
Označme si I_i jako i-tý obrázek a řekněme, že máme N jeho příznaků $f_i^1, ..., f_i^N$. Nadefinujme si $d_{(i,j)}^k$ jako vzdálenost mezi příznaky f_i^k a f_j^k. Chtěli bychom zkombinovat všechny vzdálenosti příznaků mezi obrázky I_i a I_j tedy

$d^k_{(i,j)}$, $k = 1, ..., N$. Vzdálenosti nám ale v praxi nevyjdou tak aby měli stejný poměr na výsledku, proto předtím než vzdálenosti zkombinujeme musíme je normalizovat do jednotné formy. Získáme maximální a minimální hodnotu pro každý příznak a na základě toho hodnotu přeškálujeme na interval od 0 do 1. Jestliže označíme přeškálovánou vzdálenost jako $\tilde{d}^k_{(i,j)}$ následně můžeme označit kompletní vzdálenost mezi obrázky I_i a I_j jako (3.7) Joint Equal Contribution (JEC).

$$JEC = \sum_{k=1}^{N} \frac{\tilde{d}^k_{(i,j)}}{N} \tag{3.7}$$

3.4 Přenesení klíčových slov

Pro přenesení klíčových slov používáme metodu, kdy přeneseme n klíčových slov k dotazovanému obrázku $\tilde{I}$ od K nejbližších sousedů z trénovací sady. Mějme $I_i, i = 1, ..., K$,těchto K nejbližší sousedů seřadíme podle vzrůstající vzdálenosti (tzn. že I_1 je nejvíce podobný obrázek). Počet klíčových slov k danému I_i je označen jako $|I_i|$. Dále jsou popsány jednotlivé kroky alogoritmu na přenesení klíčových slov.

1. Seřadíme klíčová slova z I_1 podle jejich frekvence výskytu v trénovací sadě.

2. Ze všech $|I_1|$ klíčových slov z I_1 přeneseme n nejvýše umístěná klíčová slova do dotazovaného $\tilde{I}$. Když $|I_1| < n$ pokračujte na krok 3.

3. Seřadíme klíčová slova sousedů od I_2 do I_K podle dvou faktorů

   (a) výskytu v trénovací sadě s klíčovými slovy přenesených v kroku 2

   (b) místní frekvence (tj. jak často se vyskytují jako klíčová slova u obrázků I_2 až I_K). Vybereme nejvíce vyskytující $n - |I_1|$ klíčových slov převedených do $\tilde{I}$.

Tento algoritmus pro přenos klíčových slov je poněkud odlišný od algoritmů, které se běžně používají. Jeden z běžně užívaných funguje na principu, že klíčová slova jsou vybrána od všech sousedů (se všemi sousedy je zacházeno stejně bez ohledu na to jak jsou danému obrázku podobní), jiný užívaný algoritmus k sousedům přistupuje váženě (každý soused má jinou váhu)a to na základě jejich vzdálenosti od testovaného obrázku. Při testování se ovšem

ukázalo, že tyto přímé přístupy přináší horší výsledky v porovnání s použitým dvoufaktorovým algoritmem pro přenos klíčových slov.
V souhrnu použitá metoda je složenina ze dvou složenin a to obrázkové vzdálenosti (JEC) a výše popsaným algoritmem na přenášení klíčových slov.

4 Testovací databáze

Pro natrénování a následné testování byla použita data z databází IAPRC a ESP. Kolekce obrázků na natrénování musí být pečlivě vybrána aby zahrnovala co možná největši okruh z různých témat.

4.1 iaprtc12

Sada iaprtc12 je kolekce obrázků přírodních scén která zahrnují různé sporty a akce, fotografie lidí, zvířat, měst, krajin a mnoho jiných aspektů současného života. Data obsahují 20 000 obrázků ve formátu *jpg* s celkovým počtem 291 klíčových slov. Ke každému obrázku jsou přiložena metadata ve formátu *XML*, která obsahují informace o obrázku v různých jazycích. Kromě angličtiny je tam i například španělština nebo němčina. V metadatatech ovšem nenajdeme klíčová slova tak jak bychom si je představovali, ale v různých tagách nalezneme například titulek obrázku, který může vypadat například The Plaza de Armas, a v tagu description je například a woman and a child are walking over the square. Spolu s databází jsme zíkali i klíčová slova která byla z přiložených xml extrahována.
K jednomu obrázku je v průměru přiřazeno 5.7 klíčových slov. Pro trénovaní bylo použito 17 664 obrázků, na následné testování jich bylo použito 1960.

Obrázek 4.1: Ukázka obrázku s klíčovými slovy: front lake man mountain rock sky summit

4.2 ESP

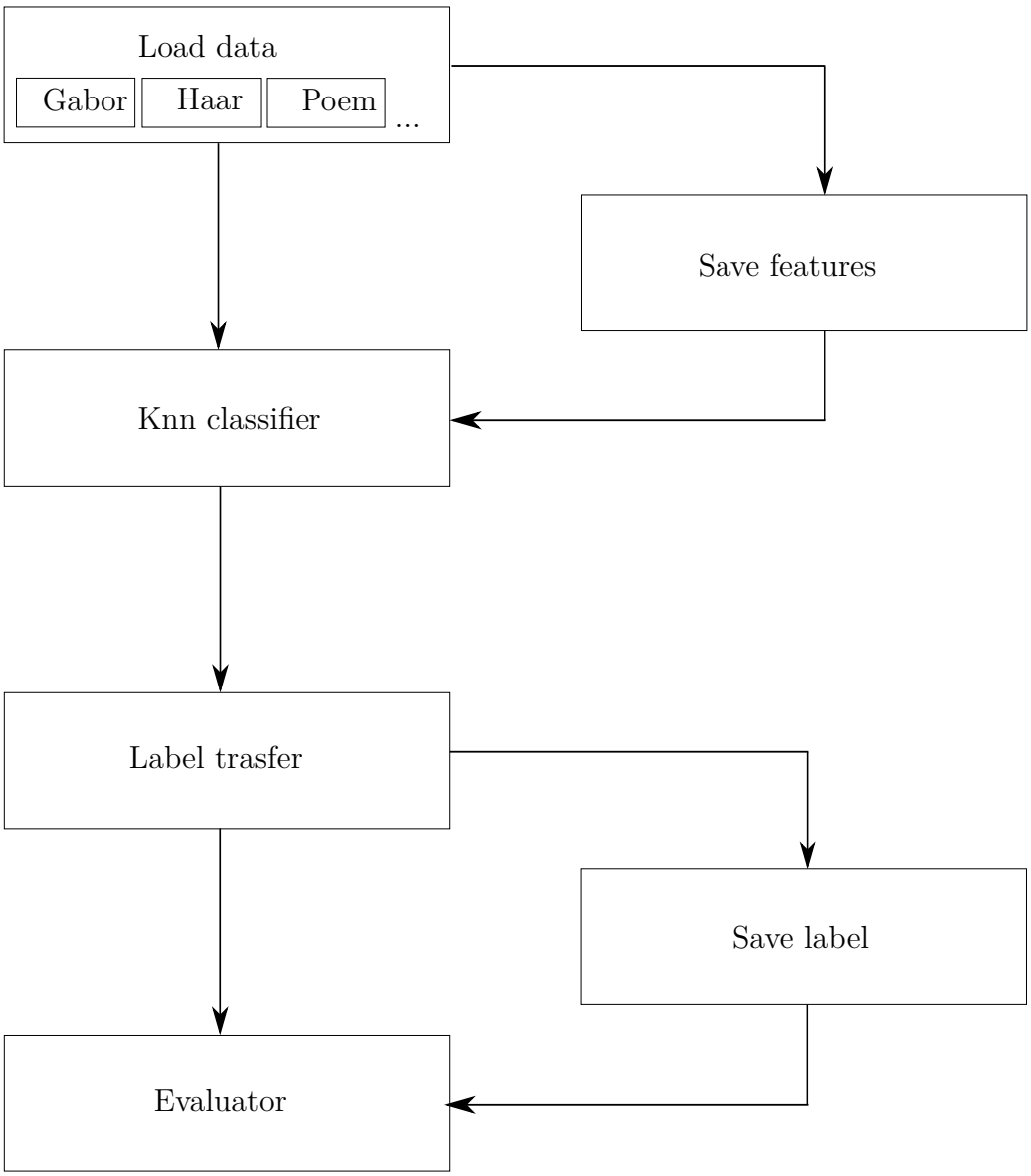
Sada ESP obsahuje širokou škálů snímku s anotacemi, ze kterých byla použita jen malá část. Konkrétně 18 689 obrázků na trénování a 2061 na testo-

vání. Ke každému obrázku je přiřazen soubor ve formátu *desc*, který obsahuje anglické anotace.

Obrázky získaly svá klíčová slova pomocí ESP game, což je hra, která funguje pouze online. V principu spojí dva hráče, kteří nemají možnost spolu komunikovat. Následně je oběma hráčům zobrazen stejný obrázek, který musí popsat co nejvíce různými výrazy v angličtině. V případě, že se hráči shodnou, počítač předpokládá že mu poskytli pravdivou informaci o tom co se na obrázků nachází. Tak si tuto anotaci uloží do databáze a hráči získají body.

5 Návrh systému

Systém byl navržen jako modulový a to z důvodu snadné obměny některé z částí, což je výhodné zejména pokud bychom potřebovali například spočítat vzdálenosti vektorů podle jiného algoritmu.



Obrázek 5.1: Navrh systému.

6 Implementace

6.1 Použité programové prostředky

Program byl navržen na operační systému Linux. Jako programovací jazyk byl zvolen Python a to z důvodu jeho jednoduchého použití, což je na prototyp, jako je tento velice výhodné na časovou náročnost. Program využívá knihovnu OpenCV 3.1.

6.1.1 OpenCV

OpenCV (Open source computer vision) je knihovna vydávána pod licencí BSD a je volně k dispozici jak pro akademické účely, tak pro komerční použití. Je vhodná pro použití v C++, C, Python a Javě. Podporuje operační systémy Windows, Linux, Mac OS, iOS a Android.
Knihovna byla navrhnuta pro výpočetní efektivitu v oblasti počítačového vidění a zpracování obrazu se zaměřením na zpracování obrazu v reálném čase. Z důvodu optimalizace byla napsána v C/C++.
Knihovnu OpenCV je možné stáhnout na adrese: http://opencv.org/

6.1.2 Scikit

Scikit-image je vědecká knihovna algoritmů pro zpracování obrazu. Je k dispozici zdarma a bez omezení. [5] http://scikit-image.org/docs/dev/install.html

7 Vyhodnocení výsledků

Zpracování výsledků probíhá jako porovnání anotací přidělených člověkem s anotacemi přidělenymi klasifikátorem. w_{auto} představuje počet obrázků, kterým bylo dané slovo přiřazeno klasifikátorem, w_{human} počet obrázků, kterým bylo dané slovo přiřazeno člověkem a $w_{corrrectly}$ počet obrázků, kterým bylo slovo přiřazené správně. U klasifikátorů se počítá precision (přesnost) a recall (úplnost) pro každé slovo v testovací sadě.

Recall (7.1) je počet obrázků správně anotovaných s daným slovem děleno počtem obrázků, kterým bylo toto slovo přiděleno v anotaci člověkem. Precision (7.2) je počet správně anotovaných obrázků s tímto slovem děleno celkovým počtem anotovaných obrázků s tímto slovem (správně nebo ne). [7]

$$Rec = \frac{w_c}{w_h} \tag{7.1}$$

$$Prec = \frac{w_c}{w_a} \tag{7.2}$$

7.1 Srovnání výsledků

	IAPRTC12			ESP		
Metoda	$P_{\%}$	$U_{\%}$	N	$P_{\%}$	$U_{\%}$	N
RGB	14.1	9	167	0	0	0
LAB	12.7	7.5	148	0	0	0
HSV	16.7	10.9	181	0	0	0
RGB, LAB, HSV	17.4	11.1	178	0	0	0
Gabor	8.1	4.7	126	0	0	0
GaborQ	6.9	4.8	133	0	0	0
POEM	21.5	12.8	189	0	0	0
RGB, LAB, HSV, POEM	21.8	13.8	187	0	0	0
Barevný POEM	21	12.4	184	0	0	0
JEC	0	0	0	0	0	0

Tabulka 7.1: Výsledky získané v rámci práce. P značí přesnost, U úplnost a N počet nenulových klíčových slov.

	IAPRTC12			ESP		
Metoda	$P_{\%}$	$U_{\%}$	N	$P_{\%}$	$U_{\%}$	N
RGB	20	13	189	21	17	221
LAB	22	14	194	20	17	221
HSV	18	12	190	18	15	217
Haar	17	8	161	21	14	210
HaarQ	16	10	173	19	14	210
Gabor	14	9	169	16	12	199
GaborQ	8	6	137	14	11	205
JEC	25	16	196	23	19	227

Tabulka 7.2: Výsledky z literatury [2].

8 Závěr

V teoretické části byly popsány nízkoúrovňové příznaky barva a textura. Byla rozebrána metoda JEC, která bude v bakalářské práci implementována. Seznámili jsme se s knihovnou OpenCV, prostudovali obrázky a přiložená metadata od ČTK, ESP a iaprtc12. Výsledkem bakalářské práce je aplikace která umožňuje

Aplikace splňuje základní požadavky stanované nicméně je zde široký prostro pro zlepšení

Literatura

[1] Ameesh Makadia, S. K. V. P. A new baseline for image annotation. *Commun. ACM*. July 1961, 4, 7, s. 321. ISSN 0001-0782. doi: 10.1145/366622.366644. Dostupné z: http://doi.acm.org/10.1145/366622.366644.

[2] Ameesh Makadia, S. K. V. P. Baselines for Image Anotation.

[3] Cruse, H. Neural Networks as Cybernetic Systems. *Commun. ACM*. July 1961, 4, 7, s. 321. ISSN 0001-0782. doi: 10.1145/366622.366644. Dostupné z: http://doi.acm.org/10.1145/366622.366644.

[4] HUTÁREK, B. J. Klasifikace objektu v obraze podle textury. Master's thesis, Vysoké učení technické v Brně, Brno, 2010. Dostupné z: https://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?file_id=117319.

[5] *Class Graphics2D* [online]. Oracle, 2016. [cit. 2016/03/09]. Java SE Documentation. Dostupné z: http://scikit-image.org/.

[6] Košař, V. Srovnání deskriptorů pro reprezentaci obrazu. Master's thesis, Západočeská univerzita v Plzni, Plzeň, 2015. Dostupné z: https://dspace5.zcu.cz/bitstream/11025/17883/1/A13N0110P.pdf.

[7] V. Lavrenko, J. J. R. A model for learning the semantics of pictures. *Commun. ACM*. July 1961, 4, 7, s. 321. ISSN 0001-0782. doi: 10.1145/366622.366644. Dostupné z: http://doi.acm.org/10.1145/366622.366644.

9 Uživatelská dokumentace

popsani jak vypada zdrojovej soubor kterej to zere, nejdriv cesta k souboru a pak jeho klicovy slova

že je potřeba aspoň těch 16 Gb RAM