

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

HODNOCENÍ KVALITY OBRAZU SÍTNICE NA ZÁKLADĚ OBECNÝCH VLASTNOSTÍ

BIOMETRICKÉ SYSTÉMY

SEMESTRÁLNÍ PROJEKT

AUTOR TEREZA BURIANOVÁ, PAVEL YADLOUSKI

BRNO 2023

Obsah

1	$ m \acute{U}vod$	2			
2	Implementace	3			
	2.1 Předzpracování obrazu	3			
	2.2 Algoritmus pro hodnocení ostrosti	4			
	2.3 Algoritmus pro hodnocení osvětlení	4			
3	Experimenty a analýza výsledných metrik				
	3.1 Určení prahových hodnot pro hodnocení ostrosti	5			
	3.2 Validace výsledků algoritmu pro hodnocení osvětlení	6			
4 Závěr					
Li	iteratura	9			

$\mathbf{\acute{U}vod}$

Práce se zabývá hodnocením kvality obrazů sítnice na základě ostrosti a osvětlení. Cílem je implementace algoritmů, které dokáží kvantitativně vyjádřit kvalitu obrázků na základě různých vlastností, a dále provedení experimentů a analýza dosažených výsledků. Výsledné metriky mohou být použity k následnému použití pro klasifikaci dalších obrazů, například pomocí metody k-nejbližších sousedů nebo metody podpůrných vektorů [1].

Implementace

Implementace zahrnuje algoritmus pro předzpracování obrazu, algoritmus pro výpočet měr pro dvě různé vlastnosti obrazu a několik experimentů, zjišťujících informace o chování daných algoritmů pro různé datové sady. Při implementaci je rozsáhle využita knihovna OpenCV, která umožňuje čtení a ukládání obrazů a různé jeho úpravy či výpočty z obrazových informací.

2.1 Předzpracování obrazu

Před samotnými výpočty a experimenty jsou obrazy nejprve předzpracovány. Z obrazů je v tomto procesu odstraněn vzniklý šum, je aplikována maska, která odstraňuje přebytečné informace z pozadí obrazu sítnice, a obraz je oříznut do tvaru čtverce, obsahujícího pouze sítnici bez přebytečného okraje. V procesu předzpracování je obraz nejprve převeden do stupňů šedi a normalizován. Následně je nalezen přibližný tvar masky s využitím prahových hodnot, rozdělujících obraz na tmavé pozadí a světlejší obraz sítnice, dále funkce "floodFill", určující barevné rozdělení vznikající masky na okraj a střed, a nakonec funkcí "erode"a "dilate", využitých k odstranění šumu. Tento proces vede u některých snímků, jejichž část je pro určenou prahovou hodnotu příliš tmavá, k selhání procesu a přeskočení snímku. Takové snímky mohou být většinou zařazeny mezi nekvalitní na základě jasnosti, neboť je pravděpodobné, že pro další zpracování budou buď celé snímky, nebo jejich části, příliš tmavé. Tvar vzniklý popsaným procesem je využit ke zjištění středu a poloměru kružnice, určující hranici obrazu sítnice. Samotná maska, která je následně aplikována, je vytvořena vykreslením kruhu na základě zjištěných vlastností. Střed a poloměr kružnice je taktéž využit k určení hranic obrazu, podle kterých je obraz oříznut na čtvercový tvar. Předzpracování bylo implementováno na základě již existujícího algoritmu [3].

2.2 Algoritmus pro hodnocení ostrosti

Pro výpočet metrik, hodnotících ostrost obrazu, jsou využity vzorce z již existující publikace [2].

$$FM1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} O_{i}$$

$$FM2 = FM1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} L1_{i}$$

$$FM3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} L1_{i} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} L2_{i}$$
(2.1)

Kde O vyjadřuje Sobelův gradient, L1 je gradient obrazu zpracovaného filtrem dolní propust s využitím jádra filtru (matice) o velikosti 3x3 a L2 je získán obdobně, pouze s využitím jádra o velikosti 5x5. Hlavní myšlenkou je porovnání originálního obrazu s obrazem, ze kterého byly odstraněny detaily pomocí filtru dolní propust (metrika FM2), a také porovnání obrazů, které nabývají různé intenzity odstranění detailů na základně velikosti jádra filtru (FM3). Již rozmazané vstupní obrazy nabudou nižších rozdílů, než obrazy, které na vstupu obsahovaly vysoké množství detailů.

2.3 Algoritmus pro hodnocení osvětlení

Pro výpočet metrik, hodnotících osvětlení obrazu, jsou využity vzorce z již existující publikace [2].

$$CM1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} B_i$$

$$CM2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} D_i$$

$$CM3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} O_i$$
(2.2)

Kde B, D a O vyjadřují obrazy vzniklé procesem zpětné projekce s využitím třech různých map barev: světlé, tmavé a normální. Tyto mapy jsou vytvořeny pomocí histogramů na základě několika obrazů s danou vlastností, které jsou průměrovány [4].

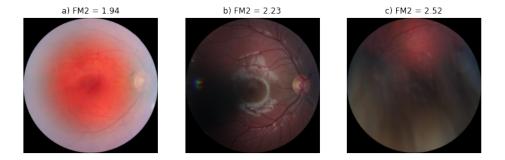
Experimenty a analýza výsledných metrik

3.1 Určení prahových hodnot pro hodnocení ostrosti

Pro určení prahových hodnot byly algoritmy spuštěny na 10 odpovídajících obrazech pro každou třídu (ostré, neostré) a následně porovnány a zhodnoceny. Výsledné hodnoty jsou zobrazeny v tabulce 3.1. Zatímco hodnoty metriky FM3 v případě použité datové sady [4] nebyly příliš odlišné pro dané třídy, metrika FM2 často nabývala rozdílných hodnot. Ukázalo se, že pro ostré obrazy FM2 vždy dosáhla alespoň hodnoty 2, zatímco pro neostré se pohybovala v rozmezí hodnot 0 až 2. U neostrých obrazů, které dosahovaly hodnot vyšších než 2, bylo zjištěno, že neostrá je pouze část obrazu, tedy hodnocení na základě této metriky by bylo přesnější v případě rozdělení obrazu na několik částí. Tato vlastnost je zobrazena na obrázku 3.1, kde snímek a) je obraz neostrý jako celek s hodnotou FM2 nižší než 2, snímek b) je obraz ostrý s hodnotou FM2 vyšší než 2 a snímek c) je snímek neostrý, který obsahuje ostrou část a neostrá část je poměrně strukturovaná, proto je odpovídající hodnota FM2 taktéž vyšší než 2.

Neostré			Ostré		
F 1	F2	F 3	F 1	F2	F3
5.17	1.89	0.97	5.98	2.04	1.30
5.58	2.11	1.15	7.53	2.43	1.43
5.29	1.81	1.02	7.19	2.51	1.45
3.41	0.96	0.46	6.57	2.24	1.38
5.88	2.49	1.40	6.76	2.59	1.46
5.85	2.26	1.46	6.50	2.44	1.45
3.42	0.91	0.46	5.93	2.19	1.38
4.07	1.11	0.52	7.00	2.52	1.41
5.10	1.66	0.92	6.69	2.49	1.47
5.79	2.20	1.31	5.44	2.00	1.31

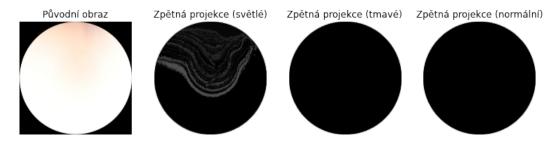
Tabulka 3.1: Hodnoty zjištěné použitím algoritmu pro hodnocení obrazu na základě ostrosti.



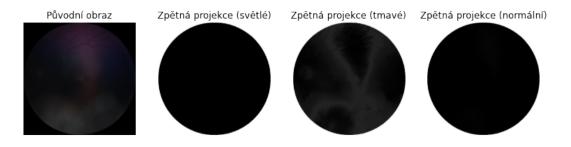
Obrázek 3.1: Porovnání snímků různých tříd ostrosti s příslušnými hodnotami metriky FM2.

3.2 Validace výsledků algoritmu pro hodnocení osvětlení

Po samotné implementaci byl algoritmus aplikován na stejné sady obrazů, které byly využity pro vytvoření map barev, za účelem jeho validace [4]. Všechny z těchto obrazů byly určeny správně, daná metrika byla tedy vždy nejvyšší pro danou vlastnost (světlé, tmavé a normální obrazy). Pro vybrané tři obrazy, tedy jeden pro každou vlastnost, byly zobrazeny výsledky zpětné projekce pro každou z map. Výsledky jsou viditelné na obrázku 3.2, obrázku 3.3 a obrázku 3.4.



Obrázek 3.2: Výsledky zpětné projekce pro světlý obraz.



Obrázek 3.3: Výsledky zpětné projekce pro tmavý obraz.

Jako problematické se na následném provedení analýzy na větší datové sadě ukázalo určování tmavých snímků. První z příčin je předzpracování, které často nedokáže zpracovat příliš tmavé snímky. Tyto snímky mohou být určeny jako příliš tmavé, ovšem bez předzpracování nejsou vhodné pro použití při vytvoření mapy barev. Dalším důvodem je častý částečný výskyt tmavých skvrn a oblastí, kde jsou ostatní oblasti buď vhodné pro zpracování, nebo naopak příliš světlé. Pokud jsou obrazy příliš tmavé jako celek, často



Obrázek 3.4: Výsledky zpětné projekce pro normální obraz.

se na nich vyskytují světlejší skvrny, které dělají snímek nevhodným pro vytvoření mapy barev. Pro tyto obrazy by bylo vhodné rozdělení na několik částí a jejich jednotlivé zhodnocení. Taktéž by k lepším výsledkům pomohlo vytvoření obrazové mapy z většího množství vhodných snímků, neboť v implementovaném algoritmu jsou jako tmavé určeny i snímky normální, které mají tmavší část, nezasahující do klíčových oblastí.

Závěr

Pro hodnocení ostrosti a osvětlení obrazů sítnice byly zvoleny algoritmy z již existující publikace, spočívající ve výpočtu několika metrik, zjišťujících reakce obrazů na různé změny v oblasti daných vlastností. Pro ostrost se jedná o reakci obrazu na filtr dolní propust a pro osvětlení se jedná o proces zpětné projekce s použitím světlých, tmavých a normálních map barev.

Algoritmy byly úspěšně implementovány a při následné validaci a analýze bylo zjištěno, že výsledky výpočtů jsou odpovídající pro jednodušší případy obrazů s danou vlastností, ovšem problematické pro obrazy splňující více vlastností v různých částech obrazu. Řešením by mohlo být rozdělení obrazů na několik částí a jejich jednotlivé ohodnocení.

Pro použití v praxi by byl vhodný další postup ve formě automatické klasifikace obrazů na základě větších datových sad. V tomto projektu byly metriky ohodnoceny na základě několika příkladů z poskytnuté datové sady, ovšem využití např. neuronových sítí by umožnilo hodnocení větších datových dat s různými vlastnostmi.

Literatura

- [1] ABDEL HAMID, L. Retinal image quality assessment using transfer learning: Spatial images vs. wavelet detail subbands. Ain Shams Engineering Journal. 2021, sv. 12, č. 3, s. 2799–2807. DOI: https://doi.org/10.1016/j.asej.2021.02.010. ISSN 2090-4479. Dostupné z: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447921001015.
- [2] DIAS, J. M. P., OLIVEIRA, C. M. a SILVA CRUZ, L. A. da. Evaluation of Retinal Image Gradability by Image Features Classification. *Procedia Technology*. 2012, sv. 5, s. 865-875. DOI: https://doi.org/10.1016/j.protcy.2012.09.096. ISSN 2212-0173. 4th Conference of ENTERprise Information Systems – aligning technology, organizations and people (CENTERIS 2012). Dostupné z: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212017312005270.
- [3] Fu, H., Wang, B., Shen, J., Cui, S., Xu, Y. et al. Evaluation of Retinal Image Quality Assessment Networks in Different Color-spaces. *CoRR*. 2019, abs/1907.05345. Dostupné z: http://arxiv.org/abs/1907.05345.
- [4] STRADE. STRaDe_SetA, STRaDe_SetB.