



ČESKÉ VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V PRAZE

Fakulta elektrotechnická

Katedra radioelektroniky

Metody pro perceptuální analýzu barevných rozdílů v obrazových souborech

Techniques for Perceptual Color Difference Analysis of Image Files

Bakalářská práce

Studijní program: Komunikace, multimédia a elektronika

Studijní obor: Multimediální technika

Vedoucí práce: Ing. Karel Fliegel, Ph.D.

Jana Kolmašová

Praha 2017

I. OSOBNÍ A STUDIJNÍ ÚDAJE

Příjmení: **Kolmašová** Jméno: **Jana** Osobní číslo: **434657**
Fakulta/ústav: **Fakulta elektrotechnická**
Zadávající katedra/ústav: **Katedra radioelektroniky**
Studijní program: **Komunikace, multimédia a elektronika**
Studijní obor: **Multimediální technika**

II. ÚDAJE K BAKALÁŘSKÉ PRÁCI

Název bakalářské práce:

Metody pro perceptuální analýzu barevných rozdílů v obrazových souborech

Název bakalářské práce anglicky:

Techniques for Perceptual Color Difference Analysis of Image Files

Pokyny pro vypracování:

Podejte přehled metrik pro analýzu barevných rozdílů v porovnávaných složitých obrazových vzorech. Zaměřte se zejména na možnosti porovnání barevně upravených obrazových souborů. Vybrané metricky implementujte ve vhodném programovém prostředí a ověřte jejich účinnost na základě dostupných subjektivních experimentálních dat získaných z měření se skupinou pozorovatelů.

Seznam doporučené literatury:

- [1] Bernardo, M. V., Pinheiro, A. M. G., Fiadeiro, P. T., Pereira, M. Image quality under chromatic impairments, ACM Transactions on Applied Perception, 14 (1), 2016.
- [2] Ortiz-Jaramillo, B., Kumcu, A., Philips, W. Evaluating color difference measures in images, 8th International Conference on Quality of Multimedia Experience, QoMEX 2016.
- [3] Sharma, G. Digital color imaging handbook, CRC, 2003.
- [4] Gonzalez, R. C. Digital image processing, Pearson, 2002.

Jméno a pracoviště vedoucí(ho) bakalářské práce:

Ing. Karel Fliegel Ph.D., katedra radioelektroniky FEL

Jméno a pracoviště druhé(ho) vedoucí(ho) nebo konzultanta(ky) bakalářské práce:

Datum zadání bakalářské práce: **07.02.2017** Termín odevzdání bakalářské práce: **26.05.2017**

Platnost zadání bakalářské práce: **30.08.2018**

Podpis vedoucí(ho) práce

Podpis vedoucí(ho) ústavu/katedry

Podpis děkana(ky)

III. PŘEVZETÍ ZADÁNÍ

Studentka bere na vědomí, že je povinna vypracovat bakalářskou práci samostatně, bez cizí pomoci, s výjimkou poskytnutých konzultací. Seznam použité literatury, jiných pramenů a jmen konzultantů je třeba uvést v bakalářské práci.

Datum převzetí zadání

Podpis studentky

Čestné prohlášení

"Prohlašuji, že jsem předloženou práci vypracovala samostatně a že jsem uvedla veškeré použité informační zdroje v souladu s Metodickým pokynem o dodržování etických principů při přípravě vysokoškolských závěrečných prací."

.....

datum

.....

podpis

Poděkování

Ráda bych poděkovala svému vedoucímu Ing. Karlu Flieglovi, Ph.D. za cenné rady při vypracování této práce a za čas, který mi věnoval při konzultacích.

Abstrakt:

Práce se zabývá metrikami pro analýzu barevných rozdílů v obrazových souborech. Podává přehled barevných soustav a prostorů a popisuje principy vybraných metrik. Dále implementuje metriky v programovém prostředí Matlab a srovnává je se subjektivními výsledky z několika databází zkreslených obrazových souborů. Důležitou součástí práce je vyhodnocení korelace mezi subjektivními a objektivními výsledky pomocí korelačních koeficientů a metody založené na ROC analýze.

Abstract:

This thesis deals with techniques for analysis of color differences in pictures. It presents an overview of color systems and spaces and describes the principles of selected techniques. It implements the techniques in the Matlab programming environment and compares them with the subjective results of several databases of distorted images. An important part of this thesis is the evaluation of the correlation between the subjective and objective results using correlation coefficients and ROC based analysis.

Klíčová slova:

barevné zkreslení, zkreslení obrazových souborů, CIEDE2000, korelace, ROC analýza

Key words:

color distortion, distortion of image files, CIEDE2000, correlation, ROC analysis

Seznam použitých zkratek:

ANSI	Americký normalizační úřad, American National Standard Institute
AUC	Plocha pod ROC křivkou, Area Under the ROC Curve
CCID2015	Databáze pro korekci barev obrazu, Color Correction Image Dataset
CIE	Mezinárodní komise pro osvětlování, International Commission on Illumination
CND	Vzdálenost bloků barev, Color Name Distance
CSIQ	Databáze Computational and Subjective Image Quality
CSV	Zkratka metody Color, Structure, Visual system
D	Zkratka metody Adaptivní rozdělení signálu
EMD	Earth Mover's Distance
chroma	Zkratka metody Rozdíl sytosti
JNCD	Právě postřehnutelná barevná odchylka, Just Noticeable Color Difference
KROCC	Kendallův korelační koeficient
LIVE	Databáze Laboratory for Image and Video Engineering
LoG	Laplacian of Gaussian
MOS	Subjektivní hodnocení od skupiny uživatelů, Mean Opinion Score
mROC	Metoda založená na ROC analýze
PLCC	Pearsonův lineární korelační koeficient
Q_{color}	Zkratka metody Barevná věrnost
RGCD	Retinal Ganglion Cell-Based Difference
ROC	Receiver Operating Characteristic
SD	Strukturální rozdíl, Structural Difference
SROCC	Spearmanův korelační koeficient
ΔE_2	Zkratka metody Prostorové rozšíření CIEDE2000
TID2013	Databáze Tampere Image Database
VJNCD	Proměnná právě postřehnutelná barevná odchylka, Variable JNCD
ΔE_2	Zkratka metody CIEDE2000
ΔM	Zkratka metody Barevnost
ΔPE	Zkratka metody P-CIELAB

Obsah

Úvod.....	11
1 Vnímání a popis barev	13
1.1 Základní pojmy	13
1.2 Vnímání barev lidským okem	13
1.3 Teorie vnímání barev	14
1.4 Trichromatické soustavy	16
1.5 Uniformní barevné prostory	17
2 Metody pro měření barevných rozdílů v obrazových souborech	19
2.1 CIEDE2000	19
2.2 Prostorové rozšíření vzorce CIEDE2000	21
2.3 Barevnost	22
2.4 Barevná věrnost.....	23
2.5 Rozdíl sytosti.....	24
2.6 iCAM	25
2.7 P-CIELAB.....	26
2.8 Adaptivní rozdělení signálu	27
2.9 CSV	28
3 Prostředky k porovnání účinnosti metrik	30
3.1 Databáze obrazových souborů	30
3.2 Korelační metody	33
3.2.1 Korelační koeficienty	33
3.2.2 Metoda založená na ROC analýze	35
4 Příprava a testování metrik.....	37
4.1 Výběr vhodné databáze	37
4.2 Porovnání metrik na celých databázích.....	43
4.2.1 Příprava dat	43
4.2.2 Výsledky porovnání	44

4.3	Porovnání metrik podle jednotlivých zkreslení.....	46
Závěr	51
Bibliografie	53
Příloha	56

Úvod

Tématem bakalářské práce je měření barevných rozdílů v obrazových souborech. Barevné vnímání se zkoumalo už od 18. století, kdy hlavním cílem bylo co nejpřesněji popsat barvu a vyjádřit, jak člověk změny v barvě vnímá. Pak od 20. století postupně vznikaly barevné soustavy a prostory, které lidské vnímání barev popisovaly, a celý vývoj dospěl v současnosti asi k nejpokročilejšímu vztahu pro vyjádření barevných rozdílů CIEDE2000. Ale metriky, které dokážou přesně vyhodnocovat barevné rozdíly na velkých barevných plochách, nejsou příliš vhodné pro vyhodnocování barevných rozdílů ve složitých obrazových vzorech.

V dnešní době běžnému uživateli nestačí, že se obrazový soubor nebo video soubor přenesou z jednoho zařízení na druhé, ale dává důraz na jeho kvalitu. Kvůli tomu vzniklo velké množství metrik a databází, které se zabývají měřením kvality obrazu. Jednou ze součástí kvality obrazu je i věrnost barevného podání, proto jsou metriky barevného zkreslení potřebné.

Cílem bakalářské práce je porovnat účinnost vybraných metrik pro kvantifikaci barevných rozdílů v obrazových souborech. Účinnost metrik se hodnotí podle korelace se subjektivními výsledky získanými pomocí experimentu se skupinou pozorovatelů, je proto nutné vybrat vyhovující databázi, na které data testovat. Dílčím cílem práce je kvantifikovat barevné rozdíly na jednotlivých druzích zkraslení a vyhodnotit, na kterém druhu jsou metriky méně účinné.

První kapitola popisuje vnímání barev lidským zrakem. Vysvětluje jednotlivé barevné soustavy a prostory. Druhá kapitola ukazuje princip všech použitých metrik pro kvantifikaci barevných rozdílů v obrazových souborech. Každá z metrik používá některý z popsaných barevných prostorů. Další kapitola informuje o databázích obrazových souborů, pomocí kterých se metriky porovnávají se subjektivními výsledky se skupinou pozorovatelů. Také vysvětluje metody korelace, které závislost objektivních a subjektivních výsledků popisují.

V praktické části jsou ukázané postupy testování metrik na databázích v programovém prostředí Matlab. Dále je v kapitole příprava subjektivních dat a výpočty korelací, pak následuje vyhodnocení výsledků korelačních metod. Poslední část kapitoly porovnává korelaci metod a subjektivních dat na obrazových souborech, které jsou rozdělené podle jednotlivých druhů zkraslení.

1 Vnímání a popis barev

Kapitola se věnuje základním teoretickým principům, které se barev týkají. Nejprve je potřeba vysvětlit základní pojmy, které se dále v práci vyskytují. Následují kapitoly jsou o lidském zraku, vnímání barev a zpracování obrazových vjemů mozkiem. Nakonec se věnují popisu soustav, které lidské vnímání barev modelují a nejčastěji používaným barevným prostorům.

1.1 Základní pojmy

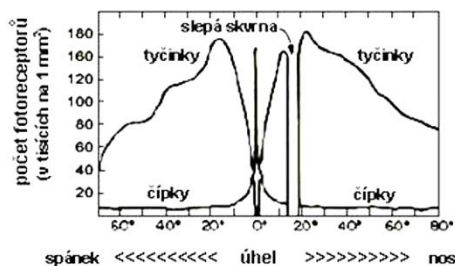
Barvu je obtížné definovat, protože celkový dojem barvy ovlivňuje velké množství parametrů. Proto je potřeba vysvětlit dílčí pojmy, které nám barvu lépe definují [1], [2], [3]:

- Barevný tón (Hue) je převládající barevný odstín, obecně se označuje názvem barvy. Vyjadřuje se ve stupních standardního barevného kola (červená 0°, zelená 120°, modrá 240°).
- Jas (Brightness) je množství světla, které se zdá, že určitá plocha vyzařuje. Označuje tmavost nebo světlost barvy.
- Sytost barvy (Saturation) značí v procentech sílu, čistotu barevného tónu. Velká sytost znamená, že barva neobsahuje příměs jiné barvy a malá sytost znamená příměs bílé, šedé, černé nebo komplementární barvy.
- Barevnost (Colorfulness) je vjem, kdy se barva plochy jeví více či méně barevná, chromatická.

1.2 Vnímání barev lidským okem

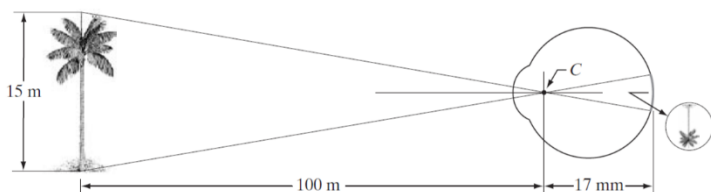
Pro pochopení vnímání barev je potřeba nejprve popsat způsob, kterým oko získává informace o obrazu a barvě a následně vysvětlit, jak se obraz dopraví do mozku a jak ho mozek zpracuje.

Na vnitřní stěně oční koule se nachází sítnice, což je membrána, na kterou se zobrazuje světlo, které je okem zachyceno. Po jejím povrchu jsou rozmístěny dva druhy receptorů: tyčinky a čípky. Tyčinky (rods) umožňují vnímání kontrastů, ale neumožňují barevné vidění. V lidském oku se jich nachází 75-150 milionů. Jsou rozloženy téměř po celé ploše sítnice (viz Obrázek 1) a zajišťují tak celkový obraz zorného pole. Čípky (cones) jsou situované ve středu sítnice a jsou velmi citlivé na barvu. Je jich v lidském oku 6-7 milionů a jsou méně citlivé než tyčinky, zato přenáší více detailů [4]. Existují tři druhy čípků, které se liší absorpčními charakteristikami a spektrální citlivostí. Každý druh je citlivý na jiné vlnové délky [1].



Obrázek 1 Hustota receptorů v levém oku, převzato z [2]

Rohovka a čočka zajišťují zaostření obrazu na sítnici. Rohovka se stará o to, aby se dopadající světlo přeneslo na sítnici a čočka slouží k zaostření na objekty v různé vzdálenosti. Zaostření dosahuje měněním svého tvaru, tento proces se nazývá akomodace čočky [1]. Na rozdíl od principu ve fotoaparátu se tedy vzdálenost čočky a sítnice nemění. Na Obrázku 2 vidíme okem vnímaný obraz, C značí optický střed čočky. Přenos obrazu dále do mozku záleží na excitaci světelných receptorů, které přemění energii na elektrické pulsy. Sítnice kromě přijímání vizuálních podnětů také provádí jejich analýzu, určité stránky zdůrazňuje a jiné potlačuje.



Obrázek 2 Grafická reprezentace vnímání obrazu, převzato z [4]

1.3 Teorie vnímání barev

Viditelné světlo je oblast spektra elektromagnetického záření, které lidské oko vnímá. Jedná se o vlnové délky 380 – 760 nm. Jakým způsobem čípky v sítnici přijímají vlnovou délku světla bylo předmětem řady výzkumů, ale stále ještě nejsou vysvětleny všechny děje, které s vnímáním barev souvisí. Nejlépe popisují barevné vidění Young-Helmholtzova a Heringova teorie.

Trichromatická teorie (Young-Helmholtzova teorie)

První zmínky o trichromatické teorii se objevují v roce 1777, kdy autor George Palmer ve své knize napsal, že je světlo tvořeno třemi barevnými paprsky, a že povrch sítnice obsahuje odpovídající receptory světla. V 19. století Thomas Young teorii rozvedl tím, že jednotlivé receptory reagují na širší pásmo barevného spektra a podle míry jejich aktivace se barvy mísí. Později Helmholtz provedl několik psychofyzických experimentů a usoudil, že všechny receptory reagují na celé spektrum viditelného světla, ale s různou intenzitou [5], [3].

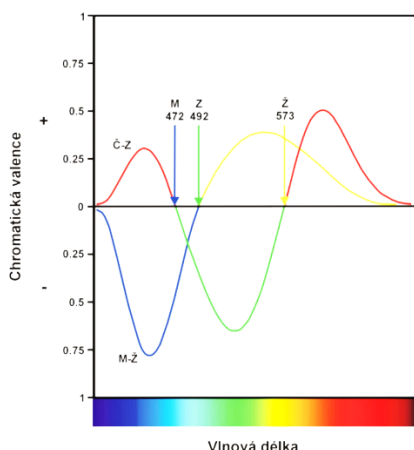
Výzkumy z roku 1964 (Brown, Wald; Marks, Dobbelle, MacNichol) potvrdily existenci tří druhů čípků s různými absorpčními maximy. Tato maxima překvapivě neodpovídají vlnovým délkám

červeného, zeleného a modrého monochromatického světla. Mají hodnoty 420 nm, 534 nm a 564 nm [5]. V receptorech byly zjištěny tři druhy fotoaktivního pigmentu, který je spektrálně selektivní na různé vlnové délky [6].

Teorie oponentního procesu (Heringova teorie)

Na základě výzkumu Ewalda Heringa v sedmdesátých letech 19. století se ukázalo, že lidé při výběru základních barev, které nejdou z jiných složit, uvádí červenou, žlutou, modrou a zelenou barvu. Pomocí těchto čtyř dokážeme popsat jejich kombinace. Existují ale kombinace, které se nikdy nevyskytují, nikdy není v barvě zároveň červená a zelená, stejně jako modrá a žlutá. Hering tvrdí, že ve zrakovém systému jsou mechanismy, které reagují na různé vlnové délky a intenzitu světla oponentně. Aktivace nebo inhibice mechanismu je založena na vzniku a rozpadu chemických látek na sítnici [5], [3].

Pokud se zvýší propustnost buněčné membrány pro draslík, membránové napětí se posune k zápornějším hodnotám. Tento proces se nazývá hyperpolarizace, depolarizace je opačný proces. V celé zrakové dráze je uplatněn oponentní princip kódování, to znamená, že jedna barva způsobí hyperpolarizaci a barva oponentní způsobí depolarizaci potenciálu nervové buňky. Horizontální buňky, které zpracovávají signál z receptorů, jsou ve tmě depolarizovány a při osvětlení hyperpolarizovány. Horizontální buňky jsou buď typu C, které rozlišují barvy, nebo typu L, které reagují hyperpolarizací na všechny barvy spektra rovnoměrně. Existují dva systémy horizontálních buněk typu C: červeno-zelený a žluto-modrý. Systém je depolarizovaný červenou (žlutou) barvou a hyperpolarizovaný zelenou (modrou) barvou. Tato teorie vysvětluje určité druhy barvosleposti a Purkyňovy paobrazy (pokud se určitou dobu díváme na barevnou plochu a poté na neutrální pozadí, objeví se komplementární barva) [6].



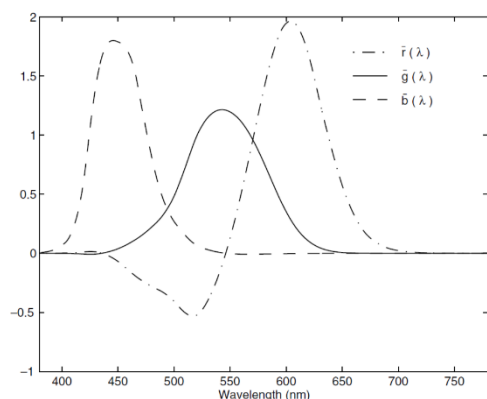
Obrázek 3 Důkaz Heringovy teorie, převzato z [5]

Na Obrázku 3 vidíme výsledek experimentu Hurviche a Jamesonové, kdy autoři zkoumali potřebné množství světla oponentní barvy pro vjem barvy bez příměsi. Světlo osvětlovalo různé

zbarvené objekty a experiment zkoumal, kolik monochromatického světla je potřeba k odstranění dojmu oponentní barvy v barvě objektu.

1.4 Trichromatické soustavy

První trichromatická soustava byla definována v roce 1931 pod názvem CIE RGB (The Commission Internationale de l’Eclairage, International Commission on Illumination). RGB představuje model založený na kombinaci tří monochromatických světél: červené, zelené a modré. Na Obrázku 4 jsou zobrazeny chromatické členitele $\bar{r}, \bar{g}, \bar{b}$, které popisují množství trichromatických složek, potřebných k vytvoření barvy určité vlnové délky [1].

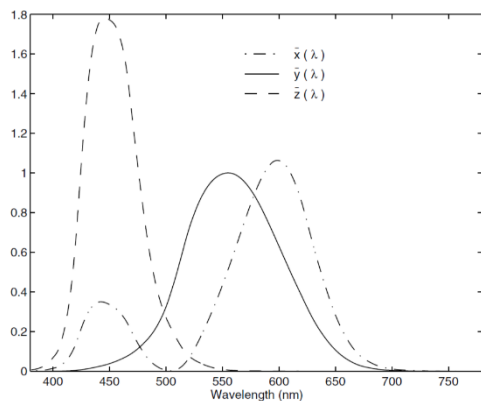


Obrázek 4 Trichromatické členitele $\bar{r}, \bar{g}, \bar{b}$, převzato z [1]

Následující model, který vyřešil záporné hodnoty světla u RGB se jmenuje CIE XYZ. Průběh trichromatických členitelů $\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ je na Obrázku 5. Členitel \bar{y} odpovídá lidskému vnímání jasu. Trichromatické složky, které k dalším metrikám používáme, se vypočítají podle vzorce (1)

$$X = \int_{380}^{780} E(\lambda)\bar{x}(\lambda)d\lambda, Y = \int_{380}^{780} E(\lambda)\bar{y}(\lambda)d\lambda, Z = \int_{380}^{780} E(\lambda)\bar{z}(\lambda)d\lambda, \quad (1)$$

kde $\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ jsou trichromatické členitele a $E(\lambda)$ je poměrná spektrální hodnota zářivého toku.



Obrázek 5 Trichromatické členitele $\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$, převzato z [1]

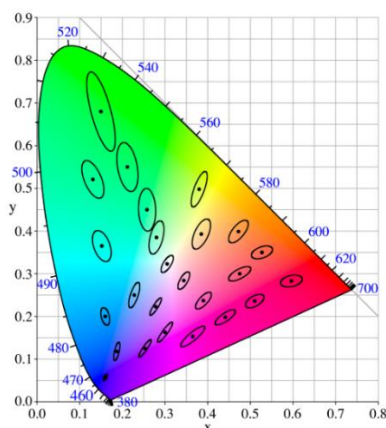
Ze soustavy RGB se odvozuje barevný prostor $YCbCr$, který se používá u digitální fotografie a videa. Y značí jasový kanál, Cb a Cr jsou modrý a červený chrominanční komponent [7]:

$$\begin{aligned} Y &= 0,299R + 0,587G + 0,114B, \\ C_b &= -0,1687R + 0,3313G + 0,5B + 128, \\ C_r &= 0,5B - 0,4187G - 0,0813B + 128. \end{aligned} \quad (2)$$

Tento způsob kódování RGB vznikl proto, aby se mohl jasový signál uchovávat zvlášť s vyšším rozlišením než chromatické signály.

1.5 Uniformní barevné prostory

Obě předchozí soustavy mají velkou nevýhodu v nerovnoměrnosti rozložení barev. Na základě experimentů vznikly v diagramu xy elipsy (Obrázek 6), které udávají stejné vnímané barevné rozdíly v celé jejich ploše. Rozložení jednotlivých elips v diagramu není rovnoměrné, proto vznikly UCS diagramy (Uniform Chromaticity Scale). Jejich cílem bylo, aby stejné vzdálenosti barev v diagramu odpovídaly stejně vnímaným rozdílům v barvě [8].



Obrázek 6 McAdamovy elipsy v diagramu xy , plocha elips je desetinásobná oproti reálné ploše, převzato z Wikimedia Commons¹

CIELAB

V roce 1976 [8] byl představen barevný prostor CIE $L^* a^* b^*$, který byl založen na souřadnicích Lab. Souřadnice je potřeba upravovat v závislosti na $\frac{X}{X_n}$ podle vzorce (3).

$$\begin{aligned} L^* &= 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16, \\ a^* &= 500\left\{f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right\}, \\ b^* &= 200\left\{f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right\}, \end{aligned} \quad (3)$$

¹ Data z Wyszecki, Günter and Stiles, Walter Stanley (2000) Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formula (2nd ed.), Wiley-Interscience, ISBN: 0-471-39918-3.

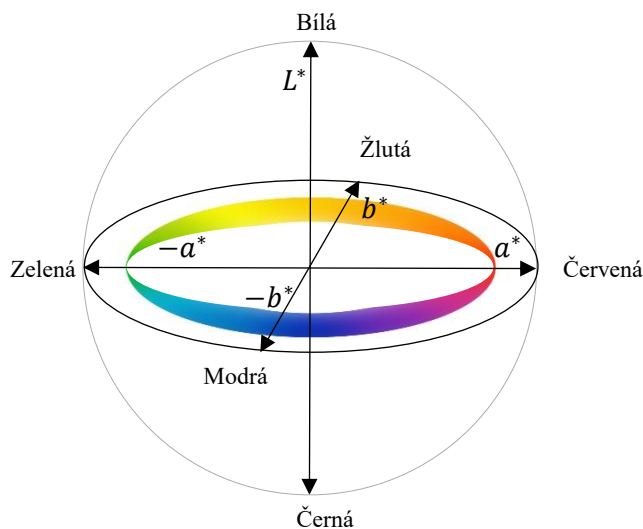
kde $f\left(\frac{X}{X_n}\right) = \left(\frac{X}{X_n}\right)^{\frac{1}{3}}$ pro $\frac{X}{X_n} > \left(\frac{24}{116}\right)^3$

a $f\left(\frac{X}{X_n}\right) = \frac{841}{108}\left(\frac{X}{X_n}\right) + \frac{16}{116}$ pro $\frac{X}{X_n} \leq \left(\frac{24}{116}\right)^3$,

kde X, Y, Z jsou trichromatické složky měřeného objektu a X_n, Y_n, Z_n jsou trichromatické složky referenčního bílého bodu.

Vzdálenost dvou barev spočítáme následujícím způsobem: rozdíl barev (L_1^*, a_1^*, b_1^*) a (L_2^*, a_2^*, b_2^*) je $\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}$.

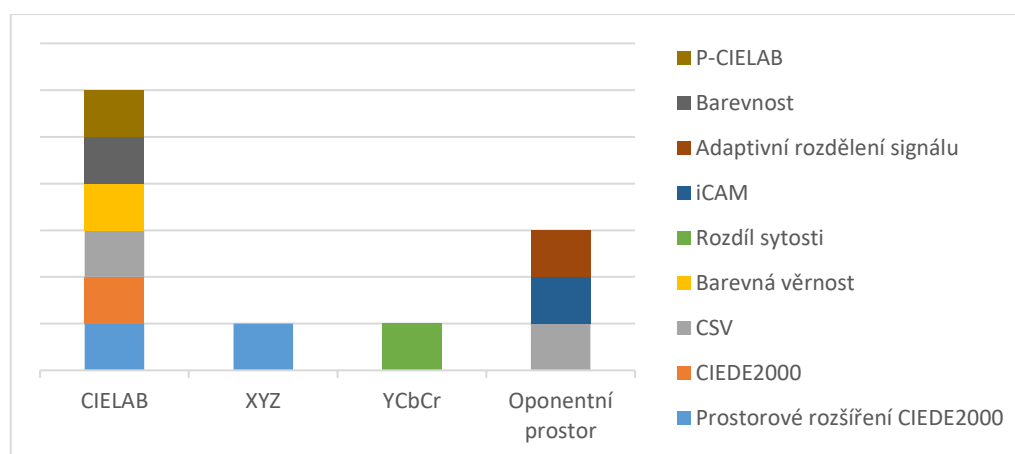
Z modelu CIELAB následně vzniklo mnoho standardů používaných v oděvním průmyslu a také níže popsaná metrika CIEDE2000. Na CIEDE model se také aplikuje oponentní princip kódování, které se v měření barevných rozdílů používá. Osa a^* odpovídá červeno-zelené ose barevného odstínu a osa b^* odpovídá žluto-modré ose barevného odstínu. Oponentní prostor je zobrazen Obrázkem 7.



Obrázek 7 Souřadnicový systém CIELAB a oponentní souřadnicový systém, překresleno z [1]

2 Metody pro měření barevných rozdílů v obrazových souborech

Pro kvantifikaci barevných rozdílů mezi obrazovými soubory používáme metody založené na několika principech. Základní rozdělení popsaných metod podle použitých barevných prostorů je zobrazeno diagramem na Obrázku 8. Více informací o oponentním prostoru a CIELAB je v kapitole 0, prostor XYZ a $YCbCr$ je vysvětlen v kapitole 1.4.



Obrázek 8 Použité barevné prostory jednotlivými metodami

Zmíněným metodám jsou věnovány následující kapitoly, které popisují jejich princip a postup výpočtu barevného rozdílu. Metody jsem zvolila proto, že má každá odlišný přístup a použitý prostor. Při výběru mě inspiroval článek [9], kde testované metody vykazují závislost na subjektivních testech z databáze TID2013². Průměrná hodnota Pearsonova korelačního koeficientu přesahovala u všech metod hranici 0,65. Cílem srovnání metod je porovnání jejich účinnosti kvantifikace vnímaného barevného zkreslení na různých databázích.

2.1 CIEDE2000

V 70. letech 20. století vznikla první větší databáze barevných vzorků, kterou hodnotili profesionální koloristé. Byly to kusy látky, vlny, barvy a druhy inkoustu. Luo a Rigg [10] využili experimentální data pro mapování percepčně stejných elips v diagramu CIE xy. Zjistili, že všechny elipsy mají podobný tvar a orientaci, ale různé velikosti. Když je překreslili do prostoru CIELAB, viděli, ani tento prostor není vjemově uniformní, a že je potřeba ho upravit. Proto vznikl vzorec CIEDE2000. Na modelu CIELAB vznikly vzorce už před rokem 2000, které ale nemají tak dobré výsledky korelace s lidským vnímáním. Jedná se o vzorce CMC (1:c) a CIE94. Na rozdíl od těchto metod má CIEDE2000 lepší výsledky v oblasti modrých barev díky započítání rozdílu

² TID2013 databáze, dostupná na <http://www.ponomarenko.info/tid2013.htm>, 15. 2. 2017

jasu a sytosti barev. Vede si lépe i v oblasti odstínů šedé. Na velké rozdíly barev ($\Delta E_{ab}^* > 5$) CIE stále doporučuje základní vzorec CIELAB, vzorec CIEDE2000 vznikl kvůli počítání malých rozdílů mezi barvami [8]. Výpočet barevného rozdílu ΔE_{00} mezi barvami L_1^*, a_1^*, b_1^* a L_2^*, a_2^*, b_2^* je popsán vzorcem (6). Vzorce jsou převzaty z [10], [11], [12].

Nejdříve spočítáme C_i' a h_i'

$$C_{i,ab}^* = \sqrt{(a_i^*)^2 + (b_i^*)^2} \text{ pro } i = 1, 2,$$

$$a_i' = (1 + G)a_i^* \text{ pro } i = 1, 2,$$

kde $G = 0,5 \left(1 - \sqrt{\frac{\overline{C_{ab}^{*-7}}}{\overline{C_{ab}^{*-7}} + 25^7}} \right)$, $\overline{C_{ab}^*}$ je aritmetický průměr C_{ab}^* .

$$C_i' = \sqrt{(a_i')^2 + (b_i^*)^2} \text{ pro } i = 1, 2, \quad (4)$$

$$h_i' = \tan^{-1}(b_i^*/a_i') \text{ pro } i = 1, 2,$$

kde h_i' je modifikovaný barevný odstín a C_i' je modifikovaná sytost.

Dále spočítáme $\Delta L'$, $\Delta C'$ a $\Delta H'$: $\Delta L'$ je rozdíl jasu, $\Delta C'$ je rozdíl sytosti a $\Delta H'$ je rozdíl odstínu mezi dvěma barvami

$$\Delta L' = L_2' - L_1',$$

$$\Delta C' = C_2' - C_1', \quad (5)$$

$$\Delta H' = 2(C_1' C_2')^{\frac{1}{2}} \sin(\Delta h' / 2),$$

kde $\Delta h' = h_2' - h_1'$.

Nakonec počítáme barevný rozdíl CIEDE2000

$$\Delta E_{00} = \left[\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L} \right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C} \right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_C S_H} \right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C} \right) \left(\frac{\Delta H'}{k_C S_H} \right) \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (6)$$

kde $S_L = 1 + \frac{0,015(\overline{L'} - 50)^2}{\sqrt{20 + (\overline{L'} - 50)^2}}$, $S_C = 1 + 0,045\overline{C'}$ a $S_H = 1 + 0,015\overline{C'}T$ jsou váhovací funkce jasu

(S_L), sytosti (S_C) a odstínu (S_H). Dále

$$T = 1 - 0,17 \cos(\overline{h'} - 30^\circ) + 0,24 \cos(2\overline{h'}) + 0,32 \cos(3\overline{h'} + 6^\circ) + 0,20 \cos(4\overline{h'} - 63^\circ) \text{ a}$$

$R_T = -\sin(2\Delta\theta)R_C$. R_T je interaktivní člen mezi rozdíly sytosti a odstínu, kde

$$\Delta\theta = 30e^{-[(\overline{h'} - 275^\circ)/25]^2} \text{ a } R_C = 2 \sqrt{\frac{\overline{C'}^7}{\overline{C'}^7 + 25^7}}.$$

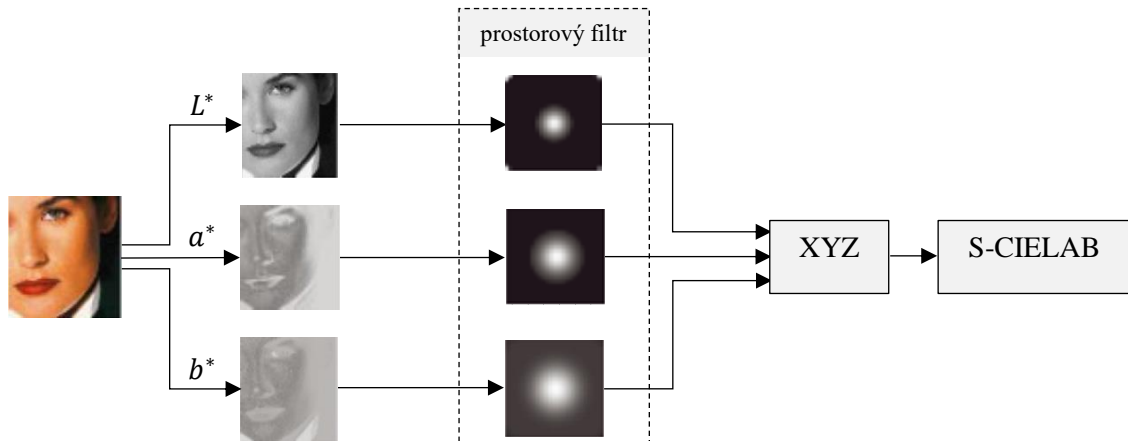
2.2 Prostorové rozšíření vzorce CIEDE2000

Pro měření barevných chyb v digitálních obrázcích je podle [13] vhodné prostorové rozšíření vzorce CIELAB. Před počítáním chyby se obrázek prostorově filtruje metodou, která rozpoznává barevné vzory. Metoda zvaná S-CIELAB má lepší výsledky než samotný vzorec CIELAB a při použití metody na velké barevné plochy si výsledky odpovídají. Metodu lze jednoduše vylepšit použitím již zmíněného vzorce CIEDE2000, který odpovídá lidskému vnímání barevných rozdílů lépe než vzorec CIEDE [9].

Na Obrázku 9 je znázorněn postup při výpočtu S-CIELAB metody. Nejprve je obrázek znázorněn v oponentním prostoru (L^* = jasový signál = O_1 , a^* = R-G = O_2 , b^* = B-Y = O_3)

$$\begin{aligned} O_1 &= 0,279X + 0,72Y - 0,107Z, \\ O_2 &= -0,449X + 0,29Y - 0,077Z, \\ O_3 &= 0,086X - 0,59Y + 0,501Z, \end{aligned} \quad (7)$$

pak na každý kanál aplikujeme prostorovou filtraci podle toho, jak je oko na daný kanál prostorově citlivé. Filtrované obrázky zobrazíme v prostoru XYZ a použijeme vzorec CIEDE2000.



Obrázek 9 Průběh výpočtu S-CIELAB, překresleno z [13]

Filtrace je provedena s využitím konvolučního jádra podle vzorce

$$f = k \sum_i \omega_i k_i e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma_i^2}}, \quad (8)$$

kde k_i je zvoleno tak, že $k_i e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma_i^2}} = 1$ a k je zvoleno tak, že se jádro f pro každý barevný kanál rovná jedné. Hodnoty parametrů ω_i a σ_i pro všechny kanály jsou uvedeny v Tabulce 1.

Tabulka 1 Parametry pro filtrování, data z [13]

Kanál	Váha ω_i	Rozpětí σ_i
Jas	0,921	0,0283
L^*	0,105	0,133
	-0,108	4,336
Červeno-zelený	0,531	0,0392
a^*	0,330	0,494
Modro-žlutý	0,488	0,0536
b^*	0,371	0,386

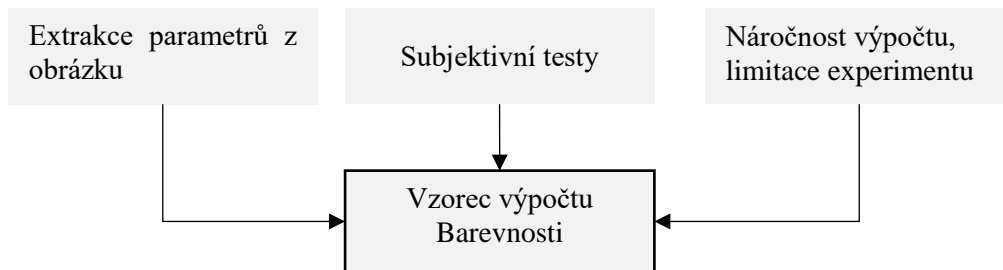
2.3 Barevnost

Metoda hodnocení vnímané kvality obrazu Barevnost (Colorfulness) vznikla pro měření vnímaného dopadu komprese obrazu či chyb v komunikačním kanále. Původně měla být využita pro měření video přenosů v reálném čase [14]. Diagram popisující návrh metody je zřejmý z Obrázku 10 a detailněji popsany dále.

Metoda je vhodná pro výpočet barevných rozdílů u obrázků, které zobrazují reálné scény [9]. Hodnotí kvalitu zkresleného obrázku bez využití referenčního obrázku. Metoda se z části odvíjí od subjektivních testů, které barevnost jednotlivých obrázků zkoumaly. Testované subjekty měly zařadit obrázky do jedné ze sedmi kategorií barevnosti. Poté se škála kategorií musela upravit tak, aby byla vjemově uniformní. Testované obrázky vznikly variací sytosti barvy v prostoru CIELAB [14].

Každý obrázek je zkoumán podle distribuce jednotlivých pixelů v prostoru CIELAB. Získáme několik parametrů barevnosti, např.:

- standardní odchylka podél osy a
- standardní odchylka podél osy b
- vzdálenost standardních odchylek v prostoru ab (σ_{ab})
- vzdálenost těžiště prostoru ab od neutrální osy (μ_{ab})
- standardní odchylka sytosti barvy
- průměrná sytost barvy (μ_C)



Obrázek 10 Vznik metody Barevnost

Barevnost obrázku je pak dána lineární kombinací několika získaných parametrů. Koeficienty lineární kombinace získáme maximalizací korelace mezi metodou a subjektivními testy. Konečná metoda byla zvolena s ohledem na korelaci se subjektivními testy, náročnost výpočtu a omezení experimentu podle zvolených originálních nezkrasovaných obrázků [14]. Rovnice (9) a (10) udávají dva nejvhodnější způsoby výpočtu Barevnosti.

$$\hat{M}^{(1)} = \sigma_{ab} + 0,37\mu_{ab} \quad (9)$$

$$\hat{M}^{(2)} = \sigma_{ab} + 0,94\mu_C \quad (10)$$

Metoda výpočtu byla později vylepšena (rovnice (11)) změnou použitých os z ab na $rgyb$:

$$\begin{aligned} rg &= R - G, \\ yb &= 0,5(R + G) - B, \\ \hat{M}^{(3)} &= \sigma_{rgyb} + 0,3\mu_{rgyb}, \end{aligned} \quad (11)$$

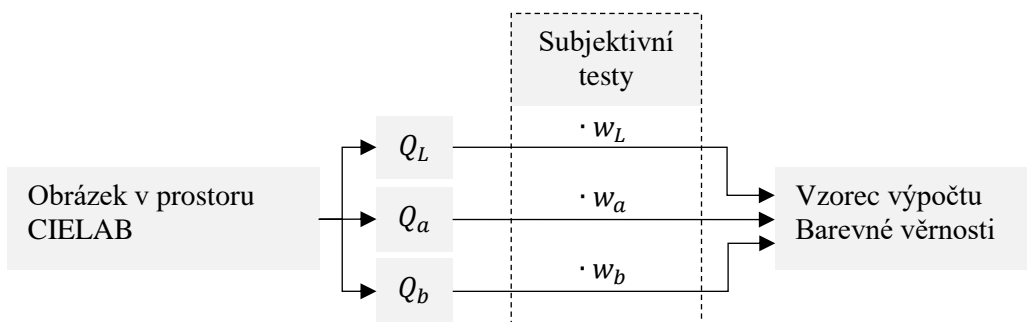
kde $\sigma_{rgyb} = \sqrt{\sigma_{rg}^2 + \sigma_{yb}^2}$ a $\mu_{rgyb} = \sqrt{\mu_{rg}^2 + \mu_{yb}^2}$.

Celkovou hodnotu Barevnosti mezi dvěma obrázky získáme rozdílem vypočtených Barevností jednotlivých obrázků.

$$\Delta M_\varepsilon = \hat{M}_{originál} - \hat{M}_{zkraslený} \quad (12)$$

2.4 Barevná věrnost

V roce 2003 byla představena metoda měření věrnosti barev. Vychází z univerzálního indexu kvality pro černobílé obrázky [15], který je aplikovaný na jednotlivé kanály uniformního



Obrázek 11 Návrh metody Barevná věrnost

barevného prostoru Lab. Lidské zrakové ústrojí zpracovává obrazový vjem ve třech nezávislých kanálech: jeden jasový kanál a dva barevné kanály. Jasové a barevné zkreslení vnímá člověk jako nezávislá zkreslení a měly by se tedy počítat nezávisle a poté zkombinovat. Na základě této informace vznikla metoda Barevná věrnost, která využívá vzorec pro černobílou obrázku a aplikuje ho na Lab kanály u barevných obrázků [16]. Proces výpočtu je znázorněn na Obrázku 11.

Po převedení RGB souřadnic na Lab se vypočítají indexy kvality pro jednotlivé kanály Q_L, Q_a, Q_b podle vzorce (14) (převzato z [15], ověřeno v [16]) a váhovací koeficienty získáme pomocí subjektivních testů. Ty ukážou, jak silně vnímáme zkreslení jednotlivých kanálů.

Rozdíl mezi barvami dvou obrázků spočítáme podle vzorce

$$Q_{color} = \sqrt{w_L(Q_L)^2 + w_a(Q_a)^2 + w_b(Q_b)^2}, \quad (13)$$

kde index jednotlivých kanálů spočítáme podle vzorce

$$Q = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \quad (14)$$

kde \bar{x} je průměrná hodnota a σ_x^2 je rozptyl.

Subjektivní testy byly prováděny na zkreslení jednotlivých kanálů Lab a na kombinaci zkreslení dvou kanálů. Testování proběhlo na dvou obrázcích, ze kterých vzniklo 21 zkreslených obrázků ke každému z nich.

Tabulka 2 ukazuje výsledky trojic váhovacích koeficientů pro dva testovací obrázky. Ve výpočtu Barevné věrnosti se používá průměr koeficientů pro jednotlivé kanály.

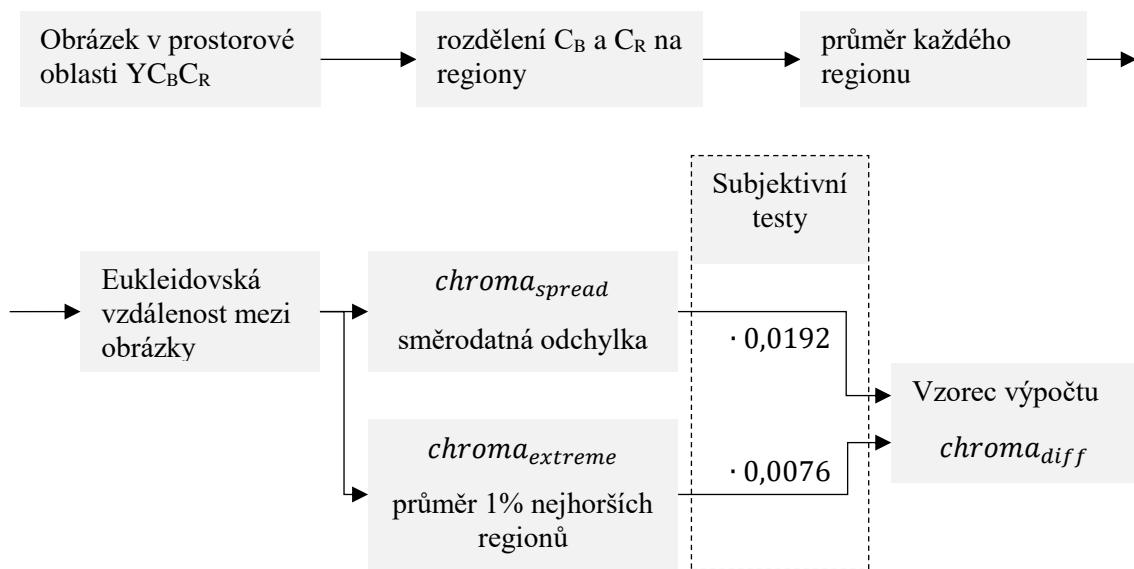
Tabulka 2 Trojice váhovacích koeficientů pro vzorec metody Barevná věrnost, převzato z [16]

w_L	w_a	w_b
3,3	1,3	0,9
2,8	0,9	0,8

2.5 Rozdíl sytosti

Autoři [17] vydali obsáhlou metodu na měření kvality videa. Díky svým výborným výsledkům je od července 2003 standardizovanou metodou ANSI (ANSI T1.801.03-2003). Dohromady sedm parametrů zkoumá různé druhy zkreslení obrazu. Pět parametrů lze získat z kanálu Y (jasový signál), ty se zaměřují na prostorové posuny a zkreslení, dvěma parametry se metoda zaměřuje i na barvu, k výpočtům se používá kanál C_B a C_R (chromatické komponenty). Metodu jsem nazvala Rozdíl sytosti. Z původního vzorce pro Model kvality videa (Video Quality Model) použijeme pouze lineární kombinaci dvou proměnných. V originále se parametry týkající se barvy nazývají chroma spread a chroma extreme, což jsou složky, které k výpočtu metody používáme.

Pro další využití popíšu pouze vybrané parametry, které pro výpočet barevného zkreslení používám. Protože se výpočty odvíjí z modelu $Y_C B_C R_C$, musíme nejprve provést převod z RGB do tohoto modelu. Pro výpočet barevného zkreslení nejprve rozdělíme C_B a C_R kanál obrázku na regiony 8×8 pixelů. Zprůměrujeme hodnoty pixelů z každého regionu a pak spočítáme Eukleidovskou vzdálenost mezi průměry regionů dvou porovnávaných obrázků. Parametr *chroma spread* rozpoznává změny v rozložení barev dvou obrázků. Parametr *chroma extreme* detekuje relativně velké barevné zkreslení u obrázku a 1% nejhorších regionů zprůměruje. Poté se parametry zkombinují vynásobením koeficienty, které vyjadřují subjektivní dopad každého zkreslení na celkové zkreslení [17]. Postup je ilustrovaný Obrázkem 12.

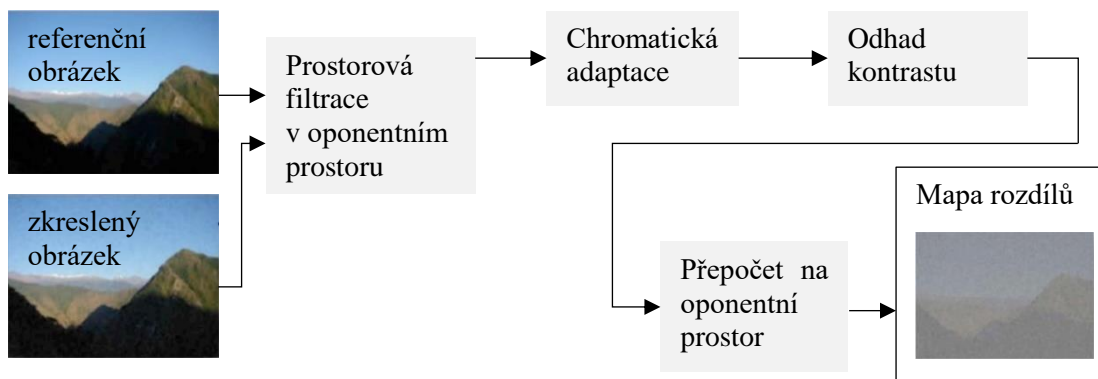


Obrázek 12 Výpočet části metody Model kvality videa zaměřené na barvu

2.6 iCAM

iCAM je metoda, která přidává ke známým parametrům vnímání barev další tři [18]. Jedná se o kontrast, zrnitost a ostrost. Tyto parametry jsou zásadní pro pochopení vnímání obrázků lidským zrakem. Postup metody je naznačen na Obrázku 13.

Dva obrázky (referenční a zkreslený) jsou vstupními daty iCAM modelu, jsou prostorově filtrovány použitím funkce kontrastní citlivosti v oponentním prostoru. Prostorové filtry z obrázku odeberou informace, které jsou pro lidské oko nedůležité a normalizují všechny prostorové frekvence tak, že vnímaný barevný rozdíl je stejný. Tento krok můžeme provést jenom pokud jsou kanály barevného prostoru nezávislé, oponentní prostor je proto ideální. Další část procesu je chromatická adaptace, ke které používáme originální obrázek upravený dolní propustí. Tím jdou lépe předpovídat posuny ve vyvážení barev a místní změny barvy. Stejný upravený obrázek použijeme k místnímu odhadu kontrastu. Nakonec se obrázek přepočítá do uniformního barevného prostoru a spočítá se rozdíl mezi obrázky na každém pixelu.



Obrázek 13 Postup metody iCAM, překresleno z [18]

Výsledná mapa rozdílů mezi zkresleným a originálním obrázkem zobrazuje jak rozdíl v jas, sytosti a odstínu barvy, tak i složitější parametry jako ostrost, kontrast a zrnitost. Navíc díky zobrazení v uniformním barevném prostoru mapa rozdílů odpovídá rozdílům vnímaným lidským zrakem [19].

2.7 P-CIELAB

Metoda využívající vzorec CIEDE, ale s využitím právě postřehnutelné barevné odchylky (JNCD) byla představena v [20]. Díky využití hodnoty JNCD je do celkového zkreslení započítáno pouze postřehnutelné zkreslení. Dvě barvy považujeme za odlišitelné, pokud Euklidovská vzdálenost mezi nimi přesahuje 2,3. Vypočteno následovně $\sqrt{\Delta L^2 + \Delta a^2 + \Delta b^2} \geq JNCD_{Lab} = 2,3$. Tato hodnota byla zjištěna v roce 1994 [21]. Odchylka byla upravena podle svítivosti jednotlivých pixelů. Na svítivosti jsou závislé dva parametry, které budou součástí nového vzorce VJNCD (15). Jedná se o barevnou sytost a maskovací efekt, tyto parametry zásadně ovlivňují hodnotu tolerovatelného zkreslení pixelu [20].

Upravený vzorec pro VJNCD se počítá podle

$$VJNCD = JNCD_{Lab} \cdot \alpha(v_{Lab}) \cdot \beta(E(Y), \Delta Y) \cdot s_C(a, b), \quad (15)$$

kde $v_{Lab} = \frac{\sigma_L^2 + \sigma_a^2 + \sigma_b^2}{3}$, $s_C(a, b) = 1 + 0,045 \cdot \sqrt{a^2 + b^2}$, $\beta(E(Y), \Delta Y) = \rho(E[Y]) \cdot \Delta Y + 1$, kde

$$\rho(E[Y]) = \begin{cases} 0,06 & \text{pro } E[Y] \leq 60 \\ 0,04 & \text{pro } 60 < E[Y] \leq 100 \\ 0,01 & \text{pro } 100 < E[Y] \leq 140 \\ 0,03 & \text{pro } 140 < E[Y] \leq 255 \end{cases}$$

Vážená funkce $s_C(a, b)$ je převzatá ze vzorce pro výpočet barevného rozdílu CIE94 [22]. Upravuje hodnotu barevného rozdílu v závislosti na sytosti barvy. Když je v obrázku na malé ploše velké množství barev, lidské oko není tak citlivé na barevné zkreslení. Funkce, která tuto situaci simuluje, je $\alpha(v_{Lab})$. $\beta(E(Y), \Delta Y)$ je funkce, která zachycuje maskovací efekt textur v závislosti na změnách svítivosti. $E[Y]$ značí svítivost pozadí a ΔY značí gradient svítivosti [20].

ΔPE počítá vnímaný barevný rozdíl mezi dvěma obrázky

$$\Delta PE = \sqrt{E\{\sum_{Z=L,a,b}[d_z(i,j) - VJNCD(i,j)]^2 \cdot \delta_z(i,j)\}}, \quad (16)$$

kde $d_z(i,j) = |x_z(i,j) - \hat{x}_z(i,j)|$,

$$\delta_z(i,j) = \begin{cases} 0 & \text{pro } d_z(i,j) \leq VJNCD(i,j) \\ 1 & \text{pro } d_z(i,j) > VJNCD(i,j) \end{cases}$$

pro $0 \leq i < W$ (šířka obrázku), $0 \leq j < H$ (výška obrázku), $Z = L, a, b$.

2.8 Adaptivní rozdělení signálu

Většina metrik se zaměřuje na jednotlivé barevné kanály a měří účinek zkreslení, ale některá zkreslení ovlivňují více barevných kanálů současně. Příkladem může být úprava sytosti barev, která ovlivňuje všechny kanály, ale každý jiným způsobem [23]. Proto vznikla metrika, která používá adaptivní funkce na oddělení zkreslení jasu, odstínu barvy a sytosti barvy. Tyto funkce vznikly na základě předchozí práce autorů [24], kde oddělují zkreslení, která neovlivňují vnímání struktur v obrázku, od těch, které je ovlivňují. Metrika [23] počítá zkreslení po blocích, v každém vytvoří bázovou matici $L(x)$ a z chybového vektoru pak počítáme místní zkreslení podle [13]. Z mapy zkreslení celého obrázku dostaneme celkové průměrné zkreslení.

Rozdíl mezi referenčním obrázkem x a zkresleným obrázkem y vyjádříme jako chybový vektor $y - x = \Delta x = L(x,y)\Delta c$. Výpočet zkreslení je funkcí koeficientů c : $D(x,y) = \min_{\Delta c} \|W(x,y)\Delta c\|^2$. Kde $\|\cdot\|$ je Euklidovská norma a $W(x,y)$ je diagonální váhovací matice, která definuje tvar oblasti se stejně vnímanou kvalitou. Pro přehlednost budeme značit $D(x,y)$, $L(x,y)$ a $W(x,y)$ jako D , L a W . Matici L rozdělíme na dvě části $L = [A B]$, kde A značí adaptivní bázové vektory, které závisí na x , a B obsahuje fixní ortogonální vektory.

Bylo vytvořeno 6 adaptivních bázových vektorů pro popis parametrů barevného zkreslení. Tyto vektory společně tvoří matici A .

- Pro změnu ve vyvážení bílé a pro změnu spektra osvětlení použijeme vektory $a_1 = [r_1 0 0 r_2 0 0 \dots r_N 0 0]^T$, $a_2 = [0 g_1 0 0 g_2 0 \dots 0 g_N 0]^T$, $a_3 = [0 0 b_1 0 0 b_2 \dots 0 0 b_N]^T$
- Pro definici jasu použijeme vektor $a_4 = [l_1 l_1 l_1 l_2 l_2 l_2 \dots l_N l_N l_N]$, kde jas pixelu k je $l_k = (r_k + g_k + b_k)/3$
- Pro barevnou sytost použijeme vektor $a_5 = x - a_4$
- Pro měření odchylek barevného odstínu použijeme vektor $a_6 = [h_1 h_2 \dots h_N]^T$

Jednotlivé parametry se váží, barevný odstín má pětkrát větší váhu než ostatní parametry, protože je podle [23] vnímán silněji. Zkreslení se počítá po blocích a poté se průměruje z celého obrázku.

Pro zjednodušení výpočtu barevného rozdílu rozdělíme podle [24] stejně jako matici L i matici W a Δc na W_A a W_B a na Δc_A a Δc_B . Tím získáme rovnice $\Delta x = L\Delta c = A\Delta c_A + B\Delta c_B$ a $\|W\Delta c\|^2 = \|W_A\Delta c_A\|^2 + \|W_B\Delta c_B\|^2$. Dosazením jedné rovnice do druhé dostaneme výsledný vztah

$$D = \|W_A\Delta\hat{c}_A\|^2 + \|W_B B^{-1}(\Delta x - A\Delta\hat{c}_A)\|^2, \quad (17)$$

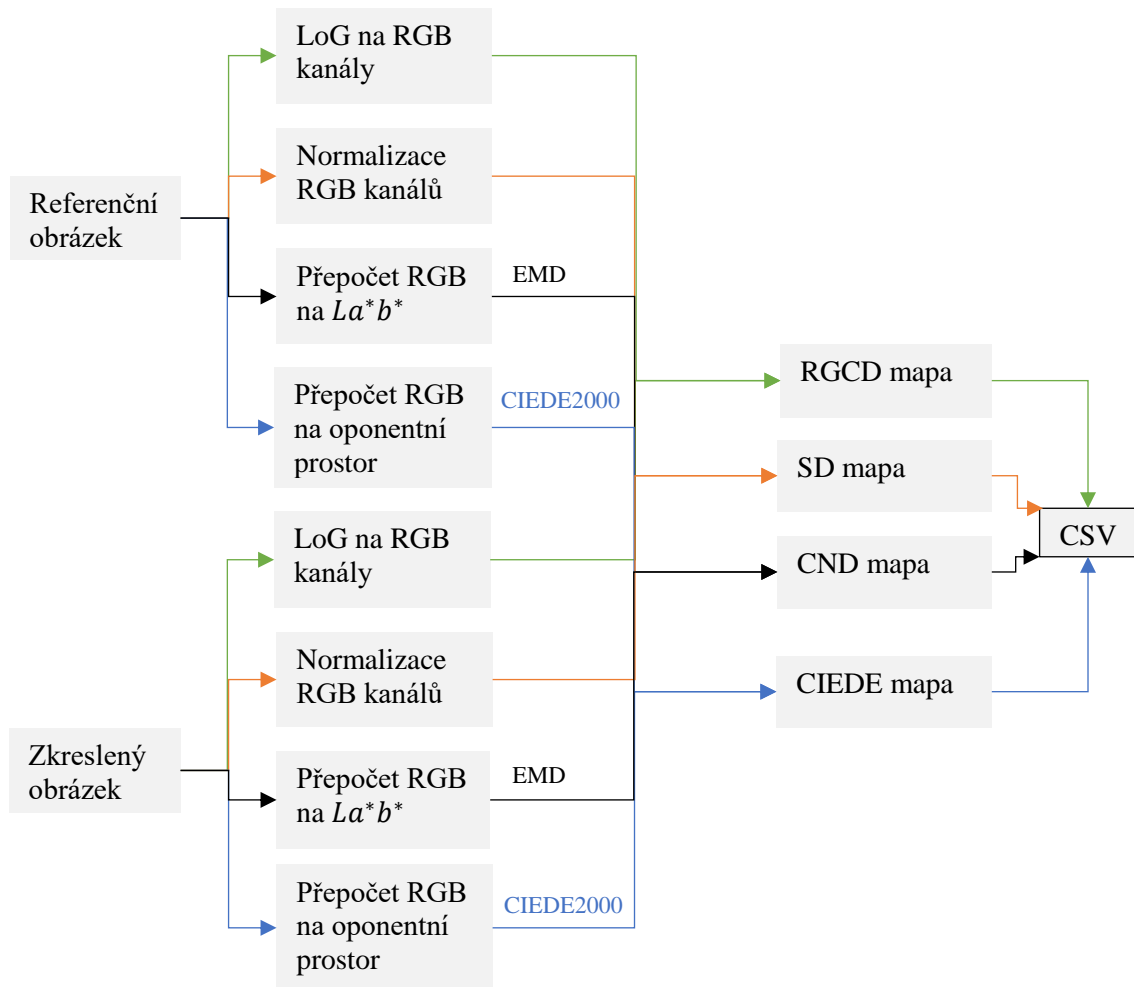
kde $\Delta\hat{c}_A$ je minimum Δc_A , $\Delta\hat{c}_A = (W_A^2 + A^T G A)^{-1} A^T G \Delta x$, kde $G = B^{-T} W_B^2 B^{-1}$. Výhodou zjednodušení je menší počet operací s maticemi oproti výpočtu z [23].

2.9 CSV

Metoda CSV (Color, Structure, Visual system) [25] kvantifikuje celkové zkreslení obrázku, ale barevné zkreslení je její velkou částí. Používá k měření vzorec CIEDE2000 pro malé barevné rozdíly a EMD (Earth Mover's Distance) pro větší barevné rozdíly.

Na Obrázku 14 vidíme průběh výpočtu CSV. Oba obrázky rozdělíme na RGB kanály a aplikujeme LoG operátor (Laplacian of Gaussian). Porovnáním kanálů mezi obrázky vytvoříme RGCD mapy (retinal ganglion cell-based difference) a geometrickým průměrováním vznikne celková RGCD mapa. Na jednotlivé kanály aplikujeme i normalizaci. Porovnáním kanálů vzniknou SD mapy (structural difference) a geometrickým průměrováním obdržíme celkovou SD mapu. Prostorová analýza se provádí na všech kanálech odděleně, aby barevné zkreslení do výsledků nezasahovalo.

Barevné zkreslení identifikujeme na dvou úrovních. Obrázky přetransformujeme do prostoru La^*b^* , získáme pro každý kanál mapu, kterou použijeme pro popis barevných bloků. Barevné bloky, které metoda používá jsou: černá, modrá, hnědá, šedá, zelená, oranžová, růžová, fialová, červená, bílá a žlutá. Pomocí EMD mezi jednotlivými pixely a popisy bloků vznikne mapa CND (color name distance map). Poslední mapa, kterou použijeme je CIEDE mapa. Vznikne po transformaci obrázků do oponentního prostoru. Barvené rozdíly kvantifikujeme dvěma metodami, protože vzorec CIEDE2000 nemá oproti CND pro odlišné barvy percepčně odpovídající výsledky.



Obrázek 14 Postup výpočtu metody CSV, překresleno z [25]

Podrobnější detaily ohledně mapy strukturálních rozdílů a normalizace jsou v [25]. Vzorec, kterým jednotlivé mapy spojíme je

$$CSV = 1 - \sqrt[p]{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [RGDC_i \cdot SD_i \cdot (A \cdot CND_i + (1 - A) \cdot CIEDE_i)]}, \quad (18)$$

kde parametr p je stanoven na hodnotu 4 podle odhadovaného rozložení kvality a parametr A je 0,9 kvůli vážení hodnot barev mezi CIEDE a CND mapami.

3 Prostředky k porovnání účinnosti metrik

Kapitola popisuje prostředky, které ke zhodnocení účinnosti metrik potřebujeme. Jedná se o databázi obrazových souborů, která by měla obsahovat takové druhy zkraslení, aby vyhovovala účelu této práce, a aby obsahovala data, která jsou potřeba pro korelační metody. Korelační metody potřebujeme pro zjištění závislosti barevných rozdílů, vypočítaných metrikami, a subjektivními daty.

3.1 Databáze obrazových souborů

Databáze obrázků slouží k otestování metrik a k získání subjektivních dat. Výsledky barevného zkraslení mezi jednotlivými obrázky později porovnáme se subjektivními daty, tím získám přehled o účinnosti všech metrik. Existuje velké množství databází obrazových souborů, které obsahují originální a zkraslené obrázky. Jen malé množství databází se ale hodí pro měření barevných rozdílů, protože potřebujeme taková zkraslení, která s barvami souvisí. Dále je obtížné nalézt taková subjektivní hodnocení od pozorovatelů, která hodnotí kvalitu barvy či barevnou konzistenci mezi obrázky spíše než celkovou kvalitu obrázku.

Volně dostupné databáze LIVE³ a CSIQ⁴ jsou pro potřeby této bakalářské práce nevyhovující, protože neobsahují barevná zkraslení. Následující tři databáze obsahují barevná zkraslení.

TID2013

Rozsáhlá databáze TID2013⁵ obsahuje celkem 3000 zkraslených obrázků, které vznikly z 25 originálních obrázků. Databáze slouží pro hodnocení kvality obrázků, proto se několik druhů zkraslení netýká barvy, ale prostorového zkraslení. Každé zkraslení bylo aplikováno v 5 stupních intenzity [26].



Obrázek 15 Ukázka referenčního obrázku a zkraslených obrázků v databázi TID2013

³ LIVE databáze, dostupná na <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/subjective.htm>, 15. 2. 2017

⁴ CSIQ databáze dostupná na <http://vision.eng.shizuoka.ac.jp/mod/page/view.php?id=23>, 15. 2. 2017

⁵ TID2013 databáze, dostupná na <http://www.ponomarenko.info/tid2013.htm>, 15. 2. 2017

Experimenty probíhaly na 971 pozorovateli, což není nejvhodnější údaj pro další výpočty, lepší by byl počet subjektivních hodnocení. Pro účely této práce budu předpokládat, že je počet hodnocení s pozorovateli totožný. MOS hodnocení má hodnoty od 0 do 9, čím větší, tím lepší subjektivní kvalita zkresleného obrázku. Tohoto hodnocení nebylo docíleno experimentem, kde pozorovatelé hodnotí kvalitu číselně, jak se to často dělá. Experiment probíhal tak, že pozorovatel viděl referenční obrázek a dva zkreslené obrázky a určoval zkreslený obrázek s lepší kvalitou. Lépe hodnocený obrázek získal bod. Každý zkreslený obrázek se v porovnání vyskytl devětkrát, proto je hodnocení od 0 do 9.

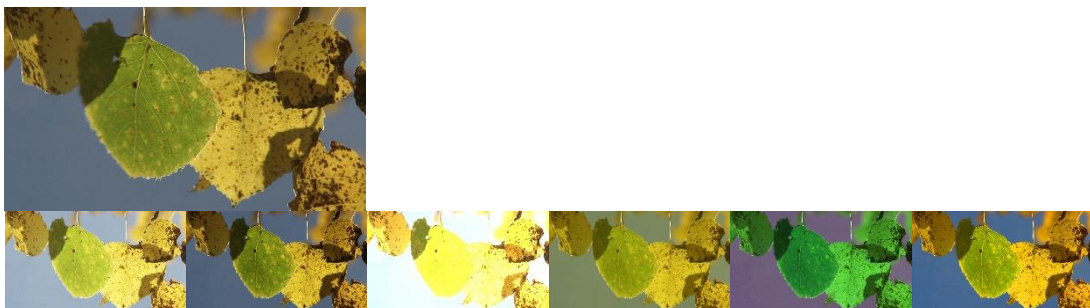
CCID2015

Databáze obsahující 18 originálních obrázků vznikla kvůli otestování barevné korekce, nazývá se CCID2015⁶ (Color Correction Image Dataset). Autoři [27] vytvořili databázi s několika druhy zkreslení a následně testovali 6 metod, jak provést korekci zkreslení, aby vznikl obrázek co nejpodobnější originálnímu. V databázi nalezneme 6 druhů zkreslení ve třech stupních intenzity. Jejich souhrn nalezneme v Tabulce 3. Dohromady bylo tedy 324 zkreslených obrázků.

Tabulka 3 Druhy zkreslených parametrů v databázi CCID2015, data z [27]

Parametr	Hodnoty zkreslení
Jas	+30/+60/+90
Kontrast	+20/+40/+60
Expozice	+1/+2/+3
R a G kanál	+30/+60/+90
Barevný odstín	+20/+40/+60
Sytost	+20/+40/+60

Subjektivní testování proběhlo na 126 dobrovolnících, kteří hodnotili barevnou konzistenci mezi zkresleným obrázkem a originálním obrázkem. Výsledkem je seznam MOS od 1 do 5, čím vyšší číslo, tím lepší konzistence barev.



Obrázek 16 Ukázka referenčního obrázku a zkreslených obrázků v databázi CCID2015

⁶ CCID2015 databáze, dostupná po žádosti na CCID1.0.2015@gmail.com, 15. 2. 2017

ČVUT

Databáze, kterou jsem nazvala ČVUT⁷ databáze, obsahuje 5 originálních obrázků, na které je aplikováno 6 druhů zkreslení v šesti stupních intenzity [28]. Jejich souhrn se nachází v Tabulce 4. Dohromady bylo tedy 180 zkreslených obrázků. Databáze vznikla za účelem promítání obrázků projektorem na plátno a následné hodnocení zkreslení dvěma různými fotoaparáty.

Tabulka 4 Druhy zkreslených parametrů v databázi ČVUT, data z [28]

Parametr	Hodnoty zkreslení
Jas	-50/-30/-10/+10/+30/+50
Kontrast	-50/-30/-10/+10/+30/+50
Sytost	-50/-30/-10/+10/+30/+50
R kanál	-25/-15/-5/+5/+15/+25
G kanál	-25/-15/-5/+5/+15/+25
B kanál	-25/-15/-5/+5/+15/+25

Subjektivní testování proběhlo na 21 dobrovolnících podle doporučení ITU-R BT.500-13 [29]. Výsledkem je seznam MOS a rozptylů. Podle výsledků lze vidět, že byly intenzity jednotlivých zkreslení zvoleny správně, skoro všechny pokryly celý rozsah subjektivního hodnocení 1-5. V Tabulce 5 je popis jednotlivých hodnocení.

Tabulka 5 Význam stupnice MOS hodnocení u ČVUT databáze, přeloženo z [28]

MOS	1	2	3	4	5
Rozdíl:	nepostřehnutelný	téměř nepostřehnutelný	postřehnutelný	značný	významný



Obrázek 17 Ukázka referenčního obrázku a zkreslených obrázků od všech druhů zkreslení v databázi ČVUT

⁷ ČVUT databáze, poskytnutá vedoucím práce, 17.3.2017

3.2 Korelační metody

Pro zjištění závislosti výsledků subjektivních hodnocení a objektivních dat se používají korelační metody. Ty zjišťují závislost mezi dvěma veličinami [30]. Jejich výsledky jsou jednoduše porovnatelné, a tak je jednoznačné, která metrika má oproti ostatním bližší výsledky lidskému vnímání. Některé výsledky korelací mohou být zavádějící, je důležité porovnávat veličiny na správných datech, proto je klíčový výběr vhodné databáze [31]. V praktické části použiju všechny uvedené způsoby, abych dostala komplexní pohled na jednotlivé metody. Korelaci sledujeme mezi subjektivními výsledky MOS a výsledky barevného rozdílu jednotlivých metod, popsanych v kapitole 2.

3.2.1 Korelační koeficienty

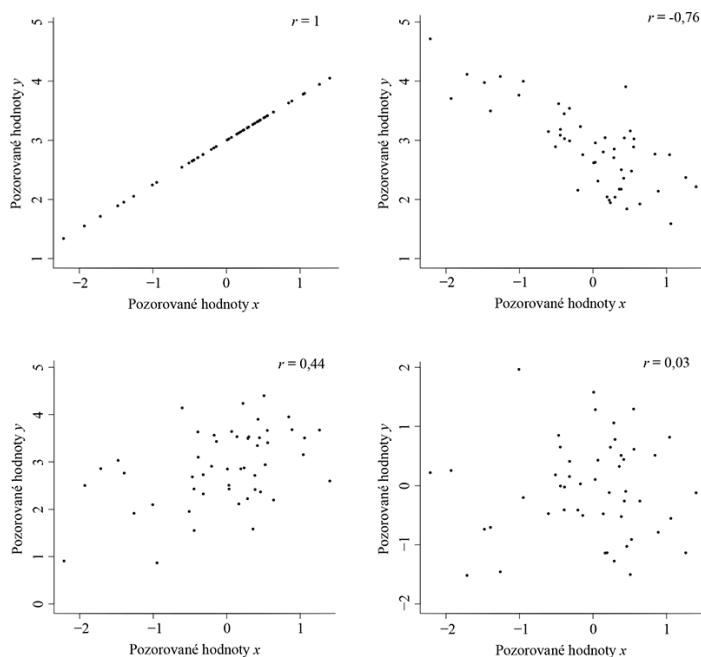
Nejméně náročným způsobem, jak zjistit korelaci mezi subjektivními a objektivními daty, je použít korelační koeficienty. Kapitola popisuje tři nejpoužívanější korelační koeficienty, Pearsonův, Spearmanův a Kendallův korelační koeficient. Pro potřeby této práce ale mají několik nevýhod [31]. Hlavními nevýhodami je, že nepočítají s nepřesností subjektivního MOS hodnocení a nedovolují kombinovat výsledky z více databází.

Pearsonův lineární korelační koeficient

PLCC (Pearsonův lineární korelační koeficient) měří statistickou závislost u lineárních dat. Jeho výhodou je jednoduchost výpočtu a jeho nevýhodou je, že odlehle hodnoty výsledek PLCC velmi ovlivňují. V našem případě je výpočet PLCC mezi subjektivními daty a naměřenými hodnotami r_p , vzorec (19) je převzatý z [32], [31], [12]

$$r_p = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (19)$$

kde x_i je hodnota subjektivního MOS hodnocení, \bar{x} je aritmetický průměr MOS hodnocení, y_i je hodnota objektivního hodnocení z metrik a \bar{y} je aritmetický průměr objektivního hodnocení. n je počet porovnávaných výsledků. $PLCC = \pm 1$ značí absolutní korelaci a $PLCC = 0$ znamená, že výsledky na sobě nejsou vůbec závislé [31]. Příklady výsledků PLCC jsou ilustrované na Obrázku 18, kde sledujeme závislost veličin x a y .



Obrázek 18 Příklady výsledků korelačních koeficientů r_p , převzato z [32]

Spearmanův korelační koeficient

SROCC (Spearmanův korelační koeficient) počítá, jak dobře vztah dvou veličin odpovídá monotónní funkci. Výsledné hodnoty SROCC r_s se nachází mezi $[-1,1]$, krajní hodnoty značí, že jedna z veličin je monotónní funkcí druhé veličiny. Vzorec (20) je převzatý z [32], [31]

$$r_s = \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2-1)}, \quad (20)$$

kde $d_i = x_{r_i} - y_{r_i}$ je diference pořadí pozorovaných hodnot, kde x_{r_i} je pořadí hodnoty x_i v rámci vzestupně uspořádaných hodnot x_1, \dots, x_n . n je počet porovnávaných výsledků. SROCC je oproti PLCC více odolný vůči odlehlým hodnotám.

Kendallův korelační koeficient

KROCC (Kendallův korelační koeficient) porovnává pořadí hodnot, stejně jako SROCC. Pořadí hodnot rozdělíme do párů a ty porovnááme. Konkordance je případ, kdy pro porovnanou dvojici pořadí (x_i, y_i) a (x_j, y_j) platí, že když $x_i < x_j$ ($x_i > x_j$), tak $y_i < y_j$ ($y_i > y_j$). Pokud je případ opačný (když $x_i < x_j$, tak $y_i > y_j$), jedná se o diskordanci [30]. Vzorec (21) je převzatý z [31]

$$r_k = \frac{n_c - n_d}{\frac{1}{2}n(n-1)}, \quad (21)$$

kde n_c značí počet konkordancí a n_d značí počet diskordancí. n je počet porovnávaných výsledků. Hodnota r_k se pohybuje od 0 do 1, kde 0 značí nulovou shodu a 1 značí úplnou shodu.

3.2.2 Metoda založená na ROC analýze

Pokročilejší metoda, kterou jsem použila pro výpočet korelace mezi subjektivními daty a naměřenými hodnotami je podrobně vysvětlená v [33]. Hodnotí, jak dobře si metody vedou ve dvou analýzách, které jsou popsány dále. Výhodou této korelační metody je, že počítá s nepřesnostmi MOS hodnocení a umožňuje jednoduše spočítat výsledky z více databází najednou. Další výhodou je jednoznačnost výsledků, protože vždy rozhoduje jen mezi dvěma možnostmi. Její nevýhodou je velká výpočetní náročnost a jednostrannost využití. Metodu lze použít, jenom pokud máme k dispozici výsledky subjektivních hodnocení s rozptily a počtem hodnotících. Dále se metoda používá jen pro rozhodování mezi dvěma možnostmi (odlišný/podobný, lepší/horší), nelze ji použít při zařazování výsledků do více skupin.

Podle Obrázku 19 popíšu základní kroky výpočtu. Nejprve si připravíme subjektivní data. Pro každý pár hodnot subjektivního hodnocení spočítáme funkci $z(i, j)$

$$z(i, j) = \frac{|MOS(i) - MOS(j)|}{\sqrt{\frac{var(i) + var(j)}{N(i) + N(j)}}}, \quad (22)$$

kde MOS jsou hodnoty subjektivního hodnocení, var je rozptyl hodnocení a N je počet pozorovatelů. Pravděpodobnost, že jsou hodnocení odlišná, se počítají podle rovnice

$$cdf(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz, \quad (23)$$

kde cdf značí kumulativní distribuční funkci normálního rozložení. Pokud je hodnota pravděpodobnosti větší než 0,95, je pár hodnot považovaný za odlišný. Dále se data dělí na kladné a záporné hodnoty rozdílu, tím zjistíme, který z obrázků páru má lepší výsledek hodnocení.

Dále připravíme vypočtená data z jednotlivých metrik. Vytvoříme stejné páry hodnot jako v předchozím případě a vypočítáme jejich rozdíl

$$\Delta_{model}(i, j) = score_{model}(i) - score_{model}(j). \quad (24)$$

Tím získáme hodnoty odlišnosti jednotlivých párů od sebe podle všech metrik, které budeme porovnávat s výpočtem odlišnosti subjektivních dat.

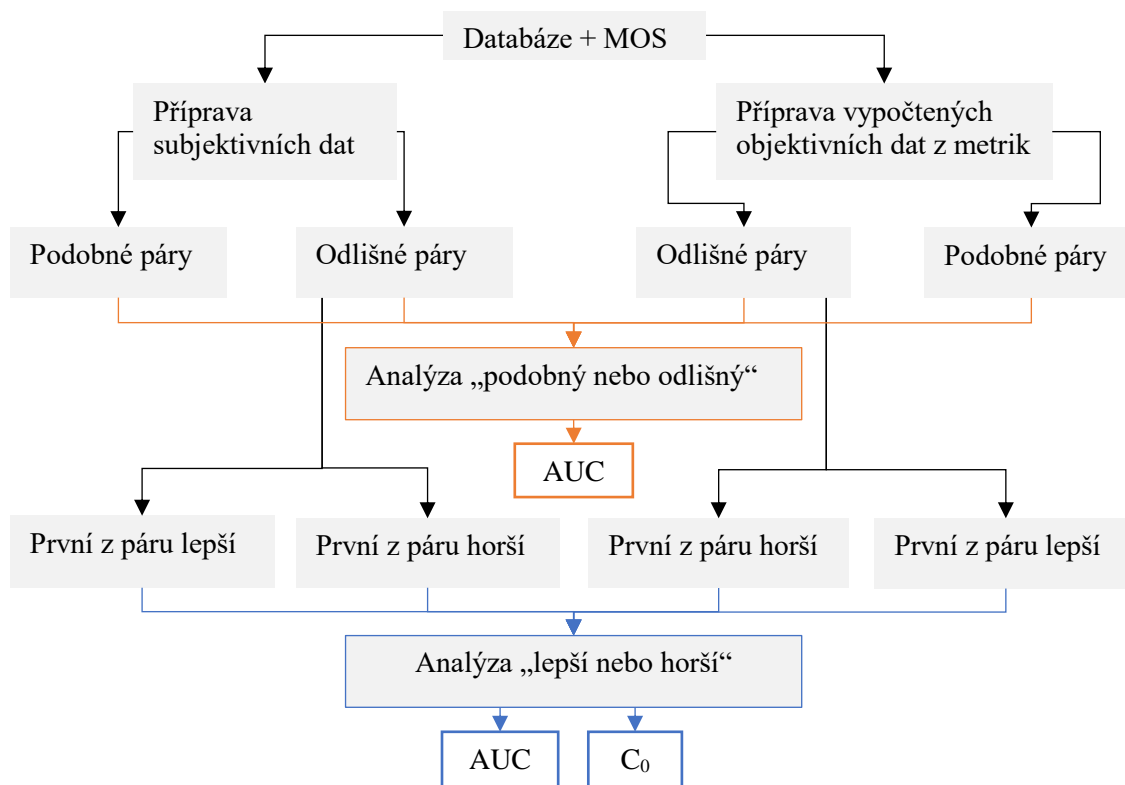
Odlišný nebo podobný

Výsledkem této analýzy je zhodnocení, jestli dokáže metoda určit velmi odlišné páry obrázků od těch podobných. ROC analýza (Receiver Operating Characteristic) je vhodná pro měření schopnosti metod rozlišit mezi dvěma možnostmi. Plocha pod ROC křivkou (AUC, Area Under the ROC Curve) kvantifikuje tuto schopnost metod [31].

Lepší nebo horší

Výsledkem této analýzy je zhodnocení, jestli dokáže metoda správně určit, který z obrázků je lepší nebo horší co se zkusení týče. Analýza se aplikuje pouze na páry obrázků, které předchozí analýza vyhodnotila jako odlišné. Páry jsou nejprve rozdělené na lepší a horší podle toho, jestli je vyhodnocen jako lepší první nebo druhý z obrázků. To zjistíme podle rozdílu MOS hodnot, který vyjde kladný nebo záporný.

Podrobnější popis výpočtů nalezneme v [33].



Obrázek 19 Proces výpočtu metody založené na ROC analýze, inspirováno z [33]

4 Příprava a testování metrik

Kapitola se věnuje praktickému hodnocení účinnosti metrik pro kvantifikaci barevných rozdílů v obrazových souborech. Porovnání jednotlivých metod z kapitoly 2 jsem provedla v prostředí Matlab. Získala jsem tak výsledky objektivních testů devíti metod na třech databázích z kapitoly 3.1.

První, co jsem ověřovala, byla vhodnost databází pro měření barevných rozdílů. Ta se odvíjí od použitých druhů zkreslení a způsobu vyhodnocení subjektivních testů. Vypočítala jsem tři korelační koeficienty (3.2.1) mezi subjektivními testy databází a objektivními výsledky metrik a ty následně porovnávala.

Jednou z možností by mohlo být vytvoření vlastní databáze, která bude určena přímo na měření barevných zkreslení. Takovou databázi nebylo potřeba tvořit, protože ČVUT databáze je svým zkreslením a subjektivními testy ideální. Také použitá část databáze TID2013 je pro hodnocení barevných rozdílů velmi vhodná, vybraná zkreslení se týkají hlavně barvy.

Následující část kapitoly využívá databáze TID2013 a ČVUT pro pokročilý výpočet korelace pomocí metody založené na ROC analýze. Kapitola popisuje přípravu dat a následné vyhodnocení výsledků. Korelační metoda umožňuje zhodnotit korelaci na obou databázích dohromady, proto byla k tomuto účelu použita.

V poslední části se věnuji rozdělení databází podle jednotlivých druhů zkreslení a zkoumání korelace mezi subjektivními výsledky a objektivními daty. Databáze TID2013 a ČVUT mají některá zkreslení stejného druhu, proto znovu měřím korelaci na obou databázích dohromady bez úpravy MOS hodnocení.

4.1 Výběr vhodné databáze

Abych rozhodla, která databáze je na měření barevných rozdílů v obrázcích vhodná, testovala jsem všech 9 metod na třech dostupných databázích, TID2013, CCID2015 a ČVUT viz kapitola 3.1.

Databázi TID2013⁸ [26] jsem nevyužila celou, většina zkreslení, co obsahuje, se netýká zkreslení barvy. Proto jsem vybrala následující 4 zkreslení z celkových 24: kvantizační šum, změna intenzity, změna kontrastu a změna sytosti, viz Obrázek 15. Celkový počet zkreslených obrázků, který je pro výpočty použit je 500. Subjektivní hodnocení obsahuje hodnoty od 0 do 9, vyšší číslo značí vyšší subjektivně vnímanou kvalitu obrázku. Aby měly všechny subjektivní testy srovnatelné výsledky, použila jsem MOS hodnocení s otočenou stupnicí od 9 do 0. Stejně jako u

⁸ TID2013 databáze, dostupná na <http://www.ponomarenko.info/tid2013.htm>, 15. 2. 2017

ČVUT databáze⁹ [28] vyšší hodnota odpovídá většímu zkreslení. Díky tomu mají vypočítané korelační koeficienty stejná znaménka a srovnání je přehlednější.

Protože jsem od autorů databázi CCID2015¹⁰ [27] i s výsledky subjektivních testů získala, mohla jsem ji pro účely práce využít. Použila jsem referenční obrázky a zkreslené obrázky. Databáze dále obsahuje obrazové soubory vzniklé barevnou korekcí, výsledky barevné korekce jsem nepoužila. Subjektivní testy obsahovaly hodnoty všech obrázků, proto jsem z nich vybrala pouze ty zkreslené bez korekce. Hodnoty subjektivního hodnocení mají opačnou stupnici než ČVUT databáze, značí konzistenci barev body od 1 do 5. U této databáze jsem také použila otočenou stupnici, aby vyšší číslo odpovídalo většímu rozdílu barev. Stupnice tak odpovídala stupnici u ČVUT databáze, od 5 do 1.

Jako nevýhodu databáze CCID2015 hodnotím způsob zkreslení obrázků. Obrazové soubory jsou zkreslené pouze jednostranně, zvyšováním hodnot jasu, kontrastu, odstínu atd., viz Obrázek 16, a vůbec nevyužívají zmenšení hodnoty těchto parametrů.

Pro rozhodování jsem testovala všech 9 metod, které jsou i s číslováním popsány v Tabulce 6.

Tabulka 6 Číslování implementovaných metod

Číslování	Název metody	Zkratka metody	Kapitola
1	CIEDE2000 [11]	ΔE_2	2.1
2	prostorové rozšíření CIEDE2000 [13]	S ΔE_2	2.2
3	Barevnost [14]	ΔM	2.3
4	Barevná věrnost [16]	Q_{color}	2.4
5	Rozdíl sytosti [17]	chroma	0
6	iCAM [18]	iCAM	2.6
7	P-CIELAB [20]	ΔPE	2.7
8	Adaptivní rozdělení signálu [23]	D	2.8
9	CSV [25]	CSV	2.9

Implementace metod 1-8 jsem získala od autorů [9], autoři konkrétních kódů jsou uvedeni přímo v poznámkách skriptů. V [9] nalezneme srovnání metod na databázi TID2013. K vyhodnocení ale použili pouze korelační koeficienty, moje práce zpracování výsledků rozšiřuje. Dále jsem se jejich článkem inspirovala při výběru zkreslení z databáze TID2013. Skript na vzorec CIEDE2000 jsem zkontrolovala podle [34], skript metody colorfulness odpovídá vzorcům (4) a (5) ze zdroje [14]. Koeficienty ve skriptu pro Barevnou věrnost jsem získala podle [9]

⁹ ČVUT databáze, poskytnutá vedoucím práce, 17.3.2017

¹⁰ CCID2015 databáze, dostupná po žádosti na CCID1.0.2015@gmail.com, 15. 2. 2017

zprůměrováním výsledků ze dvou testů [16], viz Tabulka 2. Proto $w_L = 3,05$; $w_a = 1,1$; $w_b = 0,85$, bližší význam koeficientů je v kapitole 2.4. Implementaci 9. metody, CSV, jsem získala od autorů [25], kteří mi následně ochotně pomáhali s problémy, které se v kódu vyskytly.

Nejprve jsem vypočítala barevné rozdíly mezi referenčními a zkreslenými obrázky, které databáze obsahují. Závislost subjektivních a objektivních výsledků proložených logistickou křivkou je vidět na Obrázku 20, 21 a 22. Funkce, kterou jsem logistickou křivku aproximovala, je z [35]

$$MOS = \frac{b_1}{1 + \exp(-b_2 \cdot (Q - b_3))}, \quad (25)$$

kde Q je objektivní výsledek z metriky a b_1 , b_2 a b_3 jsou odhadované koeficienty. Osy grafů jsou normalizované od 0 do 1 kvůli jednoduššímu odhadu koeficientů funkce. U databáze TID2013 a ČVUT je korelace jednoznačná, metriky 4 a 9 mají korelaci zápornou, ostatní metriky mají korelaci kladnou.

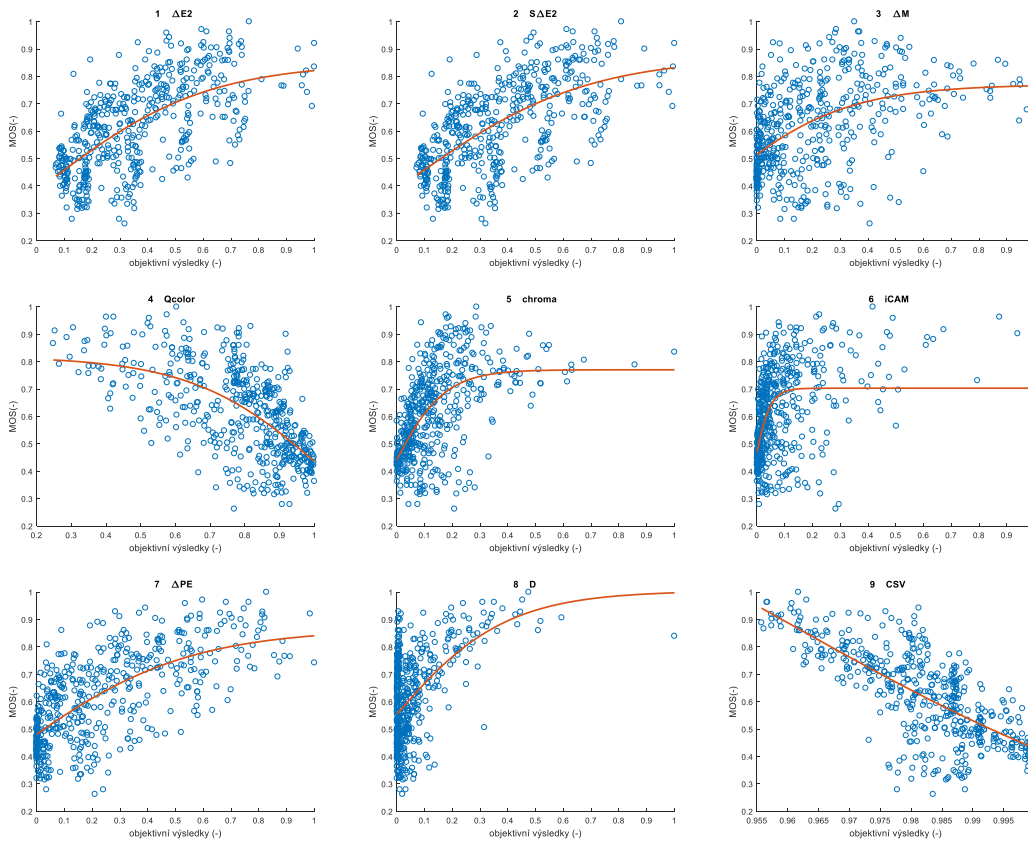
Následně jsem vypočítala tři různé korelační koeficienty, abych zjistila, jak se výsledky metod liší od subjektivních testů. Ke všem korelačním koeficientům jsem vypočítala i 95% intervaly spolehlivosti.

Pearsonův lineární korelační koeficient (PLCC) vychází podle Tabulky 7 nejvyšší pro ČVUT databázi pro 6 z 9 metod a pro databázi TID2013 pro 3 z 9 metod. Záporný výsledek korelace znamená, že pokud jedna veličina stoupá, druhá klesá. Konkrétně metoda Q_{color} a CSV mají výsledky takové, že při větším barevném rozdílu obrázků dají menší hodnotu než při velkém barevném rozdílu. Při posuzování korelace tedy bereme absolutní hodnotu koeficientů.

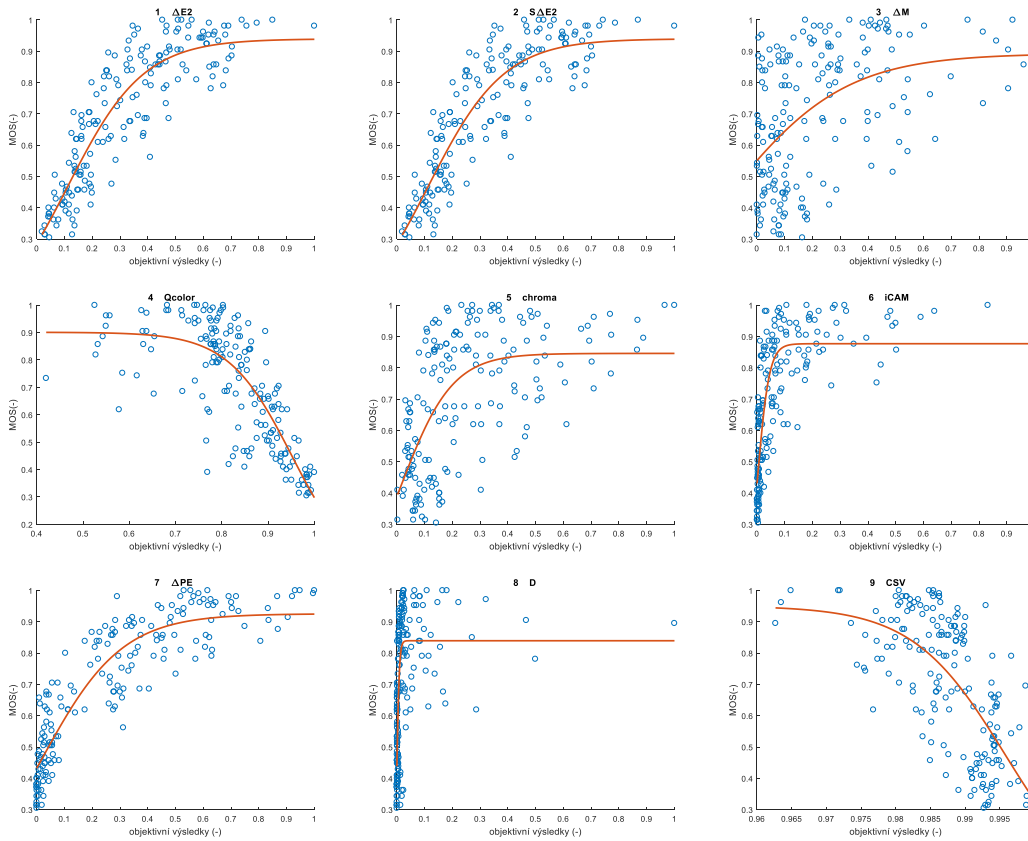
Podle Obrázku 23 je jasně vidět, že databáze CCID2015 za ostatními zaostává. PLCC pod hodnotou 0,5 není hodnocen jako korelace, vyhodnocené metody nemají se subjektivními daty skoro žádnou souvislost. I při pohledu na 95% intervaly spolehlivosti vidíme u databáze CCID2015 větší rozptyl hodnot než u ostatních databází.

Dalším korelačním koeficientem, který jsem počítala, je Spearmanův korelační koeficient (SROCC). Při porovnání databází vychází nejlépe ČVUT databáze, u které má 6 z 9 metrik největší korelaci, ale nejedná se o úplně stejné metody jako u výpočtu PLCC. TID2013 má nejlepší výsledek u 3 z 9 metod a CCID2015 databáze opět žádný. Graficky jsou výsledky zobrazeny sloupcovým grafem na Obrázku 24.

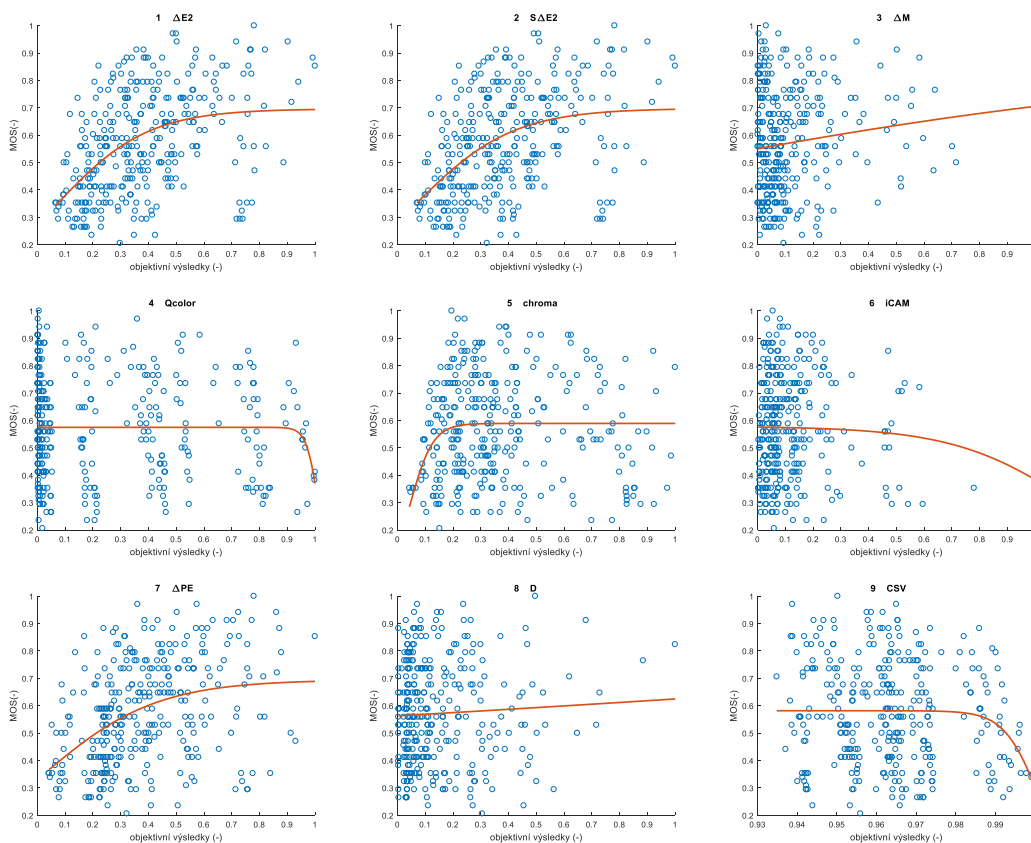
Poslední korelační koeficient, který jsem počítala je Kendallův korelační koeficient. Výsledek jeho nejlepších hodnot je stejný jako u koeficientu SROCC. 6 z 9 metod mají nejlepší korelaci se ČVUT databází a zbylé 3 databáze vychází nejlépe s TID2013 databází. Výsledky jsou i v grafu na Obrázku 25.



Obrázek 20 Srovnání závislosti subjektivních a objektivních testů v TID2013, metriky 1-9 z levého horního rohu



Obrázek 21 Srovnání závislosti subjektivních a objektivních testů v ČVUT databázi, metriky 1-9 z levého horního rohu



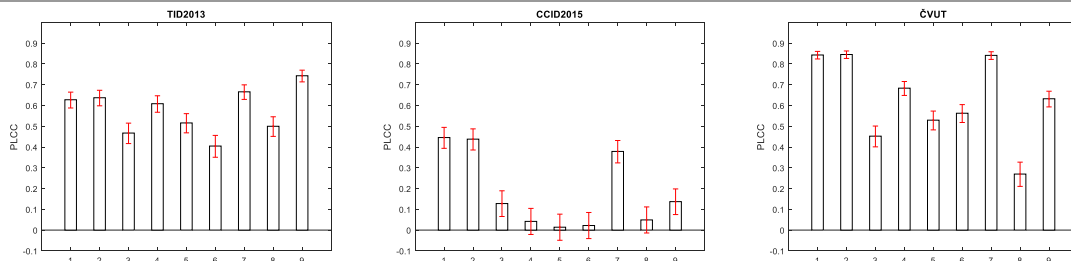
Obrázek 22 Srovnání závislostí subjektivních a objektivních testů v CCID2015, metriky 1-9 z levého horního rohu

Na základě této analýzy vychází nejhůře databáze CCID2015. Obsahuje podobné druhy zkreslení jako ČVUT databáze, ale ve větších krocích a pouze v jednom směru (hodnoty parametrů zvyšuje). Výsledky korelace ukazují velmi slabou nebo žádnou korelaci, hodnoty všech korelačních koeficientů jsou menší než 0,48. Chyba nemusela být pouze ve způsobu zkreslení obrazových souborů, ale mohly být špatně zadané nebo vyhodnocené subjektivní testy. Oproti tomu databáze TID2013 a ČVUT prokazují statisticky lepší korelaci. U všech koeficientů má nejvyšší hodnoty databáze ČVUT, proto ji budu dále využívat při detailnějším porovnání metrik. I databáze TID2013 má dobré výsledky korelačních koeficientů, proto ji v podrobnějším zkoumání korelace použiju.

Dalším parametrem pro detailnější porovnání je dostupnost rozptylů subjektivních hodnocení a počet účastníků hodnocení. Tyto parametry k využití korelační metody založené na ROC analýze (kapitola 3.2.2) potřebuji. Detailní výsledky subjektivních testů jsou dostupné pro databázi ČVUT i TID2013. Pro další zkoumání korelace a porovnání metrik jsem tedy využila obě databáze.

Tabulka 7 Srovnání metod na dostupných databázích, Pearsonův koeficient

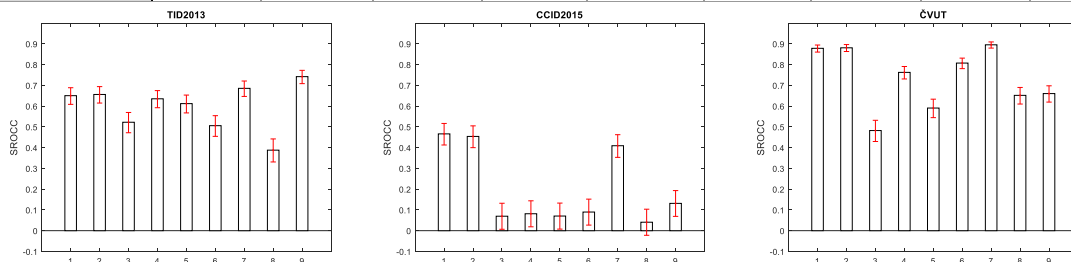
	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
číslování	1	2	3	4	5	6	7	8	9
TID2013	0,63	0,64	0,47	-0,61	0,52	0,40	0,67	0,50	-0,74
CCID2015	0,45	0,44	0,13	-0,04	0,01	-0,02	0,38	0,05	-0,14
ČVUT	0,84	0,85	0,45	-0,68	0,53	0,56	0,84	0,27	-0,63



Obrázek 23 Srovnání metod na dostupných databázích pomocí PLCC, zleva databáze TID2013, CCID2015 a ČVUT

Tabulka 8 Srovnání metod na dostupných databázích, Spearmanův koeficient

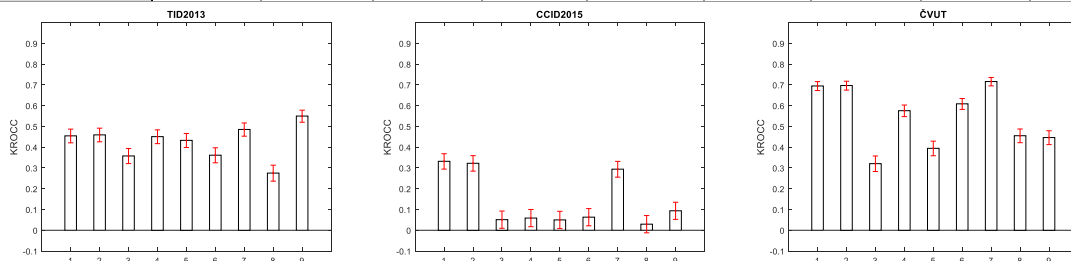
	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
číslování	1	2	3	4	5	6	7	8	9
TID2013	0,65	0,66	0,52	-0,64	0,61	0,51	0,69	0,39	-0,74
CCID2015	0,47	0,45	0,07	-0,08	0,07	0,09	0,41	0,04	-0,13
ČVUT	0,88	0,88	0,48	-0,76	0,59	0,81	0,90	0,65	-0,66



Obrázek 24 Srovnání metod na dostupných databázích pomocí SROCC, zleva databáze TID2013, CCID2015 a ČVUT

Tabulka 9 Srovnání metod na dostupných databázích, Kendallův koeficient

	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
číslování	1	2	3	4	5	6	7	8	9
TID2013	0,45	0,46	0,36	-0,45	0,43	0,36	0,49	0,28	-0,55
CCID2015	0,33	0,32	0,05	-0,06	0,05	0,06	0,29	0,03	-0,09
ČVUT	0,69	0,70	0,32	-0,58	0,39	0,61	0,72	0,46	-0,45



Obrázek 25 Srovnání metod na dostupných databázích pomocí KROCC, zleva databáze TID2013, CCID2015 a ČVUT

4.2 Porovnání metrik na celých databázích

Pro důkladnější porovnání metrik jsem použila přístup navržený na ČVUT [33], nazývám ho metoda založená na ROC analýze (zkráceně mROC). Postup výpočtu korelace jsem již popsala v kapitole 3.2.2, zde doplním způsob vyhodnocení a interpretaci výsledků. Podle výsledků vhodnosti databází z kapitoly 4.1 jsem se rozhodla aplikovat metodu na databáze ČVUT a TID2013.

ROC křivka (Receiver Operating Characteristics) je zobrazení dvou distribučních funkcí [36]. Používá se pro zhodnocení, jak dobře metoda rozhoduje mezi dvěma možnostmi. Plocha pod ROC křivkou, AUC (Area Under the ROC Curve), slouží jako kritérium pro vyhodnocení ROC křivky. AUC vyjadřuje pravděpodobnost, že náhodně vybraný pár odlišných obrázků (vyhodnocený subjektivně jako odlišný) je metrikou vyhodnocen jako více odlišný než podobný pár (subjektivně vyhodnocený jako podobný). V Tabulce 10 vidíme reprezentaci výsledků AUC z [37], kterou použiju k celkovému porovnání metod.

Tabulka 10 Ohodnocení přesnosti testu pomocí AUC, převzato z [37]

velikost AUC	hodnocení
0,9 – 1,0	výborně
0,8 – 0,9	velmi dobře
0,7 – 0,8	dobře
0,6 – 0,7	dostatečně
0,5 – 0,6	nedostatečně

4.2.1 Příprava dat

Všechny metody jsem implementovala v programovém prostředí Matlab. Abych mohla použít skript mROC, musela jsem si data nejprve připravit. Do skriptu vstupují pouze 2 proměnné, jedna je výsledkem předzpracování dat ze subjektivního hodnocení a druhá je výsledkem předzpracování objektivních dat z metrik. Obě proměnné obsahují hodnoty [-1, 0, 1], které značí:

- 0 = pár obrázků je podobný
- 1 = pár obrázků je odlišný, první z páru lepší
- -1 = pár obrázků je odlišný, první z páru horší

Abych vytvořila dvě matice s takto předpřipravenými daty, použila jsem výpočty popsané v kapitole 3.2.2. K přípravě subjektivních dat jsem použila výsledky MOS hodnocení, rozptyl hodnocení a počet pozorovatelů. Dostupnými výsledky subjektivních testů u databáze ČVUT jsou všechny tyto parametry, díky tomu je databáze kompatibilní s výpočtem mROC. Stejně je na tom databáze TID2013. Dále jsem připravila objektivní data, využila jsem vypočtené hodnoty barevných rozdílů od všech metrik a spočítala jsem kumulativní distribuční funkci normálního rozložení, podle které se páry obrázků rozdělily na odlišné a podobné. Dále jsem porovnáním

hodnot rozdělila odlišné páry na lepší a horší, kdy lepší značí lepší výsledek prvního z páru a horší značí horší výsledek prvního z páru.

Poslední důležitý krok bylo vyřešit hodnoty objektivních dat u metrik, které mají zápornou korelaci se subjektivními daty. Protože by pak v mROC vyšly se špatnými výsledky. U matice, která obsahuje předpřipravené hodnoty objektivních metrik [-1, 0, 1], jsem otočila znaménko hodnot na [1, 0, -1] u těch řádků, které vyjadřují metriky se zápornou korelací. Jednalo se o metodu Barevná věrnost a CSV. Přípravu dat jsem provedla pro obě databáze, které potřebná data poskytují. Upravené matice pak slouží jako vstup do mROC.

4.2.2 Výsledky porovnání

Výsledky korelace jsou rozdělené na tři části, hodnoty AUC pro analýzu „odlišný nebo podobný“, hodnoty C_0 pro analýzu „lepší nebo horší“ a hodnoty AUC pro analýzu „lepší nebo horší“.

V Tabulce 11 vidíme první z výsledků mROC, kterým je srovnání AUC jednotlivých metrik pro rozhodování mezi odlišnými a podobnými obrázky. Na ČVUT databázi si vedlo 5 metrik dostatečně a 4 metriky nedostatečně, nejlepší výsledek má metrika P-CIELAB. Podobné hodnoty AUC vykazují metriky i na databázi TID2013. Znovu je 5 metrik v kategorii dostatečně a 4 metriky nedostatečně. Metoda CSV ostatní mírně překonala s hodnotou 0,672.

Na Obrázku 26 můžeme vidět srovnání výsledků AUC pro analýzu „odlišný nebo podobný“ na dvou databázích a také na databázích dohromady. Pravému z dvojice grafů rozumíme tak, že šedá pole značí dvojici metod s podobným výsledkem. Bílá pole značí, že je metoda v řádku lepší, než metoda ve sloupci a černá pole značí, že je metoda v řádku horší než metoda ve sloupci. Při srovnání výsledků na obou databázích vidíme, že metoda P-CIELAB v obou případech překonala více než polovinu ostatních metrik. Na databázi TID2013 si nejlépe vedla metoda CSV. Tyto dvě metody si v rozpoznávání odlišných a podobných obrázků vedly nejlépe, pokud se testovalo pouze na samostatné databázi. Při propojení databází a výsledků metoda CSV překonala ostatní metody a metoda P-CIELAB vyšla oproti ostatním s průměrným výsledkem. Metoda Barevnost je překonána všemi ostatními, pokud jde o databázi ČVUT, na databázi TID2013 si nejhůře vedla metoda iCAM. Celkově výsledky korelace této analýzy nevyšly příliš dobře.

Srovnání, které vyšlo z mROC je v Tabulce 12. Jedná se o výsledky AUC pro případ, kdy metoda určuje, který ze dvou obrázků vyšel s lepším hodnocením vzhledem k subjektivním testům. Výsledky analýzy „lepší nebo horší“ vychází mnohem lépe než u analýzy „odlišný nebo podobný“. U databáze ČVUT je lepší korelace než u databáze TID2013, 7 metod má hodnocení velmi dobře a 2 metody spadají do kategorie dobře. U TID2013 není korelace špatná, 4 metody jsou v kategorii velmi dobře a zbylých 5 metod je v kategorii dobře. Dalším zajímavým

výsledkem je, že všech 9 testovaných metod má lepší korelaci s databází ČVUT než s databází TID2013, což se u analýzy „odlišný nebo podobný“ nedalo jednoznačně říct.

Na Obrázku 27 je porovnání metod znázorněno graficky. Můžeme vidět, že metoda, která si vedla nejlépe v analýze „odlišný nebo podobný“ na databázi ČVUT, P-CIELAB, má i v tomto testu na databázi ČVUT nejlepší výsledky. Velmi podobně si vedly i další metody využívající vzorec CIEDE2000. Na spojení databází má nejlepší výsledky metoda CSV, která vychází nejlépe na databázi TID2013, a hned za ní P-CIELAB. Metoda, která vychází v analýze „lepší nebo horší“ ve spojení obou databází nejhůře, je Adaptivní rozdělení signálu. Na databázi ČVUT má oproti ostatním horší výsledek metoda Barevnost a na databázi TID2013 se dělí o poslední místo metoda iCAM a Adaptivní rozdělení signálu. Nutno podotknout, že všechny metody vykazují dobrou až výbornou korelaci, a že ani metody, které v testu vyšly nejhůře nemají špatné výsledky.

Další výsledek mROC je pravděpodobnost správného zařazení C_0 , to znamená správné rozpoznání lepšího z páru vyjádřené v procentech. Na databázi ČVUT vyšla pravděpodobnost správného zařazení lepší než na databázi TID2013. V Tabulce 13 vidíme, že nejlepší výsledek má metoda P-CIELAB (91,6 %) na databázi ČVUT a metoda CSV (77,9 %) na databázi TID2013. Po spojení obou databází vychází nejlépe metoda CSV (78,0 %). Výsledek C_0 na databázi TID2013 odpovídá předchozím vyhodnocením. Metoda CSV a metoda P-CIELAB jsou na prvních příčkách a metoda Adaptivní rozdělení signálu je na posledním místě, jak je vidět z Obrázku 28.

Po srovnání výsledků z mROC vychází metoda CSV jako nejspolehlivější, ať už se jedná o analýzu „odlišný nebo podobný“ nebo analýzu „lepší nebo horší“. Má jednoznačný náskok, pokud testujeme korelaci s databází TID2013, ale při testování na databázi ČVUT má pouze průměrný výsledek mezi ostatními. Při testování na obou databázích dohromady vychází ve všech analýzách lépe než ostatní metody. Pokud bychom analyzovali ČVUT databázi samostatně, má jednoznačně nejlepší výsledky metoda P-CIELAB.

Tabulka 11 Výsledky AUC analýzy „odlišný nebo podobný“

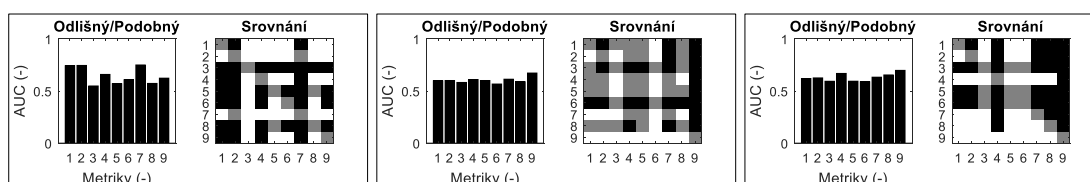
	ΔE_2	$S\Delta E_2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
číslování	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ČVUT	0,742	0,745	0,548	0,659	0,569	0,608	0,750	0,573	0,623
TID2013	0,598	0,601	0,582	0,610	0,601	0,567	0,613	0,589	0,672
dohromady	0,619	0,625	0,593	0,668	0,594	0,588	0,632	0,654	0,698

Tabulka 12 Výsledky AUC analýzy „lepší nebo horší“

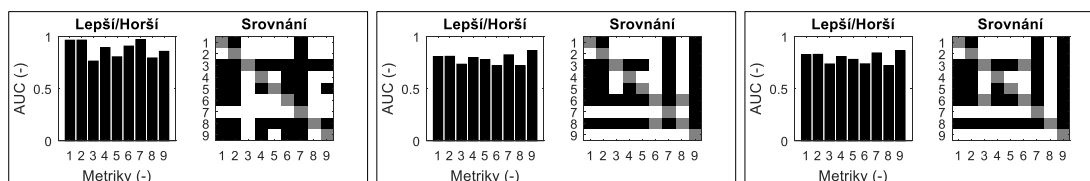
	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
číslování	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ČVUT	0,965	0,966	0,764	0,893	0,805	0,908	0,970	0,794	0,858
TID2013	0,806	0,810	0,734	0,799	0,778	0,719	0,824	0,721	0,865
dohromady	0,812	0,815	0,738	0,801	0,786	0,734	0,831	0,721	0,866

Tabulka 13 Výsledky C_0 analýzy „lepší nebo horší“

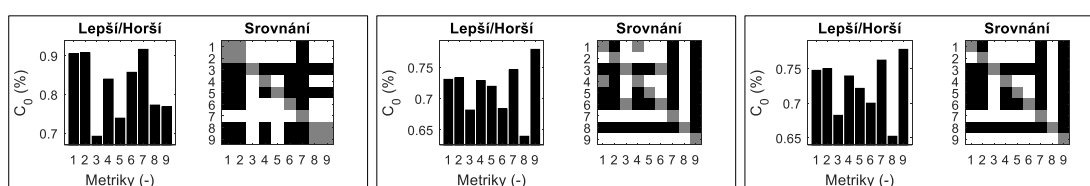
	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
číslování	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ČVUT	0,905	0,907	0,692	0,839	0,739	0,857	0,916	0,772	0,768
TID2013	0,731	0,733	0,681	0,729	0,720	0,683	0,746	0,640	0,779
dohromady	0,735	0,738	0,683	0,732	0,727	0,696	0,752	0,649	0,780



Obrázek 26 Srovnání výsledků analýzy „odlišný nebo podobný“ metod pomocí AUC na databázi ČVUT (vlevo), TID2013 a dohromady (vpravo)



Obrázek 27 Srovnání výsledků „lepší nebo horší“ metod pomocí AUC na databázi ČVUT (vlevo), TID2013 a dohromady (vpravo)



Obrázek 28 Srovnání výsledků analýzy „lepší nebo horší“ metod pomocí C_0 na databázi ČVUT (vlevo), TID2013 a dohromady (vpravo)

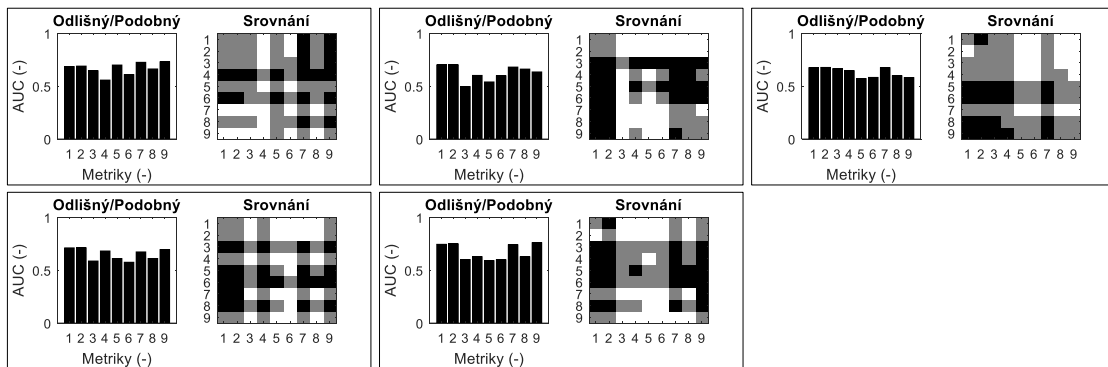
4.3 Porovnání metrik podle jednotlivých zkraslení

Zajímavým srovnáním je porovnat metriky na jednotlivých druzích zkraslení. Můžeme zjistit, že některá z metrik je horší než ostatní v jednom z druhů, a to ji staví v celkovém hodnocení hůř než jiné metriky, které v konkrétních zkrasleních překonala. Databáze, které používám, jsou TID2013 a ČVUT (kapitola 3.1). Databáze TID2013 obsahuje 4 druhy zkraslení, z toho 3 druhy má společně s databází ČVUT. Ta má navíc zkraslení jednotlivých barevných kanálů, které TID2013 nemá. Číslování zkraslení nalezneme v Tabulce 14.

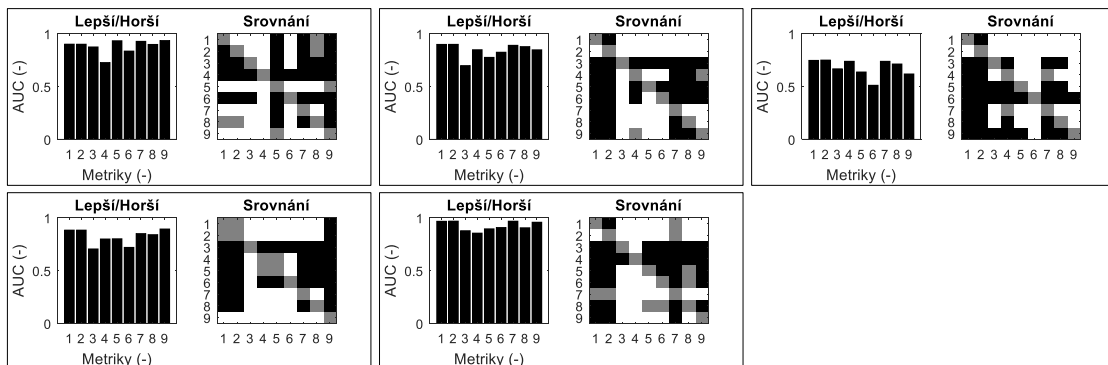
Stejným způsobem, jakým jsem připravila data pro metodu mROC v kapitole 4.2.1, jsem připravila data pro jednotlivá zkreslení.

Tabulka 14 Číslování zkreslení nebo zkreslených parametrů databázi TID2013 a ČVUT

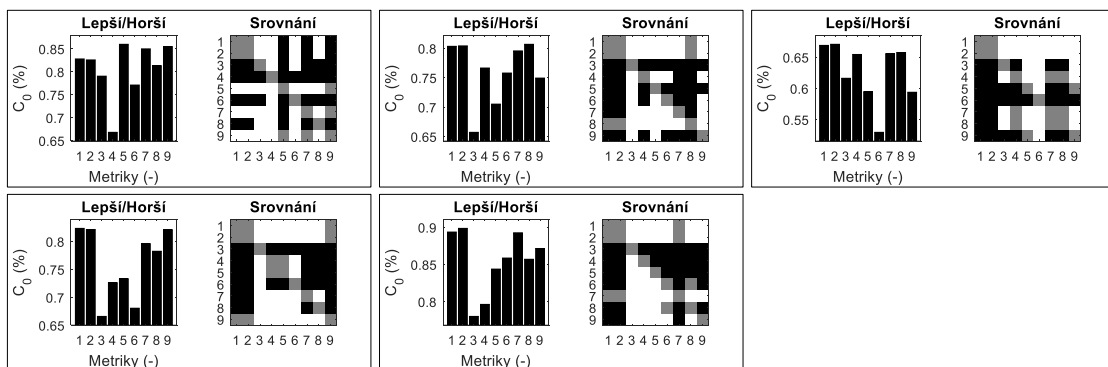
	číslování
Kvantizační šum	1
Kontrast	2
Jas	3
Saturace	4
r, g, b kanál	5



Obrázek 29 Srovnání výsledků analýzy „odlišný nebo podobný“ metod pomocí AUC pro druhy zkreslení podle Tabulky 14 (zleva 1-5)



Obrázek 30 Srovnání výsledků analýzy „lepší nebo horší“ metod pomocí AUC pro druhy zkreslení podle Tabulky 14 (zleva 1-5)



Obrázek 31 Srovnání výsledků analýzy „lepší nebo horší“ metod pomocí C_0 pro druhy zkreslení podle Tabulky 14 (zleva 1-5)

Korelační metoda mROC má oproti jiným ukazatelům výhodu, že dokáže dohromady porovnávat databáze s rozdílnou škálou MOS hodnocení, proto jsem ji zde využila. Tabulky 15, 16 a 17 obsahují hodnoty AUC pro analýzu „odlišný nebo podobný“ a „lepší nebo horší“ a C_0 pro analýzu „lepší nebo horší“. Na Obrázku 29, 30 a 31 vidíme porovnání metod stejným způsobem, jako v kapitole 4.2.2.

Tabulka 15 Výsledky AUC analýzy „odlišný nebo podobný“ pro jednotlivá zkreslení nebo zkreslení jednotlivých parametrů

	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
Kvant. šum	0,686	0,690	0,646	0,558	0,700	0,609	0,726	0,663	0,731
Kontrast	0,702	0,702	0,496	0,602	0,540	0,598	0,681	0,662	0,635
Jas	0,675	0,678	0,666	0,647	0,572	0,583	0,675	0,599	0,581
Saturace	0,712	0,713	0,587	0,682	0,611	0,576	0,674	0,612	0,695
r, g, b kanál	0,746	0,750	0,602	0,629	0,591	0,599	0,741	0,628	0,761

Tabulka 16 Výsledky AUC analýzy „lepší nebo horší“ pro jednotlivá zkreslení nebo zkreslení jednotlivých parametrů

	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
Kvant. šum	0,901	0,901	0,875	0,727	0,934	0,836	0,928	0,899	0,936
Kontrast	0,899	0,900	0,699	0,849	0,777	0,825	0,891	0,878	0,848
Jas	0,748	0,751	0,668	0,739	0,638	0,512	0,739	0,714	0,619
Saturace	0,884	0,884	0,705	0,800	0,802	0,720	0,851	0,841	0,894
r, g, b kanál	0,967	0,969	0,878	0,855	0,896	0,908	0,968	0,906	0,958

Tabulka 17 Výsledky C_0 analýzy „lepší nebo horší“ pro jednotlivá zkreslení nebo zkreslení jednotlivých parametrů

	$\Delta E2$	$S\Delta E2$	ΔM	Q_{color}	chroma	iCAM	ΔPE	D	CSV
Kvant. šum	0,828	0,826	0,790	0,668	0,860	0,771	0,850	0,813	0,855
Kontrast	0,803	0,804	0,657	0,766	0,705	0,758	0,795	0,807	0,749
Jas	0,669	0,671	0,616	0,654	0,595	0,529	0,656	0,658	0,594
Saturace	0,823	0,821	0,666	0,726	0,733	0,680	0,796	0,782	0,821
r, g, b kanál	0,894	0,898	0,780	0,796	0,844	0,859	0,893	0,857	0,871

Ve srovnání výsledků analýzy „odlišný nebo podobný“, Obrázek 29, mají metody u všech druhů zkreslení podobné výsledky. Není žádná metoda, která by ostatní statisticky významně převyšovala. Žádná z metod není lepší než ostatní ve všech druzích zkreslení. V pravých grafech vidíme velké množství šedých polí, které značí blízkost číselných hodnot AUC.

U AUC analýzy „lepší nebo horší“, Obrázek 30, jsou rozdíly mezi metodami výraznější. Při porovnání AUC vidíme, že metoda CSV má při zkreslení 1 a 4 lepší výsledky než všechny ostatní metody, ale při zkreslení jasu je metoda CSV téměř nejhorší a při zkreslení kontrastu je také několika metodami předechnána. V obou případech zkreslení, 2 a 3, má CSV horší výsledky než metody CIEDE2000 a prostorové rozšíření CIEDE2000, které jsou v těchto případech lepší než všechny ostatní metody. Jediným zkreslením, ve kterém vzorce založené na CIEDE2000

neexcelují, je kvantizační šum. Korelace všech metod vyšla výborně u zkraslení r, g, b kanálů a nejhůře pro zkraslení jasu.

Výsledky analýzy „lepší nebo horší“ s C_0 jsou nejvíce rozdílné pro různá zkraslení. Velmi špatně oproti ostatním metodám si vede metoda Barevnost, co se týče změny kontrastu, saturace a zkraslení r,g,b kanálu. V ostatních zkrasleních si vede mezi ostatními průměrně. Také metoda Barevná věrnost má statisticky horší výsledky než ostatní metody u 3 z 5 měřených zkraslení. Obzvlášť u zkraslení 1, kvantizační šum, má statisticky horší výsledek než ostatní metriky. Metoda iCAM má u jednoho ze zkraslení hodnotu C_0 menší než 0,55, což je ze všech zkraslení a metod nejhorší. Jedná se o zkraslení jasu. Také metoda CSV, která v jiných analýzách ostatní převyšuje, si v měření barevných rozdílů při změně jasu vede špatně. Metoda Rozdíl sytosti, která u výpočtu C_0 na všech zkrasleních nijak statisticky nevybočovala má zde u zkraslení 1 lepší výsledek než ostatní metody.

Závěr

Práce zhodnocuje účinnost metrik pro kvantifikaci barevného zkreslení v obrazových souborech. V první části se věnuje teoretickému popisu vnímání barev, barevným soustavám a barevným prostorům. Dále popisuje principy všech použitých metrik a vysvětluje roli databází a korelačních metod při vyhodnocování jejich účinnosti.

Nejprve jsem vybírala vhodnou databázi se zkreslenými obrazovými soubory. Porovnáním korelačních koeficientů pro 9 implementovaných metrik a 3 zkoumané databáze jsem dospěla k závěru, že databáze CCID2015 je pro hodnocení barevného zkreslení nevhodná. Všechny metriky vykazovaly větší korelaci s databázemi ČVUT a TID2013. Pro důkladnější porovnání jsem tyto databáze použila. Účinnost metrik jsem měřila pomocí třech korelačních koeficientů a korelační metody založené na ROC analýze. Při porovnání koeficientů měly nejvyšší hodnoty korelace metody založené na vzorci CIEDE2000, ale při porovnání výsledků metody založené na ROC analýze vycházela často nejlépe metoda CSV. Ta počítá malé barevné rozdíly vzorcem CIEDE2000 a ty větší vzorcem EMD. Metrika, která měla často nejlepší výsledky korelačních koeficientů, a přitom vycházela i v metodě založené na ROC analýze velmi dobře, je P-CIELAB.

Dalším výsledkem metody založené na ROC analýze bylo porovnání analýz, které rozdělovaly obrázky na „odlišný nebo podobný“ a „lepší nebo horší“. Všechny metody korelují s perceptivním vnímáním analýzy „lepší nebo horší“ lépe, než s analýzou „odlišný nebo podobný“. Metrika, která v analýze „lepší nebo horší“ vycházela statisticky hůř než ostatní, a přitom u analýzy „odlišný nebo podobný“ vycházela lépe než ostatní, je Adaptivní rozdělení signálu. V této oblasti vidím prostor pro zlepšení metrik, aby lépe rozhodovaly mezi odlišnými a podobnými obrázky, kde mají nízkou korelaci s lidským vnímáním.

Dílčím cílem práce bylo zhodnotit korelaci metrik s obrazovými soubory zkreslenými určitým druhem zkreslení. Ve všech výsledcích metody založené na ROC analýze vycházela nejhorší korelace pro změnu jasu obrazového souboru. V analýze „lepší nebo horší“ mají metriky mezi sebou rozdílnější výsledky než v analýze „odlišný nebo podobný“, proto se u ní lépe metriky porovnávají. Metriky založené na vzorci CIEDE2000 vykazují na zkreslení kontrastu, jasu a r,g,b kanálů velmi dobrou korelaci oproti ostatním metrikám. Při kvantizačním šumu a změně saturace vykazuje největší korelaci metoda CSV.

Rozšířením této práce by mohl být návrh nové metriky pro měření barevných rozdílů, založené na výsledcích z práce. Navrhuji upravit hodnotu malých barevných rozdílů v metrice CSV a pro větší množství výpočtů používat vzorec CIEDE2000.

Bibliografie

- [1] G. Sharma, *Digital Color Imaging Handbook*, New York: CRC Press LLC, 2003.
- [2] J. Reichl a M. Všetická, „Encyklopedie fyziky,“ 2006 - 2017. [Online]. Available: <http://fyzika.jreichl.com/>. [Přístup získán 14. května 2017].
- [3] J. Dannhoferová, *Velká kniha barev: Kompletní průvodce pro grafiky, fotografy a designéry*, Brno: Computer Press, 2012.
- [4] R. C. Gonzalez a R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Upper Saddle River: Pearson, 2008.
- [5] R. Šikl, *Zrakové vnímání*, Grada Publishing a. s., 2012.
- [6] T. Chloupková, *Fyziologické principy procesu vidění - tvorba a vnímání obrazu : diplomová práce*, Brno : Masarykova univerzita, Přírodovědecká fakulta, Vedoucí diplomové práce RNDr. Eva Janouškovcová, Ph. D., 2007.
- [7] P. Tišnovský, „Programujeme JPEG: transformace a podvzorkování barev,“ 21. prosinec 2006. [Online]. Available: <https://www.root.cz>. [Přístup získán 16. května 2017].
- [8] N. Otha a A. R. Robertson, *Colorimetry: Fundamentals and Applications*, John Wiley & Sons, 2005.
- [9] B. Ortiz-Jaramillo, A. Kumcu a W. Philips, „Evaluating color difference measures in images,“ v *2016 Eighth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, Lisbon, 2016.
- [10] M. R. Luo, G. Cui a B. Rigg, „The development of the CIE 2000 colour-difference formula: CIEDE2000,“ *Color Research & Application*, sv. 26, č. 5, pp. 340-350, 2001.
- [11] G. Sharma, W. Wu a E. N. Dalal, „The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations,“ *Color Research & Application*, sv. 30, č. 1, pp. 21-30, 2005.
- [12] M. V. Bernardo, A. M. G. Pinheiro, P. T. Fiadeiro a M. Pereira, „Image quality under chromatic impairments,“ *ACM Trans. Appl. Percept.*, sv. 14, č. 1, August 2016.

- [13] X. Zhang a B. A. Wandell, „A spatial extension of CIELAB for digital color image reproduction,“ v *Proceedings of SID*, San Diego, CA, 1996.
- [14] D. Hasler a S. E. Suesstrunk, „Measuring colorfulness in natural images,“ v *Proc. SPIE 5007, Human Vision and Electronic Imaging VIII*, 87, Santa Clara, 2003.
- [15] Z. Wang a A. C. Bovik, „A Universal Image Quality Index,“ *IEEE Signal Processing Letters*, sv. 9, č. 3, pp. 81-84, March 2002.
- [16] A. Toet a M. P. Lucassen, „A new universal colour image fidelity metric,“ *Displays*, sv. 24, č. 4, pp. 197-207, 31 December 2003.
- [17] M. H. Pinson a S. Wolf, „A new standardized method for objectively measuring video quality,“ *IEEE Transactions on Broadcasting*, sv. 50, č. 3, pp. 312-322, September 2004.
- [18] G. M. Johnson, „The Quality of Appearance,“ v *Proceedings of AIC05*, Grenada, 2005.
- [19] G. Johnson, „Using Color Appearance in Image Quality Metrics,“ v *Video Processing and Quality Metrics*, Scottsdale, 2006.
- [20] C.-H. Chou a K.-C. Liu, „A Fidelity Metric for Assessing Visual Quality of Color Images,“ v *Proc. of the International Conference on Computer*, Honolulu, 2007.
- [21] M. Mahy, L. Van Eyckden a O. A., „Evaluation of uniform color spaces developed after the adoption of CIELAB and CIELUV,“ *Color Res. Appl.*, sv. 19, č. 2, pp. 105-121, 1994.
- [22] CIE, „Industrial colour-difference evaluation,“ v *CIE Pub. No. 116*, Vienna, 1995.
- [23] U. Rajashekar, Z. Wang a E. P. Simoncelli, „Quantifying color image distortions based on adaptive spatio-chromatic signal decompositions,“ v *Image Processing (ICIP)*, Cairo, 2009.
- [24] Z. Wang a E. P. Simoncelli, „An adaptive linear system framework for image distortion analysis,“ v *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing ICIP 2005*, Genova, 2005.
- [25] D. Temel a G. AlRegib, „CSV: Image quality assessment based on color, structure, and visual system,“ *Signal Processing: Image Communication*, sv. 48, pp. 92-103, October 2016.
- [26] N. N. Ponomarenko, L. Jin, O. Ieremeiev, V. V. Lukin a K. Egiazarian, „Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives,“ *Signal Processing Image Communication*, sv. 30, pp. 57-77, 2015.

- [27] Y. Niu, H. Zhang, W. Guo a R. Ji, „Image quality assessment for color correction based on color contrast similarity and color value difference,“ *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology (T-CSVT)*, sv. PP, č. 99, pp. 1-1, 1 December 2016.
- [28] K. Fliegel, L. Krasula, P. Páta, J. Myslík, J. Pecák a M. Jícha, „System for objective assessment of image differences in digital cinema,“ *Proc. SPIE*, sv. 9217, pp. 92170I-92170I-14, 2014.
- [29] *Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures*, Recommendation ITU-R BT.500-13, Geneva: International Telecommunication Union (ITU), 2012.
- [30] P. Alena Škaloudová, „Korelační analýza,“ Katedra psychologie, Pedagogická fakulta UK v Praze, [Online]. Available: <http://kps.pedf.cuni.cz/skalouda/pokrocili/korelacni.htm>. [Přístup získán 16. Května 2017].
- [31] L. Krasula, Quality Assessment of Post-Processed Images: Doctoral Thesis, Praha : ČVUT, Fakulta elektrotechnická, Vedoucí diplomové práce Prof. Ing. Miloš Klíma, CSc., 2016.
- [32] „Matematická biologie,“ Institut biostatistiky a analýz Masarykovy univerzity, [Online]. Available: <http://portal.matematickabiologie.cz>. [Přístup získán 11. května 2017].
- [33] L. Krasula, K. Fliegel a P. Le Callet, „On the accuracy of objective image and video quality models: New methodology for performance evaluation,“ *2016 Eighth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, pp. 1-6, 27 June 2016.
- [34] G. Sharma, „The CIEDE2000 Color-Difference Formula,“ 2005. [Online]. Available: <http://www.ece.rochester.edu/~gsharma/ciede2000/>. [Přístup získán 4. dubna 2017].
- [35] K. Okarma, „On the optimisation of nonlinear mapping functions towards high correlation of full-reference image quality metrics and their combinations with subjective evaluations,“ *Computer Applications in Electrical Engineering*, č. 10, pp. 416-430, 2012.
- [36] D. Kutálek, Statistická analýza ROC křivek : diplomová práce, Brno : Vysoké Učení Technické v Brně, Fakulta strojního inženýrství, Vedoucí diplomové práce doc. RNDr. Jaroslav Michálek CSc., 2010.
- [37] Z. Bortlíček, ROC křivky : diplomová práce, Brno : Masarykova univerzita, Přírodovědecká fakulta, Vedoucí diplomové práce Mgr. Jiří Zelinka, Dr., 2008.

Příloha

Obsah datového nosiče přiloženého k práci

Název	Typ	Obsah
Objektivní metriky	Složka souborů	
1-9_nazev.m	MATLAB code	skripty objektivních metrik
readme.txt	Textový dokument	popis metrik ve složce
Vyhodnocení korelace	Složka souborů	
log_krivka.m	MATLAB code	vytvoření proložených scatter grafů
korelacni_koef.m	MATLAB code	výpočet a vykreslení grafů koeficientů
nacteni.m	MATLAB code	načtení dat pro mROC
priprava.m	MATLAB code	funkce, která připraví data pro mROC
Metrics_performance.m	MATLAB code	funkce mROC
readme.txt	Textový dokument	popis kódů ve složce
vysledky.xlsx	List Microsoft Excelu	výsledky objektivních metrik a subjektivní hodnocení databází
BP_kolmaja2.pdf	PDF Document	Bakalářská práce
readme.txt	Textový dokument	popis obsahu datového nosiče