

České vysoké učení technické v Praze

Fakulta elektrotechnická

katedra radioelektroniky



**Metody analýzy rozlišení a informační kapacity filmového
materiálu pro potřeby jeho digitalizace**

**Methods for resolution and information capacity analysis of
film material for the purpose of its digitization**

Diplomová práce

Bc. Iveta Kostelníčková

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

Praha 2017

I. OSOBNÍ A STUDIJNÍ ÚDAJE

Příjmení: **Kostelníčková** Jméno: **Iveta** Osobní číslo: **397752**
Fakulta/ústav: **Fakulta elektrotechnická**
Zadávající katedra/ústav: **Katedra radioelektroniky**
Studijní program: **Komunikace, multimédia a elektronika**
Studijní obor: **Multimediální technika**

II. ÚDAJE K DIPLOMOVÉ PRÁCI

Název diplomové práce:

Metody analýzy rozlišení a informační kapacity filmového materiálu pro potřeby jeho digitalizace

Název diplomové práce anglicky:

Methods for resolution and information capacity analysis of film material for the purpose of its digitization

Pokyny pro vypracování:

Podejte přehled metod pro analýzu rozlišení a informační kapacity analogových filmových materiálů. Navrhněte metody pro určení potřebného rozlišení skeneru a archivovaného digitálního obrazu, aby byla zachována původní obrazová informace, případně další důležité charakteristiky filmového obrazu. Navržené metody implementujte a ověřte jejich účinnost.

Seznam doporučené literatury:

- [1] Gonzalez, R. C.: Digital image processing, Pearson, 2002.
- [2] Van Roosmalen, P. M. B.: Restoration of Archived Film and Video, PhD dissertation, TU Delft, 1999.
- [3] Kokaram, A. C.: Motion Picture Restoration, PhD dissertation, Cambridge University, 1993.

Jméno a pracoviště vedoucí(ho) diplomové práce:

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

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

Datum zadání diplomové práce: **26.09.2016** Termín odevzdání diplomové práce: **20.09.2017**

Platnost zadání diplomové práce: **20.02.2018**

Podpis vedoucí(ho) práce

Podpis vedoucí(ho) ústavu/katedry

Podpis děkana(ky)

III. PŘEVZETÍ ZADÁNÍ

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

Datum převzetí zadání

Podpis studentky

Abstract

This Master's thesis deals with analysis of digitized film records in order to get the estimation of its optimal resolution. That is the minimal resolution, which film can be scanned at, without losing its image quality. At first the information capacity of film material and factors, that causes its degradation are discussed. Then the characteristics of film grain digital signal are described and used to determine the minimal sampling frequency, which will preserve the tiny structure of grain. Because the image quality distortion, that enables the reduction of resolution, acts as blur, the sharpness metrics are employed here to estimate the optimal image resolution. And the possibility of the image information content measurement by entropy is also considered here. All methods designed in this work were implemented in MATLAB together with comparison of their efficiency.

Keywords: information capacity of film material, sharpness metrics, image entropy, archive film records scanning, optimal sample frequency

Abstrakt

Tato práce se zabývá analýzou digitalizovaných filmových záznamů za účelem odhadu jejich optimálního rozlišení, tedy minimálního rozlišení, ve kterém může být film skenován tak, aby nedošlo ke ztrátě jeho obrazové kvality. Nejdříve je zde diskutována informační kapacita filmového materiálu a faktory, které mohou být příčinou jejího poklesu. Následně jsou popsány charakteristiky digitálního signálu filmového zrna, které jsou pak použity k určení minimální vzorkovací frekvence schopné zachytit jemnou strukturu zrnitosti. Protože zkreslení, které umožňuje snížit rozlišení obrázku, odpovídá jeho rozostření, jsou zde k určení optimálního rozlišení použity metriky ostrosti. Diskutována je také možnost měření informačního obsahu filmového záznamu pomocí obrazové entropie. Všechny navržené postupy byly implementovány v prostředí MATLAB za účelem posouzení jejich účinnosti.

Klíčová slova: informační kapacita filmového materiálu, objektivní metriky ostrosti, obrazová entropie, skenování archivních filmových záznamů, optimální vzorkovací frekvence

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.

V Praze dne.....

.....

Iveta Kostelníčková

Poděkování

Ráda bych poděkovala vedoucímu této práce Ing. Karlu Fliegelovi, PhD. za jeho čas a cenné připomínky.

Obsah

1	Rozlišení obrazové informace filmového materiálu	2
1.1	Rozlišení	2
1.2	Modulační přenosová funkce (MTF)	3
1.3	Rozlišení filmového materiálu	4
1.4	Zkreslení rozlišení filmového materiálu	5
1.5	Měření MTF filmového materiálu	5
2	Filmové zrno a jeho vztah k rozlišení	9
2.1	Vznik filmového zrna	9
2.2	Úloha filmového zrna při digitalizaci filmových záznamů	10
2.3	Charakteristiky digitálního signálu filmového zrna	11
2.4	Odhad optimální vzorkovací frekvence filmového zrna	12
2.4.1	Detekce homogenních regionů obrázku	13
2.4.2	Měření charakteristik filmového zrna	14
2.5	Potlačení filmového zrna	25
3	Ostrost jako míra detailu obrazové informace	28
3.1	Určení optimálního rozlišení pomocí ostrosti	28
3.2	Metody měření ostrosti	29
3.2.1	Měření šířky hran	30
3.2.2	Měření útlumu na vysokých prostorových frekvencích	32
3.2.3	Měření singulárních hodnot a gradientu	38
3.2.4	Měření statistických vlastností	42
3.2.5	Měření fázové koherence	43
4	Ověření účinnosti měření optimálního rozlišení pomocí ostrosti	46
4.1	Vstupní data	46
4.1.1	Simulace zkreslení	46
4.1.2	Použité obrázky	49
4.2	Základní test metrik ostrosti	51
4.2.1	Průměrná šířka hrany	52
4.2.2	Útlum vysokých prostorových frekvencí	55
4.2.3	SVD a gradient	61
4.2.4	Statistika jasových hodnot nebo spektrálních koeficientů	63
4.2.5	Fázová koherence	65
4.3	Srovnání vybraných metrik ostrosti	66

5	Obrazová entropie	70
5.1	Boltzmannova entropie	70
5.2	Shannonova entropie	70
5.3	Monkey Model Entropy	71
5.4	Tsallisova entropie	71
5.5	Delentropie	72
5.6	Entropie pomocí Markovových náhodných polí	74
5.7	Porovnání metod měření entropie	75
A	Obsah příloženého CD	87

Úvod

Filmový materiál je médium, které má ze své fyzikální podstaty potenciál pro záznam obrazové informace ve vysokém rozlišení. Bohužel však existuje velké množství faktorů, které kvalitu zaznamenané informace degradují. Kvalita objektivu použitého při záznamu scény, nesprávné nastavení kamery, chyba v postupu při vyvolávání, chemický rozklad materiálu nebo samotný princip výroby kopií záznamu mohou způsobit rozmazání původně ostrého snímku. Takový snímek je pak vzhledem k úbytku informačního obsahu možné digitalizovat v menším rozlišení než nově nepoškozené a profesionálně zpracované záznamy. Znalost nejmenšího možného rozlišení, při kterém zůstanou zachovány detaily obrazové informace konkrétního záznamu, by ušetřila výpočetní výkon potřebný k jejímu dalšímu zpracování i datový prostor potřebný pro archivaci. Cílem této práce je navrhnout postupy, které by takový limit snižování vzorkovací frekvence obrazové informace ve vysokém rozlišení při zachování původního informačního obsahu záznamu, dokázaly odhadnout.

Úvodní kapitola této práce se zabývá rozlišením analogové obrazové informace zaznamenané na filmový materiál. Je zde ukázáno, jak je obrazová informace v emulzi filmového materiálu tvořena, co ovlivňuje její kvalitu a jak lze měřit její rozlišení.

Snímky zaznamenané na filmový materiál jsou charakteristické přítomností filmového zrna, což je signál podobný šumu, který však obrazu dodává přirozený a pro film typický vzhled. V digitalizovaném obrázku by proto filmové zrno mělo zůstat zachováno. Problematika zrnitosti je rozebírána ve druhé kapitole. Nejdříve je vysvětlena příčina vzniku tohoto jevu a následně jsou popsány charakteristiky signálu zrnitosti v digitální doméně. Tyto charakteristiky jsou pak využity při návrhu metody odhadující optimální vzorkovací frekvenci dostatečnou k zachování struktury zrna.

V případě, že má zaznamenaný obrázek horší kvalitu, může být vzorkovací frekvence vhodná pro zachování zrna daleko vyšší, než vzorkovací frekvence potřebná pro zachování detailu užitečné obrazové informace. Na konci druhé kapitoly je proto diskutováno potlačení filmového zrna v digitalizovaném obrázku, které umožňuje analyzovat čistou obrazovou informaci filmového záznamu.

Hledáním optimálního rozlišení obrazové informace bez uvažování přítomnosti filmového zrna se zabývají třetí a čtvrtá kapitola. Je zde využito souvislosti rozlišení obrázku a jeho ostrosti. Ve třetí kapitole jsou popsány různé metody měření ostrosti, které jsou založeny na analýze charakteristik obrázku úzce souvisejících s mírou detailu. Ve čtvrté kapitole je pak ověřována citlivost popsaných metrik na ztrátu detailu obrázku způsobenou snížením rozlišení.

Zatímco metody měření ostrosti použité pro hledání optimálního rozlišení ve třetí a čtvrté kapitole pracují většinou s analýzou frekvenčního složení obrázku nebo jeho kontrastu, pátá kapitola se k řešení problému snaží využít obrazovou entropii. Jsou zde popsány čtyři různé metody měření entropie a je zde diskutován jejich potenciál pro měření informačního obsahu obrázku.

V rámci praktické části této práce byla naprostá většina popsaných metod implementována v Matlabu, kde byla také ověřována jejich účinnost. Z důvodu přehlednosti následuje prezentace praktických experimentů vždy hned za příslušnou teoretickou částí.

Kapitola 1

Rozlišení obrazové informace filmového materiálu

Analogový obrázek zaznamenaný na filmový materiál se od digitálního obrázku vytvořeného pomocí digitálního snímače velmi liší a digitalizací analogového signálu se všechny rozdíly neodstraní. Před analýzou digitalizovaného filmového záznamu za účelem odhadu jeho optimálního rozlišení je nejdříve třeba vědět, co se dá očekávat od analogové podoby záznamu. Tato úvodní kapitola se proto zabývá teoretickou i v praxi naměřenou rozlišovací schopností filmového materiálu a faktory, které vedou k jejímu snížení.

1.1 Rozlišení

Rozlišení digitálního obrázku je často udáváno v počtu pixelů, jimiž je obrázek reprezentován. Jeden pixel sice v obrázku určuje minimální možnou velikost nejmenšího rozlišitelného detailu a počet pixelů tedy s rozlišením obrázku souvisí, ale udává pouze jeho maximální možnou hodnotu. Sítnice lidského oka ani filmový materiál navíc nemají fotocitlivé elementy srovnané v pravidelné mřížce jako digitální snímač. Nerozlišují proto ani tak jednotlivé body, jako spíše jednotlivé hrany respektive čáry [1]. Rozlišení obrázku je proto vhodnější udávat v počtu právě rozeznatelných čar vztahenému k velikosti obrázku, než v počtu pixelů. Pojem pixel v analogovém obrázku nemá žádný význam a u digitálního obrázku počet pixelů určuje spíše jeho velikost, než rozlišení. Víme-li, že je vertikální rozměr obrázku tvořen 128 pixely, říká nám to pouze to, že podél tohoto rozměru je možné rozlišit maximálně 128 čar. Vhodnější je proto říct, že obrázek má rozlišení 128 čar na výšku obrázku. Taková jednotka se skutečně pro rozlišení obrázků používá a značí se l/ph (lines per picture height). Udává množství horizontálních čar, které je možné pod sebe do obrázku zaznamenat tak, aby byly právě rozlišitelné. Další používanou jednotkou je počet párů čar na výšku obrázku (lp/ph - line pairs per picture height). Tyto jednotky však nejsou vhodné pro srovnávání rozlišení různě velikých analogových obrázků a proto existují ještě jednotky vztahené na jeden milimetr (l/mm a lp/mm) [2]. V digitálním obrázku se pak používá jednotka cyc/px (cycles per pixel), která udává prostorovou frekvenci pomocí počtu párů čar, které se vejdu na jeden pixel. Každý digitální obrázek má maximální potenciální rozlišení $0,5\ cyc/px$, nejjemnější detail je však mnohdy daleko větší (což odpovídá nižší prostorové frekvenci). V takovém případě je možné velikost obrázku (počet pixelů) snížit bez vlivu na rozlišení obrazové informace až do té míry, kdy bude velikost nejjemnějšího detailu odpovídat prostorové frekvenci $0,5\ cyc/px$. Často se v takovém případě říká, že dochází ke snížení rozlišení obrázku, ačkoliv to není úplně přesné tvrzení. V případě přítomnosti digitálního šumu, který rozlišení $0,5\ cyc/px$ má, je to ale pravda. Digitální obrázek, jehož nejjemnější rozpoznatelný detail užitečné obrazové informace odpovídá

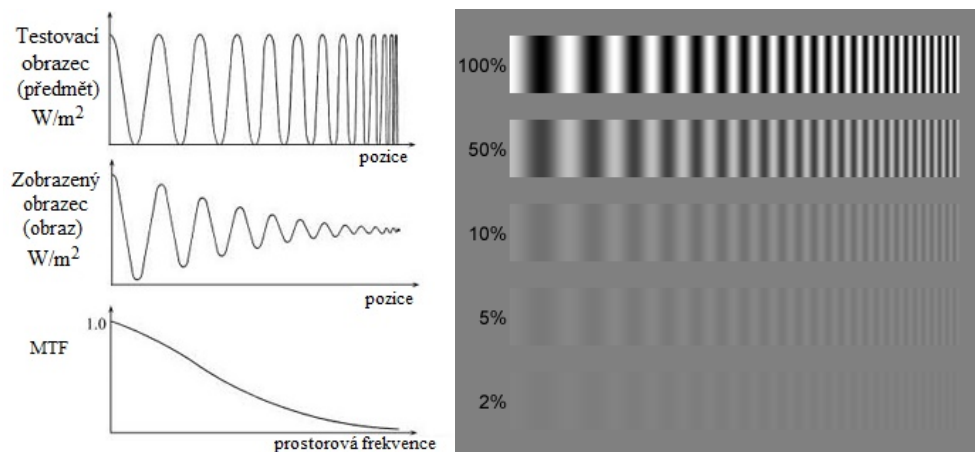
prostorové frekvenci $0,5 \text{ cyc}/px$, je navzorkován optimální vzorkovací frekvencí. Vyšší vzorkovací kmitočet teoreticky smysl nemá, ovšem v praxi je často vynucen použitím nedokonalých anti-aliasingových filtrů skeneru [3]. Detekce nejjemnějšího detailu a jeho velikosti je však v obrazovém signálu většinou napadeném nějakou formou šumu problém.

1.2 Modulační přenosová funkce (MTF)

Rozlišení je charakteristika digitálního i analogového obrázku, ale také optických systémů, které tyto obrázky produkují. Ať už se jedná o kameru, fotoaparát nebo skener - vše, co se postaví do cesty světlu odraženému od zaznamenávané scény na snímač, včetně snímače samotného, má konečné rozlišení. Před nástupem digitálního záznamu bylo rozlišení systému měřeno zachycením testovacího obrazce, na němž byla struktura s postupně rostoucí prostorovou frekvencí. Zachycený obrázek byl pak prozkoumán odborníkem a rozlišení bylo určeno pomocí frekvence, kterou odborník ještě právě rozpoznal [4]. Takové měření záviselo na podobě testovacího obrázku, na jeho kontrastu a na zkušenostech hodnotitele. Rozlišení určené tímto způsobem udává pouze minimální prostorový detail, jaký systém dokáže rozlišit. Neříká nic o tom, jak zařízení zobrazuje nižší prostorové frekvence. Navíc parametr naměřený touto metodou zahrnuje subjektivní rozhodnutí hodnotitele.

Proto se později začala používat modulační přenosová funkce (Modulation Transfer Function – MTF). Byla navržena za účelem popisu kvality klasických optických zobrazovacích systémů, ale lze ji využít i pro popis rozlišovací schopnosti filmového materiálu. Graficky reprezentuje obrazovou kvalitu zcela objektivně bez zahrnutí jakéhokoliv subjektivního rozhodnutí pozorovatele. Jedná se o odezvu systému na buzení různými prostorovými frekvencemi. Žádný systém není schopen zachytit nekonečně malý detail. Každá zobrazovací soustava přenáší postupně se zvyšující prostorové frekvence s nižším a nižším kontrastem, až není schopná je rozlišit vůbec [5]. Modulační přenosová funkce popisuje právě tento útlum kontrastu na různých prostorových frekvencích. Většinou se hodnoty kontrastu udávají relativně vztažené ke kontrastu na nejnižší prostorové frekvenci.

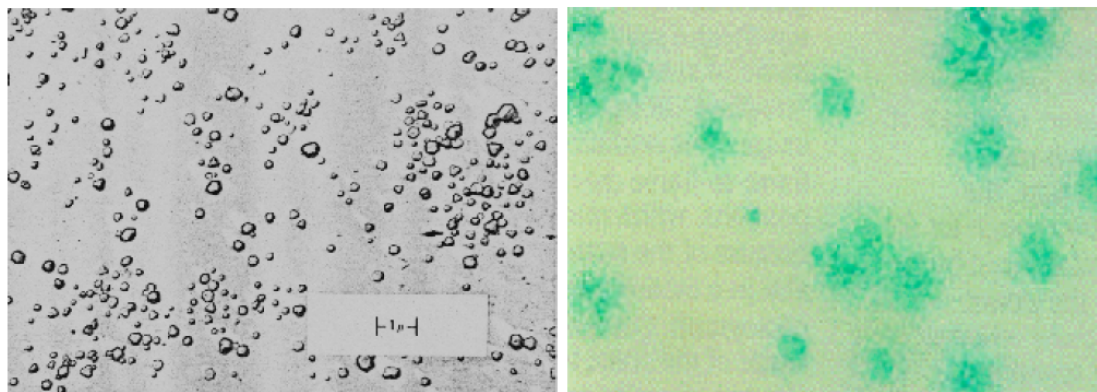
Měření MTF probíhá pomocí testovacího obrazce na němž se střídají černé a bílé pruhy s tím že průběh jasu odpovídá sinusové funkci s postupně rostoucí frekvencí. Frekvence sinusoidy představuje prostorovou frekvenci a udává se ve výše zmíněných jednotkách l/mm nebo lp/mm , které značí kolik čar, nebo párů čar je zaznamenáno právě na jednom milimetru šířky obrazce. MTF lze také získat Fourierovou transformací tzv. Line Spread Function, což je odezva zobrazovacího systému na buzení obrazem nekonečně tenké čáry. Jedná se v podstatě o impulzovou odezvu systému. Limitní rozlišení systému se pak určuje podle prostorové frekvence na níž MTF poklesne na 2-5% své hodnoty na nejnižší prostorové frekvenci [6].



Obrázek 1.1: Vlevo: Měření MTF - Sinusový testovací obrazec s konstantní modulací (kontrastem) a rostoucí prostorovou frekvencí, zobrazený/zaznamenaný obraz testovacího obrazce a výsledná MTF - závislost přenesené modulace na prostorové frekvenci. Vpravo: Sinusový testovací obrazec s různým kontrastem. Převzato [5], [6]

1.3 Rozlišení filmového materiálu

Protože je v digitálním obrázku obrazová informace tvořena jednotlivými pixely, představuje 1 pixel velikost nejmenějšího detailu, který může být v obrázku zobrazen. U filmového materiálu je tomu ale jinak. Fundamentálními částicemi jsou tedy krystaly stříbra u černobílého materiálu a molekuly barviva u barevného materiálu .



Obrázek 1.2: Vlevo: Detail nevyvolaného černobílého materiálu; Vpravo: Detail molekul barviva na vyvolané azurové vrstvě barevného filmového materiálu. Převzato [7]

Rozlišovací schopnost filmu je tedy teoreticky určena velikostí jeho fundamentálních částic. Proto má také barevný filmový materiál obecně horší rozlišení, než černobílý, protože částice kovového stříbra v černobílém materiálu měří 0,2 - 2 μm , kdežto molekuly barviva, které po

vyvolání vzniknou kolem krystalu stříbra, měří $1 - 10 \mu m$ [7]. Potenciální rozlišení pro 35 mm film tedy začíná na 2400 l/ph a končí na 12000 l/ph .

Jak již bylo řečeno, rozlišovací schopnost filmového materiálu lze určit pomocí modulační přenosové funkce. Sinusový testovací obrazec je bez použití zobrazovací soustavy přímo kontaktně otisknut na filmový materiál a závislost kontrastu na prostorové frekvenci je pak měřena pomocí mikrodenzitometru. Jde o poměrně náročný proces, který v dřívějších dobách zaměstnal jednoho technika na celý týden [8]. Výrobci filmového materiálu dnes už do katalogových listů přidávají modulační přenosovou funkci standardně.

1.4 Zkreslení rozlišení filmového materiálu

Modulační přenosová funkce dostupná v katalogovém listu novějších filmových materiálů určuje takzvané nativní rozlišení. Znamená to, že k jejímu měření nebyla použita žádná zobrazovací soustava. Objektiv kamery zaznamenávající obraz na daný filmový pás má totiž také omezenou rozlišovací schopnost a výrazně proto ovlivňuje kvalitu výsledné zaznamenané obrazové informace. Použitím objektivu se podle jeho kvality snižuje rozlišení filmu o 30 až 80 % [8]. Objektiv má omezenou rozlišovací schopnost hlavně kvůli svým nedokonalostem. Chromatická aberace, kulová vada, koma, astigmatismus a další vady omezují rozlišení všech čoček a míra zkreslení navíc závisí na vzdálenosti od středu čočky. Rozlišení je nejvyšší ve středu (80 - 140 lp/mm u moderních objektivů) a směrem k okrajům často dost výrazně klesá [8]. Ve stejné literatuře je uvedena rovnice (1.1) rozlišovacích schopností R , která určuje rozlišení obrazové informace zaznamenané na filmovém materiálu podle rozlišovací schopnosti použitého objektivu $r_{objektiv}$ a podle nativního rozlišení filmového materiálu r_{film} .

$$\frac{1}{R} = \frac{1}{r_{film}} + \frac{1}{r_{objektiv}} \quad (1.1)$$

Rozlišení zaznamenané obrazové informace ale závisí i na dalších parametrech zahrnujících i lidský faktor jako například nesprávné zaostření zobrazovací soustavy kamery při expozici nebo nedodržený postup při vyvolávání. Ke zhoršení rozlišení může dojít i v případě, kdy filmové políčko během expozice neleží celé v jedné rovině, která musí být dokonale kolmá na osu objektivu. Dalšími nepříznivě ovlivňujícími faktory mohou být vibrace v kameře během expozice i nečistoty v optické cestě světla k filmovému materiálu. Stáří a skladovací podmínky materiálu mají na rozlišení také svůj vliv, protože filmový materiál bohužel podléhá chemickému rozkladu. V neposlední řadě je také možnost zkreslení detailu vlivem rentgenového záření v případě, že byl film transportován letecky a na letišti skenován kvůli obsahu. Všechny tyto faktory snižují kvalitu obrazové informace (míru detailu) a snižují tedy i optimální rozlišení ve kterém je vhodné filmový materiál digitalizovat pro dlouhodobou archivaci [8].

1.5 Měření MTF filmového materiálu

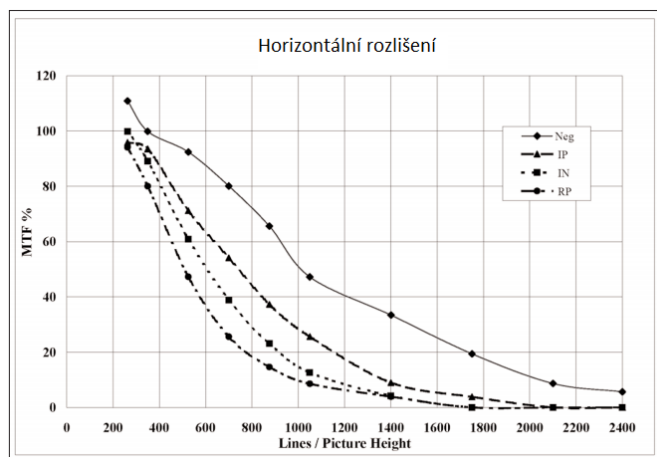
Existuje mezinárodní studie zabývající se rozlišením 35 mm filmového materiálu. Byla provedena ITU-R studijní skupinou 6 za účelem specifikace velkoplošné prezentace programů dostupných v digitální podobě [9]. Vittorio Baroncini, Hank Mahler a Mattieu Sintas měřili rozlišení 35 mm filmového materiálu v době, kdy docházelo k nástupu digitální techniky ve filmovém průmyslu. Snažili se určit požadavky na digitální projekci a proto zjišťovali, jakého rozlišení dosahovala projekce v tehdejších běžných analogových kinech. Nejednalo se o měření maximálního možného rozlišení filmového materiálu, ale o měření rozlišení dostupného běžnému divákovi.

Divák v kině nesleduje projekci originálního filmového negativu (Original Camera Negative - OCN), na který je obraz zaznamenáván přímo v kameře. Z OCN je nejdříve vytvořen interpozitiv, z něhož je pak vytvořen internegativ a až z něj jsou zhotoveny distribuční kopie promítané v kinech. Nevýhodou analogového filmu je, že s každým kopírováním dochází k poklesu kvality zaznamenaného obrazu [10]. Obrazová informace na originálním kamerovém negativu má tedy mnohem vyšší kvalitu než ta, kterou vidí divák při projekci distribuční kopie. Proto v ITU zkoumali rozlišení nejen originálního kamerového negativu, ale všech mezifází včetně finální distribuční kopie.

Provedli jak objektivní tak subjektivní měření rozlišení. Testovací obrazec pro oba typy hodnocení byl speciálně pro tento účel vytvořen společností Sine Patterns LLC of Pittsford, NY. Měl rozměry $400 \times 740 \text{ mm}$ a obsahoval 8 sinusových struktur rozmístěných po celé ploše obrazce jak ve vertikálním tak v horizontálním směru. Každá ze sinusových struktur byla složena z devíti sinusoid, jejichž prostorová frekvence se pohybovala od 0,375 do 3 lp/mm . Když se testovací obrazec při expozici promítl na filmové políčko tak, že vyplňoval jeho výšku, odpovídaly tyto prostorové frekvence 300 až 2400 l/ph .

Vzhledem k tomu, že šlo o zjištění rozlišení běžně dostupného v kině, probíhalo snímání, vyvolávání i promítání s naprosto standardním vybavením (kamera, filmový materiál, objektiv, kopírovací a promítací stroj) a za standardních podmínek běžných v tehdejší profesionální praxi. Pod dohledem expertů byl testovací obrazec nasnímán za stejných podmínek v USA a ve Francii. Po vyvolání originálních kamerových negativů byly vytvořeny interpozitivy, internegativy a distribuční kopie ve dvou laboratořích. Jako OCN byl použit filmový materiál Kodak 5274. Interpozitiv byl zhotoven na Kodak 5242 a internegativ na Kodak 2242. Z něj pak byla vytvořena distribuční kopie na Kodak Vision Color 2383.

Pro originální kamerový negativ i všechny typy kopií byly za použití mikrodenzitometru změřeny modulační přenosové funkce. Nutno podotknout, že se ale jednalo o modulační přenosové funkce soustavy objektiv - filmový materiál. Naměřené MTF v horizontálním směru všech typů materiálu od OCN po distribuční kopii jsou k vidění na Obr. 1.3.



Obrázek 1.3: Modulační přenosové funkce OCN, inter-negativu, inter-pozitivu a distribuční kopie v horizontálním směru naměřené ITU. Převzato [9]

MTF OCN klesá na 10 % své maximální hodnoty na prostorovém rozlišení kolem 2100 l/ph . Vzhledem k formátu filmového políčka, jehož výška byla $11,33 \text{ mm}$, to znamená 185 l/mm a tedy 92 lp/mm . Každá další kopie (interpozitiv, internegativ a následná distribuční kopie) má horší

rozlišení. Modulační přenosová funkce finální distribuční kopie, kterou pak divák sleduje v kině, klesá na 10 % své maximální hodnoty už na prostorovém rozlišení 1000 l/ph (44 lp/mm).

Tyto hodnoty však nepředstavují finální rozlišení, které divák sleduje v kině. Rozlišení je totiž zkresleno ještě promítacím zařízením, což bylo prokázáno subjektivním testováním, kde pozorovatelé hodnotili obrazec promítaný na plátno. Subjektivní hodnocení té nejlepší distribuční kopie probíhalo v šesti standardně vybavených kinosálech. Každá skupina hodnotitelů se skládala z minimálně sedmi expertů, kteří byli rozsazeni do prostředních míst sálu do vzdálenosti odpovídající přibližně 1,5 násobku velikost plátna. Měli za úkol ohodnotit každou z osmi sinusových struktur na projekčním plátně podle toho, na které z jejích devíti sinusových vzorů jsou ještě schopni rozlišit jednotlivé čáry. Hodnocení z každého kinosálu byla zprůměrována a finální hodnoty v jednotkách l/ph jsou k vidění na Obr. 1.4.

<table border="1"> <tr><td>A</td><td></td><td>D</td></tr> <tr><td>600</td><td>E</td><td>632</td></tr> <tr><td></td><td>G 653</td><td>H</td></tr> <tr><td></td><td>579</td><td>F 516</td></tr> <tr><td>B</td><td>684</td><td>C</td></tr> <tr><td>674</td><td></td><td>642</td></tr> </table>	A		D	600	E	632		G 653	H		579	F 516	B	684	C	674		642	<table border="1"> <tr><td>A</td><td></td><td>D</td></tr> <tr><td>800</td><td>E</td><td>750</td></tr> <tr><td></td><td>G 875</td><td>H</td></tr> <tr><td></td><td>550</td><td>F 525</td></tr> <tr><td>B</td><td>825</td><td>C</td></tr> <tr><td>875</td><td></td><td>825</td></tr> </table>	A		D	800	E	750		G 875	H		550	F 525	B	825	C	875		825
A		D																																			
600	E	632																																			
	G 653	H																																			
	579	F 516																																			
B	684	C																																			
674		642																																			
A		D																																			
800	E	750																																			
	G 875	H																																			
	550	F 525																																			
B	825	C																																			
875		825																																			
<table border="1"> <tr><td>A</td><td></td><td>D</td></tr> <tr><td>733</td><td>E</td><td>667</td></tr> <tr><td></td><td>G 733</td><td>H</td></tr> <tr><td></td><td>467</td><td>F 433</td></tr> <tr><td>B</td><td>700</td><td>C</td></tr> <tr><td>667</td><td></td><td>667</td></tr> </table>	A		D	733	E	667		G 733	H		467	F 433	B	700	C	667		667	<table border="1"> <tr><td>A</td><td></td><td>D</td></tr> <tr><td>720</td><td>E</td><td>700</td></tr> <tr><td></td><td>G 740</td><td>H</td></tr> <tr><td></td><td>580</td><td>F 520</td></tr> <tr><td>B</td><td>720</td><td>C</td></tr> <tr><td>680</td><td></td><td>740</td></tr> </table>	A		D	720	E	700		G 740	H		580	F 520	B	720	C	680		740
A		D																																			
733	E	667																																			
	G 733	H																																			
	467	F 433																																			
B	700	C																																			
667		667																																			
A		D																																			
720	E	700																																			
	G 740	H																																			
	580	F 520																																			
B	720	C																																			
680		740																																			
<table border="1"> <tr><td>A</td><td></td><td>D</td></tr> <tr><td>700</td><td>E</td><td>700</td></tr> <tr><td></td><td>G 767</td><td>H</td></tr> <tr><td></td><td>533</td><td>F 500</td></tr> <tr><td>B</td><td>733</td><td>C</td></tr> <tr><td>700</td><td></td><td>600</td></tr> </table>	A		D	700	E	700		G 767	H		533	F 500	B	733	C	700		600	<table border="1"> <tr><td>A</td><td></td><td>D</td></tr> <tr><td>600</td><td>E</td><td>600</td></tr> <tr><td></td><td>G 640</td><td>H</td></tr> <tr><td></td><td>560</td><td>F 480</td></tr> <tr><td>B</td><td>680</td><td>C</td></tr> <tr><td>720</td><td></td><td>680</td></tr> </table>	A		D	600	E	600		G 640	H		560	F 480	B	680	C	720		680
A		D																																			
700	E	700																																			
	G 767	H																																			
	533	F 500																																			
B	733	C																																			
700		600																																			
A		D																																			
600	E	600																																			
	G 640	H																																			
	560	F 480																																			
B	680	C																																			
720		680																																			

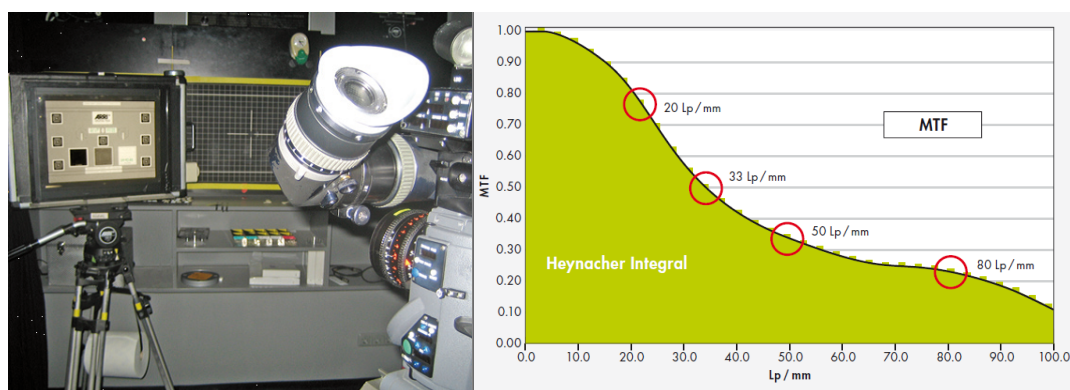
Obrázek 1.4: Výsledky subjektivního hodnocení rozlišení distribuční kopie promítané v šesti různých kinech. Průměrné hodnoty maximálních prostorových frekvencí, které hodnotitelé rozeznali v závislosti na pozici na plátně. Převzato [9]

Ačkoliv byla promítána jedna a ta samá distribuční kopie, výsledky, kterých bylo dosaženo v jednotlivých kinech, se docela výrazně liší. V každém kině bylo dosaženo také poměrně velkého rozptylu hodnocení rozlišení pro jednotlivé části plátna. Nejvyšší rozlišení, které experti rozpoznali, bylo 875 l/ph (38 lp/mm) a průměrné horizontální rozlišení všech šesti horizontálních sinusových struktur testovacího obrazce ze všech šesti kinosálů bylo 715 l/ph (31 lp/mm).

Na toto subjektivní testování však reagovali Morton, Cosgrove a Masson [11] s tím, že zde nebyl použit vhodný testovací obrazec a proto a proto mohou být výsledky subjektivních testů při nesprávné interpretaci zavádějící. Použitý testovací obrazec byl prý nevhodný kvůli nízkému kontrastu a kvůli použití sinusových struktur místo obdélníkových. Tvrdili, že při použití správného testovacího obrazce jsou výsledná rozlišení o 30 % vyšší.

Limitní rozlišení se určuje většinou podle prostorového rozlišení na kterém MTF klesne na hodnotu kolem 5% své hodnoty pro nejnižší prostorovou frekvenci [6]. Podle testů ITU klesla MTF naměřená na originálním filmovém negativu na 5% svého maxima při rozlišení 2400 l/ph (tedy 106 lp/mm). Podle [3] jsou ale detaily s touto prostorovou frekvencí už tak málo kontrastní, že nebudou vidět a nemá proto smysl skenovat materiál v tomto rozlišení. Vhodnější je prý uvažovat rozlišení, při kterém MTF nabývá kolem 20% své maximální hodnoty. Prostorové frekvence s tímto kontrastem budou stále ještě dosti výrazné ale aliasing vzniklý díky vyšším prostorovým frekvencím již bude prakticky neviditelný. Proto autoři článku [3] stanovili rozlišení originálního kamerového negativu z MTF naměřené v ITU experimentu na 1800 l/ph (80 lp/mm), na kterých nabývá MTF asi 17% své maximální hodnoty. Jedná se tedy o nejvyšší zaznamenanou (viditelnou) prostorovou frekvenci. Vzhledem k Nyquistově vzorkovací podmínce je nutné pro digitalizaci takové prostorové frekvence použít vzorkovací frekvenci minimálně dvojnásobnou, tedy nejméně 160 lp/mm . Pro navzorkování horizontálního rozměru políčka 35 mm filmového materiálu, který měří 24,92 mm je proto nutné odebrat minimálně 3987 vzorků. Závěr tedy zní, že nepoškozený profesionálně vyrobený originální kamerový negativ formátu 35 mm je vhodné skenovat v rozlišení 4K nebo vyšším. V případě distribuční kopie, jejíž MTF naměřená ITU poklesla na 17% své maximální hodnoty už na prostorovém rozlišení 800 l/ph (35 lp/mm) by stačilo rozlišení skeneru nastavit minimálně na 1744 pixelů podél horizontálního políčka filmu. Jde sice o minimální rozlišení skeneru které podle Nyquistova teorému nezpůsobí aliasing, na druhou stranu se ale jedná o hodnoty vypočtené z modulačních přenosových funkcí nepoškozených a profesionálně zpracovaných filmových materiálů.

Podobných testování rozlišení filmového materiálu proběhlo více. Například Kiening Hans v Arri [12] testoval film Eastman EXR 50D Color Negative Film 5245 EI 50 ve formátu 35 a 16 mm. Přestože se jedná o jiný filmový materiál, podle naměřené MTF určil právě rozlišitelnou prostorovou frekvenci (při které MTF nabývá 20% své maximální hodnoty) také v oblasti 80 a 100 lp/mm . A to jak pro 35mm tak 16 mm formát. Emulze je na obou formátech stejná, proto není důvod ke změně rozlišení. Vzhledem k nižší citlivosti emulze měřených filmových materiálů, která vede k vyššímu rozlišení, dospěl v tomto testování k závěru, že nepoškozený, správně exponovaný a profesionálně zpracovaný 35 mm filmový materiál je vhodné skenovat v rozlišení 6K a 16 mm formát pak ve 3K.



Obrázek 1.5: Testování rozlišení filmového materiálu Kodak 5245 a 7245 v Arri. Převzato [12]

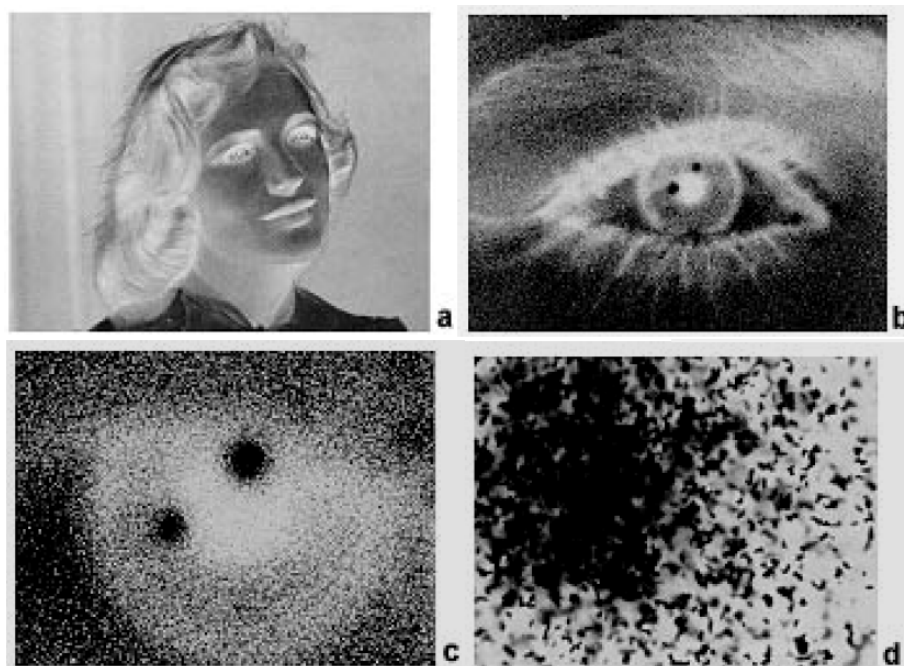
Kapitola 2

Filmové zrno a jeho vztah k rozlišení

Obrazová informace uložená na filmovém materiálu má díky jedinečnému principu záznamu jednu naprosto specifickou vlastnost, kterou je filmové zrno. Přestože je filmové zrno v podstatě šum, k filmovému záznamu patří a dodává mu na přirozenosti. Optimální vzorkovací frekvence by proto měla být schopná dostatečně hustě navzorkovat strukturu zrna, které by mělo ve filmovém snímku zůstat zachováno. V této kapitole jsou proto představeny charakteristiky filmového zrna, které jsou následně využity k návrhu metody pro určení vzorkovací frekvence dostatečné k zachycení jeho struktury.

2.1 Vznik filmového zrna

Pro pochopení zrnitosti filmového záznamu je nejdříve třeba se podívat na její fyzikální příčinu. Jak již bylo řečeno v první kapitole, elementárními zdroji informace jsou u filmového materiálu krystalky stříbra v černobílém filmovém materiálu a molekuly barviva v tom barevném. Tyto fundamentální částice jsou v emulzi filmového materiálu rozesety náhodně, ale s obrovskou hustotou. Emulze je vzhledem k velikosti částic relativně tlustá a proto jsou částice rozesety ve všech třech jejích rozměrech. Dochází tak k jejich překryvům a shlukování, což vede ke vzniku zrnitého vzoru, který je viditelný až při zvětšení obrazu [10]. Zrno ale není elementární jednotkou tvořící obrazovou informaci. Vzniká pouze jako výsledek zpracování zrakového vjemu mozkiem, když člověk sleduje velké množství fundamentálních částic rozesetých v relativně tlusté vrstvě emulze [7]. Je to vlastně důsledek konečné rozlišovací schopnosti lidského zraku, který není schopen skutečné fundamentální částice rozlišit. Zrno však není žádná částice, nelze ho ani prozkoumat pod mikroskopem. Při zkoumání obrazu na filmovém materiálu vidíme zrno, ale když jej zvětšujeme, jeho hrany se stávají čím dál tím méně rozlišitelné, a začínají se objevovat jednotlivé fundamentální částice (Obr. 2.1). Zrno ovlivňuje obrazovou informaci podobně jako běžný obrazový šum. Zahaluje detaily ale neurčuje rozlišení filmového materiálu ani netvoří obrázek. Zrnitost je obrazec, který se přičítá k finálnímu obrazu, ne ke světelnému zdroji informace.



Obrázek 2.1: Postupně zvětšovaný obrázek na negativním filmovém materiálu a) zvětšení 2.5x, b) zvětšeno 20x, c) zvětšeno 60x, d) při zvětšení 400x už jsou viditelné jednotlivé fundamentální částice - je vidět, jak se v tloušťce emulze překrývají a dochází k jejich shlukování. Převzato [7]

2.2 Úloha filmového zrna při digitalizaci filmových záznamů

Při digitalizaci a následném zpracování filmových záznamů hraje zrna velkou roli. Přestože zrna přidává snímku na přirozenosti, například při kompresi naskenovaného záznamu způsobuje výrazné snížení účinnosti kompresních algoritmů díky poměrně vysoké energii na vyšších prostorových kmitočtech. Pro kompresi digitalizovaných filmových záznamů byly proto vyvinuty metody, které nejdříve v naskenovaných sekvencích filmové zrna potlačí, přičemž dojde k odhadu jeho charakteristik. Následně je obrazová informace s potlačenou zrnitostí účinně zakódována a v dekóderu pak vytvořeno syntetické zrna na základě odhadnutých parametrů, které je pak přidáno do dekódované informace [13].

Syntéza zrna je žádoucí také například v případě přidávání digitálních filmových triků do digitalizovaného filmového záznamu nebo pro digitální rekonstrukci poničených archivních filmových záznamů. Retušované oblasti totiž filmové zrna na rozdíl od netknutých částí obrázku neobsahují a je potřeba je dodat uměle [14]. Uměle syntetizované zrna používají také digitální fotografové pro zpříjemnění vzhledu jejich fotografií. Na druhou stranu se ale může stát, že je filmové zrna natolik výrazné, že působí rušivě a snižuje kvalitu digitalizovaného záznamu [15]. V takovém případě bude po digitalizaci záznamu pravděpodobně provedena snaha o redukci filmového zrna. Obecně platí, že citlivější filmové materiály mají větší zrnitost. Zrnitost se ale zvětšuje také vlivem kopírování filmového materiálu. Čím vzdálenější kopie originálního kamerového negativu daný filmový pás je, tím větší má zrnitost [10]. Zrnitost může být ovlivněna také způsobem vyvolávání. Dlouhé vyvolávání, vysoká teplota nebo vysoce aktivní vývojka zrnitost zvětšují stejně jako přeexponování filmového materiálu [8].

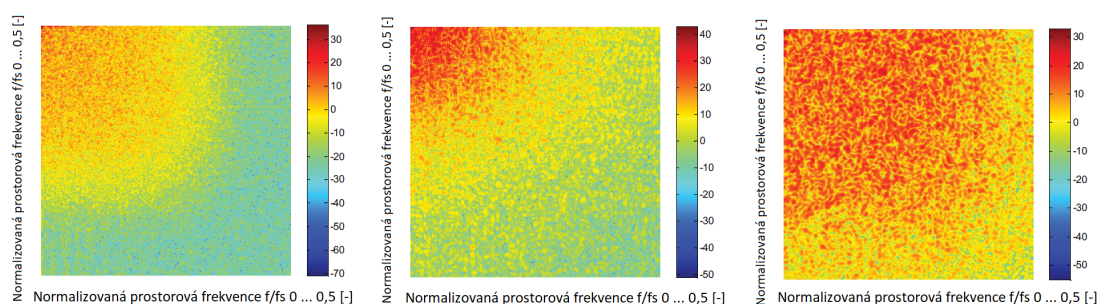
Ne vždy je tedy filmové zrna v digitalizovaném záznamu žádoucí a ne vždy je potřeba znát op-

timální vzorkovací frekvenci pro jeho digitalizaci. Může se třeba stát, že byla obrazová informace zkrešlena již před záznamem na filmový pás, například vlivem nesprávného zaostření objektivu kamery při natáčení. V takovém případě by details na filmovém pásu mohly úplně chybět, avšak filmové zrno by stále bylo přítomno. Výsledkem skenování by pak byla filmová sekvence s nekvalitní obrazovou informací, která by však zabírala velký datový prostor díky kvalitně naskenované struktuře filmového zrna. Mohou být případy, kdy je snímek natolik hodnotný, že jej chceme zachovat v co nejlepší kvalitě i když původní obrazová informace nestojí za moc. Jindy ale může jít o filmový pás bez významné hodnoty a mohlo by být žádoucí naskenovat film v rozlišení, jakého skutečně dosahuje užitečná obrazová informace bez zachování filmového zrna. Pracovník obsluhující filmový skener v němž by byla implementována metoda pro hledání optimální vzorkovací frekvence, by tedy měl mít na výběr, zda chce najít optimální vzorkovací frekvenci pro zachování zrna, nebo pro zachování čisté obrazové informace. V případě, že by byla zvolena první možnost, měl by algoritmus umět analyzovat signál čistého filmového zrna. V případě druhé možnosti by naopak měl algoritmus umět filmové zrno potlačit a analyzovat čistý, zrnem nezkrešený filmový snímek.

2.3 Charakteristiky digitálního signálu filmového zrna

Ať už je potřeba analyzovat signál filmového zrna za účelem odhadu jeho optimální vzorkovací frekvence, nebo je nutné filmové zrno v digitalizovaném snímku potlačit, je potřeba znát jeho charakteristiky.

Analýza charakteristik filmového zrna [15], která byla provedena na velkém souboru digitalizovaných filmových materiálů v rozlišení SD, 2K a 4K, odhalila především to, že každý filmový záznam má svou individuální strukturu zrnitosti. Ukázalo se, že vzhled zrna, závisí především na závislosti jeho energie (rozptylu) na intenzitě signálu a také na šířce pásma a tvaru jeho spektra. Bylo již známo, že filmové zrno je signálově závislý šum a tedy že se jeho energie liší v tmavých a světlejších oblastech obrázku. Pro každý digitalizovaný filmový záznam však byly naměřeny jiné závislosti. Nejčastěji byla energie zrna nejnižší v tmavých oblastech snímku, rostla pro středně světlé regiony, ale pro nejsvětlejší zase poklesla. Vzhledem k tomu, že se s úrovní signálu mění pouze rozptyl jasových hodnot, nikoliv velikost zrna, není tato charakteristika filmového zrna pro určení optimální vzorkovací frekvence potřebné k zachycení jeho struktury důležitá. Daleko důležitější jsou charakteristiky signálu filmového zrna ve spektrální doméně. Amplitudové Fourierovo spektrum signálu zrna mělo pro všechny analyzované záznamy podobný tvar (Obr. 2.2), ale šířka pásma se měnila podle velikosti zrna. Analýza amplitudového spektra filmového zrna je proto jistě nezbytná pro určení vzorkovací frekvence potřebné pro jeho bezchybnou digitalizaci.



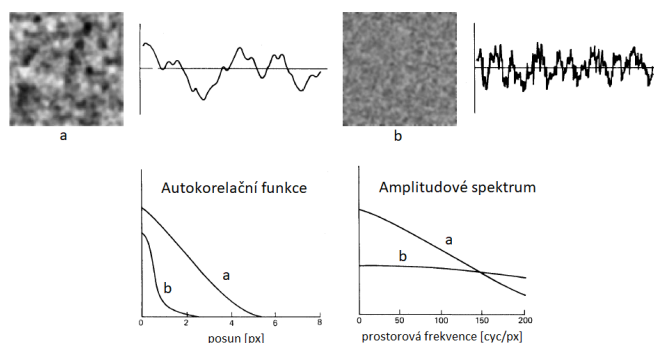
Obrázek 2.2: Logaritmus amplitudového spektra filmového zrna. Vlevo: Zrno na materiálu skenovaném ve 4K rozlišení; veprostřed: 2K rozlišení a vpravo: SD rozlišení. Převzato [15]

Během experimentu byla dále zjištěna časová nezávislost charakteristik signálu filmového zrna. Jedná se o náhodný signál bez časové korelace podobně jako je tomu u digitálního šumu. Na rozdíl od digitálního šumu je ale signál filmového zrna charakteristický prostorovou korelací. Pokud je totiž filmové zrno digitalizováno v dostatečném rozlišení, jsou "jednotlivá zrna" v digitalizovaném obraze reprezentována více než jedním pixelem [16]. Dalším užitečným prostředkem pro zjištění optimální vzorkovací frekvence by proto mohla být autokorelační funkce signálu filmového zrna.

Analýzou histogramů filmového zrna bylo zjištěno přibližně Gaussovo rozložení jeho jasových hodnot. Šum snímáče skeneru je také považován za Gaussův, má však oproti filmovému zrnu mnohem nižší energii [15] a jeho spektrum je konstantní pro všechny prostorové frekvence.

Charakteristiky, které by teoreticky mohly sloužit k určení optimální vzorkovací frekvence filmového zrna, jsou tedy jeho amplitudové/výkonové spektrum a autokorelační funkce. Pokud je analyzován filmový snímek naskenovaný v nejvyšším možném rozlišení, mělo by být pomocí analýzy těchto charakteristik možné zjistit buď to, že je aktuální vzorkovací frekvence optimální nebo příliš malá a není vhodné ji snižovat, nebo že je zbytečně vysoká. V takovém případě by analýza měla být schopna určit, jak moc je možné vzorkovací frekvenci snížit, aniž by došlo ke ztrátě informace o struktuře zrnitosti. Čím menší bude mít spektrum signálu filmového zrna šířku pásma, tím nižší vzorkovací frekvenci oproti dosavadní, bude možné použít (Obr. 2.3). Budou-li se frekvenční koeficienty s významnou hodnotou rozprostírat až do prostorové frekvence $f = 0,5 \text{ cyc/px}$, bude aktuální vzorkovací frekvence optimální, nebo příliš nízká pro zachování struktury zrnitosti.

Autokorelační funkce bude naopak pro detailněji navzorkované zrno širší. Nebude-li aktuální vzorkovací frekvence pro zachycení struktury zrna dostatečná, poklesne autokorelační funkce na hodnotu blízkou nule již pro posun $\tau = 1 \text{ px}$.



Obrázek 2.3: Porovnání autokorelační funkce a amplitudového spektra hrubého zrna (a), které nepotřebuje pro zachování své struktury tak vysokou vzorkovací frekvenci, jako jemnější zrno (b). Autokorelační funkce je pro hrubší zrno širší, kdežto šířka pásma amplitudového spektra naopak užší. Převzato [17]

2.4 Odhad optimální vzorkovací frekvence filmového zrna

Optimální vzorkovací frekvenci potřebnou pro zachycení filmového zrna by tedy mělo být možné odhadnout pomocí jeho amplitudového spektra a autokorelační funkce. Tyto charakteristiky jsou závislé na velikosti zrna. Aby ale bylo možné tyto charakteristiky změřit, je nejdříve potřeba oddělit signál filmového zrna od signálu užitečné obrazové informace. To by šlo snadno udělat v oblastech obrázku, kde je užitečná obrazová informace homogenní. Po odečtení průměrné jasové hodnoty takové oblasti by zůstal jen signál filmového zrna.

2.4.1 Detekce homogenních regionů obrázku

Metodu pro detekci homogenních regionů za účelem analýzy charakteristik filmového zrna představil Peter Shallauer [18]. Metoda předpokládá, že jsou prostorové vlastnosti filmového zrna globální pro celý snímek. Tedy že signálová závislost platí pouze pro rozptýl jasových hodnot, ale struktura zrnitosti se pro různé jasové hodnoty užitečné informace nemění. Dalším předpokladem pro správnou funkci Schallauerovy metody detekce oblastí obrázku obsahujících pouze zrna je, že je filmové zrna textura s podobnými charakteristikami ve všech směrech a nemá tedy žádný dominantní směr.

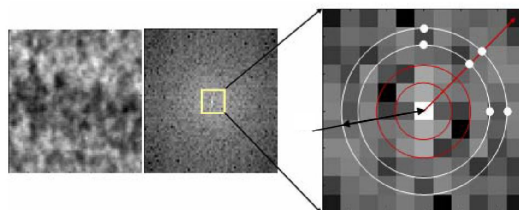
Hledání homogenních bloků pak probíhá v několika fázích. Barevná informace zde nemá význam, proto se analyzuje pouze jasová složka signálu. Celý obrázek je nejdříve rozdělen na jednotlivé bloky B o velikosti $w \times w$ s tím, že w by mělo mít rozměr blízký jedné patnáctině vertikálního rozměru obrázku. Každý blok pak prochází analýzou homogenity rozložení jasových hodnot a spektrální analýzou směrivosti.

Za účelem zjištění homogenity rozložení jasových hodnot v bloku, je každý blok rozdělen do čtyř subbloků B_i o velikost $\frac{w}{2} \times \frac{w}{2}$. V celém bloku i ve všech čtyřech subblocích je spočtena směrodatná odchylka jasových hodnot σ_B a σ_{B_i} a maximální spočtená hodnota H_{intB} ((2.1)) pak určuje celkovou homogenitu bloku.

$$H_{intB} = \max(\sigma_B, \max(\sigma_{B_i})), \quad i = \{1, 2, 3, 4\} \quad (2.1)$$

Je-li směrodatná odchylka některého subbloku vyšší než odchylka celého bloku, nebo je-li směrodatná odchylka celého bloku příliš vysoká, znamená to, že blok neobsahuje homogenní obrazovou informaci.

Dalším krokem je analýza Fourierova spektra bloku za účelem zjištění, zda má obrazová informace v daném bloku izotropický charakter, nebo je spíše formovaná v nějakém dominantním směru. V logaritmu výkonového Fourierova spektra (odpovídajícího druhé mocnině amplitudového spektra) jsou zkoumány frekvenční koeficienty nejnižších prostorových frekvencí ve čtyřech různých směrech. Nejdříve je zvoleno frekvenční pásmo r a následně jsou ve čtyřech různých směrech spektra $\alpha = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ určeny překrývající se výseče o úhlu 90° . Frekvenční koeficienty ze zvoleného pásma ve směrech určených jednotlivými výsečemi jsou pak použity pro určení směrivosti bloku. Pro každou výseč je změřena směrivot $\Theta_{r,\alpha}$ jako vážený průměr koeficientů ležících ve frekvenčním pásmu r ve středu každé výseče a na jejích okrajích. Jinými slovy jako vážený průměr koeficientů ležících ve frekvenčním pásmu r pod úhlem α a koeficientů ležících ve stejném frekvenčním pásmu pod úhlem $\alpha \pm 45^\circ$. Koeficienty na okraji výseče mají poloviční váhu oproti těm středovým. Na Obr. 2.4 je pro představu ukázána výseč frekvenčního spektra filmového zrna s dominantním směrem 45° .



Obrázek 2.4: Detail frekvenčního spektra jednoho bloku B obrázku. Soustředné kruhy vymezují zvolené frekvenční pásmo r a bílé body označují frekvenční koeficienty na okrajích a ve středu výseče s dominantním směrem $\alpha = 45^\circ$, které jsou použity k měření směrivosti bloku. Pokud vzdálenost frekvenčních koeficientů od středu spektra neodpovídá přímo vymezenému pásmu, provádí autor článku interpolaci. Převzato [18].

Autor provádí výpočet směrovosti každého bloku ve dvou blízkých frekvenčních pásmech. Pro každý blok je tak určeno osm hodnot směrovosti $\Theta_{r\alpha}$. V obou frekvenčních pásmech je určena výsledná směrovost H_{dirB}^r podle rovnice (2.2),

$$H_{dirB}^r = \max(\Theta_{r\alpha} - \mu_r) - \max(\min(\Theta_{r\alpha} - \mu_r), 0), \alpha \in (0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ) \quad (2.2)$$

kde $\Theta_{r\alpha}$ značí směrovost určenou váženým průměrem spektrálních koeficientů z výše směrované pod úhlem α ve frekvenčním pásmu r a μ_r značí průměrnou hodnotu spektrálních koeficientů v celém frekvenčním pásmu r . Hodnota H_{dirB}^r tak vlastně určuje maximální odchylku (směrem nahoru) frekvenčních koeficientů od průměrné hodnoty v daném frekvenčním pásmu. Důležité je pouze jestli je tato maximální odchylka větší než prahová hodnota, ne v jakém směru nastala.

Pro každý blok obrázku je tedy spočtena maximální směrodatná odchylka jasových hodnot H_{intB} a maximální směrovost H_{dirB}^r pro dvě různá frekvenční pásma. Za homogenní blok je označen každý blok, jehož hodnoty H_{dirB} a H_{dirB}^r spadají pod určitou empiricky určenou prahovou hodnotu. Následně jsou seskupovány detekované homogenní bloky, které na sebe navazují (region growing) a pro výslednou analýzu charakteristik filmového zrna tak může být vybrán buď největší nalezený homogenní blok z celého snímku, nebo mohou být analyzovány všechny detekované bloky a za výslednou charakteristiku zrna může být určena průměrná charakteristika všech bloků.

2.4.2 Měření charakteristik filmového zrna

Předpokladem tedy je, že homogenní region obrázku detekovaný na základě výše popsaného algoritmu, obsahuje pouze konstantní užitečnou obrazovou informaci a filmové zrno. Užitečnou informaci lze proto potlačit odečtením průměrné jasové hodnoty, čímž je získán čistý signál filmového zrna. Pak už lze zobrazit jeho charakteristiky, z nichž jsou pro účely odhadu optimální vzorkovací frekvence nejdůležitější amplitudové případně výkonové Fourierovo spektrum a autokorelační funkce.

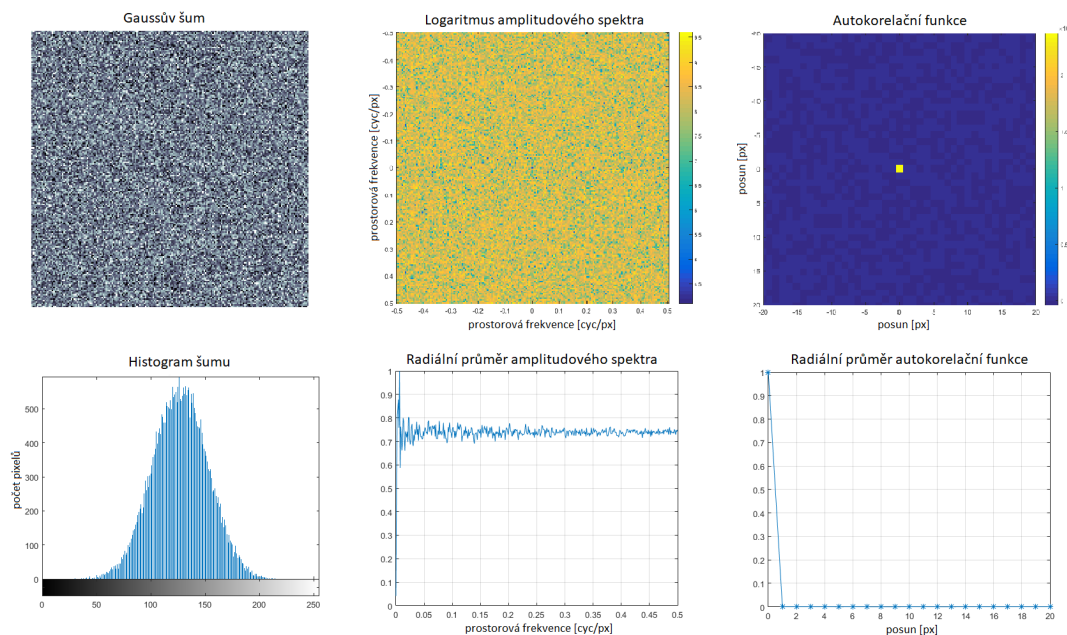
Vyhodnocení dvoudimenzionálních charakteristik

Fourierovo spektrum i autokorelační funkce obrázku jsou dvoudimenzionální charakteristiky. Pro přímé vyhodnocení pozorovatelem může být 2D charakteristika vhodná, ale pro automatickou metodu jde o data zbytečně složitá. Protože má filmové zrno charakteristiky na směru nezávislé, lze amplitudové spektrum i autokorelační funkci vyjádřit v jedné dimenzi pomocí radiálního průměrování. Matice obsahující Fourierovo spektrum obrázku je ve výchozím stavu strukturovaná tak, že osa x i osa y obsahují frekvenční koeficienty pro prostorové frekvence $0-1 \text{ cyc/px}$. Pokud je počátek frekvenčního Fourierova spektra posunut (MATLAB funkce `fftshift`) do středu matice, vyjadřuje pak frekvenční koeficient ve středu matice koeficient stejnosměrné složky (0 cyc/px) a díky periodicitě diskretní Fourierovy transformace představují hodnoty spektra směrem od středu k okrajům matice koeficienty pro prostorové frekvence postupně rostoucí až na $0,5 \text{ cyc/px}$. Po převedení spektra z kartézských souřadnic $[x, y]$ do polárních souřadnic $[\rho, \Theta]$ se středem umístěným na pozici koeficientu pro stejnosměrnou složku obrázku, je možné provést průměrování přes všechny úhly Θ , čímž vznikne 1D radiálně průměrované spektrum, které je funkcí jen prostorové frekvence ρ . Taková charakteristika je jednodušší pro posouzení. Představuje průměrnou hodnotu Fourierova spektra pro danou prostorovou frekvenci.

Charakteristiky bílého Gaussova šumu

Při bližším zkoumání digitalizovaných filmových záznamů může pozorovatel dojít k pochybám, zda to, co vidí je filmové zrno, nebo klasický digitální šum z optoelektronického snímače filmového skeneru. Nejvýraznější charakteristikou filmového zrna, která pro účely odhadu optimální vzorkovací frekvence odlišuje zrno od digitálního šumu, je prostorová korelace jasových hodnot.

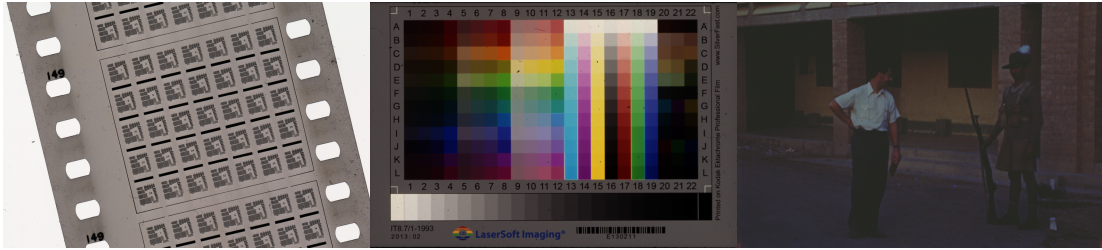
Digitální šum nemá jasové hodnoty v prostorové oblasti jakkoliv korelované, což znamená, že jeho autokorelační funkce by měla klesnout na nulovou hodnotu hned při posunu $\tau = 1$. Rozložení jasových hodnot digitálního šumu i filmového zrna odpovídá Gaussovu rozložení, ale amplitudové Fourierovo spektrum šumu má na rozdíl od spektra filmového zrna konstantní hodnotu pro všechny prostorové frekvence. Na Obr. 2.5 jsou vidět dvoudimenzionální i radiální průměrované charakteristiky digitálního šumu.



Obrázek 2.5: První řada: Bílý šum s Gaussovým rozložením, logaritmus jeho amplitudového spektra a jeho autokorelační funkce. Druhá řada: Histogram jeho jasových hodnot spolu s radiálním průměrem amplitudového spektra a autokorelační funkce.

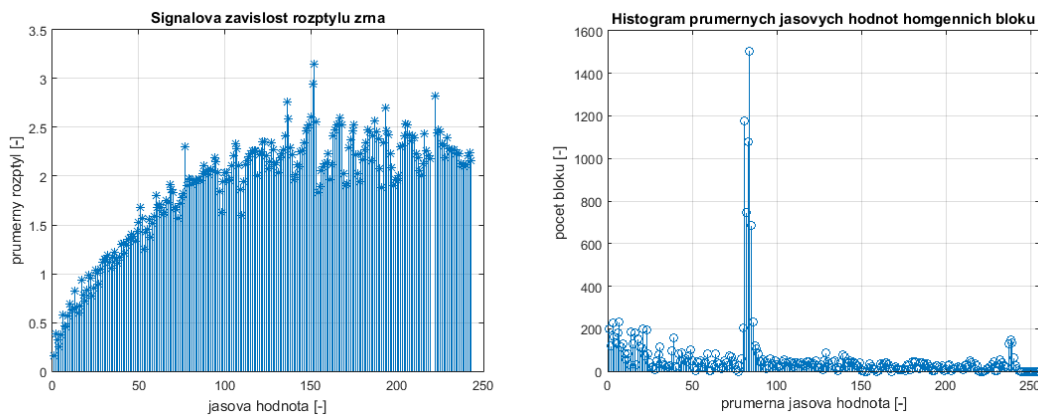
Analyzované obrázky

Pro ilustraci navrženého postupu odhadu optimální vzorkovací frekvence schopné zachytit strukturu zrna byly vybrány snímky z Obr. 2.6, které z filmového materiálu naskenoval Jan Aubrecht v rámci své bakalářské práce [19]. Prvním vhodným testovacím obrázkem je obrázek s pracovním názvem Vuzort. Tento obrazec pro měření rozlišení z Výzkumného ústavu zvukové, obrazové a reprodukční techniky zaznamenaný na 35mm filmovém materiálu, byl naskenován do rozměrů 19408×12225 px. Rozměry digitálního obrázku odpovídají maximálnímu výrobcem uvedenému optickému rozlišení skeneru EverSmart Select, na kterém byl tento snímek digitalizován. Pro ušetření času a výpočetního výkonu byl pro analýzu použit výřez obrázku o rozměrech 2585×1433 px. Druhým vhodným testovacím obrázkem je obrázek označený jako Vuescan s rozměry 10560×8167 px. V tomto případě se jedná o obrázek standardizované barevné tabulky LaserSoft Imaging IT8.7/1-1993. Třetím obrázkem s pracovním názvem Delegace je snímek dvou mužů, skenovaný v nižším rozlišení 2664×4300 px. Také z obrázku Vuescan a Delegace byly pro analýzu použity výřezy o stejné velikosti jako výřez z obrázku Vuzort. Pro analýzu charakteristik filmového zrna byl vždy použit jeden barevný kanál snímku, přičemž bylo ověřeno, že se charakteristiky v jednotlivých kanálech výrazně neliší, přestože prostorová struktura zrna ano. Snímky byly skenovány v 16 bitové hloubce. Kvantizační šum vzniklý převodem na 8 bitové kvantování výrazně neovlivnil výsledné charakteristiky.



Obrázek 2.6: Snímky použité k analýze filmového zrna. Vlevo: Vuzort; uprostřed: Vuescan; vpravo: Delegation

Snímek Vuescan je velmi vhodný pro měření signálové závislosti rozptylu jasových hodnot zrna. Nejdříve v něm proto byly detekovány homogenní bloky o velikosti $20 \times 20 \text{ px}$ a každému bloku pak byla spočítána střední hodnota i rozptyl. Na Obr. 2.7 je pak graf naměřené závislosti průměrného rozptylu bloků na střední hodnotě a je zde také ukázán histogram ukazující počet bloků s danou střední jasovou hodnotou, aby bylo jasné, z kolika bloků byla průměrná hodnota rozptylu počítána.



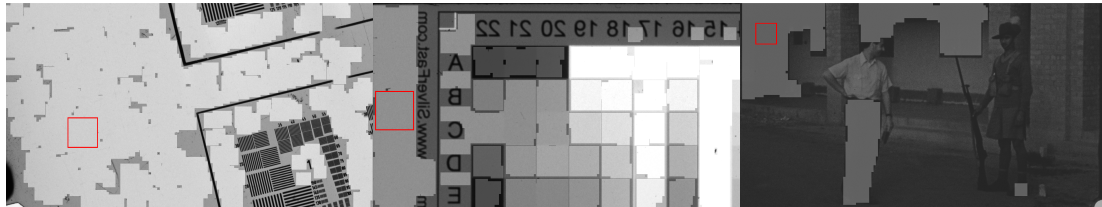
Obrázek 2.7: Prezentace signálové závislosti rozptylu jasových hodnot filmového zrna

Detekce homogenních regionů

Každý z obrázků byl nejdříve podroben detekci homogenních regionů. Implementace algoritmu má sice nastavitelné parametry prahových hodnot pro maximální směrodatnou odchylku jasových hodnot zrna a maximální směrovost ve spektru, ale v [18] určené empirické hodnoty ve všech testovaných případech vyhovovaly. Dalším nastavitelným parametrem je pak velikost a překryv bloků, jejichž homogenita je analyzována. Tyto hodnoty lze však určit podle rozměrů vstupního obrázku automaticky (např. $1/15$ vertikálního rozměru obrázku). Metoda tedy v praxi žádné parametry nastavovat nepotřebuje. Problém přichází pouze v případě, kdy je obrázek plný struktur s vyššími prostorovými frekvencemi a žádný homogenní blok o dané velikosti neobsahuje. Takové případy by mohly být ošetřeny pomocí postupného zmenšování analyzovaných bloků, případně do určité míry zvyšováním prahových hodnot. Pokud by ani při dosažení maximálních prahových hodnot nebyl žádný homogenní blok detekován, musel by algoritmus přeskočit do jiné části filmového pásu a hledat homogenní bloky v jiném záběru.

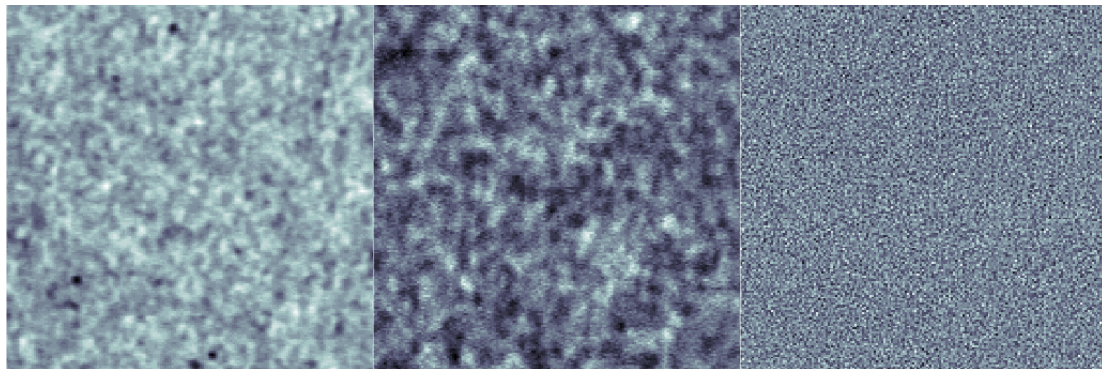
Na Obr. 2.8 jsou vidět výsledky detekce homogenních regionů na třech výše zmíněných obrázcích. Byly analyzovány bloky o velikost 121 px s překryvem 80 px . Výstupem implementované funkce je nejen největší homogenní blok poskládaný z jednotlivých na sebe navazujících bloků,

ale také jednotlivé detekované bloky. Lze proto provést analýzu charakteristik největšího bloku i průměrných charakteristik všech bloků.



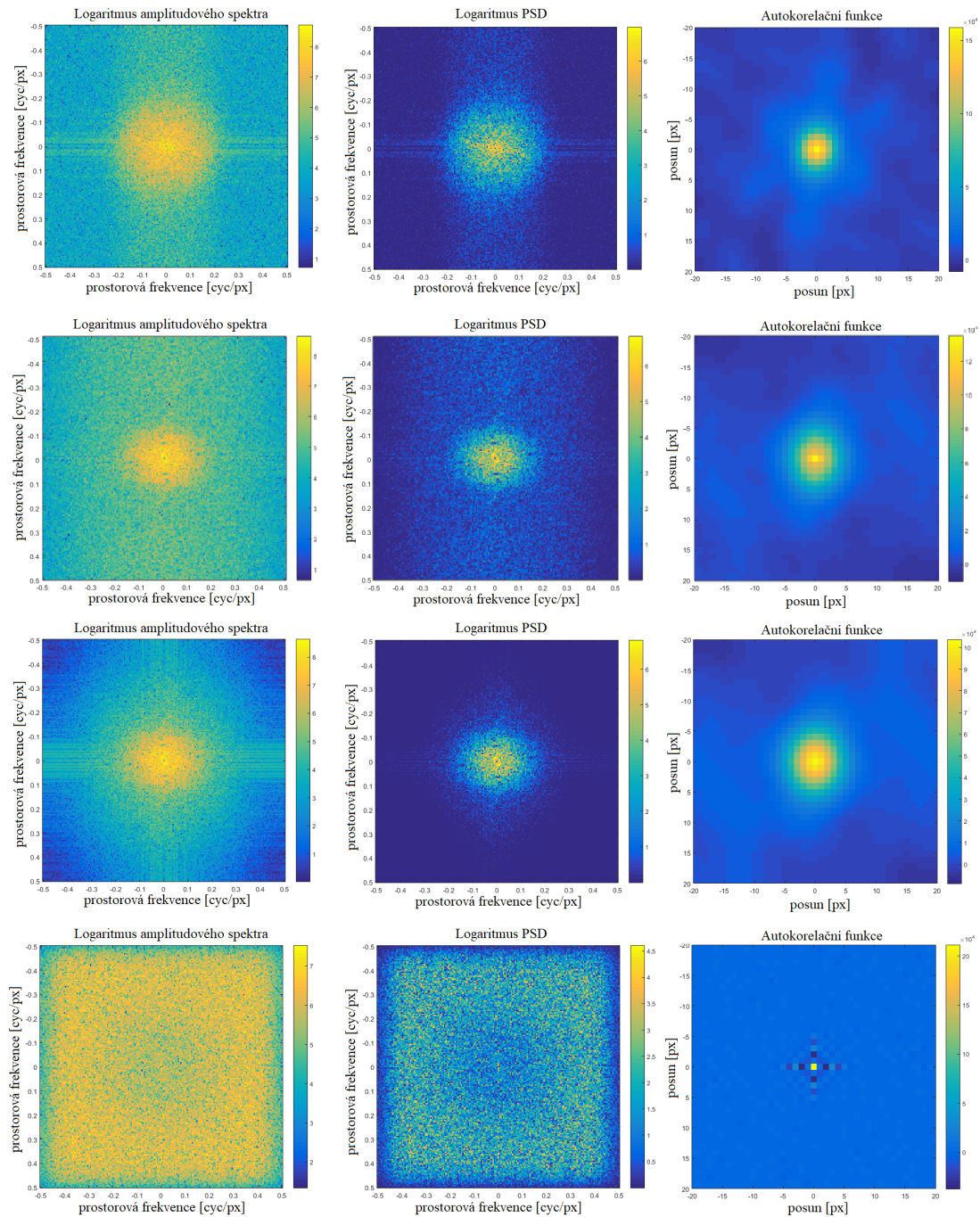
Obrázek 2.8: Výsledky detekce homogenních regionů na třech testovaných obrázcích (vlevo Vuzort, uprostřed Vuescan, vpravo Delegace). Oblasti detekované jako homogenní jsou označeny zesvětlením o 60 jasových hodnot. Největší detekovaný region je označen červeně.

Maximální detekované homogenní regiony měly různé velikosti, proto byly za účelem snadnějšího porovnání pohledem oříznuty na velikost 190×190 px a k vidění jsou na Obr.2.9.



Obrázek 2.9: Detekované homogenní regiony o velikosti 190×190 px. Pro zobrazení bylo použito vyrovnání histogramu (funkce Matlabu `imagsc` s `colormap 'bone'`). Vlevo: Vuzort, uprostřed: Vuescan a vpravo: Delegace.

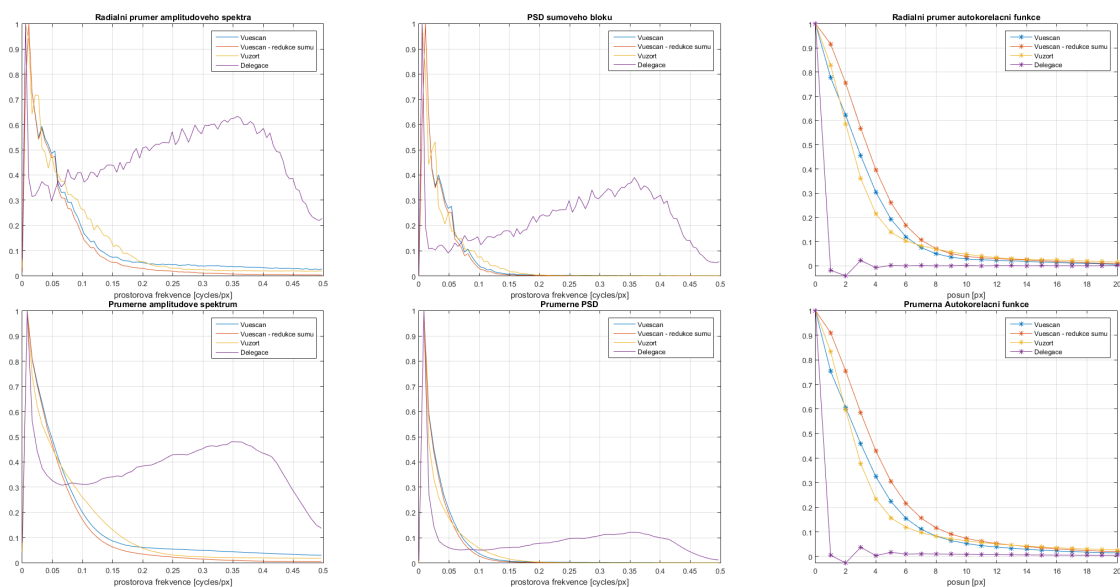
Na všechny zobrazené bloky bylo aplikováno roztažení histogramu, takže jasové hodnoty všech tří bloků vyplňují dynamický rozsah 8bitově kvantovaného obrázku. Struktura zrna je skutečně pro každý z analyzovaných obrázků jiná. Přestože byl obrázek Vuescan skenovaný výrazně nižší (zhruba poloviční) vzorkovací frekvencí, je jeho zrno větší. Filmový materiál, na nějž byl tento snímek zaznamenán, byl nejspíše výrazně citlivější, než materiál, na který byl zaznamenán snímek Vuzort. Zatímco v případě snímku Vuescan i Vuzort není pochyb o tom, že se skutečně jedná o digitalizované filmové zrno. V případě třetího snímku - Delegace, který byl skenován v nižším rozlišení, se dá spekulovat o tom, zda se nejedná o digitální šum. Pravděpodobně jde ale o filmové zrno naskenované s nedostatečnou vzorkovací frekvencí pro zachování prostorové korelace, tedy pro zachování informace o struktuře zrna. Jemnější zrno, jaké obsahuje obrázek Vuzort, bude mít podle předpokladu širší amplitudové spektrum a užší korelační funkci než větší zrno obrázku Vuescan.



Obrázek 2.10: 2D charakteristiky maximálních detekovaných homogenních regionů obsahujících pouze filmové zrně oříznutých na 190×190 px (Obr. 2.9). První řádek: Vuzort; druhý řádek: Vuescan; třetí řádek: Vuescan po potlačení digitálního šumu; čtvrtý řádek: Delegation. V prvním sloupci je vždy zobrazen logaritmus amplitudového Fourierova spektra. V druhém sloupci je logaritmus výkonového spektra a ve třetím sloupci je autokorelační funkce.

Charakteristiky detekovaných homogenních bloků

Pro ověření předpokladu byla po odečtení stejnosměrné složky, na každý největší detekovaný homogenní blok (Obr.2.9) aplikována Fourierova transformace a byla vypočtena autokorelační funkce. Tyto charakteristiky zobrazené na Obr. 2.10 odpovídají předpokladům. Filmové zrno obrázku Vuzort má významné hodnoty frekvenčních koeficientů na vyšších prostorových frekvencích, než zrno obrázku Vuescan. Spektrum zrna obrázku Delegation se skutečně podobá spektru digitálního šumu na obrázku (Obr. 2.5). Stejně tak i jeho autokorelační funkce ukazuje minimální prostorovou korelaci sousedících hodnot. Autokorelační funkce snímků Vuescan i Vuzort je poměrně široká a podle předpokladu je širší pro větší zrno obrázku Vuescan. Na obrázku (Obr. 2.11) jsou pak vidět radiálně průměrované charakteristiky. V prvním řádku obrázku jsou radiální průměry maximálních detekovaných homogenních bloků (Obr.2.9) a ve druhém pak průměrné radiální charakteristiky všech detekovaných homogenních regionů v každém z obrázků.

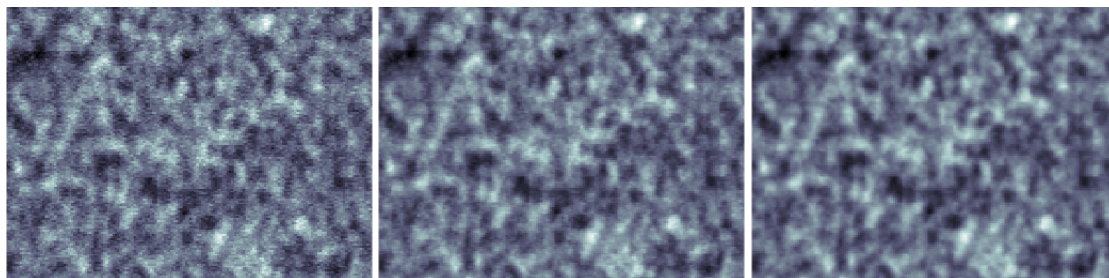


Obrázek 2.11: 1D charakteristiky detekovaných homogenních regionů. První řádek: charakteristiky maximálních homogenních bloků z obrázku (Obr. 2.9); druhý řádek: průměrné charakteristiky všech detekovaných bloků. Charakteristiky jsou normovány svou maximální hodnotou, která je nastavena na jedničku. U průměrných charakteristik k normalizaci došlo až po zprůměrování charakteristik všech bloků.

Vliv digitálního šumu

Už na obrázku zrna snímku Vuescan (Obr. 2.9) je možné si povšimnout jemných změn jasových hodnot v rámci jednotlivých zrn, ke kterým by nemělo docházet. Jedná se pravděpodobně o digitální šum snímače skeneru, který je patrný také ve 2D spektru obrázku zrna ve druhém řádku Obr. 2.10 i v jeho radiálním průměru na Obr. 2.11 - modré křivky. Protože je Fourierova transformace lineární operace, bude spektrum obrázku filmového zrna obsahujícího digitální šum tvořeno součtem spektra filmového zrna a spektra digitálního šumu, které je konstantní (jedná-li se o bílý šum) pro všechny prostorové frekvence. Po aplikaci jednoduchého potlačení šumu v podobě Gaussova filtru (Matlab funkce `fspecial('gaussian', 5, 0.5)`) se v obrázku projevy digitálního šumu utlmí, přičemž struktura filmového zrna zůstane zachována (Obr. 2.12). Změna charakteristik je pak vidět ve třetím řádku obrázku Obr. 2.10. Hodnoty koeficientů spektra

na vyšších prostorových frekvencích poklesly, což je vidět také na změně radiálního průměru charakteristik na obrázku (Obr. 2.11 - červená křivka). Autokorelační funkce, jejíž hodnoty digitální šum snižoval, se rozšířila, jak je vidět ve 2D amplitudovém spektru (Obr. 2.10) i v jeho radiálním průměru (Obr. 2.11 - červené křivky). Při vyhodnocení radiálních charakteristik filmového zrna obrázku Delegation je jasné, že se o digitální šum nejedná, alespoň ne o bílý, protože spektrum není konstantní. Každopádně se ale nejedná o zrna naskenované s dostatečnou vzorkovací frekvencí, protože normovaná korelační funkce poklesne na nulu hned při posunu $\tau = 1$.



Obrázek 2.12: Porovnání filmového zrna obsahujícího digitální šum před a po filtraci jednoduchým Gaussovým filtrem. Vlevo: Bez filtrace; uprostřed: filtrace s $\sigma = 0.5$ a vpravo filtrace s $\sigma = 1$

Odhad optimální vzorkovací frekvence

Otázkou zbývá, jak z těchto radiálně průměrovaných charakteristik odhadnout optimální vzorkovací frekvenci. Při pohledu na zrnité bloky detekované v jednotlivých obrázcích (Obr. 2.9) je vidět, že u snímků Vuzort a Vuescan by mohlo dojít ke snížení vzorkovací frekvence, přičemž hrubší zrna snímku Vuescan by mohlo být vzorkováno ještě nižší frekvencí, než zrna snímku Vuzort. Naopak u snímku Delegation další snížení vzorkovací frekvence není možné, protože už dosavadní frekvence nezanechává v signálu informaci o prostorové korelaci zrna. Při porovnání právě vznesených předpokladů a radiálně průměrovaných charakteristik jednotlivých signálů zrna, lze s jistotou říci, že čím dříve poklesne amplitudové spektrum na určitou prahovou hodnotu, tím více lze snížit aktuální vzorkovací frekvenci. Konkrétní postup pro získání vhodné prahové hodnoty by měl být určen až z analýzy mnohem větší množiny vzorků filmového zrna, do které by jistě mělo být zahrnuto subjektivní testování. Nelze jen tak stanovit, kdy je dané filmové zrna navzorkováno dostatečnou frekvencí a kdy už ne. Každopádně by ale měly být zachovány charakteristiky signálu, přičemž nejdůležitější z nich je prostorová korelace. Při pohledu na radiálně průměrovanou autokorelační funkci snímku Delegation je tedy jasné, že jakmile autokorelační funkce klesne na nulu již při $\tau=1$, je dosavadní vzorkovací frekvence příliš nízká.

Pro zachování alespoň dvou vzorků signálu na jedno zrna (zachování prostorové korelace), by bylo možné určit novou vzorkovací frekvenci pomocí autokorelační funkce podle posunu τ , pro který je autokorelační funkce nejbližší jedné polovině své maximální hodnoty. Optimální vzorkovací frekvence by proto měla splňovat následující podmínku

$$ACF_{1D}(\tau_{0.5}) = \min(\text{abs}(ACF_{1D} - 0.5)) \quad (2.3)$$

$$f_{s_{ACF}} = 0.5/\tau_{0.5}$$

kde ACF_{1D} značí normovanou autokorelační funkci, která má jednotkovou hodnotu pro posun $\tau=0$. Pokles normované autokorelační funkce na polovinu pro posun např. $\tau = 3$ značí při aktuální vzorkovací frekvenci $f_S = 0.5 \text{ cyc/px}$ průměrnou velikost zrna 6 px . Při požadavku hustoty vzorkování 2 vzorků na jedno zrna je nová vzorkovací frekvence trojnásobně menší, tedy

$f_{S_{new}} = 0.16 \text{ cyc/px}$. Velikost snímku tedy může být podle ACF snížena na třetinu a prostorová korelace zrna zůstane zachována.

Z hlediska amplitudového spektra signálu by měly zůstat zachovány prostorové frekvence, jejichž frekvenční koeficienty mají významnou hodnotu. Prahová hodnota určující které koeficienty už mají hodnotu zanedbatelnou, by však opět musela být určena během analýzy mnohem větší množiny vzorků kvalitně naskenovaného filmového zrna. Pro snímky Vuzort i Vuescan, které mají podobný tvar spektra signálu zrna, by se za koeficienty se zanedbatelnou hodnotou mohly považovat ty, jejichž hodnota nepřesáhne 6 % maximální hodnoty spektra. U obou spekter (Vuzort i Vuescan) platí, že k poklesu hodnoty spektrálních koeficientů na tuto prahovou hodnotu dochází na úpatí laloku spektra. V užším spektru snímku Vuescan je této prahové hodnoty dosaženo na nižší prostorové frekvenci, než v širším spektru snímku Vuzort. Spektrum snímku Delegation na tuto prahovou hodnotu neklesne vůbec a potvrzuje tak, že zrno v tomto snímku není dostatečně hustě navzorkováno. Optimální vzorkovací frekvence určená pomocí amplitudového spektra by tedy za účelem zachování hlavního laloku spektra měla splňovat následující podmínku (2.4)

$$spectrum_{1D}(f_{S_{spectrum}}) = threshold \quad (2.4)$$

přičemž vhodný práh (threshold) pro snímky Vuescan i Vuzort je 0,06. S výkonovým spektrem je to podobně jako s amplitudovým spektrem, jen prahová hodnota bude nižší. Pro dané vzorky zrna vyhovuje prahová hodnota 0,0036 coby druhá mocnina prahové hodnoty pro amplitudové spektrum. Optimální vzorkovací frekvence pro dané vzorky filmového zrna určená pomocí výkonového spektra by tedy měla splňovat podmínku (2.5).

$$PSD_{1D}(f_{S_{PSD}}) = threshold \quad (2.5)$$

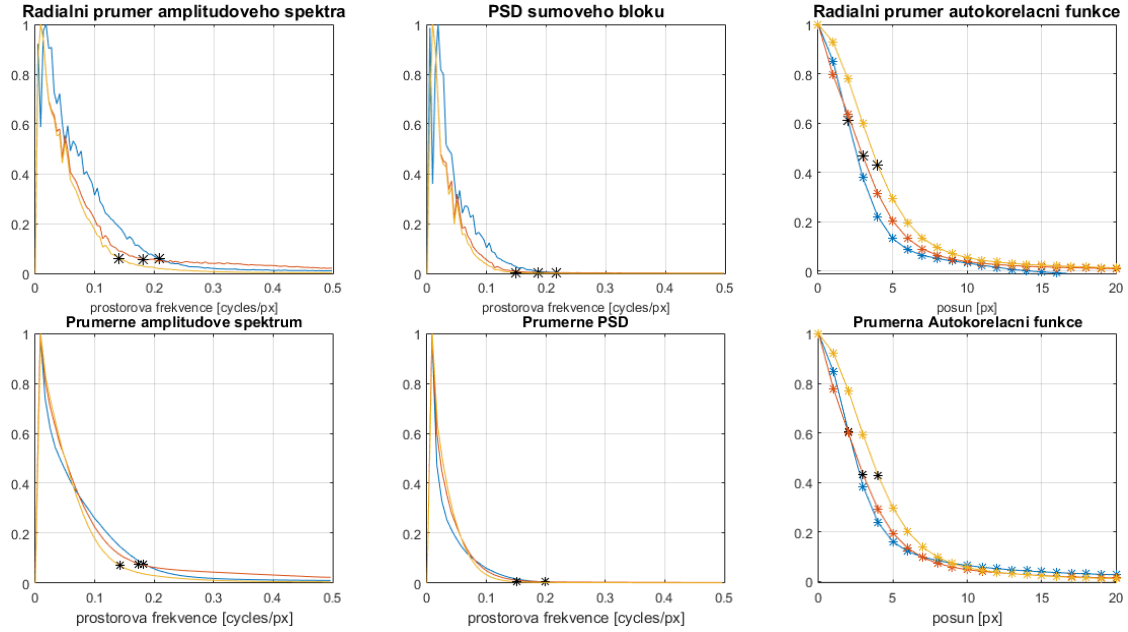
Výsledná optimální vzorkovací frekvence by mohla být určena například jako průměr z frekvence určené pomocí amplitudového i výkonového spektra a autokorelační funkce. Mohlo by se například stát, že by snímek s velmi kvalitně naskenovanou strukturou zrna obsahoval výrazný digitální šum vzniklý ve snímači skeneru. Vysoké hodnoty vysokofrekvenčních koeficientů způsobené šumem by bránily určení šířky laloku spektra zrna a analýza spektra by tak mohla označit obrázek naskenovaný s nedostatečnou vzorkovací frekvencí. Autokorelační funkce by však i přes zúžení vlivem šumu mohla zareagovat a výslednou optimální vzorkovací frekvenci snížit.

$$f_S = \frac{f_{S_{spectrum}} + f_{S_{PSD}} + f_{S_{ACF}}}{3} \quad (2.6)$$

Aplikace navržených metod na detekované homogenní regiony

Na Obr. 2.13 jsou vidět radiálně průměrované charakteristiky homogenních bloků snímků Vuzort, Vuescan a Vuescan po aplikaci jednoduchého potlačení digitálního šumu s vyznačenými hodnotami charakteristik, které splňují podmínky (2.3), (2.4) a (2.5). Je zde vidět, že snímek Vuzort (modré křivky), který má zrno jemnější, dosáhne prahové hodnoty spektra na vyšší prostorové frekvenci, než snímek Vuescan. Zároveň jeho autokorelační funkce má hodnotu nejbližší jedné polovině již pro posun $\tau = 2$. Autokorelační funkce snímku Vuescan (červené křivky) nabývá hodnoty nejbližší jedné polovině až pro posun $\tau = 3$. Ovšem po aplikaci jednoduchého potlačení digitálního šumu v podobě Gaussova filtru se autokorelační funkce vlivem eliminace jemných jasových změn způsobených šumem rozšíří a hodnoty nejbližší jedné polovině nabude až pro posun $\tau = 4$. Zároveň se také amplitudové i výkonové spektrum zúží a prahové hodnoty dosáhne při nižší prostorové frekvenci, než bez použití filtrace. Na stejném obrázku (Obr. 2.13) jsou vidět také radiálně průměrované charakteristiky všech detekovaných bloků v daném snímku. V tabulce

(Tab. 2.1) jsou pak srovnány výsledné optimální vzorkovací frekvence pro zrnové bloky snímků Vuzort a Vuescan. Výsledné odhady optimálních vzorkovacích frekvencí určené z charakteristik jednoho bloku a z průměrných charakteristik všech detekovaných homogenních bloků se výrazně neliší.

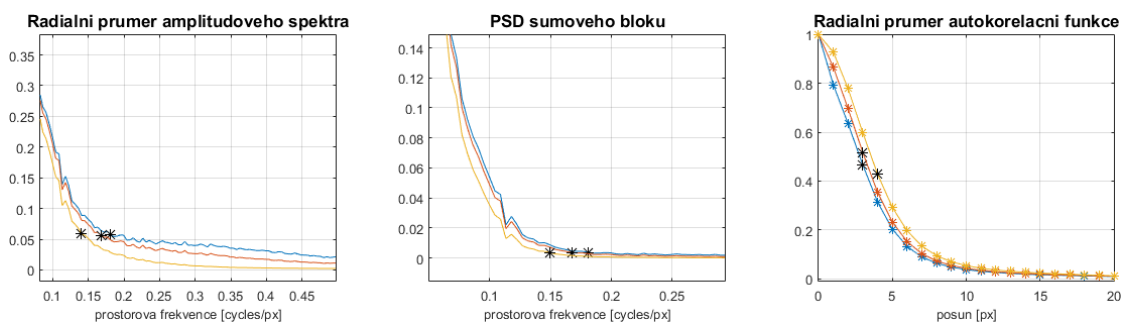


Obrázek 2.13: 1D charakteristiky zrnového bloku snímku Vuzort - modré křivky; zrnového bloku snímku Vuescan - červené křivky; zrnového bloku snímku Vuescan po rozmazání Gaussovým filtrem s $\sigma = 1$ - žluté křivky. Nahoře charakteristiky jednoho bloku o velikosti $220 \times 220 \text{ px}$. Dole průměrné charakteristiky všech detekovaných bloků o velikosti $120 \times 120 \text{ px}$.

	$f_{S_{spec}}$ [cyc/px]	$f_{S_{PSD}}$ [cyc/px]	$f_{S_{ACF}}$ [cyc/px]	$f_{S_{new}}$ [cyc/px]	$\tau_{0.5}$ [cyc/px]	$\frac{f_{S_{old}}}{f_{S_{new}}}$ [cyc/px]
<i>Vuzort</i>	0,208	0,217	0,250	0,225	2	0,45
<i>Vuzort – průměr</i>	0,182	0,198	0,250	0,210	2	0,42
<i>Vuescan</i>	0,182	0,186	0,167	0,178	3	0,36
<i>Vuescan – průměr</i>	0,174	0,199	0,167	0,180	3	0,36
<i>Vuescan$_{\sigma=1}$</i>	0,140	0,149	0,125	0,138	4	0,28
<i>Vuescan$_{\sigma=1}$ – průměr</i>	0,142	0,151	0,125	0,139	4	0,28
<i>Vuescan$_{\sigma=0.5}$</i>	0,168	0,168	0,167	0,168	3	0,34

Tabulka 2.1: Porovnání optimálních vzorkovacích frekvencí odhadnutých pomocí amplitudového spektra $f_{S_{spec}}$, výkonového spektra $f_{S_{PSD}}$ a autokorelační funkce $f_{S_{ACF}}$ pro snímky Vuzort a Vuescan. Výsledný odhad optimální frekvence určený průměrem dílčích odhadů je označen $f_{S_{new}}$. Jsou zde porovnány frekvence určené pomocí charakteristik jednoho bloku i pomocí průměru charakteristik všech detekovaných homogenních bloků (ve všech případech více než z 1000 bloků). U snímku Vuescan jsou porovnány i frekvence pro snímek bez filtrace a s filtrací šumu pomocí Gaussova filtru s $\sigma = 0.5$ a $\sigma = 1$. Porovnány jsou také posuny τ , pro které má autokorelační funkce hodnotu nejbližší jedné polovině své maximální hodnoty. V posledním sloupci je vyneseno poměr původní a nové optimální vzorkovací frekvence.

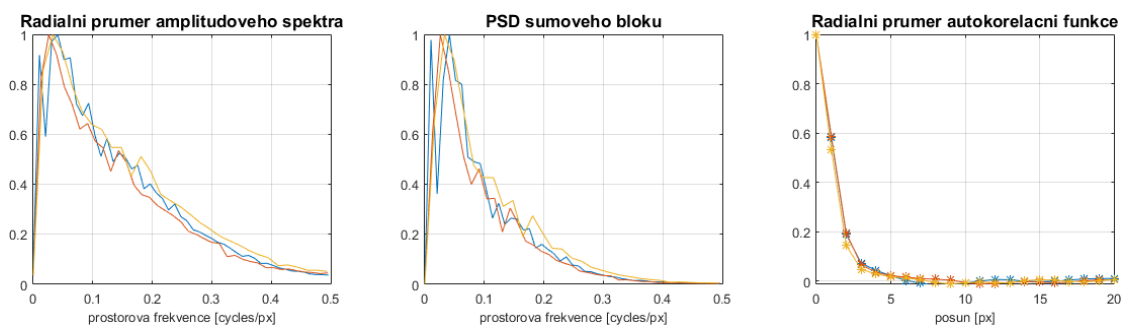
Na Obr. 2.14 je vidět porovnání radiálně průměrovaných charakteristik pro snímek Vuescan bez filtrace šumu a s filtrací pomocí Gaussova filtru s $\sigma = 0,5$ a $\sigma = 1$. Na amplitudovém i výkonovém spektru je vidět, jak pro výraznější potlačení šumu postupně klesá optimální vzorkovací frekvence. Na autokorelační funkci je zase vidět postupné rozšiřování pro rostoucí potlačení šumu. Autokorelační funkce nabývá poloviny své maximální hodnoty postupně pro vyšší posun τ .



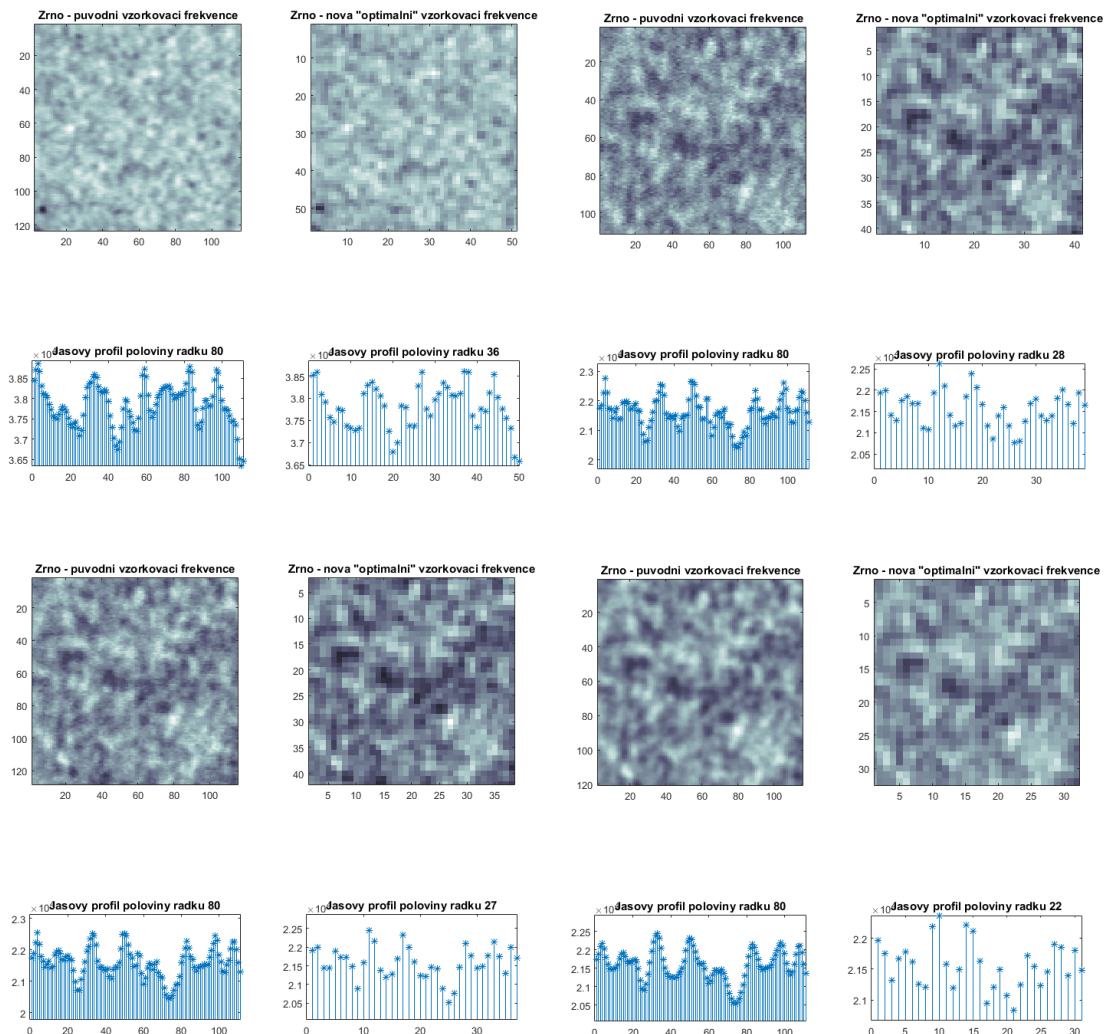
Obrázek 2.14: 1D charakteristiky zrnového bloku snímku Vuescan bez filtrace - modré křivky; Vuescan po filtraci Gaussovým filtrem s $\sigma = 0.5$ - červené křivky a Vuescan po filtraci Gaussovým filtrem s $\sigma = 1$ - žluté křivky. Vlevo detail amplitudového spektra, uprostřed detail výkonového spektra a vpravo autokorelační funkce. Černě jsou vyznačeny hodnoty, které splňují podmínky (2.3), (2.4) a (2.5).

Obr. 2.16 ukazuje detaily bloků filmového zrna snímku Vuzort i Vuescan před a po převzorkování odhadnutou optimální vzorkovací frekvencí. Prostorová korelace zůstává přes výrazné snížení počtu vzorků zachována.

Na obrázku Obr. 2.15 jsou ukázány také radiálně průměrované charakteristiky bloků filmového zrna po převzorkování novou optimální frekvencí. Autokorelační funkce nabývá hodnoty blízké polovině své maximální hodnoty pro posun $\tau = 1$ v případě bloku snímku Vuzort i bloku snímku Vuescan bez potlačení šumu i s potlačením šumu pomocí Gaussova filtru s $\sigma = 1$. Spektra pak mají všechna stejnou šířku pásma.



Obrázek 2.15: 1D charakteristiky zrnových bloků po převzorkování novou vzorkovací frekvencí. Vlevo amplitudové spektrum, uprostřed výkonové spektrum a vpravo autokorelační funkce. Zrnový blok snímku Vuzort - modré křivky; zrnový blok snímku Vuescan bez filtrace - červené křivky zrnový blok snímku Vuescan po filtraci Gaussovým filtrem $\sigma = 1$ - žluté křivky.



Obrázek 2.16: Ukázka bloků filmového zrna z obrázku Obr. 2.9 po převzorkování vzorkovací frekvencí určenou z charakteristik. Vlevo nahoře: Vuzort; vpravo nahoře: Vuescan bez potlačení digitálního šumu; vlevo dole: Vuescan filtrovaný Gaussovým filtrem s $\sigma = 0.5$; vpravo dole: Vuescan filtrovaný Gaussovým filtrem s $\sigma = 1$. Na každém obrázku je vždy detail zrnového bloku navzorkovaný původní frekvencí a jasový profil řádku 80 a dále pak stejný detail zrnového bloku po převzorkování novou vzorkovací frekvencí a jasový profil odpovídajícího řádku.

2.5 Potlačení filmového zrna

Přestože je filmové zrna přirozenou a žádoucí součástí digitalizovaného filmového záznamu např. pro potřeby archivace, ne vždy je žádoucí informaci o zrna v digitalizovaném záznamu zachovat. Může se stát že užitečná obrazová informace (čímž je myšlena obrazová informace bez filmového zrna) zaznamenaná na filmovém pásu, dosahuje velmi nízké kvality. Ke zhoršení kvality však mohlo dojít již při záznamu informace na filmový materiál, například vlivem nesprávného zaostření kamery nebo vlivem zvětšování obrazu při kopírování. V takovém případě je užitečná obrazová informace rozostřená, filmové zrna však nikoliv. Optimální vzorkovací frekvence filmového zrna tak bude výrazně vyšší než optimální vzorkovací frekvence dostačující k tomu, aby zaznamenala užitečnou obrazovou informaci nevalné kvality. Výsledkem by tak byl rozostřený obrázek s kvalitně zaznamenaným filmovým zrnem, což však může být zbytečné, nejsou-li kladeny speciální požadavky na zachování původního zrna. Majitel filmového archivu by si mohl přát ušetřit náklady a filmový pás digitalizovat v rozlišení určeném nejjemnějším detailem užitečné obrazové informace, který by mohl být několikrát větší, než velikost zrna.

I v případě, že by filmový archiv skenoval veškeré filmové materiály nejvyšší možnou vzorkovací frekvencí pro archivní účely, digitalizované záběry by pak mohly být použity například do vysílání v televizi. Filmový materiál má vzhledem ke své informační kapacitě potenciál být zdrojem zábavních programů v ultravysokém rozlišení (UHD). Pokud by se tedy každý filmový materiál naskenoval optimální vzorkovací frekvencí určenou pomocí charakteristik zaznamenaného filmového zrna, mohlo by pak při výběru vhodných kandidátů na vysílání, být mylně předpokládáno, že užitečná informace u každého z digitalizovaných záznamů, dosahuje stejného rozlišení, jakému odpovídá použitá vzorkovací frekvence (velikost snímků záznamu). To by však v mnohých případech nemusela být pravda. U každého digitalizovaného filmového záznamu by proto měla být odhadnuta a spolu s ním také zaznamenávána informace jak o optimální vzorkovací frekvenci zrna, tak o optimální vzorkovací frekvenci užitečné obrazové informace. Protože zrna může klidně představovat nejjemnější detail v digitalizovaném snímku, je nutné jej nejdříve eliminovat a pak až odhadovat optimální vzorkovací frekvenci užitečné obrazové informace.

Eliminace filmového zrna již byla řešena z důvodu zvýšení efektivity kompresních algoritmů [13]. Protože je filmové zrna často zaměňováno za aditivní nebo multiplikativní Gaussův šum, bývají k jeho eliminaci často použity klasické metody pro potlačení šumu s Gaussovým rozložením, které neberou v úvahu typické charakteristiky filmového zrna [16]. Jedná se buď o prostorovou nebo časovou filtraci, případně kombinaci obojího. V [13] vyvinuli metodu pro eliminaci filmového zrna pomocí čistě prostorové filtrace. Metoda nejdříve detekuje hrany a potom pomocí analýzy periodicity autokorelační funkce také jemné textury. Následně aplikuje prostorový filtr pouze v oblastech, které neobsahují ani hrany, ani jemné textury. Použití prostorové filtrace pro eliminaci filmového zrna totiž způsobí rozmazání detailů. Proto ji autoři článku aplikují pouze v oblastech, kde se detaily nevyskytují. Filmové zrna tak zůstává v oblastech s jemnými texturami a detaily zachováno. Autoři tuto metodu vyvinuli za účelem zvýšení efektivity kompresních algoritmů. Pro účely odhadu optimální vzorkovací frekvence užitečné obrazové informace se však moc nehodí, stejně jako jiné prostorové filtrace, které většinou rozmazou jemné detaily a hrany. Ty však však musí zůstat za každou cenu zachovány, protože jsou pro určení optimální vzorkovací frekvence klíčové.

Vhodnější jsou proto časové filtry, které nepřizpůsobují jasovou hodnotu daného pixelu na základě jasových hodnot pixelů ve svém prostorovém okolí v daném snímku, ale na základě jasových hodnot pixelů sousedících s daným pixelem časově, tzn. pixelů umístěných na stejné pozici v předchozím a následujícím snímku sekvence. Čistě časové filtry dokáží zachovat většinu detailů a dokáží zachovat původní ostrost hran [20]. Protože by hledání nejučinnější metody potlačení filmového zrna zvažující všechny jeho charakteristiky vydalo na samostatnou práci, je v této práci navrženo pro potlačení filmového zrna použít jen jednoduchý časový filtr průměrující jasovou hodnotu daného pixelu ve třech po sobě jdoucích snímcích.

Pohybová kompenzace

Problémem časových filtrů je však potřeba co nejúčinnější kompenzace pohybu. Pohyb objektů v záběrech totiž znemožňuje, aby časový filtr nahradil hodnotu pixelu v daném snímku průměrem jasových hodnot pixelů v předchozím a následujícím snímku umístěných na stejné pozici. Musí být průměrovány hodnoty pixelů, které na každém z uvažovaných snímků představují tu samou část daného objektu. A pokud se daný objekt pohybuje, musí být tento pohyb detekován a pomocí něj musí být uzpůsobena pozice pixelu ve všech snímcích, které jsou brány v úvahu pro časovou filtraci filmového zrna. Čím více snímků je započítáno, tím lepší bude potlačení zrna.

Pohybově kompenzovaná sekvence snímků se dá modelovat na základě předpokladu, že se v jednom záběru vyskytují ty samé objekty a změna obrazové informace v po sobě jdoucích snímcích je způsobena pouze jejich posunem [21]. Každý snímek je tedy podle tohoto modelu složen z obrazové informace obsažené v předchozím snímku, která je v aktuálním snímku jen jinak rozmístěna.

$$I_n(x) = I_{n-1}(x + d_{n,n-1}) \quad (2.7)$$

I_n a I_{n-1} zde představují snímek v čase n a jemu předcházející snímek v čase $n - 1$. Pozice pixelu (i, j) ve snímku je označena symbolem x a $d_{n,n-1}$ je pohybový vektor mapující pozici pixelu x ze snímku $n - 1$ na jeho pozici ve snímku n . Pohybová kompenzace ve snímku n tedy spočívá v nalezení pohybových vektorů $d_{n,n-1}$ pro všechny pixely snímku. Nejčastěji využívanou metodou je hledání pohybových vektorů pomocí podobnosti bloků (Block Matching). Snímek $n - 1$, pro jehož pixely jsou pohybové vektory odhadovány je rozdělen na bloky určité velikosti. Každý blok je porovnáván s bloky o stejné velikosti ležící v určité vyhledávací oblasti kolem středové pozice bloku v následujícím snímku n . Pozice toho bloku ze snímku n , který se nejméně liší od referenčního bloku ve snímku $n - 1$, je označena za novou pozici referenčního bloku v následujícím snímku. Rozdíl pozice referenčního bloku ve snímku $n - 1$ a nalezeného bloku ve snímku n je odhadnutý pohybový vektor $d_{n,n-1}$.

Pro účely časové filtrace filmového zrna byla implementována metoda kompenzace pohybu pomocí podobnosti bloků, kdy jako míra odlišnosti referenčního a porovnávaného bloku byl použit průměrný absolutní rozdíl (Mean Absolute Difference). Implementovaný algoritmus porovnává referenční blok se všemi možnými bloky uvnitř vyhledávací oblasti následujícího obrázku (Exhaustive Search) a pro snížení výpočetní náročnosti byl implementován hierarchický odhad pohybových vektorů [22], který využívá několika úrovní podvzorkování původního snímku. Snímek je nejdříve podvzorkován na poloviční velikost a pak několikrát znovu. Nejdříve je určen hrubý odhad pohybového vektoru v té verzi snímku, která má nejmenší velikost. Díky malým rozměrům podvzorkovaného snímku se nejedná o tolik výpočetně náročný krok. Počáteční odhad je postupně zpřesňován pomocí verzí obrázků s většími rozměry, přičemž s každým zvětšením snímku se zvětšuje také odhadnutý vektor a zároveň se výrazně zmenšuje vyhledávací oblast.

Časová filtrace

Po detekci pohybových vektorů je pak samotná časová filtrace jednoduchým krokem. Pokud jsou k filtraci použity tři po sobě jdoucí snímky I_{n-1} , I_n a I_{n+1} , je potřeba odhadnout pohybové vektory $d_{n,n-1}$ mapující pohyb pixelů ze snímku I_n do předchozího snímku I_{n-1} a pohybové vektory $d_{n,n+1}$ mapující pohyb pixelů ze snímku I_n do následujícího snímku I_{n+1} . Pak je filtrovaný snímek $I_{n-degrained}$ určen jako

$$I_{n-degrained}(x) = \text{mean}(I_{n-1}(x + d_{n,n-1}), I(x), I_{n+1}(x + d_{n,n+1})) \quad (2.8)$$

V záběrech, ve kterých se objekty pohybují jen pomalu, je časová filtrace účinnou metodou potlačení šumu a snad také filmového zrna vzhledem k tomu že se jedná o náhodný signál, kde filmové zrno v jednom snímku není závislé na zrnu ve snímku předchozím. Nicméně pokud v

záběru dojde k rapidně rychlému pohybu a díky tomu také k chybně odhadnutým pohybovým vektorům, může to vést k rozostření hran. Protože snímky Vuescan i Vuzort byly naskenovány z jediného filmového políčka, není bohužel možné na nich tímto časovým filtrem potlačit filmové zrno. Proto je na obrázku (Obr. 2.17) ukázán výsledek potlačení zrna v obrázku Delegace.



Obrázek 2.17: Ukázka potlačení filmového zrna ve snímku Delegace

Odhad pohybových vektorů u snímků s velkými rozměry je výpočetně velmi náročný i přes použití hierarchického vyhledávání. Čím větší je snímek, tím větší musí být použita vyhledávací oblast, protože i když se vzdálenost, kterou urazí pomalu se pohybující objekt z jednoho snímku na druhý, jeví jako malá v poměru k celkovému rozměru snímku, díky velkým rozměrům se jedná o velký počet pixelů.

Kapitola 3

Ostrost jako míra detailu obrazové informace

V předchozí kapitole byl navržen postup pro odhad optimální vzorkovací frekvence filmového zrna. Ne vždy je však cílem digitalizace filmového záznamu mít dostatečně hustě navzorkované filmové zrno. Někdy může být žádoucí zjistit minimální vzorkovací frekvenci potřebnou pro zachování detailů užitečné obrazové informace (tedy její optimální rozlišení) bez ohledu na strukturu zrna. Detaily této užitečné informace totiž mohou být vlivem různých zkreslení mnohem větší než detaily zrna.

Pokles kvality ovlivňující optimální rozlišení digitalizovaného filmového záznamu se projevuje především jako ztráta míry detailu obrazu a rozostření původně ostrých hran. Záznam s degradovanou kvalitou proto působí neostře, přičemž snižováním rozlišení se vnímaná ostrost postupně zvyšuje [23]. Optimální rozlišení a vnímaná ostrost jsou tedy pojmy, které spolu souvisí. V této kapitole je proto navržen postup určení optimálního rozlišení obrázku pomocí měření jeho ostrosti, který předpokládá určitou závislost ostrosti na rozlišení. Nejdříve jsou popsány automatické metody měření ostrosti, jejichž chování je následně testováno na různě rozmazostřených verzích obrázku za účelem ověření tohoto předpokladu.

3.1 Určení optimálního rozlišení pomocí ostrosti

Optimální vzorkovací frekvence užitečné obrazové informace závisí na rozměru nejmenšího detailu, který obsahuje. Pokud by nejmenší detail užitečné obrazové informace v digitalizovaném filmovém záznamu měřil například 8 pixelů a optimální rozměr nejjemnějšího detailu by byl 2 pixely, znamenalo by to, že je možné dosavadní vzorkovací frekvenci a tedy také počet pixelů snížit čtyřikrát. Detekce nejmenšího detailu v obrázku ale není vůbec jednoduchá, je-li vůbec možná.

Rozlišení obrazové informace při znalosti modulační přenosové funkce systému, kterým byla tato informace zaznamenaná, lze určit pomocí prostorové frekvence, na které MTF poklesne na určitou hodnotu (kolem 5% své hodnoty pro minimální frekvenci). Přestože za touto frekvencí MTF není hned nulová, vyšší frekvence již neurčují rozlišení informace, protože je na nich kontrast příliš nízký a nejedná se tedy o rozpoznatelné detaily. Přesto se stále jedná o jemné změny jasových hodnot obrázku. Optimální vzorkovací frekvence odpovídající rozlišení obrazové informace tedy nezávisí na nejvyšší prostorové frekvenci obsažené v obrázku, ale na nejvyšší prostorové frekvenci obsažené v obrázku, na které má obrazová informace ještě dostatečný kontrast.

Kdyby bylo možné na několik prvních políček každého filmového materiálu exponovat obrazec pro měření modulační přenosové funkce, byla by k dispozici informace o veškerém zkreslení,

kterým obrazová informace na daném filmovém pásu prošla. Určit její optimální rozlišení by pak bylo snadné. Splnění takového požadavku je však v praxi velmi neobvyklé a proto je nutné obejít se bez měření modulační přenosové funkce.

Pokud by měl o optimální vzorkovací frekvenci filmového políčka rozhodovat člověk, patrně by zkoumal, jestli je obraz na políčku rozostřený nebo ne. Podle míry rozpoznatelných detailů by pak určil, do jakého rozlišení je vhodné dané filmové políčko skenovat. Spíše než s promítnutým filmovým políčkem by hodnotitel pracoval s jeho digitalizovaným signálem. Políčko by bylo ideálně naskenováno v maximálním možném rozlišení, ze kterého by následně byly vytvořeny další verze snímku s postupně klesajícími rozměry. Hodnotitel by pak vzájemně porovnával míru detailu v jednotlivých verzích. Čím rozostřenější by byl obraz na filmovém políčku, tím menší by bylo rozlišení, na kterém by hodnotitel zaznamenal výrazný útlum detailů obrazové informace. Algoritmus hledající optimální rozlišení digitalizovaného filmového záznamu by mohl být založen na stejném postupu.

Pozorovatel (respektive algoritmus) by tedy posuzoval ostrost obrázku, což je však subjektivní pojem, který navíc postrádá konkrétní technickou definici [15]. Lidský vizuální systém má schopnost rozpoznat, že je obrázek rozostřený, aniž by viděl jeho referenční nezakreslenou verzi. Mechanismy, které za tím stojí, ale zatím nejsou známy [22]. Přesto existuje několik různých přístupů automatického měření ostrosti, kterých by mohl algoritmus pro hledání optimálního rozlišení využít. Člověk (stejně jako automatické metriky) posuzuje ostrost obrázku podle míry rozpoznatelných detailů a podle kontrastu obrázku na vyšších prostorových frekvencích. Jedná se o ty samé charakteristiky obrázku, které jsou analyzovány při měření MTF. Ostrost obrázku a jeho optimální rozlišení jsou tedy určitě pojmy, které spolu souvisí a zvážit možnost využití automatických metrik ostrosti pro účely hledání optimální vzorkovací frekvence obrázku má určitě smysl.

Rozostřený obrázek vypadá z větší sledovací vzdálenosti ostřejší než z blízka. Zvýšení pozorovací vzdálenosti obrázku odpovídá snížení rozměrů obrázku při zachování stávající pozorovací vzdálenosti [23]. Pokud by tedy obrazová informace, zaznamenaná na daném filmovém políčku, byla nekvalitní (rozostřená), algoritmus by se snižujícím se rozlišením měl zaznamenávat vzrůst vnímané ostrosti. Optimální rozlišení by bylo to, ve kterém by obrázek působil nejostřeji, avšak na kterém by se ještě neztrácely v obrázku obsažené detaily.

Hodnoty naměřené ostrosti by však se snižujícím se rozlišením stále rostly bez ohledu na míru detailu. Vhodnějším způsobem, jakým by mohl algoritmus určit nejvhodnější rozlišení, by proto byla analýza snímku s postupně klesajícím rozlišením, kdy by ale jednotlivé podvzorkované verze snímku byly interpolovány opět na původní velikost. Interpolace nevytváří novou obrazovou informaci a v interpolovaném obrázku by tak zůstalo stejně detailů jako v příslušné podvzorkované verzi. Algoritmus by pak měl nejvhodnější rozlišení rozpoznat podle toho, na jaké úrovni podvzorkování začne hodnota ostrosti klesat.

3.2 Metody měření ostrosti

Metody měření ostrosti se dají rozdělit do několika skupin, z nichž každá na pojem ostrosti nahlíží z jiného hlediska. Přehled těchto skupin je k vidění na Obr. 3.1.

Jedna skupina metod se zaměřuje na obrázek v prostorové doméně a v podstatě se snaží měřit skutečné rozměry detailu. Detekuje totiž hrany v obrázku a měří jejich šířku. Podle průměrné naměřené hodnoty pak určuje ostrost. Čím větší průměrná šířka hran je, tím je analyzovaný obrázek rozostřenější.

Další skupina metod pro měření ostrosti pracuje se spektrální reprezentací obrázku získanou transformací obrázku z prostorové do frekvenční domény. Tyto metody různými způsoby analyzují rozložení energie na vyšších prostorových frekvencích. Redukce kvality obrazu v podobě rozostření (úbytku detailů) je často způsobena filtrací obrázku filtrem typu dolní propust (např.

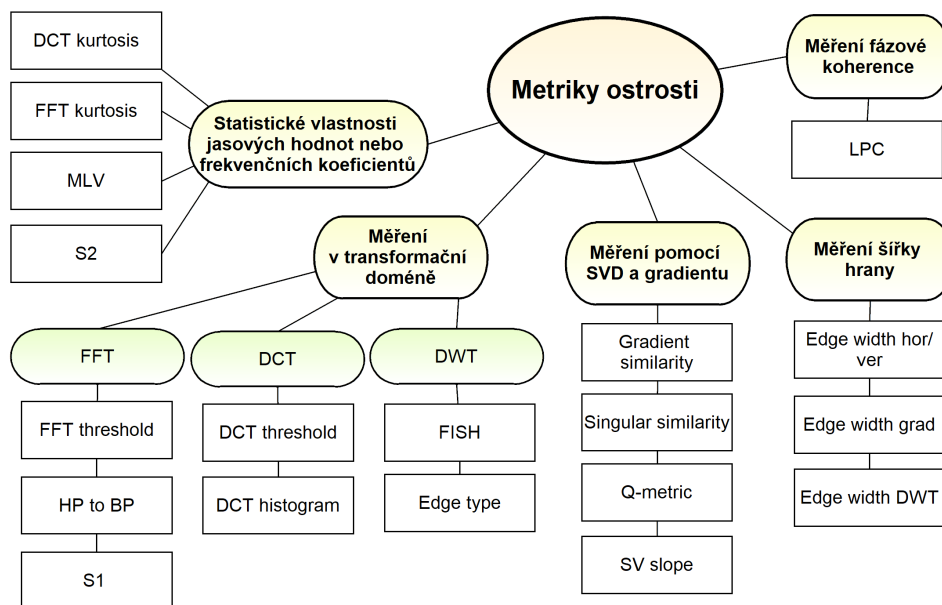
MTF objektivu při záznamu informace na filmový pás), který vyhlazuje obrázek, slévá detaily a redukuje energii na vysokých prostorových kmitočtech obrázku [22].

Do třetí skupiny se dají řadit metody, které pracují se singulární dekompozicí obrázku nebo s jeho gradientem. Protože gradient obrázku určuje strmost změny jasových hodnot v dané oblasti, je absolutní hodnota gradientu citlivá na rozmazání. Stejně tak singulární hodnoty obrázku získané pomocí singulární dekompozice lze využít k hodnocení ostrosti.

Čtvrtá skupina metod je založena na statistických vlastnostech jasových hodnot pixelů nebo koeficientů frekvenčních transformací. Předpokladem u těchto metod je, že ostřejší obrázek má větší rozptyl jasových hodnot, a v případě frekvenčních koeficientů se zase měří koeficient špičatosti jejich rozložení.

Existují také metody, které k měření ostrosti přistupují z úplně z jiného úhlu pohledu a využívají fázové koherence frekvenčních koeficientů.

Následující sekce popisuje vybrané metriky ostrosti. Protože je ostrost záležitostí čistě jasových hodnot pixelů obrázku, pracují všechny metody měření ostrosti jen s jasovou složkou obrázku.



Obrázek 3.1: Rozdělení popisovaných metrik ostrosti

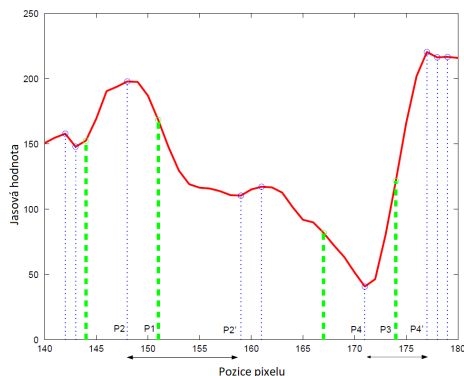
3.2.1 Měření šířky hran

Metody patřící do této skupiny hodnotí ostrost v prostorové doméně obrázku pomocí rozměru, do jakého se původně ostré hrany vlivem rozostření roztáhnou.

Šířka vertikálních hran (*Edge width hor/ver*)

Rozostření je obrazový artefakt mající dopad hlavně na oblasti obrázku obsahující hrany a textury, které vyhlazuje a rozmazává. Hrana v obrázku znamená náhlou výraznou změnu v jasové hodnotě. Čím rozmazanější hrana je, tím pozvolnější je změna jasových hodnot, které hranu představují. Autoři článku [24] vyvinuli metodu měřící rozměr, na kterém hrana přejde z jedné extrémní hodnoty do druhé. Přestože pojem šířka hrany asi není nejpřesnější, je zde pro popis tohoto rozměru používán. Algoritmus na jasovou složku obrázku nejdříve aplikuje detekci hran

a následně prochází obrázek řádek po řádku a hledá lokální extrémů v okolí každého detekovaného hranového pixelu. Nejbližší lokální extrémů, z nichž jeden je lokální minimum a druhý lokální maximum, představují začáteční a koncový bod hrany. Vzdálenost mezi těmito dvěma body pak určuje šířku hrany (Obr. 3.2). Celková ostrost obrázku je určena jako průměrná šířka všech detekovaných hran, takže čím vyšší je tato výsledná hodnota, tím rozmazanější je obrázek.



Obrázek 3.2: Jasový profil jednoho řádku obrázku. Zelenou čárkovanou čarou jsou označeny pozice detekovaných hran. Modrou tečkovanou čarou jsou označeny pozice lokálních extrémů. Lokální extrémů nejbližze hran určují šířku hrany. Převzato [24]

Protože je tato metoda původně navrhována tak, že měří šířku hran pouze v horizontálním směru obrázku, je potřeba detekovat jen vertikální hrany. Měřením šířky horizontálních hran v horizontálním směru by byla do celkové míry ostrosti zanesena velká chyba. K detekci hran je proto potřeba použít například operátor Prewittově [25] aproximující derivaci obrázku pouze v horizontálním směru.

Je ale samozřejmě možné detekovat zvláště horizontální a zvláště vertikální hrany a šířku hran měřit v příslušném směru kolmém na směr orientace hrany. Podle autorů však k výraznému zpřesnění míry ostrosti nedojde a jen se zvýší výpočetní náročnost. Stejně se tak není možné vyhnout problému s diagonálními hranami, jejichž šířka ani v tomto případě není měřena ve správném směru. U diagonálních hran, které budou detekovány patrně jak ve vertikálním tak v horizontálním směru, bude změřená šířka větší než ve skutečnosti a diagonální hrany tak mohou neprávem zvýšit celkovou míru ostrosti obrázku.

Šířka hran ve směru gradientu (*Edge width grad*)

Ve stejném roce jako článek popisující předchozí metodu vyšel také článek navrhuující ten samý postup měření ostrosti, pouze s tím rozdílem, že šířka hran je zde měřena ve směru určeném orientací gradientu jasových hodnot na dané pozici obrázku, na které je detekována hrana [26].

Nejdříve je tedy spočítán směr gradientu analyzovaného obrázku a následně jsou detekovány hrany. Protože směr, ve kterém bude měřena šířka hrany, bude určen pro každý hranový pixel zvlášť, může již být klidně použita pokročilejší metoda detekce hran jako například Cannyho operátor [25].

Směr gradientu je kvantován na osm různých hodnot odpovídajících vertikálním hranám (0° a 180° , protože směr gradientu je kolmý na orientaci hrany), horizontálním hranám (90° a 270°) a také diagonálním hranám stoupajícím podél horizontálního směru obrázku (45° a 225°) a diagonálním hranám klesajícím podél horizontálního směru obrázku (135° a 315°).

Následně je již pro každý hranový pixel změřena šířka hrany pomocí nejbližších lokálních extrémů stejně jako u předchozí metody [24], jen s tím rozdílem, že nejbližší lokální extrémů jsou hledány ve směru určeném lokálním gradientem. Průměrná šířka hrany by pak v tomto případě

měla celkové ostrosti odpovídat přesněji, než v případě předchozí metody, která nesprávně měří šířku diagonálních hran.

Šířka hran v DWT (*Edge width DWT*)

Další metodu měření ostrosti pomocí šířky hran popisuje článek [27]. Metoda je obdobou předchozích postupů, navíc ale přináší vyšší odolnost vůči šumu. Šířka hran se zde totiž měří ve vlnkové doméně a to konkrétně na třetí úrovni DWT [25]. Metoda je založena na faktu, že se vlnkové koeficienty signálových singularit představujících šum s rostoucí úrovní dekompozice zmenšují na rozdíl od koeficientů signálových singularit představujících hrany. Jsou-li tedy hrany detekovány až ve třetí úrovni DWT, nedochází zde k falešným detekcím způsobeným šumem, protože koeficienty, které díky šumu měly na první úrovni vysokou hodnotu, mají na třetí úrovni hodnotu nižší.

Algoritmus nejdříve vypočte DWT obrázku až do třetí úrovně rozkladu, ve které je pak použit stejný postup měření šířky hran jako v [24]. Nejdříve jsou tedy detekovány vertikální hrany, jimž je pak změřena šířka (respektive vzdálenost nejbližších lokálních extrémů obklopujících jednotlivé hranové pixely). Ten samý postup je opakován také pro horizontální hrany a průměr všech naměřených šířek hran určuje výslednou ostrost obrázku. Stále platí, že čím vyšší hodnota této metriky je, tím rozostřenější je analyzovaný obrázek.

Šířka hran s využitím JNB

Protože je ostrost subjektivní veličina, vznikaly také různé metody snažící se do automatického měření zakomponovat vlastnosti lidského vizuálního systému. Autoři článku [28] ukázali, že lidský vizuální systém dokáže do jisté míry rozmazání obrazové informace kolem hrany maskovat. Tuto míru nazvali právě rozpoznatelné rozmazání (Just Noticeable Blur - JNB) a pomocí subjektivního testování změřili závislost tohoto právě rozpoznatelného rozmazání σ_{JNB} na kontrastu hrany C . Subjektivní testování probíhalo zobrazením čtverce s konstantní jasovou hodnotou na pozadí, kde jasové hodnoty čtverce a pozadí měly daný kontrast C . Pozorovatelé určovali při jakém rozptylu σ Gaussova filtru použitého k filtraci čtverce již je pro ně dané rozmazání patrné. Autoři pak z výsledků určili prahové hodnoty právě rozeznatelného rozmazání σ_{JNB} pro různé kontrasty a přepočítali je na odpovídající šířku hrany $w_{JNB}(e_i)$. Ukázalo se, že pokud kontrast na hraně není vyšší než 50, je právě rozeznatelně rozmazaná hrana široká 5 pixelů, kdežto při kontrastu vyšším než 50 je to jen 3 pixely.

Algoritmus měření ostrosti pak nejdříve v obrázku detekuje všechny hranové pixely e_i a následně obrázek rozdělí do bloků, které jsou označeny buď za hranové nebo hladké, podle toho kolik hranových pixelů obsahují. V každém bloku je odhadnut lokální kontrast a následně je změřena šířka hrany $w_{JNB}(e_i)$ podél gradientu v oblasti každého hranového pixelu e_i bloku. Na základě kontrastu je určeno právě rozeznatelné rozostření, respektive šířka hrany, která je již rozpoznána jako neostrá a na základě porovnání se změřenou šířkou hrany je určena pravděpodobnost detekce rozostření v daném bloku. Nakonec jsou pravděpodobnosti detekce neostrosti v jednotlivých blocích spojeny do celkové pravděpodobnosti detekce rozmazání, která určuje míru ostrosti obrázku.

Při porovnání účinnosti této metody s ostatními metodami měření ostrosti autoři vyzdvihují hlavně schopnost metody porovnávat ostrost obrázků s různým obsahem.

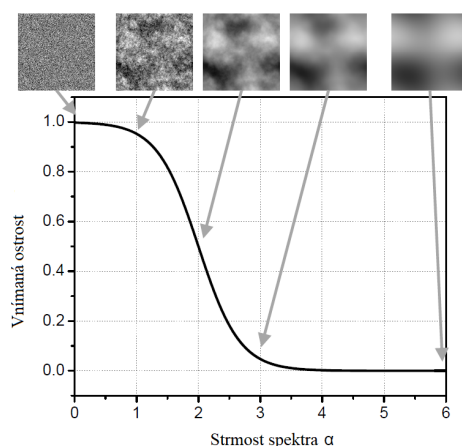
3.2.2 Měření útlumu na vysokých prostorových frekvencích

Předchozí skupina metod se v problém měření ostrosti snažila řešit pomocí měření rozměrů detailů. Jmenované metody ale mají tu nevýhodu, že pracují s detekcí hran a čím neostřejší je obrázek, tím méně hran je v něm detekováno. Jakmile nejjemnější detail obrázku přestane splňovat kritéria pro označení za hranu, nemohou jej metody z první skupiny detekovat a změřit.

Nejjemnější detail však vždy odpovídá nějaké prostorové frekvenci. Čím je obrázek rozostřenější, tím menší prostorové frekvence obsahuje. Metody z následující skupiny proto hodnotí ostrost obrázku na základě objemu obsažených vysokých prostorových frekvencí.

Strmost amplitudového spektra ($S1$)

Jedním způsobem, jak se dá zkoumat útlum na vysokých prostorových frekvencích, je analýza strmosti amplitudového Fourierova spektra obrázku. Bylo zjištěno, že amplitudové Fourierovo spektrum přirozených obrázků klesá s frekvencí přibližně podle křivky $f^{-\alpha}$, přičemž pro různé snímky může spektrum kopírovat křivky od $f^{-0,6}$ do $f^{-1,6}$ [29]. Autoři článku [30], kteří strmost spektra využívají k měření ostroty, zakládají svůj postup na tom, že obrázky, jejichž spektrum má $\alpha \leq 1$, jsou hodnoceny jako ostré a obrázky se strmějšími spektry působí tím neostřeji, čím větší je α . Závislost vnímané ostroty na strmosti spektra α popisují pomocí křivky na Obr.3.3



Obrázek 3.3: Závislost vnímané ostroty na strmosti spektra α . Převzato [30]

Algoritmus rozdělí analyzovaný obrázek $I(i, j)$ do překrývajících se bloků b . Každý blok je nejdříve pomocí Fourierovy transformace převeden do frekvenční domény $I(i, j) \rightarrow F(x, y)$. Následně se amplitudové spektrum převede z kartézských souřadnic do polárních $|F(x, y)| \rightarrow |F(f, \Theta)|$ a určí se jeho radiální průměr přes všechny orientace Θ . Výsledkem je tedy radiálně průměrované amplitudové spektrum $|Z(f)|$, kde f představuje prostorovou frekvenci. Strmost spektra α je pak odhadnuta podle rovnice (3.1).

$$\alpha_{min} = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \sqrt{\sum_f (f^{-\alpha} - |Z(f)|)^2} \quad (3.1)$$

Takto určená strmost spektra α_{min} je následně přepočítána na vnímanou ostrotu podle sigmoidy z Obr. 3.3 pomocí rovnice (3.2).

$$S(b) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-3(\alpha_{min} - 2)}} \quad (3.2)$$

Velikost bloků by měla být dostatečně velká, aby mělo amplitudové spektrum dostatek koeficientů pro určení strmosti. $S(b)$ představuje mapu ostroty obrázku odpovídající velikosti a překryvu bloků. Protože lidský vizuální systém určuje ostrotu obrázku podle nejostřejší oblasti, která je v obrázku obsažena [30], je podle autorů vypovídající hodnotou o ostroty obrázku maximální hodnota z celé mapy $S(b)$.

Jak již bylo řečeno, strmost spektra α se u přirozených obrázků pohybuje od 0.6 do 1.6. Autoři článku [29] zkoumali zdroje této variability a ukázali, že energie na určité prostorové frekvenci ve

spektru záleží nejen na amplitudě struktur s danou prostorovou frekvencí, ale také na množství těchto struktur v obrázku. Snížení kontrastu nebo počtu struktur s danou prostorovou frekvencí způsobí snížení absolutní hodnoty odpovídajícího frekvenčního koeficientu. Jednou příčinou rychleji klesajícího spektra proto může být fakt, že kontrast struktur s rostoucí frekvencí klesá, což je to, co se měří pomocí MTF a také to, co se děje při rozostření obrázku. Druhou příčinou však může být řidší zastoupení struktur o vyšších prostorových frekvencích v obrázku. Popisovaná metoda proto nemůže být použita pro porovnávání ostrosti obrázků s různým obsahem. Pro účely srovnávání různých verzí toho samého obrázku by však měla ostrost měřit správně.

Poměr energie na vysokých a nízkých prostorových frekvencích (*HP to BP*)

Zastoupení vysokých frekvencí ve spektru se dá analyzovat také zkoumáním podílu energie na vysokých a nižších prostorových frekvencích, jako to praktikují autoři metody měření ostrosti publikované v článku [31]. Míru ostrosti určují jako podíl

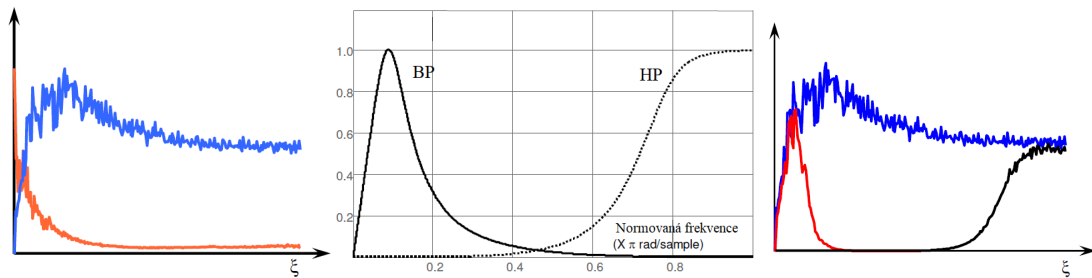
$$S = \frac{HP}{BP} \quad (3.3)$$

kde *HP* značí součet koeficientů radiálně průměrovaného výkonového Fourierova spektra $|Z(f)|^2$ obrázku na vysokých prostorových frekvencích určených rozsahem *H* a *BP* značí součet koeficientů výkonového Fourierova spektra obrázku na nižších frekvencích určených rozsahem *B*.

$$HP = \int_{f \in H} |Z(f)|^2 df \quad (3.4)$$

$$BP = \int_{f \in B} |Z(f)|^2 df \quad (3.5)$$

Čím větší tento podíl je, tím větší má obrázek zastoupení vysokých prostorových frekvencí a tím je tedy ostřejší. Protože výkonové spektrum obrázku rychle klesá k nule, byly by všechny poměry téměř nulové. Proto autoři nepracují přímo s jasovými hodnotami obrázku, ale s jejich derivacemi. S dvourozměrným obrázkem navíc pracují jako s 1D signálem tak, že zpracovávají jednotlivé řádky obrázku. Průměrné výkonové spektrum všech řádků obrázku je filtrováno filtrem typu horní propust (*H*) a filtrem typu pásmová propust (*B*) a poměr výstupů obou filtrů pak určuje ostrost obrázku.



Obrázek 3.4: Vlevo: Průměrné výkonové spektrum řádku obrázku (červeně) a průměrné výkonové spektrum derivace řádku obrázku (modře); uprostřed: přenosové funkce pásmové propusti (BP) a horní propusti (HP); vpravo: průměrné výkonové spektrum derivace řádku obrázku (modře) po filtraci pásmovou propustí (červeně) a po filtraci horní propustí (černě). Převzato [31].

Prahování frekvenčních koeficientů FFT (*FFT threshold*)

Další postup měření ostrosti pomocí amplitudového spektra obrázku publikovali autoři v článku [32]. Nejdříve zde definují prahovou hodnotu jako zlomek maximální hodnoty všech spektrálních koeficientů dvourozměrného amplitudového spektra a následně určí počet koeficientů T_H , které mají hodnotu vyšší, než je tato prahová hodnota. Výsledná míra ostrosti S je vypočtena jako podíl počtu koeficientů, jejichž hodnota přesahuje prahovou hodnotu a počtu všech koeficientů spektra.

$$S = \frac{T_H}{M \times N} \quad (3.6)$$

kde M a N značí rozměry obrázku a tedy také Fourierova amplitudového spektra. Kdyby autoři pracovali s radiálně průměrovaným amplitudovým spektrem, vlastně by zkoumali, na jaké prostorové frekvenci dojde k protnutí křivky spektra a křivky s konstantní hodnotou odpovídající prahové hodnotě. Čím vyšší by tato frekvence byla, tím vyšší by byla ostrost. Stejně tak čím vyšší je zde hodnota podílu S , tím vyšší je ostrost obrázku.

Prahování frekvenčních koeficientů DCT (*DCT threshold*)

Stejný postup jako v předchozí metodě může být použit nejen u Fourierova amplitudového spektra, ale také u spektra spočítaného pomocí diskretní kosínové transformace (DCT) [25]. Využili jej autoři metody představené v článku [33]. Podobně jako u Fourierova spektra klesají s rostoucím rozostřením také hodnoty vysokofrekvenčních koeficientů DCT.

Algoritmus tedy nejdříve spočte kosínovou transformaci $C(x, y)$ obrázku $I(i, j)$. Následně v logaritmu absolutních hodnot DCT hledá počet koeficientů T_H , které přesahují prahovou hodnotu, jejíž hodnota byla experimentálně určena jako -0,2. Výsledná metrika ostrosti je stejně jako v případě předchozí metody, určena podílem počtu koeficientů přesahujících prahovou hodnotu a počtu všech koeficientů ve spektru.

Histogram nenulových koeficientů DCT (*DCT histogram*)

Diskretní kosínovou transformaci využívá také metoda měření ostrosti publikovaná v [34]. Popisovaná metoda pracuje s histogramem DCT koeficientů spočítaným pomocí diskretní kosínové transformace jednotlivých bloků obrázku.

Na rozdíl od předchozí metody, která pracovala s počtem koeficientů přesahujících danou prahovou hodnotu, pracuje tato metoda s počtem koeficientů, jejichž hodnota je blízká nule. Snižuje se tak závislost na obsahu obrázku. Zatímco absolutní hodnoty koeficientů se u obrázků budou lišit v závislosti na obsahu, rozostřené obrázky budou mít většinu vysokofrekvenčních koeficientů nulových ať už je jejich obsah jakýkoliv.

Obrázek je tedy nejdříve rozdělen do bloků 8×8 px, přičemž jsou spočítány DCT koeficienty každého z bloků. Následně je vypočten histogram všech 64 koeficientů Je-li četnost některého z koeficientů nižší než určitý zlomek četnosti frekvenčního koeficientu odpovídajícího stejnosměrné složce, je tento koeficient považován za téměř nulový. Výsledná míra rozostření je určena jako součet všech téměř nulových koeficientů tak, že každý koeficient má svou váhu, kterou k míře rozmazání přispěje (Obr. 3.5). Nejvyšší váhu mají koeficienty na diagonále matice 8×8 , které náležejí šachovnicovým strukturám v obrázku. Ty totiž lépe reprezentují globální rozostření. Čím větší je výsledný součet, tím méně je obrázek ostrý.

8	7	6	5	4	3	2	1
7	8	7	6	5	4	3	2
6	7	8	7	6	5	4	3
5	6	7	8	7	6	5	4
4	5	6	7	8	7	6	5
3	4	5	6	7	8	7	6
2	3	4	5	6	7	8	7
1	2	3	4	5	6	7	8

Obrázek 3.5: Váhy přidělené jednotlivým DCT koeficientům. Převzato [34].

Energie v jednotlivých úrovních DWT (*FISH*)

Vedle Fourierovy transformace a DCT lze pro automatické hodnocení ostrosti využít také diskrétní vlnkovou transformaci (DWT) [25]. Autoři jedné takové metody [35] zkoumají energii na různých úrovních vlnkové transformace. Vycházejí ze stejného předpokladu jako ostatní metody v této skupině, totiž že vnímaná ostrost obrázku závisí na energii na vysokých prostorových kmitočtech. Obrázek nejdříve transformují pomocí DWT do různých frekvenčních pásem (W_{LH_n}, W_{HL} a W_{HH_n}) a to ve třech úrovních rozkladu ($n = \{1, 2, 3\}$) (Obr. 3.6).

LL ₃	HL ₃	HL ₂	HL ₁ Horizontální detaily
LH ₃	HH ₃		
LH ₂		HH ₂	
LH ₁ Vertikální detaily		HH ₁ Diagonální detaily	

Obrázek 3.6: Jednotlivá pásma tří úrovní vlnkové transformace. HH_i je horizontální horní propust-vertikální horní propust; HL_i je horizontální horní propust - vertikální dolní propust; LH_i je horizontální dolní propust - vertikální horní propust. Z LL_i je počítána další úroveň rozkladu. Převzato [36]

Následně počítají logaritmus energie v každém pásmu na každé úrovni.

$$E_{IJ_n} = \log_{10} \left(1 + \frac{1}{N_n} \sum_{x,y} W_{IJ_n}^2(x,y) \right) \quad (3.7)$$

N_n značí počet vlnkových koeficientů na úrovni rozkladu n , IJ označuje buď LH , HL nebo HH frekvenční pásmo. Na každé úrovni rozkladu n je následně změřen celkový logaritmus energie jako

$$E_n = (1 - \alpha) \cdot \frac{E_{LH_n} + E_{HL_n}}{2} + \alpha \cdot E_{HH_n} \quad (3.8)$$

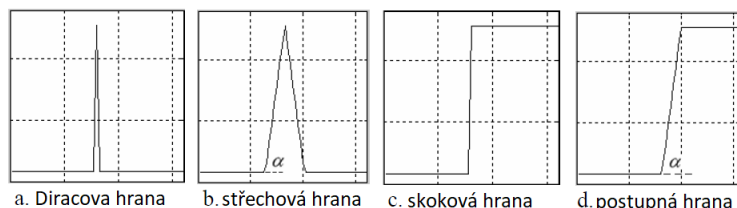
kde parametr $\alpha = 0,8$ dává větší váhu pásmu, které obsahuje nejvyšší prostorové frekvence. Z celkových energií v jednotlivých úrovních vlnkového rozkladu je pak míra ostrosti S určena jako

$$S = \sum_{n=1}^3 2^{3-n} E_n \quad (3.9)$$

Čím větší je hodnota S , tím větší je vnímaná ostrost. Jednotlivé váhy energií $\{4, 2, 1\}$ v jednotlivých úrovních, dávají největší význam vyšším prostorovým frekvencím.

Porovnávání hran v jednotlivých úrovních DWT (*Edge type*)

Další z metod pro měření ostrosti využívající DWT se na rozmazání obrázku dívá z mírně odlišného úhlu pohledu. V obrázku detekuje hrany a určuje jejich typ [36]. Předpokládá, že základní typy hran jsou Diracova, skoková, střešková a postupná (Obr. 3.7).



Obrázek 3.7: Typy hran, které se mohou v obrázku vyskytnout. Diracova hrana, střešková hrana, skoková a postupná hrana. Převzato [36]

Výchozím předpokladem metody je, že většina přirozených obrázků obsahuje všechny čtyři typy hran, pokud se jedná o ostré obrázky. Pokud je obrázek rozmazaný, přestanou v něm existovat Diracovy a skokové hrany, protože se vlivem rozostření změní na střeškové a postupné.

Detekce typu hran probíhá pomocí energie hrany na různých úrovních DWT. Bylo totiž zjištěno, že energie má pro různé typy hran napříč úrovněmi vlnkového rozkladu různé chování. Nejdříve je tedy spočítána energetická mapa $Emap$ pro tři úrovně vlnkové transformace.

$$Emap_i(x, y) = \sqrt{LH_i^2 + HL_i^2 + HH_i^2} \quad i = 1, 2, 3 \quad (3.10)$$

kde LH_i , HL_i a HH_i značí jednotlivá frekvenční pásma na každé úrovni rozkladu i (Obr. 3.6). Jednotlivé mapy jsou rozděleny do bloků podle toho, o jakou úroveň se jedná. Mapa na první úrovni je rozdělena do bloků 8×8 , mapa na druhé úrovni do bloků o velikosti 4×4 a mapa na třetí úrovni do bloků 2×2 . V každém bloku je nalezen maximální vlnkový koeficient reprezentující daný blok. Z energetické mapy $Emap_i$ se tak stane mapa maximálních hodnot $Emax_i$, která je následně prahována určitou prahovou hodnotou rozhodující o tom, zda je na konkrétní pozici mapy energie dostatečná na to, aby zde byla hrana. Pomocí prahování tak vznikne binární mapa hran $EdgeMap$, a to tak, že na dané pozici je jednička označující hranu, pokud na stejné pozici energie v jakékoli úrovni překročí danou prahovou hodnotu. Součet binární mapy $EdgeMap$ určuje celkový počet hranových bloků v obrázku N_{edge} .

Chování energie různých typů hran napříč úrovněmi vlnkové transformace se liší. Diracova hrana má nejvyšší energii na prvním stupni a s rostoucí úrovní klesá, stejně jako skoková hrana. Postupná a střešková hrana má naopak na prvním stupni rozkladu energii nejmenší a s rostoucí úrovní energie roste. Podle těchto pravidel je detekován počet Diracových a skokových hran N_{da} a také počet střeškových a postupných hran N_{rg} .

Střeškové a postupné hrany se na vyšší úrovni vlnkového rozkladu, kde se pracuje s menší škálou obrázku, jeví ostřejší, protože jsou tenčí. Proto metoda určuje také počet hran N_{brg} , které ztratily svou ostrost. Pokud $Emax_1$ kterékoliv ze střeškových nebo postupných hran nepřesahuje prahovou hodnotu určující, zda se jedná o hranu nebo ne, jde pravděpodobně o rozostřenou hranu.

Míra neostrosti obrázku je pak určena jako poměr střeškových a postupných hran, které ztratily svou ostrost vůči všem detekovaným střeškovým a postupným hranám.

$$Blur = \frac{N_{brg}}{N_{rg}} \quad (3.11)$$

Metoda je také schopná podle počtu detekovaných Diracových a skokových hran určit, zda je vůbec obrázek neostřý nebo ne. Pokud je alespoň pět procent všech hran označených za Diracovu nebo skokovou ($\frac{N_{da}}{N_{edge}} > 0,05$), je obrázek podle této metody ostrý.

3.2.3 Měření singulárních hodnot a gradientu

Vedle FFT, DCT a DWT se v oblasti zpracování obrazu využívá také singulární rozklad obrázku. Jeho využití pro měření ostrosti spolu s využitím multiškálové reprezentace obrázku popisuje následující sekce.

Strmost singulárního vektoru (*SV slope*)

Singulární rozklad převzatý z lineární algebry se v oblasti zpracování obrazu používá jak pro kompresi, tak pro hodnocení kvality obrazu. Každý obrázek I o rozměrech $M \times N$ lze rozložit na součin tří matic

$$I = U \cdot S \cdot V^T \quad (3.12)$$

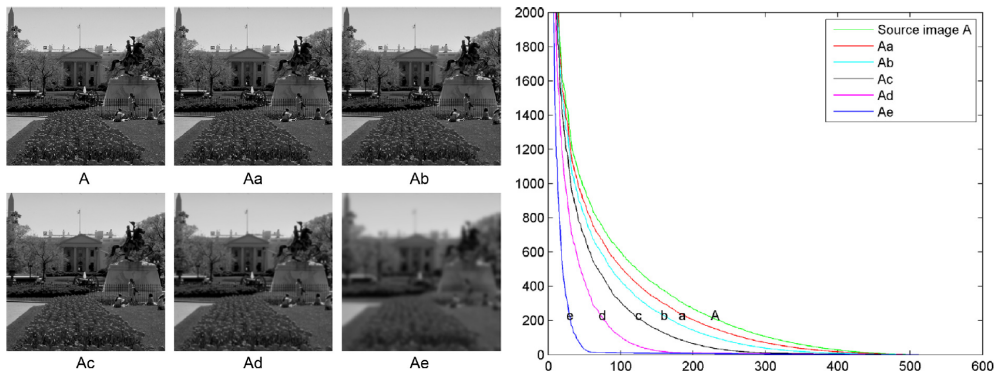
kde U a V jsou ortogonální matice a S je diagonální matice, která má na své diagonále singulární hodnoty SV obrázku I . Počet singulárních hodnot na diagonále, označovaných v literatuře nejčastěji jako σ , odpovídá hodnotě r matice obrázku.

$$SV = \text{diag}(S) = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \quad (3.13)$$

Hodnoty singulárních hodnot postupně klesají ($\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$) a autoři metody měření ostrosti [37], která využívá singulární hodnoty obrázku, navíc zjistili, že závislost singulárních hodnot přirozených obrázků odpovídá mocninné funkci.

$$SV(i) = i^{-q} \quad (3.14)$$

i zde značí singulární hodnotu a strmost q se mění s mírou rozostření obrázku tak, že čím je q větší, tím je analyzovaný snímek neostřejší (Obr. 3.8). Pro určení ostrosti obrázku je tedy provedena jeho singulární dekompozice a následně je z vektoru singulárních hodnot odpovídajícího hodnotám na diagonále matice S odhadnuta hodnota q .



Obrázek 3.8: Vlevo: A - originální, Aa - Ae jsou jeho postupně více a více rozostřené verze; vpravo: Průběhy vektorů singulárních hodnot SV všech obrázků vlevo. Převzato [37],

Singulární rozklad gradientu (*Q*-metrika)

Autoři článku [38] také použili pro měření ostrosti singulární rozklad. Nepracují zde však se singulárním rozkladem jasových hodnot obrázku, ale se singulárními hodnotami jeho gradientu. Gradient G (derivace obrázku I - relativní změna jasové hodnoty) popisuje strukturu obrázku efektivněji než průběh absolutní jasové hodnoty. Singulární rozklad je zde použit na jednotlivé bloky G_i gradientu obrázku

$$G_i = U_i \cdot S_i \cdot V_i^T = U_i \begin{bmatrix} s_{1,i} & 0 \\ 0 & s_{2,i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{1,i} & v_{2,i} \end{bmatrix}^T \quad (3.15)$$

první pravý singulární vektor $v_{1,i}$ zde určuje dominantní orientaci lokálního gradientu bloku, druhý pravý singulární vektor $v_{2,i}$ určuje dominantní orientaci struktury v daném bloku G_i ($v_{2,i} \perp v_{1,i}$). Singulární hodnoty $s_{1,i}$ a $s_{2,i}$ ($s_{1,i} \geq s_{2,i} \geq 0$) reprezentují energii ve směrech určených vektory $v_{1,i}$ a $v_{2,i}$. A protože singulární hodnota $s_{1,i}$ určuje sílu gradientu bloku v jeho dominantní orientaci, je citlivá na rozostření obrázku. Autoři v článku ukazují, jak se mění hodnota $s_{1,i}$ pro různé typy struktur od bloku s konstantní jasovou hodnotou, kde je tato singulární hodnota nulová, po ideální ostrou skokovou hranu, kde je maximální. Ukazují, že singulární hodnota pro zvyšující se ostrost struktury v bloku roste. Bohužel však roste také vlivem šumu, pročež nemůže být přímo metrikou ostrosti. Korigují proto singulární hodnotu $s_{1,i}$ odhadnutým rozptylem šumu v daném bloku obrázku a výslednou metriku ostrosti H_i každého bloku určují jako

$$H_i = \frac{s_{1,i}}{c + \sigma_i^2} \quad (3.16)$$

kde c představuje malou konstantu zajišťující numerickou stabilitu a σ_i^2 představuje odhadnutý rozptyl šumu v daném bloku. Protože nutnost znalosti charakteristik šumu v obrázku může komplikovat výpočet metriky H , vylepšili autoři tuto metodu tak, že nahradili rozptyl šumu parametrem R_i , který nazývají koherencí [39].

$$R_i = \frac{s_{1,i} - s_{2,i}}{s_{1,i} + s_{2,i}} \quad (3.17)$$

Ukazují, že je koherence R nepřímo úměrná rozptylu šumu, pokud je $s_1 > s_2$, což platí u anizotropických struktur. Takto výpočetně zjednodušená metrika ostrosti je označena Q_i a lze ji určit pomocí prvních dvou singulárních hodnot bloku.

Nejdříve je tedy spočten gradient obrázku, který je následně rozdělen do N nepřekrývajících se bloků G_i kde $i = \{1, 2, \dots, N\}$. V každém bloku je provedena singulární dekompozice, čímž jsou získány singulární hodnoty $s_{1,i}$ a $s_{2,i}$, pomocí nichž je spočtena koherence R_i . Ta je následně prahována prahovou hodnotou τ za účelem odhalení anizotropických bloků. V každém bloku, jehož koherence přesahuje prahovou hodnotu τ , je pak určena metrika Q_i jako součin koherence daného bloku R_i a maximální singulární hodnoty $s_{1,i}$. Celková metrika ostrosti Q je pak spočtena jako průměr všech dílčích metrik Q_i jednotlivých anizotropických bloků

$$Q = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Q_i \quad (3.18)$$

kde m značí jejich počet.

Podobnost multiškálové reprezentace obrázku

Další z metod [23] která pracuje s gradientem a singulárními hodnotami, zakládá měření ostrosti na analýze těchto vlastností obrázku napříč jeho multiškálovou reprezentací (Scale space). Multiškálová reprezentace je získána postupným rozmazáváním obrázku pomocí Gaussova filtru

s rostoucí směrodatnou odchylkou σ . Autoři vyzorovali, že v multiškálové reprezentaci ostrého obrázku se od sebe jednotlivé různě filtrované verze liší mnohem více, než v multiškálové reprezentaci obrázku neostrého (Obr. 3.9). Proto pro měření ostrosti používají podobnost jednotlivých různě filtrovaných verzí multiškálové reprezentace a originálního obrázku. Čím více jsou si podobné, tím více je originální obrázek rozostřen. Podobnost jednotlivých filtrovaných verzí je určována právě pomocí gradientu obrázku a jeho singulárních hodnot.



Obrázek 3.9: V první řádce je multiškálová reprezentace ostrého obrázku, v druhé řádce je multiškálová reprezentace rozostřeného obrázku. Podobnost jednotlivých rozmazaných verzí obrázku je mnohem vyšší u rozostřeného obrázku dámy v červeném klobouku, než u ostrého obrázku květů. Převzato [23]

Podobnost gradientu multiškálové reprezentace obrázku (*Gradient Similarity*)

Gradient měří strmost a směr nejvýraznější změny jasových hodnot na každé pozici obrázku. Jde tedy stejně jako u měření šířky hran o posuzování ostrosti v prostorové doméně. Nejdříve je vytvořena multiškálová reprezentace obrázku pomocí čtyř Gaussových filtrů s různými směrodatnými odchylkami $\sigma = \{2, 4, 6, 8\}$ a s postupně rostoucí velikostí 3×3 , 9×9 , 15×15 a 21×21 .

Pro každý obrázek v multiškálové reprezentaci je pak vypočtena mapa gradientu G_i , kde $i = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ reprezentuje úroveň rozmazání.

$$G_i(x, y) = \frac{|G_{i,hor}(x, y)| + |G_{i,ver}(x, y)|}{2} \quad (3.19)$$

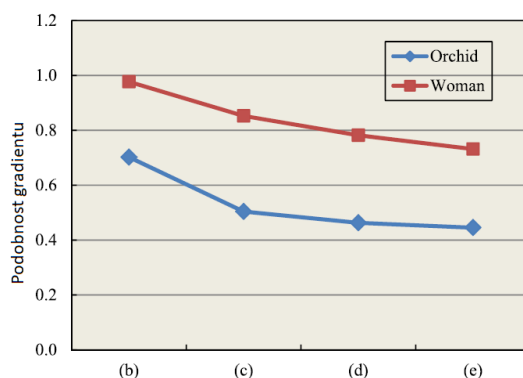
$G_{i,hor}$ zde představuje gradient určený pomocí aproximace derivace v horizontálním směru a $G_{i,ver}$ ve vertikálním směru pro obrázek na i -té úrovni rozmazání. Podobnost mapy gradientu každého z rozmazaných obrázku a mapy gradientu originálního obrázku GS_k je pak určena jako

$$GS_k(x, y) = \frac{2 \cdot G_k(x, y) \cdot G_0(x, y) + c}{G_k^2(x, y) + G_0^2(x, y) + c} \quad (3.20)$$

kde $k = \{1, 2, 3, 4\}$ a c je malá konstanta zajišťující numerickou stabilitu. Protože se dosud pracovalo s mapami gradientu, má podobnost gradientu $GS_k(x, y)$ rozměr $M \times N$ stejně jako obrázek. Výsledná podobnost gradientu f_k je pak určena jako průměrná hodnota $GS_k(x, y)$.

$$f_k = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N GS_k(x, y) \quad (3.21)$$

Na Obr. 3.10 jsou vidět hodnoty podobnosti gradientu obrázku květů a ženy v červeném klobouku z Obr. 3.9. Je zde vidět, že ostrý obrázek květů má hodnoty podobnosti celkově mnohem nižší než rozostřený obrázek ženy.



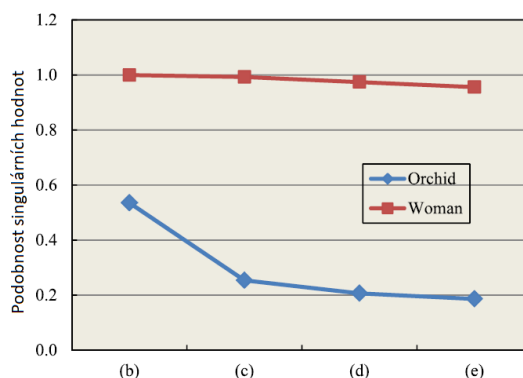
Obrázek 3.10: Hodnoty podobnosti gradientu pro obrázky z Obr. 3.9. Převzato [23]

Podobnost singulárních hodnot multiškálové reprezentace obrázku (*Singular Similarity*)

Podobnost singulárních hodnot jednotlivých obrázků v multiškálové reprezentaci se určuje stejně jako podobnost jejich gradientu. Nejdříve jsou pomocí singulární dekompozice určeny vektory singulárních hodnot s_i , kde $i = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ označuje hodnotu rozmazání obrázku v multiškálové reprezentaci, kterému singulární hodnoty náleží. Pak je podobnost singulárních hodnot originálního obrázku s_0 a singulárních hodnot každého z různě rozmazaných obrázků s_k určena jako

$$SS_k = \frac{2 \cdot s_k \cdot s_0 + c}{s_k^2 + s_0^2 + c} \quad (3.22)$$

kde c opět značí malou konstantu zajišťující numerickou stabilitu. Na Obr. 3.11 jsou k vidění hodnoty podobnosti singulárních hodnot obrázků květů a ženy v červeném klobouku z Obr. 3.9. Hodnoty podobnosti jsou opět u ostrého obrázku květů mnohem nižší než u rozostřeného obrázku ženy v červeném klobouku. Rozdíly jsou navíc mnohem výraznější než u podobnosti gradientů na Obr. 3.10.



Obrázek 3.11: Hodnoty podobnosti singulárních hodnot pro obrázky z Obr. 3.9. Převzato [23]

3.2.4 Měření statistických vlastností

Metody měření ostrosti z této skupiny zkoumají statistické vlastnosti jasových hodnot pixelů nebo transformačních koeficientů.

Koeficient špičatosti DCT (*DCT kurtosis*)

Autoři článku [40] využívají pro měření ostrosti koeficient špičatosti spektra obrázku získaného diskretní kosinovou transformací.

Koeficient špičatosti náhodné veličiny porovnává tvar jejího rozdělení s tvarem normálního rozdělení. Normální rozdělení má koeficient špičatosti roven 3. Všechna rozdělení, která mají špičatost menší než 3, se tvarem více blíží uniformnímu rozložení, zatímco rozdělení se špičatostí větší než 3, mají tvar rozdělení pravděpodobnosti ostřejší a špičatější, než normální rozdělení. Výpočet koeficientu špičatosti $\beta_2(x)$ náhodné veličiny x probíhá pomocí jejího čtvrtého a druhého statistického momentu

$$\beta_2(x) = \frac{m_4(x)}{m_2^2(x)} = \frac{\sum (x - \mu_x)^4 p(x)}{\sigma^4} \quad (3.23)$$

kde μ_x značí střední hodnotu, $p(x)$ pravděpodobnostní funkci a σ směrodatnou odchylku náhodné veličiny.

Při odhadu ostrosti pomocí koeficientu špičatosti DCT koeficientů jsou v obrázku nejdříve detekovány hrany například pomocí Cannyho operátoru [25]. Potom je kolem každého hranového pixelu vytvořen blok $B_i(i, j)$ o velikosti $8 \times 8 px$. Následně je provedena DCT každého z těchto bloků, čímž vzniknou bloky $C_i(x, y)$ obsahující koeficienty DCT. Po vyjmutí koeficientu $C_i(0, 0)$ reprezentujícího stejnosměrnou složku, jsou koeficienty normalizovány tak, aby byl jejich součet roven jedné a výsledné spektrum je pak považováno za pravděpodobnostní funkci DCT koeficientů. Nakonec se měří koeficient špičatosti rozdělení pravděpodobnosti v každém bloku a výslednou míru ostrosti určuje průměrná hodnota špičatosti. Čím menší tato hodnota je, tím ostřejší je analyzovaný obrázek.

Koeficient špičatosti DWT (*DWT kurtosis*)

Bylo dokázáno [41], že amplitudové Fourierovo spektrum může být po normalizaci pokládáno za rozložení pravděpodobnosti prostorových frekvencí. Ostřejší obrázky mají větší hodnoty frekvenčních koeficientů na vysokých kmitočtech. Mají tak o něco rovnoměrnější rozložení a tedy menší špičatost (přestože je stále větší než 3). První metoda využívající špičatost pro měření ostrosti tedy jen počítala koeficient špičatosti normalizovaného výkonového spektra obrázku.

Autoři v [42] rozšiřují tuto metodu o odolnost vůči šumu tím, že počítají špičatost výkonového Fourierova spektra vlnkových koeficientů na třetí úrovni rozkladu obrázku pomocí DWT. Opět je zde využito schopnosti vlnkové transformace potlačit šum.

Rozložení maximální změny jasových hodnot (*MLV*)

Ostrost obrázku závisí také na kontrastu. Čím větší je kontrast jasových hodnot, tím větší je vnímaná ostrost. Vlivem rozostření dojde ke ztrátě kontrastu. Toho využívají autoři další z metod měření ostrosti [43]. Měří zde maximální lokální změnu jasové hodnoty (MLV) v oblasti nejbližšího okolí ($3 \times 3 px$) každého pixelu. Distribuce těchto maximálních jasových změn se mění spolu s ostrostití. Autoři využívají konkrétně její směrodatnou odchylku, jako ukazatel ostrosti.

Na pozici každého pixelu obrázku $I(i, j)$ je tedy nejdříve spočtena maximální změna jasové hodnoty $MLV(i, j)$

$$MLV(i, j) = \frac{\max |I(i, j) - I(u, v)|_{u=i-1, i, i+1; v=j-1, j, j+1}}{255} \quad (3.24)$$

Autoři vypořizovali, že v oblastech obrázku s texturami s nižším kontrastem je distribuce MLV podobná spíše Gaussovu rozložení, zatímco v oblastech s hranami s vysokým kontrastem je distribuce spíše Laplaceova. Proto distribuci (histogram) MLV parametrizují zobecněným Gaussovým rozložení (Generalized Gaussian distribution)

$$f(MLV(i, j), \mu, \gamma, \sigma) = \left(\frac{\gamma}{2\sigma\Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)\sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{\gamma}\right)}}} \right) e^{-\left(\frac{MLV(i, j) - \mu}{\sigma\sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\gamma}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{\gamma}\right)}}} \right)^\gamma} \quad (3.25)$$

kde μ je střední jasová hodnota, σ je směrodatná odchylka, γ je tvarový parametr a $\Gamma(\cdot)$ je gamma funkce. Směrodatná odchylka rozložení MLV se snižuje, s rostoucím rozostřením obrázku.

Protože si lidský zrak více všimá oblastí obrázku, které jsou kontrastnější (tedy těch, které mají větší MLV) a především podle nich hodnotí jeho celkovou kvalitu, aplikují ještě autoři váhování všech vypočtených MLV tak, aby byla tato vlastnost lidského vizuálního systému zahrnuta. MLV s většími hodnotami dostanou v histogramu všech hodnot vyšší váhu, přičemž váha je určena jako hodnota exponenciální funkce e^r , kde r představuje pořadí hodnoty MLV po seřazení od 0 do 1. Váhováný histogram MLV hodnot je tedy parametrizován zobecněným Gaussovým rozdělením, jehož směrodatná odchylka určuje ostrost obrázku.

Maximální změna jasových hodnot (S2)

Jiná metoda [30] založená na rozdílu jasových hodnot obrázku využívá místo maximální změny jasové hodnoty MLV celkovou změnu TLV (Total Local Variation). Hodnota TLV daného bloku, je určena součtem absolutních hodnot rozdílů všech sousedících pixelů v bloku obsažených

$$TLV_{block} = \sum_{u,v} \sum_{i,j} |I(i, j) - I(u, v)| \quad (3.26)$$

kde $I(i, j)$ a $I(u, v)$ jsou spolu sousedící pixely náležící bloku, pro něž je TLV počítána. Metoda nejdříve rozdělí obrázek do bloků o velikosti $8 \times 8 px$, který pak rozdělí na subbloky o velikosti $2 \times 2 px$. V každém ze subbloků je spočítána hodnota TLV_b , kde $b = \{1, 2, 3, 4\}$, a za hodnotu reprezentující ostrost celého bloku, je vybrána největší z nich

$$S(x, y) = \max(TLV_b(x, y)) \quad b = \{1, 2, 3, 4\} \quad (3.27)$$

Takto je určena mapa ostrosti s rozlišením osmkrát menším, než má originální obrázek. Za celkovou hodnotu reprezentující ostrost, může být považována maximální hodnota z celé mapy, vzhledem k tomu, že lidský vizuální systém posuzuje ostrost obrázku podle nejostřejšího regionu.

3.2.5 Měření fázové koherence

V několika popisovaných metodách měření ostrosti byla použita Fourierova transformace. Vždy se však pracovalo s její absolutní hodnotou, tedy s amplitudovým spektrem. Argument Fourierovy transformace představuje fázové spektrum, které lze oblasti zpracování obrazu také využít. Fázové spektrum je totiž zodpovědné za formaci kontur obrazové informace, protože při potlačení amplitudového spektra a převodu obrazové informace z frekvenční domény zpět do prostorové v obrázku zůstaly tyto struktury zachovány [44]. Fáze je určitě důležitá při tvoření obrazové informace hrany, protože všechny bázové funkce o vyšších prostorových frekvencích musí mít v dané pozici určitou fázi, aby se hrana mohla zformovat. Byly navrženy metody využívající fázové spektrum obrázku k registraci, k detekci pohybu i k detekci hran, ale také k měření ostrosti [44].

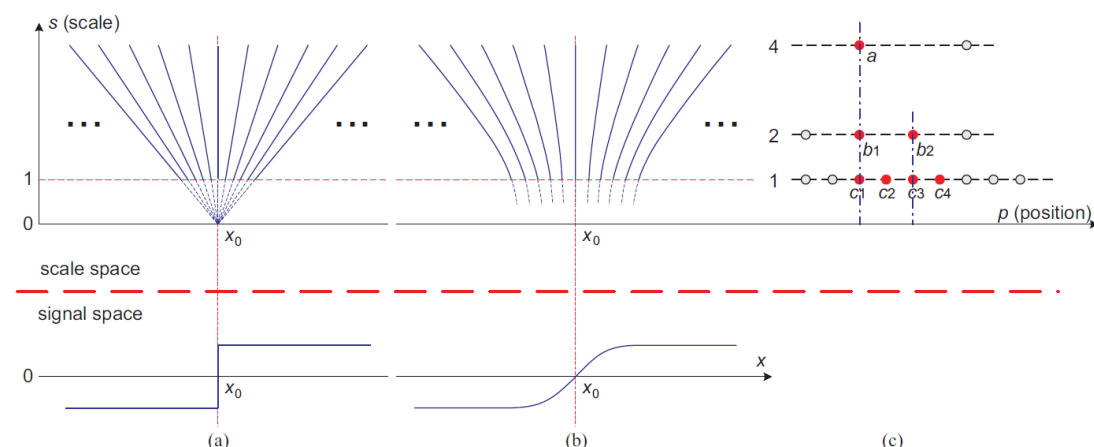
Měření fázové koherence koeficientů CDWT (LPC)

Autoři článku [45] navrhli metodu měření ostroty, využívající informaci o fázi koeficientů komplexní vlnkové transformace (CDWT). Tato metoda přistupuje k měření ostroty úplně odlišným způsobem, než všechny dosud popsané metody. Je založená na měření lokální fázové koherence (LPC). Bylo totiž zjištěno, že se fáze koeficientů CDWT reprezentujících ostré hrany, chová podle jistých pravidel.

Koeficienty CDWT $F(s, p)$, kde s značí škálu a p posun vlnky pomocí níž je transformace prováděna, mají svou absolutní hodnotu i fázi. V [45] je ukázáno, že pokud je transformovaný signál škálově invariantní, lze fázi koeficientů $F(s, p)$ na vyšších škálách vypočítat pomocí hodnoty fáze koeficientu $F(1, p)$ na škále 1.

$$\Phi(F(s, p)) = \Phi\left(F\left(1, x_0 + \frac{p - x_0}{s}\right)\right) \quad (3.28)$$

kde Φ značí fázi, s škálu, p posun a x_0 lokální pozici v signálu. Silná fázová koherence napříč škálami se projevuje tak, že křivky stejné fáze v (s, p) rovině tvoří linky, které se sbíhají na škále 1 přímo do bodu x_0 , kde škálově invariantní struktura leží (Obr. 3.12). Tato vlastnost fáze vlnkových koeficientů platí pouze pro škálově invariantní struktury, kterými jsou ostré hrany.



Obrázek 3.12: Obrázek (a) ukazuje křivky stejné fáze napříč škálami v (s, p) prostoru komplexní vlnkové transformace v oblasti ostré skokové hrany. Obrázek (b) pak ukazuje křivky stejné fáze pro rozmazanou hranu. Obrázek (c) pak ukazuje rozmístění koeficientů diskrétní transformace ve třech dyadických škálách. Převzato [45].

Na Obr. 3.12 (c) je ukázán příklad, kdy je při splnění podmínky škálové invariance možné určit fázi koeficientu první škály c_1 pomocí fáze škálově sousedících koeficientů b_1 a a jako

$$\hat{\Phi}(c_1) = -2\Phi(a) + 3\Phi(b_1) \quad (3.29)$$

kde $\hat{\Phi}(c_1)$ značí predikci skutečné hodnoty fáze koeficientu c_1 . Při splnění podmínky škálové invariance bude predikovaná hodnota odpovídat skutečné hodnotě, ale čím více se budou tyto dvě hodnoty lišit, tím méně bude struktura v této oblasti obrázku připomínat ideální hranu. Rozdíl mezi hodnotou fáze koeficientu na nejdetajnější škále predikovanou pomocí hodnot z hrubších škál a tou skutečnou tedy může být mírou ostroty.

Obrázek je tedy nejdříve pomocí S škál a O orientací log-Gaborových filtrů transformován do $S \times O$ subpásem, kde na každé pozici p existuje $S \times O$ komplexních vlnkových koeficientů $c_{s,o,p}$

pro každou škálu s a každou orientaci o . Při použití dyadické transformace odpovídají škálám $s = \{1, 2, 4\}$ váhy $w = \{1, -3, 2\}$. Síla lokální fázové koherence S_{LPC} je určena pomocí kosínu násobku vah w a fází koeficientů $c_{s,o,p}$.

$$S_{LPC}^{o,p} = \cos \left(\sum_{s=1}^S w_s \Phi(c_{s,o,p}) \right) \quad (3.30)$$

Při nulovém výsledku tohoto násobku, který značí, že je na dané pozici p ostrá hrana, je $S_{LPC} = 1$, což je maximální možná hodnota. Čím vzdálenější nule výsledek bude, tím nižší bude síla LPC, což bude značit menší ostrost na dané pozici obrázku. Následně jsou hodnoty $S_{LPC}^{o,p}$ průměrovány přes všechny orientace o s tím, že orientace, na kterých je větší absolutní hodnota koeficientu, mají větší váhu. Tak vznikne mapa ostrosti S_{LPC}^p , která může být sloučena do jediného skalárního ukazatele ostrosti pomocí váhovaného průměru síly fázové koherence na všech pozicích obrázku

Kapitola 4

Ověření účinnosti měření optimálního rozlišení pomocí ostrosti

Jak bylo ukázáno v předchozí kapitole, metody měření ostrosti analyzují charakteristiky obrázku, které souvisí také s jeho optimálním rozlišením tj. s minimálním možným rozlišením schopným zachytit veškeré jeho detaily. Byla proto navržena metoda odhadující optimální rozlišení obrázku pomocí měření ostrosti jeho podvzorkovaných verzí interpolovaných zpět na původní rozměry. Bez interpolace by naměřená ostrost měla v závislosti na snižujícím se rozlišení monotónní průběh a nebylo by tak podle čeho optimální rozlišení určit. Protože však interpolací v obrázku nevzniknou žádné nové detaily, má podvzorkovaný obrázek stejný informační obsah jako jeho interpolovaná verze. Pokud vlivem podvzorkování dojde k výraznému snížení informačního obsahu, měla by ostrost podvzorkovaného obrázku interpolovaného zpět na vyšší rozměry výrazně poklesnout. Jsou-li ale detaily a hrany zachovány, měly by se objevit také v interpolované verzi podvzorkovaného obrázku a ostrost by měla zůstat velmi podobná jako u verze obrázku s vyšším rozlišením. Následující kapitola hodnotí schopnost popsaných metrik ostrosti určit, zda vlivem podvzorkování obrázku došlo ke ztrátě jeho detailů nebo ne.

4.1 Vstupní data

Navržená metoda tedy vyžaduje podvzorkované verze originálního obrázku. Míry podvzorkování by měly odpovídat všem přípustným rozlišením, ve kterých je možné podvzorkovaný obrázek uchovávat nebo dále zpracovávat. V této práci jsou jako přípustná nižší rozlišení uvažována rozlišení snižená vždy o polovinu. Metriky ostrosti jsou aplikovány na originální obrázek a jeho čtyři verze, kdy každá další verze má poloviční rozlišení oproti té předchozí. Obrázek je vždy podvzorkován dvěma. Před snížením jeho rozměrů je však použit antialiasingový filtr, který z obrázku odfiltruje všechny prostorové frekvence vyšší než je nová poloviční vzorkovací frekvence. Následná interpolace zpět na původní rozlišení je provedena pomocí funkce Matlabu `imresize(frame, 2, 'bicubic')`, kdy je ale kvůli zrcadlení spektra také použit antialiasingový filtr.

4.1.1 Simulace zkreslení

Ověření účinnosti jednotlivých metrik ostrosti by mělo probíhat na snímku se známou mírou zkreslení. Bylo by proto vhodné použít obrázek čisté užitečné obrazové informace se známou mírou detailu a ten uměle zkreslovat pomocí metody s nastavitelnou mírou zkreslení. Simulované

zkreslení by mělo odpovídat reálnému zkreslení obrazové informace zaznamenané na filmový materiál.

U starších filmových záznamů je pokles obrazové kvality způsoben především méně kvalitním objektivem použitým při záznamu. Zkreslení tohoto typu by bylo možné realizovat pomocí filtru, jehož tvar odpovídá modulační přenosové funkci různých kvalitních objektivů.

Čočky trpí různými aberacemi, které jsou příčinou zkreslení zobrazené obrazové informace. Návrh kvalitnější čočky s vyšší rozlišovací schopností spočívá v nalezení způsobu co nejefektivnějšího potlačení aberací. I kdyby se však podařilo veškeré aberace eliminovat, zobrazení by stejně nebylo dokonalé kvůli difrakci světla na vstupní apertuře, které nelze zabránit. Objektiv, který má korigované veškeré aberace, kromě difrakce na vstupní apertuře, se nazývá difrakčně omezený. MTF takového objektivu lze simulovat pomocí rovnice 4.2 [46]

$$s = \frac{f}{f_{cutoff}} = f \cdot \lambda \cdot K \quad (4.1)$$

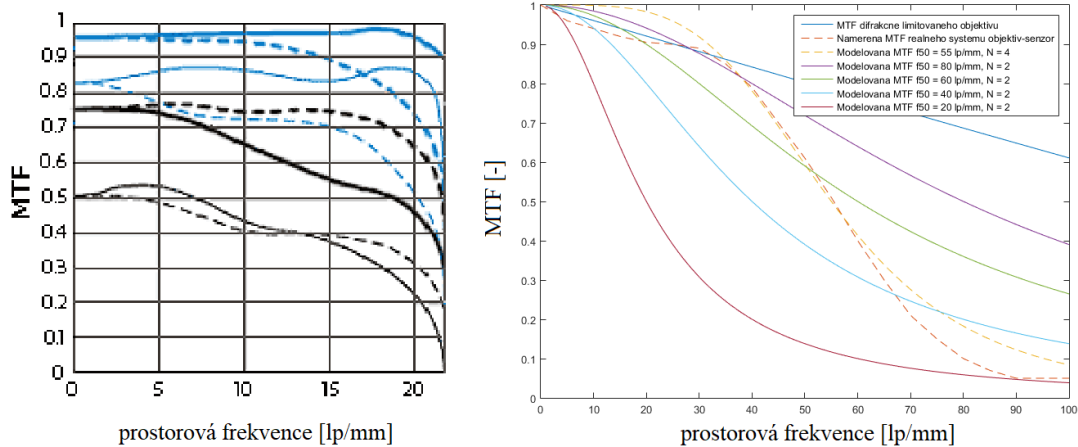
$$MTF_{difflimited}(s) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} (\arccos(s) - s \cdot \sqrt{1-s^2}) & \text{pro } s < 1 \\ 0 & \text{pro } s \geq 1 \end{cases} \quad (4.2)$$

kde λ značí vlnovou délku, za kterou je možné dosadit 555 nm odpovídajících zelenému světlu, na které je lidské oko nejcitlivější. K značí clonové číslo (čím uzavřenější je clona, tím výraznější je zkreslení) a f značí prostorovou frekvenci.

Vzhledem k tomu, že MTF aberovaného objektivu závisí kromě clonového čísla a vlnové délky také na vzdálenosti od středu a mnoha dalších parametrech, není snadno popsitelná jedinou křivkou [47]. Často se uvádí závislost MTF na vzdálenosti od středu objektivu pro několik různých prostorových frekvencí (např. 10 lp/mm a 30 lp/mm u objektivů Canon), pro několik clonových čísel a navíc ještě pro meridionální a sagitální pruhy o dané prostorové frekvenci (Obr. 4.1). Meridionální pruhy jsou pruhy jdoucí ze středu testovacího obrazce k jeho okrajům a sagitální jsou pruhy na ně kolmé. Po analýze výrobcí objektivů zveřejněných MTF, navrhl Norman Koren [48] zjednodušený model modulační přenosové funkce aberovaného objektivu (4.3), založený na dvou parametrech. Prvním parametrem je prostorová frekvence $f_{50} [\text{lp/mm}]$, na které výsledná MTF nabývá 50 % své hodnoty na frekvenci 0 lp/mm a druhým parametrem je řád N určující jak rychle hodnoty MTF padají k nule (výchozí hodnota $N = 2$).

$$MTF_{lens}(f) = \frac{1}{1 + \left(\frac{f}{f_{50}}\right)^N} \quad (4.3)$$

Takto vypočítaná MTF je v jednotkách lp/mm , ve kterém výrobci objektivů MTF udávají. Při použití pro zkreslení digitalizovaného záznamu je však potřeba mít MTF v jednotkách cyc/px , protože je nutné znát rozměry pixelů snímače skeneru. V případě, že je znám formát filmu, z jakého byl snímek skenován, lze rozměry pixelu snímače zjistit vydělením rozměru filmového políčka daného formátu počtem pixelů digitalizovaného obrázku. Například dříve nejčastěji používaný tzv. akademický formát obrazu na filmovém políčku 35 mm filmu má rozměry $22 \times 16 \text{ mm}$ [49]. Pokud je takové filmové políčko naskenováno například do rozlišení $8192 \times 6224 \text{ px}$, odpovídá pak například rozlišení 100 lp/mm $\frac{22 \text{ mm}}{8192 \text{ px}} \cdot 100 \frac{\text{lp}}{\text{mm}} = 0,269 \frac{\text{lp}}{\text{px}} = 0,269 \frac{\text{cyc}}{\text{px}}$. Nabývá-li tedy MTF, použitá k simulaci snížení kvality obrazové informace vlivem průchodu daným objektivem, 30 % své hodnoty na rozlišení 100 lp/mm , odpovídá to $0,269 \text{ cyc/px}$. Nyquistova frekvence $0,5 \text{ cyc/px}$ v tomto případě odpovídá $0,5 \frac{\text{cyc}}{\text{px}} \cdot \frac{8192 \text{ px}}{22 \text{ mm}} = 186 \frac{\text{lp}}{\text{mm}}$. Při znalosti rozměrů snímače lze tedy MTF modelovanou pomocí (4.3) přepočítat na cyc/px a použít k simulaci zkreslení obrázku. Zkreslení probíhá filtrací 2D amplitudového Fourierova spektra obrázku pomocí filtru, jehož přenosová funkce vznikla rotací simulované jednodimenzionální MTF.



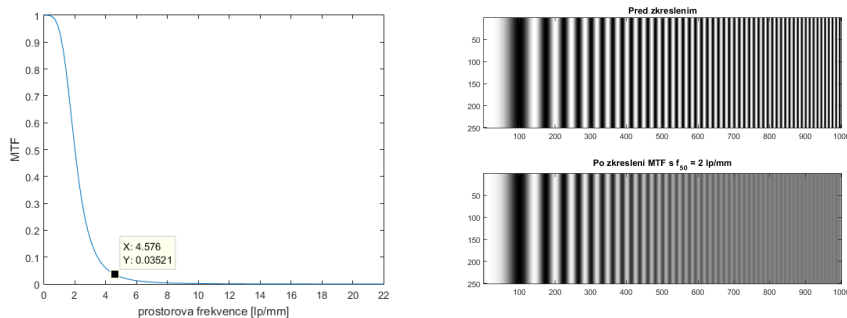
Obrázek 4.1: Graf vlevo je ukázka popisu MTF vybraného objektivu (Canon 35mm f/1.4L Prime Lens) - plné čáry popisují závislost MTF na vzdálenosti od středu čočky pro meridionální pruhy, čárkované pro sagitální. Tučné čáry představují MTF pro pruhy o frekvenci 10 lp/mm , tenké 30 lp/mm . Modré křivky představují clonové číslo $f/8,0$, černé úplně otevřenou clonu. Převzato [47]. Graf vpravo ukazuje MTF difrakčně omezeného objektivu modelovanou podle (4.2) pro clonové číslo $f/5,6$, změřenou reálnou MTF systému objektiv-snímač [50] a také její aproximaci pomocí modelu (4.3) s parametry $f_{50} = 55 \text{ lp/mm}$ a $N = 4$. Dále pak modelované MTF různých kvalitních objektivů také podle (4.3).

Pro ověření simulovaného zkreslení byl v Matlabu vygenerován obrazec přelaďované kosínusoidy, kde na horizontálním rozměru 1000 px dojde ke změně prostorové frekvence z 0 cyc/px na $0,1 \text{ cyc/px}$, což při uvažování horizontálního rozměru pomyslné analogové předlohy 22 mm odpovídá frekvencím 0 lp/mm až $4,54 \text{ lp/mm}$. Rozměr pixelu je v tomto případě $0,022 \text{ mm}$, tudíž Nyquistova frekvence $0,5 \text{ cyc/px}$ odpovídá 22 lp/mm . Jde o poměrně nízkou hodnotu způsobenou malým rozměrem digitálního obrázku, která slouží pouze k ilustraci principu. Při generování MTF, která nabývá 50% kontrastu na frekvenci 2 lp/mm , dojde ke zkreslení, které je viditelné na Obr. 4.2. Kontrast prostorových frekvencí přesně odpovídá kontrastu určenému MTF použitou pro zkreslení. Maximální prostorová frekvence $4,54 \text{ lp/mm}$, jaké přelaďovaný kosinus dosahuje, má po rozmazání kontrast

$$C(4.54 \text{ lp/mm}) = \frac{V_{max4.54} - V_{min4.54}}{V_{max4.54} + V_{min4.54}} = \frac{128 - 119}{128 + 119} = 0,0364 \quad (4.4)$$

což odpovídá MTF na Obr. 4.2. V_{max} a V_{min} ve vzorci 4.4 pro výpočet kontrastu určují maximální a minimální jasovou hodnotu na dané prostorové frekvenci. Celá MTF je pak kontrast na jednotlivých prostorových frekvencích vztážený ke kontrastu na minimální prostorové frekvenci, který je v tomto případě jednotkový.

Pomocí MTF lze tedy dosáhnout alespoň malé kontroly nad simulovaným zkreslením. Přirozené obrázky však nemají jednotkový kontrast na všech prostorových frekvencích. Po zkreslení filtrem, jehož tvar odpovídá modelované MTF, tedy dojde k útlumu kontrastu, jehož původní hodnota ale není známá, protože k filtraci dochází pomocí násobení přenosové funkce filtru a amplitudového Fourierova spektra obrázku. A jak již bylo řečeno, absolutní hodnota Fourierových koeficientů nezávisí jen na kontrastu struktur o dané prostorové frekvenci (který samozřejmě není pro všechny struktury dané frekvence stejný), ale také na počtu těchto struktur [29]. U obrazce přelaďované kosínusoidy kontrast odpovídá MTF, z níž je tvořena přenosová funkce filtru použitého pro zkreslení, protože je v něm stejné množství struktur každé prostorové frekvence a všechny mají jednotkový kontrast.



Obrázek 4.2: Vlevo nahoře: modelovaná MTF použitá pro zkreslení přelaďovaného kosínu. Vpravo nahoře: Obrázek s přelaďovaným kosínem před a po filtraci.

4.1.2 Použité obrázky

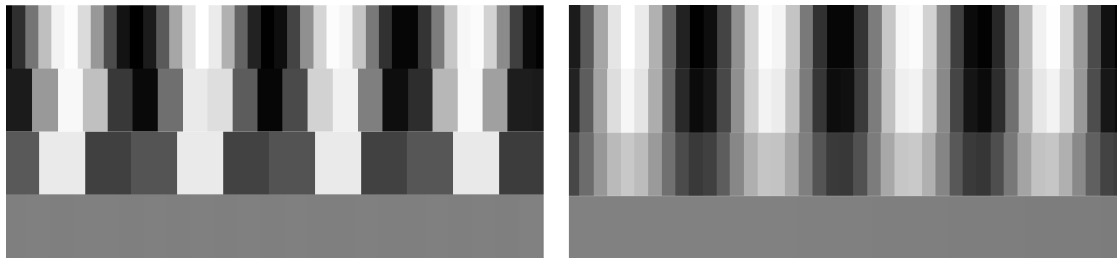
Pro ověření závislosti různých metrik ostrosti na snižující se míře detailů obrazové informace způsobené snížením rozlišení, byly vytvořeny následující uměle zkreslené obrázky, u nichž bylo alespoň do jisté míry možné určit míru zkreslení a optimální rozlišení.

SweeppedCos

SweeppedCos je obrázek přelaďované kosinusoidy vygenerovaný tak, že na šířce 2000 px dojde k přeladění z prostorové frekvence 0 cyc/px na 0,1 cyc/px , což při uvažování fiktivní fyzické šířky obrázku 22 mm odpovídá 0 lp/mm a 9 lp/mm . Nyquistova prostorová frekvence 0,5 cyc/px v tomto případě odpovídá 46 lp/mm . Při snížení rozlišení obrázku na polovinu je Nyquistova frekvence 23 lp/mm , tudíž jde o obrázek schopný zaznamenat prostorovou frekvenci 9 lp/mm ($=0,2 cyc/px$). Při dalším snížení rozlišení na polovinu je Nyquistova frekvence 11,5 lp/mm , takže prostorová frekvence 9 lp/mm by ještě měla zůstat zachována. Při dalším snížení je však již Nyquistova frekvence 5,5 lp/mm , tudíž snížení rozlišení původního obrázku o šířce 2000 px na 250 px již není možné. Pro takto vygenerovaný obrázek by tedy metody měření ostrosti měly určit optimální rozlišení 500 px na šířku.

Šířka obrázku [px]	f_{max}		$f_{Nyquist} = 0,5 [cyc/px]$
	[cyc/px]	[lp/mm]	[lp/mm]
2000	0,1	9	46
1000	0,2	9	23
500	0,4	9	11.5
250	0,8	9	5.5
125	1,6	9	2.7

Tabulka 4.1: Tabulka popisuje schopnost nižších rozlišení zachovat frekvenci 9 lp/mm . Ukazuje, jak se pro snižující se rozlišení zmenšuje hodnota Nyquistovy frekvence v lp/mm , přičemž hodnota frekvence 9 lp/mm v cyc/px se zvětšuje. Jakmile přesáhne Nyquistovu frekvenci 0,5 cyc/px , není možné ji v obrázku s daným rozlišením uchovat. Hodnoty v lp/mm jsou určeny pro uvažovanou šířku fiktivní skenovací předlohy 22 mm .



Obrázek 4.3: Detail obrazce přeladovaného kosinu frekvence $0,1 \text{ cyc/px}$ a jeho verzí se sníženým rozlišením. Vlevo podvzorkované verze obrázků; Vpravo: z podvzorkovaných verzí do původního rozlišení interpolované verze obrázků; první řádek: originální obrázek; druhý řádek: poloviční rozlišení; třetí řádek: čtvrtinové rozlišení; čtvrtý řádek: osminové rozlišení.

Street

Jako čistá užitečná obrazová informace bez šumu i bez zrna byl použit snímek ulice z fotoaparátu Canon 5DS R [51]. Snímek má rozlišení $8688 \times 5792 \text{ px}$. Pro testování je použit jeho výřez o rozměrech $1394 \times 1143 \text{ px}$.

Snímek již při snížení rozlišení na polovinu projevuje známky zkreslení detailů. Nápis *Meat With Rice*, který je čitelný na ceduli v původním rozlišení, už na polovičním rozlišení čitelný není. Metody měření ostrosti by tedy měly odhalit, že u nezakreslené verze tohoto obrázku není vhodné rozlišení snižovat. Původní šířka obrázku je 8688 px . Při představě, že byl obrázek skenován z filmového políčka s horizontálním rozměrem obrázku 22 mm je maximální prostorová frekvence, která v obrázku může být zaznamenána 197 lp/mm . Fiktivní fyzická šířka výřezu obrázku odpovídá $3,53 \text{ mm}$. Po rozostření pomocí filtru s přenosovou funkcí odpovídající tvaru modelované MTF podle rovnice (4.3) s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ jsou všechny detaily snímku Street čitelné také v jeho verzi s polovičním rozlišením. Na čtvrtinovém rozlišení však už ne. Fungující algoritmus by tedy měl jako optimální rozlišení určit to poloviční. Po ještě výraznějším rozostření pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$ je míra detailu shodná na originálním obrázku a jeho verzích s polovičním a čtvrtinovým rozlišením. Na osminovém rozlišení již dochází ke zhoršení čitelnosti detailů.



Obrázek 4.4: Vlevo: Snímek Street o rozměrech $8688 \times 5792 \text{ px}$; vpravo: výřez snímku street o rozměrech $1394 \times 1143 \text{ px}$ použitý k testování.



Obrázek 4.5: Ukázka různého zkreslení detailů snímku Street. První řádek: bez umělého zkreslení, originální a poloviční rozlišení, kdy na polovičním rozlišení již nelze rozeznat text *Meat With Rice*. Druhý řádek: zkreslení s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$, v originálním i polovičním rozlišení lze narozdíl od čtvrtinového rozlišení přečíst nápis *Chicken, Rice, Bean C*. Třetí řádek: zkreslení s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$, zatímco na originálním, polovičním i čtvrtinovém rozlišení lze ještě rozeznat poměrně velký nápis *VOICE*, na další úrovni sníženého rozlišení již ne.

Snímek	Míra zkreslení	Optimální rozlišení
SweepedCos	bez zkreslení	1/4
Street	bez zkreslení	originální
	$f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$	1/2
	$f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$	1/4

Tabulka 4.2: Ideální výsledky testovaných metod.

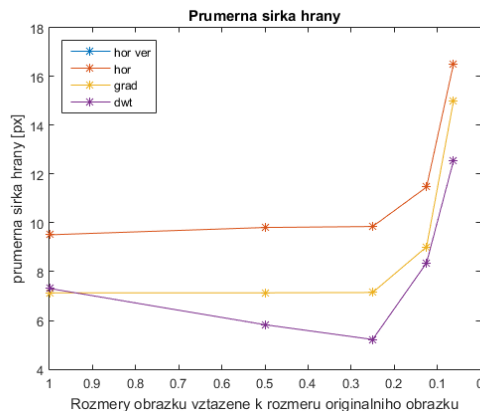
4.2 Základní test metrik ostrosti

V následující sekci probíhá základní ověření citlivosti jednotlivých metrik ostrosti popsaných ve třetí kapitole na útlum detailů obrázku způsobený snížením rozlišení. Testování je prováděno pomocí obrázků vytvořených v předchozí sekci a cílem testu je pouze vyloučení metrik ostrosti, jejichž závislost na snižujícím se rozlišení neodpovídá míře detailů obsažených v jednotlivých podvzorkovaných verzích obrázku. Nejdříve jsou testovány metriky ostrosti měřící průměrnou šířku hrany. Následně jsou testovány metriky ze skupiny metod měření ostrosti, které hodnotí útlum na vysokých prostorových frekvencích. Další skupinou testovaných metod jsou metriky pracující se singulárními hodnotami a gradientem obrázku. Nakonec jsou ověřeny účinnosti metrik ostrosti měřících statistické vlastnosti jasových hodnot nebo frekvenčních koeficientů obrázku a také metoda měřící ostrost na základě fázové koherence koeficientů komplexní vlnkové transformace.

4.2.1 Průměrná šířka hrany

Ze skupiny metod měřících ostrost pomocí průměrné šířky hrany popsaných v sekci 3.2.1 byla implementována metoda měřící šířku v horizontálním případně i vertikálním směru (Edge width hor/ver - popis na straně 30), metoda měřící šířku hrany ve směru gradientu (Edge width grad - popis na straně 31) a také metoda měřící šířku hran v DWT (Edge width DWT - popis na straně 32).

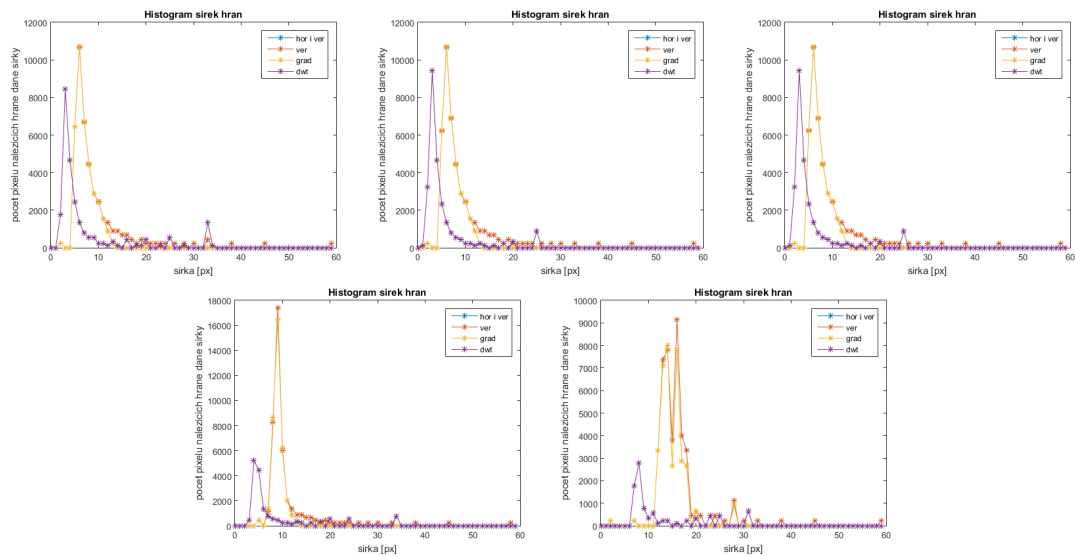
Skupina metod automaticky hodnotící ostrost měřením šířky hran by měla být schopná určit optimální rozlišení digitalizovaného filmového políčka tak, že změří průměrnou šířku hrany v původním snímku i ve všech jeho čtyřech verzích s nižším rozlišením interpolovaných zpět na původní rozměry. Ve snímku, ve kterém již vlivem snížení rozlišení dojde ke ztrátě detailu obrazové informace, by měla výrazně vzrůst naměřená průměrná šířka hrany. Pro všechna vyšší rozlišení by však měla být průměrná šířka hrany velmi podobná. Ověření těchto předpokladů bylo nejdříve provedeno na testovacím obrazci SweepedCos. Na Obr. 4.2 bylo ukázáno, že fungující metoda by měla pro tento obrazec označit za optimální rozlišení to čtvrtinové. Na Obr. 4.6 je vidět, že závislost změřené průměrné šířky hrany na rozlišení obrazce SweepedCos odpovídá předpokladům u všech implementovaných metod. Průměrná šířka hrany u všech metod výrazně vzroste až pro osminové rozlišení a to je tím pádem označeno za příliš nízké.



Obrázek 4.6: Naměřené průměrné šířky hran snímku SweepedCos metodou měřící šířku hran v horizontálním i vertikálním směru, pouze v horizontálním směru, ve směru gradientu a na třetí úrovni DWT.

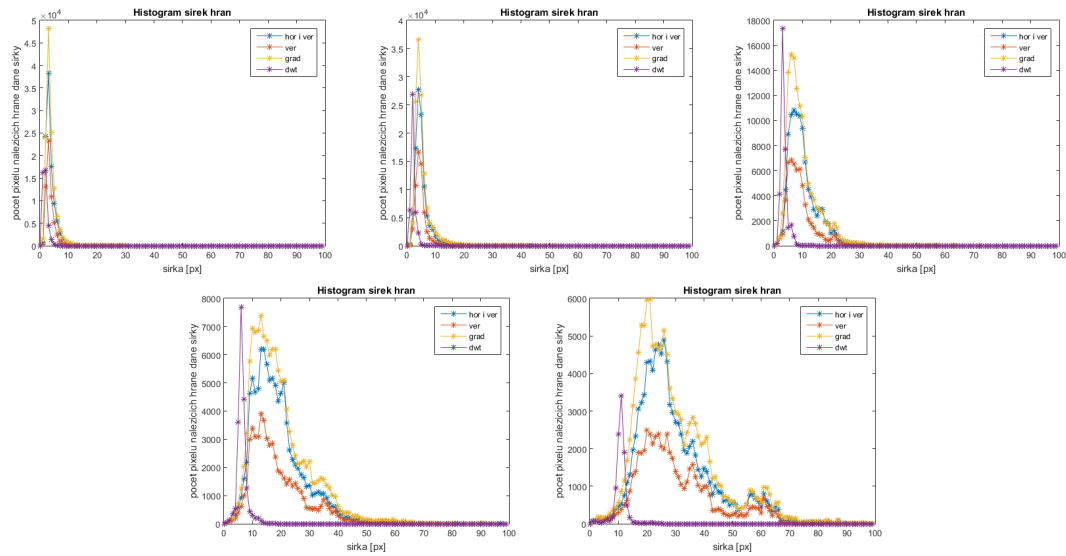
Červená a modrá křivka na Obr. 4.6, které patří šířkám měřeným ve vertikálním i horizontálním a pouze ve vertikálním směru, se překrývají, protože ve snímku nejsou žádné horizontální hrany. Výsledek těchto metod měření ostrosti je silně závislý na použitém detektoru hran. U měření v horizontálním a vertikálním směru byl použit detektor Prewittové [25] s prahovou hodnotou 0, díky čemuž byly za hranu označeny přechody mezi extrémy jasových hodnot na všech prostorových frekvencích. V případě měření šířky hran ve směru gradientu byl použit Cannyho operátor [25], který však označil za hrany pouze přechody vyšších prostorových frekvencí. To vysvětluje systematicky nižší hodnotu průměrné šířky hran, která je ochuzena o šířky přechodů na nejnižších frekvencích (viz histogramy naměřených šířek pro verze snímku SweepedCos s postupně klesajícím rozlišením na Obr. 4.7).

U metod měřících šířku hran v prostorové doméně jsou na všech rozlišeních měřeny šířky hran na pozicích hranových pixelů, které byly detekovány v originálním obrázku. Metoda měření v DWT však detekuje hranové pixely na třetí úrovni vlnkové dekompozice pro každé nižší rozlišení originálního snímku znovu, a na každém rozlišení tak mohou být porovnávány šířky hran v jiných pozicích obrázku. Naměřená šířka hran je tak pro optimální rozlišení dokonce minimální.



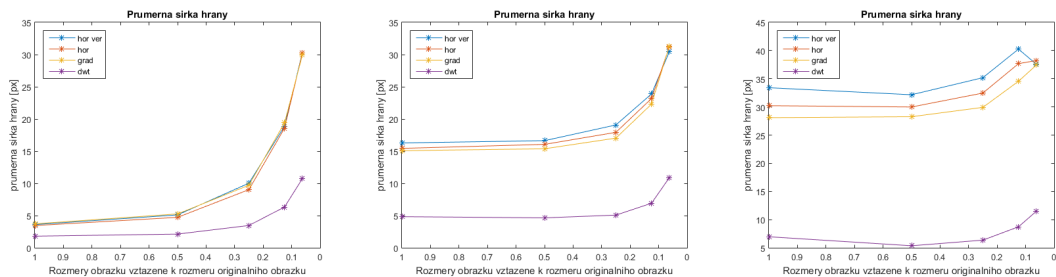
Obrázek 4.7: Porovnání histogramů šířek hran detekovaných jednotlivými metodami v originálním obrázku a jeho čtyřech verzích s postupně klesajícím rozlišením. Zleva doprava: originální obrázek, poloviční rozlišení, čtvrtinové rozlišení, osminové rozlišení a šestnáctinové rozlišení.

Metody byly aplikovány také na reálný snímek Street. Výstupy ideální metody by měly odpovídat tabulce Tab. 4.2. Na histogramech šířek hran (Obr. 4.8) naměřených jednotlivými metodami pro nezkreslený snímek Street je vidět, jak se spolu s klesajícím rozlišením postupně zvyšuje šířka hran daného obrázku. Červená křivka představuje šířky hran detekované pomocí aproximace derivace obrázku v horizontálním směru (jedná se tedy jen o vertikální hrany). Proto nabývá nižší četnosti hran, než křivka modrá, která představuje šířky jak vertikálních tak horizontálních hran. Tvarem jsou si obě křivky dosti podobné a stejně tak výsledné průměrné hodnoty (Obr.4.9) se téměř neliší. Žlutá křivka reprezentuje šířky hran měřené ve směru gradientu každého hranového pixelu. Kromě mírně odlišného způsobu výpočtu byla použita také jiná metoda detekce hran (Cannyho operátor namísto operátoru Prewittové), což vysvětluje vyšší počet naměřených hodnot. Ačkoliv se histogram liší od předchozích dvou, průměrná hodnota je opět velmi podobná. Dalo by se tedy říci, že výpočetně mnohem náročnější metoda výpočtu šířky hran ve směru gradientu nepřináší oproti základní metodě detekce výrazné zlepšení přesnosti. Fialová křivka představuje četnost hran naměřených na třetí úrovni DWT. Na této úrovni dekompozice má obrázek čtvrtinové rozměry, proto je celkově hodnot méně a výsledný průměr šířek je menší (hrany jsou zde užší).



Obrázek 4.8: Histogramy naměřených šířek hran jednotlivými metodami pro snímek Street bez zkreslení. Zleva doprava je zde zobrazen histogram šířek v originálním obrázku, v jeho verzi s polovičním, čtvrtinovým, osminovým a šestnáctinovým rozlišením.

Pro nezkrácenou verzi obrázku průměrná šířka roste už při snížení rozlišení na polovinu 4.9. Při zkreslení obrázku pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$, kdy by mělo optimální rozlišení odpovídat tomu polovičnímu, je vidět celkový vzrůst naměřené průměrné šířky hran. Výraznější vzrůst však skutečně nastane až pro čtvrtinové rozlišení, přestože pro šířky měřené v prostorové doméně průměrná šířka mírně stoupne i pro poloviční rozlišení. Pro šířky měřené v DWT je opět průměrná šířka na polovičním rozlišení minimální. Protože na grafech není tento fakt dobře viditelný, jsou průměrné šířky hran naměřené jednotlivými metodami uvedeny v tabulce Tab. 4.6. Po rozostření snímku Street pomocí filtru odpovídajícího MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$, se k sobě přiblíží hodnoty naměřené na čtvrtinovém a polovičním rozlišení. Průměrná šířka metody měřící v DWT tentokrát není minimální pro čtvrtinové rozlišení, které je pro takto rozostřený obrázek optimální. Je pro něj však nižší než pro původní rozlišení.



Obrázek 4.9: Srovnání průměrných šířek hran naměřených jednotlivými metodami pro originální obrázek (vlevo), verzi zkreslenou pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ (uprostřed) a verzi zkreslenou pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$ (vpravo)

	bez zkreslení					zkreslení $f_{50} = 25lp/mm$					zkreslení $f_{50} = 8lp/mm$				
	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{16}$	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{16}$	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{16}$
horver	3,5	5,5	9,5	19	29	16	16,5	19,5	24	30,5	33	32	35	40	37,5
ver	3,5	5	9	18,5	29,5	15,5	16	18,5	23	31	30	30	32,5	37,5	38
grad	3,5	5	9,5	19,5	29,5	15,0	15,5	17	22	31	28	28	30	35	38
dwt	1,8	2,13	3,45	6,32	10,7	4,83	4,64	5,07	6,92	10,89	6,95	5,35	6,35	8,72	11,48

Tabulka 4.3: Naměřené průměrné šířky hran v různých zkreslených verzích snímku Street

Metriky ostrosti měřící průměrnou šířku hran by tedy mělo být možné použít pro odhad optimálního rozlišení. Použitím jiného vyhodnocení distribuce naměřených šířek hran, než průměru, by mohlo dojít ke zvýšení citlivosti na úbytek detailu v obrázku. Výsledky těchto metod jsou také velmi závislé na použitém detektoru hran. Detektor s menší citlivostí nemusí zaznamenat hrany jemných detailů, které pak vůbec nejsou měřeny a výsledná průměrná šířka hrany tak může být nesprávně stejně velká jako na nižší úrovni rozlišení, čímž dojde k tomu, že je za optimální rozlišení neprávem označeno nižší rozlišení, než by mělo být.

Dále je vhodné měřit šířku hran ve všech úrovních rozlišení na stejných pozicích. V případě, že by byly hranové pixely detekovány pro každou úroveň rozlišení zvlášť, bylo by postupně s klesajícím rozlišením detekováno méně a méně hranových pixelů, které by navíc náležely těm nejvýraznějším hranám. Vůbec by tak nemuselo dojít k růstu průměrné šířky hrany s klesajícím rozlišením.

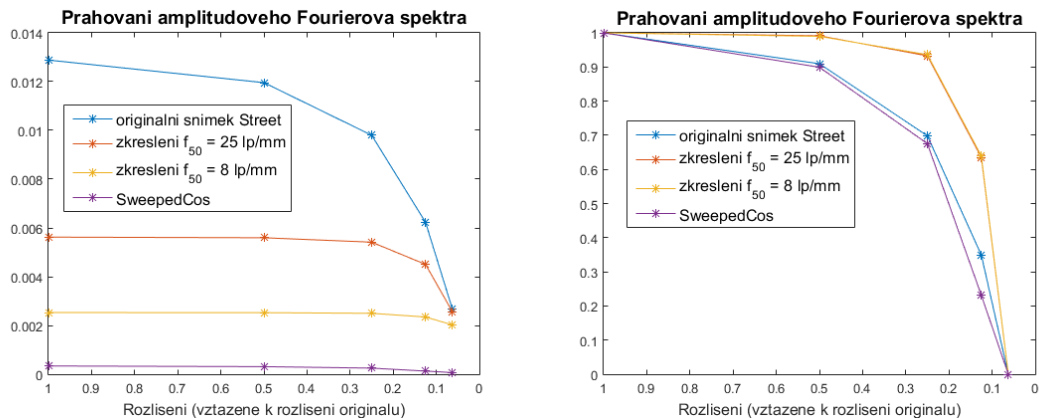
4.2.2 Útlum vysokých prostorových frekvencí

V následující části je hodnocena schopnost srovnání míry detailu různě podvzorkovaných verzí obrázku pro metody hodnotících ostrost pomocí útlumu na vysokých prostorových frekvencích popsané v sekci 3.2.2 na straně 32.

Prahování amplitudového Fourierova spektra (*FFT threshold*)

Metoda *FFT threshold* popsaná na straně 35 měří ostrost jako podíl počtu amplitudových koeficientů Fourierova spektra obrázku, které přesahují danou prahovou hodnotu. Jde v podstatě o ekvivalent metody navržené pro měření optimální vzorkovací frekvence pro zachycení struktury zrna ve druhé kapitole. Jak je vidět na Obr. 4.10, metrika klesá s rostoucím rozostřením obrázku a stejně tak klesá také s jeho snižujícím se rozlišením. Pro účely odhadu optimální vzorkovací frekvence způsobem, jaký je zde navrhován, však vhodná není. Pro obrázek rozostřený pomocí MTF s $f_{50} = 25lp/mm$ je si sice absolutní hodnota metriky pro originální a poloviční rozlišení podobnější, ale relativní pokles naměřené hodnoty při snížení rozlišení na čtvrtinu je stejný jako pro více neostrý obrázek zkreslený pomocí MTF s $f_{50} = 8lp/mm$. Metrika tedy není schopná rozlišit mezi těmito dvěma mírami rozostření jinak, než svou průměrnou absolutní hodnotou. Ta se však bude lišit podle obsahu obrázku.

Na obrázek *SweeppedCos* metrika reaguje obdobně. Naměřená ostrost sice reaguje na klesající rozlišení, ale rozsah relativní změny neodpovídá míře detailů podvzorkovaného obrázku. Metrika neustále klesá, protože vlivem podvzorkování spektrum, které je v případě obrazce *SweeppedCos* navíc jednodimenzionální, ztrácí rozlišení.

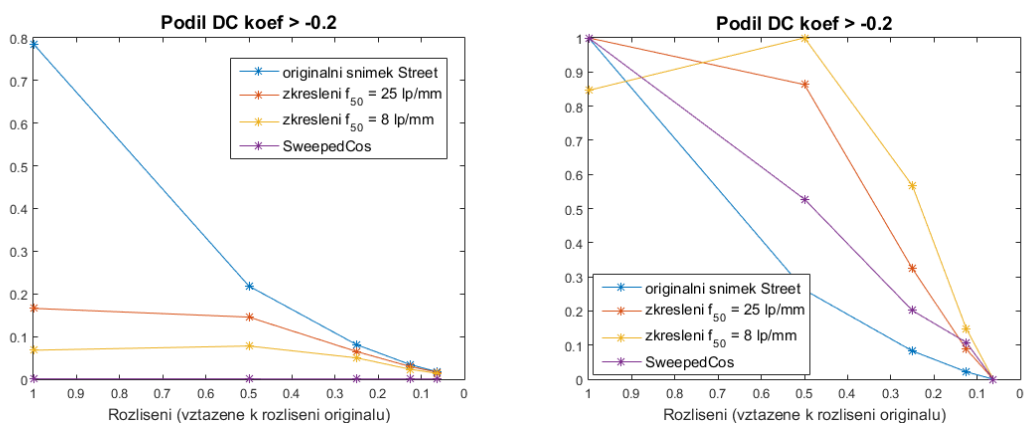


Obrázek 4.10: Prahování amplitudového Fourierova spektra. Hodnoty naměřené pro pět různých rozlišení originálního obrázku Street a dvou jeho různě rozmazaných verzí. Vlevo: absolutní hodnoty metriky; Vpravo: relativní hodnoty normované na rozsah 0-1.

Prahování DCT koeficientů (*DCT threshold*)

Metoda DCT threshold popsaná na straně 35 funguje stejně jako ta předchozí, neprahuje však koeficienty FFT, ale koeficienty DCT. Hodnota metriky stejně jako v předchozím případě klesá pro zvyšující se rozostření obrázku (Obr. 4.11 - vlevo) a klesá také pro různé míry podvzorkování jednotlivých verzí obrázku Street. Na rozdíl od předchozí metody je však pokles pro jednotlivá nižší rozlišení v případě ztráty detailů výraznější, než v případě snížení rozlišení, které všechny detaily zachovává. Toto chování je lépe vidět na naměřených hodnotách normovaných na rozsah 0-1 (Obr. 4.11 - vpravo). Optimální rozlišení by v tomto případě mohlo být určeno jako rozlišení, pro které metrika neklesne pod 50 % hodnoty, které nabývá pro originální rozlišení, protože citlivost na míru detailu je skutečně vysoká.

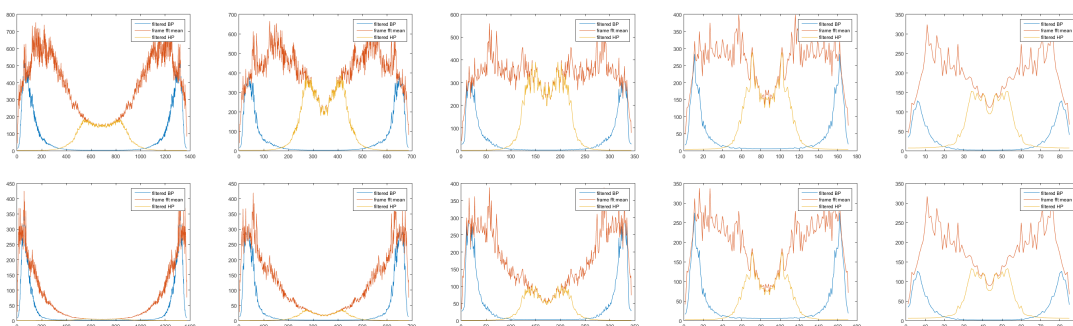
Obrázek SweepedCos není příliš vhodným pro testování účinnosti této metody, protože významných hodnot ve spektru DCT nabývají jen koeficienty v první řádce (reprezentující změny jasových hodnot v horizontálním směru). Proto jsou hodnoty metriky tak nízké. Metrika by pro tento obrázek určila za optimální rozlišení dvojnásobně podvzorkovaný originální obrázek.



Obrázek 4.11: Podíl DC koeficientů větších než prahová hodnota pro pět různých rozlišení originálního obrázku Street a dvou jeho verzí s různým rozostřením. Vlevo: absolutní hodnoty metriky; Vpravo: relativní hodnoty normované na rozsah 0-1.

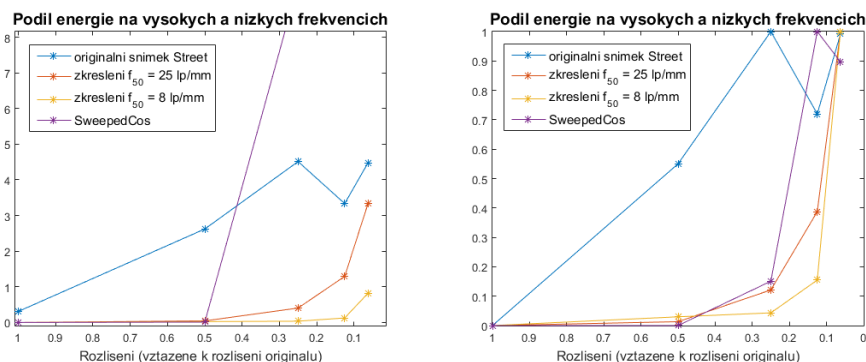
Poměr energie na vysokých a nízkých prostorových frekvencích (*HP to BP*)

Metodu měřící ostrost pomocí poměru energie na vysokých a nízkých frekvencích (popis na straně 34) nelze využít v navrženém postupu, kdy je obrázek nejdříve podvzorkován na nižší rozlišení a následně interpolován zpět na původní rozměry. Interpolované obrázky totiž neobsahují žádné nenulové vysokofrekvenční koeficienty. Po interpolaci je na nich zrcadlový obraz spektra, který je však odstraněn pomocí antialiasingového filtru. Metrika proto byla použita na měření ostrosti podvzorkovaných verzí obrázku bez následné interpolace, kdy platí předpoklad, že čím ostřejší obrázek je, tím větší má zastoupení vysokých frekvencí. Vzhledem k přenosové funkci použitého filtru typu horní propust (Obr. 3.4) dochází k tomu, že dokud je obrázek rozostřený, je energie signálu filtrovaného horní propustí velmi malá. Jakmile ale velikost v obrázku obsažených detailů začne odpovídat nové Nyquistově frekvenci, podíl prudce roste.



Obrázek 4.12: Červená křivka - průměrné amplitudové spektrum řádku obrázku; Modrá křivka - filtrace pásmovou propustí; Žlutá křivka - filtrace horní propustí. Horní řádek: Nezkreslený snímek Street zleva doprava originální, poloviční, čtvrtinové, osminové a šestnáctinové rozlišení; spodní řádek: To samé pro snímek Street zkraslený pomocí MTF s $f_{50} = 25lp/mm$.

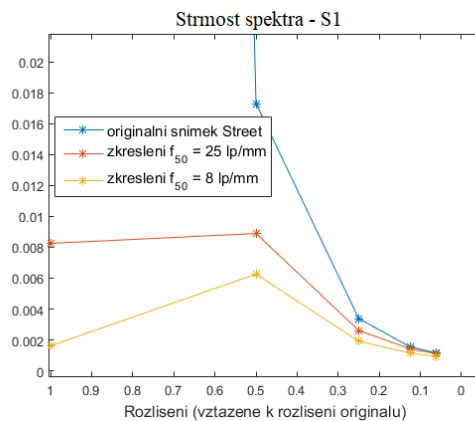
Naměřené hodnoty ostrosti jsou vidět na Obr. 4.13. Pro nezkreslený obrázek ostrost stoupá již při polovičním rozlišení. Pro obrázek rozostřený pomocí MTF s $f_{50} = 25lp/mm$ metrika výrazněji vzroste až na čtvrtinovém rozlišení a při rozostření pomocí MTF s $f_{50} = 8lp/mm$ až na osminovém. Prahovou hodnotou pro určování optimálního rozlišení by zde mohlo být 10 % hodnoty pro originální rozlišení. Jakmile by ji metrika přesáhla, dané rozlišení by už bylo příliš malé.



Obrázek 4.13: Poměr energie na vysokých a nízkých frekvencích v amplitudovém spektru obrázku pro snímek Street a jeho dvě různě rozmazané verze. Vlevo: absolutní hodnoty; vpravo: relativní hodnoty normované na rozsah 0-1

Strmost spektra ($S1$)

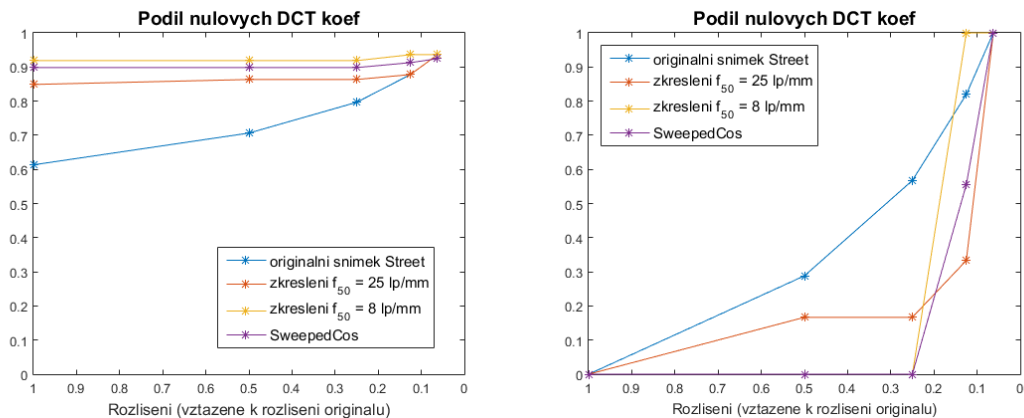
Tato metrika popsaná na straně 33 určuje ostrost měřením strmosti amplitudového spektra jednotlivých bloků obrázku a jejím výstupem je proto mapa lokální ostrosti. Otázkou je, jak z takové mapy vytvořit skalární hodnotu reprezentující celkovou ostrost obrázku. Protože lidský vizuální systém hodnotí ostrost obrázku podle nejostřejší oblasti, nabízí se považovat za výslednou ostrost například průměr z několika největších naměřených hodnot, nebo přímo maximální hodnotu (jak navrhuji autoři metody v článku [30]). Průměrná hodnota by na míru detailů nereagovala tak citlivě a proto jsou na Obr. 4.14 vyneseny naměřené hodnoty získané jako průměr deseti procent nejvyšších hodnot z celé mapy lokální ostrosti pro snímek Street a jeho dvě rozostřené verze. Je zde vidět, že pro nezkraslený obrázek je hodnota metriky pro originální rozlišení mnohem vyšší, než pro rozostřené verze obrázku. Její hodnoty prudce klesají. U obrázku Street rozostřeného pomocí filtru MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ ostrost výrazně klesne až pro čtvrtinové rozlišení a u ještě rozostřenější verze obrázku je pokles oproti hodnotě pro originální rozlišení výraznější až u rozlišení osminového. Optimální rozlišení by tedy teoreticky bylo možné odhadnout pomocí míry poklesu ostrosti oproti originálnímu rozlišení.



Obrázek 4.14: Hodnoty metriky $S1$ získané jako průměr 10 % největších hodnot výsledné mapy lokální ostrosti v závislosti na snižujícím se rozlišení snímku Street a jeho dvou různě rozostřených verzí.

Měření podílu nulových koeficientů DCT histogramu (*DCT histogram*)

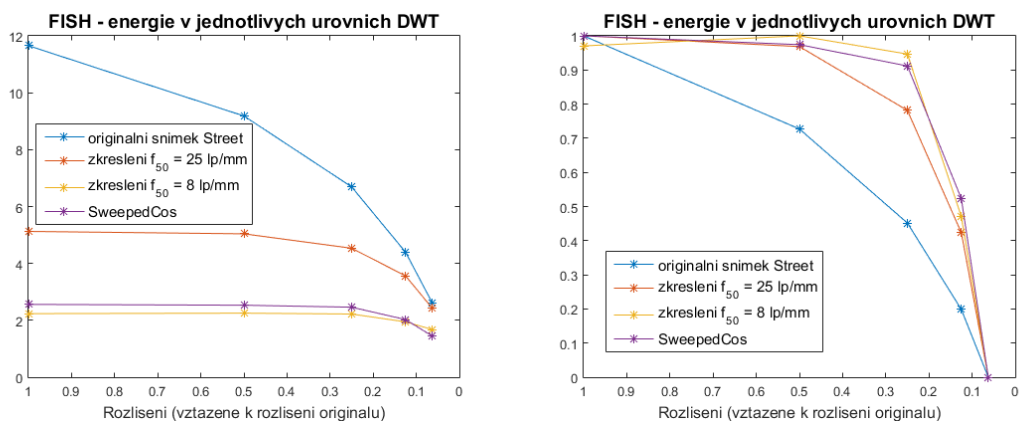
Metoda měřící ostrost pomocí histogramu DCT koeficientů vypočteného z diskretní kosínové transformace jednotlivých $8 \times 8 \text{ px}$ bloků obrázku (popis na straně 35) na míru detailů v obrázku téměř nereaguje. Podíl nulových koeficientů sice roste se snižujícím se rozlišením obrázku, ale metrika není schopna rozlišit mezi různě rozostřenými verzemi snímku Street jinak, než svou absolutní hodnotou. Každému z 64 koeficientů DCT je totiž přidělena váha podle jeho vzdálenosti od diagonály a výsledná hodnota je pak určena jako poměr součtu vah koeficientů s velmi nízkou četností a celkového součtu vah. Tato metrika má tedy poměrně omezený obor hodnot. Jednotlivé koeficienty jsou navíc na základě své četnosti za nulové považovány dosti snadno, takže metrika je sice citlivá na menší míru neostrosti, avšak pro vyšší rozostření svou hodnotu už příliš nemění. Pro účely odhadu optimálního rozlišení se proto nehodí.



Obrázek 4.15: Podíl nulových koeficientů DCT pro jednotlivá snižená rozlišení obrázku Street a jeho dvou různě rozostřených verzí.

Energie na jednotlivých úrovních DWT (*FISH*)

Metoda měřící ostrost pomocí energií vlnkových koeficientů na první, druhé a třetí úrovni DWT (popis na straně 36) poskytuje výsledky odpovídající předpokladům, na nichž je postavena navržená metoda pro určení optimálního rozlišení. Hodnoty metriky se snižují s rostoucím rozostřením a zároveň s klesajícím rozlišením obrázku. Čím více je obrázek rozostřen, tím podobnější jsou si hodnoty ostrosti obrázků na rozlišeních, která mají podle Tab. 4.2 stejnou míru detailů. Výrazný pokles nastává u rozostření obrázku Street filtrem odpovídajícím MTF s $f_{50} = 25$ lp/mm až pro čtvrtinové rozlišení. Pro rozostření filtrem MTF s $f_{50} = 8$ lp/mm je ostrost na polovičním rozlišení dokonce větší než na originálním a na čtvrtinovém rozlišení pak klesá méně výrazně, než pro ostřejší obrázek. Metrika má odpovídající průběh také pro obrázek Sweepecos. Při ověření tohoto chování metriky na větší množině snímků by tak optimální rozlišení mohlo být určeno jako rozlišení, pro něž tato metrika nepoklesne o více než 20 % oproti hodnotě pro originální rozlišení.



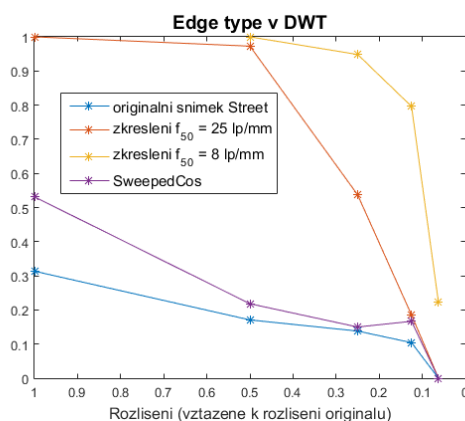
Obrázek 4.16: Vážený součet energií na jednotlivých úrovních DWT pro originální snimek Street a jeho dvě rozostřené verze. Vlevo: absolutní hodnoty metriky; vpravo: hodnoty normované na rozsah 0-1.

Analýza hran na jednotlivých úrovních DWT (*Edge type*)

Metoda, popsaná na straně 37, detekuje hrany na třech úrovních DWT obrázku a zkoumá, které ze všech hran byly detekovány až na vyšší úrovni. Tyto hrany jsou označeny za rozostřené a jejich podíl určuje ostrost celého obrázku. Čím je obrázek ostřejší, tím je podíl rozostřených hran nižší. Maximální hodnota 1 značí, že v obrázku nejsou žádné ostré hrany. Tuto metriku nelze použít při hodnocení ostroty interpolovaných verzí obrázku se sníženým rozlišením, protože rozostření je zde tak velké, že jsou všechny detekované hrany označené za rozostřené, nebo v případě většího rozostření žádné hrany detekovány nejsou.

Nezkreslená verze obrázku Street obsahuje podle metriky 30 % rozostřených hran, přičemž tento podíl klesá se snižujícím se rozlišením (i rozměry) vlivem zvyšování ostroty rozostřených hran. U rozostřených verzí snímku však není na maximálním rozlišení (na maximálních rozměrech) detekována jediná ostrá hrana. V případě výraznějšího rozostření dokonce není detekována hrana žádná. K detekci alespoň minimálního podílu ostrých hran dojde v případě rozostření pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ na polovičním rozlišení a v případě rozostření pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$ až na čtvrtinovém. Závislost metriky na rozlišení lze tedy reprezentovat tak, že jakmile jsou v obrázku detekovány ostré hrany, jde o optimální rozlišení. To platí ale jen pro zkreslené obrázky. V případě obrázku SweepedCos, který není rozostřen, je detekován velký podíl ostrých hran na originálním rozlišení, přesto se o optimální rozlišení nejedná. Ke zkreslení obrazové informace zde totiž dochází až vlivem snižování rozlišení. Jakmile dojde k potlačení vysokých prostorových frekvencí, metrika by měla zareagovat výrazným zvýšením podílu rozostřených hran, což se v případě obrázku SweepedCos skutečně děje. Pokud je tedy metrika pro originální obrázek jednotková, je za optimální rozlišení považováno to, na kterém metrika poklesne na hodnotu menší než jedna. Pokud je metrika menší než jedna pro originální rozlišení a stále klesá se snižujícím se rozlišením, jde o optimální rozlišení. Pokud ale v průběhu snižování rozlišení hodnota metriky vzroste, je optimální rozlišení to, na kterém naposledy došlo ke snížení hodnoty.

Roli hrají také malé rozměry obrázků s nejnižším rozlišením, které jsou navíc trojnásobně sníženy díky DWT. Hodnoty na nejnižším rozlišení tak nelze považovat za vypovídající. Nutno podotknout, že citlivost metriky je možné nastavovat pomocí prahové hodnoty určující, za jednotlivé vlnkové koeficienty reprezentují hranu nebo ne.



Obrázek 4.17: Ostrost určená pomocí poměru hran, rozmazaných a ostrých hran pro různá rozlišení originálního snímku Street a jeho dvou různě rozmazaných verzí.

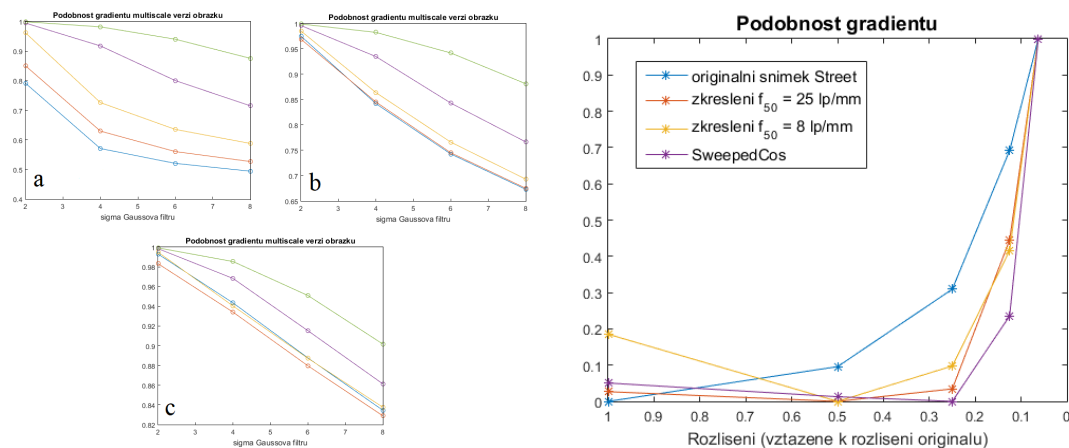
4.2.3 SVD a gradient

Následuje ověření metrik ostrosti, které pracují se singulárním rozkladem obrázku nebo s jeho gradientem. Jejich principy byly popsány v sekci 3.2.3 na straně 38.

Podobnost gradientu v multiškálové reprezentaci (*Gradient Similarity*)

Metrika popsaná na straně 39 převede každý analyzovaný obrázek do multiškálové reprezentace pěti různě rozostřených verzí obrázku a následně hodnotí podobnost gradientu každého ze zkreslených obrázku (každé škály) s gradientem originálního obrázku. Výsledkem aplikace této metody na analyzovaný obrázek je křivka určující podobnost gradientu každé škály. Pro originální obrázek Street a jeho čtyři různě podvzorkované verze interpolované zpět na původní rozměry je tedy výsledkem pět křivek. Při testování bylo vyzorováno, že jsou si křivky představující rozlišení obrázku zachycující stejnou míru detailu, velmi podobné (Obr. 4.18) a křivky proto mohou být reprezentovány pomocí své průměrné hodnoty. Optimální rozlišení obrázku pak může být hledáno pomocí závislosti této průměrné hodnoty podobnosti gradientu v multiškálové reprezentaci na snižujícím se rozlišení (Obr. (4.18)).

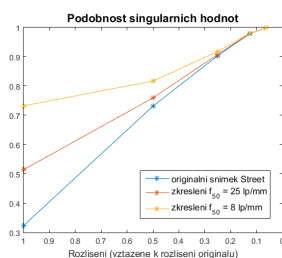
U nezakresleného snímku Street hodnota průměrné podobnosti gradientu roste pro všechna nižší rozlišení. Po rozostření obrázku pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ hodnota výrazně vzroste až pro čtvrtinové rozlišení, což značí že podobnou míru detailů má obrázek v originálním a polovičním rozlišení. Po výraznějším rozostření snímku pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$ hodnota pro poloviční rozlišení klesne a pro čtvrtinové opět vzroste, ale na hodnotu nižší, než byla hodnota na originálním rozlišení. Oproti hodnotě na originálním rozlišení výrazně stoupne až pro osminové rozlišení. Odpovídající průběh má také metrika pro snižující se rozlišení obrázku SweeppedCos. Optimální rozlišení by tedy mohlo být určeno jako to, na kterém metrika vzroste na hodnotu vyšší, než měla na originálním rozlišení. Obrázek má optimální rozlišení, pokud metrika v závislosti na snižujícím se rozlišení stále stoupá.



Obrázek 4.18: První tři obrázky představují křivky podobnosti gradientu pro snímek Street postupně bez zkreslení, se zkreslením $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ a $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$. Každá z pěti křivek na obrázku náleží jedné z podvzorkovaných verzí daného obrázku. Modrá křivka představuje originální rozlišení, červená poloviční, žlutá čtvrtinové, fialová osminové a zelená šestnáctinové rozlišení. Poslední obrázek zobrazuje výsledné průměrné hodnoty jednotlivých křivek pro tři verze snímku Street a snímek SweeppedCos normované na rozsah 0 - 1.

Podobnost singulárních hodnot v multiškálové reprezentaci (*Singular similarity*)

Metoda popsaná na straně 39 počítá singulární hodnoty každé zkršené verze obrázku v jeho multiškálové reprezentaci a srovnává je se singulárními hodnotami originálního obrázku. Podobnost singulárních hodnot sice roste se zvyšujícím se rozostřením obrázku, ale na snižující se rozlišení interpolovaných obrázků nereaguje dostatečně výrazně. Pro účely odhadu minimálního rozlišení obrázku, ve kterém ještě zůstanou zachovány jeho detaily, se proto nehodí.

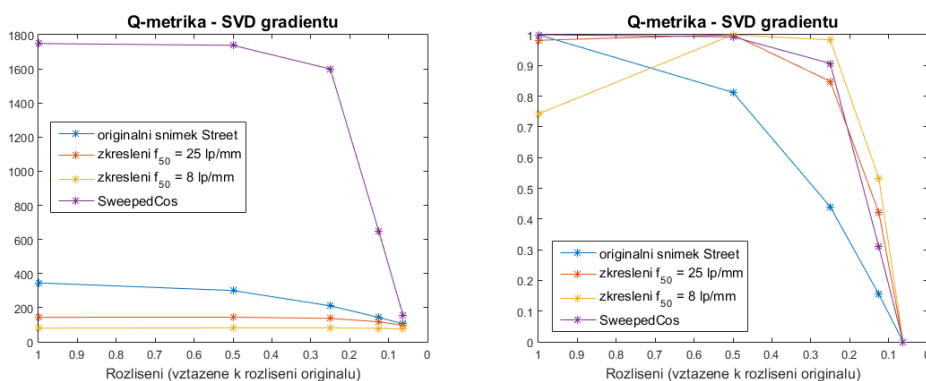


Obrázek 4.19: Průměrná hodnota podobnosti singulárních hodnot pro snímek Street a jeho různě rozostřené verze.

Singulární rozklad gradientu (*Q-metric*)

Metoda měřící ostrost pomocí první singulární hodnoty jednotlivých bloků gradientu obrázku (popis na straně 39) také patří k těm, které na snižující se míru detailů obrázku vlivem podvzorkování reagují požadovaným způsobem. Výsledná hodnota metriky je určena jako průměrná hodnota z naměřené mapy ostrosti. Na Obr.4.20 je vidět, že čím je obrázek Street rozostřenější, tím je hodnota Q-metriky nižší. Metrika klesá také v závislosti na snižujícím se rozlišení, přičemž je na relativních změnách metriky vidět, že výrazný pokles nastává až když už vlivem snížení rozlišení dojde ke ztrátě detailů. U rozostření pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$ hodnota ostrosti na polovičním rozlišení vzroste a klesne až na čtvrtinovém rozlišení, ale na hodnotu vyšší než má originální rozlišení. Pokud by se toto chování metriky ověřilo i na dalších snímcích, bylo by potřeba srovnávat její relativní pokles oproti hodnotě na originálním rozlišení.

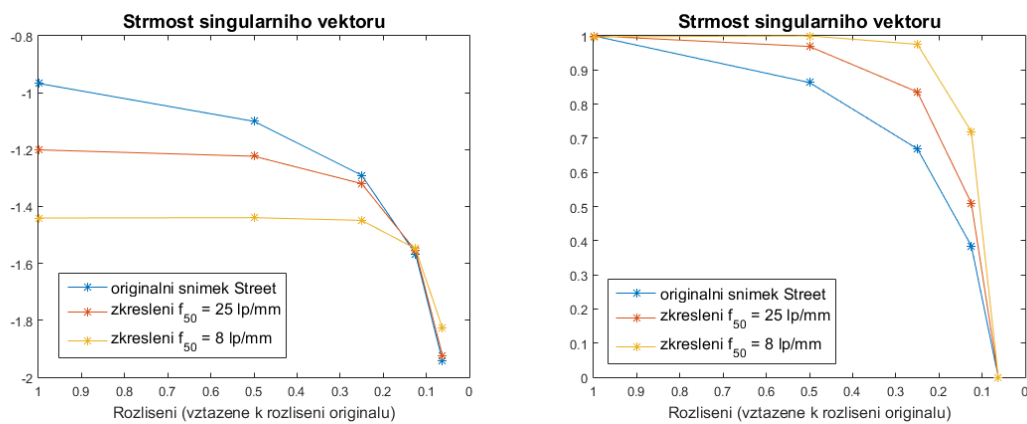
Pro obrazec SweepedCos je hodnota metriky stejná pro originální a poloviční rozlišení, na čtvrtinovém rozlišení však poklesne téměř stejně výrazně jako u slaběji rozostřené verze obrázku Street. Tento pokles je způsoben snížením kontrastu na vyšších frekvencích.



Obrázek 4.20: Q-metrika pro snímek Street. Vlevo: absolutní hodnoty metriky pro originální obrázek (modrá křivka), obrázek zkršený pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ (červená křivka) a obrázek zkršený pomocí MTF s $f_{50} = 10 \text{ lp/mm}$ (žlutá křivka). Vpravo: hodnoty metriky normované na rozsah 0-1.

Strmost singulárního vektoru (*SV Slope*)

Metoda popsaná na straně 38 vypočítá singulární rozklad obrázku a následně analyzuje strmost singulárního vektoru. Čím je strmost vyšší (vyšší strmost odpovídá nižší hodnotě exponentu, který určuje hodnotu metriky), tím méně je obrázek ostrý. Závislost hodnoty metriky na snižujícím se rozlišení odpovídá míře detailů v jednotlivých rozostřených obrázcích (Obr. 4.21). Na relativních hodnotách metriky pro jednotlivé zkreslené snímky Street je vidět, že ostrost nepoklesne na méně než 95 %, pokud nedojde vlivem snížení rozlišení ke ztrátě detailů. Optimální rozlišení by se tedy dalo určit jako rozlišení, na němž metrika ještě neklesne na méně než 90% hodnoty pro originální obrázek. Pro snímek SweeppedCos tato metrika nelze použít. Protože se veškeré změny jasových hodnot odehrávají pouze v jednom směru, má obrázek pouze jednu singulární hodnotu a strmost vektoru singulárních hodnot proto nelze určit.



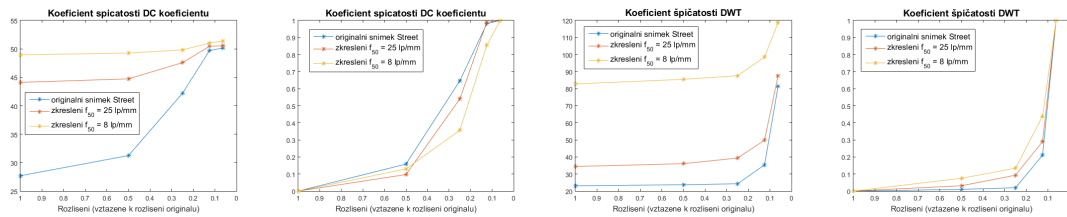
Obrázek 4.21: Absolutní a relativní hodnoty metriky pro snímek Street a jeho dvě různě rozostřené verze. Modrá křivka patří nezkraslené verzi, červená verzi rozostřené pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ a žlutá verzi rozostřené pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$.

4.2.4 Statistika jasových hodnot nebo spektrálních koeficientů

V následující podsekcí jsou testovány metriky ostrosti měřící statistické vlastnosti jasových hodnot nebo spektrálních koeficientů obrázku, jejichž princip byl vysvětlen v sekci 3.2.4 na straně 42.

Koeficient špičatosti (*kurtosis DCT a kurtosis DWT*)

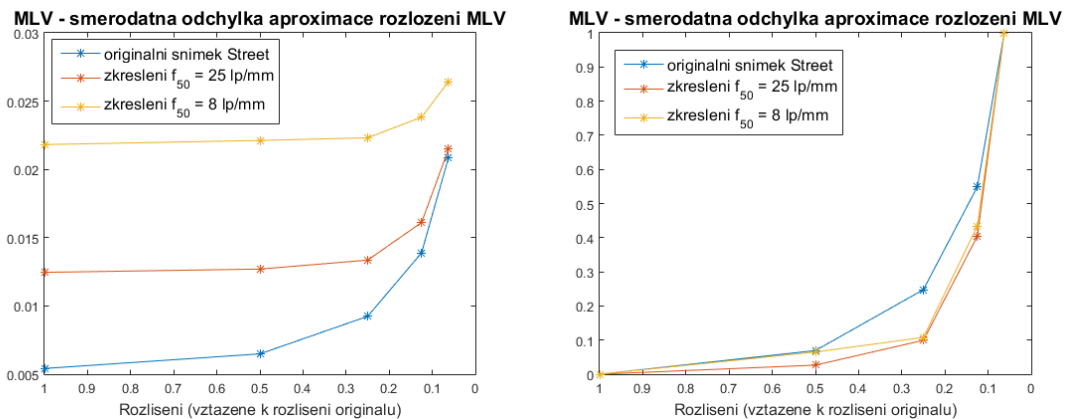
Metoda popsaná na straně 42 měří ostrost pomocí koeficientu špičatosti DCT každého bloku $8 \times 8 \text{ px}$, v němž se nachází hranový pixel. Na rozostření obrázku reaguje rostoucí hodnotou stejně tak jako na klesající rozlišení obrázku. Na úrovních rozlišení, které mají podobnou míru detailů, si však hodnoty metriky podobné nejsou. Ten samý problém nastává také u metody popsané na straně 42, která měří ostrost pomocí koeficientu špičatosti amplitudového spektra vlnkových koeficientů na třetí úrovni DWT.



Obrázek 4.22: Vlevo: Absolutní a relativní hodnoty koeficientů špičatosti DCT koeficientů různé podvzorkovaných verzí snímku Street a jeho dvou rozmazaných verzí; Vpravo: Absolutní a relativní hodnoty koeficientů špičatosti amplitudového spektra vlnkových koeficientů na třetí úrovni DWT.

Rozptyl rozložení maximálních jasových změn (MLV)

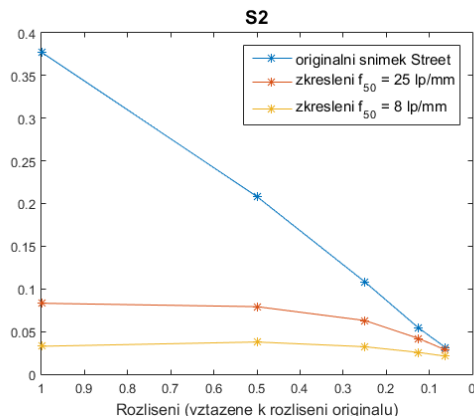
Metoda popsaná na straně 42 rozloží obrázky na bloky, v nichž pak měří maximální změnu jasových hodnot. Následně aproximuje rozložení maximálních změn zobecněným Gaussovým rozložením (3.25). Metrikou ostrosti je podle autorů metody směrodatná odchylka výsledné aproximace. Ta se s klesajícím rozlišením zvyšuje stejně jako s rostoucím rozmazáním. Relativní rozdíly metricky mezi jednotlivými rozlišeními však vůbec neodpovídají míře detailů obrázku. Tato metoda na ztrátu detailů vlivem podvzorkování obrázku nereaguje.



Obrázek 4.23: Absolutní a relativní hodnoty rozptylu zobecněného Gaussova rozložení pro stejné snímky.

Celkový součet změn jasových hodnot (S_2)

Obrázek je při aplikaci této metody měření ostrosti popsané na straně 43 rozdělen na bloky, ve kterých je spočítána celková změna jasové hodnoty. Ostrost je určena jako průměr z deseti procent nejvyšších naměřených hodnot. Metrika sice reaguje na rozostření obrázku celkovým snížením své hodnoty a hodnota klesá také pro snižující se rozlišení obrázku, ovšem stejně jako u ostatních metod z této skupiny neodpovídají relativní rozdíly hodnot míře detailů obrázku. Tato metoda tedy nelze pro hodnocení optimálního rozlišení použít.



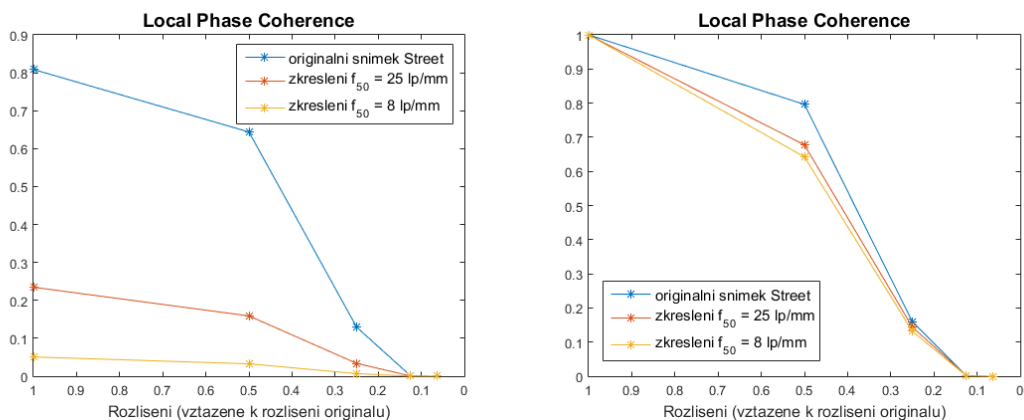
Obrázek 4.24: Vlevo: Hodnoty metriky S2 pro snižující se rozlišení snímku Street a jeho dvou různě rozostřených verzí.

4.2.5 Fázová koherence

Implementována byla také metoda měření ostrosti pomocí fázové koherence koeficientů komplexní vlnkové transformace popsaná v sekci 3.2.5 na straně 43.

Lokální koherence fáze vlnkových koeficientů (LPC)

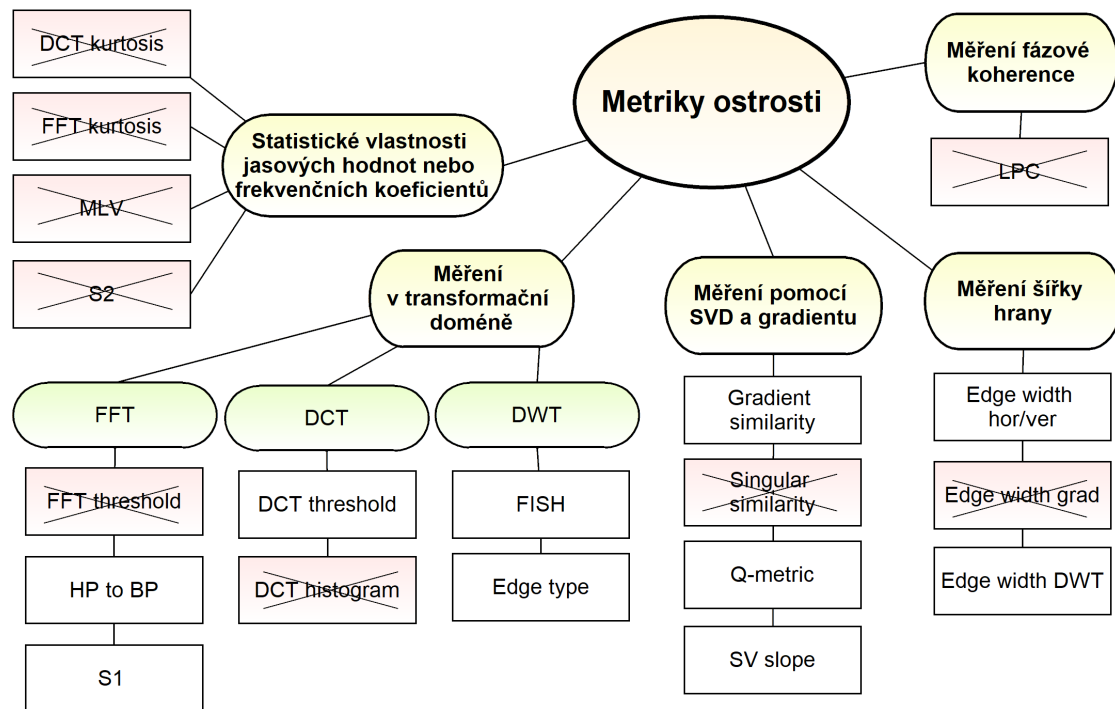
Metrika měří ostrost obrázku na základě předpokladu, že je možné určit fázi vlnkových koeficientů na nejdetailnější úrovni CDWT u škálově invariantních struktur pomocí fází vlnkových koeficientů na vyšších úrovních rozkladu. Pro snímek Street metrika klesá se snižujícím se rozlišením, přičemž na osminovém a šestnáctinovém rozlišení je již nulová. Interpolované verze obrázku s nižšími rozměry jsou zde již příliš rozmazané. To se nemění ani pro rozostřené verze snímku Street. Metrika sice celkově klesne, ale hodnoty na rozlišeních, která mají stejnou míru detailů, si podobné nejsou. Tato metrika se tedy navzdory své výpočetní náročnosti nedá pro odhad optimálního rozlišení použít.



Obrázek 4.25: Vlevo: absolutní hodnoty metriky pro jednotlivé verze a jednotlivá rozlišení snímku Street, vpravo: relativní hodnoty.

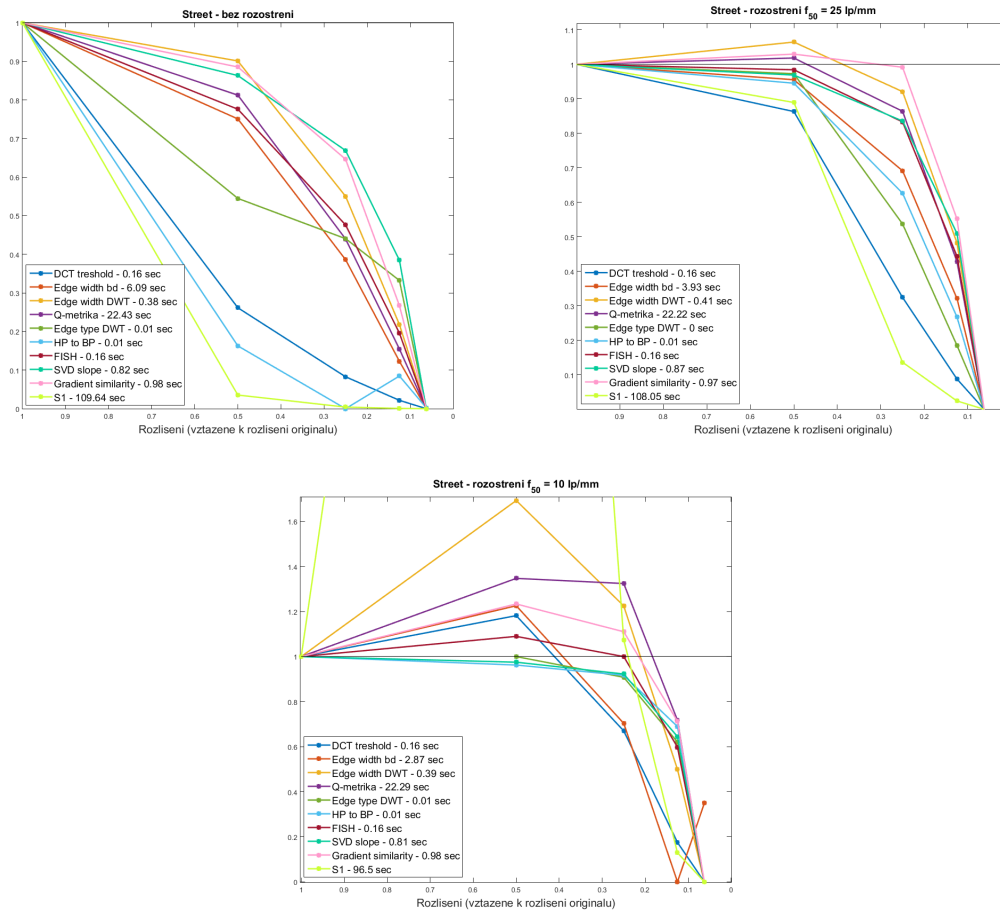
4.3 Srovnání vybraných metrik ostrosti

V předchozí sekci bylo vybráno deset metrik ostrosti (Obr. 4.26), které při jednoduchém základním testu projevily schopnost reagovat na snižování míry detailů obrázku vlivem podvzorkování. Ostatní metricky se ukázaly jako nevhodné pro hledání optimálního rozlišení většinou proto, že jimi naměřená ostrost výrazně klesala s rozlišením i tehdy, kdy ke snižování míry detailů nedocházelo.

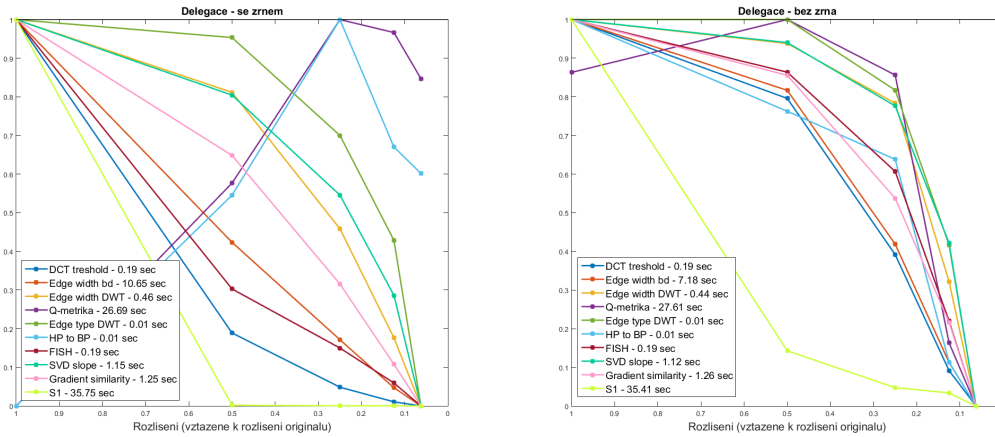


Obrázek 4.26: Přehled metrik, které se v jednoduchém testování ukázaly jako vhodné pro odhad optimálního rozlišení.

Na následujících grafech je vidět srovnání výsledků vybraných metrik pro obrázek Street a jeho dvě různě rozostřené verze. Zároveň jsou zde také ukázány výsledky pro snímek Delegation (Obr. (2.6)) před a po potlačení zrnitosti jednoduchým časovým filtrem (2.8). Snímek obsahuje rozostřenou obrazovou informaci, ale zároveň také velmi jemné filmové zrno. Po potlačení šumu v tomto snímku by tedy mělo dojít k odhadu nižšího optimálního rozlišení, než před ním. Hodnoty naměřené jednotlivými metrikami byly až na dvě výjimky normovány tak, že hodnota originálního rozlišení odpovídá jedničce a minimální naměřená hodnota nule, přičemž pokud metrika v závislosti na snižujícím se rozlišení rostla, byl její průběh obrácen na klesající. Výjimka se týká Q-metricky a metricky měřící poměr energií na vysokých a nízkých frekvencích amplitudového spektra (HP to BP), jejichž reakce na snímek Delegation obsahující zrno příliš vybočovala z řady.



Obrázek 4.27: Srovnání naměřených ostrostí pomocí jednotlivých metrik pro originální snímek Street (vlevo nahoře), jeho uměle rozostřenou verzi pomocí MTF s $f_{50} = 25 \text{ lp/mm}$ (vpravo nahoře) a pomocí MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$ (dole). V legendě je vždy u názvu metody uveden čas výpočtu zaokrouhlený na dvě desetinná místa. Čas 0 sec tedy znamená méně než 0,005 sekund.



Obrázek 4.28: Srovnání naměřených ostrotí pomocí jednotlivých metod pro snímek Delegace obsahující filmové zrno (vlevo) a ten samý snímek, v němž došlo k potlačení zrna pomocí jednoduchého časového filtru (vpravo). V legendě je vždy u názvu metody uveden čas výpočtu zaokrouhlený na dvě desetinná místa. Čas 0 sec tedy znamená méně než 0,005 sekund.

Za nejspolehlivější metriku lze na základě výsledků tohoto základního experimentu prohlásit jednoduché prahování DCT koeficientů (DCT threshold), které má nejvyšší citlivost na ztrátu detailů obrázku vlivem snížení jeho rozlišení. U nezkráceného obrázku ostrost na polovičním rozlišení klesne o více než 70 %, přičemž u mírněji rozostřeného snímku, kde jsou při snížení rozlišení na polovinu detaily zachovány, klesna hodnota o méně než 15 %. Prahová hodnota poklesu metriky, která již představuje snížení míry detailů, tedy může být nastavena například na 50 % hodnoty pro originální rozlišení. Metrika reaguje také na potlačení zrna. Po potlačení zrna metrika klesá pod 50 % až při čtvrtinovém rozlišení a odhalí tak, že má obrázek ve skutečnosti nižší rozlišení, než to určené zrnem.

Metrika S1 je na snižující se rozlišení detailů ještě citlivější, než prahování DCT koeficientů. Prahová hodnota značící minimální pokles oproti hodnotě pro originální rozlišení, který již znamená ztrátu detailů, může být v tomto případě nastavena i na 70 %. Díky vysoké citlivosti na potlačení detailů je však tato metrika velmi citlivá na nedokonalé potlačení zrna, které je výsledkem jednoduchého časového filtru (2.8). Při použití této metriky pro hledání optimálního rozlišení v praxi by tak bylo potřeba použít účinnější algoritmus pro potlačení zrna. Další nevýhodou metriky S1 je její vysoká výpočetní náročnost.

Poměr energií na vysokých a nízkých frekvencích amplitudového Fourierova spektra (HP to BP) reaguje u obrázku Street také velmi dobře. Minimální pokles metriky pro snížení rozlišení, které už znamená snížení míry detailů, je však oproti předchozím metrikám jen 30 %. Prahová hodnota o kterou maximálně může metrika poklesnout oproti své hodnotě na originálním rozlišení proto může být maximálně 20 %. Metrika je navíc nepoužitelná v případě snímku se zrnem. Velká energie signálu zrna na vysokých frekvencích způsobuje extrémně vysokou hodnotu metriky. Na grafu shrnujícím výsledky pro snímek Delegace se zrnem bylo proto pro metriku HP to BP použito normování na rozsah 0-1 (přičemž průběh metriky v závislosti na snižujícím se rozlišení byl normováním obrácen z rostoucího na klesající). Bez normování tedy metrika nabývá maximální hodnoty ostroti pro obrázek s originálním rozlišením a následně klesá, což narušuje její obvyklý průběh. Po potlačení zrna se již metrika chová normálně, ale jako optimální rozlišení odhaduje to originální.

Metoda Edge type, analyzující kolik hran v obrázku je rozostřených, funguje pro snímek Street podobně citlivě jako předchozí metrika, přičemž citlivost lze nastavovat pomocí prahové

hodnoty pro vlnkové koeficienty, která rozhoduje o počtu detekovaných hran. Čím je tato prahová hodnota nižší, tím je detekováno více hran a podíl těch rozostřených je přesnější. Zároveň však dochází k falešným detekcím a také klesá citlivost metriky na snižující se míru detailů, protože hrany jsou detekovány v každé podvzorkované verzi znovu a v každé verzi jsou detekovány jiné falešné detekce.

Poslední metrikou ze skupiny měřící ostrost ve frekvenční doméně, která správně reaguje na pokles míry detailů vlivem sníženého rozlišení snímku Street, je metoda FISH měřící energii na jednotlivých úrovních DWT. Její citlivost je oproti předchozím metodám nižší. Nejvýraznější pokles metriky oproti originálnímu rozlišení, který již značí úbytek detailů, je 20 % pro snímek Street rozostřený pomocí filtru MTF s $f_{50} = 25lp/mm$. Prahová hodnota poklesu tak může být maximálně kolem 10 % své hodnoty pro originální rozlišení.

Metoda srovnávající podobnost gradientu v multiškálové reprezentaci obrázku má po normalizaci na rozlišení, která již odpovídají snížené míře detailů, hodnotu nižší, než na originálním rozlišení. V případě zkraslení s MTF $f_{50} = 25lp/mm$ je tato podmínka splněna velmi těsně a tato metrika se tak jeví jako jedna z těch méně spolehlivých. Na potlačení zrna v podstatě nereaguje.

Q-metrika měřící SVD gradientu obrázku je o něco citlivější než metrika měřící přímo SVD jasových hodnot obrázku. U obou je však prahovou hodnotu poklesu oproti hodnotě pro originální rozlišení možné nastavit na maximálně 10 %.

Z metrik měřících šířku hran byly do závěrečného srovnání zařazeny metoda měřící šířku hran v horizontálním a vertikálním směru a metoda měřící šířku hran v DWT. Měření ve směru gradientu bylo totiž výpočetně příliš náročné na to, jak malý mělo přínos pro přesnost měření. Při celkovém srovnání se však ukázalo, že metrika měřící šířku hran v horizontálním a vertikálním směru není schopná rozlišit mezi oběma rozostřenými verzemi snímku Street. Podobnost histogramů šířek hran pro jednotlivé podvzorkované verze však podobné míře detailů odpovídala. Problém je v tom, že průměr všech naměřených šířek patrně není nejlepším ukazatelem podobnosti histogramů. Pro účely hledání optimálního rozlišení by možná bylo vhodnější zvolit jinou reprezentaci celého histogramu, jako například podíl hran, jejichž šířka je nižší než deset pixelů.

Metrika měřící šířku hran v DWT se pro měření optimálního rozlišení zdá být vhodnější. Průměrná šířka hrany je zde díky měření na třetí úrovni DWT určována z menšího počtu hran o nižších hodnotách a na rozšíření hran vlivem podvzorkování a následné interpolace reaguje lépe. Prahová hodnota poklesu určující maximální pokles oproti hodnotě pro originální rozlišení by mohla v tomto případě být nastavena na 20 %.

V této kapitole byl představen návrh metody odhadující minimální rozlišení obrázku, které ještě dokáže zachytit veškeré detaily zaznamenané v původním rozlišení (optimální rozlišení) pomocí měření ostrosti. Metoda z původního snímku nejdříve vytvoří několik jeho verzí s postupně klesajícím rozlišením a následně všechny podvzorkované snímky interpoluje zpět do původních rozměrů. Porovnáváním ostrosti těchto verzí je pak odhadována míra detailů zachycená v jednotlivých verzích obrázku s nižším rozlišením. Pokud je obrázek digitalizován v rozlišení, které odpovídá tomu optimálnímu, dochází k soustavnému klesání hodnoty ostrosti v závislosti na snižujícím se rozlišení obrázku. Pokud je však na sníženém rozlišení obrázku zachycena stejná míra detailu, jakou má originální obrázek, je ostrost na těchto dvou rozlišeních velmi podobná.

Metody, u kterých se prokázala schopnost detekovat optimální rozlišení, je však třeba testovat na velké množině různě zkraslených obrázků, jejichž optimální rozlišení by bylo zjištěno pomocí rozsáhlého subjektivního testování. V této práci byly tedy jen navrženy možné postupy, které je ale potřeba podrobněji ověřit.

Kapitola 5

Obrazová entropie

Cílem této práce je najít metodu, která by analýzou digitálního obrázku zjistila, zda je možné snížit rozlišení tohoto obrázku aniž by došlo ke ztrátě obrazové informace. Informační obsah obrázku je možné měřit pomocí obrazové entropie. Následující kapitola proto stručně popisuje různé metody měření entropie obrázku a zjišťuje, zda je možné tuto charakteristiku digitálního obrázku využít k hledání jeho optimálního rozlišení. Pokud by bylo možné rozlišení konkrétního snímku snížit bez ztráty informačního obsahu, měla by mít entropie v závislosti na snižujícím se rozlišení stejnou hodnotu, dokud rozlišení nebude příliš nízké.

5.1 Boltzmannova entropie

Reálný svět a procesy, které se v něm odehrávají, jsou velmi neuspořádané. Pro popis onoho nepořádku, náhodnosti či neuspořádanosti lze využít veličinu zvanou entropie. Entropii pro oblast termodynamiky definoval rakouský fyzik Ludwig Boltzmann již před více než sto lety [52]. Jeho definice tvrdí, že entropie S , která určuje neuspořádanost systému, stoupá logaritmicky s počtem W všech možných stavů, do jakých se systém může dostat. $S = k_B \cdot \ln W$, kde k_B je Boltzmannova konstanta. Tuto definici však nelze použít pro systémy, kde mají různé stavy různé pravděpodobnosti výskytu. Jakmile je jeden stav mnohem pravděpodobnější, než druhý, entropie systému klesá. Systém je totiž uspořádanější. Upravená definice beroucí v úvahu pravděpodobnost výskytu jednotlivých stavů zní $S = -k_B \sum (p_i \cdot \ln(p_i))$, kde p_i je pravděpodobnost stavu i [52].

5.2 Shannonova entropie

V teorii informace se entropií zabýval Shannon. Definoval, že náhodná událost E s pravděpodobností $P(E)$ má informační obsah $I(E) = \log_x(1/P(E))$ jednotek informace [25]. Základ logaritmu x udává jednotku použitou pro měření informace. V případě, že je základem $x = 2$, je jednotkou informace bit. Když je $P(E)$ rovna jedné, tedy když platí, že náhodný jev nastane vždy, pak není potřeba žádná informace k popsání zda tento jev nastal nebo ne ($I(E) = \log_2(1) = 0$). Informace je obsah nějaké zprávy a zpráva obsahující informaci, že nastalo něco, o čem je jisté, že to nastalo, je zcela zbytečná, a tudíž je informační obsah I takové zprávy nulový. Pokud mohou nastat pouze dvě stejně pravděpodobné události, je pravděpodobnost $P(E) = \frac{1}{2}$ a informační obsah zprávy informující o tom, která z těchto událostí nastala, je $I(E) = -\log_2(\frac{1}{2}) = 1 \text{ bit}$. V tomto případě stačí k rozlišení zda nastala jedna nebo druhá událost jeden bit. V případě, že existuje konečná množina nezávislých náhodných jevů (zpráv) $a_1, a_2 \dots a_j$ s příslušnými pravdě-

podobnostmi $P(a_1), P(a_2) \dots P(a_j)$, lze průměrný informační obsah zprávy daného zdroje určit

$$H = - \sum_j (P(a_j) \cdot \log_x P(a_j)) \quad (5.1)$$

Když Shannon odvodil tuto formuli pro určení průměrného informačního obsahu zdroje, určující průměrný objem informace, do kterého je možné zprávy, které vysílá, zakódovat, zjistil, že jde o stejný vzorec jaký slouží k výpočtu termodynamické entropie [53]. Nazval proto tuto veličinu entropií zdroje.

5.3 Monkey Model Entropy

Jsou-li jednotlivé pixely digitálního snímače obrazu brány jako zdroje náhodné veličiny, může být digitální obrázek považován za zprávu a je tedy teoreticky možné pomocí entropie popsat jeho průměrný informační obsah. Problém však představuje pravděpodobnostní funkce digitálního obrázku, která je multidimenzionální [54]. Je to totiž sdružená hustota pravděpodobnosti $P(X_{11} = x_{11} \dots X_{MN} = x_{MN})$ jasových hodnot x_{ij} všech pixelů X_{ij} v obrázku o rozměrech $M \times N$. Shannon definoval svou informační entropii pro textové zprávy [55]. Pracoval se slovy, nikoliv s dvourozměrnou maticí obrazové informace. Ve velké spoustě literatury, která se zabývá zpracováním obrazu, je problém výpočtu entropie obrázku výrazně zjednodušen považováním jednotlivých pixelů za IID (Independent and Identically Distributed) náhodné veličiny. Jasové hodnoty jednotlivých pixelů mají podle tohoto předpokladu stejnou pravděpodobnostní funkci a jsou vzájemně nezávislé [54]. Pak lze za pravděpodobnostní funkci obrázku považovat jeho histogram ρ_i normovaný tak, že součet všech četností jednotlivých jasových hodnot je roven 1. Pokud jej dosadíme do Shannonova vzorce pro průměrný informační obsah zdroje 5.1, získáme nejjednodušší model entropie obrázku zvaný také Monkey Model.

$$H_{MME} = - \sum_i \rho_i \cdot \log_2(\rho_i) \quad (5.2)$$

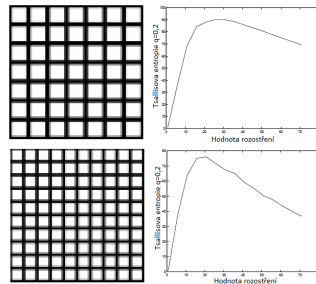
Funkce ρ_i zde představuje normovaný histogram obrázku. Výpočetně je sice velmi nenáročný, ovšem díky předpokladu, na kterém je postaven a který u většiny digitálních obrázků neplatí, je to velmi nepřesný model. Jasová hodnota sousedících pixelů totiž ve většině případů není nezávislá. Sousedící pixely jsou obvykle vzájemně korelovány, což výrazně snižuje „neuspořádanost“ obrázku a tedy i entropii. Vzhledem k použití histogramu, ve kterém není zahrnuta žádná informace o prostorové struktuře obrázku, dochází k tomu, že je entropie ve většině případů zbytečně velká a informační obsah je tedy vždy nadhodnocen [54]. Vzájemná korelace mezi jasovými hodnotami sousedních pixelů dává určitá omezení na možné hodnoty jednotlivých pixelů, čímž snižuje informační obsah obrázku. Podle tohoto modelu má obrázek bílého šumu stejnou entropii jako lineární přechod jasových hodnot od černé po bílou, přestože jsou jasové hodnoty lineárního přechodu vzájemně korelované. Entropie zde záleží jen na histogramu obrázku a podle Monkey Model entropie tak obrázek lineárního přechodu nelze komprimovat.

5.4 Tsallisova entropie

Problém s korelací hodnot, která snižuje informační obsah ale v klasické entropii není zahrnuta, nenastává jen u obrázků. I v oblasti termodynamiky a statistické mechaniky existuje problém s neklesající hodnotou entropie u systému, v němž jsou jednotlivé mikrostavy vzájemně korelované. Tsallis uvádí příklad víru, ve kterém se jednotlivé molekuly vody nemohou vydat po jakékoliv trajektorii se jim zachce [52] Jejich dráha je ovlivněna pohybem ostatních molekul a počet možností a tedy i entropie celého systému výrazně klesá. Tsallis proto představil novou definici entropie s koeficientem q , který představuje míru vzájemné korelace mezi jednotlivými stavy systému.

$$H_q = \frac{1}{q-1} \left(1 - \sum_i \rho_i^q \right) = \sum_i \frac{\rho_i - \rho_i^q}{q-1} \quad (5.3)$$

V případě, že v systému žádné korelace mezi jednotlivými mikrostavy neexistují, blíží se q k 1 a Tsallisova entropie je pak ekvivalentní Boltzmannově entropii. Tsallisova entropie nebyla původně definována pro 2D struktury podobné digitálním obrázkům, přesto se podle autorů článku [56] dá k hledání optimálního rozlišení obrázku použít. Ve vzorci Tsallisovy entropie 5.3 představuje ρ_i normovaný histogram obrázku stejně jako u MME 5.1. Tsallisova entropie však není lineární a díky tomu dokáže například potlačit (nebo i zvýraznit) hodnoty pixelů, kterých je v obrázku nejvíce (například pixely náležící pozadí) a do výsledného informačního obsahu tak může zahrnout jen pixely z popředí obrázku. Pokud je $q < 1$, pak je Tsallisova entropie větší pro obrázky, které mají v histogramu větší množství jasových hodnot s malou četností výskytu a naopak málo těch, kterých se v obrázku objevuje mnoho. Pro $q > 1$ je tomu naopak. Protože je Tsallisova entropie prakticky zobecněním Boltzmannovy (v tomto případě spíše Shannonovy) entropie, platí pro ní stejné vlastnosti v tom smyslu, že Tsallisova entropie obrázku, ve kterém mají všechny pixely stejnou jasovou hodnotu, je nulová a naopak maximální hodnotu entropie má obrázek s konstantním histogramem.



Obrázek 5.1: Vlevo: textury s různým rozlišením; Vpravo: závislost Tsallisovy entropie s parametrem $q = 0,2$ na směrodatné odchylce Gaussova filtru použitého k rozmazání textur. Maximální entropie nastává pro jemnější texturu na nižším rozostření, než pro větší texturu. Převzato [56].

Autoři používají Tsallisovu entropii histogramu obrázku na určení optimálního rozlišení tak, že obrázek rozostřují pomocí Gaussova filtru s vyšší a vyšší směrodatnou odchylkou a následně hledají míru rozostření, pro nějž nabývá Tsallisova entropie své maximální hodnoty. Na Obr. je vidět ukázka závislosti Tsallisovy entropie na rozmazání pro dvě různě jemné textury. Je vidět, že maximální hodnota entropie u jemnější textury nastane na menším rozmazání, což je známkou toho, že má tato textura vyšší rozlišení. Tato metoda je však určena spíše pro speciální použití, kdy je dopředu znám charakter analyzovaných obrázků, podle něhož se zvolí potřebná hodnota parametru q a využije se tak jeho potenciál. K započítání prostorové korelace v podstatě nedochází.

5.5 Delentropie

Proběhlo mnoho dalších pokusů o přesnější výpočet entropie obrázku, který by lépe odpovídal pozorovatelem vnímané komplexnosti obrázku a bral by v úvahu prostorové závislosti pixelů v obrázku. V nedávné době byl uveden nový postup výpočtu obrazové entropie [53]. Autor zde vychází ze Shannonovy teorie komprese dat [55], ve které bylo ukázáno, entropie představuje limit bezztrátové komprese, přičemž je možné bezztrátově komprimovat daný zdroj s kompresním poměrem odpovídajícím jeho entropii a je matematicky nemožné komprimovat jej lépe. Shannon

popsal entropii nultého, prvního, druhého a třetího řádu pro kompresi zpráv v anglickém jazyce. V modelu nultého řádu jsou jednotlivá písmena považována za nezávislá a každé písmeno je zde stejně pravděpodobné. Při uvažování takového modelu nemůže dojít ke kompresi dat. V modelu prvního řádu jsou písmena také vzájemně nezávislá, ale mají určitou hustotu pravděpodobnosti. Model prvního řádu tedy odpovídá entropii obrázku počítané podle Monkey Modelu 5.1. Model prvního a druhého řádu lze bez problémů rozšířit do dvou dimenzí. Jsou to izotropické a rotačně invariantní modely. Jenže úplně ignorují jakoukoliv strukturu v obrázku a při jejich použití nedojde k žádné detekci redundance, která entropii snižuje. V modelu druhého řádu je již brána v potaz vzájemná korelace písmen, tedy že to, jaké písmeno se objeví, závisí na tom, jaké písmeno se objevilo minule. V modelu třetího řádu je text kódován na základě pravděpodobnosti podmíněné předchozími dvěma písmeny. K výpočtu entropie druhého (třetího) řádu Shannon využíval sdruženou pravděpodobnost výskytu všech možných dvojic (trojic) písmen a také pravděpodobnosti přechodu z jednoho písmena na následující. Rozšíření modelů druhého a třetího řádu do dvou rozměrů už tak snadné není, ale autor článku [53] se o to pokusil. Nejdříve upravil definici pro jednorozměrný signál a následně provedl rozšíření do dvou rozměrů.

Započítání korelace hodnot sousedních vzorků signálu vede ke snížení redundance v zakódovaném signálu a tedy ke snížení entropie. Pokud lze za nejlepšího prediktora hodnoty signálu považovat hodnotu signálu předcházejícího vzorku, lze míru korelace vyjádřit pomocí rozdílu aktuální a předcházející hodnoty signálu, tedy derivací signálu. Díky korelaci sousedních hodnot signálu je histogram derivace signálu mnohem užší a kompaktnější než histogram samotného signálu. Tímto způsobem je tak podle autora započítána korelace signálových hodnot do výsledné entropie. Místo hustoty pravděpodobnostní funkce vzorků signálu použil k výpočtu entropie pravděpodobnostní funkci rozdílu sousedních hodnot signálu aproximovanou histogramem derivace signálu. Tato pravděpodobnostní funkce má nahrazovat pravděpodobnosti přechodu z jednoho symbolu na druhý, kterou definoval Shannon. Hodnoty jsou v rozmezí od -255 do 255 pro osmibitově kvantovaný obrazový signál a použitá diferencí aktuálního a předcházejícího vzorku signálu. Tato pravděpodobnostní funkce je pak použita pro výpočet entropie, kterou autor vzhledem k použití aproximace derivace signálu značené symbolem nabla ∇ , nazval Delentropie.

Signál $f(i)$ s N vzorky $i = 1 : N$ je tedy derivován, čímž je získán signál $f_x(i)$, který svým způsobem zahrnuje korelaci mezi sousedními hodnotami signálu $f(i)$. Následně je vypočten histogram signálu $f_x(i)$, jehož normovaná verze představuje hustotu pravděpodobnosti výskytu daného rozdílu sousedních hodnot signálu. Entropie $H(f_x)$, zvaná pro odlišení Delentropie, je pak počítána na základě tohoto normalizovaného histogramu.

$$f_x(i) = \nabla f(i) \approx f(i) - f(i-1) \quad (5.4)$$

$$p_n = \frac{1}{N-1} \sum_{i=2}^N \delta_{n, f_x(i)} \quad (5.5)$$

$$\sum_{n=J_{min}}^{J_{max}} p_n = 1; J_{min} = \min(f_x(i)); J_{max} = \max(f_x(i)) \quad (5.6)$$

$$H(f_x) = - \sum_{n=J_{min}}^{J_{max}} p_n \cdot \log_2 p_n \quad (5.7)$$

p_n zde představuje normovanou četnost rozdílu n v derivovaném signálu f_x . Signál $f_x(i)$ je procházen vzorek po vzorku a jakmile je $f_x(i) = n$, dojde k inkrementaci hodnoty p_n a $\delta_{n, f_x(i)}$ je počet hodnot n v signálu $f_x(i)$.

Rozšíření této Delentropie na dvoudimenzionální obrazová data provedl autor následovně. Digitální obrázek $f(i, i)$ o rozměrech $2M \times 2N$ je nejdříve derivován. Derivací v horizontálním

směru vznikne 2D signál $f_x(i, j)$ a derivací v horizontálním směru vznikne podobný signál $f_y(i, j)$. Oba tyto signály jsou použity k výpočtu sdružené hustoty pravděpodobnosti výskytu daných derivací v horizontálním a vertikálním směru. Jedná se vlastně o sdružený histogram.

$$p_{n,k} = \frac{1}{4MN} \sum_{i=-N}^{N-1} \sum_{j=-M}^{M-1} \delta_{n,f_x(i,j)} \delta_{k,f_y(i,j)} \sum_{n=-K}^K \sum_{k=-K}^K p_{ij} = 1 \quad (5.8)$$

Signály $f_x(i, j)$ a $f_y(i, j)$ jsou procházeny pixel po pixelu a v dvourozměrném histogramu je vždy inkrementovaná hodnota $p_{n,k}$, která se nachází na souřadnicích $[f_x(i, j), f_y(i, j)]$. Dvourozměrný sdružený histogram má rozměry $(2K + 1) \times (2K + 1)$, kde K představuje maximální hodnotu rozdílu dvou sousedících pixelů. Pokud je obrázek kvantován osmi bity, je maximální rozdíl 255. Delentropie obrázku je pak určena na základě tohoto normovaného sdruženého histogramu.

$$H(\nabla f) = H(f_x, f_y) = \sum_{n=-K}^K \sum_{k=-K}^K p_{n,k} \cdot \log_2 p_{n,k} \quad (5.9)$$

Výhoda této metody spočívá v tom, že neignoruje prostorovou strukturu obrázku. Vzájemná korelace jasových hodnot sousedících pixelů je zakomponována do sdružené pravděpodobnostní funkce obrázku.

5.6 Entropie pomocí Markovových náhodných polí

Aby se dala vypočítat Shannonova entropie obrázku, je potřeba znát multidimenzionální hustotu pravděpodobnosti. Použití normalizovaného histogramu obrázku jako jeho hustoty pravděpodobnosti je velké zjednodušení situace. Dochází tak k naprosté ignoraci korelace mezi jednotlivými pixely, která snižuje informační obsah obrázku.

Pravděpodobnostní funkce obrázku

Máme-li matici R o rozměrech $M \times N$ a na ní definovanou skupinu náhodných veličin $\mathbf{X} = \{X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1N}; X_{21}, X_{22}, \dots, X_{2N}, X_{M1}, X_{M2}, \dots, X_{MN}\}$ kde každá veličina $X_{i,j}$ nabývá hodnoty $x_{i,j} \in Q$, máme náhodné pole S . Digitální obrázek je možné považovat za realizaci takového náhodného pole. Protože jsou na sobě jednotlivé pixely $X_{i,j}$ obrázku X závislé, je pravděpodobnostní model obrázku určen sdruženou hustotou pravděpodobnosti všech náhodných proměnných (jednotlivých pixelů) v obrázku. Sdružená pravděpodobnost $p(X_{11} = x_{11}, X_{21} = x_{21}, \dots, X_{MN} = x_{MN}) = p(\mathbf{X} = \mathbf{x})$ nebo zkráceně $p(\mathbf{x})$, představuje pravděpodobnost, že každý jednotlivý pixel v obrázku bude mít právě danou jasovou hodnotu a že tedy všechny pixely dohromady budou tvořit určitý obrázek. Možností je mnoho. Pokud by nebyla dána žádná omezení na vzájemnou korelaci pixelů, existovalo by $256^{(M \times N)}$ obrázků, které by v náhodném poli S mohly vzniknout. Pravděpodobnostní funkce obrázku je tedy multidimenzionální a těžko spočitatelná [54].

MRF

Proto existují pravděpodobnostní modely obrázku, které předpokládají určitou lokální závislost mezi pixely. Jsou proto definovány podmnožiny obrázkových pixelů s různými strukturami představující lokální sousedské systémy v nichž jsou jednotlivé pixely vzájemně závislé. Vztahy jednotlivých pixelů v rámci daného sousedství jsou určeny potenciálovými funkcemi. Díky takovému modelu obrázku lze pak jeho pravděpodobnostní funkci vyjádřit pomocí potenciálových

funkcí lokálních susedství, což výrazně zjednodušuje řešení problému hledání sdružené pravděpodobnostní funkce obrázku. Nejčastěji používanými modely jsou Markovova náhodná pole (Markov Random Fields).

Náhodné pole S lze považovat za Markovovo náhodné pole, pokud platí, že:

1. Sdružená hustota pravděpodobnosti $p(\mathbf{x}) > 0$ pro všechny možné realizace \mathbf{x} náhodného pole S

2. Pro každý pixel $X_{i,j} \in S$ je $p(x_{i,j} | x_{S-\{(i,j)\}}) = p(x_{i,j} | x_{k,l} : \{(k,l)\} \in \mathcal{N}_{i,j})$, kde $x_{S-\{(i,j)\}}$ představuje všechny pixely obrázku kromě pixelu (i,j) a $\mathcal{N}_{i,j}$ je množina všech pixelů ležících v definovaném susedství pixelu $X_{i,j} \in S$. První podmínka pozitivita je obvykle pro všechny obrázky splněna. Druhá podmínka známá také jako Markovova vlastnost nebo Markovianita udává, že podmíněná pravděpodobnost hodnoty pixelu (i,j) vzhledem k hodnotám všech ostatních pixelů obrázku $x_{S-\{(i,j)\}}$ musí být stejná jako podmíněná pravděpodobnost hodnoty pixelu vzhledem k hodnotám pixelů v jeho susedství. Krátce řečeno že hodnota pixelu (i,j) je závislá pouze na hodnotách pixelů, které leží v jeho susedství.

Modelování obrázku pomocí MRF je tedy založené na předpokladu, že jsou na sobě pixely vzájemně závislé jen v rámci daného susedství. Sdruženou pravděpodobnostní funkci $p(\mathbf{x})$ tak lze vyjádřit pomocí podmíněných pravděpodobností $p(x_{i,j} | x_{k,l} : \{(k,l)\} \in \mathcal{N}_{i,j})$, které jsou již spočítatelné. Existuje několik typů MRF, z nichž každé má jinak definované susedství a vztahy mezi pixely v něm obsaženými. Autoři článku [57] používají k výpočtu entropie obrázku tzv. Kvadrilaterální Markovova pole (QMRF), s nimiž lze globální pravděpodobnostní funkci $p(\mathbf{x})$ obrázku určit pomocí dvoudimenzionálních lokálních podmíněných a sdružených pravděpodobností susedících pixelů.

$$p(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^{M/2} \prod_{j=1}^N \frac{p(x_{2i-1,j-1} | x_{2i-1,j}) p(x_{2i-1,j}, x_{2i-2,j})}{p(x_{2i-1,j-1}, x_{2i-2,j})} \frac{p(x_{2i,n-j+2} | x_{2i,n-j+1}) p(x_{2i-1,n-j+1}, x_{2i,n-j+1})}{p(x_{2i,n-j+2}, x_{2i-1,n-j+1})} \quad (5.10)$$

Po dosažení této globální pravděpodobnosti obrázku do Shannonova vzorce pro výpočet entropie 5.1 a několika algebraických zjednodušení popsaných v [57] lze entropii pomocí QMRF spočítat pomocí dvoudimenzionálních podmíněných a sdružených entropií založených na hustotě pravděpodobnosti výskytu dvou pixelů v různém uskupení.

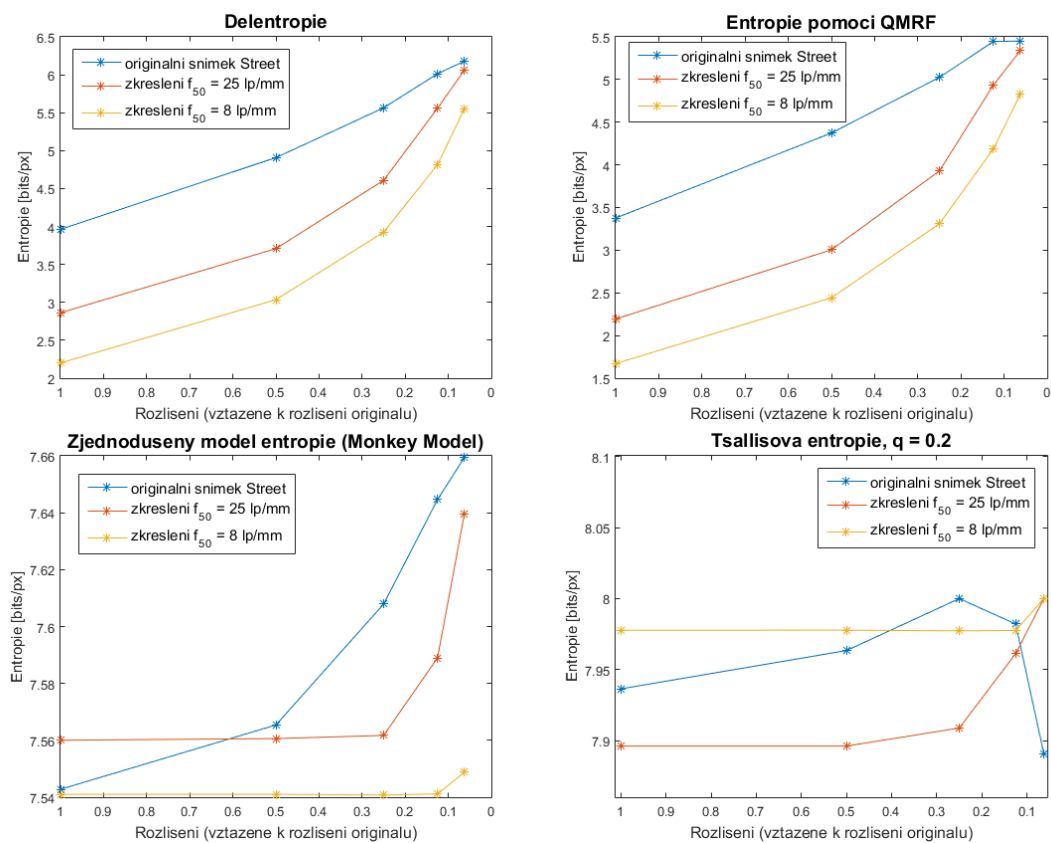
$$H(\mathbf{x}) = mnH(X, X_u) + \frac{mn}{2} (H(X_r | X) + H(X_l | X) - H(X_l, X_u) - H(X_r, X_u)) \quad (5.11)$$

kde $H(X, Y)$ představuje sdruženou entropii pixelu X a pixelu Y a $H(H|Y)$ představuje podmíněnou pravděpodobnost těchto dvou pixelů, přičemž X_u , X_r a X_l představují postupně pixel nad, vpravo a vlevo od pixelu X .

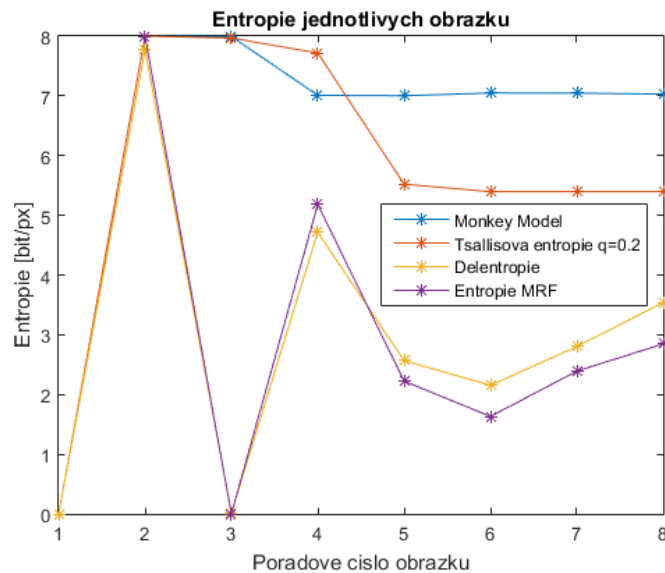
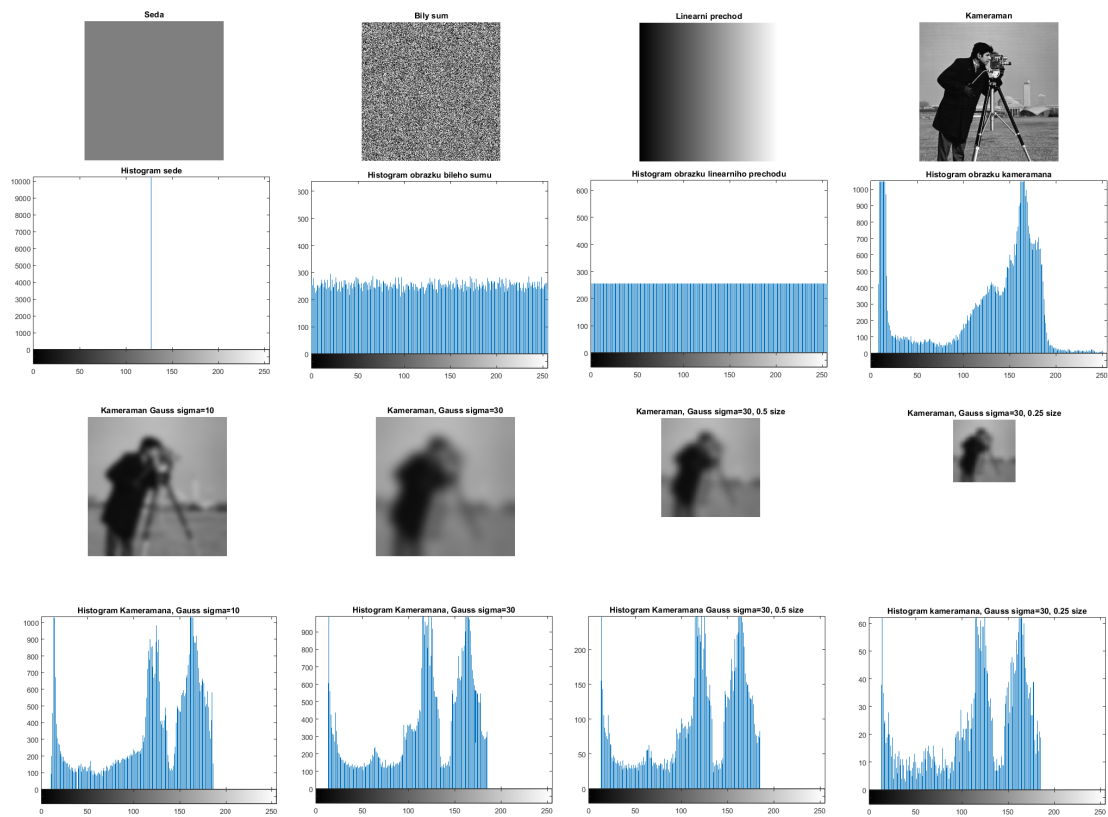
5.7 Porovnání metod měření entropie

Na Obr. 5.3 jsou vidět různé obrázky a jejich histogramy, na kterých jsou ukázány základní vlastnosti jednotlivých popsaných metod měření entropie obrázku. Jednotlivé metody pak srovnává graf naměřených hodnot, který je součástí stejného obrázku. První dva analyzované obrázky slouží k ověření extrémních hodnot entropie. Všechny metody naměřily nulovou entropii pro obrázek s jedinou jasovou hodnotou a maximální entropii 8 bit/px pro obrázek bílého šumu. Další obrázek zobrazuje lineární přechod z nulové jasové hodnoty do maximální. Histogram tohoto obrázku je stejný jako histogram bílého šumu, avšak na rozdíl od šumu jsou zde hodnoty susedících pixelů silně korelovány. Díky této korelaci je informační obsah mnohem nižší, než u obrázku šumu, což ale metody, měřící entropii na základě histogramu (Monkey Model a Tsallisova entropie), nemohou zaznamenat. Naopak entropie počítaná pomocí dvoudimenzionálního histogramu

derivace obrázku (Delentropie) i entropie počítaná pomocí QMRF na tuto korelaci reagují téměř nulovou hodnotou. Tyto dvě metody odhalují prostorové korelace sousedících pixelů i v obrázku kameramana a jimi naměřené entropie jsou proto nižší oproti Tsallisově entropii a MME. Při rozostření obrázku kameramana Gaussovým filtrem, by měla hodnota entropie výrazně poklesnout, protože sousedící hodnoty jsou více korelované a je proto potřeba méně informace k jejich reprezentaci. Entropie by měla být tím nižší, čím výraznější je rozostření. Tyto předpoklady splňuje Delentropie, entropie měřená pomocí QMRF a také Tsallisova entropie při nastavení parametru $q = 0,2$. Metoda MME na rozostření vůbec nereaguje, protože se v případě tohoto obrázku s rozostřením nemění tvar histogramu, což je jediná informace o obrázku, kterou MME bere v úvahu. Na snížení rozlišení rozmazaného obrázku by měla entropie zareagovat zvýšením hodnoty, protože vlivem podvzorkování se snižuje korelace sousedících hodnot. Přechody mezi hodnotami jsou méně plynulé, což zaznamenávají metody měření entropie pomocí QMRF a Delentropie. Hodnota MME ani Tsallisovy entropie hodnotu pro rozmazaný obrázek kameramana s různým rozlišením nemění.

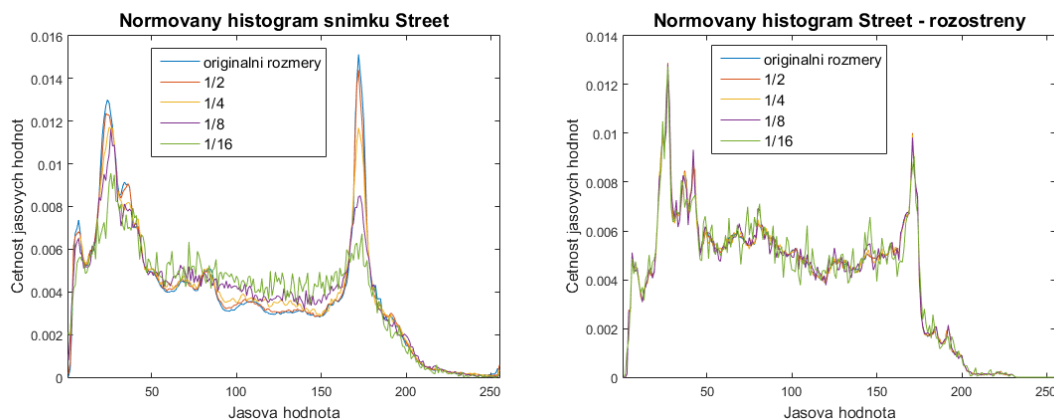


Obrázek 5.2: Entropie různě rozostřených verzí snímku Street s postupně klesajícím rozlišením (i rozměry) naměřená pomocí popsaných metod měření entropie.



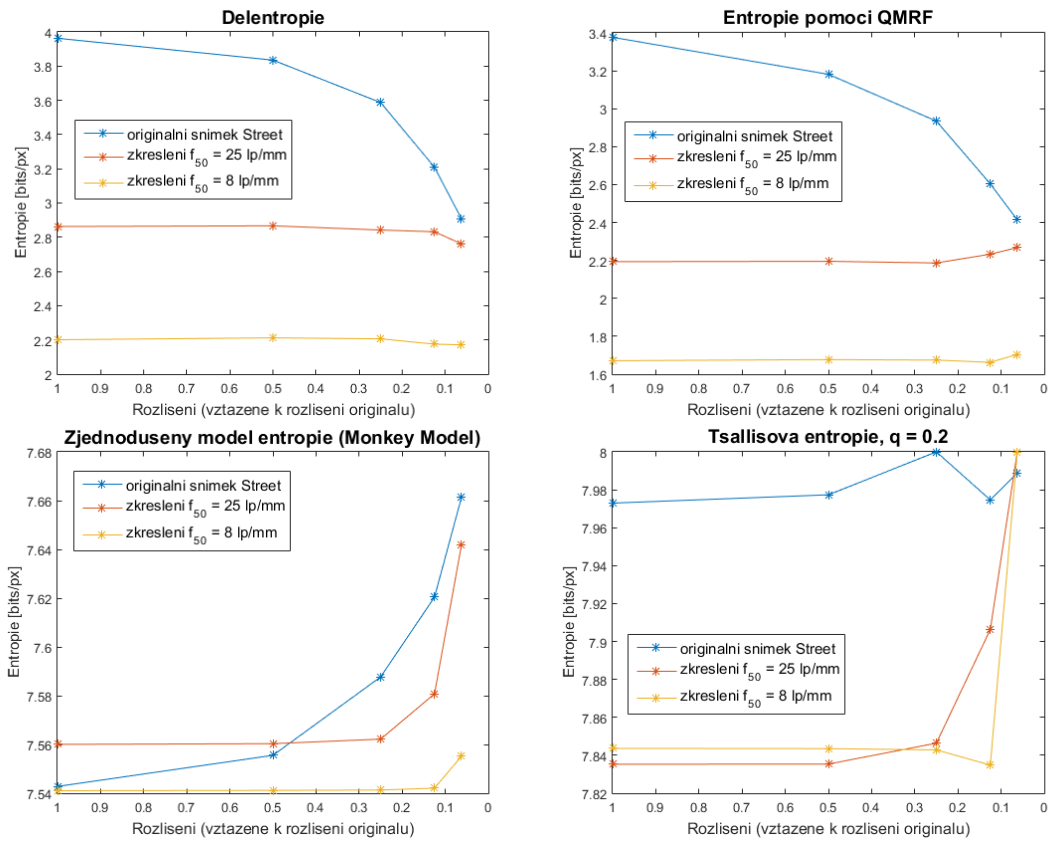
Obrázek 5.3: Různé obrázky, jejich histogramy a jejich entropie naměřené jmenovanými metodami. Každá metoda výpočtu entropie je charakterizována jednou křivkou, která přiřazuje naměřenou hodnotu každému z obrázků. Čísla obrázků: 1- Šedý obrázek; 2- Bílý šum 3- lineární přechod jasových hodnot 0-255; 4-Kameraman; 5- Kameraman rozostřený pomocí Gaussova filtru s $\sigma = 10$; 6- Kameraman rozostřený pomocí Gaussova filtru s $\sigma = 30$; 7- rozostřený Kameraman zmenšený na poloviční rozměry; 8- rozostřený Kameraman zmenšený na čtvrtinové rozměry.

Obrazová entropie by tedy měla růst v závislosti na snižujícím se rozlišení, protože vlivem podvzorkování dochází ke snížení vzájemných korelací jasových hodnot sousedících pixelů. K tomuto zvyšování bude však nejspíše docházet nezávisle na míře detailů v obrázku. Korelace budou utlumeny při každém snížení počtu vzorků, jak je vidět na Obr. 5.2. Růst Delentropie a entropie počítané pomocí QMRF je sice pro rozostřené verze obrázku Street strmější, ale mezi různě rozostřenými verzemi obrázku rozlišit nedokáže. Růst klasické zjednodušené entropie počítané pouze na základě histogramu obrázku (MME) naznačuje stejný informační obsah několika prvních podvzorkovaných verzí, jenže změna entropie je pouze v řádech setin *pix/bit*. Tsallisova entropie s parametrem $q = 0,2$ se sice mění o něco výrazněji, ale subjektivně určený pokles míry detailů obrázku neodpovídá růstu entropie. Závislost histogramu na snižujícím se rozlišení na Obr. 5.4 ukazuje, že se histogram ostrého snímku Street se snižujícím se rozlišením mění výrazněji, než histogram rozostřeného snímku. Histogram ostrého snímku se s klesajícím rozlišením vyrovnává, zatímco histogram rozostřeného snímku se v podstatě nemění. Vlivem sníženého rozlišení však dochází ke ztrátě plynulosti přechodů jasových hodnot způsobující zubatost histogramu, díky které hodnota MME a Tsallisovy entropie roste i pro rozostřené obrázky. Jak již ale bylo řečeno, jedná se velmi malé změny hodnot.

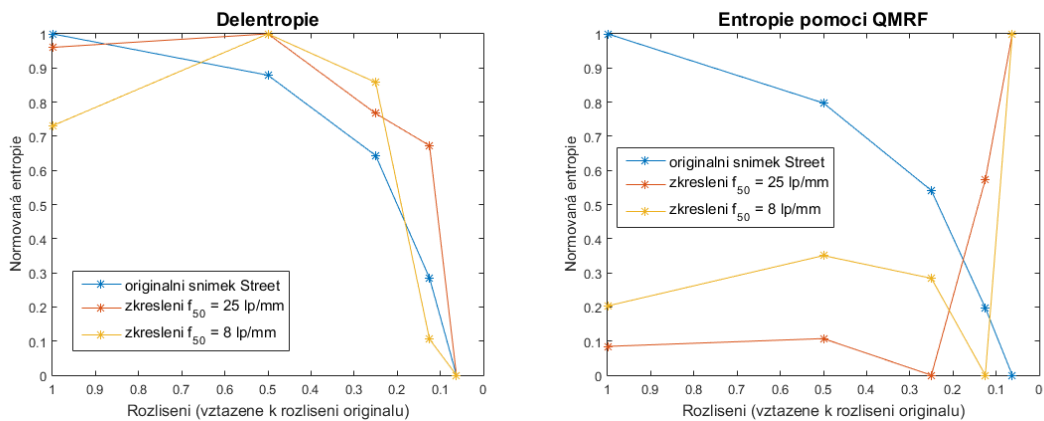


Obrázek 5.4: Závislost histogramu originálního a rozostřeného snímku Street na klesajícím rozlišení (i rozměrech).

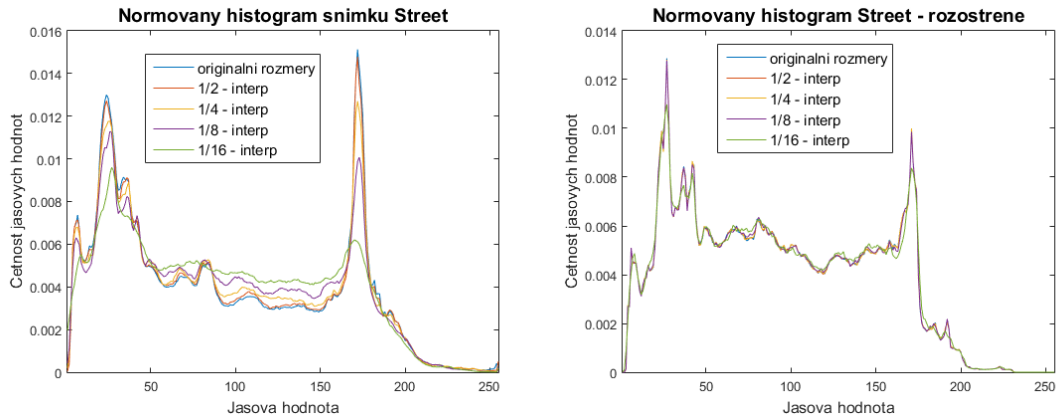
Protože byla ověřena monotónní závislost entropie na snižujících se rozměrech obrázku, nelze entropii využít k měření optimálního rozlišení pomocí porovnávání entropií pro různé podvzorkované verze obrázku. Zbývá možnost využití stejného postupu, jaký byl použit ve čtvrté kapitole při měření ostrosti jednotlivých podvzorkovaných verzí originálního obrázku, které byly znovu interpolovány na původní rozlišení. Entropie by měla být stejná pro rozlišení obrázku, která si odpovídají informačním obsahem a po překročení limitu, do jakého lze rozlišení snížit bez ztráty detailů, by měla začít klesat. Na Obr. 5.5 je vidět, že pro nezkreslený snímek Street Delentropie i entropie změřená pomocí QMRF klesá se snižujícím se rozlišením. Pro jeho rozostřené verze však vlivem snižování rozlišení dochází k velmi malým změnám. Na Obr. 5.6 jsou vidět relativní změny hodnoty normované na rozsah 0-1. Delentropie se chová podobně jako většina metrik ostrosti z minulé kapitoly označených za vhodné pro určení optimálního rozlišení. Její hodnota se oproti hodnotě pro originální rozlišení snižuje a to tak, že entropie obrázku s minimálním možným rozlišením je nižší nejméně o deset procent. Entropie měřená pomocí QMRF nabývá minimální hodnoty pro rozlišení, na kterém právě dojde ke snížení míry detailů a následně stoupá. Absolutní hodnoty těchto změn jsou však pouze v řádech setin až tisícín *bit/px*. Průběh entropie měřené pomocí zjednodušeného modelu pracujícího s histogramem (MME) se vlivem interpolace nezměnil, protože interpolace nezpůsobila změnu tvaru histogramu (Obr. 5.7).



Obrázek 5.5: Entropie různě rozostřených verzí snímku Street s postupně klesajícími rozměry, které jsou interpolovány zpět na originální rozlišení naměřená pomocí popsanych metod měření entropie.



Obrázek 5.6: Relativní změny Delentropie a entropie změřené pomocí QMRF v závislosti na snižujícím se rozlišení (interpolovaném zpět na originální) pro snímek Street a jeho různě rozostřené verze.



Obrázek 5.7: Závislost histogramu obrázku na rostoucí míře podvzorkování, kdy jsou podvzorkované obrázky následně interpolovány zpět na původní rozlišení.

Entropie tedy reagovala na snižování rozměrů obrázku rostoucí hodnotou. Hodnota však rostla v podstatě nezávisle na míře detailů v obrázku. Při měření entropie obrázků s postupně se snižujícími rozměry, které byly následně interpolovány zpět na původní, se hodnoty entropie snižovaly s klesajícím rozlišením obrázku, přičemž relativní změny Delentropie a entropie měřené pomocí QMRF odpovídaly subjektivně určené míře detailů v obrázku. Rozsah změn hodnot u rozostřených verzí obrázku však činil pouze setiny až tisícin bit/px . Entropie se proto nejví jako vhodný nástroj pro určování objektivního rozlišení obrázku pomocí metody navržené ve třetí kapitole.

Vzhledem k tomu, že entropie udává informační obsah obrázku v jednotkách bit/px , mělo by být možné pomocí její absolutní hodnoty minimální rozměry obrázku určit. Obrázek o rozměrech $M \times N$, jehož entropie je $e \text{ bit/px}$ má informační obsah $M \cdot N \cdot e$ bitů. Maximální možný informační obsah tohoto obrázku je $M \cdot N \cdot 8$ bitů. Pokud bychom chtěli snížit rozlišení tak, aby nedošlo ke ztrátě informačního obsahu, ale obrázek měl co nejmenší velikost, byly by nové rozměry obrázku U a V určeny podle rovnice $M \cdot N \cdot e = U \cdot V \cdot 8$. Nový rozměr U by tedy mohl být stanoven jako $M \cdot \frac{e}{8}$ a rozměr V jako $N \cdot \frac{e}{8}$. V případě většího výřezu obrázku Street, jehož rozměry jsou $2144 \times 3072 \text{ px}$ by tedy podle entropie měřené například pomocí QMRF, bylo možné rozměry snížit na $2144 \cdot \frac{3,4}{8} = 911 \text{ px}$ a $3072 \cdot \frac{3,4}{8} = 1305 \text{ px}$. Toho by však bylo možné dosáhnout pouze pomocí maximálně účinného kompresního algoritmu. Rozostřená verze obrázku (MTF s $f_{50} = 8 \text{ lp/mm}$) by mohla být zmenšena až na rozměry $763 \times 1094 \text{ px}$. V tomto případě se však jedná spíše o minimální počet bitů, kterými lze obrázek vyjádřit beze ztráty informačního obsahu, než o počet pixelů.

Závěr

Tato práce se zabývala analýzou rozlišení a informační kapacity analogových filmových materiálů. V úvodní kapitole bylo diskutováno teoretické rozlišení analogové obrazové informace zaznamenané na filmový materiál a faktory, které zejména u archivních záznamů vedou k jeho snížení. Přestože má filmový materiál vysokou informační kapacitu, je díky těmto faktorům mnohdy možné digitalizovat starší filmové záznamy v rozlišení menším, než ty nové a profesionálně zpracované.

V rámci práce byly navrženy postupy vedoucí k odhadu limitu, do jakého lze rozlišení digitalizovaného filmového záznamu snížit, aniž by došlo k poklesu kvality zaznamenané obrazové informace. Protože digitalizovaný filmový snímek kromě užitečné obrazové informace obsahuje také filmové zrno, které je někdy potřeba ve snímku zachovat, je metoda odhadu optimálního rozlišení filmového záznamu rozdělena na dvě fáze. Jedna fáze hledá rozlišení vhodné k zachování charakteristik filmového zrna a druhá fáze se zabývá čistou obrazovou informací.

Přestože je filmové zrno signál podobný šumu, má své specifické charakteristiky, kterými je především prostorová korelace sousedících jasových hodnot. V první fázi navrženého postupu určení optimálního rozlišení filmového záznamu je nejdříve pomocí detekce homogenních regionů extrahován signál zrna a na základě analýzy jeho amplitudového spektra a autokorelační funkce je pak určena vzorkovací frekvence dostatečná k zachování této korelace.

Protože však někdy není zachování informace o velmi jemné struktuře zrna důležité, je ve druhé fázi navrženého postupu filmové zrno v digitalizovaném filmovém záznamu potlačeno a následně je analyzována čistá užitečná obrazová informace. Optimální rozlišení obrázku závisí na míře obsažených detailů, kdy s rostoucím zkreslením dochází k jejich potlačení a rozlišení obrázku klesá. Tento jev odpovídá rozostření obrázku a proto byla navržena metoda odhadu optimálního rozlišení pomocí porovnávání ostrosti analyzovaného obrázku a jeho verzí s nižším rozlišením. Protože vnímaná ostrost v závislosti na snižujících se rozměrech obrázku stoupá i po překročení hranice podvzorkování zachovávacího míru detailů, bylo navrženo porovnávat ostrost podvzorkovaných verzí obrázku, jejichž rozměry byly interpolovány zpět na původní. Ostrost interpolovaných verzí obrázku by měla odpovídat ostrosti originálního obrázku dokud by vlivem snížení rozlišení nedošlo ke ztrátě detailů obrazové informace.

Předpokládaná závislost ostrosti na klesajícím rozlišení byla ověřována u dvaceti vybraných automatických metrik ostrosti. Nejlépe si vedly metriky měřící ostrost ve frekvenční doméně analyzující míru útlumu energie na vysokých prostorových kmitočtech. Citlivost na ztrátu detailu obrázku vlivem jeho podvzorkování u nich byla nejvyšší. Za použitelné byly prokázány také metody pracující se singulárním rozkladem obrázku. Metody měřící citlivost pomocí statistických vlastností jasových hodnot nebo frekvenčních koeficientů se však ukázaly jako nevhodné, protože se jimi naměřená hodnota ostrosti snižovala s klesajícím rozlišením i bez poklesu míry detailů.

V poslední kapitole byla zvažována možnost hledání optimálního rozlišení obrazové informace pomocí entropie namísto ostrosti. Byly zde popsány metody měřící obrazovou entropii na základě předpokladu nezávislosti jasových hodnot sousedních pixelů. Tyto metody pracují pouze s histogramem obrázku. Protože se však histogram rozostřených obrázků se snižujícím se rozlišením výrazně nemění, nebyla entropie měřená pomocí těchto metod schopna správně reagovat na

snižující se míru detailů. Relativní změny hodnot entropie měřených pomocí metod, které berou v úvahu prostorové závislosti sousedících pixelů obrázku reagovaly na snižující se míru detailů správně. Příliš malá absolutní hodnota změn těchto entropií však neřadí tento způsob hledání optimálního rozlišení obrázku k těm spolehlivým.

U všech metrik navržených k určení optimálního rozlišení filmového záznamu bylo v rámci práce provedeno pouze základní ověření jejich účinnosti. Vhodným rozšířením práce by proto bylo získání velké množiny vhodných digitalizovaných filmových záznamů se známým optimálním rozlišením, na kterém by bylo provedeno rozsáhlejší testování. Optimální rozlišení reálných testovacích snímků by bylo nutné určit na základě subjektivních testů.

Subjektivní testování by mělo být provedeno také za účelem získání konkrétních prahových hodnot autokorelační funkce a amplitudového spektra signálu filmového zrna určujících optimální vzorkovací frekvenci schopnou zachytit jeho jemnou strukturu.

Bylo by také vhodné zvážit, zda by jako ukazatel optimálního rozlišení filmového záznamu nebylo možné použít čistě jen absolutní hodnotu některé z uvedených metrik ostrosti nebo entropie. Dále by bylo vhodné navrhnout účinnější algoritmus potlačení filmového zrna za účelem získání čisté užitečné obrazové informace zaznamenané na filmovém pásu. V této práci byl pro eliminaci zrna použit pouze jednoduchý časový filtr, jehož výsledky však nebyly dokonalé. Některé metody měření ostrosti díky zbytkovému zrnu ve snímku, u nichž došlo k potlačení zrnitosti, nepoznaly, že má užitečná obrazová informace ve skutečnosti nižší rozlišení.

Literatura

- [1] The Digital Intermediate Guide [online]. Phil Green [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: <http://www.digital-intermediate.co.uk/resolution/resolution.htm>.
- [2] Matthew Cowan. "Digital Cinema Resolution - Current Situation and Future requirements". *Entertainment Technology Consultants*, 09 2002.
- [3] Resolution Matters What's in a pattern. In: Dft Whitepapers [online]. Digital Film Technology Gmbh [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: <http://www.dft-film.com/downloads/datasheets/Resolution-Matters-Whitepaper.pdf>.
- [4] Guides to Quality in Visual Resource Imaging 2. Selecting a Scanner [online]. OCLC - Online Computer Library Center, Inc. [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: <http://www.oclc.org/research/publications/library/visguides/visguide2.html>.
- [5] Modulation Transfer Function [online]. SPIE [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: https://spie.org/publications/tt52_131_modulation_transfer_function.
- [6] Introduction to Resolution and MTF Curves [online]. Norman Koren [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: <http://www.normankoren.com/Tutorials/MTF.html>.
- [7] Resolution Vitale Tim. Film Grain and Fundamental Film Particles. In: Video Preservation Website [online]. Tim vitale and paul messie, 2010 [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: <http://videopreservation.conservacion-us.org/library/index.html>.
- [8] Vitale Tim. Estimating the Resolution of Historic Film Images: Using the Resolving Power Equation (RPE) and Estimates of Lens Quality. In: Video Preservation Website [online]. Tim vitale and paul messie, 2009 [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: <http://videopreservation.conservacion-us.org/library/index.html>.
- [9] V. Baroncini, H. Mahler, and M. Sintas. "The Image Resolution of 35mm Cinema Film in Theatrical Presentation". *SMPTE Motion Imaging Journal*, 113(2-3):60–66, Feb 2004.
- [10] Ralph E. Jacobson, Norman Axford, Sidney Ray, and Geoffrey G. Attridge. *Manual of Photography: Photographic and Digital Imaging*. Butterworth-Heinemann, Newton, MA, USA, 9th edition, 2001.
- [11] R. Morton A. Cosgrove and A. Masson. Letter to the Editor: Re: "The Image Resolution of 35mm Cinema Film in Theatrical Presentation". *SMPTE Motion Imaging Journal*, 113(4):102–102, April 2004.
- [12] Kiening Hans. 4K+ Systems Technology Brochure. In: Arri.com [online]. ARRI AG., 2008 [vid. 28.8.2016]. Dostupné z: https://hopa.memberclicks.net/assets/documents/2009_TR_Pres_HansKiening_4KSystemsTechnologyBrochure.pdf.

- [13] B. T. Oh, S. M. Lei, and C. C. J. Kuo. "Advanced Film Grain Noise Extraction and Synthesis for High-Definition Video Coding". *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 19(12):1717–1729, Dec 2009.
- [14] P. Schallauer and R. Mörzinger. "Film grain synthesis and its application to re-graining". In *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, January 2006.
- [15] D. Hepper. "Investigating Properties of Film Grain Noise for Film Grain Management". In *2013 IEEE Third International Conference on Consumer Electronics Berlin (ICCE-Berlin)*, pages 185–188, Sept 2013.
- [16] J. Dai, O. C. Au, C. Pang, W. Yang, and F. Zou. "Film Grain Noise Removal and Synthesis in Video Coding". In *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pages 890–893, March 2010.
- [17] R. Jacobson, S. Ray, G.G. Attridge, and N. Axford. *Manual of Photography*. Taylor & Francis, 2000.
- [18] P. Schallauer and R. Morzinger. "Rapid and Reliable Detection of Film Grain Noise". In *2006 International Conference on Image Processing*, pages 413–416, Oct 2006.
- [19] J. Aubrecht. *Digitalizace kinematografických filmů. Praha 2017. Bakalářská práce (Bc.)*.
- [20] I. Hwang, J. Jeong, J. Choi, and Y. Choe. "Enhanced Film Grain Noise Removal for High Fidelity Video Coding". In *2013 International Conference on Information Science and Cloud Computing Companion*, pages 668–674, Dec 2013.
- [21] A. C. Kokaram. *Motion Picture Restoration: Digital Algorithms for Artefact Suppression in Degraded Motion Picture Film and Video*. Springer Verlag, ISBN 3-540-76040-7, 1998.
- [22] Dimitrios Tzovaras, Michael G Strintzis, and Haralambos Sahinoglou. "Evaluation of Multiresolution Block Matching Techniques for Motion and Disparity Estimation". *Signal Processing: Image Communication*, 6(1):59–67, 1994.
- [23] L. Li, W. Xia, W. Lin, Y. Fang, and S. Wang. "No-Reference and Robust Image Sharpness Evaluation Based on Multiscale Spatial and Spectral Features". *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(5):1030–1040, May 2017.
- [24] P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler, and T. Ebrahimi. "Perceptual Blur and Ringing Metrics: Application to JPEG2000 ", signal process. *Image Commun*, pages 163–172, 2004.
- [25] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 2006.
- [26] E. Ong, W. Lin, Z. Lu, X. Yang, S. Yao, F. Pan, L. Jiang, and F. Moschetti. "A no-reference Quality Metric for Measuring Image Blur". In *Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings.*, volume 1, pages 469–472 vol.1, July 2003.
- [27] R. Ferzli and L. J. Karam. "No-reference Objective Wavelet Based Noise Immune Image Sharpness Metric". In *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, volume 1, pages I–405–8, Sept 2005.
- [28] R. Ferzli and L. J. Karam. "A No-Reference Objective Image Sharpness Metric Based on the Notion of Just Noticeable Blur (JNB)". *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(4):717–728, April 2009.

- [29] David J. Field and Nuala Brady. "Visual Sensitivity, Blur and the Sources of Variability in the Amplitude Spectra of Natural Scenes". *Vision Research*, 37(23):3367 – 3383, 1997.
- [30] C. T. Vu and D. M. Chandler. "S3: A Spectral and Spatial Sharpness Measure". In *2009 First International Conference on Advances in Multimedia*, pages 37–43, July 2009.
- [31] D. Shaked and I. Tastl. "Sharpness Measure: Towards Automatic Image Enhancement". In *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, volume 1, pages I–937–40, Sept 2005.
- [32] Kanjar De and V. Masilamani. "Image Sharpness Measure for Blurred Images in Frequency Domain". *Procedia Engineering*, 64:149 – 158, 2013. International Conference on Design and Manufacturing (IConDM2013).
- [33] K. De and V. Masilamani. "Fast No-reference Image Sharpness Measure for Blurred Images in Discrete Cosine Transform Domain". In *2016 IEEE Students; Technology Symposium (TechSym)*, pages 256–261, Sept 2016.
- [34] X. Marichal, Wei-Ying Ma, and HongJiang Zhang. "Blur Determination in the Compressed Domain Using DCT Information". In *Proceedings 1999 International Conference on Image Processing (Cat. 99CH36348)*, volume 2, pages 386–390 vol.2, Oct 1999.
- [35] P. V. Vu and D. M. Chandler. "A Fast Wavelet-Based Algorithm for Global and Local Image Sharpness Estimation". *IEEE Signal Processing Letters*, 19(7):423–426, July 2012.
- [36] Hanghang Tong, Mingjing Li, Hongjiang Zhang, and Changshui Zhang. "Blur Detection for Digital Images Using Wavelet Transform". In *2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME) (IEEE Cat. No.04TH8763)*, volume 1, pages 17–20 Vol.1, June 2004.
- [37] Qingbing Sang, Huixin Qi, Xiaojun Wu, Chaofeng Li, and Alan C. Bovik. "No-reference Image Blur Index Based on Singular Value Curve". *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 25(7):1625 – 1630, 2014.
- [38] X. Zhu and P. Milanfar. "A No-reference Sharpness Metric Sensitive to Blur and Noise". In *2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience*, pages 64–69, July 2009.
- [39] X. Zhu and P. Milanfar. "Automatic Parameter Selection for Denoising Algorithms Using a No-Reference Measure of Image Content". *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(12):3116–3132, Dec 2010.
- [40] J. Caviedes and S. Gurbuz. "No-Reference Sharpness Metric Based on Local Edge Kurtosis". In *Proceedings. International Conference on Image Processing*, volume 3, pages III–53–III–56 vol.3, 2002.
- [41] A.E. Vladar M.T. Postek N. Zhang and B. Larrabee. "A Kurtosis-based Statistical Measure for Two-dimensional Processes and its Application to Image Sharpness". *Proceedings of Section of Physical and Engineering Sciences of American Statistical Society*, pages 4730–4736, 2003.
- [42] R. Ferzli and L. J. Karam. "A Robust Image Sharpness Metric Based on Kurtosis Measurement of Wavelet Coefficients". 09 2017.
- [43] K. Bahrami and A. C. Kot. "A Fast Approach for No-Reference Image Sharpness Assessment Based on Maximum Local Variation". *IEEE Signal Processing Letters*, 21(6):751–755, June 2014.

- [44] G. Blanchet, L. Moisan, and B. Rouge. "Measuring the Global Phase Coherence of an Image". In *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*, pages 1176–1179, Oct 2008.
- [45] R. Hassen, Z. Wang, and M. M. A. Salama. "Image Sharpness Assessment Based on Local Phase Coherence". *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(7):2798–2810, July 2013.
- [46] G. D. Boreman. *Modulation Transfer Function in Optical and Electro-Optical Systems*. SPIE Press, 2001.
- [47] Resolution & Contrast [online] Lens Quality: MTF. Cambridge in colour, [vid. 2.9.2017]. Dostupné z: <http://www.cambridgeincolour.com/tutorials/lens-quality-mtf-resolution.htm>.
- [48] Understanding image sharpness part 1A: Resolution, MTF curves in film, and lenses [online]. Norman koren, [vid. 2.9.2017]. Dostupné z: <http://www.normankoren.com/Tutorials/MTF1A.html#Lenses>.
- [49] Relative Frame Dimensions [online]. The american widescreen museum, [vid. 2.9.2017]. Dostupné z: <http://www.widescreenmuseum.com/widescreen/filmdims.htm>.
- [50] Canon EOS 20D DSLR Review [online]. Bob atkins, [vid. 2.9.2017]. Dostupné z: <http://www.bobatkins.com/photography/digital/eos20d.html>.
- [51] Canon 5DS R Gallery [online]. The imaging resource, [vid. 20.8.2017]. Dostupné z: <http://www.imaging-resource.com/PRODS/canon-5ds-r/canon-5ds-rgallery.htm>.
- [52] Jon Cartwright. "Roll over, Boltzmann". *Physics World*, 27(05):31, 2014.
- [53] Kieran G. Larkin. "Reflections on Shannon Information: In search of a Natural Information-entropy for Images". *CoRR*, abs/1609.01117, 2016.
- [54] Qolamreza Razlighi and N Kehtarnavaz. "A Comparison Study of Image Spatial Entropy". 7257, 01 2009.
- [55] C. E. Shannon. "A Mathematical Theory of Communication". *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, 5(1):3–55, January 2001.
- [56] E. Hadjidemetriou M. D. Grossberg and S. K. Nayar. *Resolution Selection Using Generalized Entropies of Multiresolution Histograms*, pages 220–235. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2002.
- [57] Q. R. Razlighi, N. Kehtarnavaz, and A. Nosratinia. "Computation of Image Spatial Entropy Using Quadrilateral Markov Random Field". *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(12):2629–2639, Dec 2009.
- [58] MATLAB, Octave Functions for Computer Vision, and Image Processing. P. D. Kovesi. "Dostupné z: <http://www.peterkovesi.com/matlabfns>".
- [59] Cuong T. Vu, Thien D. Phan, and Damon M. Chandler. "Online supplement of S3 A Spectral and Spatial Measure of Local Perceived Sharpness in Natural Images". *IEEE Transaction on Image Processing*, September 2011.

Příloha A

Obsah přiloženého CD

\DipPDF

Analyza_rozliseni_filmoveho_materialu_digitalizace.pdf - elektronická verze práce

\Implementace

Skripty

Analyza_zrna.m - analýza signálu filmového zrna
Potlaceni_zrna.m - potlačení filmového zrna
Testovani_metrik_ostrosti.m - testování všech metrik ostrosti
Porovnaní_metrik_ostrosti.m - porovnání použitelných metrik ostrosti
Porovnaní_metrik_entropie.m - porovnání metrik entropie

Funkce

HRD_HomogenousRegionDetection.m - detekce homogenních regionů
HierarchicalMotionEst.m - kompenzace pohybu
grain_char.m - charakteristiky signálu zrna
create_pyr_4levels_aa.m - podvzorkování obrázku
upscale_pyr_to_level0_aa.m - následná interpolace podvzorkovaných obrázků
MTF_dif_limited.m - zkreslení MTF difrakčně omezeného objektivu
MTF_lens.m - zkreslení MTF aberovaného objektivu
normalize_values.m - normování klesajících závislostí ostrosti
normalize_values_flipud.m - normování rostoucích závislostí ostrosti
gaborconvolve.m - komplexní DWT; převzato [58]
Sharpness15_S3.m - metrika ostrosti S3
S1_map.m - metrika ostrosti S1, originální kód od autoru metody; převzato [59]
Sharpness17a_gradient_similarity.m - metrika ostrosti Gradient Similarity

Sharpness17b_svd_similarity.m - metrika ostrosti Singular Similarity
Sharpness18_DCT_treshold.m - metrika ostrosti DCT threshold
Sharpness20_edge_width_hor_ver.m - metrika ostrosti Edge width hor/ver
Sharpness22_LPC.m - metrika ostrosti LPC
Sharpness23_FISH_DWT_energy.m - metrika ostrosti FISH
Sharpness24_SV_curve_slope.m - metrika ostrosti SV slope
Sharpness25_MLV_distribution.m - metrika ostrosti MLV
Sharpness27_edge_width_gradient.m - metrika ostrosti Edge width Grad
Sharpness28_kurtosis_of_DCT.m - metrika ostrosti DCT kurtosis
Sharpness30_FFT_treshold.m - metrika ostrosti FFT threshold
Sharpness31_edge_width_DWT.m - metrika ostrosti Edge width DWT
Sharpness32_DCT_histogram.m - metrika ostrosti DCT histogram
Sharpness33_HP_to_BP.m - metrika ostrosti HP to BP
Sharpness39_SVD_gradientu.m - metrika ostrosti Q-metric
Sharpness40_kurtosis_DWT.m - metrika ostrosti DWT kurtosis
Sharpness45_edge_type_DWT.m - metrika ostrosti Edge type
Entropy_Delentropy.m - Delentropie
Entropy_QMRF.m - entropie pomocí QMRF
Entropy_Tsallis.m - Tsallisova entropie

\TestObr

Složka obsahuje použité testovací obrázky