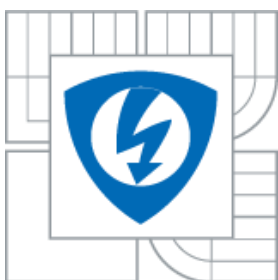




VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKACNÍCH
TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV TELEKOMUNIKACÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION
DEPARTMENT OF TELECOMMUNICATIONS

IMPLEMENTACE VLNKOVÉ TRANSFORMACE V JAZYKU C++

IMPLEMENTATION OF WAVELET TRANSFORM IN C++

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. LUKÁŠ VALOUCH

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. RADEK BENEŠ

BRNO 2011



VYSOKÉ UČENÍ
TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky a
komunikačních technologií

Ústav telekomunikací

Diplomová práce

magisterský studijní obor
Telekomunikační a informační technika

Student: Bc. Lukáš Valouch

ID: 72131

Ročník: 2

Akademický rok: 2010/2011

NÁZEV TÉMATU:

Implementace vlnkové transformace v jazyku C++

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

Student má za úkol implementovat algoritmus vlnkové transformace a prostudovat možnosti jejího využití pro redukci šumu v medicínských obrazech (zvláště v ultrazvukových obrazech). Student rovněž popíše možnosti, jak vyhodnocovat úspěšnost provedené redukce šumu.

DOPORUCENÁ LITERATURA:

- [1] LIM, J.S.: Two-Dimensional Signal and Image Processing. Prentice Hall, New Jersey, 1990. ISBN 0-13-935322-4
- [2] Aldroubi, A., Unser, M.: Wavelets in Medicine and Biology, CRC-Press, ISBN: 978-0849394836, 1996.
- [3] MALLAT, S.: A Wavelet Tour of Signal Processing. 2nd edition, Academic Press, 1999. ISBN 0-12-466606-X.

Termín zadání: 7.2.2011

Termín odevzdání: 26.5.2011

Vedoucí práce: Ing. Radek Beneš

prof. Ing. Kamil Vrba, CSc.

předseda oborové rady

UPOZORNENÍ:

Autor diplomové práce nesmí při vytváření diplomové práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následku porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona c. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Abstrakt

Cílem diplomové práce je implementace algoritmu vlnkové transformace pro následné využití při redukci šumu. Samotné potlačování šumu je zaměřeno k zlepšování vypovídající schopnosti sonografických (ultrazvukových) obrazů v medicíně. Využilo se u něj metody prahování detailních koeficientů jednotlivých úrovní mnohaměřítkové analýzy.

Při hledání nejvhodnějších prahů se nevycházelo z žádného z běžných postupů pro odhad těchto hladin. Návrh alternativního pojetí vychází ze základního empirického přístupu, kdy jsou jednotlivé prahy optimalizovány za pomoci evolučních algoritmů. S tímto zalgoritmizovaným postupem se však projevují problémy objektivního vyhodnocení úspěšnosti redukce šumu. Program za tímto účelem využívá obecně používaných parametrů: střední kvadratickou chybu celého obrazu, strmost jasových změn na zvolené hraně, relativní kontrast dvou dostatečně jasově rozdílných bodů a směrodatnou odchylku jednodílné plochy.

Popsané teoretické poznatky jsou využity v naprogramované aplikaci DTWT. Ta realizuje víceúrovňovou dekompozici a zpětnou rekonstrukci diskretní vlnkovou transformací s diskretním časem, prahování detailních koeficientů a výsledné ohodnocení provedeného potlačení šumu. Tento vyvinutý nástroj lze využít samostatně pro redukci šumu. Pro naše účely byl ale upraven tak, aby se spouštěl prostřednictvím komponenty pro evoluční optimalizaci parametrů (Optimize Parameters) v navrženém scénáři v programu RapidMiner. V optimalizačním procesu využívala tato komponenta jako fitness funkci předané ohodnocení od programu DTWT. Nejvhodnější prahy byly separátně vyhledávány pro tři rodiny vlnek – Daubeschies, Symlety a Coiflety.

Evoluční algoritmus vybral u všech tří rodin měkký práh. Ten je ve srovnání s tvrdým prahem pro potlačování šumu vhodnější, ale má tendenci více rozmazávat hrany. Navržená metoda vyhodnotila ve většině případů lepší úspěšnost redukce šumu u vlnkové transformace s vyhledáním prahů evolučními algoritmy, než u běžně používaných filtrů. Při vizuálním porovnání již ale vnášela vlnková transformace do obrazu mírné znehodnocující artefakty. Jedná se vždy o kompromis mezi největším potlačením šumu a zároveň největším zachováním užitečné obrazové informace. Vyhodnotit objektivně toto dilema není jednoduché a záleží vždy na subjektivním pohledu, v případě sonografických snímků pohledu ošetřujícího lékaře.

Klíčová slova

Vlnková transformace, redukce šumu, prahování, obraz, evoluční algoritmy, C++

Abstract

The aim of this thesis is implementation of wavelet transform algorithm for noise reduction. The noise reduction itself is focused on improving informative capabilities of sonographic (ultrasound) images in medicine. For this purpose, thresholding of detailed coefficients on individual levels of multiresolution analysis was used.

Common procedures were not used for searching for the most suitable thresholds of those levels. The alternative concept's design is based on fundamental empirical approach, where the individual thresholds are optimised by evolution algorithms. However, with this algorithmic procedure, more problems manifest regarding the objective evaluation of the success of noise reduction. Because of this, the program uses commonly used parameters such as mean square error of the whole image, linear slope edge approximation, relative contrast of two differently bright and distinct points and the standard deviation of compact surface.

Described theoretical knowledge is used in developed application DTWT. It executes multilevel decomposition and reversed reconstruction by discrete time wavelet transform, thresholding of detailed coefficients and final evaluation of performed noise reduction. The developed tool can be used separately to reduce noise. For our purposes, it has been modified in way, that it executed through the component for evolutionary optimization of parameters (Optimize Parameters) in created scenario in RapidMiner program.

In the optimization process, this component used evaluation received from DTWT program as fitness function. Optimal thresholds were sought separately for three wavelet families - Daubeschies, Symmlets and Coiflets.

The evolution algorithm chose soft threshold for all three wavelet families. In comparison to hard threshold, it is more suitable for noise reduction, but it has tendencies to blur the edges more. The devised method had in most cases greater evaluated success of noise reduction with wavelet transform with threshold search done by evolution algorithms, than commonly used filters. In visual comparison however the wavelet transform introduced some minor depreciating artefacts into the image. It is always about compromise between noise reduction and maximal preservation of image information. Objectively evaluating this dilemma is not easy and is always dependant on subjective viewpoint which in case of sonographic images is that of the attending physician.

Keywords

Wavelet transform, noise reduction, thresholding, image, evolution algorithms, C++.

VALOUCH, L. *Implementace vlnkové transformace v jazyku C++*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2011. 58 s. Vedoucí diplomové práce Ing. Radek Beneš.

Prohlášení

Prohlašuji, že svou diplomovou práci na téma „Implementace vlnkové transformace v jazyku C++“ jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího diplomové práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené diplomové práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této diplomové práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení § 152 trestního zákona č. 140/1961 Sb.

V Brně dne

.....

podpis autora

Poděkování

Děkuji vedoucímu diplomové práce, Ing. Radku Beneši, za velmi cennou pomoc a užitečné rady při zpracování práce.

OBSAH

1	ÚVOD	10
2	ZÍSKÁVÁNÍ MEDICINSKÝCH OBRAZŮ	11
2.1	Magnetická rezonance.....	11
2.2	Ultrasonografie	11
3	TRANSFORMACE OBRAZU.....	13
3.1	Geometrické transformace	13
3.2	Transformace hodnot jasu	14
3.3	Diskrétní lineární integrální transformace	15
3.3.1	Diskrétní Fourierova transformace (DFT).....	15
3.3.2	Hadamardova transformace (HT).....	16
3.3.3	Diskrétní kosinová transformace (DCT)	17
3.3.4	Další lineární integrální transformace.....	17
4	VLNKOVÁ TRANSFORMACE (WT).....	19
4.1	Bázové funkce – vlnky	19
4.1.1	Druhy vlnek.....	20
4.2	Spojité vlnková transformace (CWT).....	22
4.3	Diskrétní vlnková transformace (DWT)	23
4.4	DWT s diskretním časem (DTWT)	24
4.5	Banky filtrů	24
4.6	Zpracování obrazu vlnkovou transformací.....	25
4.6.1	Jedna úroveň dekompozice	25
4.6.2	Víceúrovňová dekompozice	26
4.6.3	Okraje obrázku.....	27
5	REDUKCE ŠUMU V OBRAZE.....	28
5.1	Druhy šumů	28
5.2	Prahování koeficientů WT.....	29
5.2.1	Tvrde prahování.....	30
5.2.2	Měkké prahování	30
5.2.3	Další metody prahování	30
5.2.4	Volba prahu	31
5.3	Vyhodnocení kvality.....	32
6	IMPLEMENTACE	34
6.1	Knihovna OpenCV	34
6.2	Struktura programu DTWT.....	35
6.2.1	Třída clsWave.....	35
6.2.2	Třída clsDataLevel.....	36
6.2.3	Třída clsCompute	37
6.2.4	Metoda filterEvaluation.....	38
6.2.5	Hlavní soubor	39

6.3	Evoluční algoritmy.....	40
6.4	RapidMiner.....	41
6.4.1	Hledání nejvhodnějších prahů	41
6.4.2	Operátor Optimize parameters (Evolutionary)	42
7	VÝSLEDKY REDUKCE ŠUMU.....	44
7.1	Nalezené optimální parametry	45
7.1.1	Rodina vlnek Daubeschies a Symletů	45
7.1.2	Rodina vlnek Coifletů	47
7.2	Porovnání s ostatními metodami	47
8	ZÁVĚR.....	49
	LITERATURA	51
	SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK, VELIČIN A SYMBOLŮ	55
	SEZNAM PŘÍLOH.....	57

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obr. 3.1 Příklad geometrické transformace v rovině.....	13
Obr. 3.2 Obvyklé transformace jasové stupnice	14
Obr. 3.3 Zpracování v prostorové nebo ve frekvenční oblasti.....	15
Obr. 4.1 Srovnání oken STFT (vlevo) a možností u vlněk WT (vpravo).....	19
Obr. 4.2 Změna měřítka vlnky.....	20
Obr. 4.3 Haarova vlnka a vlnka Daubechies	20
Obr. 4.4 Vlnky z rodin Symletů a Coifletů	21
Obr. 4.5 Vlnky Biortogonální spline a Meyrova.....	22
Obr. 4.6 Vzorkovací mřížka dyadické DWT	23
Obr. 4.7 Blokové schéma dvoukanálové QMF.....	24
Obr. 4.8 Blokové schéma dekompozice pomocí banky půlpásmových QMF.....	25
Obr. 4.9 Znázornění dekompozice na obrázku	26
Obr. 4.10 Příklad 2D-DTWT o třech úrovních dekompozice.....	26
Obr. 5.1 Tvrdé prahování.....	30
Obr. 5.2 Měkké prahování	30
Obr. 5.3 Poloměkké prahování	31
Obr. 5.4 Hyperbolické prahování	31
Obr. 6.1 Struktura knihoven v OpenCV.....	35
Obr. 6.2 Třída clsWave.....	36
Obr. 6.3 Třída clsDataLevel.....	36
Obr. 6.4 Třída clsCompute	37
Obr. 6.5 Komponenta Optimize Parametrů	42
Obr. 6.6 Vytvořené vnitřní zapojení Optimize Parametrů	42
Obr. 7.1 Testovací obrázek A	44
Obr. 7.2 Testovací obrázek A s šumem	44
Obr. 7.3 Testovací obrázek B.....	44
Obr. 7.4 Testovací obrázek B s šumem.....	44
Obr. 7.5 Testovací obrázek C	45
Obr. 7.6 Testovací obrázek C s šumem	45
Obr. 7.7 Konvergence ohodnocení pro rodinu Daubeschies	46
Obr. 7.8 Konvergence ohodnocení pro rodinu Symletů	46
Obr. 7.9 Obrázek C – zašuměný (vlevo), odšuměný vlnkou db2 (uprostřed) a sym5 (vpravo).....	46
Obr. 7.10 Obrázek C – originální (vlevo), zašuměný (uprostřed) a odšuměný vlnkou coif3 (vpravo).....	47
Obr. 7.11 Srovnání filtračních metod	48

1 ÚVOD

Výpočetní technika proniká do nepřeborného množství lidských činností a setkání se s ní v nemocničních prostorech nás vůbec neudivuje. Ocitneme-li se v nemocnici se zdravotními komplikacemi, dalo by se dokonce říci, že nejmodernější způsoby medicíny přímo vyžadujeme. Při stanovování diagnóz lékařům pomáhají vyšetření bez nutnosti mechanických zásahů do našeho těla. Jedním ze zástupců takovéto metody je ultrasonografie, ultrazvukové zobrazování. U medicinských obrazů pořízených sonografem se ale setkáváme se šumem, který znepríjemňuje lékařům zkoumání snímků pacientů a činí potíže i při dalším zpracování. Nechtěný šum, představující nadbytečnou informaci, je přidán již vnitřními obvody sonografu.

Metod pro obecnou redukci šumů je větší množství. Tato diplomová práce popisuje především vlnkovou transformaci (Wavelet Transform, WT), jakožto jednu z možností pro redukci šumu v dvoudimenzionálních obrazech.

V teoretické části je principiální rozbor samotné vlnkové transformace, kterému předchází její zařazení. V aplikacích, jež využívají WT k potlačení šumu, se používá zejména technika prahování detailních koeficientů. Proto jsou v textu rozebrány způsoby prahování a metody volby prahu. S redukcí šumu souvisí také problematika vyhodnocování úspěšnosti provedené filtrace.

Implementací vlnkové transformace a souvisejících problémů se zabývá část praktická. Je použito alternativního pojetí volby prahů, jež využívá evolučních algoritmů. Tato užitá metoda klade požadavky na speciální přístup k vyhodnocení kvality odstranění šumu, proto je navrženo vlastní souhrnné ohodnocování.

Po seznámení s naprogramovanou aplikací DTWT a popisem jejího využití programem RapidMiner je provedeno zhodnocení dosažených výsledků.

2 ZÍSKÁVÁNÍ MEDICINSKÝCH OBRAZŮ

Ve zdravotnictví je využíváno několik metod pro zobrazení vnitřních orgánů lidského těla. Většinu z nich můžeme obecně nazvat tomografií, protože dochází ke strukturnímu zobrazování stavby v řezech bez fyzického narušení celku. Podle zobrazovacího zařízení nebo funkčního principu poté rozlišujeme základní metody [1] využívající:

- **rentgenové záření** (X-ray) – rentgenová tomografie, mamografie a výpočetní tomografie (Computed Tomography, CT),
- **nukleární zobrazování** se zavedením nukleárních látek (radiofarmak) – jednofotonová emisní výpočetní tomografie (Single Photon Emission Computed Tomography, SPECT) a pozitronová emisní tomografie (Positron Emission Tomography, PET),
- **magnetické rezonance** (Magnetic Resonance Imaging, MR, MRI),
- **proudu elektronů** – elektronová tomografie (Elektron Tomography, ET), tomografie využívající elektrické impedance (Electrical Impedance Tomography, EIT) nebo transmisní elektronový mikroskop (Transmission electron microscopy, TEM),
- **akustického vlnění** – ultrazvuková tomografie (ultrasonografie).

2.1 Magnetická rezonance

U magnetické rezonance jsou po aplikaci radiofrekvenčního impulsu zjišťovány magnetické momenty souboru jader některých atomů ve tkáních či v jiném materiálu. Základní princip vychází ze spinálních vlastností vodíku obsahujícího pouze jediný proton. Spinálními vlastnostmi jsou myšleny spontánní rotace kolem své osy v magnetickém poli.

Utváření obrazu je dáno hustotou protonu vodíku ve tkáních a je závislé na třech hlavních faktorech. Jedná se o podélný relaxační čas (T_1), příčný relaxační čas (T_2) a hustotu atomových jader v daném tkáňovém objemu. První dva výše jmenované časy závisí na biologických vlastnostech a na vzájemných magnetických vazbách a na vazbách mezi okolím. Přístroje magnetické rezonance dokáží potlačit hustotu protonů, ale také relaxační konstanty podélného a příčného relaxačního času. Díky tomu rozlišujeme 3 druhy obrazů – T_1 vážený obraz T_1W , T_2 vážený obraz T_2W a protonovou denzitu PD [2].

2.2 Ultrasonografie

K důležitým zobrazovacím diagnostickým metodám patří **ultrasonografie** (ultrazvukové zobrazování, sonografie), která je založena na registraci ultrazvuku vysílaného piezoelektrickou sondou odraženého od tkání. Sonda převádí elektrické vlnění na mechanické nebo pracuje také opačně, pokud je snímačem mechanického vlnění. Zpětné ultrazvuko-

vé vlny jsou podmíněny akustickou impedancí jednotlivých tkání. Pro diagnostiku je důležité tyto vlny zachytit, neboť vznikají v místě rozhraní dvou různých tkání (s různou akustickou intenzitou) na tzv. akustickém rozhraní. Z akustického hlediska jsou tkáně charakterizovány 3 parametry – akustickou impedancí, útlumem a fázovou rychlostí. Ultrazvukové zobrazení dělíme na několik skupin [3] [4]:

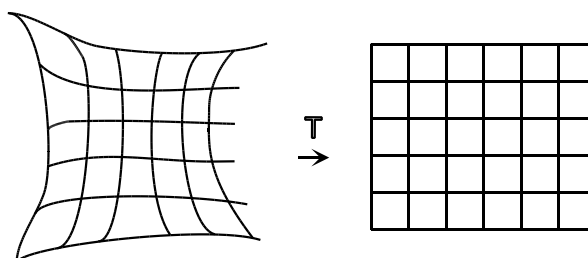
- **Obraz A** (amplitude modulation) – křivka zobrazující závislost intenzity odraženého signálu na čase uplynulém od vyslání signálu.
- **Obraz B** (brightness modulation) – úsečka složená z pixelů o různém jasu.
- **Obraz C** (komerčně nedostupný).
- **Obraz TM** resp. **M** (time motion) – data B obrazu zobrazená za sebou v čase, součástí vyšetření srdce (echokardiografie).
- **Dopplerovské metody** – slouží k získávání informací o rychlostech pohybu tkání, nejčastěji krve. Dělíme je na kontinuální (s nemodulovanou nosnou vlnou, Continuous Wave Doppler), impulzní (s modulovanou nosnou vlnou, Pulse Wave Doppler) a na 2D dopplerovské metody (color flow motion/doppler).
- **3D obraz** – trojrozměrná rekonstrukce řady za sebou ležících dvojrozměrných řezů, nejčastěji je tento typ obrazu využíván v porodnictví.

3 TRANSFORMACE OBRAZU

V souvislosti se zpracováním obrazu se se setkáváme s celou řadou transformací, které slouží k různým účelům. Přes geometrické, jasové transformace, radiometrické korekce, kompresní techniky až k odstraňování šumu a restauraci obrazu. Transformace je možné třídit podle různorodých hledisek, přičemž mohou patřit i do více kategorií. Dále budou obecně přiblíženy jen některé transformace, jež se zabývají úpravou dvourozměrného (2D) diskrétního signálu reprezentujícího obraz.

3.1 Geometrické transformace

Popisují transformaci souřadnic x, y , tedy nosiče obrazové funkce $f(x, y)$ nejčastěji při posunutí (translace), změně měřítka (scaling), otočení (rotace) či zkosení. Dále jsou používány u složitějších prostorových transformací, např. geometrických korekcí vad optických systémů – čočky kamery, nebo projekcí prostorových 3D objektů do 2D prostoru – zkreslení leteckých či družicových snímků způsobené zakřivením zeměkoule.



Obr. 3.1 Příklad geometrické transformace v rovině

Transformaci části roviny ukazuje Obr. 3.1, kde geometrická transformace plošného obrazu je vektorová funkce \mathbf{T} , která zobrazuje bod x, y do bodu x', y' podle obecných vztahů

$$\begin{aligned}x' &= T_x(x, y), \\y' &= T_y(x, y).\end{aligned}\tag{3.1}$$

Geometrické transformace, v počítačové grafice obvykle pracující s mnohoúhelníky, můžeme rozdělit do dvou kroků:

- **Transformace souřadnic bodů** – určuje k diskrétní souřadnici bodu ve vstupním obraze odpovídající bod ve výstupním obraze podle obecné rovnice (3.1). Obvykle se podle [5] transformační vztah aproximuje polynomem m -tého stupně

$$x' = \sum_{r=0}^m \sum_{k=0}^{m-r} a_{rk} x^r y^k, \quad y' = \sum_{r=0}^m \sum_{k=0}^{m-r} a_{rk} x^r y^k.\tag{3.2}$$

Tato rovnice se však v praxi velmi často nahrazuje bilineární transformací

$$x' = a_0 + a_1x + a_2y + a_3xy, \quad y' = b_0 + b_1x + b_2y + b_3xy.\tag{3.3}$$

- **Aproximace jasové funkce** – přiřazuje k vypočítaným neceločíselným souřadnicím x' , y' vhodnou aproximací (interpolací) vstupního obrazu novou hodnotu jasu $f_n(x, y)$. Ta je vyjádřena dle [5] dvojrozměrnou konvolucí

$$f_n(x, y) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_s(l\Delta x, k\Delta y) h_n(x - l\Delta x, y - k\Delta y), \quad (3.4)$$

kde funkce g_s představuje vzorkovaný obraz a funkce h_n interpolační jádro. Pro interpolaci se v praxi používají jednoduché aproximační polynomy, např. metoda nejbližšího souseda, lineární interpolace nebo bikubická interpolace.

3.2 Transformace hodnot jasu

Obdobně jako u geometrické transformace, závisí i u této transformace hodnota jasu v bodě výstupního obrazu na jasu odpovídajícího bodu (případně jeho malém okolí) ve vstupním obraze. Nebo je hodnota jasu transformována bez ohledu na polohu v obraze. Podle toho rozlišujeme dvě skupiny [5]:

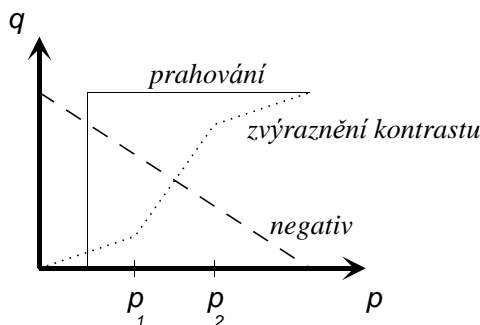
- **Jasové korekce** – získávají pro každý bod x, y původního obrazu $g(x, y)$ na výstupu hodnotu jasu zkresleného obrazu $f(x, y)$. U jednoduchého modelu porušení je to pomocí multiplikativního koeficientu $e(x, y)$ podle vztahu

$$f(x, y) = e(x, y)g(x, y). \quad (3.5)$$

- **Modifikace jasové stupnice** – je stejná pro všechny pixely obrazu, transformuje výchozí stupnici jasu $p = \langle p_0, p_k \rangle$ na stupnici novou $q = \langle q_0, q_k \rangle$ podle

$$q = T(p). \quad (3.6)$$

Mezi základní transformace jasové stupnice patří prahování, negativ a zvýraznění kontrastu uvedené na *Obr. 3.2*. Detektorům citlivým na jas v lidském oku odpovídá více logaritmická odezva, jež dokáže zahrnout větší rozsah intenzit jasů. Proto se v přístrojích také často používá logaritmická transformace zvaná γ (gamma) korekce.



Obr. 3.2 Obvyklé transformace jasové stupnice

3.3 Diskrétní lineární integrální transformace

Převedeme-li pomocí integrálního vztahu jednu funkci (signál) na jinou, a to za pomoci funkce dvou proměnných (např. $K(x, u)$, označovaných jako transformační jádro, kernel), dostaneme obecnou definici integrální transformace

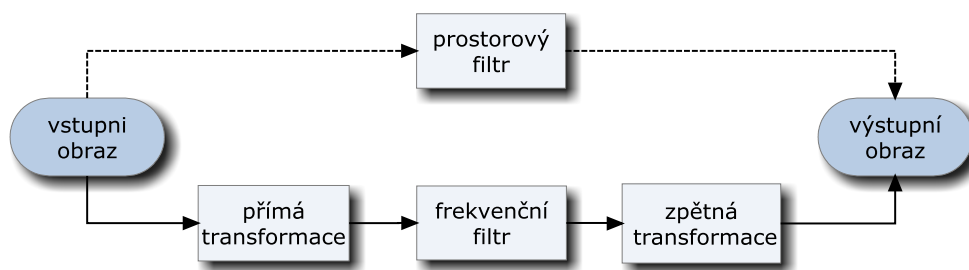
$$F(u) = c \int f(x)K(x, u)dx. \quad (3.7)$$

Dochází k převodu mezi prostory proměnných, ke změně báze. Transformaci lze chápat jako určitý typ operátoru aplikovaný na funkci, kterou převede na funkci s jiným parametrem. Obvykle se integrální transformace používají pro lineární operace k usnadnění výpočtů nebo k „zviditelnění“ vlastností, které nebyly v původní doméně zřejmé [6].

Při zpracovávání dvojrozměrných obrazů diskrétní lineární integrální transformací se můžeme vydat dvěma ekvivalentními směry [5] naznačenými na *Obr. 3.3*. Každý směr má své výhody i nevýhody a přístup k řešení problémů je mírně odlišný ve tvorbě filtrů, vhodnosti nebo časové náročnosti:

- **Filtrace v prostorové oblasti** – obraz je zpracován jako lineární kombinace vstupního obrazu s koeficienty filtru, jako základní operace je používána konvoluce. Jedná se o 2D úpravy, jež jsou analogické jako u zpracování jednorozměrných signálů v časové oblasti.

- **Filtrace ve frekvenční oblasti** – před samotnou filtrací musí být provedena lineární integrální transformace do frekvenční oblasti, naopak při zpětném převodu na obraz, transformace inverzní. Ve frekvenční reprezentaci je v mnoha případech vyjádření filtru názornější.



Obr. 3.3 Zpracování v prostorové nebo ve frekvenční oblasti

Integrální transformace jsou obecně vzato bezeztrátové. Při použití diskrétních a kvantovaných dat ovšem při diskrétních transformacích ve většině případů ke ztrátě dojde, např. při přiřazování rastru nebo zaokrouhlování výsledné hodnoty.

3.3.1 Diskrétní Fourierova transformace (DFT)

Pomocí integrální transformace popisuje obraz v jiných proměnných, převádí jej vhodnými frekvencemi a amplitudami na součet sinusových signálů. Základem je prostorová frekvence, sinusový průběh „rozprostřený“ do plochy, kdy vzdálenost výsledných hodnot od počátku frekvenční roviny udává narůstající frekvenci.

Jedná se o obecně nepoužívanější transformaci, která je vhodná pro periodické signály. U maticového zápisu má dle [6] transformační matice Φ_{JJ} rozměru $J \times J$ tvar

$$\Phi_{JJ}[k, l] = \frac{1}{J} e^{(-j\frac{2\pi}{J}kl)}, \quad \text{kde } k, l = 0, 1, \dots, J - 1 \quad (3.8)$$

a j je imaginární jednotka. Když do obecného vzorce

$$\mathbf{F} = \mathbf{P} \mathbf{f} \mathbf{Q}, \quad (3.9)$$

kde matice \mathbf{f} reprezentuje vstupní obraz a matice \mathbf{F} obraz výstupní, dosadíme $\mathbf{P} = \Phi_{MM}$ a $\mathbf{Q} = \Phi_{NN}$, dostaneme vztah pro DFT

$$\mathbf{F} = \Phi_{MM} \mathbf{f} \Phi_{NN}. \quad (3.10)$$

Výraz lze formulovat pomocí ekvivalentního zápisu se sumami

$$F_{DFT}[u, v] = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f[m, n] \cdot e^{-2\pi j \left(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N} \right)}, \quad (3.11)$$

kde $u = 0, 1, \dots, M - 1$ a $v = 0, 1, \dots, N - 1$.

Pokud budeme chtít analyzovat nestacionární diskrétní signály, s klasickou DFT si již nevystačíme. Získáme popis kmitočtových vlastností spektra, ale pro který čas je dané spektrum platné, už nezjistíme. Částečným východiskem je použití krátkodobé spektrální analýzy omezené časovým oknem. Takovou analýzou je např. **krátkodobá Fourierova transformace** (Short-Time Fourier Transform, STFT), u které w představuje časové okno, jehož šířka musí být kompromisem mezi časovou a kmitočtovou přesností. Je ale limitována Heisenbergovým principem neurčitosti [7]. STFT, někdy nazývána také jako Gaborova transformace, má dle [8] pro jednorozměrné diskrétní signály tvar:

$$F_{STFT}(e^{j\omega k}, m) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f[n] w[n - m] e^{-j\omega kn}, \quad (3.12)$$

kde $k = 0, 1, \dots, N - 1$.

3.3.2 Hadamardova transformace (HT)

Hadamardova transformace (někdy nazývána jako Walsh-Hadamardova, Hadamard-Rademacher-Walshova, Walshova nebo Walsh-Fourierova) je ve své podstatě zobecněnou Fourierovou transformací (FT). Bázové funkce tvoří pravoúhlé průběhy označované jako Walshovy funkce, jež nabývají hodnot ± 1 . Obdobně jako jsou u FT sinusoidy a kosinusoidy seřazeny podle frekvence, tak jsou Walshovy funkce uspořádány podle počtu průchodů nulovou úrovní.

HT je popsána a definována pomocí Hadamardových matic \mathbf{H}_{JJ} (jsou symetrické o rozměrech $J \times J$ a mají hodnoty elementů ± 1), přičemž jsou nejčastěji používány matice řádu 2^k ($\mathbf{H}_{2^k 2^k}$) a při vytváření se podle [5] používá rekurzivní postup od matice \mathbf{H}_{22}

$$\mathbf{H}_{22} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_{2^k 2^k} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{JJ} & \mathbf{H}_{JJ} \\ \mathbf{H}_{JJ} & -\mathbf{H}_{JJ} \end{bmatrix}. \quad (3.13)$$

Hadamardovu transformaci dostaneme obdobně jako u FT dosazením Hadamardových matic do vztahu (3.9):

$$\mathbf{F} = \mathbf{H}_{MM} \mathbf{f} \mathbf{H}_{NN} . \quad (3.14)$$

3.3.3 Diskrétní kosinová transformace (DCT)

DCT obsahuje pouze reálnou část komplexního spektra oproti výchozí DFT, jež převádí obraz do celého frekvenčního spektra. Díky tomu dochází ke snížení paměťových nároků při výpočtu na polovinu. Podle způsobu vytvoření sudé periodické posloupnosti se rozlišují čtyři hlavní kosinové transformace označované DCT-I až DCT-IV.

Díky vhodnějšímu rozložení energie po transformaci se DCT používá při komprimaci signálů, např. ve formátech JPEG nebo MPEG. Při zpracování obrazu se převážně využívá DCT-II a lze ji zapsat podle [5] obdobně jako DFT nebo HT pomocí obecného maticového vztahu (3.9), jen jako bázové funkce jsou použity vzorkované kosinusoidy. Pokud zavedeme obraz o rozměru $N \times N$

$$C_{NN}[k, l] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{pro } l = 0, \\ \sqrt{\frac{2}{N}} \cos\left(\frac{(2k+1)l\pi}{2N}\right) & \text{pro ostatní } k, l, \end{cases} \quad (3.15)$$

dosazením do vorce (3.9) dostaneme vztah

$$\mathbf{F} = \mathbf{C}_{NN} \mathbf{f} \mathbf{C}_{NN}^T . \quad (3.16)$$

Abychom mohli vidět lineární kombinace kosinusoid v transformovaném obraze, lze výraz pro DCT-II ekvivalentně zapsat pomocí sumací

$$F_{DCT-II}[u, v] = \frac{2c[u]c[v]}{N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f[m, n] \cos\left(\frac{2m+1}{2N}u\pi\right) \cos\left(\frac{2n+1}{2N}v\pi\right), \quad (3.17)$$

$$\text{kde } c[k] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{pro } k = 0, \\ 1 & \text{jinde,} \end{cases} \quad u = 0, 1, \dots, M-1, \quad v = 0, 1, \dots, N-1.$$

3.3.4 Další lineární integrální transformace

Poslední z hlavních integrálních transformací, které se především používají u zpracování obrazů, je **vlnková transformace**. Jedná se o nejmodernější přístup, kdy je obraz analyzován pomocí funkce času a měřítka. I když má složitější vlastnosti než klasické transformace, široké možnosti využití to vynahrazují. Podrobně bude tato transformace rozebrána v následující *kap. 4*.

Je možné se setkat ještě s mnoha dalšími lineárními integrálními transformacemi [5]. Velmi podobné HT jsou **Paleyova** a **Walshova transformace**. Na nesymetrických Haarových maticích (prvky ± 1 jsou násobeny $\sqrt{2}$ nebo 0) je založena **Haarova trans-**

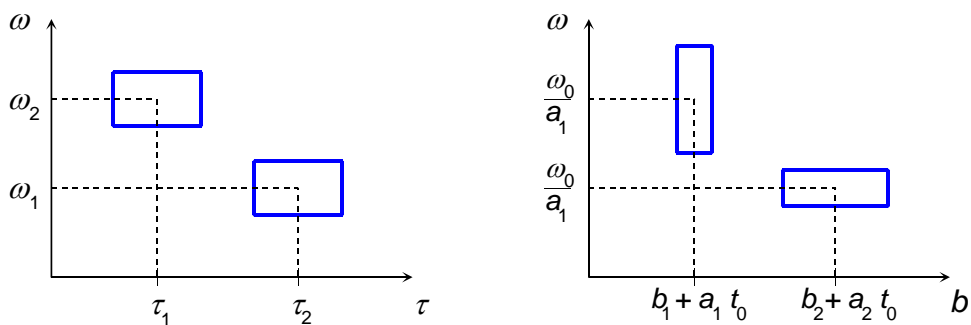
formace. V kombinaci s HT tvoří **Hadamardovu-Haarovu transformaci**, s transformací **Slant** zase **Slant-Haarovu transformaci**.

Pro rekonstrukci průběhů 2D funkcí z několika jednorozměrných projekcí lze využít (např. v tomografii) **Radonovu transformaci**. Jejím zvláštním případem je **Houghova transformace**, aplikovaná v segmentaci obrazu pro hledání parametricky popsaných objektů. Známa je také **Kahunenova-Loeveova transformace**, nasazovaná v rozpoznávání pro měření informativnosti příznaků [5].

4 VLNKOVÁ TRANSFORMACE (WT)

Počátky vlnkové transformace (Wavelet Transform, WT) jsou spojeny s 80. léty 20. století, kdy byla poprvé použita pro vyhodnocení seismických dat. Od té doby se tato transformace začala uplatňovat v četných technických oblastech, především u komprese obrazu, odstraňování šumu nebo rozpoznávání tvarů [9], ale i např. v ekonomice pro analýzu burzovních indexů.

Vlnková transformace spadá pod integrální transformace, a proto je také definována pomocí báзовých funkcí, které tvoří vlnky (wavelety, *kap. 4.1*). U nich se mění časové měřítko a jsou posouvány v čase, čímž se liší od krátkodobé Fourierovy transformace (STFT, *kap. 3.3.1*), kde je okno neproměnné po celou dobu výpočtu. To je vidět na *Obr. 4.1* [9], kdy u vlnkové transformace je pro nízké frekvence „okno“ širší a pro vysoké frekvence užší. Obě dvě transformace umožňují analýzu nestacionárních signálů, ale výsledné dvojrozměrné funkce jsou složeny z rozdílných parametrů. U STFT se jedná o čas a kmitočet, které bývají zobrazovány spektrogramem, zatímco u WT se jedná o čas a měřítko zobrazované škálogramem (scalogramem). Pro účely porovnávání je možné škálogram převést ze závislosti na měřítku na závislosti na kmitočtu.



Obr. 4.1 Srovnání oken STFT (vlevo) a možností u vlnek WT (vpravo)

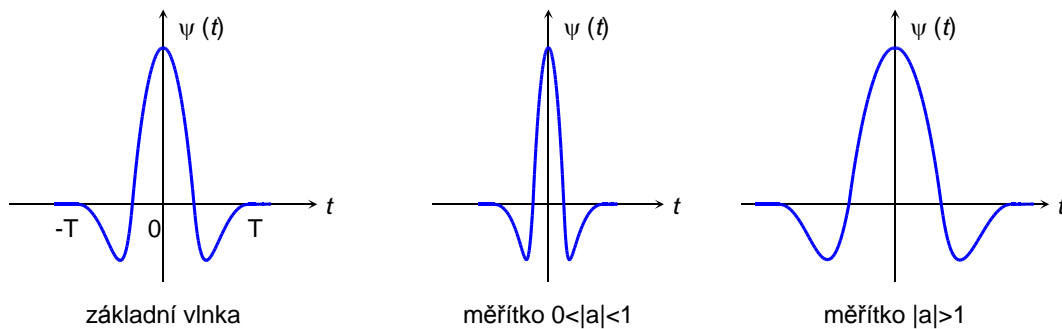
4.1 Báзовé funkce – vlnky

Základním časově omezeným signálem tvořícím podstatu báзовé funkce je **mateřská vlnka** $\psi(t)$ (mother wavelet). Z ní se odvozují další vlnky podobného tvaru změnou měřítka a (dilatace) a posunutím b (translace). Báze je tvořena dle [10] množinou funkcí $\psi_{a,b}(t)$ podle vztahu

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0, \quad (4.1)$$

kde člen $1/\sqrt{|a|}$ slouží k zachování energie při změně měřítka. V praxi se u dilatačních změn používá většinou pouze roztažení mateřské vlnky (expanze, $a > 1$).

Na mateřské vlnky je kladeno několik požadavků, především musí mít nulovou střední hodnotu. Pokud jsou ale definovány na konečném časovém intervalu, mohou mít



Obr. 4.2 Změna měřítka vlnky

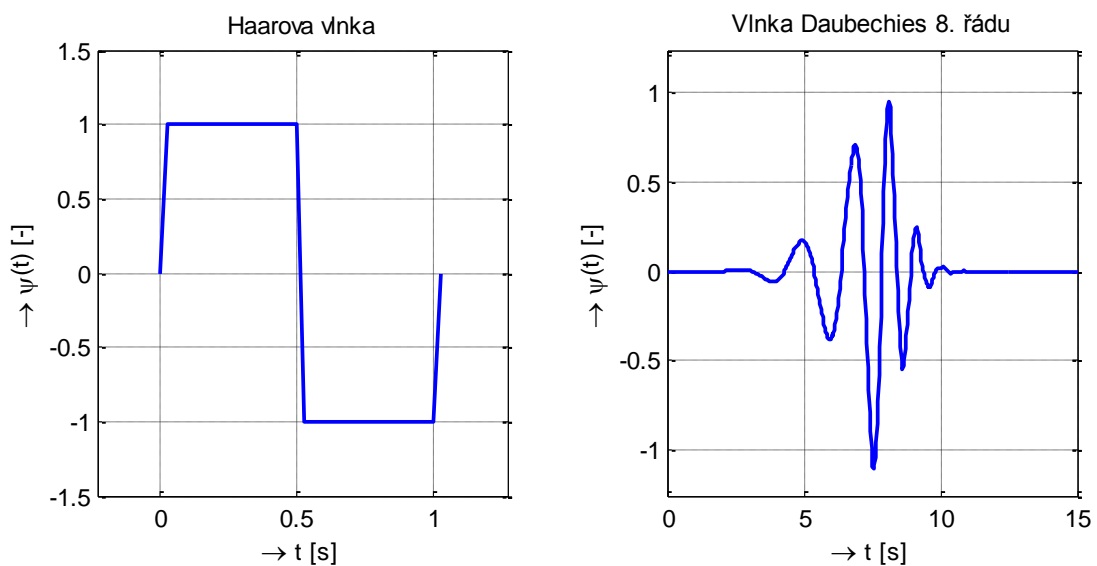
střední hodnotu nenulovou a jsou poté nazývány jako vlnky s kompaktním nosičem. Báze vlnkových funkcí by měly být ortogonální, tj. skalární součin mezi dvěma vlnkami by měl být nulový [8]. Dále bývají ještě kladeny podmínky perfektní rekonstrukce a podmínky spjaté s víceúrovňovou dekompozicí [11].

4.1.1 Druhy vlnek

V dnešní době existuje několik stovek mateřských vlnek, např. více než 400 je použitelných při zpracování MR obrazů [12]. Vlnky jsou kategorizovány do rodin podle podobných vlastností, z čehož vychází i jejich možnosti použití. Rodiny vlnek lze ještě rozdělit do obecnějších kategorií. U diskrétní vlnkové transformace zaměřené na redukci šumu v obrazech se používají především kategorie ortogonální a biortogonální. Některé typy základních vlnek [9], [13], [14], [15]:

Ortogonalní vlnky

- **Haarova** – nejstarší ortogonální a nejjednodušší vlnka, jejíž průběh tvoří jedna perioda obdélníkového impulsu s hodnotami ± 1 . Pro odstranění šumu ale nedosahuje dobrých výsledků.

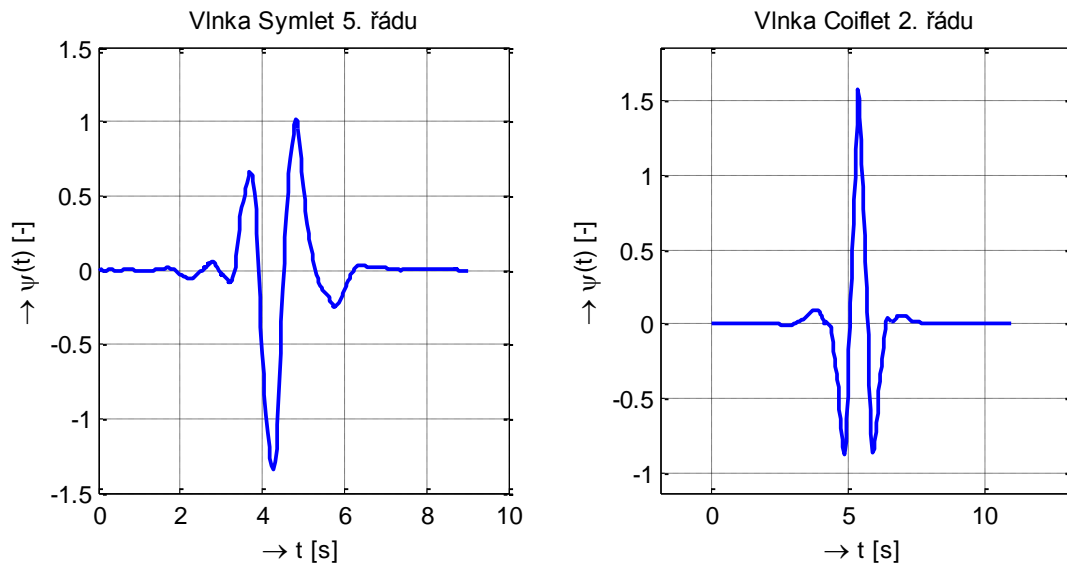


Obr. 4.3 Haarova vlnka a vlnka Daubechies

- **Daubechies** – asymetrické (kromě řádu 1), spojité. Jsou konstruovány rekurzivně a rozlišují se svým řádem (N) s označením dbN , kde $N \geq 1$. Řád N také udává počet nulových momentů. Délka filtru je $2N$ a délka kompaktního nosiče $2N - 1$. Vlnka prvního řádu $db1$ se nazývá Haarova vlnka.

- **Symlety** – téměř symetrické, konstruovány stejně jako vlnky Daubechies, ale je kladen důraz na co největší symetrii. Označují se $symN$, $N \geq 2$. Počet nulových momentů N , délka filtru $2N$ i kompaktní nosič $2N - 1$ jsou shodných velikostí jako u vlnek Daubechies.

- **Coiflety** – asymetrické, konstruovány obdobně jako Daubechiesové vlnky, důraz je ale kladen na maximální počet nulových momentů. Jsou značeny $coifN$, kde řád vlnky je v rozmezí $1 \leq N \leq 5$. Počet nulových momentů je $2N$, délka filtru $6N$ a délka kompaktního nosiče $6N - 1$.



Obr. 4.4 Vlnky z rodin Symletů a Coifletů

Biortogonální vlnky

- **Biortogonální spline vlnky**, nazývané i jako **Cohen-Daubechies-Feauveau (CDF)** – symetrické, používají dvě vlnky. Jednu pro rozklad a druhou pro rekonstrukci signálu. Jsou označovány zkratkou $biorN_r \cdot N_d$, kde N_r je řád pro rekonstrukci a N_d řád pro dekompozici. Délku filtru tvoří většinou větší ze dvojice $2N_r$ a $2N_d$ rozšířený o 2. Délka kompaktního nosiče je $2N_r + 1$ pro rekonstrukci a $2N_d + 1$ pro rozklad. Znamé jsou vlnky CDF 9/7 a CDF 5/3 užívané ve standardu JPEG 2000.

- **Reverzní biortogonální spline vlnky** – symetrické, s obdobnými vlastnostmi jako biortogonální spline vlnky, značeny $rbiorN_r \cdot N_d$.

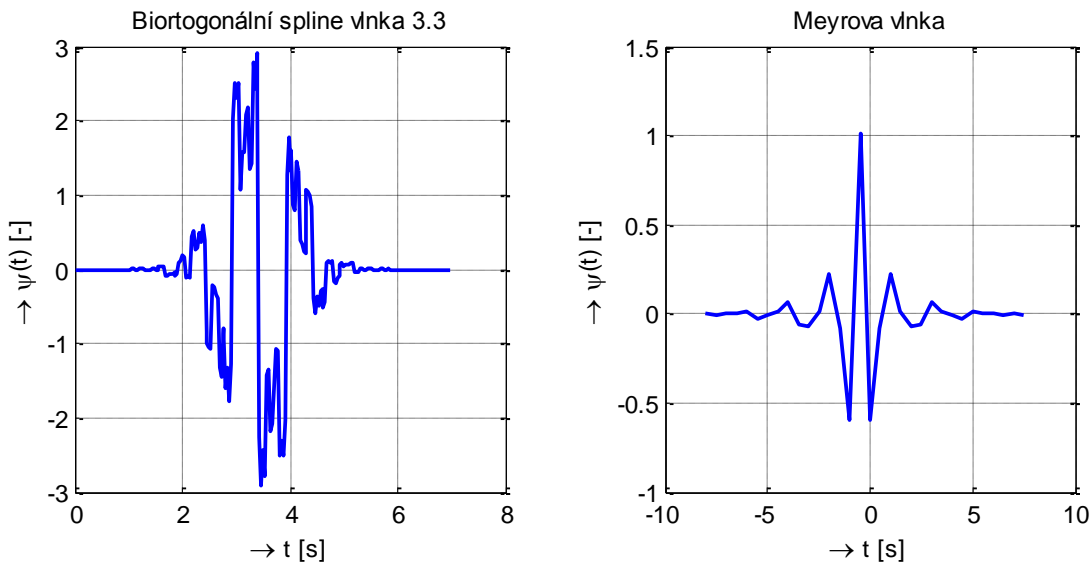
Další typy vlnek

- **Meyerova** – symetrická, nemá kompaktní nosič (ale používá se aproximace), je ortogonální. Meyerova vlnka je definována jen ve frekvenční oblasti, v časové ne-

má vyjádření. Délka filtru je nekonečná, v diskrétním vyjádření je efektivní rozsah omezen.

- **Morletova** – symetrická, komplexní harmonická funkce, která není ortogonální. Má tvar funkce sinus modulované Gaussovským oknem. Používá se pro spojitou vlnkovou transformaci.

- **Mexický klobouk** (Mexican hat) – symetrická, nemá kompaktní nosič a není ortogonální. Náleží do rodiny Gaussovských vlnek, jež jsou tvořeny na základě Gaussova rozdělení, nejčastěji derivacemi různých řádů, v tomto případě 2. řádu. Lze použít jen pro spojitou vlnkovou transformaci.



Obr. 4.5 Vlnky Biortogonální spline a Meyrova

4.2 Spojitá vlnková transformace (CWT)

Při definici spojitě vlnkové transformace (Continuous Wavelet Transform, CWT) vycházíme z obecného vztahu pro integrální transformace (3.7). Pokud za transformační jádro $K(x, u)$ dosadíme množinu básových funkcí $\psi_{a,b}(t)$ popsanou vztahem (4.1) a vlnky budou mít konečnou energii $\psi \in L^2(\mathbb{R})$, dostaneme dle [14] vztah

$$F_{CWT}(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (4.2)$$

$$a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0.$$

Můžeme mluvit o časově měřítkovém rozkladu, jenž lze interpretovat jako korelaci signálu $f(t)$ s vlnkami odvozenými z komplexní (značí symbol *) mateřské vlnky $\psi^*(t)$. Ke změně měřítka a posunutí dochází spojitě, vlnky i vstupní signál je taktéž spojitý.

Vlnková transformace obchází Heisenbergův princip neurčitosti díky dobrému časovému rozlišení na vyšších frekvencích a dobrému frekvenčnímu rozlišení na nízkých frekvencích. Daní za to je ale špatné rozlišení v měřítku na nízkých frekvencích. Díky

tomu se hodí tato transformace pro analýzu signálů s nízkými frekvencemi v celé délce a s vysokými frekvencemi jen v krátkých časových intervalech [7].

4.3 Diskrétní vlnková transformace (DWT)

U spojité vlnkové transformace je teoreticky výsledkem transformace nekonečné množství koeficientů. V mnoha aplikacích, zvláště u zpracování signálů, jsou ale data reprezentována konečným počtem hodnot. To je důležitým a častým důvodem pro použití diskrétní verze spojité vlnkové transformace (Discrete Wavelet Transform, DWT). Z matematického pohledu může být spojitá reprezentace funkce dvou spojitých parametrů a, b popsanych v (4.2) převedena do diskrétní podoby dle [10] následovně

$$F_{DWT}(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t}{a_0^m} - nb_0 \right) dt, \quad (4.3)$$

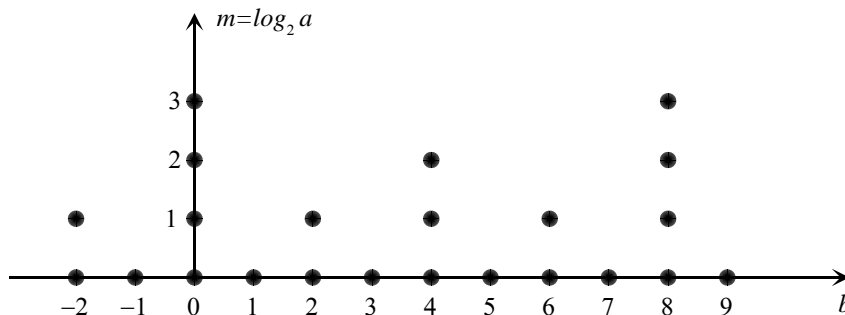
$$m, n \in \mathbb{Z}, \quad a_0 > 1, b_0 > 0.$$

U DWT zůstaly vlnky ψ a vstupní signál $f \in L^2(\mathbb{R})$ spojité, ale ke změně měřítka $a = a_0^m$ a posunutí $b = nb_0 a_0^m$ dochází již diskrétně po skocích.

V praxi se nejčastěji používá dyadické vzorkování, kdy jsou pro efektivní počítání zvoleny parametry dilatace a translace jako násobky 2, tedy $a_0 = 2$ a $b_0 = 1$. Po dosažení těchto koeficientů a_0, b_0 do předchozího vztahu (4.3) získáme výslednou podobu dyadické DWT s měřítkem $a = 2^m$ a posunutím $b = n2^m$

$$F_{DWT}(m, n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t}{2^m} - n \right) dt, \quad m, n \in \mathbb{Z}. \quad (4.4)$$

Příklad vzorkovaných hodnot dyadické diskrétní vlnkové transformace $(a, b) = (2^m, n2^m)$ [10] je na Obr. 4.6, kde každý bod odpovídá báze funkci $\psi_{m,n}(t)$ s měřítkem 2^{-m} a posunem $n2^{-m}$. Lze pozorovat, jak s rostoucím stupněm rozkladu m klesá časová rozlišovací schopnost koeficientů. Pro dyadickou DWT je také charakteristická oktávová podoba spekter soustavy vlněk.



Obr. 4.6 Vzorkovací mřížka dyadické DWT

4.4 DWT s diskretním časem (DTWT)

Pokud k diskretní změně měřítka a posunům přidáme i vlnkové funkce ψ a vstupní signál f v diskretní podobě, můžeme rovnici (4.5) upravit na tvar obecné diskretní vlnkové transformace s diskretním časem (Discrete Time Wavelet Transform, DTWT)

$$F_{DTWT}[m, n] = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_{k=-\infty}^{\infty} f[k] \psi^* \left[\frac{k}{a_0^m} - nb_0 \right], \quad (4.5)$$

$$m, n, k \in \mathbb{Z}, \quad a_0 > 1, \quad b_0 > 0.$$

Analogicky jako u DWT popsané v předešlé *kap.* 4.3, dostaneme při dosazení do předchozí rovnice (4.5) za $a_0 = 2$ a $b_0 = 1$ **dyadickou DTWT**

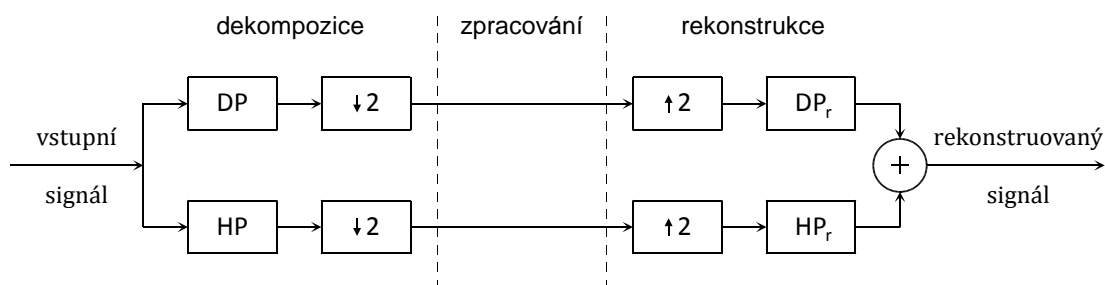
$$F_{DTWT}[m, n] = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_{k=-\infty}^{\infty} f[k] \psi^* \left[\frac{k}{2^m} - n \right], \quad m, n, k \in \mathbb{Z}. \quad (4.6)$$

Rozlišujeme ještě další kategorie DTWT, mezi nejznámější patří **redundantní DTWT** a **paketová DTWT** [16]. Redundantní varianta bývá vhodnější pro filtraci signálů nebo detekci charakteristických útvarů v signále, protože u ní koeficienty nezávisí na posunutí vstupního signálu (při realizaci bankou filtrů nedochází k podvzorkování). Paketový přístup se vyznačuje úplným (případně neúplným) rozkladovým stromem, kdy jsou rozložená kmitočtová pásma stejně široká. Volba typu DTWT vždy záleží na účelu použití.

4.5 Banky filtrů

Velmi často bývá pro zpracování obrazů pomocí DTWT využíváno **banky kvadraturních zrcadlových filtrů** (Quadrature Mirror Filter, QMF) [17]. Obecně je bankou filtrů označována skupina filtrů používaných pro rozklad, zpracování a opětovné složení signálu, přičemž mnohdy dochází k rozdělení vstupního signálu do subpásem, kanálů.

Za základní banku můžeme označit dvoukanálovou QMF [11]. Dělí vstupní signál pomocí horní propusti HP s přenosovou funkcí $H_0(z)$ a dolní propusti DP s přenosovou funkcí $H_1(z)$ do dvou frekvenčních pásem, na nízkofrekvenční signál obsahující aproximační složku a vysokofrekvenční signál s detailními informacemi. Oba signály jsou dále podvzorkovány s činitelem 2. Při zpětném skládání je nejprve dvakrát zvýšen



Obr. 4.7 Blokové schéma dvoukanálové QMF

vzorkovací kmitočet a poté provedena filtrace rekonstrukčními filtry DP_r s přenosovou funkcí $F_0(z)$ a HP_r s přenosovou funkcí $F_1(z)$. Na závěr jsou výstupy obou filtrů sečteny, čímž získáme rekonstruovaný signál [17]. Proti standardnímu značení filtrů přenosovými funkcemi je na *Obr. 4.7* a dalších pro zjednodušení uváděn pouze typ propusti.

Filtrace je popsána jako lineární konvoluce signálu s koeficienty impulzní charakteristiky filtru a všeobecně je ji možno odvodit z definice přenosové funkce číslicového filtru [17]. U dekompozice se bude jednat o vstupní signál $x[n]$ s koeficienty filtru dolní nebo horní propusti $h[n]$ a odezvu číslicového filtru $y[n]$ (výsledek filtrace) je možno vyjádřit jako

$$y[n] = x[n] * h[n] = \sum_{m=0}^n x[n-m] \cdot h[m], \quad \text{kde } m, n \in \mathbb{Z}. \quad (4.7)$$

U rekonstrukce bude vstupní signál zaměněn za nadvzorkovaný a dosazeny koeficienty impulzních charakteristik rekonstrukčních filtrů.

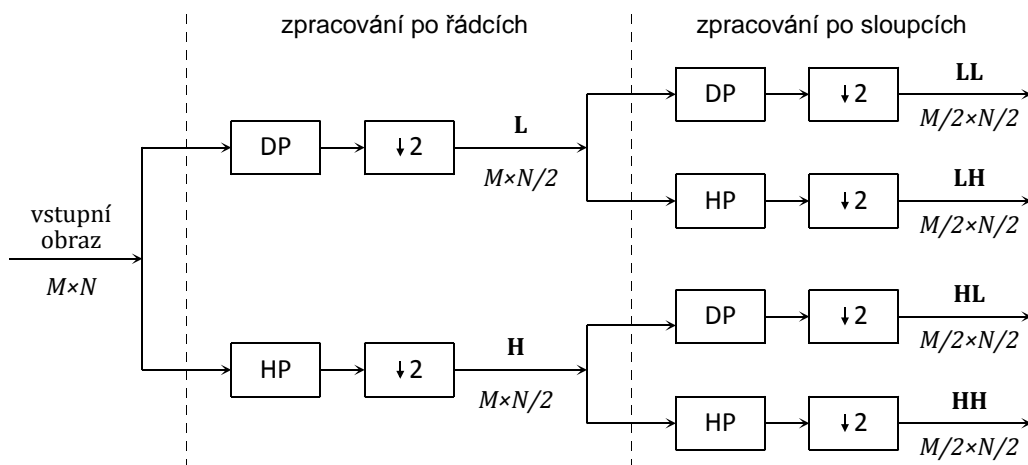
4.6 Zpracování obrazu vlnkovou transformací

Při zpracování obrazu vyjdeme z principu QMF a celý proces rozdělíme na dvě části, dekompozici (analýzu) a rekonstrukci (syntézu) obrazu.

V ideálním případě získáme po provedení dekompozice a rekonstrukce opět vstupní signál v původní podobě. Tato situace se nazývá také perfektní rekonstrukcí a je umožněna za předpokladu, že výstupní signály bank filtrů nejsou upravovány a při interpolaci dosáhneme původních hodnot. Rekonstrukci lze považovat za inverzní postup dekompozice, proto již nebude v dalším textu podrobně rozebírána.

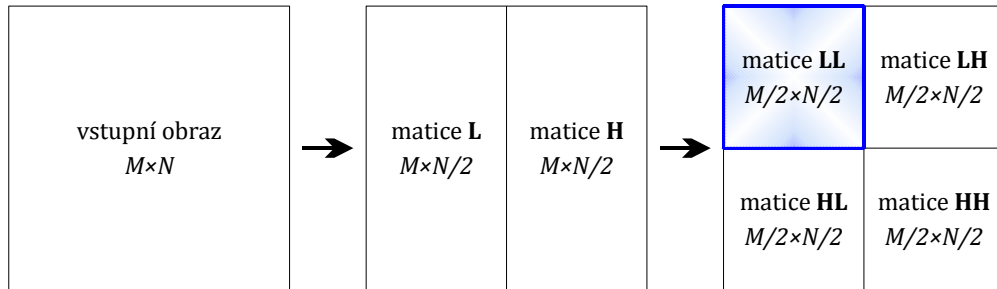
4.6.1 Jedna úroveň dekompozice

Dekompozice obrazu obvykle využívá 2D-DTWT, která je díky své separabilitě realizována svojí jednorozměrnou variantou postupně na řádky a sloupce [8]. Tento princip je vidět na blokovém schématu na *Obr. 4.8*.



Obr. 4.8 Blokové schéma dekompozice pomocí banky půlpásmových QMF

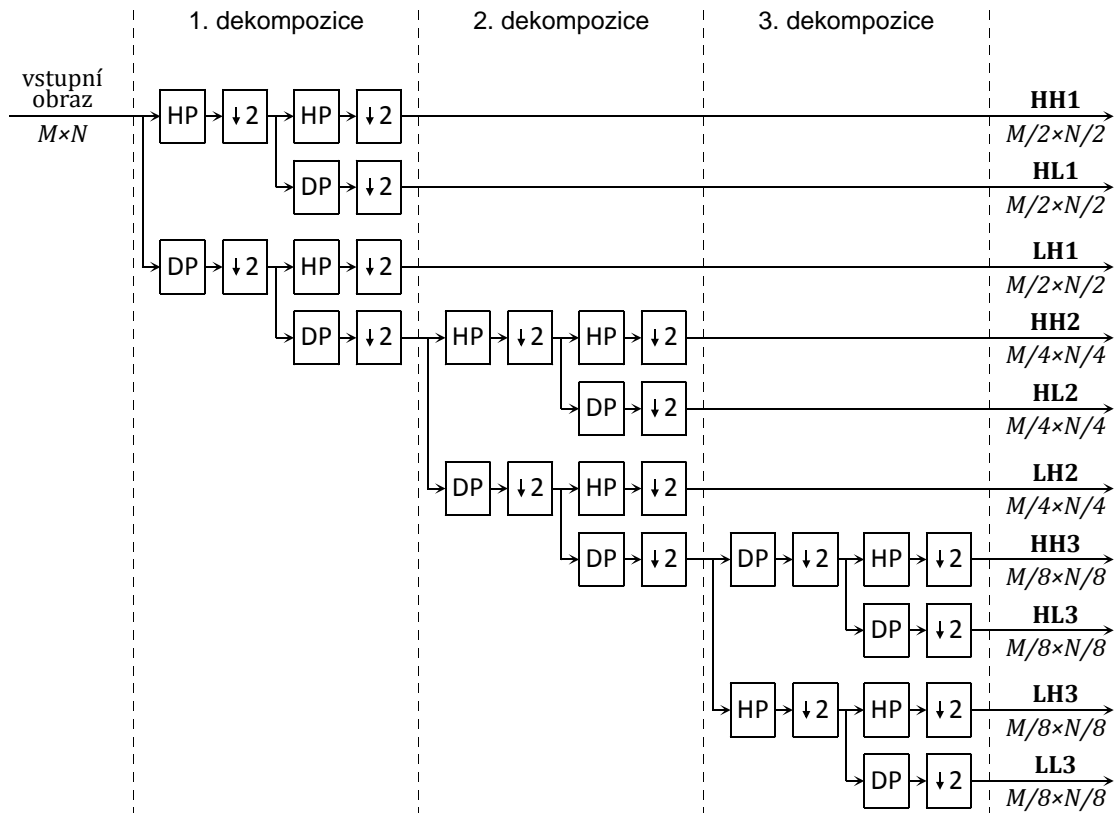
Vstupní obraz je reprezentován maticí o rozměrech $M \times N$, přičemž M značí počet řádků a N počet sloupců. Analogicky jako u QMF je provedena nejprve filtrace horní a dolní propustí s podvzorkováním, výsledkem je ovšem pouze rozklad po řádcích ve dvou maticích \mathbf{L} a \mathbf{H} o rozměrech $M \times N/2$. Proto jsou tyto matice \mathbf{L} a \mathbf{H} filtrovány stejným způsobem ještě jednou. Nyní již máme i po sloupcovém rozkladu 4 matice o rozměrech $M/2 \times N/2$: \mathbf{LL} s aproximacemi obrázku, \mathbf{LH} s detaily v horizontálním směru, \mathbf{HL} s detaily ve vertikálním směru a \mathbf{HH} s informacemi detailů v diagonálním směru.



Obr. 4.9 Znárodnění dekompozice na obrázku

4.6.2 Víceúrovňová dekompozice

Tento postup pro rozklad prvního stupně dvouřozměrné matice je možno opakovat pro vstupní 2D signál ve formě matice \mathbf{LL} . Opakováním rozkladu získáme několik sad detailních koeficientů a pro nejvyšší úroveň jednu sadu aproximačních koeficientů. Postup



Obr. 4.10 Příklad 2D-DTWT o třech úrovních dekompozice

dekompozice je nazýván jako **mnohaměřítková analýza** (multiresolution analysis), víceúrovňová dekompozice (multilevel decomposition) nebo také jako Mallatův pyramidový algoritmus [10]. Struktura dvoudimenzionální diskrétní vlnkové transformace s diskrétním časem pro 3 úrovně dekompozice je vyobrazena na *Obr. 4.10*.

Pro zrychlení výpočtu DTWT je možno použít lifting metodu, u níž dochází za pomoci Laurentových polynomů k rozkladu QMF na větší množství odlišných filtrů seřazených v tzv. prediction a update krocích [18].

4.6.3 Okraje obrázku

V *kap. 4.5* bylo zmíněno, že filtrace je realizována lineární konvolucí signálu s koeficienty impulzní charakteristiky filtru. Jelikož vstupní signál představuje 2D obrázek, který má konečný počet hodnot, nastává při výpočtu 2D-DTWT pomocí konvoluce problém na okrajích obrázku, kdy se dostáváme mimo definované hodnoty vstupního signálu [19]. Výsledná délka konvoluce je $n + m - 1$, kde n je délka vstupního signálu a m délka filtru. Abychom na výstupu QMF získali zpět původní signál bez zkreslení okrajů, je třeba vstupní signál na krajích rozšířit a po transformaci jej neořezávat na původní délku n , ale je vhodné jej ponechat prodloužený. Další možností je použití speciálních okrajových filtrů, u nichž není nutné signál prodlužovat.

Dodefinování hodnot na krajích obrázku můžeme provést dle [19], [20], [21] několika způsoby:

- **Prodloužení nulami** – signál je doplněn nulovými hodnotami, jedná se o nejjednodušší variantu, která ale vnáší nespojitosti.
- **Periodické prodloužení** – vychází z předpokladu, že se jedná o jednu periodu nekonečného signálu. Vkládané hodnoty jsou tedy vzaty ze vzorků z opačného kraje. Přístup odpovídá kruhové konvoluci, přidává ale nespojitosti.
- **Hladké prodloužení polynomem** – průběh signálu je rozšířen pomocí polynomu k -tého stupně, zachovává spojitost k -té difference. Protože nultý stupeň rozšíření je doplnění konstanty, lze nahlížet na prodloužení nulami jako na speciální variantu polynomiálního prodloužení.
- **Symetrické prodloužení** – vychází z osové souměrnosti, kdy jsou okrajové vzorky symetricky zrcadleny vůči ose rozšiřování, vnáší nespojitosti 1. difference. Symetrické prodloužení se dělí na půlbodové a celobodové podle pozice osy zrcadlení. U celobodového prochází osa prvním koncovým prvkem vstupního signálu $x[0]$ (tento vzorek není zrcadlen) a pro první dodefinovanou hodnotu platí $x[-1] = x[1]$. U půlbodového prodloužení je i krajní hodnota původního signálu zrcadlena a tedy první extrapolovaná hodnota je $x[-1] = x[0]$.

Každá z metod skýtá nějaké omezení, a proto je důležité volit kompromis mezi jejich vlastnostmi.

5 REDUKCE ŠUMU V OBRAZE

Před přiblížením různých způsobů potlačování šumu je důležité si uvědomit, že v průběhu zpracování z hlediska Shannonovy teorie nezískáme žádnou novou informaci, kterou bychom měřili entropií. Některou informaci můžeme pouze potlačit nebo zvýraznit. Pro zvýšení celkového informačního obsahu obrazu bychom již museli zlepšit postup jeho pořízení [5].

Zaměříme-li se na klasické zpracování obrazu pracující na principu lokálního vyhlazování, můžeme množství metod redukujících šum rozdělit do dvou kategorií [5]:

- **Lineární metody** – nová hodnota je stanovena lineární kombinací (diskrétní konvolucí) hodnot ve zkoumaném okolí. Řadíme sem např. váhové průměrování sousedních hodnot, Gaussovské vyhlazení (Gaussián) a Wienerovu filtraci.
- **Nelineární metody** – nová hodnota je stanovena jen z části, do které bod patří, čímž se snižují problémy s rozmazáváním hran. Zástupcem je např. metoda rotující masky a mediánový filtr. Do nelineárních filtračních metod lze zařadit i prahování vlnkových koeficientů.

5.1 Druhy šumů

Šumem označujeme obecně nežádanou a redundantní informaci. V obraze představuje signál, který je nechtěným vedlejším produktem jiných aktivit. Při zpracování obrazů můžeme šum dělit do více kategorií podle toho, jak na něj nahlížíme [1], [22].

Závislost šumu na obsahu obrazu

- **Nezávislý šum** – často popisován součtovým modelem, kdy se reprodukovatelný snímek skládá z „pravého“ obrazu a přičteného šumu, např. komunikační šum nebo tepelný šum.
- **Závislý šum** – v obraze se objevuje s menší četností, např. filmové zrnko (photographic grain). Je možné použít multiplikativní nebo nelineární model, jelikož jsou matematicky složitější a tím by bylo zpracování náročné, předpokládá se (pokud to jen jde), že jsou data nezávislá.

Velikost a rozložení

- **Šedý šum** – obvykle postihuje všechny obrazové body (pixely), přičemž hodnoty intenzity pixelů zůstávají v podstatě zachovány. Typicky bývá hodnota šumu výrazně menší než hodnota intenzity obrazu, např. Gaussovský šum.
- **Impulzivní šum** – šum má velký rozsah hodnot intenzity, postihuje většinou jen izolované pixely (nebo malé skupiny). Může mít binární distribuci např. šum sůl a pepř, pro něž jsou typické světlé pixely v tmavých oblastech a naopak.

Vztah šumu k obsahu obrazu

- **Aditivní šum** – je přičten k originální hodnotě pixelu, zpracovávání je nej-jednodušší proti ostatním typů. Jedná se o nejčastější případ, a proto bývá jeho potla-čení primárním předmětem v rámci vylepšení obrazu.
- **Multiplikativní šum** – každá hodnota intenzity pixelu je násobena intenzitou šumu. Šum může dokonce vzniknout z aditivního šumu lineárně závislého na obsahu obrazu.
- **Další typy** – jedná se především o nelineární typy, např. konvoluční šum.

Charakter šumu ve frekvenční doméně

- **Širokopásmový šum** – většina z předchozích typů, např. bílý šum.
- **Úzkopásmový šum** – kombinace několika úzkopásmových aditivních nebo multiplikativních signálů vykazujících páskovou strukturu nebo moaré.

Další typy

Jedná se zejména o nepřesnosti při vzniku obrazu označované ale také jako šum [23]:

- **Kvantovací šum** – vzniká přiřazováním kvantovací hladiny hodnotě vzorku, tento problém je častý u většiny převodů z analogové do digitální podoby.
- **Šum při nulování (reset noise)** – způsoben různými výchozími hodnotami snímacích buněk, např. CMOS senzorů.
- **Tepelný šum** – elektronický šum způsobený pohybem elektronů v krystalové mřížce polovodiče, je konstantní a nezávislý na úrovni signálu. Je to bílý šum s Gaussovským rozložením.
- **Další šumy:** při dlouhé expozici, čtení, snímací buňky, komunikační atd.

5.2 Prahování koeficientů WT

Díky jednoduchosti a obstojným vlastnostem se při odstraňování zejména širokopásmového šumu (např. vlivem sonografických přístrojů) velmi často používá prahování (thresholding). Pomocí mnohaměřítkové analýzy získáme detailní koeficienty z úrovně dekompozice, na které lze šum co nejlépe analyzovat. Poté můžeme docílit redukce šumu zanedbáním částí informací, především pomocí tvrdého nebo měkkého prahování.

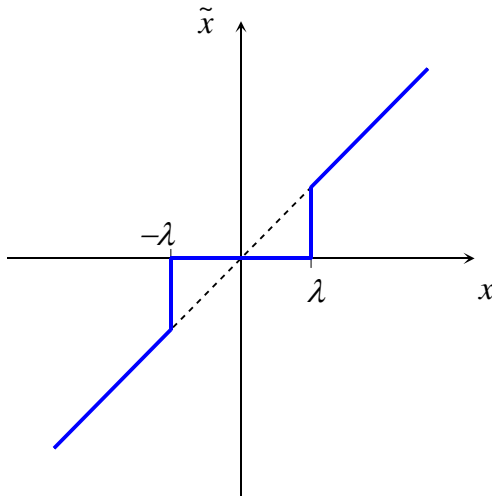
Tyto metody potlačují hodnoty detailních koeficientů pod zvoleným prahem λ , ostatní informace zůstanou zachovány nebo se dále zpracovávají. Výběr prahovací metody s velikostí prahu balancuje hlavně mezi dvěma protichůdnými požadavky: největším potlačením šumu a zároveň největším zachováním užitečné obrazové informace.

5.2.1 Tvrdé prahování

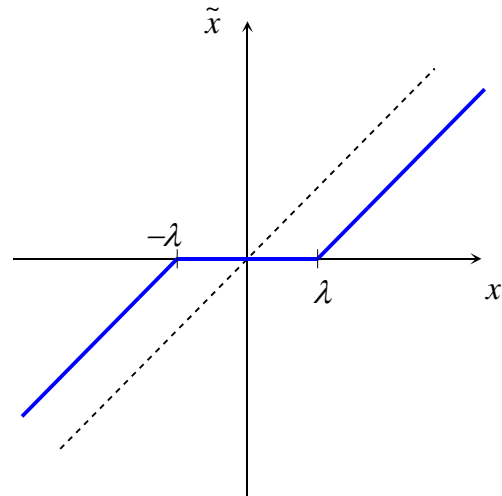
Tvrdé prahování (hard thresholding) je nejjednodušší prahovací variantou s nízkou implementační náročností. Jsou vynulovány všechny vstupní hodnoty x_{ij} detailních koeficientů, které jsou menší nebo rovny zvolenému prahu λ . Hodnoty větší jsou ponechány beze změny. Výsledné hodnoty po prahování \tilde{x} se řídí podle [16] následujícím vztahem

$$\tilde{x}_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x_{ij}| \leq \lambda, \\ x_{ij} & \text{pro } |x_{ij}| > \lambda, \end{cases} \quad \text{kde } i \text{ a } j \text{ představují řádky a sloupce.} \quad (5.1)$$

Tím jsou sice hodnoty označené za šum bezpečně odstraněny, ale dojde ke vzniku skoků v signálu.



Obr. 5.1 Tvrdé prahování



Obr. 5.2 Měkké prahování

5.2.2 Měkké prahování

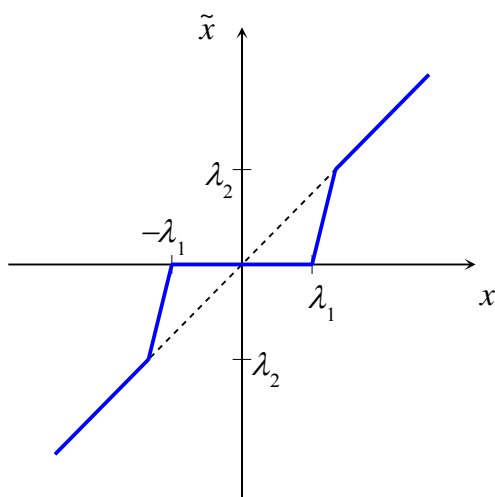
Dobrý kompromis mezi výpočetní náročností a zkreslením poskytuje měkké prahování (soft thresholding). Detailní koeficienty x_{ij} menší nebo rovny prahu λ jsou stejně jako u tvrdého prahování vynulovány, ale koeficienty větší jsou zvětšeny nebo zmenšeny o hodnotu prahu λ . Po prahování dle vztahu v [16] vypadají výsledné hodnoty

$$\tilde{x}_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x_{ij}| \leq \lambda, \\ \text{sgn}(x_{ij}) \cdot (|x_{ij}| - \lambda) & \text{pro } |x_{ij}| > \lambda, \end{cases} \quad \text{kde } i \text{ a } j \text{ jsou řádky a sloupce.} \quad (5.2)$$

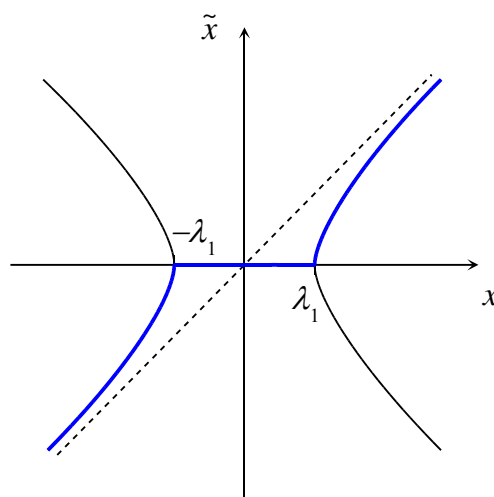
Díky poměrně jednoduchosti a úpravě pro zamezení skoků je toto prahování hojně používáno. Některé postupy pro hledání vhodné hodnoty prahu jsou pro něj přímo optimalizovány.

5.2.3 Další metody prahování

Existují i další metody prahování, které využívají sofistikovanější postupy. Jedná se zejména o prahování poloměkké, hyperbolické nebo zobecněné.



Obr. 5.3 Poloměkké prahování



Obr. 5.4 Hyperbolické prahování

Kromě těchto „klasických“ metod založených na odstraňování hodnot podle prahovací úrovně se dále využívá Wienerova filtrace detailních koeficientů [16], [24].

5.2.4 Volba prahu

Hranice pro prahování bývá stanovena empiricky na základě porovnání výsledků prahování nebo pomocí odhadových metod. Je vhodné při stanovování prahu zohlednit úroveň šumu. Proto základní provedení metod volby prahu jsou založeny na statistických principech, využívajících např. směrodatnou odchylku nebo rozptyl šumu. Je ale rozpracována celá řada pokročilejších přístupů, některé z nich využívají i empiricky zjištěné konstanty. Dále jsou uvedeny nejpoužívanější základní metody pro odhad prahu:

- **Univerzální práh** – založený na dostačující hladkosti signálu, navrhli jej Donoho a Johnstone [25]. V následujícím vyjádření je předpokládán aditivní bílý šum, poté práh

$$\lambda = \sqrt{2 \log n} \cdot \sigma, \text{ kde } n \text{ je délka dat a } \sigma \text{ směrodatná odchylka šumu.} \quad (5.3)$$

- **Zobecněná křížová validace** (Generalized Cross-Validation, GCV) – zobecněná verze křížové validace, která je založená na statistickém přístupu. Hodnota kritéria GCV se dle [25] stanoví jako

$$\text{GCV}(\lambda) = \frac{\frac{1}{n} \|y - y_\lambda\|^2}{\left(\frac{n_\lambda}{n}\right)^2}, \quad (5.4)$$

kde y je pozorovaný signál s délkou n , y_λ je signál po prahování s prahem λ , n_λ počet vynulovaných vlnkových koeficientů a symbol $\|\cdot\|$ představuje euklidovskou normu. Optimální hodnota prahu λ je stanovena jako

$$\lambda^* = \arg \min_{\lambda \in \mathbb{R}^+} \text{E}[\text{GCV}(\lambda)]. \quad (5.5)$$

- **Zobecněné Gaussovo rozložení** – na základně statistického modelu je minimalizována podmíněná střední kvadratická odchylka signálu filtrovaného od užitečného a následně zjednodušen výraz pro výpočet prahové hodnoty, dle [16] pak

$$\lambda = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_u}, \quad (5.6)$$

kde σ_v^2 vyjadřuje rozptyl šumu a σ_u směrodatnou odchylku užitečného signálu. Výpočet dostatečného odhadu směrodatné odchylky má podobu

$$\overline{\sigma}_v = \frac{\text{median}(|v|)}{0,6745}, \quad \text{kde } v \text{ je šum.} \quad (5.7)$$

Výsledná volba prahu je dána

$$\overline{\lambda} = \frac{\overline{\sigma}_v^{-2}}{\sigma_u}. \quad (5.8)$$

- **Pilotní odhad** – metoda využívaná u wienerovské vlnkové filtrace. Zjednodušeně můžeme říct, že se provádí nejdříve dekompozice, úprava a rekonstrukce vlnkovou transformací pro získání pilotního signálu, jež je vstupem pro následné zpracování wienerovskou vlnkovou filtrací [16].

5.3 Vyhodnocení kvality

Lékaři při určování diagnózy vyhodnocují mnoho detailů v obraze nebo případně posuzují větší homogenní oblasti. Metod pro posuzování kvality filtrace je více, mezi důležité můžeme v souladu s [12] zařadit kritérium popisující poměr signálu a šumu, strmost jasových změn a kontrast v obraze.

- **Součet absolutních chyb** (Sum of Absolute Errors, SAE) [26]

$$SAE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j) - \tilde{x}(i, j)|, \quad M, N, i, j \in \mathbb{Z}. \quad (5.9)$$

- **Střední absolutní chyba** (Mean Absolute Error, MAE) [26]

$$MAE = \frac{1}{MN} \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j) - \tilde{x}(i, j)|, \quad M, N, i, j \in \mathbb{Z}. \quad (5.10)$$

- **Střední kvadratická chyba** (Mean Square Error, MSE) [26]

$$MSE = \frac{1}{MN} \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j) - \tilde{x}(i, j)|^2, \quad M, N, i, j \in \mathbb{Z}. \quad (5.11)$$

- **Normalizovaná střední kvadratická chyba** (Normalized Mean Square Error, NMSE) [26]

$$NMSE = \frac{1}{L^2} \cdot MSE, \quad L \in \mathbb{Z}. \quad (5.12)$$

- **Poměr signálu k šumu** (Signal to Noise Ratio, SNR) - často vyjadřována jako podíl efektivních hodnot (Root Mean Square, RMS) užitečného signálu a šumu [12]

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log \frac{\text{RMS}_{\text{Signál}}}{\text{RMS}_{\text{Šum}}} . \quad (5.13)$$

Efektivní hodnoty jsou definovány jako

$$\begin{aligned} \text{RMS}_{\text{Signál}} &= \frac{1}{MN} \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (S_i + n_i)^2 , \\ \text{RMS}_{\text{Šum}} &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N n_i^2 , \quad M, N, i, j \in \mathbb{Z}, \end{aligned} \quad (5.14)$$

a kde S_i značí užitečný signál a n_i šum v signále obsažený (v medicíně, např. u MR, se většinou určuje přímo z části obrazu bez přítomnosti užitečného signálu).

- **Špičkový poměr signálu k šumu** (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) [26]

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log \frac{1}{\text{NMSE}} . \quad (5.15)$$

- **Strmost jasových změn** – ve filtrovaném obraze se pomocí derivace vyhodnotí strmost změny intenzity, a to v místech kde byla nalezena skoková změna velikosti intenzity v obraze [12].

- **Kontrast v obraze** – toto kritérium je výrazné především pro obrazy s nízkým SNR a dle [12] jej můžeme popsat jako $c_{AB} = I_A - I_B$, kde I_A a I_B jsou střední hodnoty intenzit pro zvolené oblasti A a B v obraze. Lepší vypovídací schopnost může mít kontrast relativní vztahovaný k referenční hodnotě intenzity v obraze $I_{ref} = (I_A + I_B)/2$ definované jako

$$\left(\frac{c_{AB}}{I_{ref}} \right) = 2 \frac{|I_A - I_B|}{I_A + I_B} . \quad (5.16)$$

- **Směrodatná odchylka** – je definována jako odmocnina z rozptylu DX , tedy jako odmocnina ze střední hodnoty čtverce odchylky veličiny X od své střední hodnoty EX [27], [28].

$$\sigma = \sqrt{DX} = \sqrt{E(X - EX)^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} . \quad (5.17)$$

6 IMPLEMENTACE

Samotná implementace diskretní vlnkové transformace s diskretním časem byla dle zadání vyvíjena v jazyce C++, který je mezi vývojáři značně rozšířený. Souvisí s tím i dobrá dostupnost nápověd, překladačů a vzorových ukázek kódu pro různé platformy. Za vývojové prostředí bylo zvoleno Microsoft Visual Studio 2010.

Pro snazší práci s obrazy byla použita open source knihovna OpenCV ve verzi 2.2 z prosince 2010. Upotřebeny z ní byly hlavně metody pro načítání a zobrazování obrázků a s tím související datové struktury využívány napříč celým zpracováním. Samotná filtrace pak již byla implementována vlastními metodami podle teoretických základů.

Výsledný program pojmenovaný DTWT je možné využívat více způsoby. V základu byl navržen tak, aby na testovací sadě 3 obrázků provedl redukci šumu dle zadáných parametrů a vrátil celkové ohodnocení úspěšnosti snížení šumu. Vstupními parametry programu jsou: zvolená vlnka, typu prahu, počet dekompozic a příslušné hranice prahování na jednotlivých úrovních. Pro porovnávací účely byla ještě přidána možnost spouštění programu bez užití transformace. V takovém režimu je program spuštěn, pokud jsou zadány jen 2 parametry – číslo originálního obrázku a cesta ke srovnávanému obrázku. Program neprovede redukci šumu, ale pouze porovná předaný obraz (většinou obraz odšuměný v některém externím programu) a vrátí ohodnocení redukce šumu. Tato druhá možnost lze využít pro objektivní porovnání obrázků zbavených šumu jinou metodou.

Při hledání nejvhodnějších prahů nebylo využito žádné speciální metody popsané v *kap. 5.2.4*, ale byl vyzkoušen návrh vycházející ze základního empirického přístupu a to za pomoci evolučních algoritmů. Vyvinutá aplikace DTWT byla spouštěna prostřednictvím komponenty „Optimize Parameters” v navrženém scénáři v programu RapidMiner. V optimalizačním procesu využívala tato komponenta, jako fitness funkci, získané ohodnocení, které jí bylo předáno navrženým programem DTWT. Pomocí optimalizace byly nastavovány vstupní parametry filtrace tak, aby bylo dosaženo co nejkvalitnější redukce šumu, ohodnocené nejnižší hodnotou fitness funkce.

6.1 Knihovna OpenCV

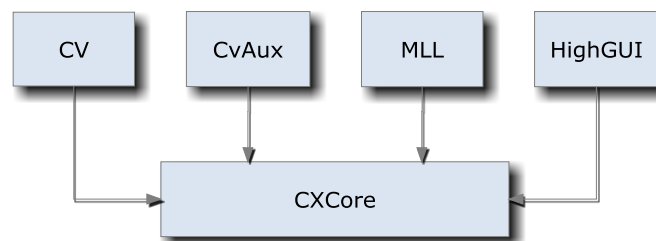
OpenCV (Open Source Computer Vision) je knihovna s mnoha funkcemi určenými pro práci s obrazy v reálném čase, využívanými často v aplikacích počítačového vidění. Jedná se např. o segmentaci, detekci objektů, rozpoznávání tváří a gest, sledování pohybů a osob atd. [28]

Knihovna je šířena pod velmi volnou licencí BSD (Berkeley Software Distribution) v nové úpravě (tzv. trojbodová BSD) [29]. Tato licence pro svobodný software říká,

že pod ní šířené dílo je k dispozici zdarma jak pro soukromé, akademické nebo i komerční využití.

Oficiální počátek projektu OpenCV se datuje již do roku 1999 a na jeho vývoji spolupracuje mnoho korporací, dokonce i vývojáři ze společnosti Intel. První stabilní verze 1.0 z roku 2006 byla psána v jazyce C, což bylo nedostačující. Proto vyšla v roce 2009 volně dostupná objektová verze 2.0. O rychlém vývoji svědčí fakt, že již nyní (prosinec 2010) je k dispozici aktuální verze 2.2 čítající více než 500 optimalizovaných algoritmů. Spojitost se společností Intel zůstala ve formě možnosti využití komerční knihovny Intel IPP (Integrated Performance Primitives) [30], která dokáže činnost OpenCV urychlit. Knihovna je multiplatformní, je dostupná pro Windows Linux a Mac OS X. Na domovské stránce [28] jsou k dispozici užitečné dokumentace pro jazyky C, C++ a Python.

Open CV se dělí do 5 bloků, které jsou znázorněny na *Obr. 6.1*. Část `CXCore` tvoří základ, přes který jsou připojeny knihovny CV (základní práce s obrazem), `CvAux` (pro rozpoznávání tváří), `MLL` (počítačové učení) a `HighGUI` (obstarává grafické rozhraní).



Obr. 6.1 Struktura knihoven v OpenCV

6.2 Struktura programu DTWT

Program se skládá ze tří stěžejních tříd `clsCompute`, `clsDataLevel`, `clsWave` využívajících objektového návrhu a hlavního souboru obsahujícího funkce `main` a `selectImg`.

6.2.1 Třída `clsWave`

Pomocí třídy `clsWave` jsou do vlnkové transformace dodávány koeficienty banky filtrů zvolené vlnky. Při inicializaci objektu této třídy je dodáno jméno vlnky z výčtového datového typu `tWaveName`, načež jsou při vytváření naplněny atributy dolní a horní propusti jak dekompozičních, tak i rekonstrukčních filtrů. Tyto atributy jsou realizovány strukturou `tWaveMat` obsahující matice koeficientů, délku filtru a hodnoty rozšíření zleva i zprava, které se odvíjejí od sudé nebo liché délky. Pro následné snazší využití obsahuje třída i atributy popisující největší délku filtru s příslušnými hodnotami největšího rozšíření zleva i zprava.

Pro testovací účely byly do této třídy dodány některé základní vlnky (přibližně 20), převážně z rodin Daubeschies, Symletů a Coifletů. Přidání dalších vlnek je relativně jednoduché, stačí rozšířit výčet `tWaveName` o jméno vlnky a přidat příslušné koeficienty do polí typu `double`.

clsWave
+ Ld, Hd, Lr, Hr : tWaveMat
+ length : int
+ extenL : int
+ extenR : int
+ clsWave(void)
+ clsWave(waveName : tWaveName)
+ ~clsWave(void)
+ initWave(tWaveName waveName): void

Obr. 6.2 Třída `clsWave`

6.2.2 Třída `clsDataLevel`

Jádro implementace DTWT tvoří třída `clsDataLevel`. Je komponovaná jako prvek obousměrně vázaného seznamu, jehož ukazatele tvoří atributy `*parent` a `*child`, datovou část obrazové matice LL, LH, HL a HH. Poslední atribut `*wave` je ukazatelem na objekt třídy `clsWave`, jež je potřebný hlavně při počítání lineární konvoluce.

Metoda `DTWT2D` realizuje jednu úroveň dekompozice, tedy zpracovává vstupní aproximační koeficienty rodiče po řádcích i sloupcích na 4 dílčí matice. Jak bylo v teoretické části popsáno, filtrace je realizována konvolucí. Před ní je ale ještě nutné dodefinovat hodnoty na krajích obrázku za pomoci metody `extenMat`, která umožňuje prodloužení nulami nebo celobodové symetrické prodloužení (viz *kap. 4.6.3*). Defaultně je nastavena symetrická celobodová extrapolace, protože vnáší nespojitosti jen 1. difference.

clsDataLevel
+ *parent, *child : clsDataLevel
+ LL, LH, HL, HH : cv::Mat
+ *wave : clsWave
- extenMat(matIn : cv::Mat, extensType : tExtensionName, way : tWay) : cv::Mat
- extenMatRe(matIn : cv::Mat, way : tWay, size : int) : cv::Mat
- convol(*filter : tWaveMat, *matImg : cv::Mat, row, col : int, way : tWay) : double
- convolRe(*filter : tWaveMat, *matImg : cv::Mat, row, col : int, way : tWay) : double
- convolMat(*wave : clsWave, *filter : tWaveMat, *matImg : cv::Mat, way : tWay) : cv::Mat
- convolMatRe(*wave : clsWave, *filter : tWaveMat, *matImg : cv::Mat, way : tWay) : cv::Mat
- thresholdMat(*matIn : cv::Mat, thresholdType : tThreshold, thresh : double) : void
+ clsDataLevel(void)
+ clsDataLevel(*transWave : clsWave, matInit : cv::Mat)
+ ~clsDataLevel(void)
+ DTWT2D(void) : void
+ iDTWT2D(void) : void
+ threshold(thresholdType : tThreshold, thresh : double) : void
+ testMinMax(*matIn : cv::Mat, fileName : string) : void

Obr. 6.3 Třída `clsDataLevel`

Nyní již můžeme spočítat konvoluci pro jednu celou matici obrazu metodou `convolMat`. Ta volá pro každý obrazový bod metodu `convol`, která provádí samotnou konvoluci patřičného filtru s hodnotami okolo zadaného bodu.

Rekonstrukci obrazu zajišťuje metoda `iDTWT2D`. Využívá k tomu inverzní postup dekompoziční `DTWT2D` za pomoci dílčích rekonstrukčních metod `extenMatRe`, `convolMatRe` a `convolRe`.

Třída `clsDataLevel` obsahuje ještě metodu `threshold` prahující 3 detailní matice. Volá se postupně metoda `thresholdMat` na matice LH, HL a HH. Metoda `testMinMax` sloužila k ladícím účelům, dokáže zjistit minimální a maximální hodnotu v matici a následně výsledky i s hodnotami všech bodů vypsát do souboru.

6.2.3 Třída `clsCompute`

Souhrnná výpočetní třída `clsCompute`, jež využívá předchozích `clsDataLevel` a `clsWave`, slouží jako rozhraní pro výpočet transformace obrázku a následného vyhodnocení úspěšnosti redukce šumu.

Nastavovací metoda `init` inicializuje dle zadaného výčtového typu vlnky atribut `waveFilter` třídy `clsWave` a za pomoci metody `loadImg` načítá do kořene `root` obrázek, ve kterém má být redukován nežádoucí šum.

Na základě vstupních parametrů počtu úrovní dekompozice, typu prahování a hodnot prahů je prováděna metoda `decomposition`. Vytváří nové dekompoziční úrovně s provázáním ukazatelů, volá dekompoziční metodu `DTWT2D` a prahovací metodu `threshold` ze třídy `clsDataLevel`.

U inverzní metody `reconstruction` je využívána metoda `iDTWT2D` ze třídy `clsDataLevel`, jsou posouvány ukazatele a mazány objekty jednotlivých úrovní.

clsCompute
+ <code>root, *lowLevel : clsDataLevel</code> + <code>waveFilter : clsWave</code>
- <code>MSE(*matIn, *matOut : cv::Mat) : double</code> - <code>PSNR(numMSE : double) : double</code> - <code>searchLimit(*matImg : cv::Mat, startPoint, stopPoint : cv::Point2i, wayImg : tWay, grad : tGradient, limit : double) : cv::Point2i</code> - <code>gradient(*matImg : cv::Mat, startPoint : cv::Point2i, stopPoint : cv::Point2i) : double</code> - <code>relContrast(*matIn : cv::Mat, startPoint : cv::Point2i, stopPoint : cv::Point2i) : double</code> - <code>deviation(matIn : cv::Mat, startPoint : cv::Point2i, stopPoint : cv::Point2i) : double</code> + <code>clsCompute(void)</code> + <code>clsCompute(wName : tWaveName, imgName : string)</code> + <code>~clsCompute(void)</code> + <code>init(wName : tWaveName, imgName : string) : int</code> + <code>loadImg(imgName : string) : cv::Mat</code> + <code>decomposition(numDecomp : int, thresholdType : tThreshold, thresh[] : double) : int</code> + <code>void reconstruction(void)</code> + <code>filterEvaluation(*matOrig, *matNoise, *matDeNoise : cv::Mat, startPoint, stopPoint, rectA, rectB : cv::Point2i) : double</code>

Obr. 6.4 Třída `clsCompute`

Vyhodnocení úspěšnosti redukce šumu zajišťuje metoda `filterEvaluation`, jako parametry požaduje tři matice originálního, „zašuměného“ a „odšuměného“ obrazu, dva body vymezující hranu v obraze a dva diagonální body obdélníku, ve kterém se nachází jednodílná plocha. Podrobněji se vyhodnocování snížení šumu věnuje celá následující *kap. 6.2.4*.

6.2.4 Metoda `filterEvaluation`

Vyhodnotit změnu obrazu jen pomocí algoritmů v sobě skýtá četná omezení. Ve většině případů dávají člověku jako hodnotiteli k dispozici pouze vodítka ve formě ukazatelů a závěrečné zhodnocení zůstává stále na člověku. Na základě článků [12] a [24], jež se dotýkají problematiky posuzování úspěšnosti snižování šumu v obraze, byla zvolena, a ve třídě `clsCompute` implementována, 4 kritéria. Jejich definice již byla popsána v *kap. 5.3* a nyní budou uvedeny jen důvody jejich výběru:

- **Střední kvadratická chyba (MSE)** – často používaným obecným parametrem bývá ukazatel poměru signálu a šumu (SNR) nebo jeho varianta PSNR – ta byla původně také navrhována. Při linearizaci dílčích koeficientů se ale ukázalo použití logaritmického výpočtu PSNR z NMSE dle vztahu (5.15) jako zbytečné. Jelikož normalizace podle rovnice (5.12) spočívá pouze v násobení MSE převrácenou hodnotou kvadrátu normalizačního činitele, bylo jako kritérium použito samotné MSE a normalizace je prováděna dle vzorce (6.3). Výpočet v programu realizuje metoda `MSE`.
- **Strmost jasových změn** – při velkých neúměrných úrovních prahů bývá dosaženo nejen odstranění šumu, ale zároveň nastane také rozmazání hran v obraze. Tento jev se snaží zachytit strmost jasových změn, aby nedošlo k přílišné degradaci snímku zbavovaného šumu. Tento hodnotící parametr je implementován za pomoci metod `gradient` a `searchLimit`.
- **Relativní kontrast** – při filtraci dochází především u obrazů s nízkým SNR ke změnám kontrastu a proto bude vztažení kontrastu k referenční hodnotě bráno jako další hodnotící kritérium prováděné metodou `relContrast`.
- **Směrodatná odchylka** – toto měřítko bylo přidáno pro zjištění změn jednodílných oblastí vzniklých filtrací. Výpočet nalezneme v metodě `deviation`.

Pro další zpracování a možnou optimalizaci s využitím evolučních algoritmů bylo vhodné tyto 4 hodnotící kritéria sloučit do jediného. Při návrhu byly stanoveny požadavky, že celkové vyhodnocení rovnající se 0 bude značit nejkvalitnější odšumění, tedy shodný originální obrázek (před přidáním šumu) s obrázkem zbaveným šumu. Bylo nutné přepočítat dílčí koeficienty do normalizované podoby, aby se jednotlivé příspěvky mohly sečíst do souhrnné návratové hodnoty metody `filterEvaluation`. Převod všech 4 kritérií byl prováděn podobným způsobem, a proto je uveden jen příklad přepočtu MSE.

Přepočítání střední kvadratické chyby (MSE)

Dle vzorce uvedeném v *kap. 5.3* byly vypočítány dvě hodnoty MSE:

- MSE_A – mezi originálním a „zašuměným“ obrazem (před transformací),
- MSE_B – mezi originálním a „odšuměným“ obrazem (po transformaci).

Pro normalizaci hodnot MSE do požadovaného rozsahu bylo využito lineární funkce

$$y = ax + b, \quad (6.1)$$

V této rovnici představuje y transformovanou hodnotu zlepšení MSE a x míru zlepšení MSE dānu jako $MSE_B - MSE_A$. Vztah mezi parametry byl určen následovně:

- pokud po odšumění obrazu vyjde chyba MSE stejnā ($MSE_A = MSE_B \Rightarrow x = 0$), bude toto ohodnoceno $y = 1$ (špatnā redukce šumu),
- při nulovē chybē MSE mezi originálním a „odšuměným“ obrazem ($MSE_B = 0 \Rightarrow x = -MSE_A$), bude toto ohodnoceno $y = 0$ (nejlepší redukce šumu).

Dosažením těchto dvou předpokladů vyplyne soustava dvou rovnic o dvou neznámých:

$$\left. \begin{aligned} 1 &= a \cdot 0 + b \\ 0 &= a \cdot (-MSE_B) + b \end{aligned} \right\} b = 1, a = \frac{1}{MSE_B}. \quad (6.2)$$

Výsledný vztah pro výpočet normalizované MSE_{NORM} dostaneme dosažením do rovnice přímky (6.1)

$$y = a \cdot x + b = \frac{MSE_B - MSE_A}{MSE_B} + 1 = MSE_{NORM}. \quad (6.3)$$

6.2.5 Hlavní soubor

Hlavní soubor je koncipován jako konfigurační a obsahuje dvě funkce: `selectImg` a `main`. První jmenovaná funkce obsahuje souhrn konstant popisujících testovací obrázky. Volā se dvěma parametry předávanými hodnotou a 6 následnými parametry předávanými odkazem, aby mohly být vráceny se správnými počátečními hodnotami: číslo inicializačního obrázku, cesta spuštěného programu, jméno originálního obrázku, jméno obrázku se šumem a 4 body pro vyhodnocovací metodu `filterEvaluation`. Program předpokládā testovací obrázky ve složce `obr`, která je umístěna v adresářové struktuře na stejné úrovni jako spuštěný program.

Funkce `main`

Výslednā aplikace DTWT byla vyvíjena pro vyhledávání koeficientů prahů s využitím programu `RapidMiner`, a tak byla koncipována pro spuštění z příkazové řādky, a proto neobsahuje žádnou grafickou uživatelskou nāstavbu.

Program umožňuje tři režimy spuštění lišící se počty vstupních parametrů (je zde myšlen počet parametrů při samotném volání z příkazové řādky nezahrnující automaticky přidávaný parametr cesty):

- **Se dvěma parametry** – pro účely porovnání je při zadání čísla obrázku z funkce `selectImg` a cesty ke srovnávanému obrázku (např. zbaveného šumu jinou metodu) vrácena pouze hodnota z metody `filterEvaluation` bez provádění vlastní redukce šumu vlnkovou transformací. Tato možnost byla zaimplementována z důvodu možnosti objektivně porovnat (pomocí fitness funkce) nalezené nejvhodnější řešení s ostatními postupy.

- **S více parametry** – je očekáván typ vlnky, typ prahu, počet dekompozic (prahů) a jejich jednotlivé hodnoty, minimálně tedy 4 parametry (např. 2 1 1 5 značí vlnku db8, měkký práh, jednu dekompozici a prahovací úroveň 5). Je provedena inicializace hlavního objektu třídy `clsCompute` metodou `init`, dekompozice a rekonstrukce příslušnými metodami `decomposition` a `reconstruction`. Poté je obdobně jako u předchozí varianty vráceno ohodnocení z metody `filterEvaluation`. Pro objektivnější ohodnocení redukce šumu je však tento postup opakován v cyklu pro tři odlišné testovací obrázky a jejich výsledná ohodnocení se sčítají. Na závěr je proveden zápis výsledku do souboru `ret.txt`, umístěného v testovací verzi do kořene disku D. Soubor slouží ke komunikaci mezi programem DTWT a jeho optimalizační částí implementovanou v RapidMineru.

- **Bez parametrů** – režim pro testovací účely, užívaný převážně při vývoji aplikace, obsahuje pevný počet přednastavených prahů (dekompozic), je určen typ prahu a dáno jméno vlnky. Průběh je jinak stejný jako u spouštění s více parametry.

6.3 Evoluční algoritmy

Evoluční algoritmy zahrnují třídu matematických postupů, založených na modelech běžných přírodních evolučních procesů. Mezi společné znaky patří, že pracují převážně s množinou možných řešení zpracovávaného problému než jenom s jednotlivým řešením. Dalším jejich rysem je, že využívají výsledku předchozích řešení pro návrh nových, jež se postupně vylepšují jejich nejlepším výběrem.

Biologická evoluce nabízí tři základní procesy, jež popisují vzestupnou změnu genetického obsahu populace v průběhu generací [31]:

- **Přirozený výběr** – proces selekce pro reprodukci, ve kterém jsou ve výhodě jedinci s vysokou schopností adaptace na prostředí v dané populaci, tzv. fitness.

- **Náhodný genetický drift** – ovlivnění další populace náhodnými událostmi v životě jedince, např. mutace genetického materiálu nebo smrt jedince s vysokými předpoklady výběru. Tento prvek je důležitý hlavně u malých populací.

- **Reprodukční proces** – z genetické informace dvou jedinců v roli rodičů jsou náhodně vybrány části chromozómů (geny) pro sestavení genetické informace nového jedince jakožto potomka.

V metodách zpracování, jež nemusí mít nic společného s biologií, je řešení úlohy převedeno na proces evoluce populace s jedinci s náhodně vygenerovaným řešením. To je zakódováno pomocí symbolů a ohodnoceno tzv. fitness funkcí vyjadřující kvalitu řešení. Perspektivnější řešení má lepší hodnotu fitness a do reprodukce vstupuje častěji, čímž vznikají potomci s novým a většinou i progresivnějším řešením. Vytvářejí novou generaci nazývanou populací individuů nebo chromozómů na základě [31]:

- **křížení** a **mutace**, jež vhodnou variací zajišťují rozmanitost populace,
- **selekce** upřednostňující dobře hodnocené jedince.

Evoluční algoritmy se používají s výhodou pro optimalizaci diskrétních nebo reálných proměnných stochastických problémů, kdy není vhodné použití deterministických algoritmů. Při prohledávání prostoru potenciálních řešení balancuje evoluční proces mezi co nejrychlejším nalezením (lokálního) optima a prohledáváním celého prostoru řešení [32].

6.4 RapidMiner

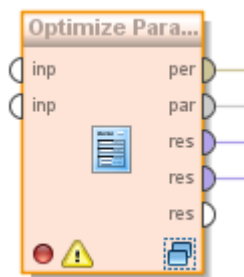
RapidMiner je robustní prostředí nejen pro data mining, jež bývá překládáno jako dolování dat, ale zahrnuje také funkcionality např. strojového učení, předzpracování dat, prediktivních nebo obchodních analýz a vyhodnocení výsledků.

Program je dodáván ve dvou hlavních verzích – Community a Enterprise Edition. Rozdíl je především v poskytování záruk a ceně, což odráží licenční politika. U zdarma dostupné Community nalezneme open source přístup, proti placené Enterprise verzi s closed source. Tato rozšířená edice se ještě dělí na Small, Standard a Developer, jež se liší především v úrovních podpory [33].

Projekt RapidMiner je vyvíjen od roku 2001, při jeho vzniku na německé Univerzitě v Dormundu však nesl název YALE (Yet Another Learning Environment). V roce 2006 projekt přešel pod firmu Rapid-I a byl vytvořen obchodní model podporující v základní verzi stále open source přístup. Výhodou programu je flexibilní prostředí založené na rozhraní Java, které dovoluje vlastní implementaci pokročilých metod zpracování a to ve zjednodušené podobě bez podrobných matematických nebo inforatických znalostí algoritmů. Řešení úlohy lze lehce sestavovat v GUI pomocí funkčních bloků bez velkých obtíží [34].

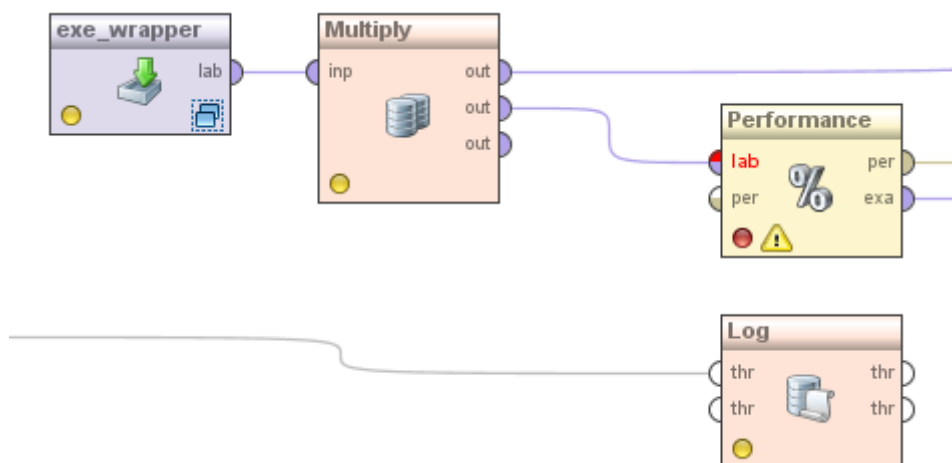
6.4.1 Hledání nejvhodnějších prahů

Bylo vytvořeno schéma s komponentou Optimize parameters a zvolen evoluční princip optimalizace. Parametry upřesňující vyhledávací proces jsou popsány dále v *kap. 6.4.2*.



Obr. 6.5 Komponenta Optimize Parametrs

Ve vnitřní struktuře, vyobrazené na Obr. 6.6, je možnost konfigurace fitness funkce a nastavení cíle samotné optimalizace. Fitness funkce je realizována ohodnocením úspěšnosti redukce šumu, které bylo načítáno z již zmiňovaného souboru `ret.txt`. Důležitým prvkem je operátor ExeWrapper, který zapouzdřuje aplikaci DTWT.exe a předává jí příslušné vstupní parametry, jejichž nejlepší kombinace je hledána.



Obr. 6.6 Vytvořené vnitřní zapojení Optimize Parametrs

6.4.2 Operátor Optimize parameters (Evolutionary)

Tato funkcionální vyhledává optimální hodnoty pro zadaný soubor parametrů za pomoci evoluční strategie, což bývá často výhodnější než použití mřížkové metody (grid search) nebo hladového prohledávání (greedy search).

Nastavení prohledávání se provádí pomocí parametrů:

- **max generations** – hodnota udávající maximální počet generací, po kterém bude prohledávání zastaveno;
- **use early sopping** – umožňuje předčasné ukončení vyhledávání, jinak je prohledáván maximální počet generací;
- **generations without improval** – kritérium pro předčasné ukončení, jež je dáno počtem generací bez zlepšení,
- **population size** – rozsah populace;
- **keep best** – značí, zda má nejlepší jedinec přežít (výběr nejlepších);

- **mutation type** – udává jeden z typů mutace: `gaussian_mutation`, `switching_mutation`, `sparsity_mutation`, `none`;
- **selection type** – jeden ze selekčních typů: `uniform`, `cut`, `roulette wheel`, `stochastic universal sampling`, `Boltzmann`, `rank`, `tournament`, `non dominated sorting`;
- **tournament fraction** – specifikuje část populace určenou pro turnajový typ;
- **crossover probability** – pravděpodobnost křížení;
- **local random seed** – specifikace generování náhodných čísel;
- **show convergence plot** – umožňuje vykreslení okna s grafem konvergence optimalizace.

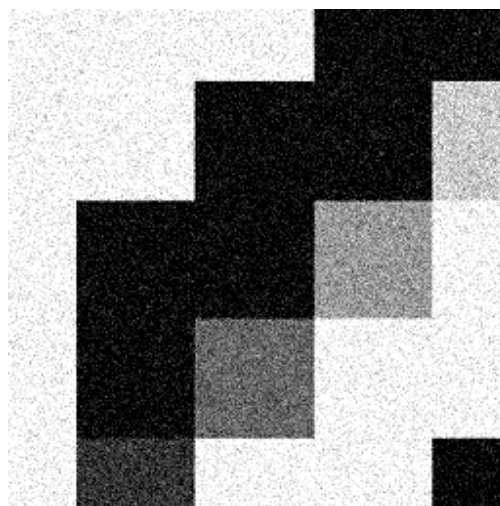
7 VÝSLEDKY REDUKCE ŠUMU

Pro testovací účely při vyhledávání nejlepší redukce šumu byla zvolena sada tří obrázků. Do těchto obrázků, pojmenovaných A, B a C, byl přidán Gaussovský bílý šum se střední hodnotou 0 a rozptylem 0,01. Použité vstupní obrázky jsou na *Obr. 7.1* až *Obr. 7.6*. V programu DTWT byly pro správnou funkci konfigurovány u každého originálního obrázku: jméno souboru, jméno souboru se zašuměným obrázkem a ještě dva body a jedna oblast pro účely ohodnocování.

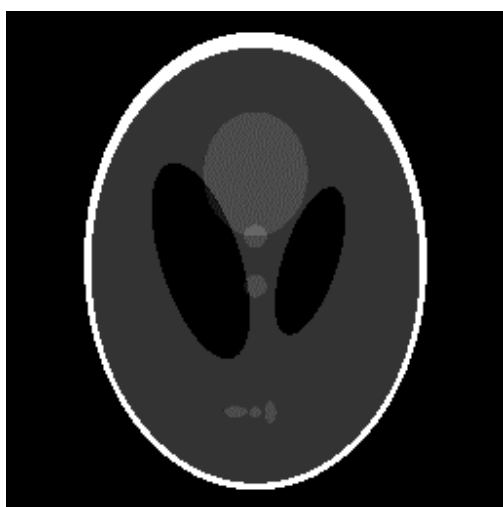
Tři obrázky byly voleny jako kompromis mezi výpočetním časem a snahou o objektivní posouzení metody nalezení nejlepšího potlačení šumu. Syntetické obrázky A a B sloužily ke zpřesnění vyhodnocovací metody. Nejjednodušší vzor A je sestaven jen z pravoúhlých ploch, u nichž se využili zejména rovné hrany a jednoduitost. Obrázek B je tvořen s ohledem na reálnější snímky oválnými plochami s prolínáním. Sonografický snímek C reprezentuje skutečný medicínský obraz.



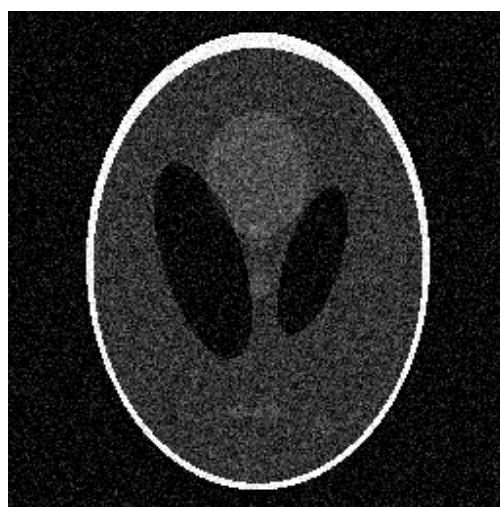
Obr. 7.1 Testovací obrázek A



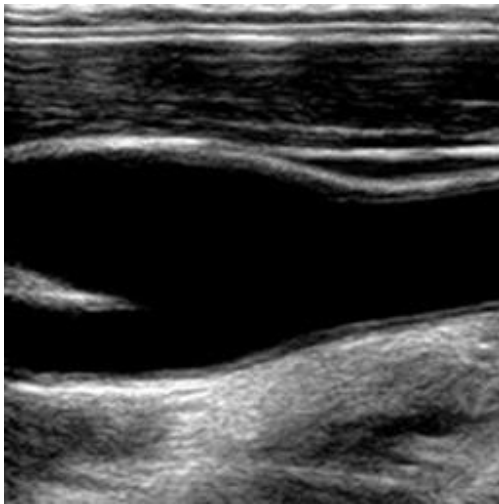
Obr. 7.2 Testovací obrázek A s šumem



Obr. 7.3 Testovací obrázek B



Obr. 7.4 Testovací obrázek B s šumem



Obr. 7.5 Testovací obrázek C



Obr. 7.6 Testovací obrázek C s šumem

7.1 Nalezené optimální parametry

V programu RapidMiner bylo pro snížení šumu využito módu aplikace DTWT s více vstupními parametry (typ vlnky, typ prahu, počet dekompozic, hodnoty prahů). Počet dekompozic byl omezen na maximálně 5 úrovní, protože se v praxi více nepoužívá. Optimalizace probíhala separátně pro zástupce tří rodin vlnek (parametr typ vlnky):

- **Daubeschies** – vybrány vlnky s označením db2, db5 a db8,
- **Symlety** – vybrány vlnky s označením sym2, sym5 a sym8,
- **Coiflety** – vybrány vlnky s označením coif1, coif3 a coif5.

Tab. 7.1 Nalezené optimální parametry redukce šumu

typ vlnky	typ prahování	práh 1	práh 2	práh 3	práh 4	práh 5	souhrnné ohodnocení
db2	měkké	61,457	47,695	16,776	75,663	25,105	3,312
sym5	měkké	61,453	48,552	16,711	75,624	24,980	3,350
coif3	měkké	64,135	55,272	71,559	-	-	3,111

U všech rodin vybral evoluční algoritmus měkký práh, který je podle teoretických předpokladů vhodnější pro potlačování šumu, ale má tendenci „přehlazovat“ skoky a špičky [25].

Vizuální porovnání bude prováděno jen na snímku C, protože zastupuje reálné medicínské obrazy. Všechny obrázky jsou uloženy v původní velikosti na příloženém datovém médiu.

7.1.1 Rodina vlnek Daubeschies a Symletů

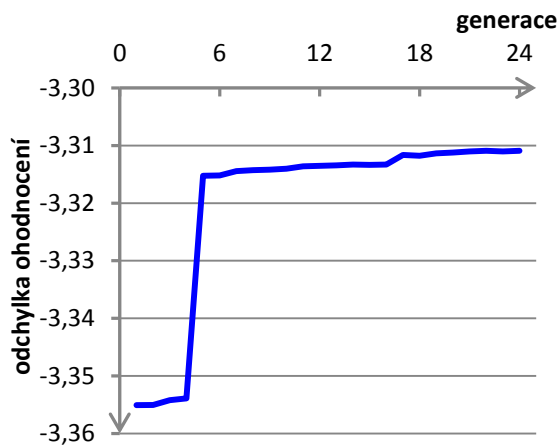
Jako optimální řešení bylo nalezeno celkové ohodnocení 3,31163 pro rodinu Daubeschies s mateřskou vlnkou 2. řádu a celkové ohodnocení 3,34984 pro rodinu Symletů s vlnkou 5.

řádu. Pro obě rodiny našel evoluční algoritmus jako nejhodnější 5 úrovní dekompozic. Výsledky jsou nejsou příliš rozdílné i díky podobné konstrukci samotných vlněk.

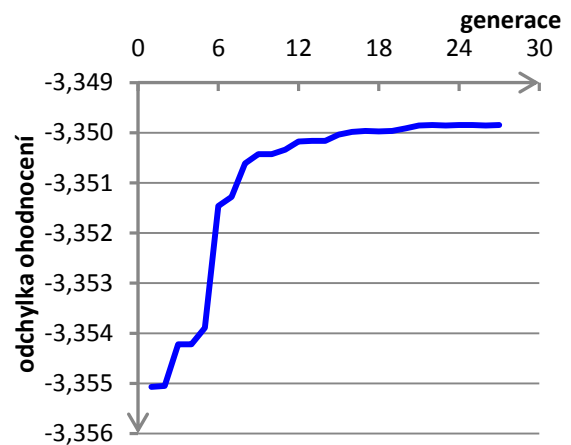
Tab. 7.2 Dílčí ohodnocení obrázků pro rodiny Daubeschies a Symletů

typ vlnky	obrázek A	obrázek B	obrázek C	souhrnné ohodnocení
db2	0,907	1,049	1,355	3,312
sym5	0,945	1,046	1,358	3,350

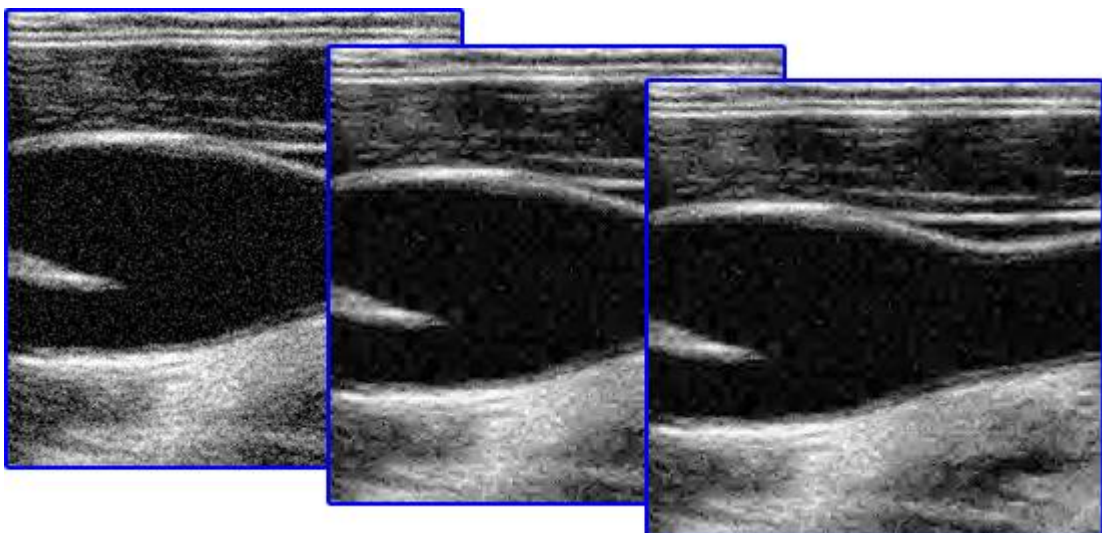
Na vyhodnocení dílčích obrazů v Tab. 7.2 lze pozorovat větší úspěšnost ohodnocení redukce šumu u syntetických obrázků A a B, což je dáno již samotným modelem ohodnocující funkce. Ta nedokáže hodnotit komplexně obraz, jako jej dokáže posuzovat člověk, ale používá pouze omezená kritéria. Zlepšování nalezených řešení souhrnného ohodnocení s postupujícími generacemi je vidět na Obr. 7.7 a Obr. 7.8.



Obr. 7.7 Konvergence ohodnocení pro rodinu Daubeschies



Obr. 7.8 Konvergence ohodnocení pro rodinu Symletů



Obr. 7.9 Obrázek C – zашuměný (vlevo), odšuměný vlnkou db2 (uprostřed) a sym5 (vpravo)

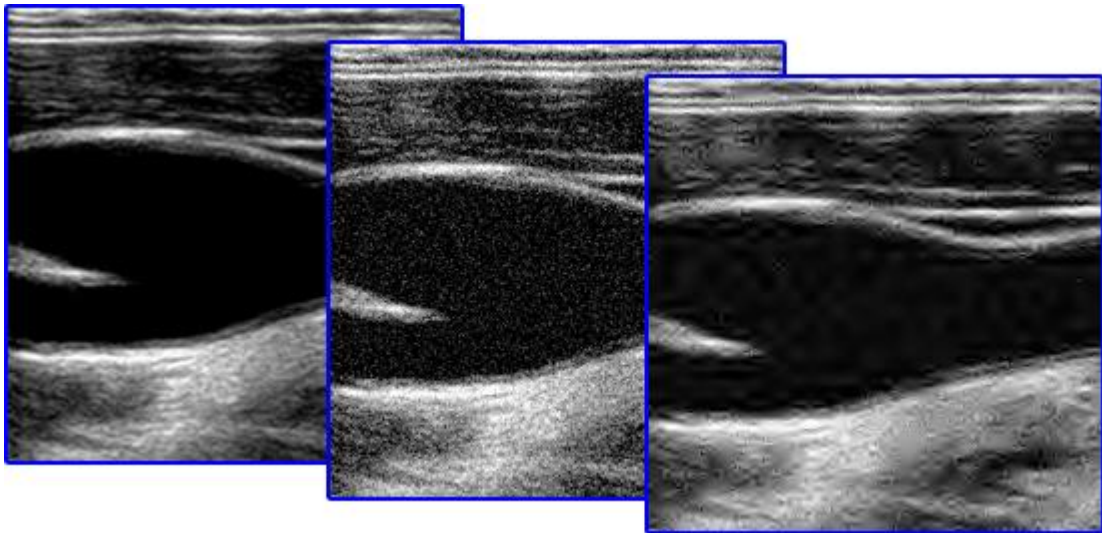
Provedená redukce šumu je vyobrazena na Obr. 7.9. Vizuálně nejsou mezi obrázky zbavenými šumu vlnkou db2 a sym5 zaznamenanatelné rozdíly. Lze pozorovat znatelné odstranění původního šumu, ale zároveň také vznik rušivých artefaktů.

7.1.2 Rodina vlnek Coifletů

Nejlepší nalezené celkové ohodnocení 3,34984 pro rodinu Coifletů, ale i ze všech tří rodin, čítá 3 úrovně dekompozic transformace s vlnkou 3. řádu.

Tab. 7.3 Dílčí ohodnocení obrázků pro rodinu Coifletů

typ vlnky	obrázek A	obrázek B	obrázek C	souhrnné ohodnocení
coif3	0,918	1,149	1,044	3,111



Obr. 7.10 Obrázek C – originální (vlevo), zašuměný (uprostřed) a odšuměný vlnkou coif3 (vpravo)

Podobně jako u potlačení šumu pomocí vlnek db2 a sym5 jsou i na Obr. 7.10, demonstrující filtraci vlnkou coif3, viditelné znehodnocující artefakty. Vizuální dojem je mírně lepší, proti předcházejícím dvěma vlnkám.

7.2 Porovnání s ostatními metodami

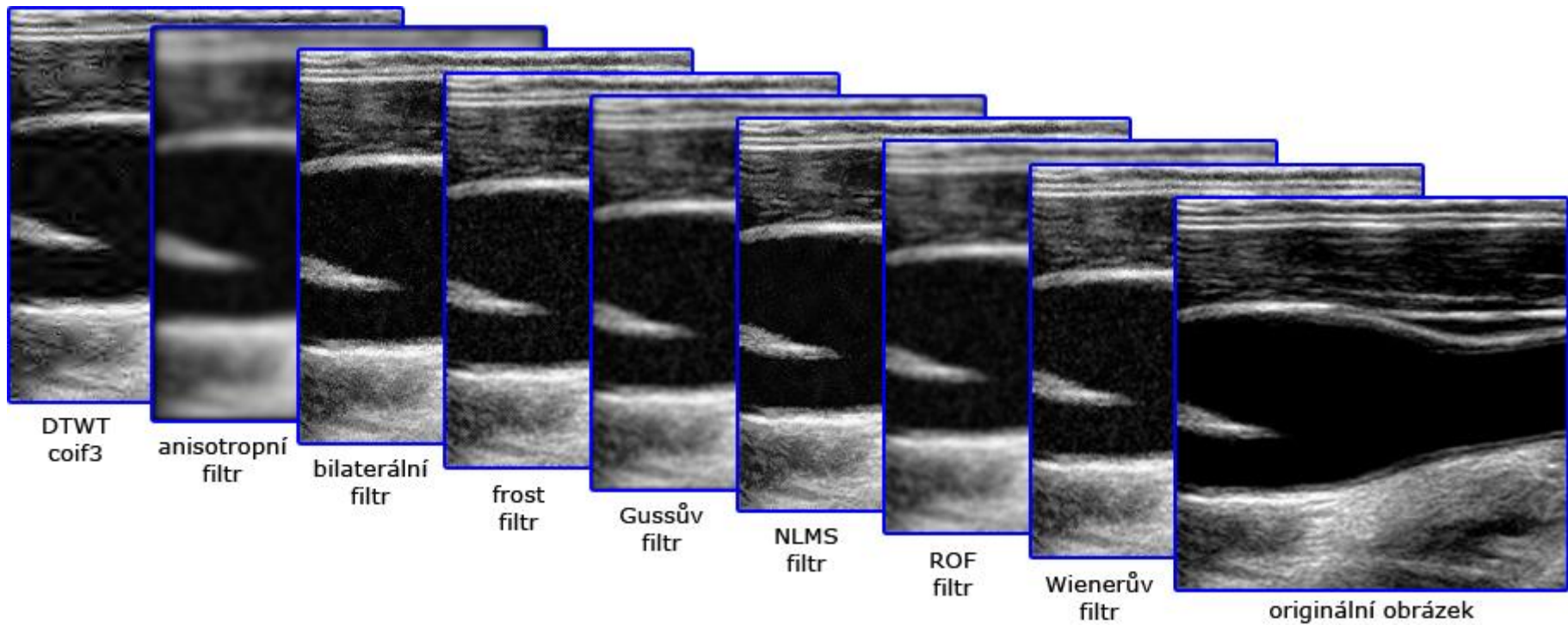
Pro objektivní porovnání redukce šumu vlnkovou transformací s nalezenými prahy jsou v následující Tab. 7.4 uvedeni zástupci dalších filtračních metod:

- anizotropní (Anisotropic Diffusion) [35],
- bilaterální (Bilateral Filtering) [36],
- frost (Frost filter) [37],
- Gaussův filtr – funkce `fspecial` z programu MATLAB,
- NLMS (Non-Local Means Filter) [38],
- ROF (ROF Denoising Algorithm) [39],
- Wienerův filtr - funkce `wiener2` z programu MATLAB.

I přes horší ohodnocení snížení šumu navrženou metodou zachovávají v obraze některé filtrační metody více užitečných informací.

Tab. 7.4 Porovnání redukce šumu s různými filtračními metodami

	DTWT - coif3	anizotropní	bilaterální	frost	Gaussův	NLMS	ROF	Wienerův
obrázek A	0,918	8,152	0,882	1,731	3,219	0,878	1,745	0,937
obrázek B	1,149	4,007	1,029	2,277	2,372	0,982	2,555	0,958
obrázek C	1,044	4,435	2,287	2,823	2,384	1,692	2,136	2,153
souhrn	3,111	16,595	4,198	6,830	7,975	3,552	6,436	4,048



Obr. 7.11 Srovnání filtračních metod

8 ZÁVĚR

Tato diplomová práce popisuje implementaci vlnkové transformace (Wavelet Transform, WT), jakožto jednu z možností pro redukci šumu v dvoudimenzionálních obrazech. Nejprve je ale uveden nástin získávání medicinských obrazů s výčtem různých druhů modalit. Z nich je vybrána především sonografie, protože touto metodou získané obrazy jsou předmětem implementace metody potlačující šum.

Pro lepší pochopení základních principů při práci s obrazy jsou popsány obecné obrazové transformace, zejména geometrické a jasové. Následují již transformace integrální, do jejich diskretní lineární podoby spadá vedle transformace Fourierovy, Hadamardovy nebo kosinovy i transformace vlnková užívaná pro 2D signály. Je podrobně rozebrán princip samotné WT, která díky svým básovým funkcím (vlnkám) pracuje v prostorově frekvenční oblasti. Zmíněny jsou verze od základní spojité přes diskretní a diskretní WT s diskretním časem až k dvourozměrné vlnkové transformaci, která se v praxi realizuje bankami filtrů. V souvislosti s rozkladem je popsána mnohaměřítková analýza. Dále jsou uvedeny různé druhy šumů, s kterými je možné se v obrazech setkat. Pro potlačení šumu s WT je používáno nejčastěji prahování a to především prahování tvrdé a měkké. V tomto kroku se značně podílí na výsledku také volba prahu.

Mechanismus vlnkové transformace byl implementován ve výsledné aplikaci DTWT, jejímž základním využitím je odzkoušení alternativní metody určení hranic prahování. Postup vychází ze základního empirického zjišťování, které je realizováno za pomoci evolučních algoritmů. Při této variantě provede aplikace dekompozici, prahování a zpětnou rekonstrukci testovací sady 3 obrázků a vrátí ohodnocení úspěšnosti redukce šumu. V teoretické části jsou k tomuto účelu uvedeny různé posuzovací kritéria. Pro další použití byly zpracovány zvolené posuzovací parametry do jedné souhrnné ohodnocující funkce.

Algoritmy, inspirované přírodními evolučními principy, byly využity prostřednictvím komponenty Optimize Parameters v navrženém scénáři v programu RapidMiner. Ten se snažil optimalizovat ohodnocení dodávané aplikací DTWT tak, aby bylo dosaženo co největšího potlačení šumu pro příslušné parametry nastavující prahování. Jednotlivé prahy byly separátně vyhledávány pro zástupce tří rodin vlnek – Daubeschies, Symlety a Coiflety.

Evoluční algoritmy našly dílčí nejlepší řešení jednotlivých rodin s měkkým prahem. Ten sice lépe redukuje šum, ale inklinuje více k rozmazávání hran. U rodin Daubeschies a Symletů bylo jako optimální řešení nalezeno 5 úrovní dekompozic s velmi podobnými hodnotami prahů, i když byly algoritmy zvoleny vlnky různých řádů – db2 a sym5. Mezi provedenou redukcí u těchto dvou vlnek nebyl rozdíl vizuálně pozorovatelný. Nejlépe dopadla v celkovém hodnocení rodina Coifletů, u níž byla favorizována vlnka coif3 se

třemi úrovněmi dekompozic. Rozdíl v číselném vyjádření nebyl velký, ale při porovnání s obrázky zbavenými šumu pomocí vlnek db2 a sym5 je patrna mírná změna. U všech tří optimalizovaných řešení však v obraze vznikly po filtraci mírné artefakty, zhoršující vy-povídající schopnost obrazů.

Při snaze dosáhnout uspokojivého výsledku vždy hledáme kompromis mezi největším potlačením šumu a zároveň největším zachováním užitečné obrazové informace. Stanovit objektivně nejlepší poměr těchto dvou protichůdných požadavků není jednoduché. Volba bude vždy do jisté míry ovlivněna subjektivním pohledem, v případě sonografic-kých snímků pohledem ošetřujícího lékaře.

LITERATURA

- [1] JAN, J. *Medical image processing, reconstruction and restoration: concepts and methods*. New York (USA): CRC Press - Taylor & Francis Group, 2006. 730 s. ISBN 0-8247-5849-8.
- [2] SRP, A. *Výpočetní tomografie a magnetická rezonance v urologii* [online]. Praha: UK v Praze, 3. lékařská fakulta, Radiodiagnostická klinika [cit. 2010-12-02]. Dostupné z WWW:
<<http://www.urologieprostudenty.cz/uploads/pdf/vypocetni-tomografie-a-magneticka-rezonance-v-urologii.pdf>>.
- [3] PEŠŤÁL, A. *Detekce plicních lézí peroperačním ultrazvukovým vyšetřením*, dizertační práce [online]. Brno: MU v Brně, Lékařská fakulta, 1. chirurgická klinika, 2007. [cit. 2010-12-02]. Dostupné z WWW:
<http://is.muni.cz/th/1386/lf_d/PhD.konecna_verze.pdf>.
- [4] DRASTICH, A. Tomografické zobrazovací systémy: *Ultrasonografie*, elektronická verze přednášky [online]. Brno: VUT v Brně, FEKT, UBMI, 2010. [cit. 2010-12-02]. Dostupné z WWW:
<<https://www.vutbr.cz/elearning/>>.
- [5] HLAVÁČ, V; SEDLÁČEK, M. *Zpracování signálu a obrazu*, elektronická skripta. Praha: ČVUT v Praze, Elektrotechnická fakulta, 1999. 110 s.
- [6] RICHTER, M. Počítačové vidění: *Transformace* [online]. Brno: VUT v Brně, FEKT, UAMT, 2009. [cit. 2010-11-22]. Dostupné z WWW:
<http://www.uamt.feec.vutbr.cz/~richter/vyuka/0910_mпов/tmp/integral_tr_intro.html>.
- [7] HEJDA, T. Vybrané partie z matematiky: *Waveletová transformace*, rešerše [online]. Praha: ČVUT v Praze, Elektrotechnická fakulta, 2010. [cit. 2010-11-29]. Dostupné z WWW:
<<http://www.tomashejda.cz/soubory/X17VPM-reserse-WT.pdf>>.
- [8] SMÉKAL, Z. *Číslíkové zpracování signálů*, elektronická skripta. Brno: VUT v Brně, FEKT, UTKO, 2009. 208 s.
- [9] MERTINS, A. *Signal analysis*. Wollongong (Australia): John Wiley & Sons, 1999. 310 s. ISBN 0-471-98626-7.
- [10] DEBNATH, L. *Wavelet Transforms and Their Applications*. Boston (USA): Birkhäuser, 2002. 535 s. ISBN 0-8176-4204-8.
- [11] STRANG, G; NGUYEN, T. *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley: Wellesley-Cambridge Press, 1996. 401 s. ISBN 09614088 71.
- [12] GESCHIEDTOVÁ, E; BARTUŠEK, K; LIBERDA, O. *Elektrorevue: Kritéria pro výběr vlněk při zpracování MR obrazů* [online]. 2009. [cit. 2010-12-01]. Dostupné z WWW:
<<http://www.elektrorevue.cz/cz/download/kriteria-pro-vyber-vlnek-pri-zpracovani-mr-obrazu/>>.

- [13] MathWorks: *MATLAB Wavelet Toolbox 4*, User's Guide [online]. 2010. [cit. 2010-11-26]. Dostupné z WWW:
<http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/wavelet/wavelet_ug.pdf>.
- [14] MALLAT, S. *A Wavelet Tour of Signal Processing* 2nd ed. New York: Academic Press, 1999. 637 s. ISBN 0-12-466606-X.
- [15] DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia (Pennsylvania): Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. 357 s. ISBN 0898712742.
- [16] KOZUMPLÍK, J. *Multitaktní systémy*, elektronická skripta. Brno: VUT v Brně, FEKT, UBMI, 2005. 59 s.
- [17] SMÉKAL, Z; SYSEL, P. *Číslicové filtry*, elektronická skripta. Brno: VUT v Brně, FEKT, UTKO, 2004. 128 s.
- [18] VALENS, C. *PolyValens: The Fast Lifting Wavelet Transform* [online]. 2004. [cit. 2011-04-18]. Dostupné z WWW:
<<http://polyvalens.pagesperso-orange.fr/clemens/lifting/lifting.html>>.
- [19] RAJMIC, P; PRŮŠA, Z. *Elektrorevue: Podrobná studie algoritmu pro výpočet waveletové transformace v diskrétním čase* [online]. 2010. [cit. 2011-03-03]. Dostupné z WWW:
<<http://www.elektrorevue.cz/cz/download/podrobna-studie-algoritmu-pro-vypocet-waveletove-transformace-v-diskretnim-case>>.
- [20] VARGIC, R. *Wavelety a banky filtrů*, elektronická skripta. Bratislava: Slovenská technická univerzita, Fakulta elektrotechniky a informatiky, 2003. 135 s.
- [21] KUČERA, M. *Segmentovaná vlnková transformace obrazu*, diplomová práce. Brno: VUT v Brně, FEKT, 2010. 51 s.
- [22] University of Edinburgh, School of Informatics, Department of Artificial Intelligence: *The Hypermedia Image Processing Reference* [online]. [cit. 2010-12-8]. Dostupné z WWW:
<<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/noise.htm>>.
- [23] Pihan, R. *Server Fotografovani.cz: Obrazové problémy digitální fotografie* [online]. 2009. [cit. 2010-12-08]. Dostupné z WWW:
<http://www.fotografovani.cz/art/fotech_df/rom_trouble3.html>.
- [24] PŘINOSIL, J; SMÉKAL, Z; BARTŮŠEK, K. *Wavelet Thresholding Techniques in MRI Domain*. In Proceedings of the First International Conference on Biosciences BioSciencesWorld 2010. IEEE Computer Society Conference Publishing Services, 2010. ISBN: 978-0-7695-3968-3.
- [25] RAJMIC, P. *Využití waveletové transformace a matematické statistiky pro separaci signálu a šumu*, dizertační práce. Brno: VUT v Brně, 2004.
- [26] SCHIMMEL, J. *Grafické a multimediální procesory: Kódování pohyblivých obrazů*, elektronická verze přednášky [online]. Brno: VUT v Brně, FEKT, UTKO, 2010. [cit. 2010-12-03]. Dostupné z WWW:
<<https://www.vutbr.cz/elearning/>>.

- [27] FAJMON, B; RŮŽIČKOVÁ, I. *Matematika 3*, elektronická skripta. Brno: VUT v Brně, FEKT, UMAT, 2005. 254 s.
- [28] *OpenCV* [online]. [cit. 2010-12-09]. Dostupné z WWW: <<http://opencv.willowgarage.com/>>.
- [29] GNU Projekt: *BSD licence* [online]. [cit. 2010-12-09]. Dostupné z WWW: <<http://www.gnu.org/licenses/license-list.html#ModifiedBSD>>.
- [30] Intel: *Intel IPP* [online]. [cit. 2010-12-09]. Dostupné z WWW: <<http://software.intel.com/en-us/articles/intel-ipp/>>.
- [31] BURGET, R; KARASEK, J. *Optimalizace*, elektronická verze přednášek. Brno: VUT v Brně, FEKT, UTKO, 2010. 29 s.
- [32] VOLNÁ, E. *Automatizace: Evoluční algoritmy* [online]. 2008. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://www.automatizace.cz/download.php?d=QXRtX0FydGljbGUscGRmX2FydCwyMDU4>>.
- [33] Rapid-I: [online]. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://rapid-i.com>>.
- [34] ŘEHÁK, M. *Rozšíření systémů strojového učení WEKA a RapidMiner o algoritmus ART*, bakalářská práce. Brno: MU v Brně, Fakulta informatiky, 2008. 24 s.
- [35] LOPPE, D. MathWorks - File Exchange: *Anisotropic Diffusion* [online]. 2007. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/14995-anisotropic-diffusion-perona-malik>>.
- [36] LANMAN, D. MathWorks - File Exchange: *Bilateral Filtering* [online]. 2006. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/12191-bilateral-filtering>>.
- [37] RAJAN, J. MathWorks - File Exchange: *Frost filter for speckle noise reduction* [online]. 2006. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/11432-frost-filter-for-speckle-noise-reduction>>.
- [38] MANJON-HERRERA, J. MathWorks - File Exchange: *Non-Local Means Filter* [online]. 2006. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/13176>>.
- [39] LÖNDAHL, C. MathWorks - File Exchange: *ROF Denoising Algorithm* [online]. 2008. [cit. 2011-05-10]. Dostupné z WWW: <<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22410-rof-denoising-algorithm>>.
- [40] MATOUŠEK, L. *Waveletová analýza a zvýrazňování MR tomografických a ultrazvukových obrazů*, diplomová práce. Brno: VUT v Brně, FEKT, 2008. 52 s.

- [41] NEZHYBA, J. *Využití filtračních metod v NMR měřeních*, diplomová práce. Brno: VUT v Brně, FEKT, 2010. 53 s.

SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK, VELIČIN A SYMBOLŮ

2D	Two dimensional – dvoudimenzionální, prostor o dvou rozměrech
3D	Three Dimensional – třídimenzionální, prostor o třech rozměrech
BSD	Berkeley Software Distribution – open source licence
CDF	Cohen-Daubechies-Feauveau – rodina symetrických biortogonálních vlnek
CMOS	Complementary Metal-Oxide-Semiconductor – technologie používaná při výrobě čipů, mikroprocesorů, snímacích prvků
CT	Computed Tomography – výpočetní (počítačová) tomografie
CWT	Continous Wavelet Transform – spojitá vlnková transformace
DCT	Discrete Cosine Transform – diskrétní kosinová transformace
DFT	Discrete Fourier Transform – diskrétní Fourierova transformace
DTWT	Discrete Time Wavelet Transform – diskrétní vlnková transformace s diskrétním časem
DWT	Discrete Wavelet Transform – diskrétní vlnková transformace
EIT	Electrical Impedance Tomography – tomografie využívající elektrické impedance
ET	Elektron Tomography – tomografie založená na proudu elektronů
FT	Fourier Transform – Fourierova transformace
GCV	Generalized Cross-Validation – zobecněná křížová validace, metoda pro výpočet hodnoty prahu
HT	Hadamard Transform – Hadamardova transformace
JPEG	Joint Photographic Experts Group – název standardizační skupiny, podle které je pojmenován kompresní formát pro statické obrazy
MAE	Mean Absolute Error – střední absolutní chyba
MPEG	Motion Picture Expert Group – název pracovní skupiny, která vyvíjí kompresní formáty pro audiovizuální data
MR, MRI	Magnetic Resonance Imaging – magnetická rezonance
MSE	Mean Square Error – střední kvadratická chyba
NMSE	Normalized Mean Square Error – normalizovaná střední kvadratická chyba
OpenCV	Open Source Computer Vision – knihovna pro zpracování obrazu
PET	Positron Emission Tomography – pozitronová emisní tomografie
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio – špičkový poměr signálu k šumu
RMS	Root Mean Square – efektivní hodnota
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography – jednofotovová emisní výpočetní tomografie
STFT	Short-Time Fourier Transform – krátkodobá Fourierova transformace

TEM	Transmission electron microscopy – mikroskopická technika založená na proudu elektronů
QMF	Quadrature Mirror Filter – kvadrurní zrcadlový filtr
SAE	Sum of Absolute Errors – součet absolutních chyb
WT	Wavelet Transform – vlnková transformace
YALE	Yet Another Learning Environment – dřívější název programu RapidMiner

SEZNAM PŘÍLOH

A	OBSAH DATOVÉHO NOSIČE	58
---	-----------------------------	----

A Obsah datového nosiče

- adresář **DTWT** – obsahuje zdrojové kódy aplikace DTWT,
- adresář **OBRAZY** – obsahuje obrázky v originálním rozlišení,
- **readme.txt** – textový soubor s obsahem CD a konfiguračními informacemi,
- **xvalou06-dp.pdf** – elektronická verze diplomové práce.