



# VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

## ÚSTAV TELEKOMUNIKACÍ

DEPARTMENT OF TELECOMMUNICATIONS

## ZVYŠOVÁNÍ BITOVÉ HLOUBKY ZVUKOVÝCH SIGNÁLŮ

INCREASING BIT DEPTH IN AUDIO SIGNALS

### BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

### AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Tomáš Mrázek

### VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

prof. Mgr. Pavel Rajmic, Ph.D.

BRNO 2023



# Bakalářská práce

bakalářský studijní program **Audio inženýrství**  
specializace Zvuková produkce a nahrávání  
Ústav telekomunikací

**Student:** Tomáš Mrázek

**ID:** 221479

**Ročník:** 3

**Akademický rok:** 2022/23

## NÁZEV TÉMATU:

### Zvyšování bitové hloubky zvukových signálů

#### POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

Bakalářská práce se bude věnovat zvyšování bitové hloubky u zvukových signálů. Tato operace, rovněž nazývaná dekvantizací, je nutná např. při převodu 8bitových signálů do CD kvality nebo při převodu 16bitových na 32bitové pro účely zpracování ve stopách DAW.

Student se seznámí s běžnými i pokročilými metodami dekvantizace. S pomocí literatury poté navrhne algoritmus využívající řídkosti spektra, určený pro zvýšení bitové hloubky audia. Výsledný algoritmus implementuje v MATLABu, otestuje na zvukové databázi a vyhodnotí úspěšnost subjektivními i objektivními kritérii.

#### DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] Siedenburg K., Kowalski M., Dörfler, M. Audio declipping with social sparsity. 2014 IEEE ICASSP, 2014, doi: 10.1109/ICASSP.2014.6853863.

[2] Záviška, P., Rajmic, P., Mokřý, O. Audio Dequantization Using (Co)Sparse (Non)Convex Methods. In Proceedings IEEE ICASSP, Kanada, červen 2021. DOI 10.1109/ICASSP39728.2021.9414637

**Termín zadání:** 6.2.2023

**Termín odevzdání:** 26.5.2023

**Vedoucí práce:** prof. Mgr. Pavel Rajmic, Ph.D.

**doc. Ing. Jiří Schimmel, Ph.D.**  
předseda rady studijního programu

#### UPOZORNĚNÍ:

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



## **ABSTRAKT**

Tato bakalářská práce má za úkol se seznámit se základními i pokročilými metodami dekvantizace. Probírá také základy declippingu s bližším pohledem na metodu využívající sociální řídkost. Tuto metodu lze upravit a realizovat algoritmus audio dekvantizace za pomoci sociální řídkosti. Výsledný program si originální soubor nakvantizuje na požadovanou bitovou hloubku a následně ho rekonstruuje do co nejbližší podobnosti s originálem.

## **KLÍČOVÁ SLOVA**

declipping, dekvantizace, digitalizace audia, kvantizace, MATLAB, sociální řídkost

## **ABSTRACT**

The task of this bachelor's thesis is to get acquainted with basic and advanced dequantization methods. It describes basics of declipping with focus on method which uses social sparsity. From this method, an audio dequantization algorithm using social sparsity can be designed and implemented. The resulting program automatically quantize the original file to the required bit depth and then reconstruct it to the closest possible resemblance to the original.

## **KEYWORDS**

audio digitalization, declipping, dequantization, MATLAB, quantization, social sparsity



MRÁZEK, Tomáš. *Zvyšování bitové hloubky audia*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav telekomunikací, 2023, 55 s. Bakalářská práce. Vedoucí práce: prof. Mgr. Pavel Rajmic, Ph.D.



## Prohlášení autora o původnosti díla

**Jméno a příjmení autora:** Tomáš Mrázek  
**VUT ID autora:** 221479  
**Typ práce:** Bakalářská práce  
**Akademický rok:** 2022/23  
**Téma závěrečné práce:** Zvyšování bitové hloubky audia

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucí/ho závěrečné 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 závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Brno .....

.....

podpis autora\*

---

\*Autor podepisuje pouze v tištěné verzi.



## PODĚKOVÁNÍ

Rád bych poděkoval vedoucímu bakalářské práce panu prof. Mgr. Pavlu Rajmicovi, Ph.D. za odborné vedení, konzultace, trpělivost a podnětné návrhy k práci.



# Obsah

Úvod	17
<b>1 Digitalizace audia</b>	<b>19</b>
1.1 Kvantizace	20
1.1.1 Bitová hloubka	22
1.1.2 Dithering	23
<b>2 Řídké reprezentace</b>	<b>25</b>
2.1 Základní pojmy a normy	25
2.2 Báze a framy	26
2.3 Řídká reprezentace signálů	27
<b>3 Dekvantizace a declipping</b>	<b>29</b>
3.1 Dekvantizace	29
3.1.1 Základní metody	29
3.1.2 Pokročilé metody dekvantizace	31
3.2 Declipping	33
3.2.1 Využití sociální řídkosti pro declipping	34
3.3 Podobnost declippingu a dekvantizace	36
<b>4 Realizace dekvantizačních metod</b>	<b>39</b>
4.1 Rovnoměrné rozložení vzorků na kvantizační hladiny	39
4.2 Dekvantizace audia za využití sociální řídkosti	41
4.2.1 Úprava algoritmu	41
4.2.2 Zhodnocení kvality dekvantizace signálu	44
<b>Závěr</b>	<b>49</b>
<b>Literatura</b>	<b>51</b>
<b>A Zdrojový kód základní dekvantizace</b>	<b>53</b>
<b>B Zdrojový kód dekvantizace se sociální řídkostí</b>	<b>55</b>



# Seznam obrázků

1.1	Převod spojitého signálu na diskretní . . . . .	19
1.2	Porovnání originálního a kvantizovaného signálu . . . . .	20
1.3	Srovnání mid-thread a mid-riser kvantizace . . . . .	21
1.4	Porovnání různých bitových hloubek pro stejný vstupní diskretní signál	23
2.1	Sociálně řídký audio signál ve spektrogramu . . . . .	28
3.1	Rozhodovací oblasti na kvantizovaném signálu . . . . .	30
3.2	Příklad omezeného signálu s nástinem signálu původního . . . . .	33
3.3	Mid-thread kvantizace sinusoidy . . . . .	37
4.1	Dekvantizace sinusoidy z 8 bitů na 10 bitů . . . . .	40
4.2	Dekvantizace nahrávky houslí z 8 bitů na 9 bitů . . . . .	40
4.3	Přepis algoritmu pro declipping pomocí sociální řídkosti . . . . .	41
4.4	Vývoj SDR, declipping . . . . .	43
4.5	Vývoj SDR, dekvantizace . . . . .	44
4.6	Porovnání původního, kvantizovaného a dekvantizovaného signálu . .	46
4.7	$\Delta$ SDR, při bitových hloubkách 16 a 24 bitů . . . . .	47
4.8	Výsledky subjektivní evaluace . . . . .	48



# Úvod

Při ukládání signálů je hodnota každého vzorku uložena jako binární číslo omezené délky. Tato délka neboli bitová hloubka nám udává dynamické možnosti nahrávky. Z toho důvodu je někdy vhodným za účelem opětovného uložení či dalšího zpracování bitovou hloubku navýšit. Tento proces se nazývá dekvantizace.

Tato práce se bude nejdříve věnovat obecnému úvodu do problematiky digitalizace audia. V této části budou rozebrány způsoby a použití kvantizace, dekvantizace, declippingu a využití řídkých reprezentací signálů. Následně bude navrhnutá úprava algoritmu declippingu pomocí sociální řídkosti pro potřeby dekvantizace a funkčnost algoritmu bude zhodnocena objektivními i subjektivními způsoby.

Využití sociální řídkosti bylo dodnes publikováno jen při řešení problému rekonstrukce signálů poškozených clippingem. Touto prací bych si chtěl zodpovědět otázku zda za pomoci sociální řídkosti lze dosáhnout dobrých výsledků i v případě použití stejného algoritmu při zpracování signálů jež jsou kvantizovány na nízkou bitovou hloubku a je třeba signál rekonstruovat.

Práce se bude také zabývat návrhem a implementací jedné ze základních metod dekvantizace.



# 1 Digitalizace audia

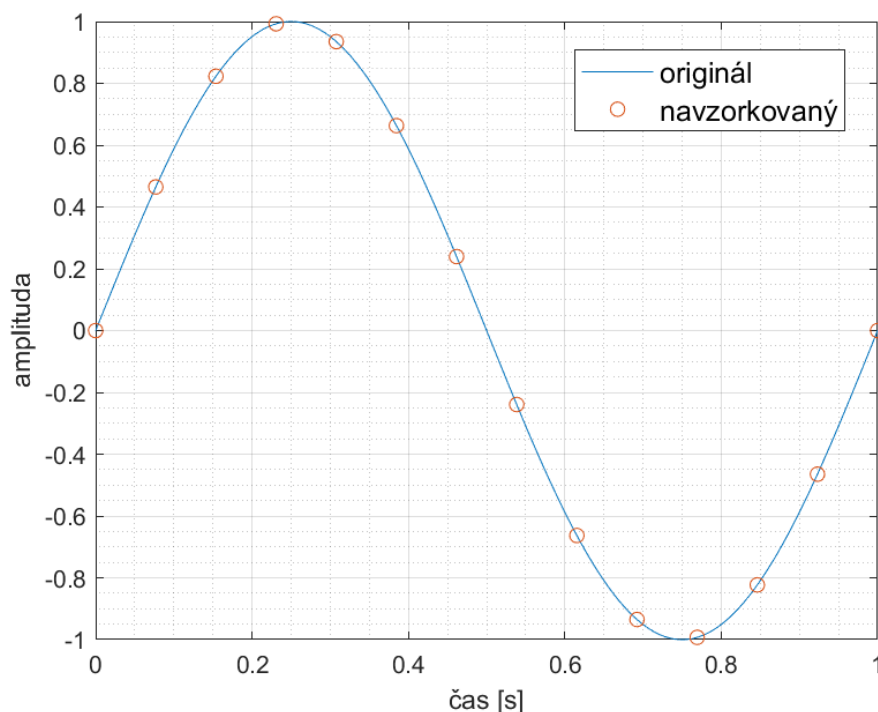
Akustické či elektrické signály lze obecně zařadit mezi analogové signály. Jejich důležitou vlastností je, že jsou definovány ve spojitém čase. To znamená, že i kdyby jsme vzali jen krátký úsek signálu a dále ho přibližovali, tak nikdy nedojdeme k viditelnosti jednotlivých bodů zvukové vlny. Pro uložení takového signálu bychom tedy potřebovali nekonečně velké úložiště a pro potřeby dalšího zpracování je proto vhodné signál digitalizovat. Tato kapitola čerpá převážně z [1].

Prvním krokem je vzorkování, kde se původní signál převede na diskrétní. Nejčastějším způsobem je vzorkování uniformní. Spojitý signál se nahradí jednotlivými rovnoměrně rozloženými vzorky na základě vzorkovacího kmitočtu  $f_s$ . Jeho velikost se určí podle Nyquistova vzorkovacího teorému, který říká

$$f_s \geq 2f_{\max}, \quad (1.1)$$

tedy že vzorkovací frekvence  $f_s$  musí být alespoň dvojnásobná oproti nejvyšší frekvenci vzorkovaného signálu  $f_{\max}$ . Převod signálu je znázorněn na obr. 1.1.

Díky známému rozsahu lidského ucha (obecně 20 Hz až 20 kHz) se pro digitální zpracovávání nejčastěji používají vzorkovací frekvence 44,1 kHz nebo 48 kHz.



Obr. 1.1: Převod spojitého signálu na diskrétní

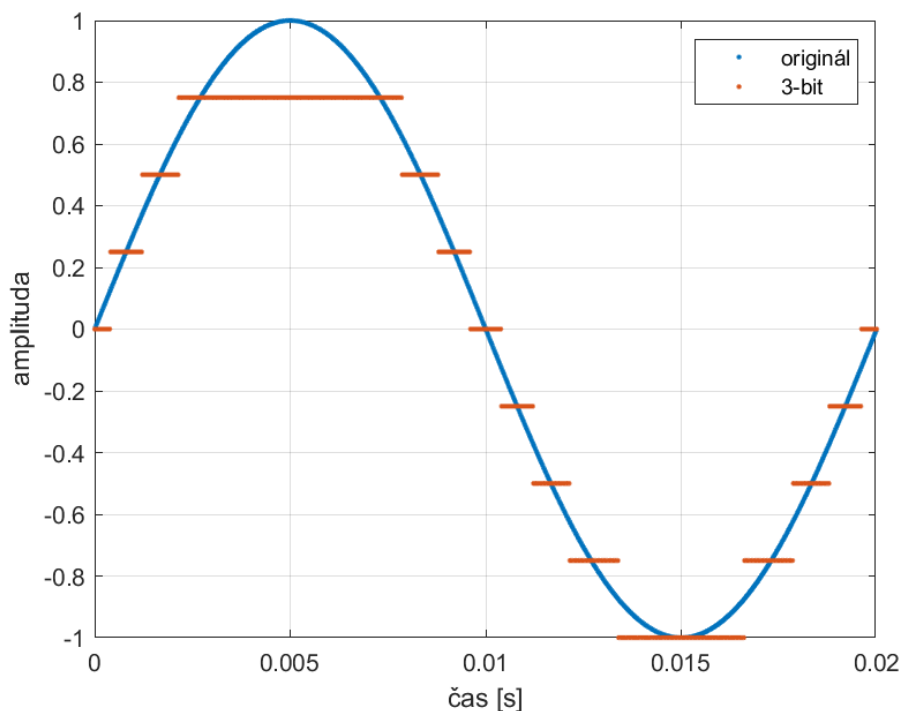
## 1.1 Kvantizace

Po navzorkování signálu nám zůstává problém s velkým počtem hodnot, kterých jednotlivé vzorky nabývají. Abychom tento počet omezili, musíme signál kvantizovat, neboli stanovit určité hodnoty amplitud, kterých můžou vzorky nabývat. Tyto hodnoty se nazývají kvantizační hladiny či kvantizační úrovně a v případě uniformní kvantizace jsou od sebe vzdáleny vždy jeden kvantizační krok  $\Delta$ .

Během procesu kvantizace se všechny amplitudy vzorků signálu přemapují na jejich nejbližší kvantizační úroveň. Tento proces je ztrátový a nelze ho plně zvrátit. Také zde zaznameneáme kvantizační chybu, která je definována jako rozdíl mezi originálním signálem a signálem po kvantizaci. Obecný matematický přepis procesu kvantizace tedy vypadá takto

$$y_n^q = x_n - e_n, \quad (1.2)$$

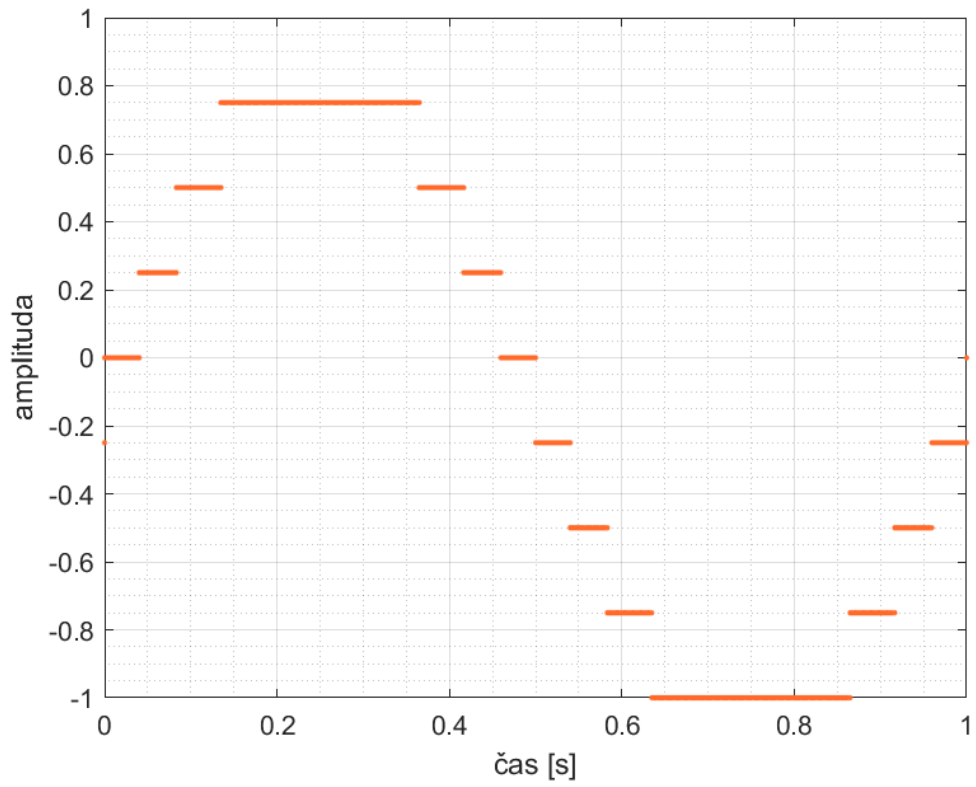
kde  $y^q$  reprezentuje kvantizovaný signál,  $x$  originální signál a  $e$  kvantizační chybu. Na následujícím obr. 1.2 můžeme vidět grafy porovnání signálu originálního a kvantizovaného na bitovou hloubku 3.



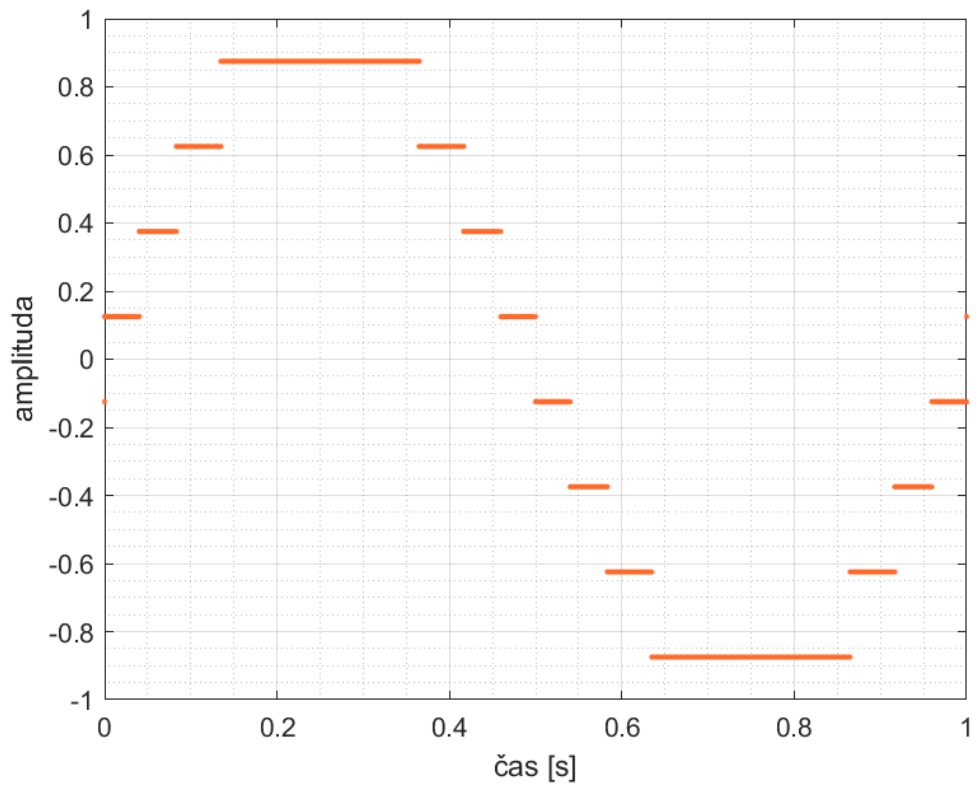
Obr. 1.2: Porovnání originálního a kvantizovaného signálu

Na základě určení polohy kvantizačních úrovní určíme, zda je kvantizace typu mid-riser nebo mid-thread. Oba druhy jsou znázorněny na obr. 1.3.

Mid-riser má kvantizační úrovně rovnoměrně rozloženy kolem nuly a tím je i centrem jeho dynamického rozsahu nula. Bohužel to však znamená, že signál nikdy



(a) mid-thread



(b) mid-riser

Obr. 1.3: Srovnání mid-thread a mid-riser kvantizace

neprochází nulou a tudíž není schopen absolutního ticha. Proto v případě ukládání audio signálů se častěji použije mid-thread. Ačkoliv je u něj energie minimální amplitudy o kvantizační krok vyšší než energie amplitudy maximální, tak je ale oproti mid-riseru jedna z úrovní rovna nule.

Kvantizaci dále můžeme rozdělit do několika tříd, z kterých dvě základní jsou *skalární* a *vektorová*.

## Skalární kvantizace

U skalární kvantizace se každý vzorek kvantizuje zvlášť a mapování amplitudy není příliš ovlivněno předcházejícími vzorky. Právě podle závislosti kódování s předešlými vzorky je tato třída ještě blíže rozlišována na *bezpaměťovou*, například často používaná *PCM (Pulse Code Modulation)*, a *s pamětí*, *DPCM (Differential PCM)*, *DM (Delta Modulation)* nebo *ADPCM (Adaptive DPCM)*.

## Vektorová kvantizace

Na rozdíl od skalární kvantizace tato třída využívá dočasné vztahy mezi sousedními amplitudami a místo kvantizace jednoho vzorku kvantizuje dohromady skupinu několika vzorků. U kódování zvuku je vysoce efektivní pro nízké datové rychlosti, ale snižuje kontrolu nad zkreslením signálu. Proto se používá spíše pro střední kvalitu výsledku s důrazem na nízké datové rychlosti.

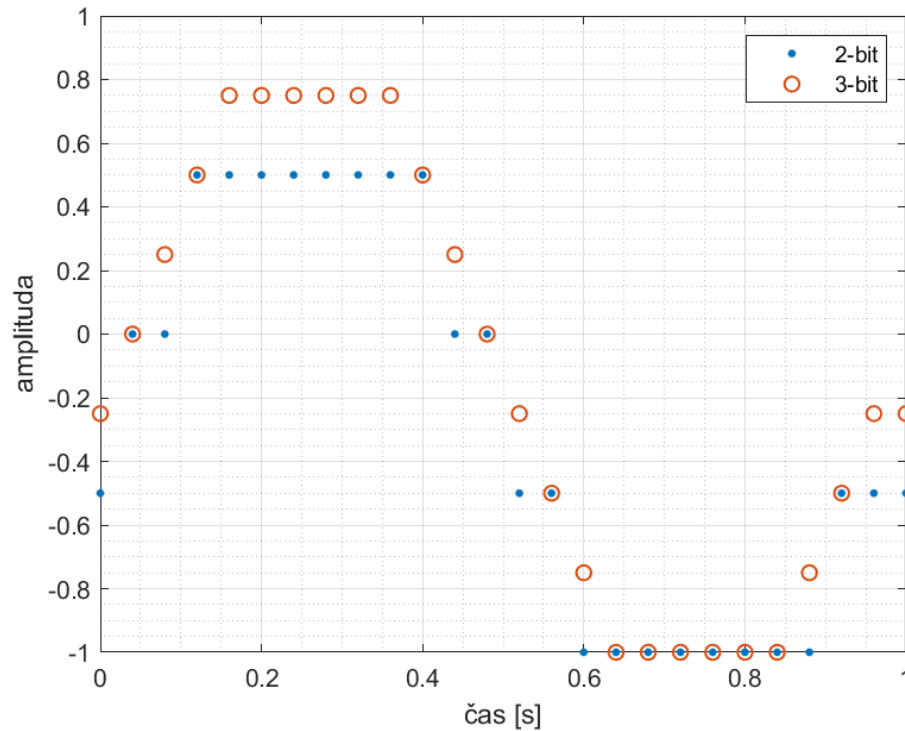
Dalším důležitým rozdělením kvantizace je na uniformní a neuniformní. V tomto případě se dělí podle toho zda je kvantizační krok stejný pro všechny úrovně. V případě neuniformní kvantizace se kvantizační krok mění na základě rozložení vzorků za účelem snížení kvantizační chyby. Častěji se v audio praxi používá uniformní kvantizace, a proto se také budeme v této práci věnovat těmto druhům.

### 1.1.1 Bitová hloubka

Amplituda vzorku signálu je vždy reprezentovaná binárním číslem s pevným počtem číslic. Ten je závislý na dané bitové hloubce zvukového signálu.

Toto rozlišení se se zvyšující bitovou hloubkou exponenciálně zvyšuje. Přidáním jednoho bitu se rozlišení zdvojnásobí, přidáním dvou se zčtyřnásobí a stejným způsobem tak pokračuje. Počet možných hodnot pro amplitudu je tedy vyjádřen jako  $2^n$ , kde  $n$  je bitová hloubka. Z toho lze vidět, že větší bitová hloubka přináší do zvukové nahrávky výraznější dynamické rozdíly. U hloubky 8 bitů můžeme hodnoty amplitud vyjádřit 256 hodnotami, zatímco u hloubky 16 bitů je těchto hodnot od minimální do maximální amplitudy 65 536.

Rozdíl rozlišení můžeme názorně pozorovat na obr. 1.4 s příklady dvou bitových hloubek, 2bitové a 3bitové, ale se stejným počtem vzorků na jednu periodu.



Obr. 1.4: Porovnání různých bitových hloubek pro stejný vstupní diskretní signál

Se zvyšujícím se rozlišením se polohy amplitud více přibližují původnímu signálu, tedy je tak digitalizovaný signál blíže originálu.

Příklady bitových hloubek a jejich využití jsou například uložení audia na CD, kde se použije 16 bitů na vzorek. Dále se používá 24 bitů pro uložení na Blu-ray disku a 32 bitů pro možnosti dalšího zpracování v hudebních softwarech.

Z hlediska dynamického rozsahu odpovídá jeden bit 6 dB, takže například nahrávka uložená na CD má rozsah 96 dB. U Blu-ray disku je rozsah 144 dB a u nahrávek o 32 bitech 192 dB.

### 1.1.2 Dithering

Při kvantizaci signálu s vysokou amplitudou a dostatečnou bitovou hloubkou existuje velmi malá korelace mezi signálem a kvantizační chybou. Tím kvantizační chyba dostává náhodný charakter a je podobná bílému šumu.

Ale v případě signálů s nízkou amplitudou nebo při nízké bitové hloubce se charakter kvantizační chyby mění kvůli zvýšení korelace, z čehož vzniká slyšitelné zkreslení. Ačkoliv by se zdálo, že problém lze vyřešit zvýšením bitové hloubky, tak

je to značně nevýhodné a v porovnání s nízkoamplitudovými signály je chyba stále výrazná.

Řešením je dithering, který je složený z nízkoúrovňových šumů a je přidán k signálu ještě před kvantizací. Přidaný šum oddělí kvantizační šum od signálu a tak jsou efekty šumu náhodné. Dithering tedy výrazně sníží zkreslení, ale během procesu k výslednému signálu přidá šum, který je však pro lidské ucho přijatelnější.

Pro zvukové zpracování se běžně používá jeden z těchto tří ditherů: Gaussův, obdélníkový nebo trojúhelníkový. Nejčastěji používaný je trojúhelníkový, který také snižuje modulaci šumu (slyšitelné změny hlasitosti šumu).

Šum přidáný ditheringem může být dále snížen noise-shapingem, procesem jež filtruje šum ditheru, aby utvaroval spektrální energii kvantizační chyby k snížení frekvencí, na které je lidské ucho nejvíce citlivé.

Dithering by se měl použít, kdykoliv je snižována bitová hloubka, protože bez něj by výsledný zvukový signál zněl lehce zkresleně. To je nejčastěji použito při převodu hotových nahrávek v 32 nebo 24 bitech na CD, kde je signál uložen v 16bitové hloubce.

## 2 Řídké reprezentace

Široká škála řešení inverzních problémů (declipping, dekvantizace) používaná při zpracování audio signálů dnes funguje na tzv. řídkosti spektra těchto signálů. Při řešení této práce budeme pracovat se sociální řídkostí. Nejprve ale v této kapitole rozeberu základní termíny použité pro řídkou reprezentaci signálů [2, 3], a poté konkrétní druhy a možnosti jejich využití [4, 5].

### 2.1 Základní pojmy a normy

V oblasti řídké reprezentace je několik specifických značení, které je nutno na počátku stanovit. Kardinalitu, neboli počet prvků množiny, budeme označovat shodně jako absolutní hodnotu. Nosičem množiny budeme chápat množinu indexů nenulových hodnot daného vektoru a bude značena  $\text{supp}(\mathbf{x})$ .

Podle těchto ustanovení bude pro  $\mathbf{x} = [0, 5, 0, 0, 0, 9, 1, 0, 3, 1, 0, 0, 4, 0]$  platit, že  $\text{supp}(\mathbf{x}) = \{2, 6, 7, 9, 10, 13\}$  a  $|\text{supp}(\mathbf{x})| = 6$ .

Normou vektoru se myslí číslo, které vyjadřuje jeho „velikost“. Pro vektor  $\mathbf{x}$  je  $l_p$ -norma definována takto:

$$\begin{aligned}\|\mathbf{x}\|_p &:= \left( \sum_{i=1}^N |x_i|^p \right)^{1/p} && \text{pro } 1 \leq p < \infty, \\ \|\mathbf{x}\|_p &:= \sum_{i=1}^N |x_i|^p && \text{pro } 0 < p < 1, \\ \|\mathbf{x}\|_\infty &:= \max_i |x_i|, \\ \|\mathbf{x}\|_0 &:= |\text{supp}(\mathbf{x})|.\end{aligned}\tag{2.1}$$

Z těchto definic můžeme určit, že  $l_1$ -norma bude představovat součet absolutních hodnot vektoru nebo že  $l_0$ -norma je jen nahrazujícím výrazem pro již zmíněné  $|\text{supp}(\mathbf{x})|$ . Důležité je zmínit, že striktně jsou normy definované jen pro  $1 \leq p < \infty$ , ale za účelem zjednodušení budeme označení  $l_p$ -norma používat i pro hodnoty mimo tyto hranice.

Pro vyjádření řídkosti vektoru využijeme výraz, že je vektor  $k$ -řídký. Takto ho můžeme nazvat, pokud platí  $\|\mathbf{x}\|_0 \leq k$ . Tedy vektor musí mít maximálně  $k$  nenulových hodnot, aby mohl být  $k$ -řídký. Při práci s vektory v praxi však nemusí mít vektor nutně jisté hodnoty nulové, ale stačí hodnoty tak malé, že je můžeme zanedbat.

## 2.2 Báze a framy

### Vektorový prostor

Jako vektorový prostor (VP) bereme algebraickou strukturu, jež splňuje známé axiomy. Prvky VP jsou vektory a dimenze VP je konečné číslo  $n$ . Systém generátorů VP je množina vektorů  $\mathbf{E}$  a každý vektor  $\mathbf{x}$  je lineární kombinací těchto generátorů. V případě, že je generátorů více než  $n$ , pak je systém nedourčený a vektor  $\mathbf{x}$  můžeme zapsat jako vzájemně různé lineární kombinace. Díky tomu může mít stejný vektor více reprezentací. Vektor  $\mathbf{x}$  lze zapsat jako

$$\mathbf{x} = c_1 \mathbf{e}_1 + c_2 \mathbf{e}_2 + \dots + c_m \mathbf{e}_m = \mathbf{E}\mathbf{c}, \quad (2.2)$$

kde  $c_i$  jsou souřadnice  $\mathbf{x}$  v  $\mathbf{E}$  [3].

### Báze vektorového prostoru

Bází je množina maximálního počtu lineárně nezávislých vektorů daného prostoru. Libovolný vektor v daném VP lze vytvořit lineární kombinací těchto vektorů. Každý vektor v prostoru je tedy pomocí báze dán vektorem souřadnic  $\mathbf{c}$ .

Nejčastěji se pracuje s bázemi *ortogonálními* a *ortonormálními*. Ortogonální báze je definována, když pro dva libovolné vektory z báze  $\mathbf{B} = \{\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_n\}$  platí toto:

$$\langle \mathbf{b}_i, \mathbf{b}_j \rangle = 0 \quad \text{pro } i \neq j, \quad \langle \mathbf{b}_i, \mathbf{b}_i \rangle \neq 0. \quad (2.3)$$

Lomené závorky znamenají skalární součin vektorů mezi nimi a dle tohoto ustanovení jsou všechny dvojice bazových vektorů na sebe kolmé. K tomu navíc v ortonormální bázi platí pro všechny prvky  $\|\mathbf{b}_i\| = 1$ .

### Framy

Framy jsou vytvořeny, pokud je generátorů VP více než je rozměr dimenze VP a jeho vektory jsou tedy lineárně závislé, narozdíl od bází, kterých počet je roven dimenzi VP a tvoří lineárně závislé vektory. Tato nadbytečnost vyjádření může být pro reprezentaci signálu výhodou. Framy jsou oproti bázím méně omezené, a proto se používají pro jejich flexibilitu. Mají však i nevýhody a to riziko numerické nestability a náročnější metody výpočtů. Množina vektorů  $\{\phi_k\}$  tvoří ve VP frame pouze za existence konstant  $0 < A \leq B < \infty$  a poté platí

$$A\|\mathbf{x}\|^2 \leq \sum_{k \in \mathbb{I}} |\langle \mathbf{x}, \phi_k \rangle|^2 \leq B\|\mathbf{x}\|^2, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{V}, \quad (2.4)$$

kde  $\mathbb{V}$  je označení vektorového prostoru.

Prvky framu se nazývají atomy, a konstanty  $A$  a  $B$  mezemi framu. Ideální dolní mez je pak definována jako supremum ze všech dolních mezí a ideální horní mez jako infimum ze všech horních mezí.

## 2.3 Řídká reprezentace signálů

Audio signály, jako je hudba či lidská řeč, jsou přirozeně řídké buď v čase nebo frekvenci. V čase (horizontální osa) se tato řídkost projevuje přechodovými jevy signálu, zatímco v oblasti frekvence (vertikální osa) pozorujeme řídkost v podobě harmonických složek signálu.

Pomocí Fourierovy transformace lze signál vyjádřit jako součin transformační matice  $\mathbf{D}$ , která je tvořena jednotlivými harmonickými složkami, a vektoru koeficientů  $\mathbf{z}$ . Rozlišujeme dva modely transformace, *syntezující* a *analyzující*.

Za použití syntezujícího modelu platí pro signál  $\mathbf{x}$ , že

$$\mathbf{x} = \mathbf{D}\mathbf{z}, \quad (2.5)$$

kde  $\mathbf{D}$  funguje jako tzv. *slovník* a  $\mathbf{z}$  jako řídký vektor koeficientů dané transformace. Výsledný signál tak vzniká syntézou jednotlivých harmonických složek nacházejících se ve slovníku.

Za použití analyzujícího modelu vznikne řídký vektor koeficientů  $\mathbf{z}$  aplikováním analyzujícího operátoru  $\mathbf{A}$  a platí

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{z}. \quad (2.6)$$

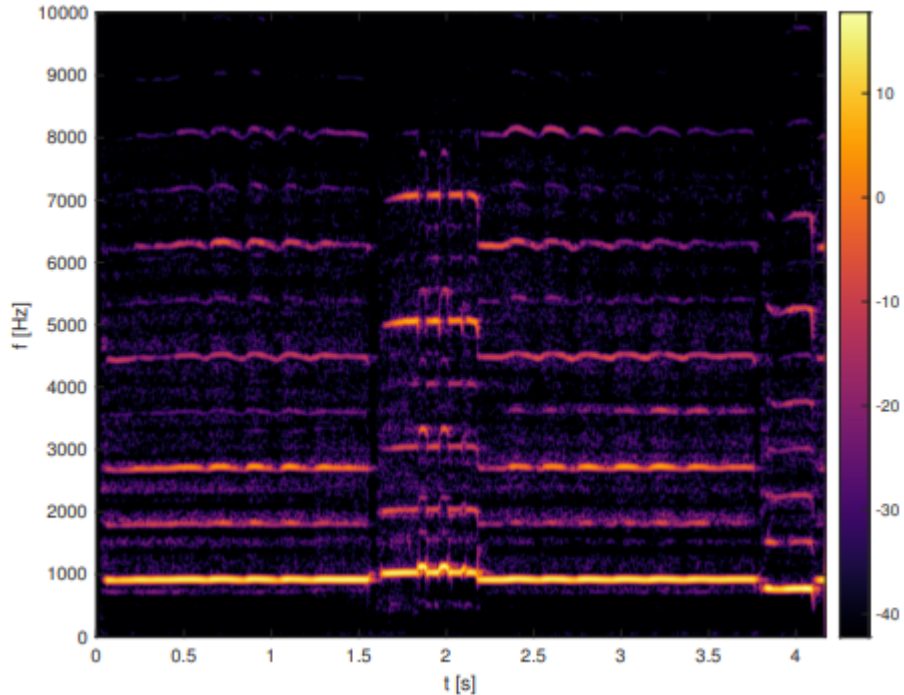
Koeficienty se při hledání řídkého řešení často vyskytují ve skupinách. Zde se uvažuje, že pokud některý koeficient je nenulový, tak je velká pravděpodobnost, že jiný koeficient bude také nenulový. Ukázku řídkého výskytu koeficientů můžeme pozorovat na spektrogramu na obr. 2.1 Během hledání řídkého řešení tedy nezkoumáme jednotlivé koeficienty, ale rovnou celé skupiny koeficientů, které mají mezi sebou specifické vazby.

Jedná se o strukturovanou řídkost, která se dále dělí podle vzájemných vztahů mezi skupinami a koeficienty na pět druhů.

*Simultánní řídkost*, kde dopředu víme o tom, že několik pozorovaných signálů má shodnou strukturu řídkosti. *Elitářskou řídkost*, kde jsou všechny skupiny stejně důležité, ale v rámci každé skupiny je vyžadován pouze malý počet významných koeficientů. *Hierarchickou řídkost*, kde existují vztahy mezi jednotlivými skupinami. *A skupinová řídkost*, kde jsou významné jen skupiny s největší energií.

Poslední z druhů je *sociální řídkost*, která nastává, pokud jeden z koeficientů spadá do více skupin koeficientů. Tím se mohou jednotlivé skupiny vzájemně překrývat a vzniká zde jistý systém sousedství mezi skupinami koeficientů. Využití sociální řídkosti pro declipping je podrobněji zpracováno v části 3.2.1.

Na obr. 2.1 pozorujeme sociálně řídký audio signál, kde jde jasně vidět fundament a od něj odvozené vyšší harmonické, jež jsou celočíselným násobkem jeho frekvence.



Obr. 2.1: Sociálně řídký audio signál ve spektrogramu

Většinu signálů lze považovat za stacionární pouze ve velmi krátkých časových úsecích, takže má smysl tonální skupiny koeficientů vytvářet jen velmi krátké (cca 30 ms).

### Hledání řídkého řešení

Nalézt přesně řídké řešení optimalizační úlohy není vždy možné. Z toho důvodu se v praxi používají aproximační metody rozdělitelné do tří kategorií [3].

První kategorií jsou *hladové algoritmy*. Při jejich použití je v každé iteraci nalezen nejvýznamější atom, který už poté nemůže být zbaven podílu na konečném výsledku. Jejich nevýhodou je možnost nenalezení globálního optima. Do této kategorie spadají algoritmy *MP (Matching Pursuit)* a *OMP (Orthogonal MP)*.

Druhou kategorií jsou *relaxační algoritmy*, které jsou založeny na  $l_1$ -relaxaci. Na jejich řešení se využívají proximální algoritmy. Optimalizace je založena na iterativní minimalizaci, během čehož jsme obeznáni s podmínkami, za kterých algoritmus konverguje. Nevýhodou je nízká rychlost výpočtu v porovnání s jinými algoritmy. Výhodou je jejich flexibilita.

Poslední kategorií jsou *hybridní algoritmy*. Ty jsou definovány tím, že využívají přednosti předešlých kategorií a spadají mezi ně například algoritmy založené na prahování.

## 3 Dekvantizace a declipping

### 3.1 Dekvantizace

Pokud potřebujeme získat z kvantizovaného signálu originální signál, tak nám k tomu poslouží proces jménem dekvantizace. Stejně jako postupnou kvantizací můžeme snižovat bitovou hloubku audiosignálu, tak lze dekvantizaci použít v případech, kdy je naším cílem bitovou hloubku naopak navýšit. Jak již však bylo zmíněno v 1.1, proces kvantizace je nevratný. Kvůli tomu dekvantizace pomáhá rekonstruovat signál, aby byl co nejbližší původnímu signálu, ale není možné získat přesný originál před kvantizací.

Ačkoliv například u bitové hloubky 16 máme dynamický rozsah dostatečně velký, tak je i zde někdy vhodné bitovou hloubku dále navýšit. To je třeba v případech, že je signál ještě třeba dále zpracovávat, ale také i v případech, kdy byl signál zaznamenán s nízkým dynamickým rozsahem a není využit plný rozsah, který nám daná bitová hloubka nabízí.

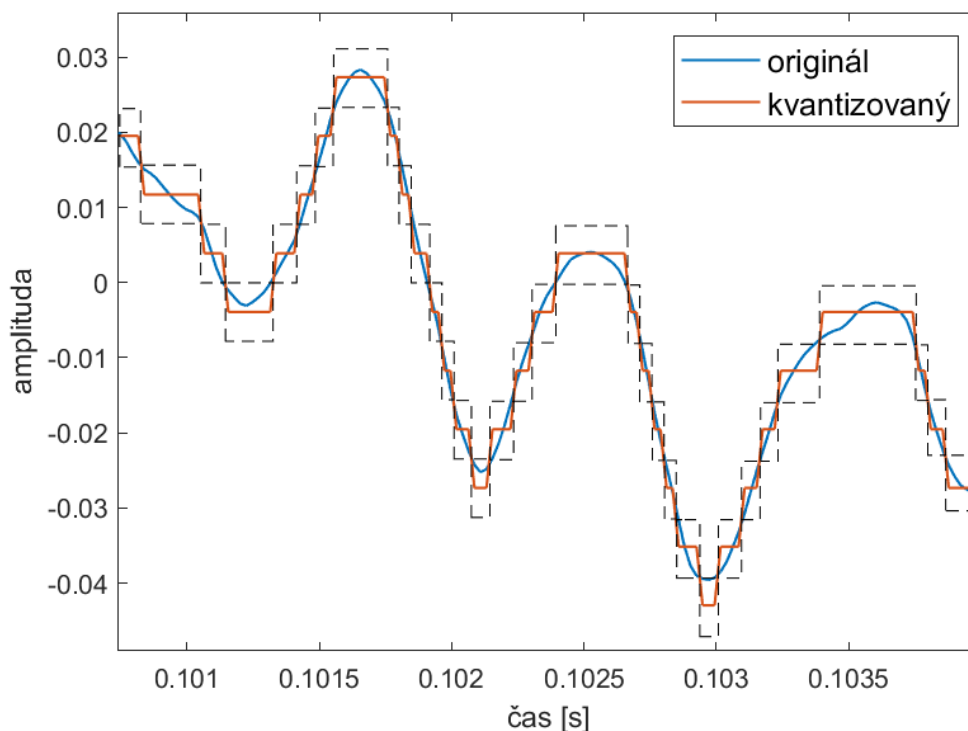
Pokud pracujeme s výsledkem uniformní kvantizace, kvantizační krok mezi jednotlivými vzorky je vždy stejný. Od tohoto faktu můžeme odvozovat, že chybějící kvantizační hladina při zvýšení bitové hloubky o 1 se bude nacházet přesně v polovině mezi původními kvantizačními hladinami. Dále při rekonstrukci signálu tedy můžeme stanovit, že originální vzorek se nachází nejdále půl kvantizačního kroku od vzorku kvantizovaného, neboli

$$|x_n - (y^q)_n| \leq \frac{\Delta}{2}, \quad (3.1)$$

kde  $x$  reprezentuje originální signál,  $y^q$  kvantizovaný signál a  $\Delta$  velikost kvantizačního kroku [6]. Oblast vytyčenou tímto vztahem nazýváme rozhodovací oblastí a v jejím rozsahu se nacházejí všechna možná řešení pro dekvantizaci daného vzorku. Tyto oblasti jsou znázorněny čárkovanými oblastmi na obr. 3.1 společně s originálním a kvantizovaným signálem.

#### 3.1.1 Základní metody

V dnešní době je již téma dekvantizace rozebíráno z několika pohledů, přinášejících mnoho způsobů, jak odhadnout polohu chybějícího vzorku. Avšak pro pochopení základního pracování se vzorky a bitovou hloubkou audiosignálu jsou tyto metody příliš pokročilé a komplexní. Ty nejjednodušší základní metody nám naopak poskytují jasný náhled k tomu, co přesně dekvantizace představuje a jak probíhá práce



Obr. 3.1: Rozhodovací oblasti na kvantizovaném signálu

s jednotlivými vzorky a jejich hodnotami. Většina z těchto metod nezahrnuje velkou práci se sousedními vzorky a soustředí se vždy na konkrétní vzorek bez širšího pohledu na celý signál.

Úplně nejjednodušším základním způsobem navýšení bitové hloubky je prodloužení bitového slova tím, že se jako hodnota každého přidaného bitu nastaví pouze na 0, viz tab. 3.1, kde je předvedena dekvantizace ze 4 bitů na 8 bitů. První polovina tabulky představuje původní bity a druhá nové bity s nulovou hodnotou. Bitová hloubka se tím navýší na základě přidaných nul k bitovému slovu. Při prohlédnutí jednotlivých vzorků dekvantizovaného signálu lze však vidět, že je každý vzorek na shodné pozici jako před dekvantizací. Navzdory tomuto pozorování byla bitová hloubka přesto navýšena.

1	0	0	1	0	0	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---

Tab. 3.1: Přidání 0 do všech přidaných bitů

I když to nebylo přímo řečeno, tak jedna z těchto metod již byla zmíněna v kapitole 1.1.2. Dithering se používá při kvantizaci, ale jeho princip je také zvláštním případem dekvantizace. Zde se při navyšování hloubky do každého přidaného bitu vzorku přiřadí náhodně 0 nebo 1, viz tab. 3.2. Každý dekvantizovaný vzorek se po tomto procesu nachází na náhodné pozici v rozsahu rozhodovací oblasti.

1	0	0	1	0	1	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Tab. 3.2: Přidání bitů při ditheringu

Jako třetí metodu máme rovnoměrné rozložení vzorků. Při přidání nového bitu do bitového slova mu přiřadíme 0 nebo 1 tak aby byly dekvantizované vzorky rovnoměrně rozloženy na nové i staré kvantizační úrovně. Implementace tohoto způsobu dekvantizace s bráním ohledu na sousední vzorky je blíže popsána za teoretickým úvodem v kapitole 4.1.

### 3.1.2 Pokročilé metody dekvantizace

#### Bayesovská dekvantizace

J. Kinnunen a P. Alku [7] představili metodu dekvantizace audia s využitím bayesovského přístupu. Tato metoda umožňuje odhadnout a odstranit kvantizační šum z audiosignálu a dosáhnout tak větší kvality signálu. Navrhovaná metoda modeluje kvantizační šum jako bílý gaussovský šum a signál jako součet sinusových komponent s neznámými amplitudami, frekvencemi a fázemi. Bayesovský přístup umožňuje odhadovat neznámé parametry signálu a kvantizačního šumu s využitím znalostí o těchto parametrech. Metoda poskytuje také způsob, jak odhadnout kvalitu dekvantizovaného signálu na základě odhadnutých distribucí parametrů.

V experimentální části autoři porovnávali navrhovanou metodu s dalšími současnými metodami dekvantizace a ukázali, že jejich metoda dosahuje lepšího výsledku z hlediska poměru signál/šum a subjektivního vnímání kvality signálu. Celkově lze tedy říci, že navrhovaná bayesovská metoda dekvantizace audia představuje efektivní a účinný přístup ke snížení kvantizačního šumu a zlepšení kvality audiosignálu [7].

#### Dekvantizace pomocí spektrální analýzy

V roce 2003 se H. Liao s M. Smithem zabývali metodou využívající spektrální analýzu [8]. Navrhli algoritmus, který odhaduje spektrální obsah signálu a následně redukuje šum v oblastech, kde je na něj signál nejcitlivější.

Tento algoritmus lze rozložit na několik kroků. Nejprve zvukový signál rozdělí na časové rámce, které se překrývají. Poté se provede Fourierova transformace každého rámce a získá se jeho spektrální obsah. Spektrum se dále rozdělí na kvantizační a ne-logaritmickou oblast. Pro každou oblast se stanoví práh kvantizačního šumu pomocí statistického modelu. Následně se provede kvantizační šumová redukce v oblastech, kde je šum nad daným prahem. Výsledný signál se získá zpětnou Fourierovou transformací a následným překrytím časových rámců.

Výše popsaný algoritmus autoři otestovali na různých typech zvukových dat a porovnali je s jinými metodami dekvantizace. Experimentální výsledky ukázaly, že navrhaná metoda dosahuje výrazně lepších výsledků než ostatní metody, ale pouze v oblastech s vysokým kvantizačním šumem [8].

## Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Článek *Maximum Likelihood Estimation Based Audio Dequantization* [9] navrhuje metodu dekvantizace, která používá odhad maximální pravděpodobnosti k odhadu původního audio signálu z jeho kvantizované verze. Navržená metoda stejně jako Bayesovská dekvantizace modeluje kvantizační šum jako aditivní bílý gaussovský šum a audio signál jako součet sinusových složek s neznámými amplitudami, frekvencemi a fázemi. Přístup MLE odhaduje parametry sinusových složek a kvantizačního šumu maximalizací pravděpodobnostní funkce pozorovaných kvantizovaných vzorků.

Navržená metoda také zahrnuje nelineární filtraci ke snížení účinku kvantizačního šumu na odhadnutý signál. Nelineární filtr aplikuje prahovou funkci na odhadnutý signál pro potlačení složek kvantizačního šumu.

Experimentální výsledky ukázaly, že navržená metoda překonávala několik dalších v té době nejmodernějších metod dekvantizace z hlediska poměru signál/šum a subjektivní kvality zvuku. Nutné je však podotknout, že tato metoda se zaměřovala pouze na zpracování nahrávek řeči a nelze její výsledky srovnat s jinými metodami, které řeší dekvantizaci audia obecně. Navržená metoda také umožňuje odhad kvality dekvantizovaného signálu výpočtem Cramér-Raových dolních mezí odhadnutých parametrů.

Autoři navrhují, že navrženou metodu lze dále zlepšit zahrnutím apriorní informace o audio signálu, jako je jeho statistické rozložení nebo jeho řídkost v některé transformační doméně, do procesu odhadu. Přístup MLE lze také rozšířit tak, aby zvládal nelineární šumové modely nebo odhadoval složitější modely signálu [9].

## Wavelet-based dekvantizace

Další pokročilá metoda je od tria Kim, Kim a Lee. Ti ve svém článku navrhují dekvantizační metodu založenou na waveletové transformaci pro nízkokapacitní kódování řeči. Navrhovaná metoda využívá waveletové transformace k zachycení spektrálních charakteristik původního signálu řeči a k odhadu jeho vysokofrekvenčních pásem, které jsou ztraceny během kvantizace.

Navržená dekvantizační metoda se skládá ze dvou hlavních kroků, inverzní kvantizace a inverzní waveletové transformace. V kroku inverzní kvantizace se nejprve odhadne kvantizační šum na základě statistických vlastností kvantizační chyby. Poté

se přidá odhadnutý šum ke kvantizovanému signálu. Tím se získá odhad původního signálu.

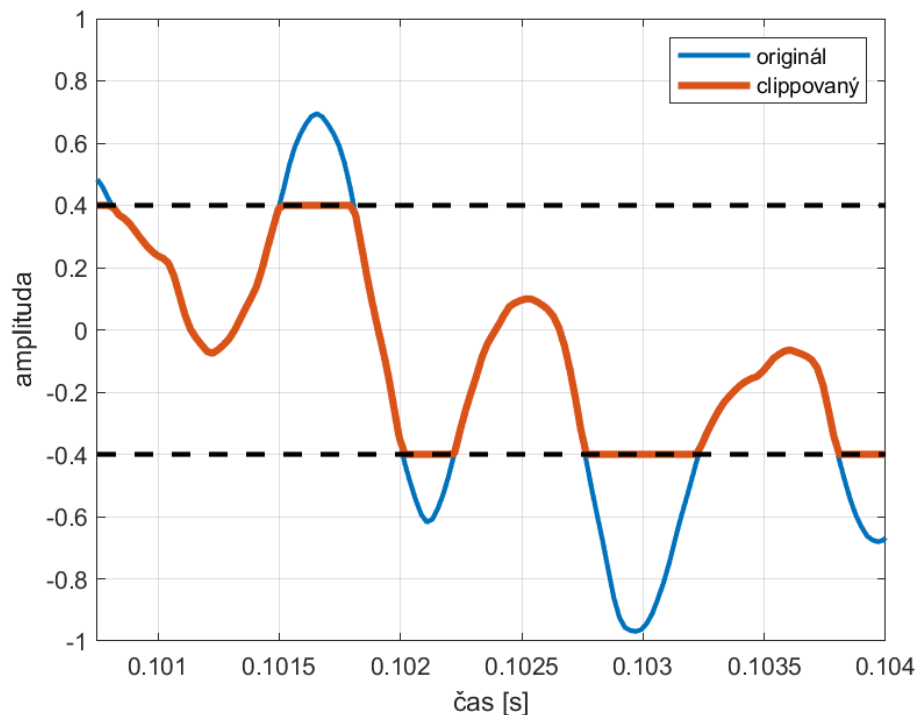
V kroku inverzní waveletové transformace autoři použijí odhadnutý signál k rekonstrukci vysokofrekvenčních pásem původního signálu pomocí waveletové interpolace. Nakonec kombinují odhadnuté vysokofrekvenční pásma s nízkofrekvenčními pásmy, která jsou zachována během kvantizace, aby získali dekvantizovaný signál.

Experimentální výsledky ukazují, že navržená metoda překonává několik dalších metod dekvantizace řeči v oblasti objektivních i subjektivních měření kvality řeči. Navrhovaná metoda také umožňuje způsob řízení kompromisu mezi bitovou rychlostí a kvalitou řeči úpravou počtu koeficientů použitých pro interpolaci.

Celkově navrhovaná metoda poskytuje účinné řešení pro dekvantizaci signálů řeči při nízkých bitových rychlostech a může být užitečná v různých aplikacích, jako je komunikace řeči a rozpoznávání hlasu [10].

## 3.2 Declipping

Stejně jako je dekvantizace opačným procesem kvantizace s cílem zvrátit její účinky, tak declipping je proces zaměřující se na zvrácení efektu clippingu.



Obr. 3.2: Příklad omezeného signálu s nástinem signálu původního

Clipping je zkreslení signálu, které nastane, když má signál větší dynamický rozsah než je použitý systém schopný zpracovat. Jako příklad lze uvést jeden z nej-

častějších původů clippingu, v zesilovači. Zde má zesilovač dodat větší zesílení než mu jeho napájení umožní a dostane se do stavu saturace. Jako výsledek clippingu amplituda dosahuje určité maximální a minimální úrovně,  $\theta_c$  a  $-\theta_c$ . Všechny části křivky, které jsou nad horní úrovní jsou sraženy na  $\theta_c$  a pod dolní úrovní jsou sraženy na  $-\theta_c$ . To můžeme dobře pozorovat na obr. 3.2, kde je vyznačen původní signál, omezený signál a úrovně  $\theta_c$  a  $-\theta_c$ .

Ačkoliv se clipping v signálu často projeví ve formě nepříjemného zkreslení, tak není vždy nežádoucí. Jedno z nejčastějších cílených použití clippingu jsou efekty pro elektrické kytary, které se postupně vyvinuly jako samostatný modul pro napodobení zkreslení signálu přebuzením zesilovačů.

V průběhu declippingu si nejdříve rozdělíme signál na tři oddělené části nazvané  $R$ ,  $H$  a  $L$ . Ty reprezentují vzorky signálu neovlivněny clippingem ( $R$ , z anglického reliable = spolehlivé), vzorky clippované na maximální úroveň  $\theta_c$  ( $H$ , z anglického high = vysoké) a vzorky clippované na minimální úroveň  $-\theta_c$  ( $L$ , z anglického low = nízké). Pro vybrání pouze určité skupiny vzorků jsou určeny ještě tři operátory  $M_R$ ,  $M_H$  a  $M_L$ , nazývané masky. Každá maska má stejnou délku jako signál a na každé pozici má buď hodnotu 1 nebo 0 na základě toho, zda vzorek patří do dané množiny.

Při rekonstrukci poškozeného signálu je cílem získat z clippovaného signálu  $y^c$  rekonstruovaný signál  $y$ , který je co nejbližší původní křivce  $x$ . Podle této definice můžeme určit množinu možných řešení takto:

$$\{M_R y_n = M_R (y^c)_n, M_H y_n \geq \theta_c, M_L y_n \leq -\theta_c\} \quad (3.2)$$

Tato množina tedy říká, že u rekonstruovaného signálu se vzorky předtím neovlivněné clippingem ponechávají beze změny, ale u vzorků zasáhnutých clippingem se očekává, že se jejich rekonstruovaná hodnota bude nacházet přímo na nebo nad úrovní  $\theta_c$ , resp. pod úrovní  $-\theta_c$  [11].

### 3.2.1 Využití sociální řídkosti pro declipping

V řešení declippingu již vzniklo mnoho metod jak rekonstruovat clippovaný signál a v několika případech toho bylo dosaženo za zkoumání strukturované řídkosti.<sup>1</sup> Tyto metody však měly jednu hlavní nevýhodu a to velkou výpočetní zátěž. Proto v článku [12] je navržena metoda, která se této nevýhodě vyhýbá, declipping s využitím sociální řídkosti.

<sup>1</sup>Příklady těchto technik: *Perceptually-informed compressed sensing* [14], *Group-Lasso* [15], *Laten-Group-Lasso* [16].

V této publikaci autoři vytvořili algoritmus navržený na řešení optimalizačního problému

$$\min_{\mathbf{z}} \left\{ \frac{1}{2} \|M_{\mathbf{R}}D\mathbf{z} - M_{\mathbf{R}}\mathbf{y}\|_2^2 + \frac{1}{2} \|h(M_{\mathbf{H}}D\mathbf{z} - M_{\mathbf{H}}\theta_c\mathbf{1})\|_2^2 + \frac{1}{2} \|h(-M_{\mathbf{L}}D\mathbf{z} - M_{\mathbf{L}}\theta_c\mathbf{1})\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{z}\|_1 \right\}, \quad (3.3)$$

kde  $\mathbf{1}$  představuje vektor jedniček shodné délky se signálem [13]. Systém je založen na syntežujícím modelu.

Prvek  $h$  zde reprezentuje tzv. *hinge* funkci, která penalizuje odchylku clippovaných vzorků od množin clippovaných částí. Je definována takto:

$$h(x) = \begin{cases} x & \text{pro } x < 0, \\ 0 & \text{pro } x \geq 0. \end{cases} \quad (3.4)$$

$D$  představuje použitý slovník (viz 2.5) v algoritmu, jako který autoři vybrali Gaborův frame založený na Hannově okně a  $\mathbf{z}$  je vektor koeficientů pro syntežující model [12].

V článku chtěli autoři předejít volbě malého  $\lambda$ , což by způsobilo pomalou konvergenci použitého algoritmu ISTA (zkratka z anglického *Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithm*). Toho dosáhli postupem „warm start“, kde se začne s relativně velkým  $\lambda$ , ale každé  $K$ -té opakování ho snížíme. V jejich případě použili  $K = 500$  a 10 logaritmičticky rozložených hodnot  $\lambda$  od  $10^{-1}$  do  $10^{-4}$ .

Také navrhli a otestovali několik *shrinkage* operátorů  $\mathbb{S}$ , které v samotném algoritmu souvisí s normou  $\|\mathbf{z}\|_1$ . Byli navrženy čtyři operátory, *LASSO* (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*), *WGL* (*Windowed Group LASSO*), *EW* (*Empirical Wiener*) a *PEW* (*Persistent EW*). Jejich definice vypadají takto:

$$\text{LASSO:} \quad \mathbb{S}_{\lambda}^{\text{L}}(z_{tf}) = z_{tf} \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{|z_{ft}|}\right)^+ \quad (3.5a)$$

$$\text{WGL:} \quad \mathbb{S}_{\lambda}^{\text{WGL}}(z_{tf}) = z_{tf} \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{\|\mathcal{N}(z_{ft})\|_2}\right)^+ \quad (3.5b)$$

$$\text{EW:} \quad \mathbb{S}_{\lambda}^{\text{EW}}(z_{tf}) = z_{tf} \cdot \left(1 - \frac{\lambda^2}{|z_{ft}|^2}\right)^+ \quad (3.5c)$$

$$\text{PEW:} \quad \mathbb{S}_{\lambda}^{\text{PEW}}(z_{tf}) = z_{tf} \cdot \left(1 - \frac{\lambda^2}{\|\mathcal{N}(z_{ft})\|_2^2}\right)^+, \quad (3.5d)$$

kde  $(x)^+ = \max(x, 0)$  a  $\mathcal{N}(z_{ft})$  označuje vektor sestrojený z koeficientů v sousedství časově frekvenční pozice  $ft$ .

Z předešlých rovnic vidíme určitou vzájemnou podobnost mezi operátory. U LASSO a EW závisí výsledná hodnota na samotné hodnotě  $z_{ft}$ , ale u WGL a PEW navíc

hodnota závisí na energii uchované v celém sousedství. Díky tomu se WGL a PEW také nazývají rozšířeným názvem *social shrinkage* operátory.

Vhodná volba velikosti a tvaru sousedství závisí na vlastnostech signálu a úrovni jeho poškození. Volí se velikosti, které se rozkládají kolem daného koeficientu. Sousedství s velikostí 5 by tak například zahrnovalo hlavní koeficient  $z_{ft}$  a poté dva přecházející a dva následující koeficienty. Pokud bychom určili velikost sousedství pouze jeden koeficient, tak by měla použití operátorů WGL a PEW stejný efekt jako LASSO a EW.

### 3.3 Podobnost declippingu a dekvantizace

Pro vyjádření množiny možných řešení u rekonstrukce signálů budeme používat řecké písmeno  $\Gamma$ . Tato množina má určitou podobu pro dekvantizaci a jinou podobu pro declipping. V případě práce s digitálními signály je ale možné určit jistou podobnost mezi těmito operacemi a  $\Gamma$  jde zobecnit do podoby odpovídající oběma operacím.

Nejdříve je třeba porovnat konkrétní množiny  $\Gamma_{\text{deq}}$  a  $\Gamma_{\text{dec}}$ :

$$\Gamma_{\text{deq}} = \left\{ \mathbf{y} \mid \|\mathbf{y} - (\mathbf{y}^q)\|_{\infty} \leq \frac{\Delta}{2} \right\} \quad (3.6a)$$

$$\Gamma_{\text{dec}} = \{ \mathbf{y} \mid M_{\mathbf{R}}\mathbf{y} = M_{\mathbf{R}}\mathbf{y}^c, M_{\mathbf{H}}\mathbf{y} \geq \theta_c, M_{\mathbf{L}}\mathbf{y} \leq -\theta_c \} \quad (3.6b)$$

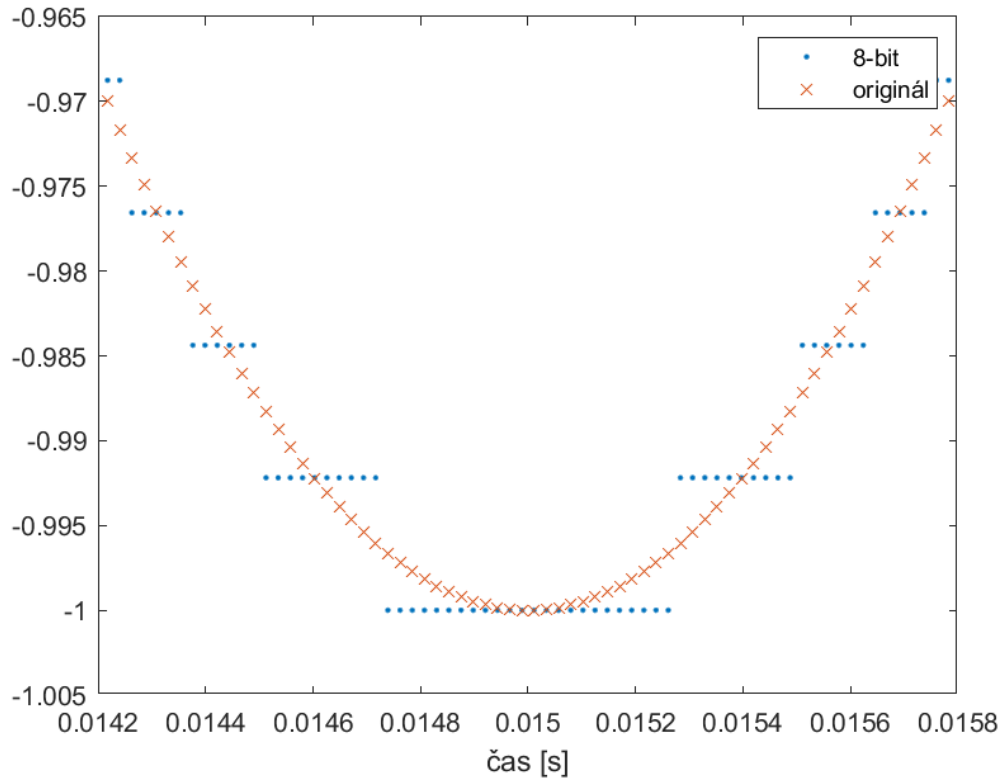
Nyní určíme zobecněné  $\Gamma$  pro oba procesy:

$$\Gamma = \{ \mathbf{y} \mid \mathbf{l} \leq \mathbf{y} \leq \mathbf{u} \}, \quad (3.7)$$

kde  $\mathbf{l}$  a  $\mathbf{u}$  představují dolní a horní hranici intervalu řešení a pro  $n$ -tý vzorek hranice tvoří  $l_n$  a  $u_n$ . Pro dekvantizaci tyto hranice vymezují rozhodovací oblast každého vzorku. U declippingu jsou hodnoty  $l_n$  a  $u_n$  určeny na základě toho do jaké skupiny  $n$ -tý vzorek spadá. Pro skupinu  $R$  se obě hodnoty rovnají hodnotě vzorku z clipovaného signálu, pro skupinu  $H$  platí  $l_n = \theta_c$  a  $u_n = \infty$  a pro skupinu  $L$  platí  $l_n = -\infty$  a  $u_n = -\theta_c$ .

Tento jednotný pohled na množinu přípustných řešení  $\Gamma$  nám umožňuje použití shodných metod pro dekvantizaci a declipping.

Na obr. 3.3 vidíme lokální minimum navzorkované sinusoidy a její podobu po mid-thread kvantizaci. Na kvantizovaných vzorcích můžeme pozorovat, že během této metody se vzorky vždy přemapovaly na nejbližší kvantizační hladinu. Je tedy vidět jistá podobnost s clippingem u omezení velikosti signálu na  $\theta_c$ , kde se také vzorky přemapují na určitou hladinu. U dekvantizace není možnost určení spolehlivých vzorků, neboť na kvantizační hladiny je sražen každý vzorek. Díky tomu je zde propojení mezi množinou řešení pro declipping  $\Gamma_{\mathbf{H}} = \{ \theta_c \leq y_n < \infty \}$  a pro dekvantizaci mid-thread kvantizovaného signálu  $\Gamma_{\text{deq}} = \{ (y_n^q - \frac{\Delta}{2}) \leq y_n < (y_n^q + \frac{\Delta}{2}) \}$ .



Obr. 3.3: Mid-thread kvantizace sinusoidy

Řešení dekvantizace pomocí sociální řídkosti dosáhneme stejným řešením jako u declippingu s tím rozdílem, že použijeme pouze způsob rekonstrukce vzorků nad clippovací hranicí a rozsah možných řešení pro každý vzorek změníme z  $\langle \theta_c, \infty \rangle$  na  $\langle (y_n^a - \frac{\Delta}{2}), (y_n^a + \frac{\Delta}{2}) \rangle$ .



## 4 Realizace dekvantizačních metod

### 4.1 Rovnoměrné rozložení vzorků na kvantizační hladiny

Jak bylo zmíněno v 3.1.1, jedna ze základních metod dekvantizace spočívá v rovnoměrném rozložení vzorků na kvantizační hladiny. Tuto metodu jsem sám navrhl a v této kapitole se budu věnovat její implementaci v MATLABu.

Hned po načtení audiosouboru je nalezen první řetězec vzorků, které leží na stejné kvantizační hladině. Poté na základě prvního vzorku za řetězcem se určí jestli signál bude dále v amplitudě stoupat či klesat. Z této informace se přední a zadní části řetězce přesunou na vyšší a nižší kvantizační hladinu a střední část ponechá v původní hladině.

Tím je hotový celý první řetězec a je stejným způsobem nalezen další. Od druhého řetězce je už však možná analýza jak následujícího vzorku za řetězcem, tak i vzorku předcházejícího. Tyto vzorky budeme nazývat hraničními. Řetězec je opět rozdělen na tři části a na základě hraničních vzorků jsou přiděleny novým hladinám či ponechány v původní hladině.

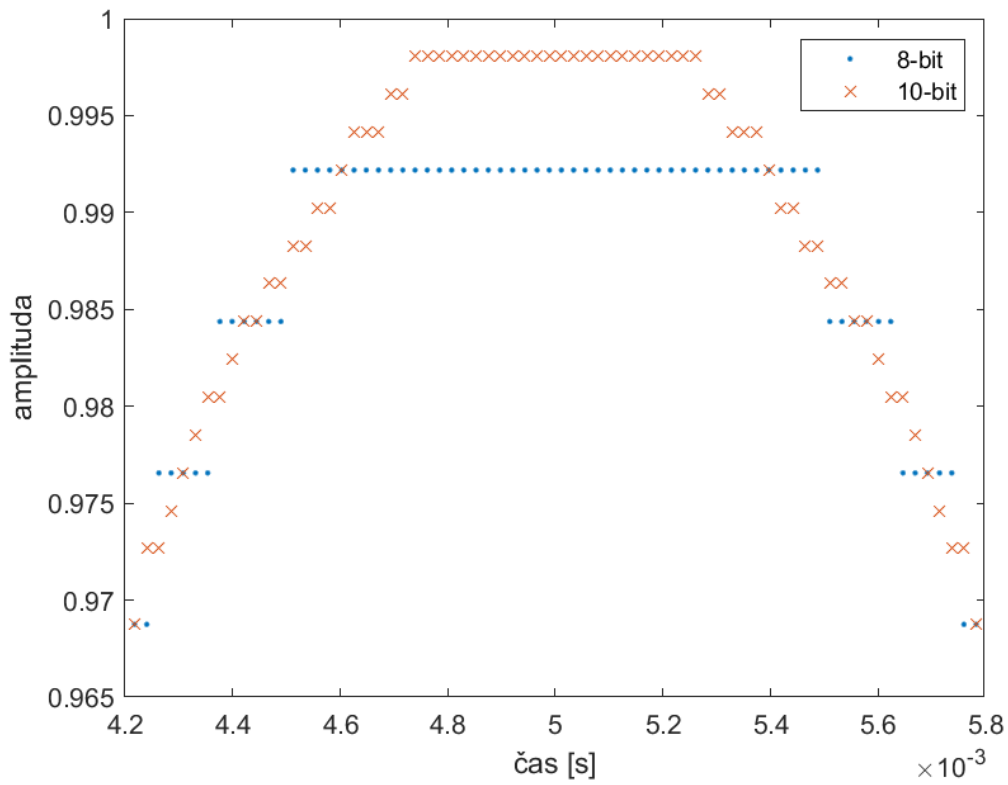
Zvláštní případ nastává ve chvíli, kdy po analýze hraničních vzorků je zjištěno, že oba vzorky jsou na nižších, resp. vyšších, hladinách než zkoumaný řetězec. V tu chvíli je řetězec rozdělen opět na tři části, ale tentokrát je přední i zadní část přemapována na stejnou kvantizační hladinu.

Výsledky algoritmu jsou vidět na obr. 4.1 a 4.2, kde na prvním je znázorněna dekvantizace 8-bitové sinusoidy na 10-bitovou hloubku a na druhém dekvantizace nahrávky houslí z 8 na 9 bitů. Z obrázků i samotného popisu funkce algoritmu je hned vidět jeho hlavní nevýhoda, kterou je nepřesnost. Při dekvantizaci se řetězec vždy rovnoměrně rozdělí na tři části, což u pravidelného signálu jako je sinusoida nedělá příliš velký problém, ale u nahrávky houslí je již po přidání jednoho bitu vidět, že se velká část vzorků od originální křivky vzdaluje. Tento jev je výraznější s přidáním každého dalšího bitu.

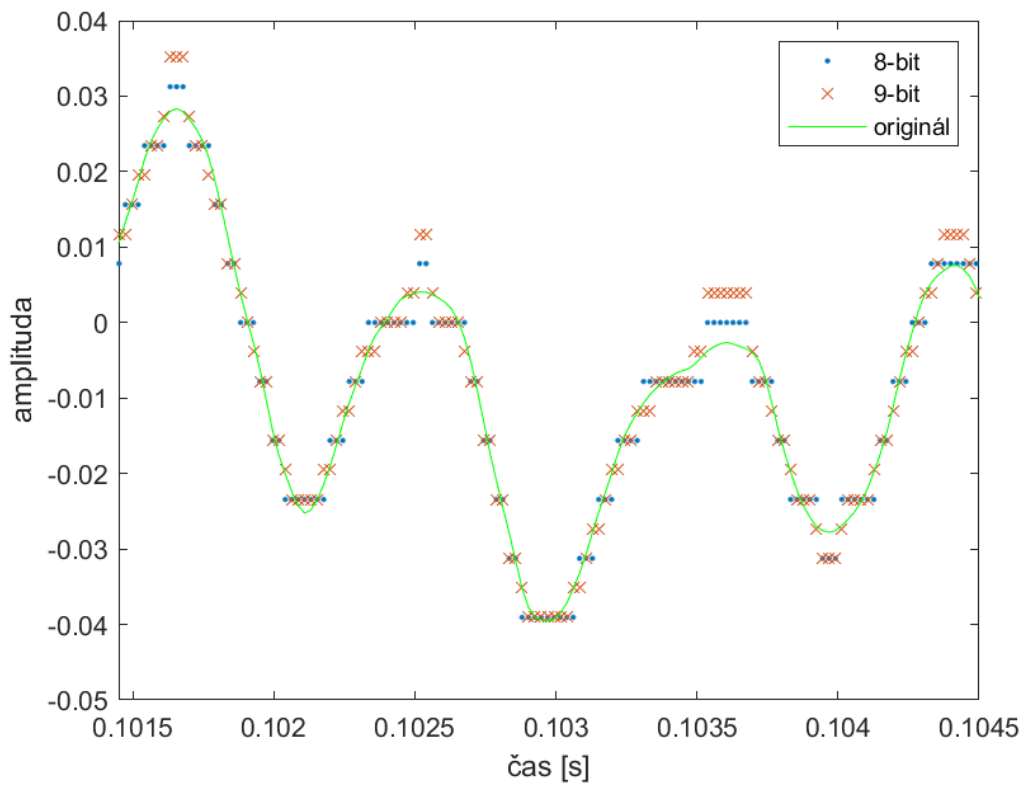
Další problém se ukazuje při dekvantizaci vysokofrekvenčních signálů, signálů s vyšší bitovou hloubkou nebo případně u signálů s nízkým vzorkovacím kmitočtem. Zde totiž vzorky na jednotlivých kvantizačních hladinách netvoří řetězce, ale jen samostatné vzorky. To má za následek, že je bitová hloubka navýšena, ale vzorky zůstávají na stejných kvantizačních hladinách jako před dekvantizací.

Takovéto nedostatky této a dalších základních metod jen zdůrazňují význam pokročilejších dekvantizačních metod.

V elektronické příloze A se nachází zdrojový kód této metody dekvantizace.



Obr. 4.1: Dekvantizace sinusoidy z 8 bitů na 10 bitů



Obr. 4.2: Dekvantizace nahrávky houslí z 8 bitů na 9 bitů

## 4.2 Dekvantizace audia za využití sociální řídkosti

Tato část se bude věnovat finálnímu výsledku, kterou je implementace metody dekvantizace využívající sociální řídkosti. Jedná se o úpravu metody declippingu uvedené v [4]. Tyto úpravy jsou založeny na podobnostech mezi dekvantizací a declippingem popsaných v kapitole 3.3.

Budou zde rozebrány úpravy algoritmu včetně nastavení jeho parametrů, tak aby vše odpovídalo více práci s kvantizovaným signálem. Nakonec bude dekvantizace zhodnocena na základě objektivního porovnání rozdílů SDR (Signal-to-Distortion Ratio) kvantizovaného a dekvantizovaného signálu a také subjektivního zhodnocení s výstupem SDG (Subjective Difference Grade).

### 4.2.1 Úprava algoritmu

Jako zdroj původní implementace v Matlabu byl použit článek *A Survey and an Extensive Evaluation of Popular Audio Declipping Methods* [17]. Zde autoři využili originální program pro declipping se sociální řídkostí [12] a upravili ho, aby byl kompatibilní s toolboxem LTFAT.

#### Gradients

Při adaptaci algoritmu z declippingu na dekvantizaci je nutné určit, které části je nutné změnit, a které zanechat. Při pohledu na obr. 4.3 můžeme pozorovat přepis originálního algoritmu uvedený v původním článku o declippingu se sociální řídkostí [12]. Vidíme zde výpočty dvou gradientů (značené  $\mathbf{g1}$  a  $\mathbf{g2}$ ), které jsou dů-

---

#### Algorithm 1: relaxed version of ISTA

---

Initialization:  $\boldsymbol{\alpha}^{(0)} \in \mathbb{C}^N$ ,  $\mathbf{z}^0 = \boldsymbol{\alpha}^{(0)}$ ,  $k = 1$ ,  $\delta = \|\Phi\Phi^*\|$

repeat

$$\begin{aligned} \mathbf{g1} &= -\Phi^* \mathbf{M}^{rT} (\mathbf{y}^r - \mathbf{M}^r \Phi \mathbf{z}^{(k-1)}); \\ \mathbf{g2} &= -\Phi^* \mathbf{M}^{cT} [\boldsymbol{\theta}^{clip} - \mathbf{M}^c \Phi \mathbf{z}^{(k-1)}]_+; \\ \boldsymbol{\alpha}^{(k)} &= \mathbb{S}_{\lambda/\delta} \left( \mathbf{z}^{(k-1)} - \frac{1}{\delta} (\mathbf{g1} + \mathbf{g2}) \right); \\ \mathbf{z}^{(k)} &= \boldsymbol{\alpha}^{(k)} + \gamma (\boldsymbol{\alpha}^{(k)} - \boldsymbol{\alpha}^{(k-1)}); \\ k &= k + 1; \end{aligned}$$

until convergence;

---

Obr. 4.3: Přepis algoritmu pro declipping pomocí sociální řídkosti

ležitou součástí pro odhad skutečných poloh vzorků a jsou jedinými prvky, které je

potřeba upravit, aby dekvantizace fungovala. Tyto gradienty můžeme přiřadit k jednotlivým členům optimalizačního problému 3.3. První gradient reprezentuje první člen a druhý gradient je vyjádření z druhého a třetího členu optimalizačního problému. Díky rozdělení signálu pomocí masek by nám stačil pouze jeden gradient, ale kvůli penalizaci clippovaných vzorků *hinge* funkcí máme jeden gradient pro spolehlivé vzorky a druhý gradient pro zbylé vzorky ovlivněné clippingem. U dekvantizace nám jako vzor bude stačit jen druhý gradient, neboť kvantizovaný signál je ovlivněn na každém vzorku a nevznikají žádné skupiny vzorků spolehlivých.

Pro přímou úpravu si musíme ujasnit co představují jednotlivé členy ve vyjádření gradientů.  $\Phi$  reprezentuje zvolený časově-frekvenční slovník,  $\Phi^*$  příslušný analyzující operátor a  $\mathbf{M}$  masky pro rozdělení na spolehlivé a clippované vzorky.  $\mathbf{y}^r$  je vektor se spolehlivými vzorky a  $\theta^{clip}$  vektor se vzorky na clipovací hranici. Jak už bylo zmíněno první gradient rovnou odstraníme a použijeme pouze druhý. Masky můžeme také odstranit, neboť v případě dekvantizace nejsou potřeba. Nyní už pouze zbývá nahradit vektor  $\theta^{clip}$  vektorem s kvantizovanými vzorky audio signálu  $\mathbf{y}^q$ . Po všech úpravách jsou gradienty  $\mathbf{g1}$  a  $\mathbf{g2}$  (včetně jejich následného součtu) nahrazeny pouze jedním gradientem  $\mathbf{g}$ , který je vyjádřen takto:

$$\mathbf{g} = -\Phi^*[\mathbf{y}^q - \Phi\mathbf{z}^{(k-1)}]_+. \quad (4.1)$$

Při úpravě gradientu nastává úprava i již zmíněné *hinge* funkce. Ta pro clipping měla takovouto podobu odvozenou z 3.4:

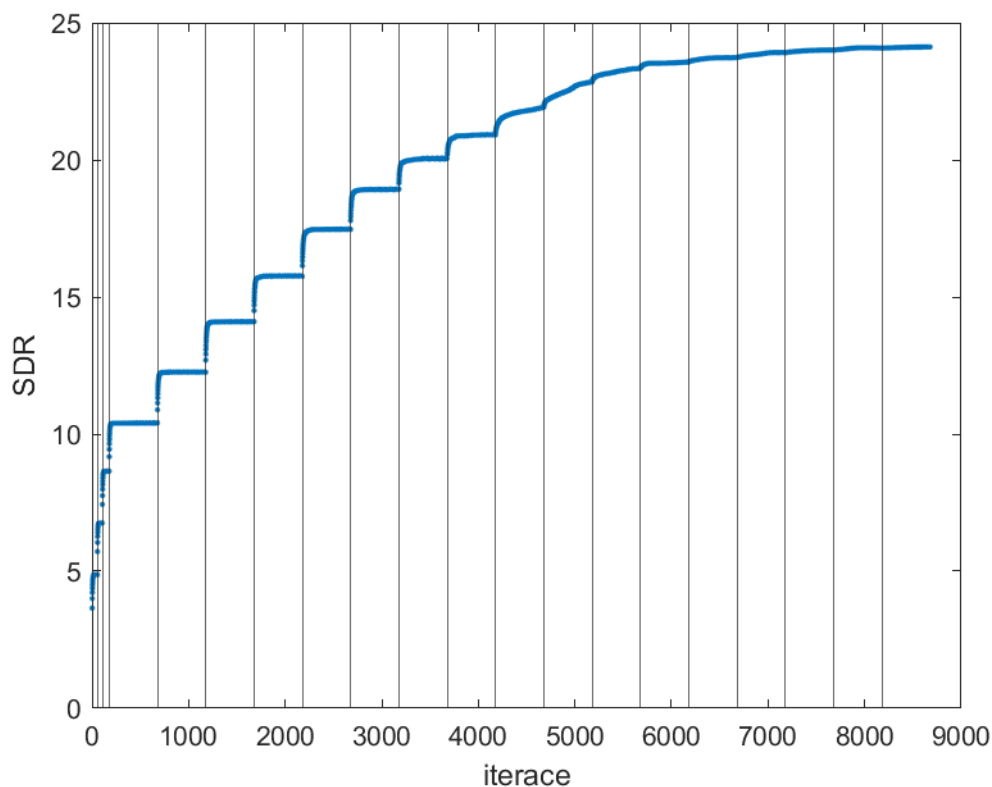
$$h(x) = \begin{cases} x & \text{pro } |x| < \theta_c, \\ 0 & \text{pro } |x| \geq \theta_c. \end{cases} \quad (4.2)$$

Všechna  $x$ , která se nacházejí na nebo nad, resp. pod, hranicí clippingu  $\theta_c$ , se rovnají nule zatímco ta, která jsou v rozmezí vytyčeným  $\theta_c$  a  $-\theta_c$  zůstávají stejná. Stejně nad tím budeme uvažovat i u dekvantizace, kde jsou tato rozmezí nahrazena rozhodovací oblastí právě zpracovávaného vzorku. Výsledná funkce pak vypadá takto:

$$h(x) = \begin{cases} x & \text{pro } |y_n^q| + \frac{\Delta}{2} \leq |x| \text{ a } |x| < |y_n^q| - \frac{\Delta}{2}, \\ 0 & \text{pro } |y_n^q| - \frac{\Delta}{2} \leq |x| < |y_n^q| + \frac{\Delta}{2}. \end{cases} \quad (4.3)$$

## Maximální SDR

Jak již bylo zmíněno v 3.2.1, tak se při declippingu na začátku zvolí velké  $\lambda$  a vždy se po několika iteracích zvýší. Tím se dosáhne postupného navyšování SDR v průběhu celého algoritmu, jak můžeme vidět na obr. 4.4, kde každý bod reprezentuje velikost SDR na konci jednotlivých iterací. Svislé čáry vyjadřují změnu  $\lambda$  a je z grafu zřejmé, že SDR signálu v průběhu prudce stoupá, dokud se nezačne ke konci ustalovat na finální hodnotě.



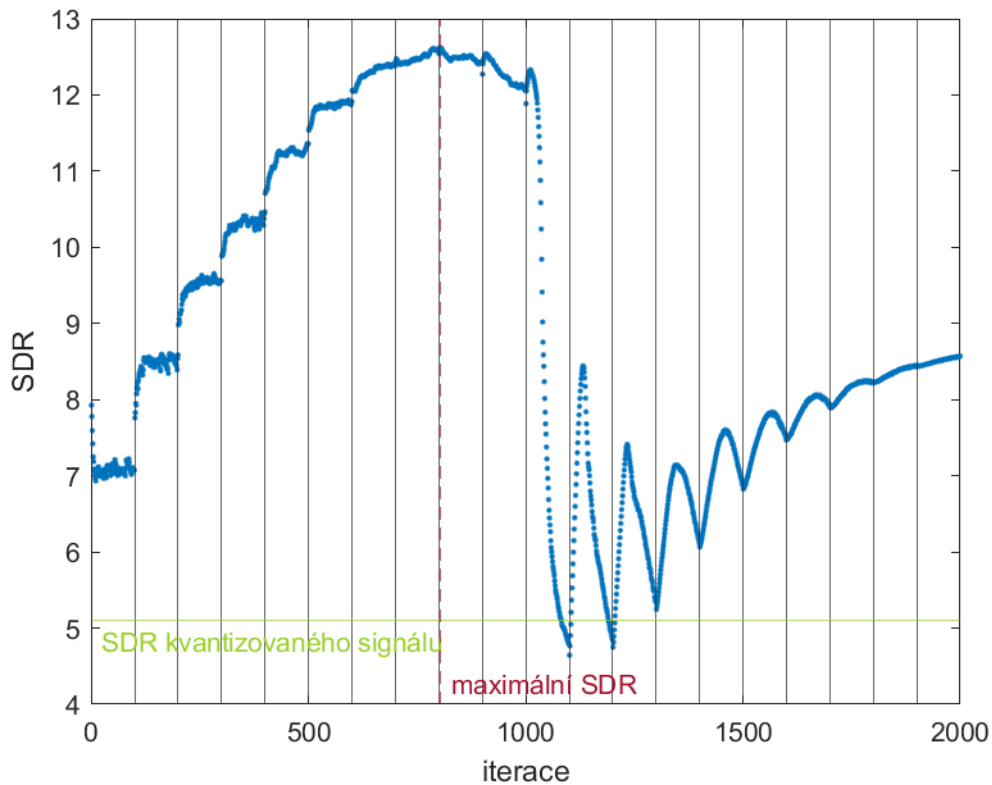
Obr. 4.4: Vývoj SDR, declipping

Podobu vývoje SDR v případě dekvantizace pozorujeme na obr. 4.5. Svislé čáry opět značí změnu  $\lambda$  a zelená a červená čára vyjadřují hranici SDR kvantizovaného signálu a místo, kde bylo dosaženo maximálního SDR. Je vidět, že do určitého bodu SDR prudce stoupá, následně dojde do svého maxima a nakonec klesne a ustálí se na nižších hodnotách. To lze vysvětlit tím, že během konvergence algoritmy udržují signál v konzistentní oblasti, zatímco  $l_1$ -norma koeficientů klesá. Když je jejich  $l_1$ -norma příliš daleko směrem k nule, tak je vlna ovlivněna a má tendenci se nesprávně usadit blízko okrajům rozhodovacích oblastí [6].

Z tohoto důvodu je proto nutné zajistit, aby se buď průběh zastavil v maximu a nebo jako je to řešeno v této práci, aby algoritmus proběhl celý, ale poloha maximálního SDR byla zaznamenána.

## Parametry

Po těchto úpravách je také nutno se soustředit na parametry algoritmu, které mohou ovlivnit kvalitu výsledku dekvantizace nebo případně urychlit výpočty. Mezi tyto parametry patří velikost hyperparametru  $\delta$ , počet skoků mezi hodnotami  $\lambda$ , maximální počet vnitřních iterací při jednotlivých  $\lambda$ , délka Hannova okna při aplikování Gaborovy transformace a použitý *shrinkage* operátor.



Obr. 4.5: Vývoj SDR, dekvantizace

Po otestování různých hodnot všech parametrů však bylo zřejmé, že u většiny z nich tyto změny nebyly nutné a nejlepších výsledků je dosaženo za použití stejného nastavení jako u declippingu. Ve stejném stavu bylo zanecháno nastavení Hannova okna s délkou 8192 vzorků a překrytím 75 %. *Delta*, která představuje hranici nejnižšího povoleného rozdílu mezi současnou a předešlou iterací, zůstala na hodnotě  $10^{-4}$ . Stejně jako bylo dokázáno v [12], tak i pro dekvantizaci je operátor PEW nejvhodnější z možností.

V rámci délky výpočtu byl zachován počet skoků mezi hodnotami  $\lambda$  na 20, ale byl upraven maximální počet iterací z původních 500 na 100. Ve všech případech se vždy dosáhlo nejvyššího SDR právě v těchto prvních sto iteracích.

#### 4.2.2 Zhodnocení kvality dekvantizace signálu

V této části bude rozebráno testování na zvukové databázi a poté vyhodnoceno fungování a úspěšnost algoritmu.

## Zvuková databáze

Zvuková databáze se skládá z pěti párů audionahrávek<sup>1</sup>, kde každý pár je složen z 16bitové a 24bitové verze téže nahrávky.

Byly vybrány 2 nahrávky sólové klavírní hudby, dále jedna nahrávka příčné flétny, duet bicí soupravy a dalších perkusí a nakonec nahrávka Bachovy sonáty ve složení flétna, fagot a cembalo. Délka všech nahrávek je v rozsahu 4 až 6 sekund a jsou jednokanálové se vzorkovacím kmitočtem 44,1kHz. Žádná z nahrávek není zkreslena ani není rušena okolním ruchem při nahrávání. Jsou tedy ideální pro porovnání účinnosti rekonstrukce signálu.

## Evaluační výsledků

Na obr. 4.6 můžeme pozorovat srovnání 3 audio signálů. První je originální signál o bitové hloubce 16 bitů značený modře, druhý je signál kvantizovaný na 4 bity značený oranžově a poslední signál je dekvantizovaný zpět na 16 bitů a je značen žlutě. Z grafu vidíme, že se vzorky dekvantizovaného signálu lehce odlišují od originálu, ale má stále znatelnou podobnost s křivkou původního signálu.

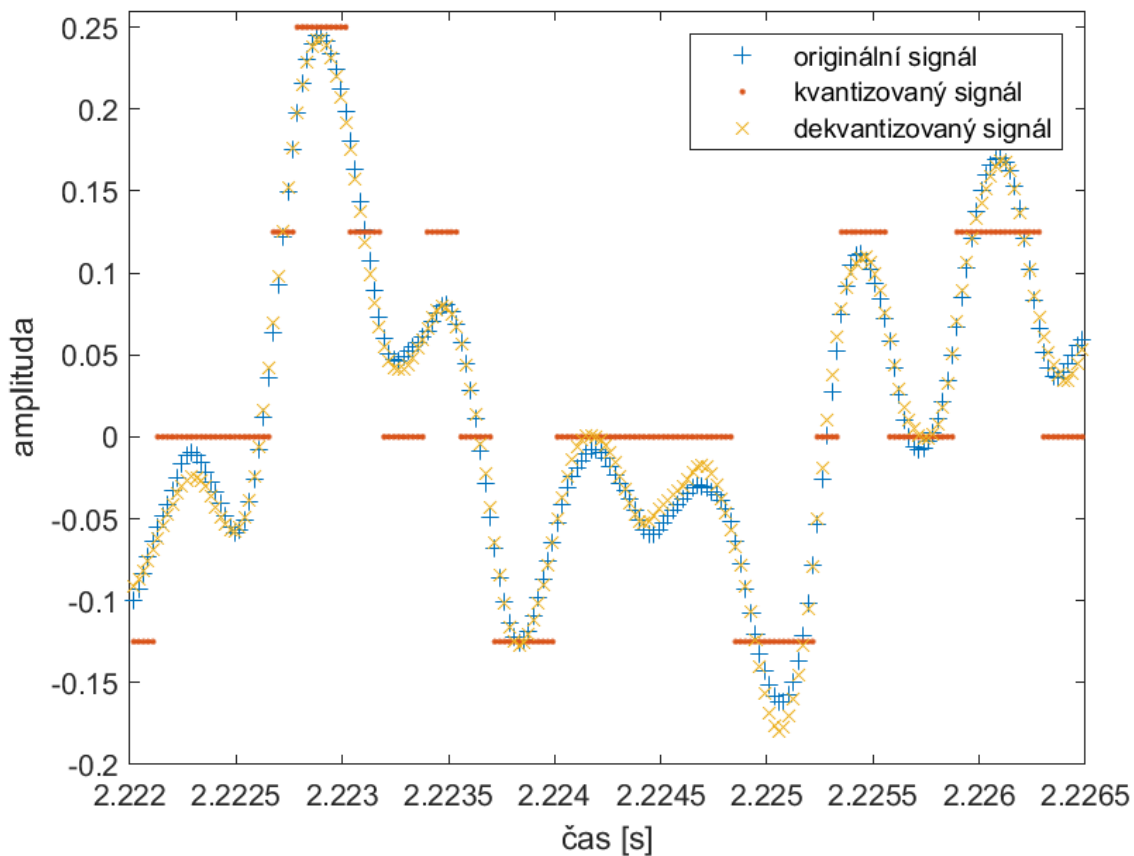
Pro zjištění kvality dekvantizace můžeme použít veličinu  $\Delta\text{SDR}$ , která vyjadřuje zlepšení, resp. zhoršení, SDR dekvantizovaného signálu oproti SDR kvantizovaného signálu. Graf na obr. 4.7 znázorňuje vývoj  $\Delta\text{SDR}$ , kde byl původní 16-bitový signál postupně kvantizován na bitové hodnoty 4 až 14 a dekvantizován zpět na původní bitovou hloubku. To samé bylo provedeno pro 24-bitový signál s kvantizací od 4 do 22 bitů.

Největšího zlepšení SDR pozorujeme v obou případech při dekvantizaci z 6 bitů, kde  $\Delta\text{SDR}$  dosahuje přibližně hodnoty 8,5 dB. K zlepšení signálu dochází u všech hodnot od 4 do 10 bitů. Kolem 12 bitů však přichází zlom, kdy dekvantizace signál příliš neovlivnila nebo kvalitu ještě zhoršila. U dekvantizace pouze o 2 bity se  $\Delta\text{SDR}$  zhoršilo až o 10 dB u 16 bitů a o 54 dB u 24 bitů. Zhoršení signálu od hranice 12 bitů může způsobovat to, že algoritmus pouze odhaduje umístění původních vzorků, ale jen výjimečně najde hodnotu shodnou s původní. U takto vysokých bitových hloubek je odchylka těchto rekonstruovaných vzorků od originálních ve většině případech větší než odchylka kvantizovaných vzorků a tudíž se výsledek dekvantizace odlišuje od originálu více než signál kvantizovaný.

Z těchto výsledků lze vyvodit, že po stránce SDR je vhodné tuto metodu dekvantizace využít pouze u signálů do 10 bitů, kdy můžeme stále pozorovat zlepšení kvality.

---

<sup>1</sup>Použité audio soubory jsou dostupné na adrese:  
<https://www.lessloss.com/high-resolution-audiophile-recordings-c-68.html>



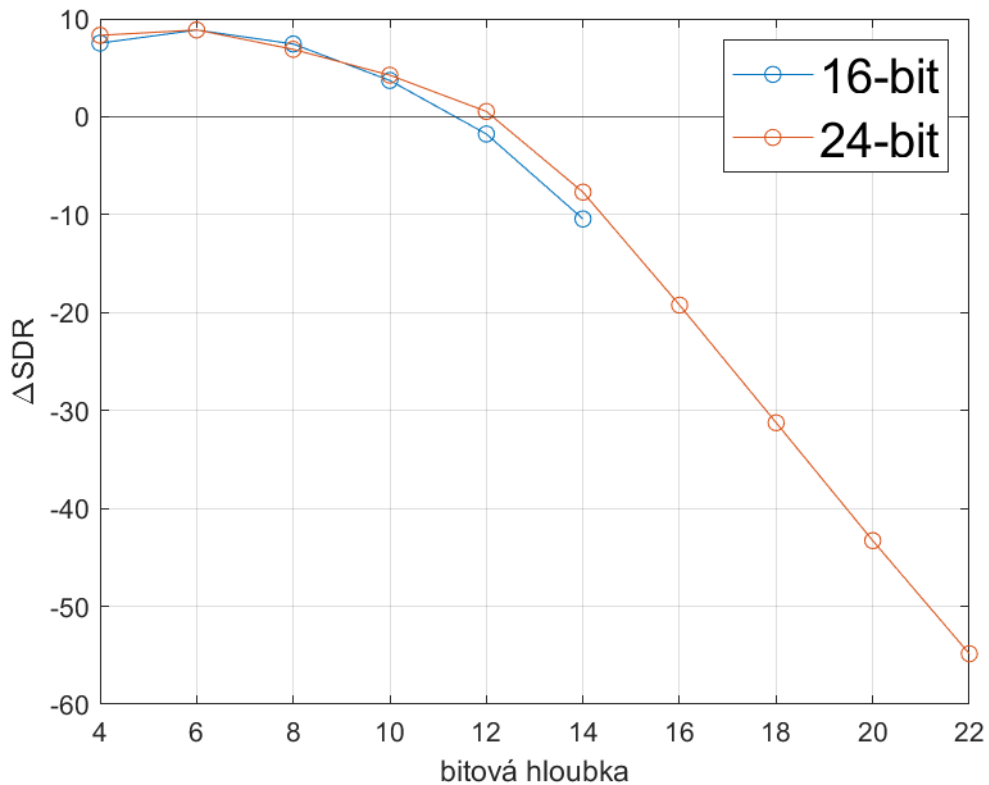
Obr. 4.6: Porovnání původního, kvantizovaného a dekvantizovaného signálu

Pro subjektivní pohled na kvalitu práce algoritmu byl za asistence skupiny respondentů proveden krátký dotazník založený na stupnici poškození ITU-R [18]. Tato stupnice má pět stupňů v rozsahu 1 až 5, jejichž význam je vyobrazen v tab. 4.1. Každý z respondentů tento dotazník vyplňoval ve vlastním prostředí s vlastním vybavením. Musíme tedy výsledky dotazníku hodnotit s vědomím toho, že nejsou pro všechny respondenty poskytnuty stejné podmínky.

5	nepostřehnutelné	0
4	postřehnutelné ale nijak otravné	-1
3	lehce otravné	-2
2	otravné	-3
1	znatelně otravné	-4

Tab. 4.1: Stupnice poškození ITU-R

Respondentům jsou při každé otázce k dispozici tři audio nahrávky, mezi kterými mohou libovolně přepínat, ale nevědí, která je která. Nahrávky se skládají z původního, kvantizovaného a dekvantizovaného signálu. Respondent vždy ohodnotí tyto



Obr. 4.7:  $\Delta$ SDR, při bitových hloubkách 16 a 24 bitů

3 verze a přesune se na další trojici. Z každé otázky získáme veličinu SDG jak pro kvantizovaný tak i pro dekvantizovaný signál, jež se vypočítá takto:

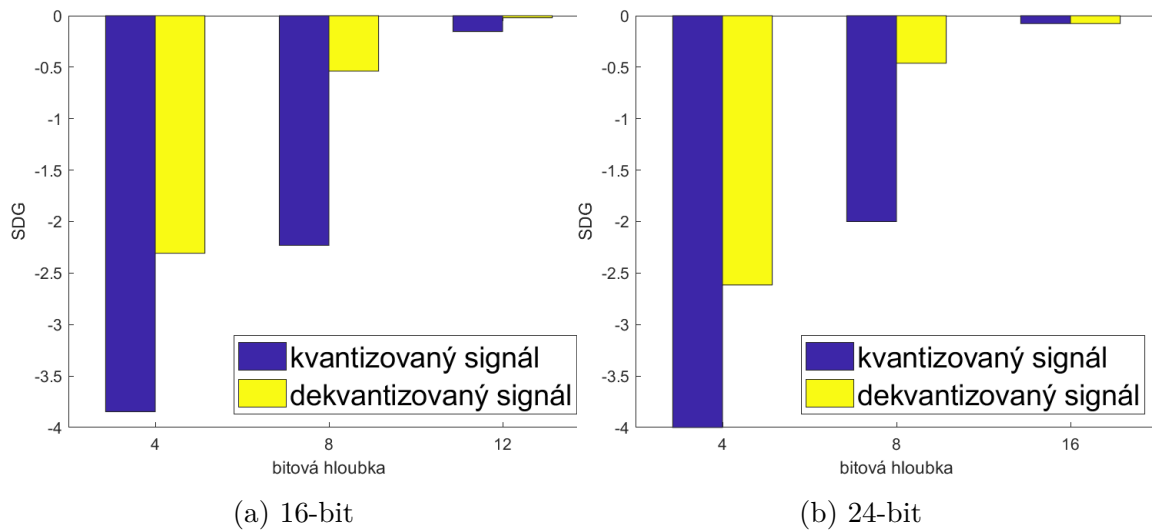
$$SDG = známka_{kvantizovaný/dekvantizovaný} - známka_{originál} \quad (4.4)$$

Význam této hodnoty se určuje také podle tab. 4.1 a její rozsah ve většině případů bývá -4 až 0.

Otázek bylo pouze 6. První 3 se týkaly kvantizace 16-bitového signálu na 4, 8 a 12 bitů a druhé tři 24-bitového signálu na 4, 8 a 16 bitů. Výsledky vidíme na obr. 4.8.

Z těchto výsledků pozorujeme, že u dekvantizace ze 4 bitů se signál zlepšil přibližně o jeden a půl stupně hodnocení. Slyšitelné poškození signálu kvantizací bylo tedy dekvantizací sníženo, ale pro lidské ucho bylo stále znatelné. Při dekvantizaci z 8 bitů respondenti opět ohodnotili výsledný signál jako kvalitnější než kvantizovaný signál, kdy přibližně polovina z nich ani nezaznamenala rozdíl mezi originálem a dekvantizovaným signálem. U třetích dekvantizací (z 12 na 16 a z 16 na 24) byl jen zřídka zaznamenán rozdíl mezi původním, kvantizovaným a dekvantizovaným signálem a tudíž výsledky SDG byly pro tyto možnosti téměř na nule.

V případě dekvantizace touto metodou pouze za účelem poslechu a ne hlubších úprav signálu je tato metoda vhodná ve všech případech. Jen u hranice 12 bitů opět



Obr. 4.8: Výsledky subjektivní evaluace

nastává zlom, kdy změny v kvalitě signálu jsou již lidským uchem nepostřehnutelné a dekvantizace by tedy byla zbytečná.

# Závěr

Tato práce se zaměřuje na problematiku dekvantizace. Byl zde vypracován úvod do kvantizace a následně rozebrány řídké reprezentace signálů pro pochopení analýzy spekter signálů a její využití při rekonstrukci signálů.

Dále byl proveden náhled do základů dekvantizace společně s několika příklady základních i pokročilých metod dekvantizace. Zároveň byla navržena a realizována jedna ze základních metod. Byly shrnuty její nevýhody a význam pokročilých metod dekvantizace.

Uveden byl také declipping s bližším pohledem na declipping za použití sociální řídkosti a jeho řešení. Na základě podobností declippingu a dekvantizace následovalo navržení úpravy a implementace této metody, aby algoritmus mohl být úspěšně využit pro dekvantizaci audiosignálů.

Výsledný algoritmus byl testován v MATLAB R2022b. Zhodnocení funkčnosti bylo dosaženo za pomoci porovnání  $\Delta$ SDR, kde algoritmus projevil účinnost u dekvantizace signálů do 10bitové hloubky. Za pomoci dotazníku, jehož výsledkem byly subjektivní hodnoty SDG, byla potvrzena účinnost algoritmu ve všech testovaných případech za účelem poslechu, kde však za hranicí 12 bitů již nebylo nutné dekvantizaci provádět.

Zdrojové kódy obou realizovaných metod dekvantizace jsou obsaženy v příloze k práci.



# Literatura

- [1] ZÖLZER U.: Digital Audio Signal Processing. *Wiley, 2nd edition*. 2008.
- [2] ŠPIŘÍK J., HRBÁČEK R., RAJMIC P., VESELÝ V.: Řídké reprezentace signálů: úvod do problematiky. *Elektrorevue - www.elektrorevue.cz, roč. 2011, č. 50, s. 1-10. ISSN 1213-1539*. 2011. Dostupné z URL: <<http://www.elektrorevue.cz/cz/clanky/zpracovani-signalu/35/ridke-reprezentace-signalu--uvod-do-problematiky//>>.
- [3] RAJMIC P., DAŇKOVÁ M.: Úvod do řídkých reprezentací signálů a komprimovaného snímání. *VUT, Brno*. 2014.
- [4] KOWALSKI, M., SIEDENBURG, K., DÖRFLER, M.: Social Sparsity! Neighborhood Systems Enrich Structured Shrinkage Operators. *IEEE Transactions on Signal Processing, Institute of Electrical and Electronics Engineers*. 2013. Dostupné z URL: <<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00691774v3/>>.
- [5] KOWALSKI M., TORRÉSANI B.: Structured Sparsity: from Mixed Norms to Structured Shrinkage. *Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations, Inria Rennes - Bretagne Atlantique*. 2009. Dostupné z URL: <<https://hal.inria.fr/inria-00369577/document/>>.
- [6] ZÁVIŠKA, P.; RAJMIC, P.; MOKRÝ, O.: Audio Dequantization Using (Co)Sparse (Non)Convex Methods. *IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2021. Dostupné z URL: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9414637/>>.
- [7] KINNUNEN J.; ALKU P.: Bayesian Audio Dequantization. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*. 2008.
- [8] LIAO H.; SMITH M.: Audio signal dequantization using spectral analysis. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*. 2003.
- [9] LEE T. Y.; WILLIAMS M. D. H.; CLEMENTS M. A.: Maximum likelihood estimation based dequantization of speech signals. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*. 1992.
- [10] KIM S. J.; KIM S. J.; LEE S. Y.: Wavelet-based audio dequantization for low bit-rate speech coding. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, vol. 8, no. 2*. 2000.

- [11] ZÁVIŠKA, P.: Restaurace audiosignálů založená na řídkých reprezentacích. *Brno, 94 s. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav telekomunikací. Vedoucí práce: doc. Mgr. Pavel Rajmic, Ph.D.* 2017. Dostupné z URL: <<https://www.vut.cz/studenti/zav-prace/detail/101975/>>.
- [12] SIEDENBURG, K., KOWALSKI, M., DÖRFLER, M.: Audio Declipping With Social Sparsity. *IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2014. Dostupné z URL: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6853863/>>.
- [13] ZÁVIŠKA, P., RAJMIC, P.: Audio Declipping with (Weighted) Analysis Social Sparsity. *2022 45th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*. 2022. Dostupné z URL: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9851269/>>.
- [14] Defraene B., Mansour N., De Hertogh S., Van Waterschoot T., Diehl M., Moonen M.: Declipping of audio signals using perceptual compressed sensing. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*. 2013. Dostupné z URL: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6600777/>>.
- [15] YUAN M., LIN Y.: Model selection and estimation in regression with grouped variables. *Journal of the Royal Statistical Society Serie B, vol. 68, no. 1*. 2006. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00532.x>>.
- [16] JACOB L., OBOZINSKI G., VERT J-P.: Group lasso with overlap and graph lasso. *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning*. 2009. Dostupné z URL: <<https://arxiv.org/pdf/1110.0413.pdf>>.
- [17] ZÁVIŠKA P., RAJMIC P., OZEROV A., RENCKER L.: A Survey and an Extensive Evaluation of Popular Audio Declipping Methods. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 15, no. 1, pp. 5–24*. 2021. Dostupné z URL: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9281027>>.
- [18] Methods for the subjective assessment of small impairments in audio systems including multichannel sound systems. *ITU, Geneva, ITU-R recommendation BS.1116-1*. 1997.

## A Zdrojový kód základní dekvantizace

V elektronické příloze ve složce *Rozložení vzorků* se nachází tři soubory se zdrojovými kódy, hlavní funkce Dekvantizace.m a lokální funkce dekvmt.m a qnt.m, a jedna zkušební nahrávka housle.wav.

Pro vyzkoušení kódu otevřete hlavní funkci v MATLABU a spustte ji pro zobrazení porovnávacích grafů. Pro změnu výsledné bitové hloubky slouží 2 proměnné dkvsin a dkvhous. Kód byl testován v MATLAB R2022b.



## B Zdrojový kód dekvantizace se sociální řídkostí

V elektronické příloze ve složce *Dekvantizátor se sociální řídkostí* se nachází hlavní funkce `main_Social_Sparsity.m` a pomocné funkce. Dále jsou zde složky *lftat*, kde je uložen toolbox LTFAT, *Sounds*, kde jsou uloženy zkušební nahrávky, a *Tools*, která obsahuje funkci pro kvantizaci a funkci pro výpočet SDR.

Pro vyzkoušení otevřete hlavní funkci v MATLABU a spusťte ji pro zobrazení porovnávacího grafu. Pro změnu zkušební nahrávky použijte sekci *input file settings* a pro úpravu vstupní a výstupní bitové hloubky začátek sekce *settings*. Kód byl testován v MATLAB R2022b.