

|  |  |
| --- | --- |
| 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       ANALYTICKÝ NÁSTROJ PRO GENEROVÁNÍ BICÍCH TRIGGERŮ Z DOWNMIX ZÁZNAMU ANALYSING TOOL FOR GENERATING OF DRUM TRIGGERS FROM DOWNMIX RECORD | |
| DIPLOMOVÁ PRÁCE MASTER'S THESIS | |
| AUTOR PRÁCE AUTHOR | Bc. Jan Konzal |
| VEDOUCÍ PRÁCE SUPERVISOR | RNDr. Lubor Přikryl |
| BRNO 2020 |  |



Abstrakt

Do tohoto odstavce bude zapsán výtah (abstrakt) práce v českém jazyce. Abstrakt by měl obsahovat shrnutí celé závěrečné práce na cca 10 řádcích.

Klíčová slova

Zde budou zapsána jednotlivá klíčová slova v českém jazyce, oddělená čárkami. Doporučený počet klíčových slov je 5.

Abstract

Do tohoto odstavce bude zapsán výtah (abstrakt) práce v anglickém jazyce. Jedná se o překlad abstraktu v českém jazyce.

Keywords

Zde budou zapsána jednotlivá klíčová slova v anglickém jazyce oddělená čárkami. Jedná se o překlad klíčových slov v českém jazyce.

Bibliografická citace:

MAKSANT, J. Fuzzy Petriho sítě pro expertní systémy. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2018. 85s. Vedoucí diplomové práce byl doc. Ing. Václav Jirsík, CSc.

Pozn.: Bibliografická citace je generována informačním systémem.

Prohlášení

„Prohlašuji, že svou diplomovou (bakalářskou) práci na téma Xxxxxxx yyyyyyyyy zzzzzzz jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucí/ho diplomové (bakalářské) 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 (bakalářské) práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této diplomové (bakalářské) 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 části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

V Brně dne: **10. května 2018** …………………………

podpis autora

Poděkování (nepovinné)

*V této sekci je možné uvést poděkování vedoucímu práce a těm, kteří poskytli odbornou pomoc (externí zadavatel, konzultant, apod.). Příklad poděkování:*

Děkuji vedoucímu diplomové (bakalářské) práce Prof. Ing. Jiřímu Novotnému, CSc. za účinnou metodickou, pedagogickou a odbornou pomoc a další cenné rady při zpracování mé diplomové práce.

V Brně dne: **10. května 2018**  …………………………

podpis autora

**Obsah**

[1. Úvod 13](#_Toc40811019)

[2. Bicí souprava 15](#_Toc40811020)

[3. Zpracování vstupního signálu 16](#_Toc40811021)

[3.1 Předzpracování 16](#_Toc40811022)

[3.2 Úprava dynamiky signálu 17](#_Toc40811023)

[3.3 Číslicové filtry 17](#_Toc40811024)

[3.3.1 FIR, IIR filtry a jejich vlastnosti 20](#_Toc40811025)

[3.3.2 Návrh IIR filtru 21](#_Toc40811026)

[3.3.3 Banky filtrů 22](#_Toc40811027)

[4. Analýza hlavních komponent 24](#_Toc40811028)

[4.1 Princip 24](#_Toc40811029)

[4.1.1 Kovarianční matice 25](#_Toc40811030)

[4.1.2 Matice korelační koeficientů 26](#_Toc40811031)

[4.2 Výběr počtu hlavních komponent 26](#_Toc40811032)

[4.3 Výpočet analýzy hlavních komponent 27](#_Toc40811033)

[4.4 Výstupy analýzy hlavních komponent 29](#_Toc40811034)

[4.5 Příklad výpočtu 31](#_Toc40811035)

[5. Klasifikace dat 37](#_Toc40811036)

[5.1 Výběr klasifikační metody 37](#_Toc40811037)

[5.2 Metoda podpůrných vektorů 41](#_Toc40811038)

[6. Realizace 44](#_Toc40811039)

[6.1 Segmentace plovoucím oknem 45](#_Toc40811040)

[6.2 Detekce úderů 45](#_Toc40811041)

[6.3 Banka filtrů 46](#_Toc40811042)

[6.4 Výpočet energií ve frekvenčních pásmech 47](#_Toc40811043)

[6.5 Analýza hlavních komponent 48](#_Toc40811044)

[6.6 Metoda podpůrných vektorů 51](#_Toc40811045)

[6.7 Výstupy a výsledky programu 53](#_Toc40811046)

[7. Závěr 56](#_Toc40811047)

Pozn.: Obsah se v rámci této šablony generuje automaticky z nadpisů 1-4 úrovně a nečíslované nadpisy. Pro jeho aktualizaci stačí kliknout pravým tlačítkem na vytvořený obsah a vybrat položku „Aktualizovat pole“ ->„Celá tabulka“.

Seznam symbolů a zkratek

**Zkratky:**

FIR … filtr s konečnou impulsní odezvou (Finite Impulse Response)

IIR … filtry s nekonečnou impulsní odezvou (Infinite Impulse Response)

PC … hlavní komponenta (Principal Component)

PCA … analýza hlavních komponent (Principal Component Analysis)

RMS … efektivní hodnota (Root Mean Square)

SVD … singulární rozklad matice (Singular Value Decomposition)

SVM … metoda podpůrných vektorů (Suppoort Vector Machine)

SW … programové vybavení (software)

**Symboly:**

U … napětí [Ω]

I … proud [A]

***Pozn.: V této části by měly být uvedeny všechny zkratky použité v textu a všechny symboly použité v rovnicích.***

Seznam obrázků

[Obr. 2.1: Bicí souprava [8] 15](#_Toc40811048)

[Obr. 3.1: Obecný rekurzivní systém převzato z [17] 18](#_Toc40811049)

[Obr. 3.2: Aproximace dolní propusti 20](#_Toc40811050)

[Obr. 3.3: Modulová frekvenční charakteristika banky filtrů 23](#_Toc40811051)

[Obr. 4.1: A - objekty v prostoru souřadnic X a Y B - objekty v novém prostoru X2 a Y2 25](#_Toc40811052)

[Obr. 4.2 Indexový graf úpatí vlastních čísel 27](#_Toc40811053)

[Obr. 4.3: Graf komponentních vah 29](#_Toc40811054)

[Obr. 4.4: Graf komponentního skóre 30](#_Toc40811055)

[Obr. 4.5: Centrované hodnoty pro Cenu a Citlivost (červené křížky zobrazují jednotlivé typy sluchátek v prostoru prvních dvou parametrů) 32](#_Toc40811056)

[Obr. 4.6: Indexový graf úpatí vlastních čísel 33](#_Toc40811057)

[Obr. 4.7: Graf komponentních vah 34](#_Toc40811058)

[Obr. 4.8: Rozptylový diagram komponentního skóre 35](#_Toc40811059)

[Obr. 4.9: Dvojný graf 35](#_Toc40811060)

[Obr. 5.1: Trénovací nahrávky v prostoru prvních dvou hlavních komponent 38](#_Toc40811061)

[Obr. 5.2: Klasifikace trénovacích nahrávek metodou k-průměrů 38](#_Toc40811062)

[Obr. 5.3: Klasifikace trénovacích nahrávek metodou hierarchické shlukování 39](#_Toc40811063)

[**Obr. 5.4: Klasifikace trénovacích nahrávek metodou podpůrných vektorů** 40](#_Toc40811064)

[Obr. 5.5 Srovnání reálných tříd a tříd vytvořených metodou podpůrných vektorů 40](#_Toc40811065)

[Obr. 5.6: Příklad množiny hranic u separabilních tříd SVM 41](#_Toc40811066)

[Obr. 5.7: Lineárně neseparovatelné třídy 43](#_Toc40811067)

[Obr. 6.1: Blokové schéma trénovací části programu 44](#_Toc40811068)

[Obr. 6.2: Blokové schéma testovací části programu 45](#_Toc40811069)

[Obr. 6.3: Ukázka funkce detektoru úderů 46](#_Toc40811070)

[Obr. 6.4: Srovnání energií spočtených ve frekvenčních pásmech s amplitudovým spektrem malého bubnu 48](#_Toc40811071)

[Obr. 6.5: Indexový graf úpatí vlastních čísel 49](#_Toc40811072)

[Obr. 6.6: Graf komponentních vah 49](#_Toc40811073)

[Obr. 6.7: Výřez grafu komponentních vah 50](#_Toc40811074)

[Obr. 6.8: Graf komponentního skóre 50](#_Toc40811075)

[Obr. 6.9: Výřez grafu komponentního skóre 51](#_Toc40811076)

[Obr. 6.10: Hranice klasifikačních tříd 52](#_Toc40811077)

[Obr. 6.11: Výřez hranic klasifikačních tříd 52](#_Toc40811078)

[Obr. 6.12: Grafický výstup programu 53](#_Toc40811079)

[Obr. 6.13: Spektra nahrávek úderu na malý a velký buben 54](#_Toc40811080)

[Obr. 6.14: Spektra nahrávek úderu na crash, hi-hat (uzavřená) a ride 55](#_Toc40811081)

[Obr. 6.15: Časový průběh nahrávky se špatnou detekcí úderů 55](#_Toc40811082)

Seznam tabulek

[Tab. 3.1: Vstupní parametry funkcí pro realizaci IIR filtrů 22](#_Toc40811083)

[Tab. 4.1: Srovnání parametrů bezdrátových sluchátek 31](#_Toc40811084)

[Tab. 4.2: Tabulka hodnot vlastních čísel 32](#_Toc40811085)

[Tab. 4.3: Tabulka komponentních vah 33](#_Toc40811086)

[Tab. 4.4: Tabulka komponentního skóre 33](#_Toc40811087)

[Tab. 6.1: Srovnání úspěšnosti klasifikace s různými bankami filtrů 47](#_Toc40811088)

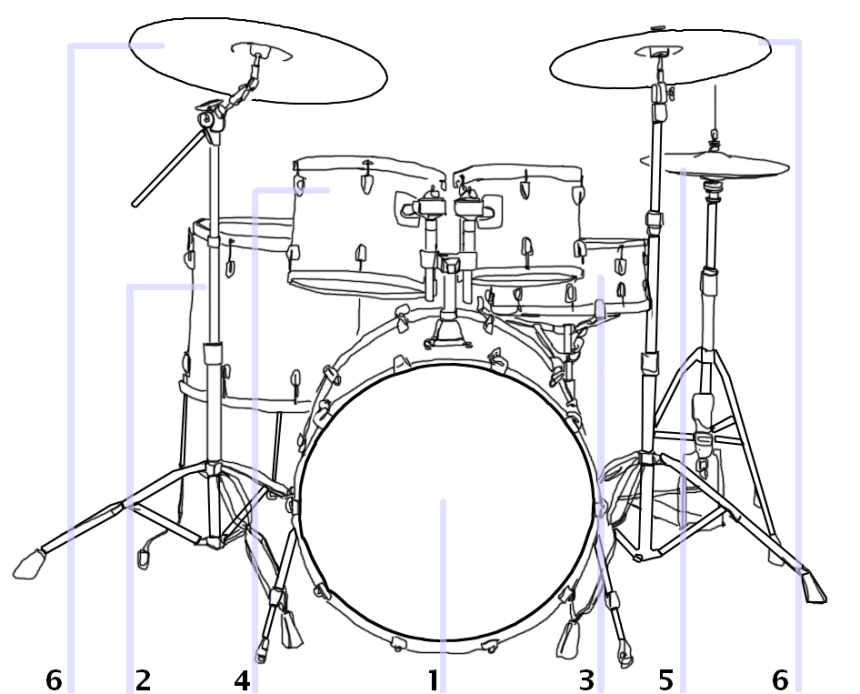
[Tab. 6.2: Vlastní čísla [%] 48](#_Toc40811089)

[Tab. 6.3: Tabulka záměn rozpoznávacího systému 54](#_Toc40811090)

# Úvod

# Bicí souprava

Bicí souprava je sestava bubnů a činelů, její velikost a složení nejsou dány. Záleží na preferencích hráče a také hudebním žánru. Na obrázku (Obr. 2.1) je vidět typická základní bicí souprava. Číslem jedna je označen velký buben (Bass Drum), pod číslem dvě je označen kotel (Floor Tom), číslo tři je malý buben (Snare), číslo čtyři jsou tomy, nebo také přechody (Tom Tom). Zbývají činely ty nemají pro svoje názvy české ekvivalenty, proto se používají názvy anglické, vpravo pod číslem pět se nachází Hi – Hat česky hovorově „hajtka“. Zbývající dva činely jsou vpravo Crash a vlevo Ride. Souprava může být menší nebo i mnohem větší. Záleží na vkusu hráče a hudebním žánru. [1], [2]



Obr. 2.1: Bicí souprava [3]

Počtem bubnů a činelů však rozmanitost zvuků bicí soupravy nekončí. Malý buben může být při hře „zapnut“ nebo „vypnut“. Tím se označuje, zdali jsou nataženy struny na spodní bláně malého bubnu nebo ne. Na malý buben se dá hrát takzvaně „přes ráfek“. To je technika, kdy hráč paličkou neudeří do blány bubnu, ale na jeho okraj. hi-hat může být otevřená nebo uzavřená, pomocí pedálu. U činelů obecně se může hrát na jejich kraj, nebo střed. [1], [2]

Samostatnou kategorií zvuků tvoří takzvané dvoj údery. Jedná se o úder na buben a činel ve stejnou chvíli. Základními dvoj údery jsou malý buben s hi-hat, velký buben s hi-hat. Hi-hat může být nahrazena například crashem.

Rozmanitost zvuků při hře na bicí soupravu může být velká. Tato práce se zabývá pouze základním rozsahem bicí soupravy a jejími základními zvuky.

# Zpracování vstupního signálu

## Předzpracování

Vstupním signálem SW pro generování triggerů je již smíchaná digitální zvuková nahrávka bicí soupravy, která vzniká snímáním mikrofony. Spojité signály *f(t)* z jednotlivých mikrofonů jsou pomocí analogově číslicových převodníků převedeny na diskrétní signál *fn = f(tn) = f(nT),* kde T je perioda vzorkování. Omezením diskrétního zpracování signálů je diskretizace spojitého signálu. Tedy vzorkování spojitého signálu v časových úsecích. Podle Nyquistova teorému, mohou být zpracovány pouze signály s frekvencí nižší, než je polovina frekvence vzorkovací. Následuje kvantování, kdy je vzorku přiřazeno nejbližší číslo z dané množiny, tedy přesnost je dána počtem kvantovacích úrovní. [4] Následně jsou signály smíchány a exportovány jako zvukové soubory. Vstupní signál, musí být co nejvíce zjednodušen, aby jeho následná analýza byla co nejméně výpočetně náročná a tím i dostatečně rychlá a aby z něj bylo možné získat vlastnosti dle kterých bude klasifikován. Jedná se tedy o odstranění redundance. V prvním kroku je signál rozdělen na časové úseky. Zde se nabízí dva možné způsoby, a to segmentace plovoucím oknem (kontinuální analýza), nebo dělení na vzorky celých úderů (analýza segmentů). V dalším kroku předzpracování signálu je segment analyzován po stránce spektrálního výkonu v dílčích pásmech. Tato pásma jsme zvolili jako…….

Vstupním signálem SW pro generování triggerů je digitální audio nahrávka bicí soupravy. Jedná se tedy o diskrétní signál *fn = f(tn) = f(nT),* kde T je perioda vzorkování. Omezením takového signálu je, že známe pouze jeho vzorky v určitých časových úsecích. Podle Nyquistova teorému, mohou být zpracovány pouze signály s frekvencí nižší, než je polovina frekvence vzorkovací. Dalším omezením je kvantování, kde je vzorku přiřazena nejbližší hodnota z dané číselné reprezentace, tedy přesnost je dána počtem kvantovacích úrovní. [4]Nejdříve jsou ze vstupního signálu získávány časové značky začátků a konců jednotlivých úderů. Získávání časových značek je realizováno pomocí časové obálky signálu. Při průchodu obálky rozhodovací úrovní je zaznamenána časová značka. Tato metoda vyžaduje stejnou hlasitost vstupních nahrávek. Proto, bylo implementováno normalizování vstupní hlasitosti podle efektivní hodnoty (RMS) (3.1).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.1) |

Kde N je počet vzorků a x (n) je vstupním signálem. [5]Dále je signál rozdělen na časové úseky, ve kterých probíhá rozpoznávání úderu. Zde se nabízí dva možné způsoby, a to segmentace plovoucím oknem (kontinuální analýza), nebo dělení na vzorky celých úderů (analýza segmentů).

V dalším kroku předzpracování je provedena frekvenční analýza pomocí banky filtrů. Pro každé frekvenční pásmo je spočítána energie signálu. Tyto energie jsou vstupem pro analýzu hlavních komponent.

## Úprava dynamiky signálu

Dynamikou nahrávky se rozumí rozdíl mezi nejtiššími a nejhlasitějšími zvuky. Efekty upravující dynamiku nahrávky jsou kompresory, limitéry, expandéry a gejty. Tato práce využívá pro předzpracování signálu expandér a limitér. [6]

**Limitérem** se označuje kompresor s vysokým kompresním poměrem. Kompresor slouží ke snížení dynamického rozsahu nahrávky. Kompresní poměr (RATIO) je závislost úrovně výstupního signálu na úrovní vstupního signálu. Kompresní poměr nastaven na hodnotu 3:1 bude mít za následek, nárůst výstupního signálu o 1 dB při překročení prahu citlivosti vstupním signálem o 3 dB. Kompresor se stává limitérem při nastavení kompresního poměru na ∞:1. Práh citlivosti (THRESHOLD) je rozhodovací úroveň při jejímž překročení vstupním signálem, začne být ovlivňován signál výstupní. Dalšími parametry jsou reakční časy. Doba náběhu (ATTACK) je časem, který uplyne, než dojde k reakci na nárůst úrovně vstupního signálu. Dalším parametrem je čas doběhu (RELEASE), jedná se o dobu, po kterou se kompresor vrací do normálního stavu, při poklesu úrovně vstupního signálu pod práh citlivosti. Posledním časem je doba přidržení (HOLD). Tento parametr oddaluje započetí procesu doběhu. [6]

**Expandér** pracuje na opačném principu než kompresor. Signály s úrovní pod prahem citlivosti se zeslabují více než signály s úrovní nad prahem citlivosti. Dochází ke expanzi dynamiky signálu. Parametry nastavení expandéru jsou totožné s kompresorem. U ratia se však nejedná o kompresní poměr, ale o poměr expanzní. [6]

## Číslicové filtry

Číslicové filtry jsou obdobou filtrů analogových a používají se pro digitalizované signály, jako transformační funkce, které ze vstupní posloupnosti *x*[*n*] vytvoří požadovanou výstupní posloupnost *y*[*n*]. I přes určitou paralelu k analogovým filtrům mají odlišné vlastnosti. Například

* strmosti frekvenčních charakteristik, kterých nešlo pomocí analogových obvodů dosáhnout
* vlastnosti filtrů se mění pomocí jejich koeficientů, nemají na ně vliv okolní podmínky, jako například teplota nebo stárnutí kapacitorů
* vlastnosti digitálního filtru lze kdykoli upravit, není třeba změna zapojení.
* digitální filtry mohou zpracovávat i nízké kmitočty, na rozdíl od analogových, kde je jejich realizace pro nízké kmitočty náročná
* analogové filtry dosahují běžně útlumu 60 až 70 dB, u číslicových filtrů charakteristiku určuje pouze délka bitového slova
* hlavní nevýhodou může být delší čas pro zpracování, tedy značné zpoždění
* omezení frekvence zpracovávaného signálu do poloviny vzorkovací frekvence
* zařazení analogově-číslicových a číslicově-analogových převodníků
* [4] [8]

Funkce číslicových filtrů popisuje diferenční rovnice, která vyjadřuje závislost mezi posloupnostmi a jejich diferencemi. Diferenční rovnice zle řešit pomocí diferenčního počtu, nebo jednodušeji pomocí *Z* transformace. Transformací *Z* (3.2) *x*[*n*] známé posloupnosti a *y*[*n*] hledaného řešení diferenční rovnice, dostaneme obraz X(*z*) a obraz partikulárního řešení Y(*z*).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.2) |

Jejich podílem vzniká přenosová funkce číslicového filtru vztah (3.3).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.3) |

Kde a a b jsou koeficienty přenosové funkce. [8] Na obrázku (Obr. 3.1) je znázorněn obecný rekurzivní systém, který je popsán přenosovou funkcí (3.3).



Obr. 3.1: Obecný rekurzivní systém převzato z [4]

Přenosová funkce filtru může být také vyjádřena pomocí nulových bodů a pólů vztah (3.5). [4]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.4) |

Nulové body *z0* získáme porovnáním jmenovatele přenosové funkce (3.3) s nulou, tedy řešením rovnice Y(*z*) = 0. Póly *zx* získáme, položíme-li jmenovatele přenosové funkce rovno nule, tedy řešením rovnice X(*z*) = 0. K je zesilovací činitel systému. [8]

Impulsní charakteristika je odezva systému na jednotkový impuls, definovaným jako {xn} = 1, 0, 0 … Obrazem jednotkového impulsu pro jmenovatel přenosové funkce X(*z*) = 1 dostáváme rovnost H(*z*) = Y(*z*). V tuto chvíli je H(*z*) obrazem impulsní charakteristiky filtru.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.5) |

Zpětnou *Z* transformací (3.5) získáme impulsní odezvu ℎ[𝑛] (3.6). [4][8]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.6) |

Filtr, u kterého platí, že jeho impulsní odezva skončí po uplynutí nějaké doby, nazýváme filtr s konečnou impulsní odezvou (FIR, Finite Impulse Response). Dalším druhem číslicových filtrů jsou filtry s nekonečnou impulsní odezvou (IIR, Infinite Impulse Response). [4]

Návrh filtru vychází z ideální analogové dolní propusti, která má v propustném pásmu modul roven jedné a v nepropustném pásmu se hodnota modulu rovná nule. Strmost přechodového pásma ideálního filtru je nekonečná. Aby se takovýto ideální průběh přiblížil skutečnému analogovému filtru, je třeba jeho průběh aproximovat. Tím dojde k rozšíření přechodového pásma a zvlnění modulové frekvenční charakteristiky. Zde budou uvedeny čtyři tyto aproximační funkce, vybírá se z nich na základě požadavku na zvlnění frekvenční modulové charakteristiky. Butterworthova aproximace obsahuje pouze póly, modulem filtru je monotónně klesající funkce. Kmitočtová charakteristika je hladká, nemá žádné zvlnění, za cenu nejmenší strmosti přechodového pásma. Čebyševova aproximace 1. typu má také pouze póly, dojde ke zvlnění propustného pásma modulové frekvenční charakteristiky. Čebyševova aproximace 2. typu obsahuje nulové body i póly, modulová frekvenční charakteristika se zvlní v nepropustném pásmu. Elliptická (Cauerova) aproximace má nulové body i póly, vyznačuje se největší strmostí přechodového pásma. Ke zvlnění modulové frekvenční charakteristiky dojde jak v propustném, tak v nepropustném pásmu. Na obrázku (Obr. 3.2) jsou vidět jednotlivé aproximační funkce pro filtr typu dolní propust. [7][8]



Obr. 3.2: Aproximace dolní propusti

### FIR, IIR filtry a jejich vlastnosti

Číslicové filtry se dělí do dvou základních skupin, a to s konečnou impulsní odezvou (FIR) a s nekonečnou impulsní odezvou (IIR). Reprezentace v z-oblasti je pro FIR dána jen nulovými body, frekvenční charakteristika je tedy periodická funkce s periodou 2pi/T. Výhodou FIR je lineární fázová charakteristika, je-li dodržena podmínka symetrie nebo antisymetrie impulsní charakteristiky (3.7). [4]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.7) |

Díky ní nemají fázové zkreslení v celém kmitočtovém pásmu. Jsou nerekurzivní, není tedy třeba při výpočtu vyšetřovat jejích stabilitu. Mají obecně menší citlivost na kvantizační šum. Pro dosažení shodných strmostí s IIR filtry mají FIR filtry větší nároky na paměť, a zpoždění signálu. Vyšší řád sebou nese vyšší počet koeficientů, kde musí být uloženo více stavových veličin. [4][8]

Při realizaci IIR systému je nutné použít struktury se zpětnými vazbami. Stabilita systému je dána polohou pólů. Aby byl systém stabilní musí póly ležet uvnitř jednotkové kružnice v rovině *z*. IIR filtry jsou citlivé na nepřesnost vzniklou číslicovou realizací, proto se stabilita na konkrétní realizaci ověřuje. [4] Pro IIR filtry lze najít ekvivalentní analogový filtr. Tyto filtry nemají lineární fázovou charakteristiku, proto způsobují fázové zkreslení. Filtry s náročnými frekvenčními charakteristikami realizovanými pomocí IIR, májí řádově nižší řád filtru než při realizaci FIR. To přináší nižší řád přenosové funkce, díky kterému se snižuje potřebné zpoždění signálu. [7] Aby mohl být filtr používán v reálném čase, musí být dosaženo jeho kauzality. Podmínka kauzality je dána vztahem (3.8). [7]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.8) |

Z uvedených vlastností vyplývá, že FIR filtry se využívají v aplikacích, kde zaleží na fázovém zkreslení, není třeba vysokých strmostí pro přechod do nepropustného pásma frekvenční charakteristiky a nezáleží příliš na zpoždění a náročnosti výpočtu. Naopak v aplikacích, které vyžadují vysokou strmost, krátký procesní čas, je vhodné použít filtr typu IIR. IIR filtry nemohou být navrženy s lineární fázovou charakteristikou v celém frekvenčním rozsahu. Avšak lze se v úzkém kmitočtovém pásmu lineární fázové charakteristice přiblížit. Proto se používají pro realizaci filtrů s po částech konstantní frekvenční charakteristikou (horní propust, dolní propust, pásmová zádrž, nebo pásmová propust). Což může být pro zpracování zvukových signálů dostačující. [8] Na základě těchto skutečností byla pro frekvenční dělení vstupního signálu vybrána realizace IIR filtrů.

### Návrh IIR filtru

IIR filtry jsou podobné analogovým filtrům, a jejich návrh lze provést pomocí transformace analogových prototypů do číslicové oblasti. Při transformaci dochází k převodu roviny *w* do roviny *z.* Použitá transformace musí splňovat tyto požadavky:

* Celá rovina *w* se musí transformovat na celou rovinu *z* jednojednoznačně.
* Póly přenosové funkce z levé strany v rovině *w* musí být transformovány dovnitř jednotkové kružnice v rovině *z*. Tedy stabilní analogový filtr musí být transformován na stabilní číslicový filtr.
* Základní kmitočtové vlastnosti musí být po transformaci zachovány.
* Transformace musí jednojednoznačně transformovat racionální lomenou funkci Ha(*w*) na racionální lomenou funkci H(*z*).

Nejčastěji bývá využita bilineární transformace (3.9). [8]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.9) |

A zpětná bilineární transformace podle vztahu (3.10). [1, 2, 17]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.10) |

Bilineární transformace zobrazí imaginární osu v komplexní rovině *w* do jednotkové kružnice v komplexní rovině *z*. Tím je splněna první a druhá podmínka. Bilineární transformace je racionální lomenou funkcí a splňuje čtvrtou podmínku. Splnění třetí podmínky dosáhneme vyšetření zobrazení kmitočtové osy (3.11). [4][8]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.11) |

Kde ωd jsou kmitočty v diskrétním systému a ωa jsou kmitočty v analogovém systému. Při transformaci dochází ke zkreslení frekvenční osy, a to z důvodu převodu nekonečné analogové frekvenční osy na konečnou diskrétní osu. Vztah mezi kmitočty v analogovém systému ωa a kmitočty v číslicovém systému je dán vztahem (3.12). [4][8]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.12) |

V Matlabu se IIR filtry realizují za pomoci funkcí, které jsou rozdělené podle charakteru filtru. Jsou to funkce butter, cheby1, cheby2 a ellip. Každá z těchto funkcí vrací přímo koeficienty přenosové funkce nebo nulové body, póly a zesílení. Pro filtry vyššího řádu než čtvrtého, je v dokumentaci pro Matlab, [9] doporučeno používat jako výstup rozložení nulových bodů a pólu, nikoli přímo koeficienty filtru. Vzhledem k zaokrouhlení by mohlo dojít k nestabilitě systému. V tabulce (Tab. 3.1) jsou uvedeny vstupní parametry pro jednotlivé funkce.

Tab. 3.1: Vstupní parametry funkcí pro realizaci IIR filtrů

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| vstupní parametry | názvy funkcí | | | |
| butter | cheby1 | cheby2 | ellip |
| řád filtru | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| mezní frekvence | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| tip filtru | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| velikost zvlnění [dB] |  | ✓ |  | ✓ |
| útlum v nepropustném pásmu [dB] |  |  | ✓ | ✓ |

Pokud je mezní frekvence definována dvouprvkovým vektorem funkce, vytvoří pásmovou propust nebo pásmovou zádrž, kde první prvek vektoru je dolní mezní frekvence, a druhým prvkem je horní mezní frekvence. Mezní kmitočet může nabývat hodnot 0 až 1, kde hodnota 1 představuje polovinu vzorkovacího kmitočtu. [5]

### Banky filtrů

Pro rozdělení signálu na jednotlivé frekvenční pásma bude použita banka filtrů. V tuto chvíli není jasné, na kolik frekvenčních pásem bude třeba signál rozdělit, aby mohly být jednotlivé údery správně klasifikovány. Pro začátek bude banka filtrů nastavena na základě fyziologie lidského sluchu. Později bude experimentálně určen počet potřebných frekvenčních pásem pro správnou klasifikaci signálu.

Podle Harvey Fletchrea je-li tón maskován bílím šumem, na maskování se podílí jen určité pásmo spektra, které leží v okolí maskovaného tónu. Rozsah toho pásma se nazývá šířka kritického pásma. V lidském sluchovém ústrojí šířka kritického pásma odpovídá konstantní vzdálenosti na bazilární membráně. Eberhard Zwicker na základě svých psycho akustických měření stanovil jednotlivým pásmům jejích střední kmitočty a šířky pásma. Pro aproximaci šířky kritického pásma podle Eberhard Zwicker se používá banka třetino-oktávových filtrů. [1][10] [11]

Střední kmitočty oktávových a zlomko-oktávových filtrů se počítají dle vztahu (3.12) pro lichý počet pásem na oktávu a podle vztahu (3.14) pro sudý počet pásem na oktávu. [10]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.13) |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.14) |

Šířka pásma se spočítá dle vztahu (3.15).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.15) |

Kde G = 103/10, fref = 1 kHz, n je počet pásem na oktávu a x je pořadí filtru. [10] Jako počáteční realizace banky filtrů, byla zvolena banka třetino-oktávových filtrů. Na obrázku (Obr. 3.3) je znázorněna modulová frekvenční charakteristika banky třetino-oktávových filtrů realizovaná v Matlabu. Pro názornost je zobrazena v rozsahu 100 až 400 Hz.



Obr. 3.3: Modulová frekvenční charakteristika banky filtrů

# Analýza hlavních komponent

Analýza hlavních komponent (PCA, principal component analysis) je jednou z nejpoužívanějších metod pro analýzu vícerozměrných dat a redukci jejich dimenzionality. Metoda může být popsána jako lineární transformace vstupních proměnných na nové nekorelované, které nazýváme hlavními komponentami. Hlavní komponenty jsou na sobě nezávislé a jsou seřazeny podle obsahu rozptylu původních proměnných v nich obsažených. První jsou komponenty s vysokým rozptylem. Komponenty s nízkým rozptylem nejsou pro další analýzu použity, tím dojde k redukci dat neboli odstranění Redundance. Toto může být využito ke grafickému znázornění vícerozměrných dat, k čemuž se používají první dvě nebo tři hlavní komponenty. První hlavní komponenta bývá v některých případech využita jako komplexní ukazatel, tedy rozložení dat je vyjádřeno pouze první hlavní komponentou. PCA byla vyvinuta pro data s mnoharozměrným normálním rozdělení. Není vhodná pro analýzu více stavová kvalitativní data, na které nelze aplikovat euklidovskou metriku. PCA také není vhodná pro data, která obsahují velké množství nul. Je vhodné, aby počet proměnných nepřevyšoval počet prvků. Obecně je doporučeno, aby se počet prvků blížil druhé mocnině počtu proměnných.Často bývá metoda hlavních komponent součástí komplexnější analýzy dat. [12] [13], [14]

Signál, který prošel bankou filtrů má tolik dimenzí, do kolika je rozdělen pásem. Pro snížení náročnosti následných výpočtů a tím i procesního zpoždění, byla hledána metoda pro snížení počtu dimenzí signálu. Tedy k odstranění redundance. Analýza hlavních komponent (PCA, principal component analysis) je jednou z nejpoužívanějších metod pro analýzu vícerozměrných dat a redukci jejich dimenzionality. Metoda může být popsána jako lineární transformace vstupních proměnných na nové nekorelované, které nazýváme hlavními komponentami. Z geometrického hlediska dochází k hledání nového prostoru, ve kterém lze popsat rozložení vstupních dat, pomocí menšího počtu os označovaných jako hlavní komponenty. PCA byla vyvinuta pro data s mnoharozměrným normálním rozdělení. Není vhodná pro analýzu více stavová kvalitativní data, na které nelze aplikovat euklidovskou metriku. PCA také není vhodná pro data, která obsahují velké množství nul. Je vhodné, aby počet proměnných nepřevyšoval počet prvků. Obecně je doporučeno, aby se počet prvků blížil druhé mocnině počtu proměnných. Často bývá metoda hlavních komponent součástí komplexnější analýzy dat.

## Princip

Cílem metody hlavních komponent je zobrazení vstupních, obecně vícerozměrných, dat do nového prostoru s nižší dimenzí. Tento nový prostor je reprezentován sadou latentních výstupních proměnných. Výstupní proměnné označované jako hlavní komponenty jsou vzájemně nekorelované, popisují téměř v neredukované míře přesně rozložení původních znaků a poskytují vhodnější vlastnosti pro další analýzu. [12]

Metoda hlavních komponent transformuje vstupní, obecně vícerozměrná, data do nového prostoru s nižší dimenzí.

Pro jednoduchost si představme objekty rozmístěny ve dvourozměrném prostoru popsány souřadnicemi *X* a *Y* (Obr. 4.1 A).



Obr. 4.1: A - objekty v prostoru souřadnic X a Y B - objekty v novém prostoru X2 a Y2

Pootáčením souřadného systému je nalezen nový prostor, který lépe popisuje rozložení objektů. Takovýto nový prostor má nové souřadnice *X2*a *Y2*, ty jsou dány lineární kombinací původních souřadnic *X, Y* (Obr. 4.1 B).

Jsou-li objekty rozloženy na přímce, po nalezení nového prostoru, dojde k popisu jejich rozložení pomocí pouze jedné souřadnice. Toto je hlavní princip redukce dimenzí prostoru. K popisu rozložení objektů pomocí jedné nové souřadnice zpravidla nedochází. Proto je hledán nový prostor, kde je rozložení objektů co nejpřesněji popsané, v co nejmenším počtu souřadnic tak, aby souřadnice, které mají malý vliv na rozložení objektů, mohly být zanedbány. Matematický popis tohoto principu je dán jako odchylka všech bodů od redukované reprezentace, popsaná minimální střední kvadratickou odchylkou.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.1) |

Kde xk je původní reprezentace a x‘k redukovaná reprezentace. Analýza dat pomocí metody hlavních komponent se počítá nejčastěji dvěma způsoby, a to kovarianční matici nebo matici korelačních koeficientů. [12] [13] [15] [16]

### Kovarianční matice

Analýza hlavních komponent s kovarianční maticí se někdy nazývá též centrovaná PCA.(4.4), (4.5). Počátek nového souřadného systému je posunut do centroidu objektů. Vzdálenosti mezi objekty se s převodem do nového souřadného systému nemění. Součet vlastních hodnot kovarianční matice je roven součtu rozptylů proměnných.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.2) |

Kde λi jsou vlastní čísla. Tato metoda výpočtu PCA se hodí pro data, která jsou ve stejných jednotkách a ve stejné škále. Nebo pro data v rozdílných jednotkách, které lze přepočítat na stejné číselné reprezentace. [15]

### Matice korelační koeficientů

Vstupní data, jsou normalizována na jednotkový rozptyl a nulový průměr. Součet hodnot matice korelačních koeficientů je roven počtu proměnných. Počet proměnných určuje řád korelační matice. Počátek nového souřadného systému je opět posunut do centroidu objektů. Po normalizaci původních proměnných na jednotkový rozptyl, vzdálenosti mezi objekty již nejsou závislé na jednotkách, v kterých byly naměřeny. Tato metoda se hodí pro data vyjádřená ve zcela rozdílných jednotkách, a nelze je vyjádřit ve stejné číselné škále. [15] [16]

## Výběr počtu hlavních komponent

Po výpočtu PCA je vytvořen nový prostor daný hlavními komponentami. Hlavní komponenty jsou seřazeny podle velikosti části rozptylu původních dat, v nich obsaženém. Nyní je třeba z množiny hlavních komponent vybrat několik s nejnižšími pořadovými čísly, tak aby mohlo být dostatečně popsáno rozložení dat. Obecně je dobré brát v úvahu jen komponenty, které mají vlastní hodnoty vyšší, než je průměr všech vlastních hodnot. Vlastní hodnota λi udává rozptyl v dané hlavní komponentě. [15]

Pokud je využita metoda s korelační maticí, tak se nejčastěji ke stanovení počtu hlavních komponent používá Kaiserovo kritérium. [15] Toto kritérium předpokládá užití hlavních komponent s vlastní hodnotou (4.8) větší než 1. Popis výpočtu vlastní hodnoty je uveden v kapitole 4.3. Součet vlastních hodnot je roven počtu vstupních proměnných. Nemá tedy cenu uvažovat komponenty, které mají vlastní hodnotu menší než 1. [15]

Je-li použita kovarianční matice, součet vlastních hodnot se rovná součtu rozptylu vstupních proměnných. U této metody můžeme využít hlavní komponenty s vlastní hodnotou vyšší, než je průměr všech vlastních hodnot. [15]

Obecnou možností výběru počtu hlavních komponent může být grafické zobrazení jejich vlastních hodnot. Toto zobrazení se nazývá indexový graf úpatí vlastních čísel (Scree Plot) (Obr. 4.2).



Obr. 4.2 Indexový graf úpatí vlastních čísel

Jedná se o graf závislosti vlastních hodnot na hlavních komponentách. Počet hlavních komponent z grafu odečteme tak, že sledujeme pokles vlastních hodnot, když se tento pokles zmírní a křivka se „ohne“, odečteme pořadí příslušné poslední komponenty. V příkladu na obr. 4.1 by byly použity první tři hlavní komponenty. [12][14] [15]

Další metodou může být výběr komponent, které dohromady vyjadřují 90 až 99 % celkového rozptylu. [14]

## Výpočet analýzy hlavních komponent

Nejpoužívanějším algoritmem pro výpočet hlavních komponent je singulární rozklad matice (SVD – Singular Value Decomposition). Tento algoritmus je založen na Karhunenově – Loèvově transformaci, a zaručuje globální optimum. [13] Dále je uveden postup výpočtu analýzy hlavních komponent pomocí algoritmu SVD.

Nejdříve je potřeba vstupní data uspořádat do matice **X** (4.4),

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.3) |

kde řádky jsou jednotlivé body měření a sloupce měřené veličiny. [17], [18]

V dalším bodě probíhá centrování dat. Nejprve se z vektorů **xk = xi,1 … xi,j**vypočte pomocí vztahu (4.4) průměr. [16]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.4) |

Centrovaný vektor z matice **X** se vypočítá pomocí vztahu (4.5), z těchto vektorů je složena centrovaná matice **XC**. [16]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.5) |

Následně se vypočítá kovarianční matice **C**. Obsahem této matice jsou prvky s indexy *i, j* což jsou kovariance *i*-té a *j*-té složky původních dat **X**. Kovariance se spočítá na základě vztahu (4.6), jednotlivé kovariance jsou uspořádány do kovarianční matice **C**. [12] [14] [16]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.6) |

Nyní se vypočítají vlastní čísla (eigenvalues) a vlastní vektory (eigenvectors) kovarianční matice **C**. Vlastní vektory **Vi** jsou získány řešením rovnice (4.7).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.7) |

Kde **(C – λiI)** je charakteristická rovnice pro výpočet vlastních hodnot *λi.*Vlastní hodnoty jsou získány řešením rovnice (4.8). [14] [16] [17] [18]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.8) |

Kde je determinantem charakteristické rovnice. Vlastní hodnoty jsou rozptylem odpovídající příslušným hlavním komponentám. [14] [16]

Vlastní čísla *λi* jsou spolu s příslušnými vlastními vektory **Vi** seřazeny podle velikosti, od největších k nejmenším. Z vlastních vektorů se složí transformační matice **T**. Jednotlivé vlastní vektory **Vi** jsou v matici **T** řazeny sestupně podle vlastních čísel *λi*ve sloupcích. Prvky vlastních vektorů jsou váhy původních proměnných. Tyto váhy udávají pozici objektů v novém souřadném systému.

[12] [14] [16]

Nyní se vybírá počet hlavních komponent (vlastních vektorů), podle některého z kritérií uvedených v kapitole 4.2. Počet vybraných komponent *n* se vloží do nové transformační matice **Tn**. Podle vybraných hlavních komponent jsou původní data promítnuta do nového prostoru. [17][18]

Na závěr je vypočtena matice **Y** podle vztahu (4.9), která obsahuje původní data promítnutá do nového prostou s *n* dimenzemi. [14] [16] [17][18]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.9) |

Kde **X**c je centrovaná matice vstupních dat.

## Výstupy analýzy hlavních komponent

Výstupy důležité pro interpretaci výsledků PCA - jsou vlastní hodnoty, komponentní váhy, komponentní skóre a grafy vyjadřující tyto hodnoty. [15]

**Vlastní hodnoty** vyjadřují podíl rozptylu rozložení původních dat v hlavní komponentě, udávají tedy význam dané hlavní komponenty pro vyjádření rozložení dat. Číselná hodnota není důležitá, důležitý je procentuální podíl v dané hlavní komponentě z celkového součtu vlastních hodnot všech hlavních komponent. [14][15]

**Komponentní váhy** představují míru vzájemné korelace mezi původními proměnnými a hlavními komponentami. Znázorňují, jak velký vliv mají původní proměnné na hlavní komponenty. [14]**Graf komponentních vah (Plot Components Weights)** zobrazuje původní proměnné v ordinačním prostoru (Obr. 4.**3**). Komponentní váhy (v1,2,3,4) představující původní proměnné. Mohou být zobrazené pomocí vektorů vycházejících z počátku souřadného systému. Délka vektoru znázorňuje velikost vlivu proměnné. Úhel mezi proměnnou a hlavní komponentou vyjadřuje jejich vzájemnou korelaci. [14] [15]



Obr. 4.3: Graf komponentních vah

Čím menší úhel mezi hlavní komponentou a vektorem proměnné je, tím více proměnná komponentu ovlivňuje. Korelace mezi proměnnými je dána kosinem úhlu mezi vektory daných proměnných. Vzdálenost mezi proměnnými zobrazuje jejich vzájemnou korelaci. [14] [15]

**Komponentní skóre** obsahuje souřadnice původních objektů v prostoru hlavních komponent. [14]

**Graf komponentního skóre (Scatterplot)** zobrazuje původní objekty v ordinačním prostoru. Objekty jsou znázorněny jako body, jejichž pozici určuje komponentní skóre. Na obrázku je vidět příklad ordinačního diagramu objektů (Obr. 4.4). [14] [15]



Obr. 4.4: Graf komponentního skóre

Tento graf slouží k nalezení podobných objektů, které v prostoru hlavních komponent leží blízko sebe. Nebo také objektů silně odlišných, tedy odlehlých od ostatních. Objekty vzdálené od počátku jsou extrémy, naopak objekty umístěné blízko počátku, jsou objekty obvyklými. Nejdůležitější vlastností výstupu PCA je, že rozložení objektů v prostoru hlavních komponent je vhodné pro třídění dat pomocí shlukovacích metod. . [14]

**Dvojný graf (Biplot)** je grafem, který spojuje graf komponentních vah a komponentního skóre. Existují dva typy biplotů. Dělí se podle standardizace vlastních vektorů. Prvním je biplot vzdáleností (distance biplot). Délky vlastních vektorů jsou standardizovány na jednotkovou délku. Pozice objektů v grafu mají rozptyl roven vlastnímu číslu. Euklidovské vzdálenosti v PCA prostoru jsou aproximací euklidovských vzdáleností v původním prostoru, euklidovské vzdálenosti tedy lze interpretovat. Délka vektorů původních proměnných určuje jejich příspěvek k definici daného prostoru. Úhly mezi vektory znázorňující původní proměnné, nelze nijak interpretovat. Druhou variantou je biplot korelací (correlation biplot). Délky vlastních vektorů standardizuje na druhou mocninu z vlastních čísel a pozice objektů mají jednotkový rozptyl. Euklidovské vzdálenosti v prostoru PCA nelze interpretovat, nejsou totiž aproximací euklidovských vzdáleností v původním prostoru. Délky vektorů původních proměnných popisují jejich směrodatnou odchylku. Úhly mezi vektory původních proměnných zobrazují jejich vzájemnou korelaci. [14] [15]

## Příklad výpočtu

Pro názornost je v této kapitole uveden příklad analýzy hlavních komponent. Jedná se o srovnání parametrů bezdrátových sluchátek. I když není soubor dat příliš rozsáhlý, bylo by obtížné z něj vyvodit nějaké poznatky, například podobnosti nebo rozdílnosti jednotlivých sluchátek a to hlavně proto, že data obsahují šest proměnných (šest parametrů). Předpokladem je, že po výpočtu PCA bude možné vytvořit skupiny sluchátek s podobnými vlastnostmi, nebo najít sluchátka, která svými vlastnostmi vybočují. Případně, které vlastnosti to způsobují. Jednotlivé typy sluchátek budeme považovat za objekty a jejich parametry za proměnné. Takovýto soubor dat má tedy šest dimenzí a nelze graficky vynést. Ke zpřehlednění dat využijeme analýzu hlavních komponent.

Tab. 4.1: Srovnání parametrů bezdrátových sluchátek

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Sluchátka | cena | citlivost | impedance | výdrž baterie | nabíjení | hmotnost |
| Kč | dB/mW | Ω | hod. | hod. | g |
| Sony WH-1000XM3 | 8500 | 104,5 | 47 | 38 | 3 | 255 |
| Marshall Major III | 2500 | 97 | 32 | 30 | 3 | 178 |
| Niceboy HIVE | 850 | 100 | 32 | 13 | 2,5 | 115 |
| Beats by Dr.Dre Solo3 | 5000 | 102 | 16 | 40 | 2 | 215 |
| JBL Tune 500BT | 1350 | 24 | 32 | 16 | 2 | 155 |
| Apple AirPods PRO | 7300 | 105 | 32 | 4,5 | 0,3 | 11 |
| Niceboy HIVE Podsie | 950 | 110 | 16 | 3,5 | 2 | 9 |
| QCY T1C | 600 | 180 | 32 | 4 | 2 | 70 |
| Apple AirPods | 4500 | 95 | 16 | 5 | 0,4 | 16 |
| Niceboy HIVE Pods | 1700 | 92 | 32 | 3 | 2 | 80 |
| Fixed Steel | 700 | 42 | 32 | 6 | 1,5 | 33 |

Nejprve jsou data vložena do matice vstupních dat a následně vypočteny průměry jednotlivých parametrů. (4.4) Pomocí nich je vypočtena centrovaná matice. (4.5) Na obrázku (Obr. 4.5) jsou vidět centrované hodnoty pro Cenu a Citlivost.



Obr. 4.5: Centrované hodnoty pro Cenu a Citlivost (červené křížky zobrazují jednotlivé typy sluchátek v prostoru prvních dvou parametrů)

Dále se vypočte kovarianční matice (4.6), ze které jsou získány vlastní vektory a vlastní hodnoty, tedy hlavní komponenty a jejich váhy.

Tab. 4.2: Tabulka hodnot vlastních čísel

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Hlavní komponenta | Vlastní číslo λi [-] | Vlastní číslo [%] |
| PC1 | 7,946 ∙ 106 | 99,89 |
| PC2 | 6,824 ∙ 103 | 0,086 |
| PC3 | 1,516∙ 103 | 0,019 |
| PC4 | 9,005 ∙ 101 | 0,001 |
| PC5 | 9,978 | 1,255 ∙ 10-4 |
| PC6 | 0,126 | 1,578 ∙ 10-6 |

Vlastní čísla slouží k určení počtu hlavních komponent, které budou využity pro interpretaci dat. Na grafu úpatí vlastních čísel (Obr. 4.6) je vidět, že první hlavní komponenta PC1, obsahuje téměř všechen rozptyl původních dat. Bude tedy využita pouze první hlavní komponenta PC1.



Obr. 4.6: Indexový graf úpatí vlastních čísel

Hlavní komponenty PC2, PC3, PC4, PC5 a PC6 budou zanedbány, protože jejich popis rozložení objektů má velmi malý význam. V tabulce (Tab. 4.3) jsou uvedeny vypočtené vlastní vektory. Hodnoty, v nich obsažené, jsou váhy určující korelaci mezi původními proměnnými a hlavními komponentami.

Tab. 4.3: Tabulka komponentních vah

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| proměnná | V1 | V2 | V3 | V4 | V5 | V6 |
| cena | 0,1 | -0,011 | -0,002 | -1,841 ∙ 10-5 | -0,001 | 2,077 ∙ 10-4 |
| citlivost | 0,001 | -0,072 | 0,998 | 0,009 | 0,009 | -0,005 |
| impedance | 8,633 ∙ 10-4 | 0,044 | -0,008 | 0,928 | 0,369 | -0,029 |
| výdrž baterie | 0,003 | 0,142 | 0,005 | -0,372 | 0,917 | -0,033 |
| nabíjení | -5,684 ∙ 10-5 | 0,009 | 0,005 | 0,015 | 0,041 | 0,1 |
| hmotnost | 0,011 | 0,986 | 0,072 | 0,013 | -0,148 | -0,003 |

V další tabulce (Tab. 4.4) jsou hodnoty koeficientů hlavních komponent, neboli komponentní skóre jednotlivých typů sluchátek.

Tab. 4.4: Tabulka komponentního skóre

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Index | Sluchátka | PC1 | PC2 | PC3 | PC4 | PC5 | PC6 |
| 1 | Sony WH-1000XM3 | 5 415 | 94 | 8 | 10 | 0,1 | 0,4 |
| 2 | Marshall Major III | -585 | 82 | 8 | -2 | 5 | 0,1 |
| 3 | Niceboy HIVE | -2 236 | 35 | 10 | 4 | 0,2 | 0,1 |
| 4 | Beats by Dr.Dre Solo3 | 1 915 | 92 | 10 | -20 | -0,04 | -0,4 |
| 5 | JBL Tune 500BT | -1 736 | 75 | -64 | 3 | -4 | -0,2 |
| 6 | Apple AirPods PRO | 4 212 | -139 | -6 | 6 | 1 | -0,2 |
| 7 | Niceboy HIVE Podsie | -2 137 | -73 | 12 | -11 | 0,1 | 0,8 |
| 8 | QCY T1C | -2 487 | -13 | 87 | 7 | -0,5 | -0,4 |
| 9 | Apple AirPods | 1 413 | -103 | -10 | -9 | -2 | -0,2 |
| 10 | Niceboy HIVE Pods | -1 387 | -9 | -2 | 7 | -5 | 0,2 |
| 11 | Fixed Steel | -2 387 | -41 | -54 | 5 | 6 | -0,2 |

Z uvedených hodnot v (Tab. 4.3) je vynesen graf komponentních vah (Obr. 4.7). Graf zobrazuje původní proměnné v prostoru první a druhé hlavní komponenty (PC1 a PC2). Z uvedeného grafu je možné vyčíst, že hmotnost a cena se zásadně liší od zbývajících parametrů.



Obr. 4.7: Graf komponentních vah

Je možné říci, že cena koreluje s první hlavní komponentou, kdežto zbývající parametry více korelují s druhou hlavní komponentou. Největší vliv na první hlavní komponentu měla cena, na druhou hlavní komponentu měla nejvyšší vliv hmotnost.

Rozptylový diagram komponentního skóre je vidět na obrázku (Obr. 4.8). Body zobrazují jednotlivé objekty (sluchátka) v prostoru první a druhé komponenty. Čísla odpovídají indexům sluchátek v tabulce (Tab.4.4). Sluchátka značek Marshall, Niceboy, JBL, QCY, Fixed si jsou podobná a tvoří shluk. Osamocené sluchátka jako Apple AirPods PRO a Sony WH-1000XM3 se vymykají. Můžeme také říci, že jejich vlastnosti nejsou v uvedeném výčtu typické.



Obr. 4.8: Rozptylový diagram komponentního skóre

Posledním zobrazením výstupu analýzy hlavních komponent je dvoj graf (biplot). Spojuje zobrazení komponentních vah a komponentního skóre do jednoho zobrazení (Obr. 4.9). U dvoj grafu se sleduje vzdálenost mezi proměnnými a objekty. Jedná se o dvojgraf korelací, pozice objektů (typů sluchátek) mají jednotkový rozptyl.



Obr. 4.9: Dvojný graf

Kdyby byl objekt ve stejném bodě jako proměnná, nebo byl v její blízkosti, znamenalo by to vzájemnou interakci mezi danou proměnnou a blízkým objektem. Interakce může sloužit interpretaci objektů. [14] V tomto případě si jsou velice blízko sluchátka Sony a cena. To může naznačovat, že u sluchátek Sony je cena zásadním parametrem. Tyto sluchátka jsou v uvedeném přehledu nejdražší (Tab. 3.1). Výsledky PCA, nemusí být využity pouze pro grafické zobrazení, ale můžou být podrobeny dalším analýzám pro třízení a klasifikaci dat. Sluchátka by mohly být roztřízeny do skupin s podobnými vlastnostmi.

# Klasifikace dat

Po snížení dimenze dat pomocí analýzy hlavních komponent, budou údery klasifikovány do tříd, které budou představovat jednotlivé bubny nebo činely. Klasifikační metody hledají vzájemnou podobnost mezi objekty. Klasifikace dat je jedna z hlavních úloh strojového učení (machine learning). Pomocí klasifikačních metod je možné jeden objekt přiřadit do existující třídy, nebo množinu objektů rozdělit na několik klasifikačních tříd. [14] Rozdělení objektů do tříd může být pro provedeno pomocí následujících způsobů:

* Klasifikace pomocí diskriminačních funkcí
* Klasifikace pomocí minimální vzdálenosti od etalonů tříd
* Klasifikace pomocí hraničních ploch

**Klasifikace pomocí diskriminačních funkcí** je založen na výpočtu míry příslušnosti daného objektu k dané klasifikační třídě. Objekt je přiřazen do té klasifikační třídy, pro kterou byla vypočtena největší míra příslušnosti. Do této skupiny patří například metoda rozhodovacího stromu. [13] [16]

**Klasifikace pomocí minimální vzdálenosti od etalonů tříd** přiřazuje objekty do klasifikačních tříd na základě výpočtu vzdálenosti daného objektu od etalonu dané třídy. Etalon je reprezentativní objekt dané třídy. Počet etalonů klasifikační třídy není dán, záleží na zvolené klasifikační metodě. Například u centroidové metody je etalon pouze jeden (centroid), oproti metodě průměrné vazby, kde je etalonem každý prvek dané třídy. [13] [16]

**Klasifikace pomocí hraničních ploch** využívá hranic definovaných tak, aby v prostoru oddělovaly jednotlivé třídy. Objekt umístěný v daném hraničním prostoru je přidělen dané třídě. Typickým představitelem této skupiny může být metoda podpůrných vektorů (SVM). [13] [16]

## Výběr klasifikační metody

Pro výběr vhodné klasifikační metody byl proveden pokus na vzorku trénovacích dat. Bylo použito celkem 427 nahrávek. Konkrétně 221 nahrávek malého bubnu, 102 nahrávek velkého bubnu, a 104 nahrávek hi-hat. Tyto nahrávky byly filtrovány třetino-oktávovou bankou filtrů, a následně byly vypočteny energie v jednotlivých pásmech. Dále byla provedena analýza hlavních komponent. Na data v novém prostoru pěti prvních hlavních komponent byly aplikovány, klasifikační algoritmy. Na obrázku (Obr. 5.1), je znázorněno rozložení trénovacích nahrávek v prostoru prvních dvou hlavních komponent.



Obr. 5.1: Trénovací nahrávky v prostoru prvních dvou hlavních komponent

Pro test byly vybrány tři klasifikační metody a to k-průměrů, hierarchické shlukování a metoda podpůrných vektorů. První testovanou metodou byla k-průměrů. Tato metoda má předem daný počat shluků. Na začátku se provede náhodné rozdělení do shluků. Určí se centroidy těchto shluků a jednotlivé prvky jsou přiřazeny k nejbližším centroidům. Centroidy se znovu přepočítají. Tyto operace se opakují, dokud se přesuny neustálí. [15]



Obr. 5.2: Klasifikace trénovacích nahrávek metodou k-průměrů



Obr. 5.3: Klasifikace trénovacích nahrávek metodou hierarchické shlukování

Na obrázku (Obr. 5.2) je znázorněn výsledek klasifikace pomocí metody k-průměrů a na obrázku (Obr. 5.3) je znázorněn výsledek klasifikace pomocí metody hierarchického shlukování. Hierarchické shlukování nemá předem daný počet tříd. Každá třída se rozdělí na dvě poloviny dělení končí, když v třídě zbyde poslední prvek. Tento proces může probíhat i obráceně, tedy jednotlivé prvky se seskupují, dokud nejsou v jedné třídě. [15] Z obrázků vyplývá, že oběma metodám činí potíže osamocené objekty, a z objektů v levém dolním rohu vytvoří jeden shluk.

Lepších výsledků bylo dosaženo pomocí metody podpůrných vektorů, které je možné vidět na (Obr. 5.4).



Obr. 5.4: Klasifikace trénovacích nahrávek metodou podpůrných vektorůNa obrázku (Obr. 5.5) je přiblížený shluk nacházející se poblíž počátku. Barevně jsou rozlišeny reálné třídy podle vstupních dat. Rozdělení do tříd pomoci metody podpůrných vektorů je rozlišeno pomocí symbolů. Zde je vidět že opravdová většina dat je zařazena do správných tříd.

Obr. 5.5 Srovnání reálných tříd a tříd vytvořených metodou podpůrných vektorů

Na základě výsledků toho testu, byla vybrána metoda podpůrných vektorů.

## Metoda podpůrných vektorů

Metoda podpůrných vektorů (SVM, suppoort vector machine) je jedním z nejpoužívanějších klasifikačních algoritmů. [12] Jedná se o typ strojového učení s učitelem (supervised learning), tedy data jsou klasifikována na základě trénovací množiny známých dat. SVM má mnoho variant použitelných pro různé klasifikační metody. Pro pochopení problematiky je zde vysvětlena lineární separace do klasifikačních tříd. [16]

Jsou-li třídy lineárně separovatelné existuje množina hranic, podle kterých může být prostor rozdělen tak, aby na jedné straně hranice byly pouze objekty patřící do jedné třídy a na druhé straně hranice pouze objekty patřící do druhé třídy. Na obrázku (Obr. 5.**6**) je uveden příklad několika hranic. Algoritmus podpůrných vektoru hledá hranici, která představuje nejrobustnější rozdělení nových testovacích objektů. Tedy hranici, která je stejně vzdálené od objektů první i druhé třidy. Na obrázku (Obr. 5.6) je tato hranice zobrazena plnou čarou. [13] [16]



Obr. 5.6: Příklad množiny hranic u separabilních tříd SVM

Kritériem pro nalezení optimální hranice je vytvoření co nejširšího tolerančního pásma mezi hranicí a oběma třídami v množině trénovacích dat. Hranice je definovaná vztahem (5.1). [13]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.1) |

Kde vektor **w** udává orientaci hranice a **w0** její polohu**, x** je prvkem, který má být klasifikován.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.2) |

Objekt **x** bude přiřazen do jedné ze dvou tříd na základě výsledku vztahu (5.2). [16][19]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.3) |

Vzdálenost bodu od hranice je dána vztahem (5.3). Souřadnice vektoru *w* určují orientaci hranice. Je-li výsledek funkce *h(x)* v nejbližším bodě první klasifikační třídy roven +1 a -1 v nejbližším bodě druhé klasifikační třídy, je šířka tolerančního pásma definována dle vztahu (5.4).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.4) |

Z toho vyplývá definice kritéria pro stanovení hranice (5.5), kde je hledáno minimum funkce.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.5) |

Za podmínky (5.6).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.6) |

Kde **yk = 1** pro první třídu a **yk = -1** pro druhou třídu. [16][13][19]

Jsou-li klasifikační třídy lineárně neseparovatelné podmínka (5.6) nemůže platit pro všechny objekty trénovací množiny. Příklad takových to tříd je uveden na obrázku (Obr. 5.7). Je vidět, že některé objekty jsou již v tolerančním pásmu, a dokonce i za hranící a budou špatně klasifikovány.



Obr. 5.7: Lineárně neseparovatelné třídy

Někdy také může být výhodnější vytvořit robustnější klasifikátor s širším tolerančním pásmem za cenu špatné klasifikace několika málo objektů. Klasifikátory s úzkým tolerančním pásmem nemusí správně třídit nové testovací objekty. [13]

Kritérium (5.6) je tedy upraveno. Zavadí se nová proměnná ξk, nazývaná relaxační (slack variable) pro kterou platí:

* je-li objekt mimo toleranční pásma ξk**=** 0
* leží-li objekt uvnitř tolerančního pásma a je správně klasifikován 0 < ξk ≤ 1
* nachází-li se objekt na druhé straně hranice a je špatně vyhodnocen pak ξk**>**1

Podmínka je tedy nově definována jako (5.7).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5.7) |

Při optimalizaci není teď bráno v úvahu jen co nejširší toleranční pásmo, ale také co nejmenší počet objektů, pro které platí ξk **>** 0. [13] [16]

# Realizace

Program pro triggrování bicí soupravy byl realizován v prostředí Matlab. Program je rozdělen na dvě základní části, a to trénovací s testovací. Hlavním souborem pro spuštění trénovací části je *uceni.m*. Slouží k výpočtu prostou hlavních komponent a rozdělení clusterovacích tříd na základě trénovací sady dat. Na obrázku (Obr. 6.1) je zobrazeno blokové schéma této části programu.



Obr. 6.1: Blokové schéma trénovací části programu

Testovací část s hlavním souborem *main.m*, analyzuje nahrávku a jednotlivé údery přiřazuje do daných tříd. Blokové schéma této části programu je zobrazeno na obrázku (Obr. 6.2).

V této kapitole budou popsány jednotlivé bloky obou částí programu. Některé bloky jsou využity v obou větvích programu, proto je většina kódu naprogramovaná jako knihovny (funkce), které využívají obě větve.



Obr. 6.2: Blokové schéma testovací části programu

## Segmentace plovoucím oknem

V teoretickém úvodu byly zmíněny dvě možnosti časové segmentace vstupního signálu. První možností bylo rozdělit nahrávku po jednotlivých úderech a ty následně analyzovat. Druhou možností byla segmentace plovoucím oknem (kontinuální režim). Segmentace plovoucím oknem přináší možnost, že by systém v budoucnu mohl pracovat v reálném čase.

Testy obou variant bylo zjištěno, že obě jsou funkční. Implementována byla segmentace plovoucím oknem, díky tomu má rozpoznávací systém předpoklad pro budoucí fungování v reálném čase. Experimentálně bylo zjištěno, že bezpečnou délkou okna pro rozpoznání úderu je 3 500 vzorků. Pro přesnější detekci začátků a konců úderů, byl zaveden přesah oken na 2/3.

Segmentaci do jednotlivých oken zajišťuje funkce *okno.m.* Vstupem této funkce je samotná nahrávka, délka okna a přesah. Výstupy jsou časové značky oken, počet oken, časové značky úderů a počet úderů v nahrávce.

## Detekce úderů

Detekce začátků a konců úderů je také začleněna do funkce *okno.m.* Aby detekce správně fungovala, je potřeba normalizovat hlasitost nahrávky. Ve většině programů pro zpracování zvuku, se pod normalizací hlasitostí myslí zesílení signálu tak, že jeho nejhlasitější špička dosáhne úrovně přenosu 1. Takovýto přístup nezaručuje stejnou, nebo alespoň podobnou hlasitost signálů. Proto zde není prováděno měření špičkové hodnoty, ale hodnoty efektivní (RMS). Všechny vstupní nahrávky jsou tedy normalizovány na hodnotu 0.4 (RMS). Při takovéto úpravě zvukového signálu může dojít k zesílení špiček nad maximální hodnotu 0 dB a tím by mohlo dojít k tzv. klipování. Což se ve zvuku může projevit nepříjemným praskáním. Jako ochrana byl implementován limitér, který má rozhodovací úroveň nastavenou na bezpečnou hranici -1 dB. Ostatní parametry zůstaly v základním nastavení. Náběhový čas 0 s, doběhový čas 0,2 s. U mnoha nahrávek, je úroveň úderu na hi-hat tak nízká, že je nebylo možné detekovat. Proto byl do předzpracování signálu ještě vložen expandér, který má rozhodovací úroveň nastavenou na -60 dB. Ostatní parametry zůstaly v základním nastavení. Expanzní poměr 1:5, náběhový čas 0,05 s, doběhový čas 0,2 s a čas přidržení 0,05 s. Pro zvýraznění tranzientů v signálu byl použit diferenční filtr. Jedná se o výpočet rozdílu dvou sousedních vzorků.

Pro takto upravený signál je vypočtena jeho obálka. Průchod obálky signálu rozhodovací úrovní je zaznamenán jako začátek nebo konec úderu, podle toho, jestli křivka obálky po protnutí rozhodovací úrovně stoupá nebo klesá. Tento proces probíhá v rámci časového okna, kde není znám průběh zbytku signálu, který by mohl mít vliv na výpočet obálky. Proto bylo využito přesahu mezi okny. Díky přesahu se jeden průchod rozhodovací úrovní promítne do více oken. Časy těchto průchodů se průměrují.



Obr. 6.3: Ukázka funkce detektoru úderů

Na obrázku (Obr. 6.3) je znázorněna funkce detektoru úderů. Signál S (t) je nahrávkou bicí soupravy, která již prošla předzpracování popsaným výše. Dále je na obrázku vidět obálka počítaná z RMS hodnoty signálu S (t), a rozhodovací úroveň. Růžovou barvou jsou zvýrazněny úseky signálu, které detektor označil jako úder. Výstupem tohoto bloku je počet nalezených úderů a časové značky začátků a konců úderů.

## Banka filtrů

Banka filtrů je v této práci využita pro frekvenční analýzu vstupního signálu. Tuto analýzu provádí knihovna *banka\_filtruu.m.* Vstupem tohoto bloku je neupravený vstupní signál. Výstupem je vyfiltrovaný signál a střední kmitočty filtrů.

Banku tvoří řada IIR číslicových filtrů, jedná se o filtry typu dolní propust druhého řádu. Jako aproximace byla zvolena Butterworthova, zejména protože nezpůsobuje zvlnění frekvenční charakteristiky v propustném pásmu filtru.

Rozlišení spektrální analýzy je dáno počtem pásem. Na základě podobnosti kritických pásem lidského sluchu byla jako výchozí zvolena třetino – oktávová banka filtrů. Pro ověření její vhodnosti byly ještě otestovány oktávová a šestino - oktávová banka filtrů. Výsledky tohoto testu jsou zaznamenány v tabulce (Tab. 6.1).

Tab. 6.1: Srovnání úspěšnosti klasifikace s různými bankami filtrů

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | oktávová banka  [%] | 1/3 oktávová banka  [%] | 1/6 oktávová banka [%] |
| malý buben | 88 | 75 | 78 |
| velký buben | 91 | 94 | 91 |
| hi-hat | 47 | 53 | 53 |
| crash | 78 | 84 | 67 |
| ride | 38 | 56 | 63 |
| malý + hi-hat | 72 | 84 | 72 |
| velký + hi-hat | 62 | 81 | 100 |
| celkem | 68 | 75 | 75 |

Z tabulky vyplývá, že třetino – oktávová banka filtrů je vhodným řešením. Oktávová banka filtrů má o 7 % nižší úspěšnost správného rozeznání úderu než třetino – oktávová banka. Šestino – oktávová banka nevykazuje žádné zlepšení v celkové úspěšnosti, jen prodlužuje procesní čas potřebný na výpočet. Podrobné výsledky testů jsou v tabulkách v příloze (Příloha 1 -, Příloha 2 - a Příloha 3 -).

## Výpočet energií ve frekvenčních pásmech

Tato část programu je obsažena v knihovně *energie.m*. Vstupem funkce je výstup z banky filtrů. Výstupem je vektor energií, pro jednotlivá frekvenční pásma. Výpočet energie je definován jako součet čtverců absolutních hodnot signálu (6.1). [8]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (6.1) |

Kde s [n] je výstupní signál banky filtrů v daném pásmu.

Na obrázku (Obr. 6.4) je zobrazeno srovnání energií spočítaných ve frekvenčních pásmech s amplitudovým spektrem stejného signálu. Jako ukázkový signál byla použita nahrávka úderu na malý buben.



Obr. 6.4: Srovnání energií spočtených ve frekvenčních pásmech s amplitudovým spektrem malého bubnu

## Analýza hlavních komponent

Pro výpočet PCA je využita funkce *pca.m* prostředí Matlab. Funkce využívá přednastavený algoritmus SVD viz kapitola 4.3.

Vstupem této funkce je matice vypočtených energií, kde řádky jsou frekvenčními pásmi a sloupce představují jednotlivé nahrávky úderů. Dalším vstupem je počet hlavních komponent, které budou vypočteny.

Prvním důležitým výstupem jsou vlastní čísla. Vektor s vlastními čísly nese název *latent.* Vlastní čísla vyjádřené v procentech jsou ve vektoru *explained.* Vlastní čísla v procentech (Tab. 6.2) poslouží k určení počtu hlavních komponent.

Tab. 6.2: Vlastní čísla [%]

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| PC1 | PC2 | PC3 | PC4 | PC5 | PC6 | PC7 | PC8 | PC9 | PC10 |
| 33,05 | 22,20 | 16,71 | 6,56 | 6,40 | 4,67 | 3,32 | 2,16 | 1,84 | 1,10 |
| PC11 | PC12 | PC13 | PC14 | PC15 | PC16 | PC17 | PC18 | PC19 | PC20 |
| 0,86 | 0,68 | 0,49 | 0,37 | 0,24 | 0,24 | 0,22 | 0,18 | 0,16 | 0,13 |
| PC21 | PC22 | PC23 | PC24 | PC25 | PC26 | PC27 | PC28 | PC29 | PC30 |
| 0,11 | 0,1 | 0,07 | 0,04 | 0,04 | 0,02 | 0,01 | - | - | - |

Pro lepší představu o vlivu jednotlivých hlavních komponent je na (Obr. 6.5) uveden indexový graf úpatí vlastních čísel.



Obr. 6.5: Indexový graf úpatí vlastních čísel

Prvních devět hlavních komponent obsahuje 96,82 % rozptylu původních dat před výpočtem PCA. PCA bude dále počítána pouze pro 9 hlavních komponent. Počet dimenzí prostoru, ve kterém se data nachází se snížil z 30 na 9. Výsledky PCA mohou být graficky zobrazeny pouze v prostoru prvních tří hlavních komponent. Takové zobrazení obsahuje pouze 71,96 % rozptylu původních dat.

Druhým výstupním parametrem je matice komponentních vah označená jako coeff. Tento výstup lze reprezentovat grafem komponentních vah, který zobrazuje obrázek (Obr. 6.6).



Obr. 6.6: Graf komponentních vah



Obr. 6.7: Výřez grafu komponentních vah

Z grafu se dá usoudit, že tři hlavní skupiny frekvencí, které vystupují ze shluku, budou zásadní pro tři základní kategorie. Frekvence 50 a 63 Hz pro velký buben, 200 a 250 Hz pro malý buben a frekvence 4 000 až 8 000 Hz pro činely. Zbylé frekvence ve shluku se mohou kategoriemi prolínat, a proto nejsou jejich typickými představiteli.

Dalším výstupním parametrem je matice komponentního skóre. Nese označení score. Graf komponentního skóre je vynesen na obrázku (Obr. 6.8).



Obr. 6.8: Graf komponentního skóre

Na obrázku (Obr. 6.9) se nachází výřez z grafu komponentního skóre pro lepší zobrazení shluku, nacházejícího se v levém dolním rohu.



Obr. 6.9: Výřez grafu komponentního skóre

Z grafu vyplývá, že nejlépe separovatelnou třídou by měl být velký buben. Další dobře separovatelnou třídou by mohl být crash. Komplikovaně vypadá separace třídy pro hi-hat. Protože není možné data zobrazit v prostoru všech 9 hlavních komponent jedná se o pouhý odhad.

K převodu testovacích dat do prostoru PCA vytvořeného na trénovací sadě dat, slouží knihovna *data2pca.m.* Vstupem jsou komponentní váhy, centrované hodnoty trénovacích dat a nová testovací data. Výstupem jsou komponentní skóre testovacích dat, převedených do vytrénovaného PCA prostoru.

## Metoda podpůrných vektorů

Pro výpočet podpůrných vektorů byla využita funkce prostředí Matlab *fitcecoc.* Jedná se o obecnou funkci pro výpočet různých klasifikátorů. Jedním z nich je i výpočet SVM pro více než dvě třidy. Vstupy této funkce jsou trénovací data a vektor štítků klasifikačních tříd, který označuje klasifikační třídy vstupních dat. Výstupem je model podpůrných vektorů připravený pro klasifikaci testovacích dat.

Na obrázku (Obr. 6.10) jsou zobrazeny hranice klasifikačních tříd SVM. Barevnou škálou je zobrazena pravděpodobnost příslušnosti do dané třídy. Body zobrazují trénovací data klasifikačního modelu. Graf je vynesen v prostoru prvních dvou hlavních komponent.



Obr. 6.10: Hranice klasifikačních tříd

Na obrázku (Obr. 6.11) je opět uveden výřez shluku. Z těchto obrázků se může zdát, že hraniční prostory klasifikačních tříd úplně neodpovídají rozložení trénovacích dat. Což může být způsobeno vynesením v prostoru pouze dvou hlavních komponent. Takovéto zobrazení vysvětluje pouze 55 % rozptylu trénovacích dat před výpočtem PCA.



Obr. 6.11: Výřez hranic klasifikačních tříd

Pro klasifikaci testovacích dat podle vytrénovaného modelu, byla využita funkce Matlabu *predict*. Vstupy této funkce jsou model SVM a testovací data převedená do prostoru PCA. Výstupy jsou vektor s predikovanými štítky tříd a pravděpodobnostní matice příslušnosti dané třídy.

## Výstupy a výsledky programu

Výstupy trénovací části programu tvoří tři modely. Jsou jimi *trenovaci.mat, PCAModel.mat* a *SVMModel.mat.* V trénovacím modelu jsou uloženy energie vzorků trénovací sady a informace o jejich počtech a kategoriích. Tento model lze využít k přetrénování systému bez nutnosti mít k dispozici trénovací sadu vzorků úderů na bicí soupravu. Model PCA slouží k převodu testovacích dat do vytrénovaného prostoru PCA. Model SVM slouží ke kategorizaci dat, jsou v něm uloženy hraniční prostory jednotlivých tříd.

Systém byl vytrénován na sadě 728 vzorků úderů, pro tyto kategorie: malý buben, velký buben, uzavřená hi-hat, činel crash, činel ride, dvojúder malého bubnu s uzavřenou hi-hat a dvojúder velkého bubnu s uzavřenou hi-hat. Vzorky tomů nebyly do trénovací sady zařazeny, protože volně dostupné banky úderů obsahují velmi málo těchto vzorků.

Na obrázku (Obr. 6.12) se nachází zachycen grafický výstup z programu. Tento výstup je rozdělen do tří bloků. V prvním se nachází časový průběh testované nahrávky, ve kterém jsou barevně vyznačeny rozeznané údery. V druhém bloku se nachází tabulka s procentuální pravděpodobností příslušnosti neznámého úderu do jednotlivých tříd. Například rozeznaný úder číslo 3 má nejvyšší pravděpodobnost příslušnosti do třídy malého bubnu a to 54 %. Sytém tedy tento úder vyhodnotil jako úder na malý buben.

Obsah obrázku snímek obrazovky

Popis se vygeneroval automaticky.

Obr. 6.12: Grafický výstup programu

Posledním blokem je tabulka, ve které jsou uvedeny názvy tříd kam byly jednotlivé údery přiřazeny a časové značky začátků a konců těchto úderů.

Systém pro rozeznávání úderů na bicí soupravu, byl otestován na sadě 224 vzorků rozličných od trénovací sady. Výsledky tohoto testu jsou uvedeny v tabulce záměn (Confusion matrix) (**Tab. 3.1**). Kompletní výsledky tohoto testu jsou uvedeny v příloze. (Příloha 2 -) Hodnoty jsou uváděny v procentech. Zelenou barvou jsou označeny správně vyhodnocené třídy. Žlutou barvou jsou označené nesprávně vyhodnocené třídy, které jsou k dané třídě podobné. Červenou barvou jsou označený zbylé nesprávně vyhodnocené třídy.

Tab. 6.3: Tabulka záměn rozpoznávacího systému

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | predikce | | | | | | | |
| reálné třídy |  | malý buben | velký buben | hi-hat | crash | ride | malý + hi-hat | velký + hi-hat |
| malý buben | **75** | **0** | **0** | **0** | **0** | **19** | **6** |
| velký buben | **0** | **94** | **0** | **0** | **0** | **0** | **6** |
| hi-hat | **0** | **0** | **53** | **38** | **6** | **3** | **0** |
| crash | **0** | **0** | **4** | **84** | **12** | **0** | **0** |
| ride | **0** | **0** | **16** | **22** | **56** | **6** | **0** |
| malý + hi-hat | **12** | **0** | **0** | **0** | **0** | **84** | **4** |
| velký + hi-hat | **0** | **19** | **0** | **0** | **0** | **0** | **81** |

Celková pravděpodobnost na úspěšnou klasifikaci úderu je 75 %. Z tabulky záměn vyplývá, že něj obtížněji klasifikovatelné třídy jsou hi-hat a ride. Obě tyto třídy jsou nejčastěji zaměňovány za crash.



Obr. 6.13: Spektra nahrávek úderu na malý a velký buben

Na obrázku (Obr. 6.13) jsou zobrazeny spektra nahrávek malého a velkého bubnu, na obrázku (Obr. 6.14) se nachází spektra činelů.



Obr. 6.14: Spektra nahrávek úderu na crash, hi-hat (uzavřená) a ride

Na těchto obrázcích je vidět, že spektra činelů si jsou navzájem podobná, na rozdíl od spekter bubnů. Tato podobnost spekter vede k záměně některých nahrávek činelů.

Nejslabším článkem celého programu je detektor začátků a konců úderů. I přes normalizaci hlasitosti a úpravu dynamiky signálu, dochází u některých nahrávek ke špatné detekci úderů. Špatná detekce je ukázána na časovém průběhu nahrávky sóla na bicí soupravu (Obr. 6.15).



Obr. 6.15: Časový průběh nahrávky se špatnou detekcí úderů

Bude otázkou dalšího výzkumu, zdali se jedná o pouhou chybu v programu, nebo jestli aplikovaná metoda není dostatečně robustní.

# Závěr

Závěrečná kapitola obsahuje zhodnocení dosažených výsledků se zdůrazněním vlastního přínosu studenta. Povinně se zde objeví i zhodnocení z pohledu dalšího vývoje projektu, student uvede náměty vycházející ze zkušeností s řešeným projektem   
a uvede rovněž návaznosti na právě dokončené projekty.

Doporučený rozsah je na jednu stranu.

Literatura

1. SYROVÝ, Václav. *Hudební akustika*. 3., dopl. vyd. V Praze: Akademie múzických umění, 2013. Akustická knihovna Zvukového studia Hudební fakulty AMU. ISBN 978-80-7331-297-8.
2. MASTROIANY, Petr. *Výuka hry na bicí* [online]. [cit. 2020-05-19]. Dostupné z: https://bici.mypage.cz/
3. Drum kit illustration. In: *Wikipedia: the free encyclopedia* [online]. San Francisco (CA): Wikimedia Foundation, 2001- [cit. 2020-02-05]. Dostupné z: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Drum\_kit\_illustration\_edit.png
4. JAN, Jiří. *Číslicová filtrace, analýza a restaurace signálů*. 2. upr. a rozš. vyd. Brno: VUTIUM, 2002. ISBN 80-214-1558-4.
5. NOVOTNÝ, Martin a Miloš SEDLÁČEK. *Měření efektivní hodnoty s využitím algoritmů DSP v prostředí MATLAB* [online]. In: . Praha: České vysoké učení technické v Praze, Fakulta elektrotechnická, katedra měření [cit. 2020-05-13]. Dostupné z: https://www2.humusoft.cz/www/papers/tcp04/novotny.pdf
6. VLACHÝ, Václav. *Praxe zvukové techniky*. 3., aktualiz. a dopl. vyd. Praha: Muzikus, c2008. ISBN 978-80-86253-46-6.
7. SMÉKAL, Z. (2009). Číslicové zpracování signálů. Vysoké Učení Technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 208.
8. SMÉKAL, Z. a SYSEL, P. Číslicové filtry. Elektronická skripta FEKT VUT v Brně. 2004, 130 s.
9. MATLAB Documentation. *MathWorks* [online]. The MathWorks, 2020 [cit. 2020-02-03]. Dostupné z: https://www.mathworks.com/help/matlab/index.html
10. SCHIMMEL, Jiří. *Akustika a zvukové systémy.: Učební text* [online]. Brno, 2018 [cit. 2020-02-03]. Dostupné z: https://www.vutbr.cz/www\_base/priloha.php?dpid=185282
11. SCHIMMEL, Jiří. *Elektroakustika*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, 2013. ISBN 978-80-214-4716-5.
12. MELOUN, Milan a Jiří MILITKÝ. *Statistická analýza experimentálních dat*. Vyd. 2., upr. a rozš. Praha: Academia, 2004. ISBN 80-200-1254-0.
13. HOLČÍK, Jiří, KOMENDA, Martin (eds.) a kol. Matematická biologie: e-learningová učebnice [online]. 1. vydání. Brno: Masarykova univerzita, 2015. ISBN 978-80-210-8095-9.
14. MELOUN, Milan a Jiří MILITKÝ. *Kompendium statistického zpracování dat*. Praha: Karolinum, 2012. ISBN 978-80-246-2196-8.
15. HARUŠTIAKOVÁ, Danka. *Vícerozměrné statistické metody v biologii*. Brno: Akademické nakladatelství CERM, 2012. ISBN 978-80-7204-791-8.
16. HOLČÍK, Jiří. *Analýza a klasifikace dat*. Brno: Akademické nakladatelství CERM, 2012. ISBN 978-80-7204-793-2.
17. SMITH, Lindsay. *A tutorial on Principal Components Analysis* [online]. 2002, 27 [cit. 2020-01-31]. Dostupné z: https://ourarchive.otago.ac.nz/bitstream/handle/10523/7534/OUCS-2002-12.pdf
18. ŠEMBERA, Jan. *Aplikace analýzy hlavních komponent pro redukci dimenze transportne-reakcního problému* [online]. 13 [cit. 2020-01-31]. Dostupné z: https://math.fce.vutbr.cz/~pribyl/workshop\_2007/prispevky/Sembera.pdf
19. ABE, Shigeo. *Support vector machines for pattern classification*. 2nd ed. London: Springer, 2010. ISBN 18-499-6097-6.

Seznam příloh

[Příloha 1 - Tabulka úspěšnosti klasifikace s oktávovou bankou filtrů 60](#_Toc40811091)

[Příloha 2 - Tabulka úspěšnosti klasifikace s třetino – oktávovou bankou filtrů 61](#_Toc40811092)

[Příloha 3 - Tabulka úspěšnosti klasifikace s šestino – oktávovou bankou filtrů 62](#_Toc40811093)

###### Tabulka úspěšnosti klasifikace s oktávovou bankou filtrů

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| malý buben | velký buben | hi-hat | crash | ride | malý + hi-hat | velký + hi-hat |
| malý | velký | hi-hat | crash | hi-hat | malý | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | crash | malý | velký |
| malý+hh | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| velký+hh | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| velký+hh | velký+hh | crash | crash | malý+hh | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký+hh | ride | ride | crash | malý+hh | velký |
| malý | velký | malý+hh | crash | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | ride | crash | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | crash | ride | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | malý+hh | malý+hh | velký |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | hi-hat | crash | hi-hat | malý+hh | velký |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký |
| malý | velký | hi-hat | ride | ride | malý+hh | velký |
| malý+hh | velký | hi-hat | ride | ride | velký+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | hi-hat | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| 75 % | 94 % | 53 % | 84 % | 56 % | 84 % | 81 % |

###### Tabulka úspěšnosti klasifikace s třetino – oktávovou bankou filtrů

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| malý buben | velký buben | hi-hat | crash | ride | malý + hi-hat | velký + hi-hat |
| malý | velký | hi-hat | crash | hi-hat | malý+hh | velký |
| malý | velký | crash | crash | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | malý+hh | crash | crash | ride | velký |
| malý+hh | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | hi-hat | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký+hh | crash | crash | malý+hh | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý+hh | velký |
| malý | velký | ride | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký+hh | malý+hh | ride | crash | malý | velký |
| malý | velký | malý+hh | crash | hi-hat | malý | velký |
| ride | velký | malý+hh | malý | hi-hat | malý+hh | velký |
| malý | velký | malý+hh | crash | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | crash | crash | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | malý+hh | malý+hh | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | malý+hh | crash | malý+hh | malý+hh | velký |
| malý | velký | ride | crash | malý+hh | ride | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | malý+hh | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | malý | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | crash | ride | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý+hh | velký |
| malý | velký | malý+hh | crash | hi-hat | ride | velký |
| malý | velký | crash | crash | hi-hat | malý+hh | velký |
| malý | velký | hi-hat | malý | ride | malý+hh | velký |
| malý+hh | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký |
| malý | velký+hh | hi-hat | ride | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| 78 % | 91 % | 53 % | 67 % | 63 % | 72 % | 100 % |

###### Tabulka úspěšnosti klasifikace s šestino – oktávovou bankou filtrů

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| malý buben | velký buben | hi-hat | crash | ride | malý + hi-hat | velký + hi-hat |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | hi-hat | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | hi-hat | ride | ride | malý+hh | velký+hh |
| velký+hh | velký | hi-hat | ride | ride | malý+hh | velký+hh |
| velký+hh | velký+hh | crash | crash | malý+hh | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký+hh | ride | ride | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | ride | crash | valký+hh | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | ride | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký+hh | sn+hh | crash | hi-hat | malý | velký+hh |
| malý | velký | crash | ride | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý | velký+hh |
| malý+hh | velký | crash | ride | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | ride | hi-hat | malý | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | kick+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | crash | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | ride | crash | crash | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | crash | ride | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | crash | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | kick+hh | ride | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý+hh | velký | hi-hat | ride | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | ride | hi-hat | ride | kick+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | ride | ride | malý | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| malý | velký | hi-hat | crash | ride | malý+hh | velký+hh |
| 78 % | 91 % | 53 % | 67 % | 63 % | 72 % | 100 % |