**２０２１　年度　　 卒業論文**

卒業論文題目

|  |
| --- |
| ラウンドロビン方式の負荷分散を導入した  Web楽曲分類サービスの設計と開発 |

　指導教員　　　　　　鷹野　孝典　教授

神奈川工科大学　情報工学科

　　　　　学籍番号　　　　　　1821144

　　　　　学生氏名　　　　　　吉井 智哉

　提出日　2021年　12月23日　指導教員　　印

　受理日　2021年　１2月23日　情報工学科長　　印

論文要旨

インターネットの発展や，スマートフォンのようなモバイル端末の普及によりソーシャルネットワーキングサービス(Social Networking Service, SNS)が大きく発展した，これに伴って音楽投稿型のSNSも同様に発展を遂げた．そのため，誰でも音楽をSNSなどに投稿できるようになっており，SNSなどに投稿される楽曲が莫大な量になってきている．

本研究ではジャンル抽出することで対象楽曲の特徴をある程度分析することができるため，楽曲のジャンル抽出に焦点を当てる．ジャンル推定する場合，楽曲からの特徴抽出処理及び深層学習モデルによるジャンル推定処理を実行する必要がある．これらの処理を実行するには，2つの課題がある．１つ目は ，動画コンテンツとのマッチング処理を行うのに適したジャンル推定モデルを構築する課題である．2つ目は特徴抽出処理とジャンル推定処理は高負荷がかかるため，SNS上で投稿される大量の楽曲データを対象としたWebサービスを実現するために，ユーザの満足する時間内で処理を完了させる必要がある課題である．実験では1000件の楽曲データを用意し，構築した楽曲分類モデルの分類制度を評価する．さらに，ラウンドロビンによる分散処理環境を4台のRaspberry Piを用いて構築し，分散処理した場合と分散処理しない場合とで処理速度を比較し，評価する．これらの評価により，提案システムの実現可能性を示す**．**

目次

[1. まえがき 1](#_Toc91162912)

[**1.1** はじめに 1](#_Toc91162913)

[**1.2** 課題と提案内容 1](#_Toc91162914)

[**1.3** 本論文の構成 1](#_Toc91162915)

[2. 関連研究 3](#_Toc91162916)

[**2.1** 動画の印象評価データセット構築とその特性の調査 3](#_Toc91162917)

[**2.2** 音楽と機械学習 3](#_Toc91162918)

[**2.3** ニューラルネットワークを用いた音楽の自動ジャンル分類 3](#_Toc91162919)

[**2.4** CNNを利用したジャンル推定 3](#_Toc91162920)

[3. 提案システム 5](#_Toc91162921)

[**3.1** 提案システムの概要 5](#_Toc91162922)

[**3.2** 楽曲ジャンル推定モデルの作成 5](#_Toc91162923)

[**3.3** 分散処理システム 6](#_Toc91162924)

[**3.4** 提案システムの実行手順 6](#_Toc91162925)

[4. 実装システム 8](#_Toc91162926)

[**4.1** 実装システムの概要 8](#_Toc91162927)

[**4.2** 実装システムの処理手順 8](#_Toc91162928)

[**4.3** 環境構築 8](#_Toc91162929)

[**4.4** 実装システムの構築 10](#_Toc91162930)

[4.4.1 numpyを利用した楽曲分析 10](#_Toc91162931)

[4.4.2 kerasを利用してジャンル推定モデルの作成と楽曲ジャンル推定 12](#_Toc91162932)

[**4.5** 分散処理の実装 14](#_Toc91162933)

[4.5.1 Let’s NoteにNginxを導入 15](#_Toc91162934)

[4.5.2 Raspberry PiにApacheを導入 15](#_Toc91162935)

[4.5.3 分散処理システムの導入 15](#_Toc91162936)

[5. 実験 18](#_Toc91162937)

[**5.1** 実験目的 18](#_Toc91162938)

[**5.2** 実験環境の構築 18](#_Toc91162939)

[**5.3** 実験方法 18](#_Toc91162940)

[**5.4** 実験の結果 18](#_Toc91162941)

[**5.5** 実験の考察 19](#_Toc91162946)

[6. むすび 21](#_Toc91162947)

[謝辞](#_Toc91162948)

[参考文献](#_Toc91162949)

# まえがき

## はじめに

インターネットの発展や，スマートフォンのようなモバイル端末の普及によりソーシャルネットワーキングサービス(Social Networking Service, SNS)が大きく発展した，これに伴って音楽投稿型のSNS1)2)も同様に発展を遂げた．そのため誰でも音楽をSNSなどに投稿できるようになっており，SNSなどに投稿される楽曲が莫大な量になってきている．このような状況において，SNSに投稿される写真から動画コンテンツを作成するようなWebサービスがある場合，作成された動画コンテンツと楽曲コンテンツを組み合わせることで，より付加価値の高いコンテンツを作り出せると考えられる．そのために，楽曲コンテンツを分析することで印象やジャンルを抽出しておき，動画コンテンツのマッチング処理をする必要がある．

## 課題と提案内容

本研究ではジャンル抽出することで対象楽曲の特徴をある程度分析することができるため，楽曲のジャンル抽出に焦点を当てる．例えば，ロックといったジャンルであればテンポは速めでギターやベースなどの楽器が使われているという特徴がわかる．他にもクラッシックであれば遅いテンポでピアノやバイオリンなどの楽器が使われているという特徴をつかむことができる．このようにジャンル分類することで楽曲の特徴をある程度指標として理解することができるので音楽ジャンル抽出することで楽曲の特徴をある程度指標として利用することができる．

データをジャンル推定する場合，楽曲からの特徴抽出処理及び深層学習モデルによるジャンル推定処理を実行する必要がある．これらの処理を実行するには，2つの課題がある．１つ目は ，動画コンテンツとのマッチング処理を行うのに適したジャンル推定モデルを構築する課題である．2つ目は特徴抽出処理とジャンル推定処理は高負荷がかかるため，SNS上で投稿される大量の楽曲データを対象としたWebサービスを実現するために，ユーザの満足する時間内で処理を完了させる必要がある課題である．

本研究ではこれらの課題を解決するために，SNSに投稿される大量の楽曲データを対象として，ラウンドロビン方式の負荷分散を導入したWeb楽曲分類サービスを設計・開発する．提案システムでは，楽曲からメル周波数ケプストラム係数(MFCC)を特徴として抽出し，MFCCを深層学習することでジャンル推定に基づいた楽曲分類モデルを構築する．さらに，ラウンドロビン方式により，これらの処理を複数のWebサーバで分散処理することで処理速度の向上を実現する．また本研究では，楽曲の周波数を視覚的に確認できる楽曲のスペクトログラム生成機能を作成した．生成されたスペクトログラムによって楽曲の特徴を視覚的にユーザに提示することができる．

実験では1000件の楽曲データを用意し，構築した楽曲分類モデルの分類制度を評価する．さらに，ラウンドロビンによる分散処理環境を4台のRaspberry Piを用いて構築し，分散処理した場合と分散処理しない場合とで処理速度を比較し，評価する．これらの評価により，提案システムの実現可能性を示す．

## 本論文の構成

本論文では全6章で構成されている．本章では研究の背景や目的，研究課題について述べる．第2章では関連研究について述べる．第3章では本研究の提案システムについて述べ，第4章では実験システムの実装について述べる．第5章では実施した評価実験について，実験結果を考察し，提案システムの実現可能性について検証する．第6章では結論及び今後の展望を述べる．

# 関連研究

本章では関連研究について述べる．

## 動画の印象評価データセット構築とその特性の調査

音楽に対する印象評価に関する研究は多数なされている中で大野直樹，中村聡史，山本岳洋，後藤真孝らはそうした研究を促進するためのデータセットも様々なものが構築されている一方で音楽と映像が同期して提示される音楽動画を対象とした印象評価に関する研究は，ほとんどなされていないという．この研究では500曲の音楽動画のサビ区間を対象とし，音楽のみ，動画のみ，音楽と映像の見合わせという3つのタイプの評価対象コンテンツを用意する．また，このコンテンツに対して8軸の印象評価を行ってもらうことで，メディアの及ぼす影響を明らかにする．さらに，これまで大野らが行ってきた，音楽動画全体に対する印象評価と，この研究で収集した音楽動画のさび区間に対する印象評価とを比較することで印象評価において注意すべき点についての考察を行った．

## 音楽と機械学習

　吉井和佳は，機械学習は，音楽の解析・検索・生成など様々な研究課題を支える基盤技術である．たとえば，大規模な楽曲データベースから，ユーザの好みに合う楽曲を検索・推薦するためには，ジャンル，アーディスト名，人気度・視聴回数といったメタデータを利用して，各ユーザの好みを「学習」しなければならない．この時，音楽音響信号から音楽的な特徴を自動的に抽出できるように「学習」しておくことは有益である．また音楽を人間のように表情豊かに演奏するためには，楽譜から演奏時の強弱や時間的変動への写像を「学習」する必要がある．この研究では音楽の自動解析技術を中心に，音楽と機械学習の関わり合いについて解説する，音楽の移動解析の主な課題として，和音推定，ビート解析，自動採譜などが挙げられる．音楽解析における教師あり学習と教師なし学習について述べている．

## ニューラルネットワークを用いた音楽の自動ジャンル分類

　スタンダードMIDIファイル形式の楽曲に対してその部分情報からその楽曲のジャンル推定をし，特徴をフィードバックするジャンル学習支援システムを構築することを最終目的とし．現在までに，4ジャンル計120曲をニューラルネットワークに学習させ，その学習させた局のジャンルを同定させることができている．さらに，評価実験として被験者にジャンル推定を行わせ，学習させたニューラルネットワークとの，推定率の比較を行い，本システムのほうが高い推定率を得たとしている．続いて学習させたニューラルネットワークに対して中間層の各ノードと連結しているリンクの重みを見比べることにより，専門家による意味解釈を行った．その結果，5つの中間層に対して，因子を抽出できた，これにより教育利用のためのジャンル学習支援システムの構築の可能性が示されたとしている．

## CNNを利用したジャンル推定

小林拓氏，丸山一貴らは楽曲には，曲名，アーティスト情報，ジャンルなどの属性が存在する．中でも．ジャンルにはサブジャンルというものが存在する．従来の研究では，楽曲のジャンルの分類を行っているが，サブジャンルまでの分類を行っていないことが課題だと指摘した．楽曲データのメル周波数ケプストラム係数を求め，画像に変換し畳み込みニューラルネットワークを使用してHardcore technoの楽曲が属するサブジャンル判定をする．

　Hendrik Purwins , Bo Li , Tuomas Virtanen, Jan Schlüter , Shuo-yiin Chang, Tara Sainath

らは，ディープラーニングの開発が最近急増していることを踏まえ，この記事では，オーディオ信号処理のための最先端のディープラーニング手法のレビューを提案している．ドメイン間の類似点と相違点を指摘し，一般的な方法，問題，重要な参考資料，および領域間の相互受精の可能性を強調するために，音声，音楽，および環境音声処理を並べて検討し．畳み込みニューラルネットワーク，長短期記憶アーキテクチャの変形，およびよりオーディオ固有のニューラルネットワークモデルを含む，主要な特徴表現（特に，ログメルスペクトルと生の波形）と深層学習モデルを評価する．続いて，著名な深層学習アプリケーション領域，つまり音声認識（自動音声認識，音楽情報検索，環境音の検出，ローカリゼーション，トラッキング）および合成と変換（ソース分離，オーディオエンハンスメント，音声，音声，音楽合成の生成モデル）．最後に，オーディオ信号処理に適用されるディープラーニングに関する課題が明記された．

# 提案システム

本章では本研究の提案システムについて述べる．

## 提案システムの概要

本研究では，SNSなどに投稿される大量の楽曲を複数のサーバで並列に楽曲分類のための深層学習モデルを利用し楽曲のジャンル分類を高速に行うWebサービスを提案する．本提案システムでは始めに機械学習を利用したジャンル推定モデルの作成をし，作成したジャンル推定モデルを利用することで楽曲のジャンルを推定する．本提案システムでは機械学習を利用するためシステムの処理に時間がかかる．加えてSNSなどに投稿される大量のデータを処理するため，なおさら時間がかかることが予測される．このような処理を1つのサーバで処理を行おうとすると処理時間が長くなってしまう．そこで処理するサーバを複数にし，並列処理でシステムの処理を行うことで処理速度を向上することができる．これによりシステム全体の処理時間を減らすことが可能である．

## 楽曲ジャンル推定モデルの作成

楽曲ジャンルのジャンル推定については，幅広い動画コンテンツに対応するためにElectric，Folk，Hip-Hop，international，Latin，Metal，Noise，Pop，Rock，Punk以上の10ジャンルでジャンル推定を行う．RockやMetalといった早めのテンポと推定できる曲とFolkやInternationalといったテンポが遅いと推定できる曲でジャンル推定を行う．またジャンル推定モデルの作成では楽曲からメル周波数ケプストラム係数(MFCC)を特徴として抽出する．MFCCの例を表3.1と図3.1に表す．表3.1でMFCC係数は20件あるがここでは例として20個出している．

表 3.1MFCCデータ例

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| chroma stft | spectral centroid | spectral bandwidth | rolloff | zero crossing rate | mfcc1 | mfcc2 |
| 0.234048 | 396.7286 | 809.0714 | 467.7305 | 0.018924 | -447.37 | 198.0197 |

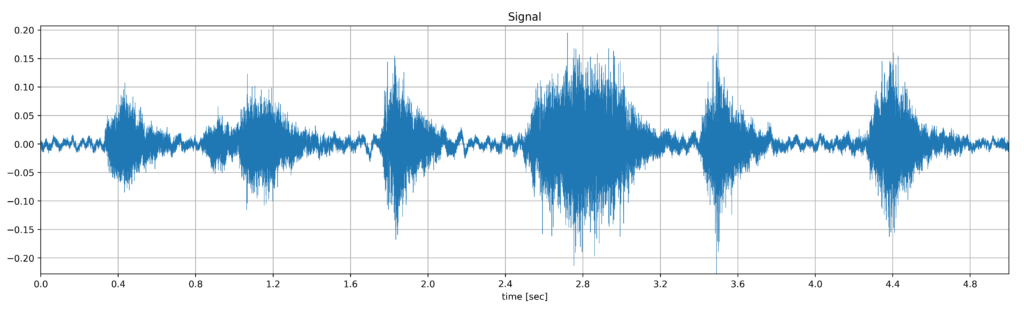


図 3.1 MFCC例

抽出した周波数を深層学習することでジャンル推定に基づいた楽曲構築モデルを作成する．

モデルの構築には表3.2を使用する．

表 3.2 ジャンル推定モデル

|  |
| --- |
| Model: "sequential"  \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Layer (type) Output Shape Param #  =================================================================  dense (Dense) (None, 256) 6656    dense\_1 (Dense) (None, 128) 32896    dense\_2 (Dense) (None, 64) 8256    dense\_3 (Dense) (None, 10) 650    =================================================================  Total params: 48,458  Trainable params: 48,458  Non-trainable params: 0  \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  None |

## 分散処理システム

本研究では，2節で述べた楽曲ジャンル推定モデルの作成及び楽曲のジャンル推定処理を複数のWebサーバで分散処理することでシステム全体の処理時間を短縮する．それぞれのWebサーバに処理を分散する方法はラウンドロビン方式を使用する．ラウンドロビン方式というのは，

Webサーバ1，Webサーバ2，Webサーバ3と3つのWebサーバがあった場合にシステムの処理をサーバ1から順番にサーバ2，サーバ3と処理を割り振っていく分散方法である．ラウンドロビン方式を使用するメリットとしては，実装が比較的簡単であり，専用のロードバランサ機(負荷分散機)を必要としないため，コストパフォーマンスが高いということがあげられる．このラウンドロビン方式をWebサーバに導入することでユーザから投稿された楽曲のジャンル推定を高速に行うWebサービスを提案する．

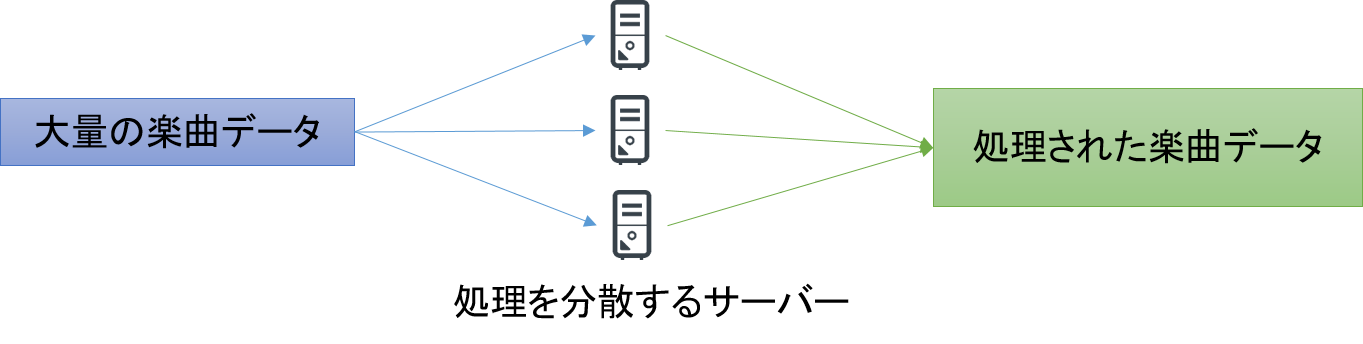


図 3.2分散処理

## 提案システムの実行手順

1. 分散処理するためのサーバを数台用意する
2. 楽曲SNSに投稿された楽曲を保存
3. 保存した楽曲の周波数を分析
4. 分析した周波数をスペクトログラムにして可視化
5. 楽曲から特徴を抽出，機械学習し楽曲ジャンルを推定
6. 用意したサーバでstep2~step6を分散処理

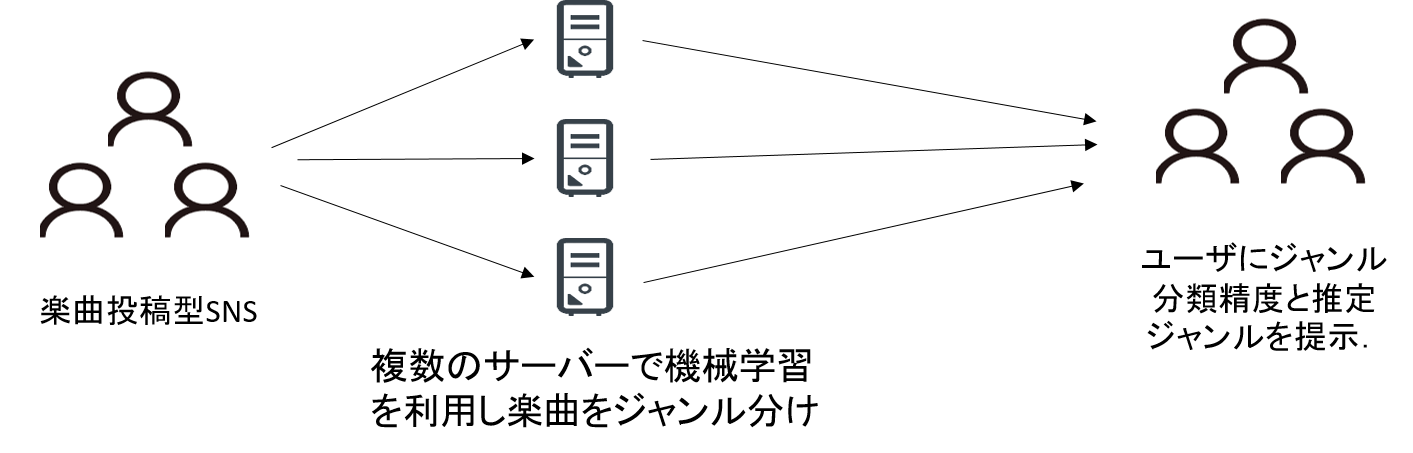


図 3.3 提案システム

# 実装システム

本章では実験システムの実装について述べる．

## 実装システムの概要

実装システムでは楽曲のジャンル推定処理を4台のRaspberry Piに分散処理することで処理の負荷分散を実現している．

実装システムで分散処理に使用したサーバはRaspberry Pi 4B 4GBを3台，負荷分散機としてRaspberyy Pi 4B 4GBを1台使用する．また本システムのメインプログラムはプログラミング言語Pythonで記述している．

## 実装システムの処理手順

　実装システムの処理手順は下記に示す．

1. 楽曲の周波数を分析する
2. 分析した周波数を画像として可視化する
3. FMA\_SMALL3)データセットを用いてジャンル推定モデルの作成
4. 分析した周波数と作成したジャンル推定モデルで楽曲のジャンルを推定
5. step1からstep4の処理をRaspberry Pi3台で分散処理

## 環境構築

提案システムのプロトタイプを実装した開発環境を表4.1に示す．提案システムを作成するために用いたパッケージを表4.2に示す．

表 4.1システム開発環境

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 名称 | バージョン | 利用用途 |
| Windows10 | 20H2 | OS |
| Raspberry Pi | 4B 4GB | 分散処理に使用 |
| Raspberry Pi OS | 10.11 | Raspberry Pi のOS |
| Python | 3.7.3 | 開発言語 |
| FFmpeg | 4.4 | 楽曲を再生・変換する |
| Nginx | 1.14.2 | Webサーバ |
| Apache |  | Webサーバ |

表 4.2　システム構築に用いたパッケージ

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ライブラリ名 | バージョン | 備考 |
| venv | 20.10.0 | 仮想環境の構築 |
| pydub | 0.25.1 | 音楽ファイルの読み込みに使用 |
| pandas | 1.3.4 | データ解析を容易にする |
| numpy | 1.21.3 | 機械学習の計算を早く効率的に行えるようにする |
| matplotlib | 3.4.3 | Pythonでグラフを描画する |
| seaborn | 0.11.2 | matplotlibの内部で動く．少ないコードで洗礼された図を描く |
| llvmlite | 0.32.1 | 後述するnumbaとlibrosaのインストールに必要 |
| numba | 0.49.0 | Pythonの関数を高速にするライブラリ |
| LibROSA | 0.8.1 | 音楽と音声の解析のためのPythonパッケージ．スペクトル解析，テンポの分析，画像出力など音楽の分析に必要な機能があらかじめ実装されている． |
| TensorFlow | 2.1.1 | Googleが開発した機械学習のソフトウェアライブラリ |
| keras | 2.3.1 | PythonでかかれたTensorFlow上で実行可能な高水準のニューラルネットワークライブラリ |

始めに仮想環境の構築をする．仮想環境の構築にはvenvを使用する．venvのインストール及び作成した仮想環境の起動方法は表4.3に示す．また，実装システムではwebサーバ4台を使用してジャンル推定処理を分散するため．ジャンル推定プログラムを配置するディレクトリのcgi-bin上で仮想環境を作成する必要がある．詳しくは本章の5節で示している．

表 4.3仮想環境の構築

|  |
| --- |
| sudo apt-get update　//パッケージリストの更新及びパッケージの更新  sudo apt-get upgrade  mkdir cgi-bin　　//ディレクトリの作成及び移動  cd cgi-bin  python3 -m venv 仮想環境名　//仮想環境の作成  source 仮想環境名/bin/activate //仮想環境の起動 |

仮想環境に本研究で実装したシステムで使用したパッケージをインスト―ルする．パッケージのインストール方法を表4.4に示す．

表 4.4　Pythonパッケージのインストール

|  |
| --- |
| sudo apt-get update  sudo apt-get –y upgrade  pip3 install pandas==1.3.4  pip3 install numpy==1.21.3  pip3 install matplotlib==3.4.3  pip3 install seaborn==0.11.2  sudo apt install llvm-7  LLVM\_CONFIG=/usr/bin/llvm-config-7  pip3 install llvmlite==0.32.1  pip3 install numba==0.48.0  pip3 install colorama==0.3.9  pip3 install librosa==0.6.3  pip3 install keras==2.3.1  pip3 install <https://github.com/lhelontra/tensorflow-on-arm/releases/download/v2.1.0/tensorflow>-2.1.0-cp37-none-linux\_armv7l.whl  pip3 install h5py==2.10.0 |

表 4.5FFmpegインストール

|  |
| --- |
| git clone git://source.ffmpeg.org/ffmpeg.git  wget <ftp://ftp.alsa-project.org/pub/lib/alsa-lib-1.1.6.tar.bz2>  tar xjvf alsa-lib-1.1.6.tar.bz2  cd alsa-lib-1.1.6  ./configure --prefix=/home/Pi/ffmpeg  make  make install  cd /home/Pi/ffmpeg  ./configure --enable-gpl --enable-nonfree --enable-mmal --enable-omx-rPi --enable-omx --extra-cflags="- I/home/Pi/ffmpeg/include" --extra-ldflags="-L/home/Pi/ffmpeg/lib" --extra-libs=-ldl |

## 実装システムの構築

　実装システムの構築手順を4.4.1から説明する

### numpyを利用した楽曲分析

　機械学習を行うために楽曲の周波数を分析しスペクトログラムとして可視化する必要がある．スペクトログラムとは図4.1のような縦軸に周波数を，横軸に時間をとり色によってどの程度の周波数が多く出ているか表したものである．図4.1のスペクトログラムで示された楽曲では100Hz～900Hzの音が多く使われていることがわかる．

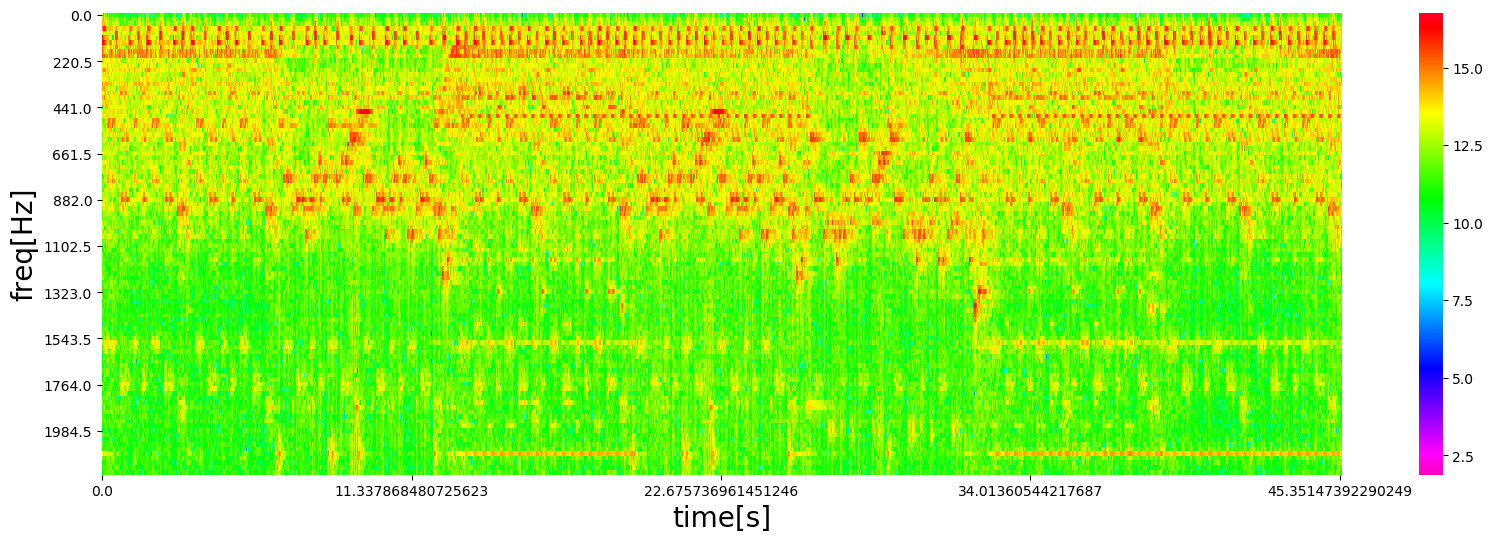


図 4.1スペクトログラム

本項では楽曲をスペクトログラムとして出力するプログラムheatmap.pyについて説明する．

まずは使用するPythonパッケージのインポートをする．

表 4.6パッケージのインポート

|  |
| --- |
| from pydub import AudioSegment  import os  import numpy as np  import pandas as pd  import matplotlib.pyplot as plt  import seaborn as sns |

楽曲を分析するには楽曲を読み込む必要がある楽曲を読み込むプログラムは表4.7に示す．

表 4.7楽曲の読み込み

|  |
| --- |
| sound = AudioSegment.from\_file(‘filename’) |

この時filenameは解析したい楽曲のファイルの名前を入れる．

読み込んだ楽曲をnumpyで読み込みステレオ音声の片側の音声を抽出する．

表 4.8　numpyでステレオ音声の抽出

|  |
| --- |
| samples = np.array(sound.get\_array\_of\_samples())  sample = samples[::sound.channels] |

表 4.9フーリエ変換

|  |
| --- |
| spec = np.fft.fft(sample) |

表 4.10スペクトログラムのラベル表示

|  |
| --- |
| w = 2000　#窓幅  s = 500　#刻み |

表 4.11スペクトログラムの計算

|  |
| --- |
| #スペクトル格納用  ampList = []  #刻みずつずらしながら窓幅分のデータをフーリエ変換する  for i in range(int((sample.shape[0]- w) / s)):  data = sample[i\*s:i\*s+w]  spec = np.fft.fft(data)  spec = spec[:int(spec.shape[0]/2)]  spec[0] = spec[0] / 2  ampList.append(np.abs(spec)) |

これで楽曲に対する処理を終えたので，matplotlibとseabornを利用して実際にスペクトログラムとして可視化する．

表 4.12スペクトログラムとして可視化

|  |
| --- |
| df\_amp = pd.DataFrame(data=ampList, index=time, columns=freq)  a = plt.figure(figsize=(20, 6))  l = sns.heatmap(data=np.log(df\_amPiloc[:, :100].T),  xticklabels=1000,  yticklabels=10,  cmap=plt.cm.gist\_rainbow\_r,  )  l.set\_ylabel("freq[Hz]",fontsize = 20)  l.set\_xlabel("time[s]",fontsize = 20)  a.savefig("%s\/%s.png"%(path, name),bbox\_inches="tight") |

これでスペクトログラムとして楽曲を可視化することができる．

### kerasを利用してジャンル推定モデルの作成と楽曲ジャンル推定

本項ではジャンル推定プログラムの作成をする．

このジャンル推定プログラムをpredict.pyとしプログラムの内容を表4.12から表20に示す．

ジャンル推定モデルの作成ではFMA\_SMALL3)データセットを用いる．またジャンル推定におけるジャンルの種類はElectric，Folk，Hip-Hop，international，Latin，Metal，Noise，Pop，Rock，Punkの10ジャンルをとする．

表 4.13使用したパッケージ

|  |
| --- |
| import librosa  import pandas as pd  import numpy as np  import matplotlib.pyplot as plt  import os  from PIL import Image  import pathlib  import csv  import time  # Preprocessing  from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, StandardScaler  #Keras  import keras  from keras.models import Sequential,load\_model  from keras import models  from keras import layers  import warnings  warnings.filterwarnings('ignore') |

モデル作成に使用するデータセットをそれぞれのジャンルフォルダに格納した後，格納した楽曲から特徴を抽出しスペクトログラムに変換し，スペクトログラムにしたものをimg\_dateフォルダの各ジャンルフォルダに保存する．

表 4.14

|  |
| --- |
| cmap = plt.get\_cmap('inferno')  plt.figure(figsize=(10,10))  genres = 'Electric Folk HipHoPinternational Latin Metal Noise Pop Rock Punk'.split()  for g in genres:  pathlib.Path(f'img\_data/{g}').mkdir(parents=True, exist\_ok=True)  for filename in os.listdir(f'{g}'):  songname = f'{g}/{filename}'  y, sr = librosa.load(songname, mono=True, duration=5)  plt.specgram(y, NFFT=2048, Fs=2, Fc=0, noverlap=128, cmap=cmap, sides='default', mode='default', scale='dB');  plt.axis('off');  plt.savefig(f'img\_data/{g}/{filename[:-3].replace(".", "")}.png')  plt.clf() |

楽曲からメル周波数ケプストラム係数(MFCC)，Spectral Centroid，ZeroCrossingRate，

Spectral Roll-offといった特徴を抽出し，抽出したものをcsvファイルとして保存．

表 4.15特徴を抽出したものをcsvに保存

|  |
| --- |
| header = 'filename chroma\_stft spectral\_centroid spectral\_bandwidth rolloff zero\_crossing\_rate'  for i in range(1, 21):  header += f' mfcc{i}'  header += ' label'  header = header.split()  file = open('data.csv', 'w', newline='')  with file:  writer = csv.writer(file)  writer.writerow(header)  genres = 'Electric Folk HipHoPinternational Latin Metal Noise Pop Rock Punk'.split()  for g in genres:  for filename in os.listdir(f'{g}'):  songname = f'{g}/{filename}'  y, sr = librosa.load(songname, mono=True, duration=30)  chroma\_stft = librosa.feature.chroma\_stft(y=y, sr=sr)  spec\_cent = librosa.feature.spectral\_centroid(y=y, sr=sr)  spec\_bw = librosa.feature.spectral\_bandwidth(y=y, sr=sr)  rolloff = librosa.feature.spectral\_rolloff(y=y, sr=sr)  zcr = librosa.feature.zero\_crossing\_rate(y)  mfcc = librosa.feature.mfcc(y=y, sr=sr)  to\_append = f'{filename} {np.mean(chroma\_stft)} {np.mean(spec\_cent)} {np.mean(spec\_bw)} {np.mean(rolloff)} {np.mean(zcr)}'  for e in mfcc:  to\_append += f' {np.mean(e)}'  to\_append += f' {g}'  file = open('data.csv', 'a', newline='')  with file:  writer = csv.writer(file)  writer.writerow(to\_append.split()) |

表 4.16Pandasでデータを分析

|  |
| --- |
| data **=** pd**.**read\_csv('data.csv')  data**.**head()　#上から5件を表示 |

表 4.17不必要なコラムを削除

|  |
| --- |
| data **=** data**.**drop(['filename'],axis**=**1) |

表 4.18ラベルをエンコード

|  |
| --- |
| genre\_list **=** data**.**iloc[:, **-**1]  encoder **=** LabelEncoder()  y **=** encoder**.**fit\_transform(genre\_list)  scaler **=** StandardScaler()  X **=** scaler**.**fit\_transform(np**.**array(data**.**iloc[:, :**-**1], dtype **=** float) |

表 4.19トレーニングデータセットとテストデータセットに分ける

|  |
| --- |
| X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2) |

表 4.20kerasを利用したジャンル分類モデルの構築

|  |
| --- |
| model **=** models**.**Sequential()  model**.**add(layers**.**Dense(256, activation**=**'relu', input\_shape**=**(X\_train**.**shape[1],)))  model**.**add(layers**.**Dense(128, activation**=**'relu'))  model**.**add(layers**.**Dense(64, activation**=**'relu'))  model**.**add(layers**.**Dense(10, activation**=**'softmax'))  model**.**comPile(optimizer**=**'adam',  loss**=**'sparse\_categorical\_crossentropy',  metrics**=**['accuracy']  history **=** model**.**fit(X\_train,  y\_train,  epochs**=**20,  batch\_size**=**128)  test\_loss, test\_acc **=** model**.**evaluate(X\_test,y\_test)  print('test\_acc: ',test\_acc) |

以上でモデルの作成ができた．ここからジャンル推定のプログラムを表4.20に示す．

表 4.21ジャンル推定

|  |
| --- |
| predictions = model.predict(X\_test)  predictions[0].shape  np.sum(predictions[0])  prediction = np.argmax(predictions[0])  print(genres[prediction]) |

これでジャンル推定することができた．

## 分散処理の実装

本節では4節で行ったジャンル推定処理を複数のサーバで処理を行う方法を書く．

本研究で分散処理に使用した機器を表4.22に示す．

表 4.22使用機器

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 機器名 | 台数 | 使用用途 |
| Raspberry Pi 4B 4GB | 1 | ロードバランサ機 |
| Raspberry Pi 4B 4GB | 3 | 分散処理サーバ |

　Let’s NoteにはWebサーバとしてNginx，Raspberry PiにはそれぞれにWebサーバとしてApacheを導入した．それぞれの導入方法を下記に示す．

### Let’s NoteにNginxを導入

1. <http://nginx.org/en/download.htmlからそれぞれのOS>に対応したものをダウンロード．
2. ダウンロードしたものを解凍する．
3. 解凍したものを利便上Nginxとファイル名を変更しCドライブ直下に配置する．
4. 解凍したディレクトリでコマンドプロンプトを起動する
5. start NginxでNginxを起動する．
6. ブラウザを開き<http://localhost>にアクセスできれば完了．

### Raspberry PiにApacheを導入

1. sudo apt-get updateでパッケージリストの更新．
2. sudo apt-get upgradeでパッケージの更新．
3. sudo apt install apache2でapache2をインストール．
4. ブラウザを開きlocalホストにアクセスできるのかを確認．
5. 別端末ブラウザにてRaspberry PiのIPアドレスにアクセスできれば完了．

### 分散処理システムの導入

まず分散するRaspberry Pi 4台のIPアドレスを取得する．

IPアドレスの取得はRaspberry Piのターミナルにてifconfigコマンドで確認できる．

今回では表4.23に表記する４つを使用する．

表 4.23分散処理サーバのIPアドレス

|  |  |
| --- | --- |
| 機器名 | IPアドレス |
| Raspberry Pi1 | 192.168.5.1 |
| Raspberry Pi2 | 192.168.5.2 |
| Raspberry Pi3 | 192.168.5.3 |
| Raspberry Pi4 | 192.168.5.4 |

その後Raspberry Piのホームディレクトリにcgi-binを作成．cgi-binの作成は以下のコマンド．

表 4.24　ディレクトリcgi-binの作成

|  |
| --- |
| mkdir cgi-bin |

この作成したcgi-binに4.4.2で作成したpredict.pyを配置しファイルに権限を持たせる．

ファイルに権限を持たせるコマンドは表4.24に示す．

表 4.25 predict.pyに権限を付与

|  |
| --- |
| chmod 755 predict.py |

これで権限を付与することができた．

そしたらホームに戻りWebサーバを立ち上げる．今回ではpython組込み式のWebサーバを起動する．python組込みwebサーバを起動するコマンドは表2.25に示す．

表 4.26 分散処理Webサーバ起動

|  |
| --- |
| python3 -m http.server --cgi 8000 |

これを4台それぞれで行う．

Webサーバを起動することができた．Nginxのconfigファイルを変更する．NginxのconfigファイルはNginxをcドライブ直下に配置したのであれば，C:\nginx\confにあるnginx.confである．

それではnginx.confの設定を書き換えていく．まずnginx.confをテキストエディタで開く．そのnginx.conf内のhttp関数内に設定を追加していく．追加するものを表4.26に示す．

表 4.27 Nginx.conf

|  |
| --- |
| http { 　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　 //ここに追加  include mime.types;  default\_type application/octet-stream;  fastcgi\_read\_timeout 999999;  proxy\_read\_timeout 999999;  sendfile on;  keepalive\_timeout 65;  upstream backend1{  server 192.168.5.5:8000;  server 192.168.5.2:8000;  server 192.168.5.3:8000;  server 192.168.5.4:8000;  }  server {  listen 80;  server\_name localhost;  location / {  proxy\_pass http://backend1;  }  error\_page 500 502 503 504 /50x.html;  location = /50x.html {  root html;  }  }  } |

これによりNginxの設定が完了したので一度Nginxを再起動する．再起動するコマンドは表4.28

表 4.28 Nginxの再起動

|  |
| --- |
| nginx reload  もしくは  stop –s nginx  nginx start |

設定が完了したらロードバランサ機でブラウザを立ち上げ．以下のURLにアクセスする．

http://192.168.0.100/cgi-bin/predict.py

このURLで4つのサーバのうちどれか1つにアクセスするため何度かブラウザをリロードし，ジャンル推定プログラムが動作していることが確認出来たら，分散処理システムの導入は完了である．

# 実験

本章では実施した評価実験について，実験結果を考察し，提案システムの実現可能性について検証する

## 実験目的

実験では4章にて実装した負荷分散システムとジャンル推定プログラムを利用して．1000件の楽曲データを用意し，構築した楽曲分類モデルの分類制度を評価する．さらに，ラウンドロビンによる分散処理環境を4台のRaspberry Piを用いて構築し，分散処理した場合としない場合とで処理速度を比較し，評価する．これらの評価により，提案システムの実現可能性を示す．

## 実験環境の構築

　実験ではロードバランサ機としてRaspberry Pi4B 4GB 1台を，分散処理サーバとして

Raspberry Pi4B 4GBを4台使用する．

ロードバランサ機にはWebサーバにNginxを使用し，分散処理サーバのRaspberry PiにはApacheを使用する．

表 5.1実験使用機器

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 名称 | 台数 | OS | Webサーバ |
| Raspberry Pi 4B | 1 | Raspbian | Nginx |
| Raspberry Pi 4B | 3 | Raspbian | Apache |

## 実験方法

　まず200件の楽曲データを用意し，1台のRaspberry Piでジャンル推定処理を3回行う．この時のプログラム処理にかかった実行時間を記録しておく．次にラウンドロビンによる分散処理環境を4台のRaspberry Piを用いて構築し同一の楽曲データでジャンル推定を分散処理で3回行う．この時，それぞれの処理3回を終えるまでに掛かる時間と分類精度を計測し比較する．

## 実験の結果

始めに１台のみでジャンル推定処理を3回行う．3回の処理にかかった時間とその平均を表5.2に示し，分類精度を表5.3に示す．処理時間は少数第4位を四捨五入し，分類精度は少数第2位を四捨五入する．

表 5.2 Raspberry Pi1台のみでの処理時間(s)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IP アドレス | 1回目 | 2回目 | 3回目 | 全体でかかった時間 |
| 192.168.5.3 | 709.561 | 735.569 | 729.939 | 2168.704 |

表 5.3 Raspberry Pi1台のみでの分類精度(%)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IP アドレス | 1回目 | 2回目 | 3回目 | 平均 |
| 192.168.5.3 | 79.4 | 50.0 | 66.7 | 65.4 |

次に3台でジャンル推定を分散処理で行う．システム処理全体にかかった時間を表5.3に示し，それぞれの分類精度を5.5に示す．処理時間は1台の場合と同様に小数第4位を四捨五入し，分類精度は少数第2位を四捨五入する．

表 5.4 Raspberry Pi 3台での処理時間(s)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IPアドレス | 1回目 | 2回目 | 3回目 | システム処理全体にかかった時間 |
| 192.168.5.2 | 637.879 |  |  |  |
| 192.168.5.3 |  | 646.434 |  | 646.434 |
| 192.168.5.4 |  |  | 585.387 |  |

表 5.5 Raspberry Pi3台での分類精度(%)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IPアドレス | 1回目 | 2回目 | 3回目 | 平均 |
| 192.168.5.2 | 41.7 |  |  |  |
| 192.168.5.3 |  | 78.3 |  | 53.9 |
| 192.168.5.4 |  |  | 41.7 |  |

結果としては，本システムを導入することでシステム処理全体にかかった時間は分散処理でも約10分と長いがこれはRaspberry Piであるため処理時間が長いといえる．しかし1機のみの処理と3台に分散処理した場合の比較では処理時間大きく減少させることができたといえる．ジャンル分類精度に関しての向上は見られなかった．しかしジャンル推定することが可能である見込みを得ることができた．

## 実験の考察

実験の結果では本システムを導入することで楽曲ジャンル推定モデルの作成及びジャンル推定処理を行うことでかかる全体の処理時間は大幅に減少したことが確認できた．しかし，ジャンル分類精度に関しては特に向上したというような結果は得ることができなかった．また，表5.5を見るとIPアドレスが192.168.5.3のものだけ分類精度が比較的高いと思われる．そのため1機のみでの処理を行った場合に使用した192.168.5.3も192.168.5.2や192.168.5.4よりも比較的，分類精度が良いと思われる．この分類精度の違いは個体差である可能性も考えられるため，1機のみでの処理は3台それぞれで3回行ったデータを取るべきであった．また，処理回数においても大量のユーザを対象とするのであれば，全体の処理回数も3回でなく10回以上にするなどといった反省点があげられる．

# むすび

インターネットの発展や，スマートフォンのようなモバイル端末の普及によりSNSが大きく発展したことでSNSなどに投稿される楽曲データが莫大な量となった．本研究ではそのような大量の楽曲データをジャンル抽出することで対象楽曲の特徴をある程度分析することができるため，楽曲のジャンル抽出に焦点を当てた．ジャンル推定をする場合，楽曲からの特徴抽出処理及び深層学習モデルによるジャンル推定処理を実行する必要があると考えた．これらの処理を実行するにあたって，動画コンテンツとマッチング処理を行う際に適したジャンル推定モデルの構築をする課題と，特徴抽出処理とジャンル推定処理では高負荷が掛かるためSNS上で投稿される大量の楽曲データを対象としたWebサービスを実現するために，ユーザの満足する時間内で処理を完了させる必要がある，という二つの課題を見出した．本研究ではこれらの課題に対して，10ジャンルでのジャンル推定モデルの構築とラウンドロビン方式を導入した負荷分散Webサービスを構築することでシステムの処理速度の向上を実現した．本研究の実験では大量のデータを1機のみでのジャンル推定モデルの構築及びジャンル推定処理を3回行った場合と．ラウンドロビン方式でシステム処理3回を3台のRaspberry Piで分散処理したもの，それぞれでのシステム処理全体にかかった時間とジャンル分類精度の計測をした後，比較を行った．結果としては処理時間に関して本システムの実現可能性を提示できたが，分類精度に関しては本システムでの制度向上は見られなかった．

今後の展望としては，本システムでジャンル推定のできた楽曲コンテンツと動画コンテンツとをジャンルマッチングすることで付加価値の高い動画コンテンツの作成するシステムの構築が望まれる．また，ジャンル分類精度に関しては今回作成したスペクトログラムに対してCNN(Convolutional Neural Network)機械学習を利用して画像分類することで分類精度の向上が狙えるのではないだろうか．

# 謝辞

本研究を行うにあたり，多くの助言をくださった鷹野孝典教授に心から感謝申し上げます．

研究を一緒に進めながら様々な助言やアイディアをいただいた鷹野研究室の４年生のメンバー，

先輩方に深く感謝いたします．

# 参考文献

1. 大野直樹，中村聡史，山本岳洋，後藤真孝，音楽動画への印象評価データセット構築とその特性の調査，情報処理学会 研究報告音楽情報科学， 2015年9月1日，pp1-9
2. 吉井和佳，Advancing Information Sciences through Research on Music：5. Music and Machine Learning，情報処理，2016年5月15日，57巻，6号，pp519-522
3. 赤江直洋，木本雅也，清水忠昭，田中美栄子，ニューラルネットワークを用いた音楽の自動ジャンル分類，電気学会研究会資料.IS，情報システム研究会，2004年3月23日，2004巻，9号，pp 35-39
4. 小林 拓司，丸山 一貴，畳み込みニューラルネットワークを用いたHardcore technoのサブジャンル分類，インタラクション2019論文集，2019，2月27日，pp 245-248
5. Hendrik Purwins , Bo Li , Tuomas Virtanen, Jan Schlüter , Shuo-yiin Chang, Tara Sainath，Sound (cs.SD); Audio and Speech Processing (eess.AS); Machine Learning (stat.ML)，Journal of Selected Topics of Signal Processing 14, No. 8，pp 15
6. SOUNDCLOUD，<https://soundcloud.com/?utm_source=Partnerize>，2021/12/20
7. DOVA SYNDORME，<https://dova-s.jp/，2021/12/20>
8. FMA: A Dataset For Music Analysis，<https://github.com/mdeff/fma，2021/12/21>