

# 音楽情報処理のための Linked Data 収集・分析基盤の構築

## Linked Data Collection and Analysis Platform for Music Information Processing

上原有里<sup>1\*</sup> 川村隆浩<sup>1</sup> 清雄一<sup>1</sup> 田原康之<sup>1</sup> 大須賀昭彦<sup>1</sup>  
 Yuri Uehara<sup>1</sup> Takahiro Kawamura<sup>1</sup> Yuichi Sei<sup>1</sup> Yasuyuki Tahara<sup>1</sup> Akihiko Ohsuga<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 電気通信大学 大学院情報システム学研究科

<sup>1</sup> Graduate School of Information Systems, The University of Electro-Communications

**Abstract:** There has been extensive research on music information retrieval (MIR), such as signal processing, pattern mining, and information retrieval. In such studies, audio features extracted from music are commonly used, but there is no open platform for data collection and analysis of audio features. Therefore, we build the platform for the data collection and analysis for MIR. On the platform, we represent the music data with Linked Data, which are in a format suitable for computer processing, and link data fragments to each other. By adopting the Linked Data, the music data will become easier to publish and share, and there is an advantage that complex music analysis will be facilitated. In this paper, we first investigate the frequency of the audio features used in previous studies on MIR for designing the Linked Data schema. Then, we build a platform, that automatically extracts the audio features and music metadata from YouTube URIs designated by users, and adds them to our Linked Data DB. Finally, the sample queries for music analysis and the current record of music registrations in the DB are shown.

## 1 はじめに

近年、さまざまな分野において音楽を題材に研究が行われている。音楽をコンピュータで扱う研究分野のことを音楽情報処理といい、信号処理、情報検索、Web技術、機械学習など音楽を軸に広がる音楽情報処理研究は多岐にわたる [1]。こうした研究において、音楽から特徴量を抽出することはよく行われており、特に楽曲から抽出した特徴量である楽曲特徴量は、楽曲を題材とする多くの研究で使用されてきた。それらの研究では、楽曲特徴量は各々の研究において個別に抽出され使用されており、楽曲特徴量についてのデータ収集・分析基盤は存在していない。そこで本研究では、音楽情報処理、特に楽曲特徴量を扱う研究において使用できるようなデータ収集・分析基盤の構築を行うことを目的とする。

本研究で用いる Linked Data は、コンピュータ処理に適した形式でデータを意味的構造で記述しデータ同士をリンクさせる Web 技術である。Linked Data 化をすることで、データを公開・共有しやすくなるほか、複雑なグラフ検索が容易になるというメリットがある。本

論文では、音楽情報処理のためのデータ収集・分析基盤として、楽曲特徴量からメタ情報（曲名、アーティスト名、作曲者名など）まで複合的に検索できる必要があると考え、楽曲特徴量の解析を行い、解析したデータと取得したメタ情報について、自動的に Linked Data 化するシステムを提案する。

本研究では、まず、楽曲特徴量について適切なスキーマ設計を行うため、音楽情報処理においてどの楽曲特徴量がどのくらい使用されているのか調査を行う。調査の結果から、必要な楽曲特徴量について既存プロパティの調査を行い、既存プロパティが存在しない、あるいは本研究で使用するのに適切ではない場合、楽曲特徴量についての独自のプロパティを定義する。また、楽曲特徴量だけではなく、楽曲のメタ情報について同様に既存プロパティの調査、独自プロパティの定義を行い、定義した楽曲特徴量と楽曲メタ情報のプロパティを用いて楽曲情報 Linked Data としてスキーマ設計を行う。そして、提案システムである音楽情報処理のためのデータ収集・分析基盤として楽曲特徴量の解析から Linked Data への自動追加を行うシステムの構築を行う。また、構築したシステムを用いて楽曲を検索する例を示す。

本論文の構成を以下に示す。2章で関連研究について

\*連絡先：電気通信大学 大学院情報システム学研究科  
 〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1  
 E-mail: uehara.yuri@ohsuga.is.uec.ac.jp

て述べる。3章で楽曲特徴量の選定から楽曲特徴量と楽曲メタ情報のスキーマ設計といった Linked Data 化について述べる。4章で自動追加システムについて述べる。5章で音楽分析事例について述べる。最後に6章でまとめと今後の課題について述べる。

## 2 関連研究

楽曲が持つ特徴に基づき提供されるサービスとして、能動的音楽鑑賞サービス Songle[2] が挙げられる。Songle は、MP3 形式の音響信号ファイルとして Web 上で公開されている任意の楽曲を対象に、音楽の音響信号中の特徴量を自動的に推定することで人々の音楽鑑賞やブラウジングを支援するサービスである。楽曲構造、階層的なビート構造、メロディライン、コードといった4種類の音楽情景記述を自動推定することで、それらを音楽地図として眺めることができる可視化機能や、サビ出し機能がある。また、ユーザが自ら音楽地図を改善することができるよう誤り訂正機能も備えており、自動推定では不可避となっている誤りについて、人手で自発的に訂正してもらおう試みを行っている。

楽曲特徴量を使用した楽曲推薦として、Uno らの研究が挙げられる [3]。この研究は、楽曲のメタ情報に加えて、楽曲自体が有する特徴量をユーザ行動に紐付けて楽曲推薦を行うものである。ユーザは楽曲再生時の状況や心境をライフログとして記録し、システムが楽曲が持つ特徴量を算出することで、楽曲特徴量と楽曲視聴時の状況についての相関ルールを導出することができる。これにより、状況や環境に合った楽曲を推薦することができる。

Cheng らは、ユーザの状況に応じた楽曲推薦手法において楽曲特徴量を使用している [4]。楽曲特徴量、Twitter streaming data から抽出した曲の流行、視聴した曲と視聴時の場所といった曲の視聴履歴に基づき、Recommendation Model を作成する。現在地、現在の曲の流行と楽曲特徴量を紐付けることで推薦する楽曲を決定するといった研究である。

このように、楽曲特徴量は音楽情報処理におけるさまざまな研究に用いられているが、前述したように楽曲特徴量は個別に取得、利用されており、一般に公開されていない。

また、Linked Data を用いた楽曲推薦手法の研究も存在する。Wang らは、Last.fm や Yahoo!Local, Twitter, LyricWiki などといったデータから Linked Open Data (LOD) を作成して、LOD の連想関係から Context に応じた楽曲を推薦する手法を提案した。[7]。この手法はコールドスタート問題の解決やセレンディピティの実現をもたらす推薦を行うことができる。

一方、音楽に関するオープンなデータベースとして、MusicBrainz[5] が挙げられる。MusicBrainz のデータベース<sup>1</sup> は、アルバム名、曲名、アーティスト名などといった情報を保持しており、データの記述に Resource Description Framework 1.1 XML Syntax<sup>2</sup> を用いている。データベースのデータは、参加者による入力为主となっており、データの信頼性を保つための保留期間に他参加者の検証や一定の賛同を得ることでデータの登録が完了する仕組みになっている。

加えて、音楽関連データを公開するためのモデルを提供する The Music Ontology<sup>3</sup> も存在する [6]。The Music Ontology は、MusicBrainz のデータ情報を RDF で表現したもので、アーティストや楽曲、アルバムなどの音楽情報同士の関係性を記述するためのボキャブラリを提供している。

しかし、MusicBrainz のデータベースや The Music Ontology には楽曲特徴量についてのデータはない。そこで本研究では、楽曲特徴量を使用した音楽情報処理研究におけるデータ収集・分析の基盤となるシステムを構築する。

## 3 楽曲情報スキーマの設計

本章では、本研究で使用する楽曲特徴量の選定について、またスキーマ設計について述べる。

### 3.1 楽曲特徴量の選定

楽曲特徴量とは、音響特徴量とも呼ばれ、楽曲の速さや調性などといった楽曲自身が持つ特徴量のことを指す。音楽情報処理研究において、楽曲特徴量は数多く使用されている。例えば Dittmar らはジャズのレコーディングにおけるライドシンバルのスウィング比率の自動計算において、Tempo といった楽曲特徴量を使用している [8]。また、Osmalskyj らはカバー曲の識別において Tempo, Loudness などといった楽曲特徴量を使用している [9]。Arzt らは、オーケストラなどの複数の音によって構成されている音楽についてのトラッキングの研究において Tempo, Loudness などといった楽曲特徴量を使用している [?]。このように、音楽情報処理研究において使用されている楽曲特徴量はさまざまであり、どの楽曲特徴量をプロパティとして用意する必要があるのか調査が必要であると考えた。

そこで我々は、まず音楽情報処理研究においてどの楽曲特徴量がどのくらい使用されているのか論文調査を行った。対象としたのは、音楽情報処理についての研究

<sup>1</sup><https://musicbrainz.org/>

<sup>2</sup><https://www.w3.org/TR/rdf-syntax-grammar/>

<sup>3</sup><http://musicontology.com/>

を扱うトップカンファレンスである The International Society of Music Information Retrieval (ISMIR)<sup>4</sup> において 2015 年に発表された論文 114 本である。表 1 にその結果を示す。

表 1: 使用されていた楽曲特徴量とその回数

楽曲特徴量	使用された回数
Tempo	18
Pitch	10
MFCC	9
Beat	8
Loudness	7
Chord	5
Chroma	3
Key	3
Zero crossing rate	3
Roll off	3
Roughness	2
Timbre	2
Low energy	2
RMS energy	2
Brightness	2
Mode	2
Duration	2
Harmony	1
Volume	1
Articulation	1
Energy ratio	1
Swing ratio	1
Spectral irregularity	1
Inharmonicity	1
Vibrate	1
Rhythm	1
Dynamics	1

表 1 より、楽曲の速さを表す Tempo が多くの研究において使用されていることが分かる。反対に 1 つの論文にしか使用されていない楽曲特徴量も多く見られたり、同じような内容や種類に分類される楽曲特徴量もいくつか見られた。そこで、似ている楽曲特徴量については楽曲特徴量の統合を行いまとめる、使用回数が 1 回以下の楽曲特徴量は削除をする、楽曲特徴量抽出の都合上 1 曲を通した特徴量を抽出することができないもの、また楽曲特徴量が数値として抽出することができないものについては削除する、といった処理を行い、楽曲特徴量の選定を行った。その結果を表 2 に示す。

表 2 より、選定された楽曲特徴量は 8 個となった。Tempo や Loudness といった楽曲特徴量の数が多いのは、楽曲推薦や音声処理といったさまざまな音楽情報処理研究において用いられることが多いためであると考えられる。この 8 個の楽曲特徴量について、スキーマ設計を行う。

表 2: 選定された楽曲特徴量

楽曲特徴量	使用された回数	特徴量の説明
Tempo	28	速さ
Key	3	調号
Zero crossing rate	3	波形を描いたとき、波が中央より上(正)から中央より下(負)に、またはその逆に変化する頻度
Roll off	3	全体の 85 % を占める低音域の割合
Low energy	2	弱音の割合
RMS energy	2	音量の平均値 (二乗平均平方根)
Brightness	2	高音域 (1500Hz 以上) の割合
Mode	2	長和音と短和音の音量差

### 3.2 スキーマ設計

Linked Data とは、データの再利用がしやすいよう RDF 形式で構造化し、データ同士をリンクさせた形で公開・共有するための技術である。

本研究では、楽曲特徴量 Key 以外の楽曲特徴量について、適切なプロパティが存在していなかったため独自にプロパティを作成し使用した。楽曲特徴量 Key については、既存の The Music Ontology において本研究に適切なプロパティが定義されていたため、それを用いることとした。また、これらのプロパティをより利用しやすくするため、クラス分けを行った。今回使用する楽曲特徴量について、楽曲特徴量に対応するプロパティとそのクラスを表 3 に示す。

表 3: 楽曲特徴量のクラスとプロパティ

クラス	プロパティ	楽曲特徴量
Tempo	bpm	Tempo
Key	key	Key, Mode
Timbre	zerocross	Zero crossing rate
	rolloff	Roll off
	brightness	Brightness
Dynamics	rmsenergy	RMS energy
	lowenergy	Low energy

表 3 より、Tempo は曲の速さを表すクラス、Key は曲の調を表すクラス、Timbre は音色を表すクラス、Dy-

<sup>4</sup><http://www.ismir.net/>

dynamics は音量を表すクラスである。楽曲特徴量 Mode については、既存プロパティである楽曲特徴量 Key に含まれるため、同一の key プロパティを用いることとした。この定義に基づき、スキーマを設計し楽曲特徴量 Linked Data を構築した。図 1 に構築した Linked Data の一部を示す。

図 1 は、楽曲情報 Linked Data の楽曲特徴量部分を表している。3 章で行った楽曲特徴量の選定とクラスタリングに基づき、YouTube の動画 ID (dvgZkm1xWPE はアーティスト Coldplay の楽曲 Viva La Vida の YouTube の動画 ID を表す) を中心に、楽曲特徴量のスキーマ設計を行った。動画 ID から楽曲特徴量クラスへと繋がりが、さらに tempo, key, timbre, dynamics とクラス分けがあり、それぞれの楽曲特徴量へと繋がっている。また、楽曲特徴量からの楽曲の探索を行いやすくするため、楽曲特徴量について段階的に分ける classification を追加した。lowenergy, rmsenergy, brightness は 0.1 ごとに、zerocross は 100 ごとに、rolloff は 1000 ごとに classification を設定し、tempo は速度標語における目安となる tempo<sup>5</sup> を参考に、表 4 のように tmark を設定した。

表 4: tmark と対応する tempo

tmark	tempo
Slow	- 39
Largo	40 - 49
Lento	50 - 55
Adagio	56 - 62
Andante	63 - 75
Moderato	76 - 95
Allegretto	96 - 119
Allegro	120 - 151
Vivace	152 - 175
Presto	176 - 191
Prestissimo	192 - 208
Fast	209 -

また、メタ情報については、楽曲名、アーティスト名のみならず、作曲者名や作詞者名、ジャンル等を用いることで、楽曲分類や音楽検索などの研究での活用において楽曲情報からのさまざまな検索が行えるようスキーマ設計を行った。図 2 は、楽曲情報 Linked Data のメタ情報部分を表している。アーティスト名、作曲者名、ジャンル名といったメタ情報は、既存の The Music Ontology において本研究に適切なプロパティが定義されていたため、それを用いることとした。動画 ID からメタ情報クラスへと繋がりが、それぞれのメタ情報へと

<sup>5</sup><http://www.sii.co.jp/music/try/metronome/01.html>

繋がっている。

図 1, 図 2 は、アーティスト Coldplay の楽曲 Viva La Vida を例としたグラフであり、YouTube の動画 ID (dvgZkm1xWPE) を中心に 1 つの楽曲情報 Linked Data となる。

## 4 楽曲情報 Linked Data への自動追加システム

### 4.1 システムの概要

本システムのシステム構成について図 3 に示す。

図 3 の 1~11 はシステムの動作である。以下にその詳細を述べる。

1. ブラウザに入力された YouTube の動画 URL をもとにプログラム 1 を起動し動画をキャッシング
2. Servlet 1 が MATLAB プログラムを起動し動画のキャッシュをもとに楽曲特徴量を解析
3. 解析した特徴量をデータベース MySQL の一時データベースに格納
4. MATLAB からプログラム 2 を起動
5. YouTube から動画の情報を取得
6. Last.fm の API を使用してメタ情報を取得
7. MySQL から動画の楽曲特徴量を取得
8. 取得したメタ情報と楽曲特徴量を RDF 化, プログラム 2 で作成した RDF をデータベース Virtuoso に追加
9. RDF DB への追加結果の通知
10. SPARQL クエリの発行
11. SPARQL クエリ発行による結果を返す

本システムでは広く一般に利用してもらえるように YouTube の動画を解析対象として特徴量の抽出を行う。したがって、YouTube の動画について楽曲特徴量を解析するフェーズ, YouTube の動画についてメタ情報を取得するフェーズ, 楽曲特徴量とメタ情報の RDF 化を行い, RDF データベース Virtuoso に URI の追加を行うフェーズの 3 つに分けられる。次節より各フェーズの詳細な説明を述べる。

### 4.2 楽曲特徴量の解析・取得

3 章で選定した楽曲特徴量について、YouTube の特定の動画における楽曲特徴量を解析・取得を行うフェーズである。図 3 の動作 1 から動作 3 までにあたる。本研究では、数値計算システム MATLAB 上で動作する MIRtoolbox を用いることにより特徴量の解析・取得を行う。MIRtoolbox は、音楽情報処理分野においてよく

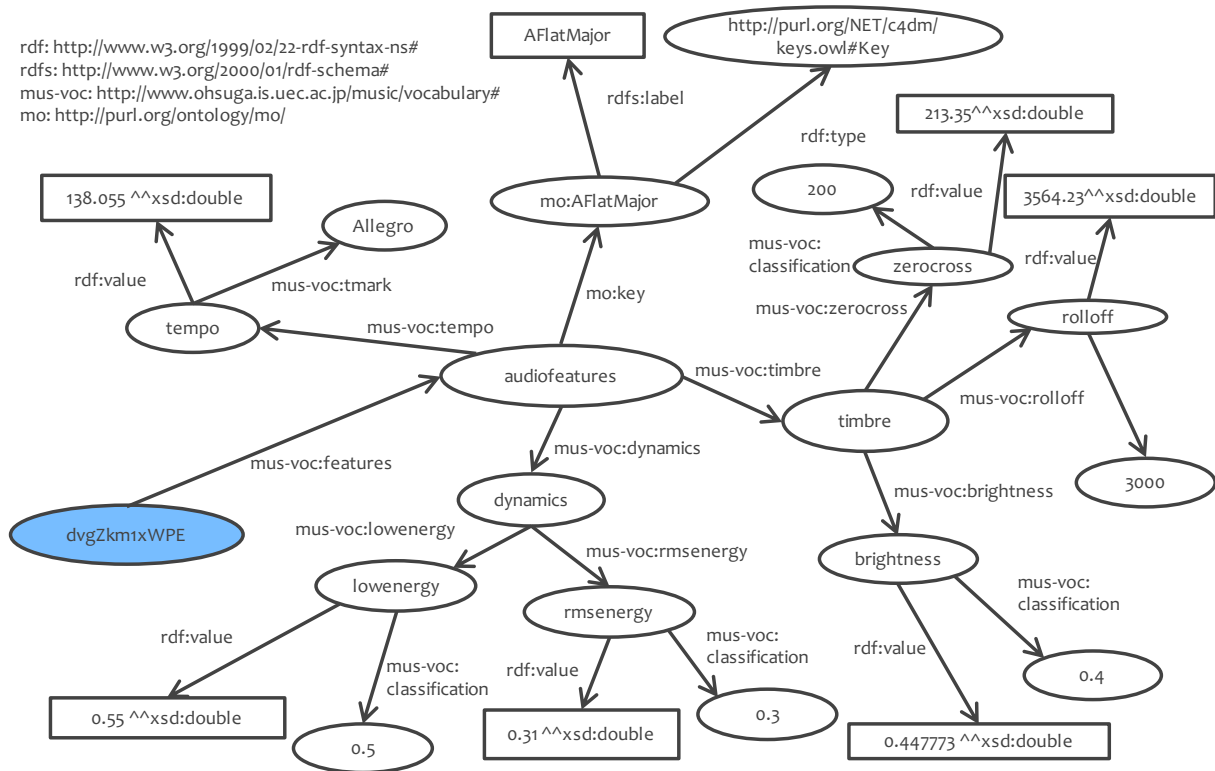


図 1: 楽曲情報 Linked Data の楽曲特徴量部分

利用される信号処理アルゴリズムが数多く実装されており、3章の調査において音楽情報処理分野で使用されることが多いと明らかになった特徴量について解析を行うことができる。

楽曲特徴量の解析・取得の手順は、まずユーザがブラウザの入力画面において YouTube の動画の URL を入力すると、サーバのプログラムが入力された動画についてキャッシングを行う。そして、MATLAB プログラムを起動させて入力された動画の楽曲特徴量の解析を行う。解析された楽曲特徴量は、一時的に MySQL データベースに保存される。

### 4.3 メタ情報の取得

3章で設計したスキーマである図2、図2に基づき、楽曲名、アーティスト名などのメタ情報の取得を行うフェーズである。図3の動作4から動作6にあたる。

メタ情報の取得手順は、まず YouTube から動画情報の取得を行う。取得した動画情報から楽曲名、アーティスト名を特定するために、MusicBrainz からデータを提供されている Last.fm の API を用いて楽曲名、アーティスト名などの照合を行う。

### 4.4 Linked Data へのデータ追加

4.2 節、4.3 節で取得した楽曲特徴量、メタ情報の Linked Data へのデータ追加を行う。図3の動作7、8にあたる。

Linked Data へのデータ追加手順は、まず解析された楽曲特徴量について MySQL データベースから取得を行う。メタ情報については、同じプログラム内で取得されているためそのまま使用する。取得した楽曲特徴量、メタ情報についてスキーマ設計に基づき RDF 化する。そして、生成した RDF をデータベース RDF DB である Virtuoso URI へ追加することで、Linked Data へのデータ追加がされる。

### 4.5 RDF DB への追加結果

RDF DB へ実際にデータを追加した際、どのような結果になるのか例を示す。RDF DB にあらかじめ追加してあった楽曲のデータの一部（メタ情報、楽曲特徴量の一部については省略した）に新たに楽曲のデータを追加すると図4のようになる。

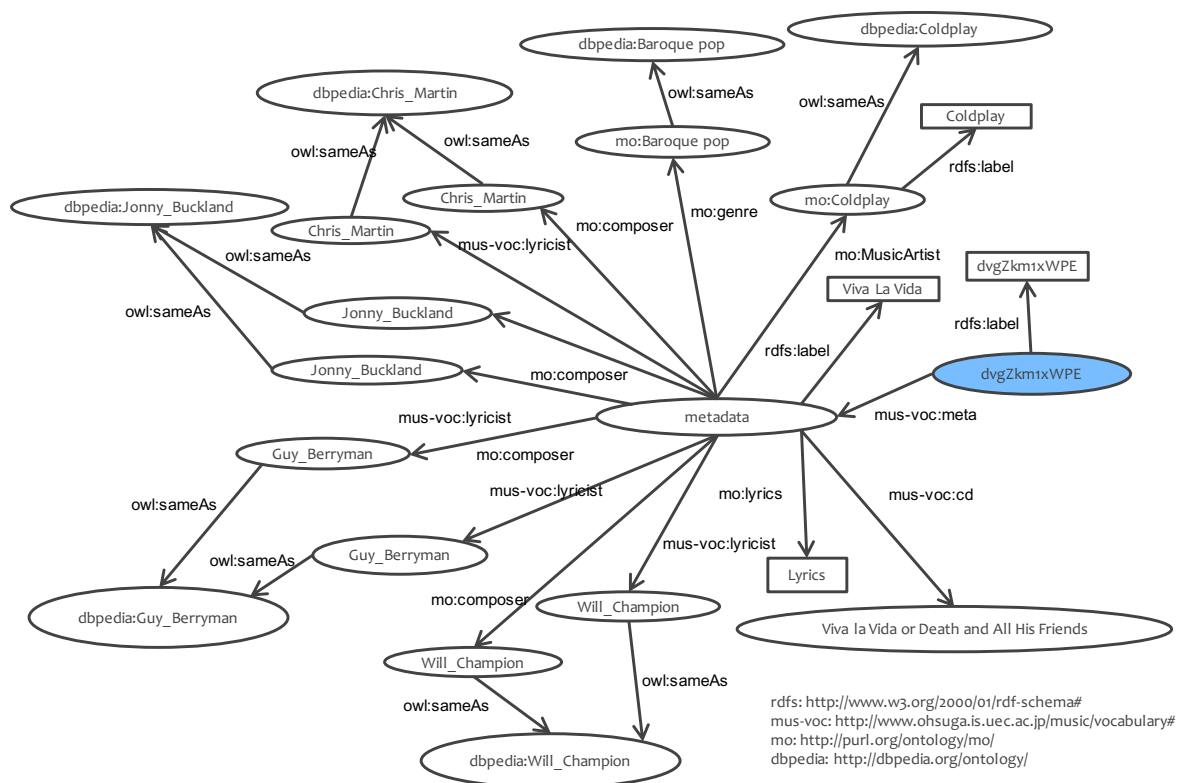


図 2: 楽曲情報 Linked Data のメタ情報部分

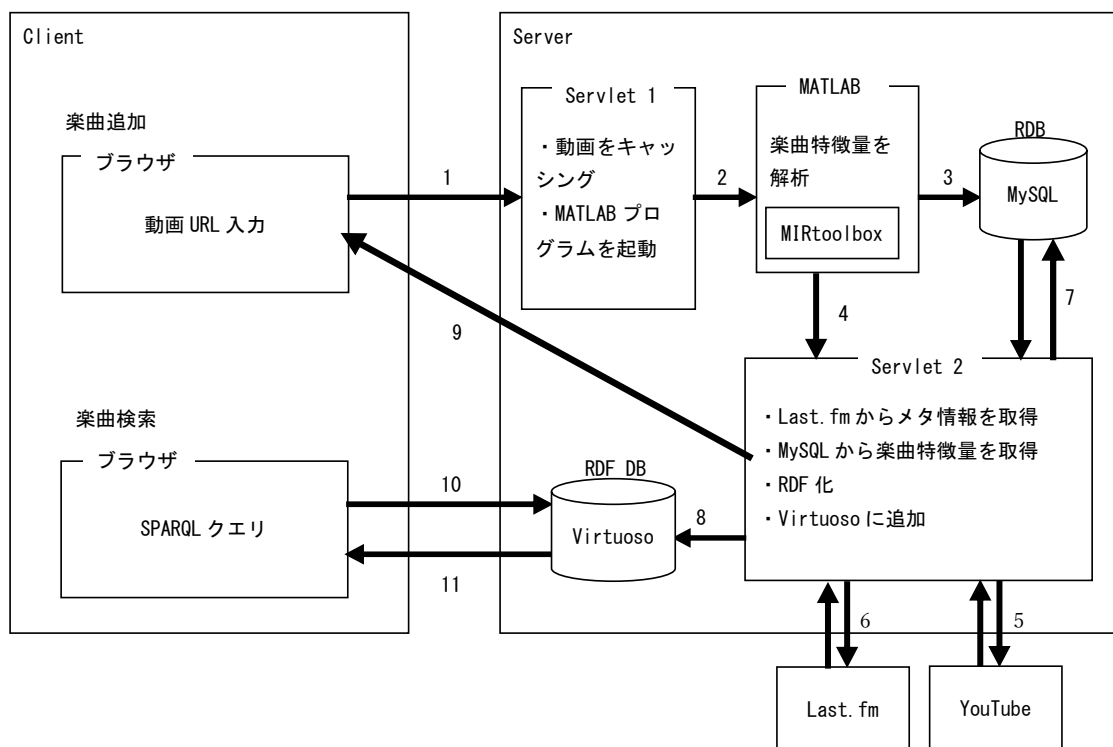


図 3: 自動追加システムの構成

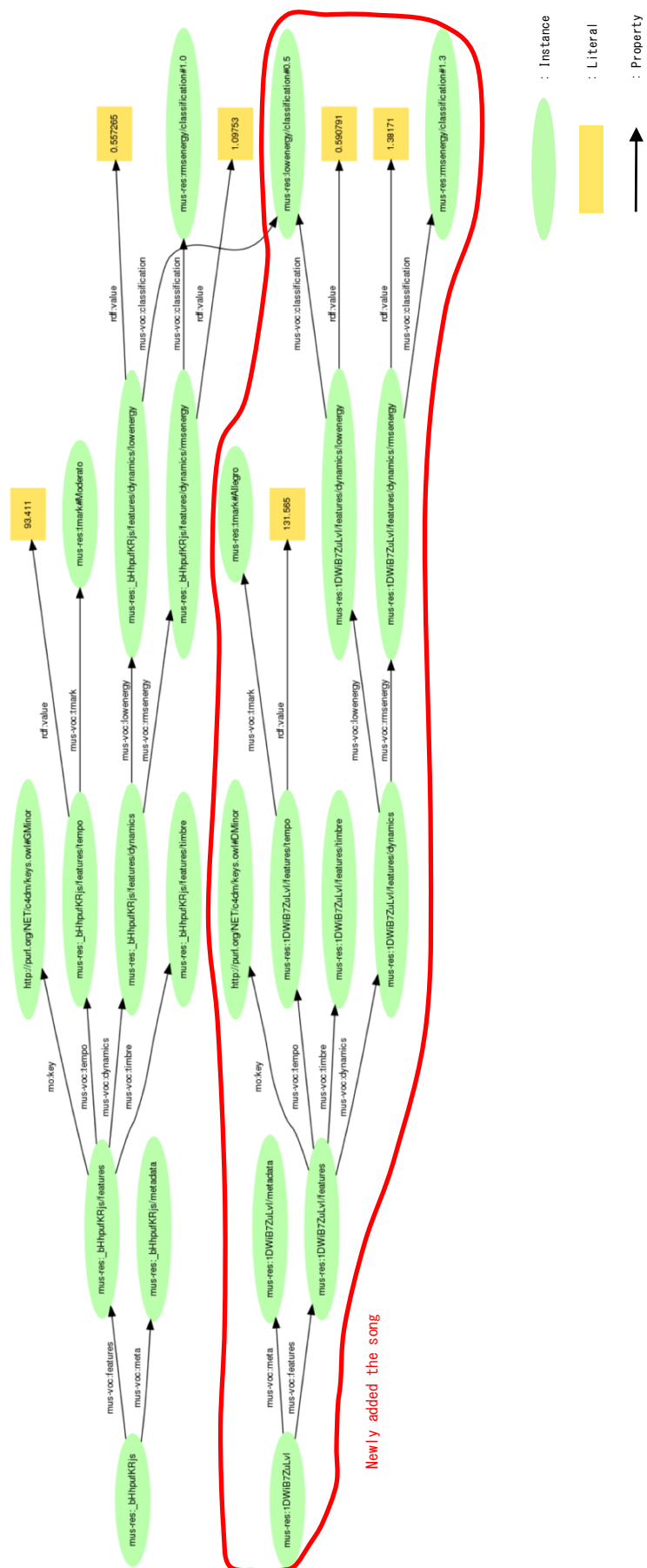


図 4: 楽曲データ追加後のグラフ

2つの楽曲は楽曲特徴量 lowenergy が類似しているため、2つのグラフが共通の classification へと繋がることわかる。

## 5 音楽分析事例

音楽情報 Linked Data がどのように分析に活かされるのか、実際に SPARQL クエリを発行しその結果を示す。

まず、ある特定の特徴を持つ楽曲を探す場合の SPARQL クエリについて説明する。ある楽曲特徴量を選択し、その楽曲特徴量について一定の閾値を設け、それを上回る楽曲を取得したいとする。今回は Tempo が 120 以上の楽曲を昇順に 15 件取得する。そのため、以下のような SPARQL クエリ 1 を発行する。

### SPARQL Query 1

```

PREFIX mus-voc:
<http://www.ohsuga.is.uec.ac.jp
/music/vocabulary#>
PREFIX mo:<http://purl.org/ontology/mo/>

SELECT ?artist ?title ?tempo
WHERE {
  ?tempoc ?value ?tempo .
  ?features mus-voc:tempo ?tempoc .
  ?resource mus-voc:features ?features .
  ?resource mus-voc:meta ?metadata .
  ?metadata rdfs:label ?title .
  ?metadata mo:MusicArtist ?musicartist .
  ?musicartist rdfs:label ?artist .
  FILTER (?tempo >= 120) .
}
ORDER BY ?tempo
LIMIT 15

```

取得結果は表 5 のようになる。

次に、楽曲特徴量が類似の楽曲を探すときの SPARQL クエリについて説明する。今回はアーティスト名「The Beatles」の楽曲「Hello, Goodbye」の楽曲特徴量 Brightness を選択し、その楽曲特徴量が類似している楽曲を類似度が高い順に 15 件取得する。そのため、以下のような SPARQL クエリ 2 を発行する。

### SPARQL Query 2

```

PREFIX mus-voc:<http://www.ohsuga.is.uec.ac.jp
/music/vocabulary#>
PREFIX mo:<http://purl.org/ontology/mo/>

```

表 5: 楽曲特徴量 Tempo が 120 以上の楽曲 15 件

artist	title	tempo
Coldplay	Talk	120.329
Radiogead	The Daily Mail	120.78
Coldplay	Hurts Like Heaven	121.232
Coldplay	Don't Panic	121.948
Coldplay	The Hardest Part	123.1
Whitney Houston	Never Give Up	123.583
Lady Gaga	Born This Way	123.984
The Beatles	While My Guitar Gently Weeps	123.994
Whitney Houston	When You Believe	125.144
Billy Joel	Vienna	125.495
Coldplay	Midnight	126.37
Coldplay	God Put a Smile Upon Your Face	126.55
Sam Smith	Lay Me Down	126.642
The Beatles	Words of Love	126.904
Lady Gaga	The Edge of Glory	127.778

```

SELECT ?artist_x ?title_x ?brightness_x
WHERE {
  ?metadata rdfs:label ?title .
  ?resource mus-voc:meta ?metadata .
  ?resource mus-voc:features ?features .
  ?features mus-voc:timbre ?timbre .
  ?timbre mus-voc:brightness ?brightnesssc .
  ?brightnesssc rdf:value ?brightness.
  ?brightnesssc_x rdf:value ?brightness_x.
  ?timbre_x mus-voc:brightness ?brightnesssc_x .
  ?features_x mus-voc:timbre ?timbre_x .
  ?resource_x mus-voc:features ?features_x .
  ?resource_x mus-voc:meta ?metadata_x .
  ?metadata_x rdfs:label ?title_x .
  ?metadata_x mo:MusicArtist ?MusicArtist_x .
  ?MusicArtist_x rdfs:label ?artist_x .
  FILTER regex(?title, "Hello Goodby") .
}
ORDER BY (
  IF(
    ?brightness < ?brightness_x,
    ?brightness_x - ?brightness,
    ?brightness - ?brightness_x
  )
)
LIMIT 15

```

この SPARQL クエリは、選択した楽曲と他の楽曲の楽曲特徴量 Brightness の値を比較し、差が小さいものほど楽曲特徴量が類似しているとして類似順に楽曲を取得している。取得結果は表 6 のようになる。

このように、SPARQL クエリの発行により楽曲特徴量についての探索を行うことができ、データ分析に使用することができる。



表 6: 楽曲特徴量 Brightness が類似している楽曲 15 件

artist_x	title_x	brightness_x
The Beatles	Can't Buy Me Love	0.553889
Whitney Houston	Never Give Up	0.559786
Coldplay	Princess Of China Ft. Rihanna	0.560039
Lady Gaga	Judas	0.550279
The Beatles	Penny Lane	0.550221
Coldplay	Charlie Brown	0.549855
The Rolling Stones	No Spare Parts	0.547205
Stevie Wonder & Andra Day	Someday at Christmas	0.564512
Billy Joel	Only the Good Die Young	0.570144
Coldplay	The Hardest Part	0.537607
Whitney Houston	When You Believe	0.573517
Taylor Swift	Bad Blood ft. Kendrick Lamar	0.532261
Radiohead	Lotus Flower	0.531923
Mark Ronson	Uptown Funk ft. Bruno Mars	0.580474
Billy Joel	The Stranger	0.529194

## 6 おわりに

本研究では、音楽情報処理のためのデータ収集・分析基盤の構築として、まず音楽情報処理においてどの楽曲特徴量がどのくらい使用されているのか調査を行いスキーマ設計を行った。また、楽曲特徴量だけではなく、楽曲のメタ情報についてもスキーマ設計を行った。そして、YouTube の動画を用いた楽曲情報 Linked Data への自動追加システムの提案を構築し、簡単な分析例を示した。

今後の課題としては、Linked Open Data としてデータベースの公開を行うことで本基盤の利用を一般のユーザに可能にすることが挙げられる。また、楽曲特徴量が類似している曲群を可視化し、楽曲の類似度が目に見えるようなインターフェースにすることで、ユーザがより積極的に楽曲の追加・分析を行うようになることが期待される。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 16K12411, 16K00419, 16K12533 の助成を受けたものです。本研究を遂行するにあたり、研究の機会と議論・研鑽の場を提供して頂き、御指導頂いた国立情報学研究所／東京大学 本位田 真一 教授をはじめ、活発な議論と貴重な御意見を頂いた研究グループの皆様に感謝致します。

## 参考文献

- [1] Kitahara, T., Nagano, H.: Advancing Information Sciences through Research on Music:0. Foreword, *IPSSJ magazine "Joho Shori"*, Vol.57, No.6, pp.504–505 (2016)
- [2] Goto, M., Yoshii, K., Fujihara, H., Mauch, M., Nakano, T.: Songle: A Web Service for Active Music Listening Improved by User Contributions. Proceedings of the 12th International Society for Music Information Retrieval Conference. pp.311–316 (2011)
- [3] Uno, A., Itho, T.: MALL: a life log based music recommendation system and portable music player. Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing. 939–944 (1999)
- [4] Cheng, Z., Shen, J.: Just-for-Me: An Adaptive Personalization System for Location-Aware Social Music Recommendation. Proceedings of International Conference on Multimedia Retrieval. 271–277. (2014)
- [5] Hendler, J.: MusicBrainz: a semantic Web service. *IEEE Intelligent Systems*. 17, 76–77. (2002)
- [6] Raimond, Y., Abdallah, S.A., Samdler, M.B., Giasson, F.: The Music Ontology. Proceedings of the 8th International Society for Music Information Retrieval Conference. 417–422. (2007)
- [7] Wang, M., Kawamura, T., Sei, Y., Nakagawa, H., Tahara, Y., Ohsuga, A.: Context-aware Music Recommendation with Serendipity Using Semantic Relations. Proceedings of 3rd Joint International Semantic Technology Conference. 17–32. (2013)
- [8] Dittmar, C., Pfeleiderer, M., Muller, M.: Automated Estimation of Ride Cymbal Swing Ratios in Jazz Recordings. Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference. 185–192. (2015)
- [9] Osmalskyj, J., Foster, P., Dixon, S., Embrechts, J.J.: Combining Features for Cover Song Identification. Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference. 462–468. (2015)

- [10] Luo, Y-J., Su, L., Yang, Y-H., Chi, T-S.:Real-time Music Tracking using Multiple Performances as a Reference. Proceedings of the 16th International Society for Music Information Retrieval Conference. 357-363. (2015)