

平成 26 年度 卒業論文

マッシュアップ音楽作成のための
選曲支援の一検討

指導教員 北原鉄朗専任講師

日本大学文理学部情報システム解析学科

小林 彩夏, 林 義久, 中根 晴香

2014 年 2 月 提出

概要

近年，インターネットの動画投稿サイト等でマッシュアップ楽曲が流行しつつある。マッシュアップ楽曲とは，ある楽曲の伴奏トラックと別の楽曲のヴォーカルトラックを組み合わせて，1つの楽曲に編集された音楽のことである。マッシュアップ楽曲の需要が高まる一方，マッシュアップ楽曲に関する研究は少ない。Daviesらはクロマベクトルのコサイン類似度に基づき，マッシュアップ楽曲に使用されている楽曲の推薦を行った。しかし，この妥当性についての検証は行われていない。

本研究では，動画投稿サイトで公開されているマッシュアップ楽曲でよく用いられている楽曲に対して実際にマッシュアップ楽曲を作成して被験者に完成度を評価してもらい，クロマベクトルのコサイン類似度に基づいて定義した「マッシュアップ適合度」と比較することで，マッシュアップ適合度の妥当性を確かめた。しかし，マッシュアップ楽曲の完成度とマッシュアップ適合度に関連性は見られなかった。この結果より，良いマッシュアップとなるような他の条件を考え，マッシュアップ楽曲に使われている原曲同士の印象の変化が重要であると推測し，マッシュアップ楽曲の完成度が原曲同士の印象の変化に関連しているか検証した。その結果，印象の変化が小さい程マッシュアップ楽曲の完成度が高くなることがわかった。

目 次

目 次	iii
第1章 序 論	1
1.1 本研究の背景	1
1.2 本研究の目的	2
1.3 本論文の構成	2
第2章 マッシュアップ楽曲作成のための選曲支援の課題	3
2.1 マッシュアップ楽曲生成支援に関する関連研究	3
2.1.1 Massh!	3
2.1.2 AutoMashUpper	3
2.2 楽曲の類似性に関する関連研究	4
2.2.1 楽曲全体における特徴量の傾向に基づいた類似検索手法	4
2.2.2 楽曲検索に向けたクロマ軸上のパワー分布に基づく類似解析	5
2.2.3 似た歌声の曲を探す	5
2.2.4 SmartMusicKIOSK：サビ出し機能付き音楽試聴機	5
2.3 未解決の課題	5
第3章 評価実験 1	7
3.1 マッシュアップ適合度の計算方法	7
3.1.1 クロマベクトルの抽出	7

3.1.2 楽曲の1ビート毎のクロマベクトルを求める	8
3.1.3 クロマベクトルのコサイン類似度の求め方	8
3.2 実験曲の作成方法	10
3.3 実験方法	10
3.4 実験結果	13
3.5 考察	13
第4章 評価実験2	19
4.1 目的	19
4.2 手順	19
4.3 結果・考察	21
第5章 結論	25
5.1 まとめ	25
5.2 今後の課題	25
参考文献	27

第1章 序 論

1.1 本研究の背景

2005年頃に動画共有サイトが登場し、2006年には世界的にブームとなった。動画共有サイトだけでなく、Social Networking Service やブログ、Wiki 等のコンテンツが誕生し、User Generated Content の文化が広まった。その中で特に我々が注目したのはマッシュアップ楽曲文化である。2014年現在、世界的動画共有サイトである YouTube で『mashup music』で検索すると 4,350,000 件ヒットする。また、日本の動画共有サイトであるニコニコ動画で『マッシュアップ 音楽』で検索すると 6,427 件ヒットする。これらより、徐々にマッシュアップ楽曲文化は発展しつつあるといえる。しかし、マッシュアップ楽曲を聞くことが多い反面、作成するユーザは少ない。マッシュアップ楽曲の作成は、まずマッシュアップしたい曲を選ぶことから始まる。次に、各楽曲から伴奏トラックとヴォーカルトラックを抽出する。最後に、2つのトラックのキーと Beats Per Minute (以後、BPM) を調整し、マッシュアップ楽曲が完成するのである。マッシュアップ楽曲作成は難しく、キーと BPM をうまく調整しても、選曲した楽曲がうまくマッチングしないこともある。また、マッシュアップ楽曲は想像しにくく、実際に作成してみないと完成度が高くなるかわからない。ゆえに、選曲部分はマッシュアップ楽曲作成において重要となる。そこで我々は、この選曲の作業の部分を支援することで、マッシュアップ楽曲作成の難易度が下がれば、より多くの人がマッシュアップ楽曲に触れる機会が増えるのではないかと考えた。

1.2 本研究の目的

本研究では計算機技術による選曲の支援が有効なものであるかを検証することが目的である。マッシュアップ楽曲の選曲ではコード進行の一致が重要であると思われるため、マッシュアップ楽曲の完成度とコード進行の一致が関連しているか検証を行う。また、他の要素からマッシュアップ楽曲としての適切さが左右されるのではないかと思われる。そのため、我々はマッシュアップ楽曲の選曲において、コード進行の一致や他の要素が影響を与えていているか検証を行う。

1.3 本論文の構成

本論文では次の構成からなる。第2章では、過去のマッシュアップに関する研究例を述べ、本研究の課題を述べる。第3章では、楽曲の各トラックの抽出方法とクロマベクトルの出力から比較の方法を述べ、各マッシュアップ楽曲の適合度と実際にマッシュアップ楽曲を聴いた評価の関連を調べる評価実験と考察について述べる。第4章では、マッシュアップ楽曲を聴いた評価とマッシュアップ楽曲に使われた曲同士の印象の差との関連を調べる評価実験と考察について述べる。第5章では、まとめと今後の課題を論じる。

第2章 マッシュアップ楽曲作成のための選曲支援の課題

2.1 マッシュアップ楽曲生成支援に関する関連研究

2.1.1 Massh!

Tokui ら [1] の Massh! は、Web 上にある音源を用いて、簡単にマッシュアップ楽曲を作成し公開・シェアすることができるシステムである。まず Web 上でマッシュアップ楽曲に用いる音源を探し、ループできるように編集を行い、素材として登録する。これらの素材をいくつか表示し、マッシュアップ楽曲にしたい素材を線で囲うことにより Web 上で一環してマッシュアップ楽曲の作成を行うことができる。また、囲われた素材同士の BPM 等を自動で調整するため、手軽にマッシュアップ楽曲の作成が行える。しかし、この研究では自由に素材を選択し、気軽に楽しくマッシュアップ楽曲の作成を行い共有することが目的であるため、選曲に対する支援は行っていない。

2.1.2 AutoMashUpper

Davies ら [2] は、AutoMashUpper と呼ばれるマッシュアップ楽曲を自動で生成するシステムを開発した。このシステムでは、ユーザが入力した 1 曲にマッチするマッシュアップ楽曲の候補をいくつか提示する。マッシュアップしたときにマッチするかどうかを *mashability* と名付け、ユーザが入力した楽曲に対して *mashability*

が高い楽曲を自動で選曲する機能を備えている。彼らは、マッシュアップしたときにマッチするかどうかは和音進行の類似度によって決まるとの考えに基づき、mashability をクロマベクトルのコサイン類似度に基づいて定義している。また他の機能として、BPM やキー、類似度の度合いをスライダーで調整することが出来る。

2.2 楽曲の類似性に関する関連研究

本研究で行うマッシュアップのための選曲支援では、2曲を組み合わせてマッシュアップ楽曲を作成した時に適合するかどうかを計算機によって判定する方法を考案することが、中心的な課題となる。マッシュアップ楽曲を作成した時に適合するかどうかは、その2曲が何らかの点で似ているかどうかが、1つの手がかりになると考えられる。実際、上で述べた Davies らの研究 [2] でも、コード進行の類似度を mashability と定義している。そのように考えると、指定された楽曲に類似する楽曲を検索する「類似楽曲検索」(Query-by-Example) の研究の知見を利用できる可能性がある。類似楽曲検索は、これまで様々な研究事例がある [3] [4] [5]。その他にも、楽曲の類似度尺度について検討した研究 [6] や楽曲内の類似箇所の探索によってサビ検出を行う研究 [7] など、楽曲の類似性に関しては様々な研究が存在する。ここでは、その代表的なものについて紹介する。

2.2.1 楽曲全体における特徴量の傾向に基づいた類似検索手法

大野ら [3] は楽曲の曲調を特徴付ける特徴部分を楽曲から抽出後、その特徴部分を文書における単語に相当するものとし、楽曲に対する特徴部分の出現傾向を考慮することにより類似検索を行った。

2.2.2 楽曲検索に向けたクロマ軸上のパワー分布に基づく類似解析

櫻井ら [5] はクロマベクトルを特徴量として楽曲と楽曲の断片、2つの時系列パターンからの類似区間の検出をおこなう手法を提案し、応用例としてカバー曲検索に向けた評価実験を行った。実験結果から、約 80 % の検出率でカバー曲の類似区間検出がされている。

2.2.3 似た歌声の曲を探す

藤原ら [6] はデータベースに予め登録された楽曲の中から、ユーザが提示したクエリの楽曲と類似した声質を持つ楽曲を検索し、ユーザに提示するシステムを開発した。実際の検索結果では、ほとんどの場合で上位 10 曲に選ばれた楽曲はクエリの楽曲とボーカルの声質が似ていると感じられた。また、大人数によって歌われる楽曲をクエリとした場合、検索結果の上位の曲は同様に大人数によって歌われる楽曲となることが多かった。

2.2.4 SmartMusicKIOSK：サビ出し機能付き音楽試聴機

後藤 [7] は楽曲中のサビ区間を求める試聴機を提案した。これは、楽曲中に最も繰り返されるフレーズをサビとし、クロマベクトルの類似区間の検出からサビ区間を求めた。また、転調後でも繰り返しと判断できるような、クロマベクトル間の類似度を導入することで、サビの転調も検出できるようにした。評価実験の結果、100 曲中 80 曲が正しく検出されている。

2.3 未解決の課題

クロマベクトルを用いた類似楽曲検索やサビ区間検出手法の研究はされているが、コード進行が似ていることがマッシュアップに合うことの必要十分条件かど

うかは明らかではない。これがマッシュアップ選曲支援で重要な要素であるならば、クロマベクトルが有用である可能性が高いと考えられる。Davies ら [2] の mashability はクロマベクトルのコサイン類似度に基づいて選曲を支援しているが、この妥当性について検証は行われていない。また、大野ら [3] や藤原ら [6]、糸山ら [4] 等の類似楽曲検索システムはマッシュアップ選曲に有用であるかの検証は行われていない。これらのことから、クロマベクトルのコサイン類似度がマッシュアップ選曲支援の重要な要素であるかを検証する必要がある。

第3章 評価実験1

コサイン類似度で求めたマッシュアップ適合度が被験者が評価したマッシュアップ楽曲の完成度に関連しているか実験を行う。

3.1 マッシュアップ適合度の計算方法

Davies ら [2] の mashability はコード進行やハーモニーが一致するとマッシュアップ楽曲として適切であるとしており、クロマベクトルのコサイン類似度を用いて選曲支援を行っている。本研究もこれに倣い、クロマベクトルのコサイン類似度を使用する。伴奏トラックとマッチングするヴォーカルトラックは基本的に1つである。そのため、本研究ではマッシュアップを伴奏トラック1曲とヴォーカルトラック1曲から成るものとした。以下方法を述べる。

3.1.1 クロマベクトルの抽出

マッシュアップ楽曲に使用する原曲から、Chroma Toolbox[8] を用いて、クロマベクトルを求める。クロマベクトルとは、楽曲のスペクトログラムに対して短時間フーリエ変換を行い、8オクターブに渡って各音に連なるパワーを加算したものである。結果は各行が C, C#, D, D#, E, F, F#, G, G#, A, A#, B の 12 音それぞれに対する各周波数のパワーの時系列である。すなわち、次式により定義される。

$$C = \begin{pmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \dots & c_{1,n} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \dots & c_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{12,1} & c_{12,2} & \dots & c_{12,n} \end{pmatrix}$$

ただし， $c_{i,j}$ は i 番目の音名の時刻 j におけるパワーである。

時刻は $1/10$ 秒間隔となっており，検出された行列の数値は $0 \sim 1$ で表され，1 に近づくほどパワーが強くなる。図 3.1 は C, Dm, E のコードとそのクロマベクトルを図示したものである。

3.1.2 楽曲の1ビート毎のクロマベクトルを求める

Music Beat Tracking and Cover Song Identification[9] で用いられた Beat Tracking 手法を用いて各楽曲のビート時刻を求める。ビート内のクロマベクトルの平均をとることで，1ビート毎のクロマベクトルを計算する。なお，ビート時刻が正しく計算されない楽曲に対しては手動でビート時刻を修正した。

求めた1ビート毎の時刻と先ほど抽出したクロマベクトルを対応させ，1ビート毎のクロマベクトルを生成する。1ビート毎のクロマベクトルを用いることで，BPM の違う楽曲同士でも比較することが可能である。

3.1.3 クロマベクトルのコサイン類似度の求め方

伴奏トラック，ヴォーカルトラックの1ビート毎のクロマベクトルに対してコサイン類似度を求める。コサイン類似度は，

$$\cos(\theta) = \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{\|\vec{a}\| \|\vec{b}\|}$$

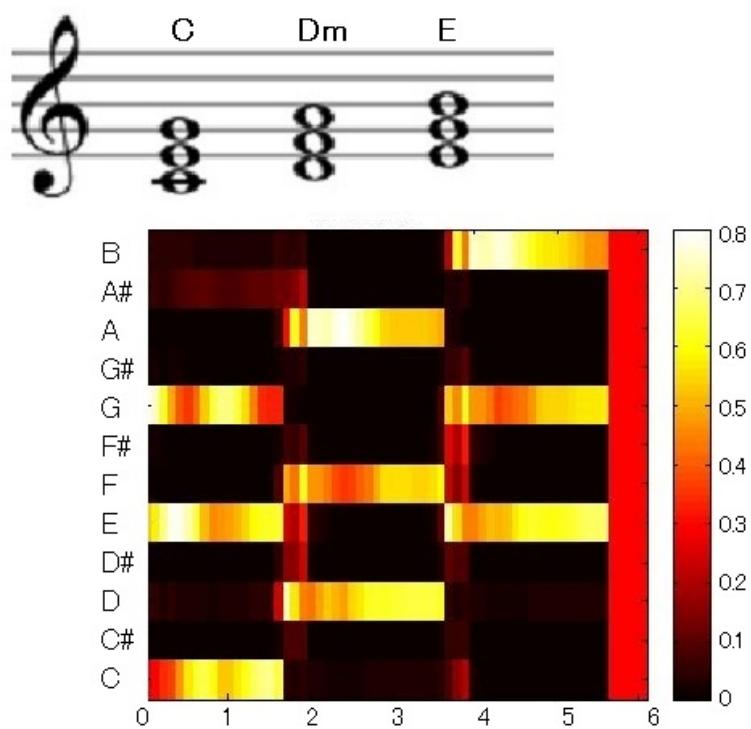


図 3.1: クロマベクトル

と定義する。ただし、 \vec{a} は楽曲 A の 1 ビートのクロマベクトル、 \vec{b} は楽曲 B の 1 ビートのクロマベクトル、 θ は \vec{a} と \vec{b} のベクトル間の角度、 $\vec{a} \cdot \vec{b}$ は \vec{a} 、 \vec{b} の内積である。コサイン類似度とは、ベクトル同士の成す角度の近さから、類似度を求める手法である。これを時間軸に沿って平均を取り、コサイン類似度を求める。次に、比較する片方の楽曲の 1 ビート毎のクロマベクトルのキーを半音上げ、1 つキーを変更したコサイン類似度を求める。キー 12 個分のコサイン類似度を検出し、最も高い値をマッシュアップ適合度とする。

3.2 実験曲の作成方法

実験で使用された対象楽曲は、ニコニコ動画や YouTube にアップロードされているマッシュアップ動画で、実際に使用されている楽曲を用いて、我々が手動でマッシュアップ楽曲を作成した(表 3.1)。音質の良し悪しにより評価に影響が出ないようにするために、実験で使用する伴奏トラックは『irony』、『Don't say "lazy"』、『優しさの理由』は CD に収録されているカラオケトラックを選択し、カラオケトラックのない楽曲では、比較的綺麗に抽出できた『Love Story』を選択した。ヴォーカルトラックも綺麗に抽出できたものを選択した。また、被験者の負担を考えているのはサビのみとし、サビの開始から 8 小節間を手動で切り出した。

3.3 実験方法

まず、被験者にマッシュアップ楽曲に使われた原曲の 10 曲を 1 回ずつ聴いてもらった後、作成したマッシュアップ楽曲を聴いてもらい、下記の 5 段階で評価してもらう。

1. 極めて強い違和感があり、聴くのが苦痛である。
2. 違和感があり、通常の楽曲に比べて見劣りする。

表 3.1: 楽曲一覧

曲名	アーティスト	発売年	CD名
irony	ClariS	2010	irony
Don't say "lazy"	桜高軽音部	2009	Don't say "lazy"
Love Story	Taylor Swift	2008	Fearless
優しさの理由	ChouCho	2012	優しさの理由
Just Dance	Lady GaGa	2008	The Fame
君の知らない物語	supercell	2009	君の知らない物語
裏表ラバーズ	wowoka(現実逃避 P)	2010	EXIT TUNES PRESENTS Vocalolegend feat. 初音ミク
千本桜	黒うさ P	2013	5th ANNIVERSARY BEST
天体観測	BUMP OF CHICKEN	2001	天体観測
ねえ	Perfume	2010	ねえ

3. 一部分を作り直せば普通に聞くことができる .
4. 若干違和感があるが普通に楽しんで聞くことができる .
5. 通常の楽曲を遜色がないほど自然で , 普通に楽しんで聞くことができる .

また , 伴奏トラックごとにマッシュアップ楽曲としてよかったですと思う順にランキングをつけてもらう . 試聴と評価は伴奏曲毎に行い , 被験者は何度もマッシュアップ楽曲を聴き直してよいものとした . 被験者は , 音楽情報処理の研究に従事する大学院生 (22 から 24 歳 , 男性)4 名である . 実験環境は , 各自研究室で支給されている PC を用いて , なるべく静かな環境で指定のヘッドホンを使用した .

マッシュアップ適合度と被験者実験で 5 段階評価してもらった結果は t- 検定で比較する . t- 検定とは , 帰無仮説が正しいと仮定した場合に、統計量が t 分布に従うことを利用する統計学的検定法の総称である . p 値が 0.05 より大きい場合 , 帰無仮説の棄却であることより , 対立仮説が真であると言える . また , p 値が 0.05 より小さい場合 , 帰無仮説の採択であることより , 帰無仮説が真であると言える . また , マッシュアップ適合度と被験者で評価してもらったランキングはケンドールの順位相関で比較する .

ケンドールの順位相関とは , 2 つの順位の間の相関の計測に用いられ , 相関の強さを表す . ケンドールの順位相関係数は -1 ~ 1 の間で出力され , -1 に近づくほど負の相関であり , 1 に近づくほど正の相関となる . ケンドールの順位相関係数は ,

$$r = \frac{4P}{n(n-1)} - 1$$

で得られる . ただし , r はケンドールの順位相関係数 , n は項目の個数 , P は 2 つの項目の順位の組を考えたとき大小関係が一致する組の数である .

3.4 実験結果

図3.2から、ウォーカルトラック『Love Story』を見ると、適合度が0.6653とこの中ではやや低めだが、評価は全員が5との高い結果になった。このことは、コード進行は異なるが、不協和音がなく、違和感がなかったからだと考えられる。

図3.3から、ウォーカルトラック『裏表ラバーズ』の適合度は0.6341なのにに対し、ウォーカルトラック『Love Story』の適合度は0.642と適合度はあまり変わらない。しかし、評価は表3.2より、明らかに違いがあることがわかる。これらより、適合度とマッシュアップ楽曲の完成度は関連していないと考えられる。

図3.4から、ウォーカルトラック『Don't say "lazy"』を見ると、適合度がこの中では一番低いが、評価は総じて高くなっている。このことは、コード進行は異なるが、不協和音がなく、盛り上がりのタイミングが伴奏トラック『Love Story』とマッチしていたからだと考えられる。

図3.5から、ウォーカルトラック『ねえ』を見ると、適合度が0.6822と低くはない値だが、評価は全員が1との低い結果になった。このことは、ウォーカルトラックのキーを上げすぎて、違和感が出るからだと考えられる。

3.5 考察

我々は、マッシュアップ適合度が高ければ5段階評価も高くなり、またランキングの順位も高いと仮説を立てる。まず、マッシュアップ適合度と被験者実験で5段階評価してもらった結果をt-検定で評価する。帰無仮説は『マッシュアップ適合度の高い値（　と　）と低い値（　と　）では、5段階評価の平均に差はない』とし、有意水準は0.05と設定した。その結果、p値は0.64793となり、この仮説は棄却された。つまり、マッシュアップ適合度と人が聞いて5段階評価した結果には、関連性がみられないことがわかった。また、マッシュアップ適合度と被験者で評価してもらったランキングはケンドールの順位相関で評価した。

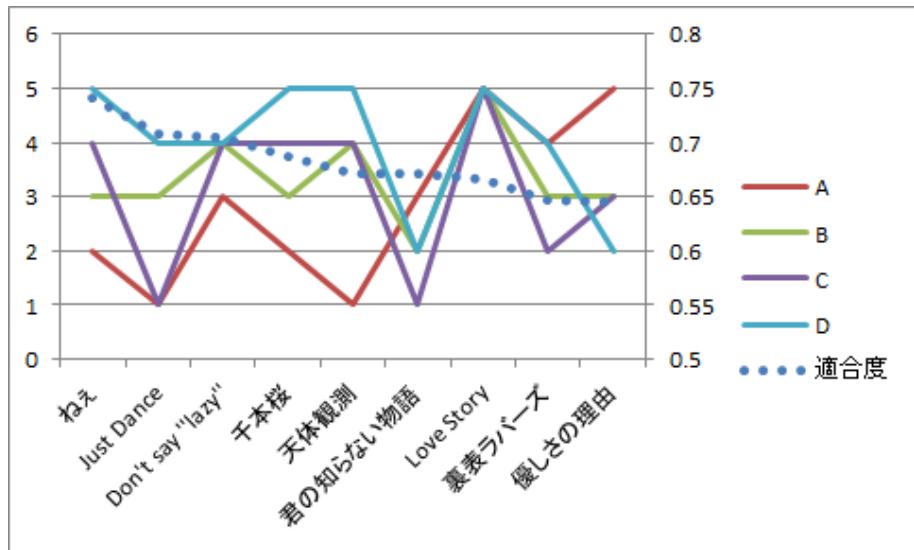


図 3.2: irony 伴奏のマッシュアップの被験者 4 名による 5 段階評価

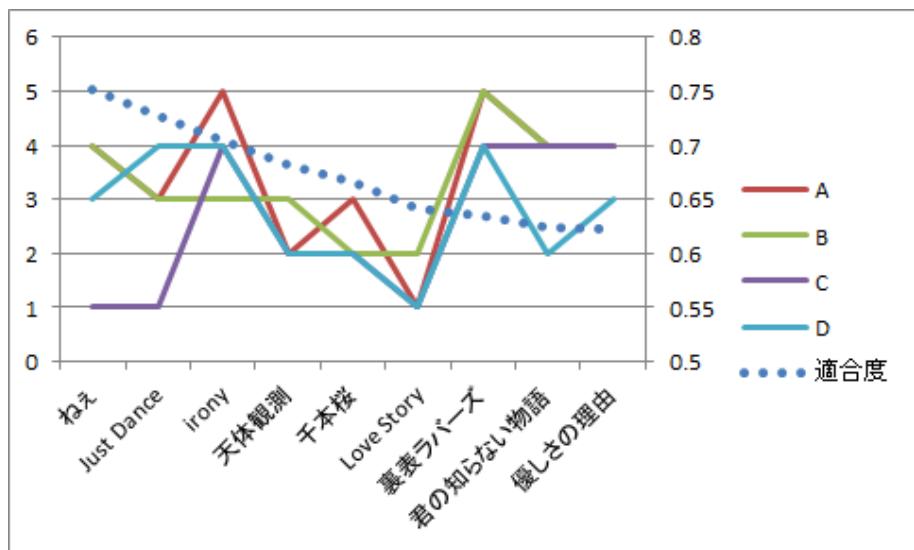


図 3.3: Don't say "lazy" 伴奏のマッシュアップの被験者 4 名による 5 段階評価

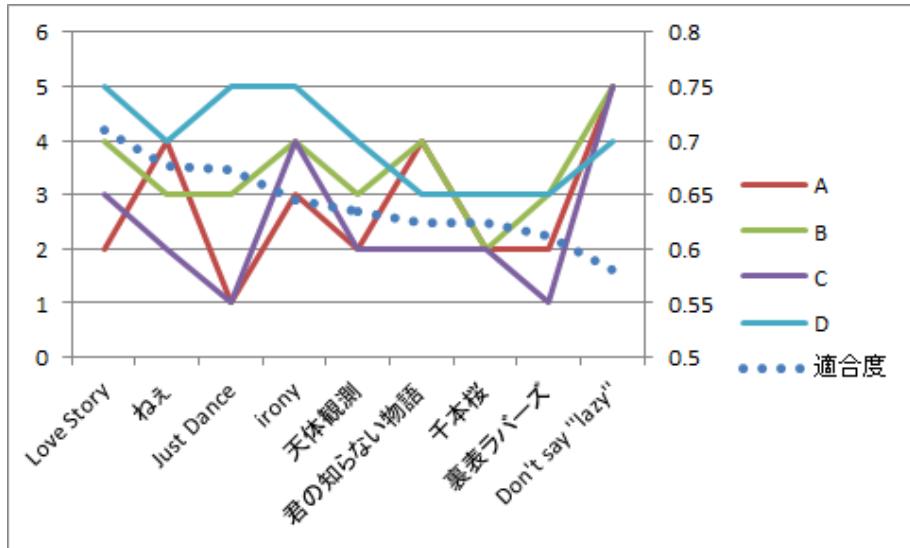


図 3.4: 優しさの理由伴奏のマッシュアップの被験者 4 名による 5 段階評価

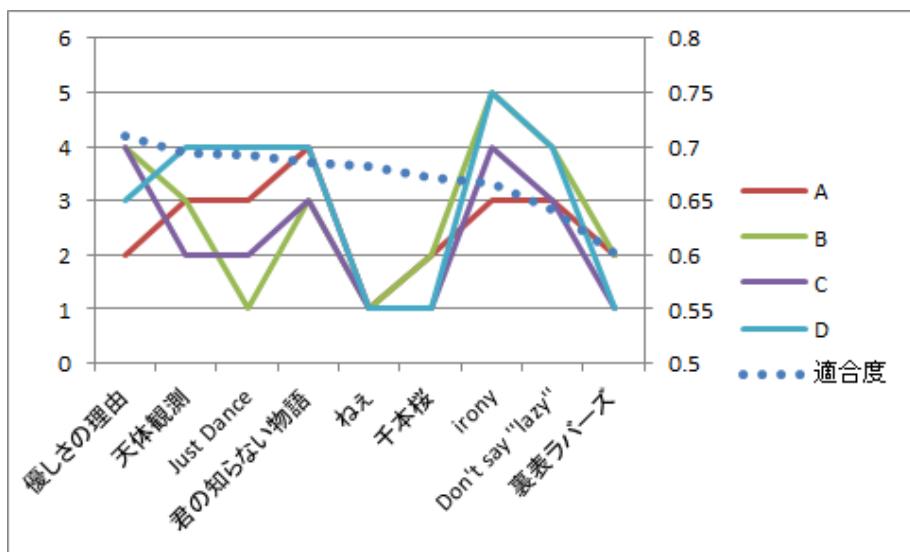


図 3.5: Love Story 伴奏のマッシュアップの被験者 4 名による 5 段階評価

表 3.2: マッシュアップ楽曲の適合度とランキング 1

伴奏曲	メロディー曲	適合度	適合度の上下位	5段階評価の上下位	A	B	C	D	総合評価
irony	Don't say "lazy"	0.7052	高	高	4	3	4	7	
irony	Love Story	0.6653	低	高	2	1	1	2	
irony	優しさの理由	0.6445	低	高	1	6	7	8	
irony	Just Dance	0.7082	高	低	9	7	9	6	
irony	君の知らない物語	0.6711	低	低	6	6	8	9	
irony	裏表ラバーズ	0.6473	低	高	7	5	6	5	
irony	千本桜	0.6872	高	高	3	4	2	1	
irony	天体観測	0.6717			5	2	3	4	
irony	ねえ	0.7412	高	高	8	8	5	3	
Don't say "lazy"	irony	0.7052	高	高	2	6	4	1	
Don't say "lazy"	Love Story	0.642	低	低	9	8	8	9	
Don't say "lazy"	優しさの理由	0.6228	低	高	4	3	2	5	
Don't say "lazy"	Just Dance	0.7271	高		7	7	9	2	
Don't say "lazy"	君の知らない物語	0.6237	低	高	5	2	3	8	
Don't say "lazy"	裏表ラバーズ	0.6341	低	高	1	1	1	3	
Don't say "lazy"	千本桜	0.6659		低	6	9	5	7	
Don't say "lazy"	天体観測	0.681	高	低	8	5	6	6	
Don't say "lazy"	ねえ	0.7523	高		3	4	7	4	

表 3.3: マッシュアップ楽曲の適合度とランキング 2

伴奏曲	メロディー曲	適合度	適合度の上下位	5段階評価の上下位	A	B	C	D	総合評価
Love Story	irony	0.6653	低	高	2	1	1	1	
Love Story	Don't say "lazy"	0.642	低	高	5	3	3	2	
Love Story	優しさの理由	0.7101	高	高	6	2	2	6	
Love Story	Just Dance	0.6928	高	低	3	8	6	4	
Love Story	裏表ラバーズ	0.6009	低	低	1	4	4	3	
Love Story	千本桜	0.6716	低	低	7	6	8	8	
Love Story	天体観測	0.6943	高	高	8	7	7	7	
Love Story	君の知らない物語	0.6858	高	高	4	5	5	5	
Love Story	ねえ	0.6822		低	9	9	9	9	
優しさの理由	irony	0.6445	高	高	4	3	3	3	
優しさの理由	Don't say "lazy"	0.5807	低	高	1	1	4	5	
優しさの理由	Love Story	0.7101	高	高	5	2	7	2	
優しさの理由	Just Dance	0.6736	高		9	5	9	3	
優しさの理由	君の知らない物語	0.624	低	高	3	4	1	8	
優しさの理由	裏表ラバーズ	0.6118	低	低	6	7	2	7	
優しさの理由	千本桜	0.6237	低	低	8	9	8	9	
優しさの理由	天体観測	0.6351		低	7	6	5	6	
優しさの理由	ねえ	0.6758	高	高	2	8	6	4	

表 3.4: ケンドールの順位相関

	A	B	C	D
irony 伴奏のマッシュアップ	-0.3889	-0.1667	-0.0556	0.2222
Don't say "lazy" 伴奏のマッシュアップ	0	-0.2778	-0.4444	0.3889
Love Story 伴奏のマッシュアップ	-0.1111	0.0556	0.2222	-0.0556
優しさの理由伴奏のマッシュアップ	-0.1111	0.0556	-0.3333	0.4444

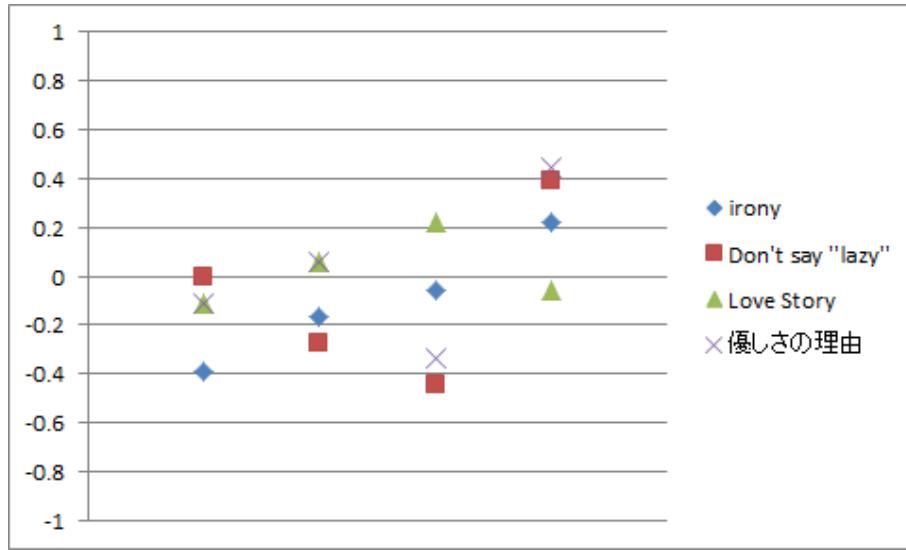


図 3.6: ケンドールの順位相関

結果から、楽曲によってばらつきがあることと、-0.5 ~ 0.5 の間にケンドールの順位相関係数が多く相当しているので、無相間に近いと言える。

これらの考察より、人間が良いと判断したマッシュアップ楽曲と、マッシュアップ適合度は関連性がみられなかった。よって、良いマッシュアップ楽曲の条件となるような他の要素を考える必要がある。

第4章 評価実験2

4.1 目的

評価実験1の結果から、良いマッシュアップ楽曲の条件となるような他の要素を考えた場合、評価の高いマッシュアップ楽曲は使用している2曲の印象が似ていると我々は考えた。

そこで、我々はマッシュアップ楽曲の完成度と原曲の印象度の近さとの関連性を調べる実験を行った。

4.2 手順

楽曲は評価実験1と同じものを使用した。評価実験1と同様に、被験者にマッシュアップ楽曲に使われた原曲の10曲を聴いてもらい、印象度について回答してもらう。次に、改めてマッシュアップ楽曲に使われた原曲を聴いてもらう。原曲を知ってもらった後にマッシュアップ楽曲を聴いてもらい、印象度について回答する。

印象度とは、杉原らが用いた楽曲イメージ評価用の感性語対[10]の上位20個であり、その各々に対して回答してもらう。1に近いほど左側にある感性語に近い印象であり、4に近いほど右側にある感性語に近い印象である。使用した感性語対は以下の通りである。

表 4.1: 印象の感性語

静かな	1	2	3	4	穏やかな
落ち着いた	1	2	3	4	勢いのある
泣ける	1	2	3	4	笑える
ありきたりな	1	2	3	4	新鮮な
さめた	1	2	3	4	勢い
日常的な	1	2	3	4	ドラマティックな
知的な	1	2	3	4	ワイルドな
スローテンポな	1	2	3	4	アップテンポな
うつとうしい	1	2	3	4	さわやかな
軽量感のある	1	2	3	4	重量感のある
秋らしい	1	2	3	4	春らしい
冬らしい	1	2	3	4	夏らしい
人工的な	1	2	3	4	自然な
止まっているような	1	2	3	4	ダイナミックな
緊張した	1	2	3	4	リラックスした
平凡な	1	2	3	4	刺激的な
不透明な	1	2	3	4	透き通った
眠たくなるような	1	2	3	4	目の覚めるような
素朴な	1	2	3	4	飾り気のある
伝統的な	1	2	3	4	革新的な

4.3 結果・考察

表 4.2: マッシュアップ楽曲と各印象度の差 1

伴奏曲	メロディー曲	適合度	key の差	伴奏 印象度	ヴォーカル 印象度	原曲 印象度
irony	Don't say "lazy"	0.7052	-3	6.88	13.99	10.33
irony	Love Story	0.6653	2	15.05	19.56	14.84
irony	優しさの理由	0.6445	-2	9.28	11.94	11.94
irony	Just Dance	0.7082	5	7.143	8.286	9.143
irony	君の知らない物語	0.6711	2	7.45	9.24	7.12
irony	裏表ラバーズ	0.6473	0	10.83	17.72	11.77
irony	千本桜	0.6872	4	6.06	10.5	8.99
irony	天体観測	0.6717	3	7.66	8.44	6.56
irony	ねえ	0.7412	-1	6.88	7.44	3.23
Don't say "lazy"	irony	0.7052	3	6.17	8.06	10.33
Don't say "lazy"	Love Story	0.642	-2	8.571	21.286	20.714
Don't say "lazy"	優しさの理由	0.6228	6	8.28	1.39	14
Don't say "lazy"	Just Dance	0.7271	-4	7.33	14.11	9.78
Don't say "lazy"	君の知らない物語	0.6237	0	9.1	6.762	12.714
Don't say "lazy"	裏表ラバーズ	0.6341	0	14.22	14.72	25.5
Don't say "lazy"	千本桜	0.6659	2	6.06	6.06	6.44
Don't say "lazy"	天体観測	0.681	-4	9.44	8.33	10.78
Don't say "lazy"	ねえ	0.7523	2	10.11	14.56	11.78

表 4.2 と表 4.3 にマッシュアップ楽曲と各印象度の差を示す。我々は、各印象度の差がマッシュアップ楽曲の完成度と関連性があるか調べるために、マッシュアップ楽曲に使われた原曲 2 つとマッシュアップ楽曲の計 3 曲のそれぞれの印象度の差の算出を行った。

表 4.3: マッシュアップ楽曲と各印象度の差 2

伴奏曲	メロディー曲	適合度	key の差	伴奏 印象度	ヴォーカル 印象度	原曲 印象度
Love Story	irony	0.6653	-2	12.39	18.7	14.84
Love Story	Don't say "lazy"	0.642	2	7.714	17.571	20.714
Love Story	優しさの理由	0.7101	-4	7	13.94	10.83
Love Story	JustDance	0.6928	-2	19	8.571	15.857
Love Story	裏表ラバーズ	0.6009	-2	14.22	14.72	25.5
Love Story	千本桜	0.6716	-3	8.524	13.048	20.143
Love Story	天体観測	0.6943	1	6.28	9.33	13.94
Love Story	君の知らない物語	0.6858	5	4.714	12.143	8.524
Love Story	ねえ	0.6822	4	18.61	7.56	15.17
優しさの理由	irony	0.6445	2	6.56	6.34	6.12
優しさの理由	Don't say "lazy"	0.5807	-1	6.22	12.89	14
優しさの理由	Love Story	0.7101	4	14.22	24.72	10.83
優しさの理由	JustDance	0.6736	2	10.89	14.22	11.56
優しさの理由	君の知らない物語	0.624	-3	4.429	6.143	4.286
優しさの理由	裏表ラバーズ	0.6118	-3	11.67	7.33	16
優しさの理由	千本桜	0.6237	6	8.78	6.143	12.429
優しさの理由	天体観測	0.6351	-2	8.78	5.11	5.78
優しさの理由	ねえ	0.6758	1	15.61	13.39	7.44

まず、被験者に回答してもらった原曲とマッシュアップ楽曲の各項目の印象度の平均をとる。次に、マッシュアップ楽曲に使われた原曲同士の印象度同士の差と伴奏トラックとマッシュアップ楽曲の印象度の差、ヴォーカルトラックとマッシュアップ楽曲の印象度の差を求め、それぞれを原曲印象度、伴奏印象度、ヴォーカル印象度とする。

被験者実験で5段階評価してもらった結果に対して、原曲印象度と伴奏印象度、ヴォーカル印象度のそれぞれt-検定で評価する。5段階評価と原曲印象度に対しての帰無仮説は『5段階評価の高い値（　と　）と低い値（　と　）では、原曲印象度に差はない』とし、有意水準は0.05と設定した。その結果、p値は0.04736となり、この仮説は有意差があった。

5段階評価とヴォーカル印象度に対しての帰無仮説は『5段階評価の高い値（　と　）と低い値（　と　）では、ヴォーカル印象度に差はない』とし、有意水準は0.05と設定した。その結果、p値は0.056152となり、この仮説は有意差がなかった。

5段階評価と伴奏印象度に対しての帰無仮説は『5段階評価の高い値（　と　）と低い値（　と　）では、伴奏印象度に差はない』とし、有意水準は0.05と設定した。その結果、p値は0.14587となり、この仮説は有意差がなかった。

第5章 結論

5.1 まとめ

本研究では，Davies ら [2] の mashability に基づき，マッシュアップ楽曲を作成したときにマッチするかどうかは和音進行の類似度によって決まるとした．しかし，この定義の妥当性について Davies らは検証を行っていない．我々はこの定義の妥当性について検証を行うため，クロマベクトルのコサイン類似度とマッシュアップ楽曲の完成度の関連性を調査するとともに，マッシュアップ楽曲に使われた原曲とマッシュアップ音楽の印象度にも関連があるか調査した．その結果，ケンドールの順位相関の値にはばらつきがあったことと， t -検定での帰無仮説：『マッシュアップ適合度の高い値（ と ）と低い値（ と ）では，5段階評価の平均に差はない』に有意差がないことから，クロマベクトルのコサイン類似度だけではマッシュアップ楽曲の選曲条件は十分とはいえないことがわかった．また， t -検定での帰無仮説：『5段階評価の高い値（ と ）と低い値（ と ）では，原曲印象度に差はない』に有意差があることから，マッシュアップ楽曲に使用する原曲同士の印象度の差が選曲条件に関連している可能性が高いという結果が得られた．

5.2 今後の課題

得られた結果より，原曲同士の印象度の変化とマッシュアップ楽曲の完成度に関連があることがわかった為，この印象度を計算機で求めることが今後の課題となる．適合度や印象度だけでは被験者の評価が高いマッシュアップ楽曲の組み合わ

せは見つけ出せないため、適合度や印象度以外の更なる要因を探し出す必要がある。そのためには、大野らの楽曲の特徴部分を文書における単語に相当するものとし、楽曲に対する特徴部分の出現傾向を考慮することにより類似検索を行う手法 [3] や、藤原らのクエリとして与えられた楽曲と類似した声質を持つ楽曲を予め登録したデータベース中から検索する手法 [6]、糸山らの楽曲のリミックスで類似楽曲検索におけるクエリを作成する手法 [4] 等の類似楽曲システム、また、熊本らの印象に基づく楽曲検索システム [11] や、西川らの楽曲印象軌跡を用いた楽曲検索システムの実装と、被験者実験による評価 [12] 等の印象に基づく楽曲検索システムがマッシュアップの選曲にも用いることが可能であるか検証する必要がある。

参考文献

- [1] Nao Tokui : “Massh!-A Web-based Collective Music Mashup System”, International Media Research Foundation, 2008 Article, pp.526-527, 2008.
- [2] Matthew E.P.Davies, Philippe Hamel, Kazuyoshi Yoshii, Masataka Goto : “AutoMashUpper : An Automatic Multi-Song Mashup System” , ISMIR , pp.575-580, 2013.
- [3] 大野 和久 : “楽曲全体における特徴量の傾向に基づいた類似検索手法”, 日本データベース学会論文誌, Vol.7, No.1, pp.233-238, 2008.
- [4] 糸山 克寿 : “楽器音イコライザによる楽曲音響特徴変動と類似楽曲検索への応用”, 情報処理学会, Vol.72, No.5, pp.5.25-5.26, 2010.
- [5] 櫻井 良樹 : “楽曲検索に向けたクロマ軸上のパワー分布に基づく類似解析”, 人工知能学会全国大会, Vol.23, pp1F1-3, 2009.
- [6] 藤原 弘将 : “似た歌声の曲を探す”, CrestMuse2008, pp.13-14, 2008.
- [7] 後藤 真彦 : “SmartMusicKIOSK : サビ出し機能付き音楽試聴機”, 情報処理学会, Vol.44, No.11, pp2737-2747. 2003.
- [8] “Chroma Toolbox” <http://www.mpi-inf.mpg.de/resources/MIR/chromatoolbox/>
- [9] “Music Beat Tracking and Cover Song Identification”

<http://labrosa.ee.columbia.edu/projects/coversongs/>

- [10] 杉原 太郎：“m-RIK：個人の感性特性に対応可能な音楽検索システム”，情報処理学会論文誌，Vol.46, No.7, pp.1560-1570, 2005.
- [11] 熊本 忠彦：“印象に基づく楽曲検索：検索ニーズに合った印象尺度の設計”，情報処理学会，Vol.2002, No.4, pp.35-40, 2002.
- [12] 西川 直毅：“楽曲印象軌跡に基づく楽曲検索システムの実装と評価”，情報処理学会，Vol.2012, No.1, pp.337-339, 2012.

謝　　辞

この研究を卒業論文として形にすることが出来たのは、担当して頂いた北原専任講師の熱心なご指導や、北原研究室の先輩・同期をはじめとする評価実験に協力してくださった皆様が貴重な時間を割いてアンケート調査に協力していただいたおかげです。協力していただいた皆様へ心から感謝の気持ちと御礼を申し上げたく、謝辞にかえさせていただきます。