

ギターにおける音色の特徴量を用いた演奏弦の識別

夏目 紘寿^{†1} 大村 英史^{†1} 武田 正之^{†1}

概要: 本研究ではギターの自動採譜を実現させるために、音色の特徴量を用いたギターの演奏弦の識別について検討を行った。ギター等の弦楽器は異なる弦で同じピッチが存在する異弦同音という現象があり、それらの音色は異なることが知られている。楽曲をギターで演奏する際、異弦同音の音色の違いは演奏表現の違いにつながる。このためギター等の弦楽器には五線譜だけではなく、タブラチュア譜 (TAB 譜) と呼ばれる演奏する弦の指定がされている楽譜が存在する。本研究では、ピッチだけでなく使用する弦の情報も含まれる TAB 譜の自動採譜を実現させるために、音色の特徴量を用いたギターの演奏弦の識別について検討を行った。音色の特徴量は楽器分類に使用されている指標を用いて複数通りの組み合わせでクラスタリングを行った。その結果、特定の音色の特徴量を用いることでギターの演奏弦の識別が可能であることが確認された。この知見はギターの自動採譜技術の一助となるだろう。

キーワード: ギター, 異弦同音, 音色分類, k-means 法

1. はじめに

人間による音楽演奏から自動的に楽譜を書く採譜技術は古くから研究されている [5]。本来採譜は音楽データを人間が聴き取り、それを譜面に起こすという手間のかかる作業である。自動採譜技術が実用化されればその手間が削減され、初心者への音楽支援になる。また、自動採譜で得られたデータは音楽情報検索にも応用が可能であり、自動採譜技術は音楽情報処理において応用範囲が広く重要なものである。

しかしながら、従来の自動採譜はピッチを判定することが主であり、楽器特有の弾き方による音色の違いについてまで考慮する例は少ない。例えばギターをはじめとする弦楽器では同一のピッチが異なる弦に複数箇所存在する異弦同音という現象があるが、従来の研究ではピッチまで判定してもどの弦に対応しているかは考慮していない。

実際のギター演奏の現場において演奏者や作曲家は音色表現として異弦同音の使い分けを行っている。そのため、演奏する弦により異なる表現が可能であるので、ピッチだけでは無く使用している弦の情報も正しく反映された楽譜が必要となる。そこで、タブラチュア譜 (通称 **TAB 譜**) と呼ばれるギター等の弦楽器で使用されている演奏する弦や奏法を指定する専用の楽譜への自動採譜の実現が求めら

れる。

ギターの異弦同音による音色変化に着目した先行研究として、志野・丸井・亀川らが異弦同音と弾弦位置の違いによる音色の変化の調査を行っている [4]。実験には一対比較を用いて、15 種類の音刺激の類似度評価をギター演奏者 5 名・作曲家 6 名・録音エンジニア 6 名・ギター未経験者 7 名の計 24 名の被験者に行わせた。その評価結果を用いて各音刺激の類似度を求めるとともに、どのような物理現象と関係するかを検証した。研究結果として異弦同音は高調波成分の減衰時間と相関関係があるという結果が得られた。また、志野らはこの研究の調査により得られた結果から演奏者が実際に演奏を行ったり、指導を行う際に追求する音色を奏でるにはどの弦を選択すれば良いかの指針となり、演奏支援へと繋がると考えている。

本研究では、志野らの研究を参考にどのような物理現象が異弦同音を識別する際に有効な音色の特徴量かを調査する。あるピッチでの異弦同音を様々な特徴量の組み合わせでクラスタリングを行いそれぞれの識別精度を比較する。実験結果から異弦同音の識別に有効な特徴量の組み合わせについて考察を行う。

以下、まず 2 章では本研究で行った研究手法について説明し、使用したクラスタリング手法、音源、物理現象の特徴量について解説する。3 章では本研究での処理の流れを、4 章では実験結果を解説する。5 章で実験結果から得られた情報を元に考察を行い、最後に 6 章でまとめる。

^{†1} 現在、東京理科大学 理工学部 情報科学科
Presently with Department of Information Sciences, Tokyo University of Science

2. 研究手法

本章では、研究で使用したクラスタリング手法、実験用の音源、音色の特微量についての解説を行う。

2.1 k-means 法

クラスタリングとは、分類対象の集合を内的結合と外的分離が達成されるような部分集合に分割することである。本研究では k-means 法というクラスタリング手法を用いた。

k-means 法 (k 平均クラスタリング) はデータを分割する反復アルゴリズムであり、分類対象のデータをあらかじめ設定したクラスタ数 k 個にクラスタリングする [6]。アルゴリズムは以下のとおりである。

- (1) 各データをランダムにクラスタに割り振る。
- (2) 割り振ったデータから各クラスタの中心 (重心) を算出する。
- (3) すべてのデータと各重心の距離を求める。
- (4) データを最も距離の近いクラスタに割り当て直す。
- (5) クラスタ割り当ての変化量が無くなる、もしくは一定の閾値を下回る時、あるいは反復回数が最大になるまで手順 (2) から手順 (4) を繰り返す。

本研究では比較するピッチでの異弦同音の数をクラスタ数 k として設定して音源データのクラスタリングを行った。

2.2 RWC 研究用音楽データベース

“RWC 研究用音楽データベース (以下, RWC-DB) は、研究者が研究目的に利用する上で、共通利用の自由、学術利用の自由が確保された音楽情報処理研究用 DB である。” [3] 本研究では、楽器音データベースの RWC-MDB-I-2001-W03 に収録されているアコースティックギター音源を使用した。

2.2.1 本研究で用いる音源の仕様

RWC-DB のアコースティックギター音源には 3 種類のアコースティックギターを用いてそれぞれ 12 通りの奏法、合計 36 個の音源が含まれている。

ギターという楽器はフレットという弦の出す音の高さを変えるための構造を持っており、フレットと 6 本の太さの弦の組み合わせで音の高さを指定している。RWC-DB の音源では何も押さえて無い状態の開放弦 (第 0 フレット) と第 1 フレットから第 12 フレットを押さえた状態の合計 13 通りの高さを 6 本の弦それぞれで演奏している。各音源は合計 78 種類の音を連続して演奏して録音している。また、この 78 種類の音の中に合計 27 組の異弦同音が存在している。それぞれの異弦同音の組には弾き方が 2 通りのものと 3 通りのものが存在しており、k-means 法で設定する k の値はその異弦同音での弦の数とした。

2.2.2 音源の奏法解説

使用されている奏法は大きく分けると、弦を弾く際にピックという演奏道具を用いるか指で撥弦するかの 2 通りがある。そしてその 2 種類の撥弦方法それぞれでアポヤンド奏法もしくはアルアイレ奏法を用いるかの 4 通りの組み合わせになり、更にその 4 種類の奏法で強中弱の 3 通りのつよさで演奏した音源が収録されており合計 12 通りの奏法となる。

アポヤンドとはスペイン語で「寄りかかる」という意味で、一般に弾いた直後に隣の弦に寄りかかるように触れる奏法である。それに対してアルアイレはスペイン語で「空中に」という意味で、弾いた後に隣の弦に寄りかからない奏法である。

2.2.3 研究で使用する音源

本研究では、異なる種類のギターを使用した場合に楽器の個体差による音色変化が生じてしまうことを考慮して 1 種類のギターのみで実験を行った。また、事前実験を行った結果ピック弾きと指弾きを違うクラスタとして識別をしてしまったため、1 種類のギターでピック弾きという条件で実験を行った。つまり、ピック弾きでの 6 通りの演奏方法の音源を実験に用いた。

2.3 音色の特微量

音色変化に着目した楽器音の音源同定の先行研究として、北原・後藤・奥乃らの研究が挙げられる [2]。楽器音の音色が音高により変化することに着目した研究であり様々な音色に関する特微量を用いて多次元正規分布で識別を行っている。

本研究では、志野らの「異弦同音は高調波成分の減衰時間に関係する」という実験結果を参考にして、北原らの研究をもとに以下の特微量 A から特微量 G の 7 種類を用いることにした。

- A. 周波数重心
- B. 全高調波成分に対する基音から i 次までの高調波成分の合計の割合 ($i = 1, 2, \dots, 10$)
- C. 奇数次と偶数次との高調波成分のパワー値合計の比
- D. 音が鳴り続けている時間に対して、その高調波成分の鳴り続けている時間が $p\%$ である高調波成分の個数 ($p = 10, 20, \dots, 90$)
- E. パワー包絡線の線形最小二乗法による近似直線の傾き
- F. 最大パワー値と、発音開始から t 秒後のときのパワー値の比 ($t = 0.15, 0.20, \dots, 0.95$)
- G. 各高調波成分に対する各時刻のピーク尖度の時間方向の平均値

以下、それぞれの特微量の詳細について説明する。

2.3.1 特微量 A.

解析を行う音源データから高調波成分を基本周波数から 30 倍音まで合わせて 30 個のパワーを用いる。この 30 個

の各高調波成分のパワー値を重みとする周波数の重み付き平均が周波数重心である。ここで、各パワーはその高調波成分での時間方向の中央値を用いており、下記特徴量 B から D においても同様である。

2.3.2 特徴量 B.

30 倍音までのパワー値の合計に対して、 i 番目の高調波成分までのパワー値の合計が占める割合をそれぞれ求める。今回は 10 倍音までの高調波成分の割合を計算した。

2.3.3 特徴量 C.

基音を含めた奇数次の高調波成分と偶数次の高調波成分とのパワー値の合計の比を求める。

2.3.4 特徴量 D.

音が鳴り続けている時間（周波数成分全体のパワーが閾値を超えている時間）に対して、その音の 30 個の高調波成分が鳴り続けている時間（その高調波成分のパワー値が閾値を超えている時間）が $p\%$ である個数 ($p = 10, 20, \dots, 90$) を求める。

2.3.5 特徴量 E.

音源の波形データ振幅の絶対値からパワー包絡線を求め、その包絡線を最小二乗法で直線に近似する。その直線の傾きを特徴量 E とする。

2.3.6 特徴量 F.

与えられた音源データの最大パワー値と、発音開始から t 秒後の時刻でのパワー値の比をそれぞれ求める。全部で 17 個の値が得られる ($t = 0.15, 0.20, \dots, 0.95$)。

2.3.7 特徴量 G.

発音開始直後 150ms 間において、各高調波成分のピーク周辺にどの程度非高調波成分があるかを、各高調波成分周辺のピークの尖度から抽出する。まず、発音開始時刻から 150ms までの各時刻のパワースペクトルから、基音から 11 倍音までの各高調波成分のピーク付近（ピークの周波数を F [Hz] とすると、 $0.75F$ [Hz] から $1.5F$ [Hz] の範囲）の部分を取り出し尖度を算出する。このとき、非高調波成分が多く含まれていれば、各高調波成分のピークが埋もれていることとなるのでピーク尖度は低くなる。

特徴量 G では各高調波成分 ($i = 1, 2, \dots, 11$) に対する各時刻のピーク尖度の時間方向の平均値をそれぞれ抽出する。

3. 実験の流れ

本章では、研究で行った実験処理の流れを述べる。まず、実験で使用する RWC-DB の音源を分離する。次に、分離をした音源から 2 章で述べた特徴量を算出する。その後、使用する特徴量の組み合わせを指定して、すべての異弦同音の組に対して k-means 法を実行する。最後にクラスタ分類の正解率を求めた。

3.1 音源分離

本実験では、前章で述べたように RWC-DB で収録され

ている 1 種類のギターでのピック弾きの 6 通りの音源を実験に用いた。各音源には合計 78 個の単音が連続して録音されているため、それらを音のピークを用いて音源分離の処理を行った。

3.2 特徴量の算出

音源分離を行った各音に対して、2 章で述べた 7 種類の特徴量を計算する。クラスタリングの際に使用する特徴量の組み合わせは事前に指定を行っている。

3.3 識別精度の算出

2.2.1 項で説明した 6 種類の音源の異弦同音の組を分類対象のデータとし、指定した特徴量の組み合わせを元に k-means 法を用いてクラスタリングを行い弦毎にクラスタを割り振る。RWC-DB のギター音源では合計 27 組の異弦同音のセットが存在して、それぞれ別途クラスタリングを行っている。27 回のクラスタリングそれぞれにおいて、与えた音が正しい弦として識別されているか否かの正解率を求めた。本研究で扱う識別精度とはこの 27 回の正解率の結果を平均したものであり、特徴量の組み合わせごとに識別精度を算出している。

4. 実験結果

今回提案した 7 種類の特徴量すべてを用いた際の識別精度は 81.07% であった。どの特徴量が弦の識別に作用していたかを調べるために、1 つの特徴量を使用する場合、2 つの特徴量を使用する場合、...、6 つの特徴量を使用する場合の全部で 126 通りの特徴量の組み合わせについて実験を行った。

以下、各特徴量の個数での結果を表にしてまとめる。各個数での順位が高い組み合わせ及び低い組み合わせを抜粋して表示する。なお、下記表では「○」が使用した特徴量を表し、「×」は使用していないものを表している。

4.1 特徴量を 1 個使用した場合

1 個の特徴量を用いて識別した場合、特徴量 B と特徴量 D の場合高い識別精度が得られた。これらはともに高調波成分の個数に関する特徴量である。

実験結果を表 1 に示す。

表 1 特徴量 1 個の場合

順位	A	B	C	D	E	F	G	識別精度
1	×	○	×	×	×	×	×	84.88%
2	×	×	×	○	×	×	×	84.05%
3	×	×	×	×	×	×	○	69.75%
4	×	×	×	×	×	○	×	63.17%
5	○	×	×	×	×	×	×	41.36%
5	×	×	○	×	×	×	×	41.36%
5	×	×	×	×	○	×	×	41.36%

4.2 特徴量を 2 個使用した場合

特徴量を 2 個使用した場合は全てで 21 通り存在しており、識別精度の平均は 72.25% である。特徴量 A と特徴量 D を使用した場合、識別精度が 88.89% となる。一方で、特徴量 A と特徴量 E 及び特徴量 A と特徴量 C を使用した場合は識別精度 41.36% と低い結果になった。

ここで、特徴量 D を含んだ場合のすべてのクラスタリング結果が上位 6 位を占めている、4.1 節での特徴量 D のみでの識別精度が 84.05% であることから、高調波成分の鳴り続けている時間が異弦同音の識別に効いている可能性が推測される。

実験結果の抜粋を表 2 に示す。

表 2 特徴量 2 個の場合

順位	A	B	C	D	E	F	G	識別精度
1	○	×	×	○	×	×	×	88.89%
2	×	×	○	○	×	×	×	87.96%
3	×	×	×	○	×	×	○	85.8%
4	×	○	×	○	×	×	×	84.05%
4	×	×	×	○	○	×	×	84.05%
4	×	×	×	○	×	○	×	84.05%
16	×	×	○	×	×	○	×	65.12%
16	×	×	○	×	○	×	×	65.12%
18	○	×	×	×	×	○	×	62.04%
19	×	×	×	×	○	○	×	61.42%
20	○	×	○	×	×	×	×	41.36%
20	○	×	×	×	○	×	×	41.36%

4.3 特徴量を 3 個使用した場合

特徴量を 3 個用いた場合は全部で 35 通り存在しており、識別精度の平均は 76.04% である。特徴量を 2 個用いたときに一番良い結果 (88.89%) が得られた特徴量 A と特徴量 D を含む 4 つの組み合わせが上位 4 位を占めている。

また、表 3 に実験結果を示す。

表 3 特徴量 3 個の場合

順位	A	B	C	D	E	F	G	識別精度
1	○	×	×	○	×	×	○	90.23%
2	○	×	×	○	○	×	×	88.89%
2	○	×	×	○	×	○	×	88.89%
4	○	×	○	○	×	×	×	88.37%
5	×	×	○	○	○	×	×	88.17%
5	×	×	○	○	×	○	×	88.17%
5	×	×	○	○	×	×	○	88.17%
31	○	×	×	×	×	○	○	65.33%
32	○	×	○	×	○	×	×	65.12%
33	×	×	○	×	○	○	×	64.3%
34	○	×	×	×	○	○	×	63.79%
35	○	×	○	×	×	○	×	61.32%

実験結果より、高い識別精度の組み合わせには特徴量 D

が含まれており、低いものには特徴量 D が含まれていないことが確認できる。この傾向は 4.2 節においても同様である。

また、特徴量 A と特徴量 D の組み合わせで表 3 に含まれていない特徴量 B との組み合わせでの識別精度は 85.91% である。

4.4 特徴量を 4 個使用した場合

特徴量を 4 個含んだ場合は全てで 35 通りの組み合わせが存在し、その識別精度の平均は 78.14% である。3 個使用した際に最も高い結果 (90.23%) を得られた特徴量 A、特徴量 D、特徴量 G を含む組み合わせが上位 2 位を占めている。

実験結果の抜粋を表 4 に示す。

表 4 特徴量 4 個の場合

順位	A	B	C	D	E	F	G	識別精度
1	○	×	×	○	○	×	○	90.23%
1	○	×	×	○	×	○	○	90.23%
3	○	×	×	○	○	○	×	88.89%
4	○	×	○	○	×	○	×	88.37%
4	×	○	○	○	×	○	×	88.37%
6	○	×	○	○	×	×	○	88.17%
6	×	○	○	○	×	×	○	88.17%
6	×	×	○	○	○	○	×	88.17%
6	×	×	○	○	○	×	○	88.17%
6	×	×	○	○	×	○	○	88.17%
30	○	×	○	×	○	×	○	68.31%
30	○	×	○	×	×	○	○	68.31%
30	×	×	○	×	○	○	○	68.31%
33	○	○	○	×	×	×	○	67.9%
34	○	×	×	×	○	○	○	66.77%
35	○	×	○	×	○	○	×	64.3%

今までの傾向通り、高いものには特徴量 D が含まれており、低いものには特徴量 D が含まれていない。

特徴量 A、特徴量 D、特徴量 G を含む組み合わせで唯一上位 6 位以内に入っていない特徴量 B を含む場合の識別精度は 80.66% である。これは 4.3 節と同様に特徴量 B を含んだ場合に最下位となってしまう。識別精度の最も高い上位 2 組と比較すると大幅に識別精度が低く、その差は 9.57 である。

4.5 特徴量を 5 個使用した場合

特徴量 5 個使用する組み合わせは全部 21 通り存在し、その識別精度での平均は 79.95% である。この組み合わせにおいてもやはり、特徴量 A と特徴量 D を含んだ場合に高い識別精度という傾向が見受けられた。

実験結果の抜粋は表 5 の通りである。特徴量 D の傾向は 4.2 節から 4.4 節の結果同様に高いものには含まれ、低

いものには含まれていない。

表 5 特徴量 5 個の場合

順位	A	B	C	D	E	F	G	識別精度
1	○	×	×	○	○	○	○	90.23%
2	○	○	○	○	○	×	×	88.68%
3	×	×	○	○	○	○	○	88.17%
4	○	○	×	○	×	○	○	87.45%
5	○	○	×	○	○	○	×	86.42%
17	○	○	○	×	×	○	○	71.91%
18	○	○	○	×	○	×	○	71.19%
19	○	○	○	×	×	○	○	70.88%
19	×	○	○	×	○	○	○	70.88%
21	○	×	○	×	○	○	○	69.86%

4.6 特徴量を 6 個使用した場合

特徴量を 6 個含んだ組み合わせでの識別精度の平均は 83.02%である。識別精度の一番高い組み合わせで 90.23%であり、低いものは 73.87%である。今までの実験結果から、高い識別精度に影響を与えている傾向が見られた特徴量 D を除いた場合、最も識別精度が低くなるという結果を得た。また、一番低い組み合わせを除けば全ての識別精度が 80%を上回っており全て使った場合の 81.07%と比較しても良い結果だと見受けられる。

実験結果を表 6 に示す。

表 6 特徴量 6 個の場合

順位	A	B	C	D	E	F	G	識別精度
1	○	○	○	○	○	×	○	90.23%
2	○	○	○	○	○	○	×	88.68%
3	○	○	○	○	×	○	○	86.01%
4	×	○	○	○	○	○	○	81.07%
5	○	×	○	○	○	○	○	80.66%
5	○	○	×	○	○	○	○	80.66%
7	○	○	○	×	○	○	○	73.87%

5. 考察

実験結果から得られた知見より本研究で用いた特徴量についての考察を行う。

5.1 特徴量 D について

表 1 から表 6 より、特徴量 D の「音が鳴り続けている時間に対して、その高調波成分が鳴り続けている時間が p%である高調波成分の個数」が本研究で用いた音色の特徴で最も異弦同音の識別に有効なものと判明した。志野らの研究 [4] では 1000Hz でハイパスフィルタをかけた結果、太い弦は細い弦と比較すると減衰時間が早いという結果を得た。これは倍音成分が太い弦は細い弦と比べパワーの割合が少ないということである。これを特徴量 D に置き換え

ると、ある p%での時間における高調波成分の個数が高い弦は細い弦よりも少ないということである。つまり、特徴量 D が本実験において異弦同音の識別に有効であるということは、志野らの研究結果を裏付けるものとなった。

弦はその長さの $\frac{1}{\beta}$ の地点で弾く (β は任意の整数) と、弦の発する音は基音に対して $n\beta$ 倍の音が全て抑制される (n はすべての整数) ことが知られている [1]。ギターの高い弦で高い音を出すには、その異弦同音に対応する細い弦と比較すると β の値が大きくなる。このことから、異弦同音は高調波成分と大きく関係すると言える。特徴量 D は高調波成分の個数を観測するため、この物理現象をうまく表現できていると推測できる。

5.2 その他の特徴量について

特徴量 D 以外の 6 種類の特徴量について考察を行う。

5.2.1 特徴量 A

表 2 から表 5 より特徴量 A と特徴量 D を含んだ組み合わせでの識別精度が良いという傾向が伺える。しかし、特徴量 A のみの場合は識別精度が最下位である。よって、特徴量 A 単体では効果が弱いだが、特徴量 D と組み合わせることにより重要な特徴量として扱うことができる。

5.2.2 特徴量 B

特徴量 B は高調波成分に関する特徴量である。表 1 より特徴量 1 個の場合、特徴量 B は一番高い識別精度となっている。しかしながら、表 2 から表 4 では識別精度の良い結果にも悪い結果にもほとんど影響を与えていない。特徴量 B は全体のパワーに対する i 倍音 ($i = 1, 2, \dots, 10$) までのパワー総和の比率を表すものである。後半の高調波成分のパワーは微小なものであるゆえに、弦による差が生じにくいと推測される。

また 4.3 節及び 4.4 節では、高い識別精度となっていた組み合わせで唯一低くしてしまう特徴量であるという結果が得られた。これは前述のとおり、弦による数値の差が生じにくいことが原因で識別精度が下がった可能性がある。そのため、 i を 5 などの低い倍音までに収めるもしくは最小二乗法などを用いて倍音個数によるパワー比の傾きを求めるなどの改善を行い、弦による差を出す工夫が必要となる。

5.2.3 特徴量 C と特徴量 E

特徴量 C 及び特徴量 E は一つの値によって構成される特徴量である。よって、他の特徴量と比較するとクラスタリングへの影響が弱かった可能性がある。このことは特徴量 A に対しても同様の傾向があると考えられる。

5.2.4 特徴量 F

特徴量 F は最大パワー値に対する発音開始から 1 秒以内のパワー値の比、つまり音量の減少を表しているものである。今回、クラスタリングのデータとして扱ったデータは発音される音量が異なる奏法を使用している。よって、この特徴量を用いる場合は同様の演奏方法を使ったデータを

用意する必要がある。

5.2.5 特徴量 G

表3と表4から特徴量 G は特徴量 A と同様に特徴量 D と組み合わせることにより識別精度が高くなるという傾向が得られた。特徴量 G は 11 倍音までの非高調波成分の割合を表しており、弦によって非高調波成分の割合が異なる可能性があるため今後も実験及び検証を行う。

5.3 特徴量の重みについて

今回の実験結果より、単体で扱う場合と特定の組み合わせで扱う場合で重要性が異なってくる特徴量があることを確認できた。特に特徴量 A は単体では識別に全く利用できないものであるが特徴量 D と組み合わせることによりその真価を発揮でき、逆に特徴量 B は単体で扱ったほうが真価を発揮できる。これは各特徴量で次元数が異なることが原因と推測する。特徴量 A・特徴量 C・特徴量 E は 1 次元、特徴量 B は 10 次元、特徴量 D は 9 次元、特徴量 F は 17 次元、特徴量 G は 11 次元となっている。例えば特徴量 A と特徴量 F で組み合わせた場合は特徴量 F はクラスタリングでの重みが特徴量 A よりもあることになっている。

5.2.2 項で提案した傾きを求め次元数を 1 にするという手法により、すべての次元を揃えるという考え方も可能であるが、特徴量 G のように各倍音の性質を観測したい特徴量も存在する。そのため、各特徴量にそれぞれ重みを与えることで次元数の少ない特徴量の影響力を高める必要がある。今後はこのような重み付けが可能なクラスタリング手法を検討する。

6. おわりに

本研究では異弦同音に対して、楽器分類で使用されている音色の特徴量でクラスタリングを行いその識別精度を検証した。その結果、本研究で使用した 7 種類の特徴量を用いると 81.07% の識別精度で異弦同音の分類が可能であり、特徴量の選択次第で 90.23% まで識別精度を向上させることができた。また、ギターの状態として高調波成分の減衰が異弦同音に大きく関係していることが判明した。

今後は次元数の少ない特徴量への重み付けが可能な手法でクラスタリングするとともに、ギター発音の物理現象からどのような音色特徴量を用いることで識別精度の向上が可能か実験を行い、ギターの自動採譜システムなどへの応用を考えていく。

参考文献

- [1] N.H. フレッチャー, T.D. ロッシング, 岸憲史, 久保田秀美, 吉川茂: 楽器の物理学, シュプリンガー・フェアラーク東京株式会社 (2002).
- [2] 北原鉄朗, 後藤真孝, 奥乃博: 音高による音色変化に着目した楽器音の音源同定: F0 依存多次元正規分布に基づく識別手法, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.10, pp2448-2458(2003).
- [3] 後藤真孝, 橋口博樹, 西村拓一, 岡隆一: RWC 研究用音楽データベース: 音楽ジャンルデータベースと楽器音データベース, 情報処理学会, 音楽情報科学研究会研究報告, 2002-MUS-45-4, Vol.2002, No.40, pp.19-26(2002).
- [4] 志野文音, 丸井淳史, 亀川徹: クラシックギターにおける異弦同音と弾弦位置の違いによる音色変化, 日本音響学会, 音楽音響研究会資料, MA2014-64, Vol.33, No.8, pp.7-12(2015).
- [5] 藤井創太, 浜中雅俊, 長谷川晶一: Fingering Simulator: ギター単旋律の運指推定, 情報処理学会, 音楽情報科学研究会研究報告, 2008-MUS-076-28, Vol.2008, No.78, pp.167-172(2008).
- [6] MathWorks, k 平均クラスタリング - MATLAB kmeans 入手先 (<http://jp.mathworks.com/help/stats/kmeans.html>) (参照 2016-01-26).