

# 確率過程に基づく複旋律分類

## Classifying Polyphonic Melodies based on Probability Stochastic Processes

吉原 幸輝<sup>\*</sup> 三浦 孝夫<sup>\*</sup>

Yukiteru YOSHIHARA Takao MIURA

本稿では、複旋律を分類することを提案する。主なアイデアは、各小節から和音の特徴量を抽出し、和音間の類似性を考慮しつつ、マルコフモデルに基づいて分類基準を設定することにある。提案手法は、小節の長さごとに実験で検証され、高い正解率を得ることを示す。

In this investigation we propose a new and novel approach for classifying polyphonic melodies. Our main idea comes from Probability Stochastic Processes using Markov models where the characteristic features of polyphonic melodies are extracted from each bar. The similarity among harmonies can be considered by means of the features. We show the effectiveness and the usefulness of the approach by some experimental results.

### 1. 前書き

本稿では、複旋律で構成された楽曲から特徴量を抽出し、未知の複旋律を分類していずれかラベルを付与する手法（旋律の自動分類）を論じる。これらは、本来手書き文字認識や手書き絵による類似検索と同様に、内容検索を目的とし、曲名や作品番号といったメタ情報を仮定しない。

旋律は主要な印象を与える役割を有しており、この機能を用いた応用は広範囲に想定できる。例えば、音楽作業（作曲・編曲）に対して直接的な支援を行うことや、同じクラスの曲を検索し著作権に接触しそうな候補の絞込みを行うことができる。実際、音楽における著作権管理では、歌詞と異なって、旋律で判断することが多い<sup>1</sup>。また、インターネットを介して得た音楽コンテンツの自動管理においても旋律による手がかりを与えることができる。

音楽情報処理分野の研究は60年代から開始され、マルチメディア処理技術（信号処理からメタ情報による検索まで）や情報検索理論との関連（Nグラム、ベクトル空間モデル、検索エンジン等）が論じられてきた。しかし、音楽情報検索において多くの手法は単旋律を元にした手法であるのに対し、広く利用可能であり、また面白い音楽の大部分は複旋律で構成される。複旋律の分類が困難な点は、移調や転調、拍子の変化がパートごとで異なり、複旋律の構成はその異なった音同士が重なり合い構成されるため、何が主旋律であるかの要

素が不明瞭になる点にある。

本研究の目的は、複旋律楽曲において確率過程に適した特徴量を抽出し、確率過程に基づき旋律を分類することにある。具体的には、複旋律楽曲において小節単位で旋律特徴量を抽出、マルコフモデルを作成し、生成確率を計算することで旋律の分類を行う。本稿では音楽に関する基本知識<sup>[9]</sup>、および情報検索技術の基本知識を仮定する<sup>[10]</sup>。

第2章で、準備と必要な定義を述べ、第3章で音楽情報の特徴量を要約し、本研究で扱う特徴量を定義する。第4章では、主として分類に利用するマルコフ過程およびマルコフモデルの適用方法を示し、この特徴や利点を述べる。第5章では実験結果を述べ、本手法の有効性を示す。

### 2. 旋律の表現

本稿における旋律 (melody) とは、すべての音に対して開始時間や高さ (pitch)、長さ (duration) を表すシンボリックなものである。単旋律 (monophony) とは、同時に発生する音はせいぜい1音しかないものを指す。ホモフォニー (homophony) とは、同時に発生する音はせいぜい1組の和音しかないものを指し、和音間の音の重なりはないものとする。複旋律 (polyphony) とは、これらの制限がないものとする。音楽を計算機で表現するには、これまで信号レベル (CD等でのアナログ的变化を表現)、操作レベル (MIDIなど、輝度・時間のゆれを表現) 及び楽譜レベル (表現・解釈の多様性を表現) でなされている。本稿では、特徴量の記述を目的とするため、旋律を五線譜を用いた楽譜レベルの表現を利用する。

### 3. 旋律特徴量

旋律を分類するためには、当該音楽の有する意味表現を考慮する必要がある。本稿では、旋律から特徴量を抽出しベクタ空間モデル<sup>[10]</sup>を用いて特徴項目ベクトル空間へ写像する。

単旋律におけるこれまで提案された特徴量記述では、旋律輪郭 (Melody Contour) が代表的である<sup>[1], [2], [5]</sup>。旋律の輪郭情報のうち、ピッチ輪郭 (Pitch Contour) は多くの研究で検討されている。この表現は、ピッチに対して相対的なので移調に強いが、雑音に反応して文字列が変わりやすく、旋律検索は不完全文字列一致処理の実行を意味する。また旋律が五線譜による楽譜で記述されるとき、小節単位にピッチスペクトル (Pitch Spectrum) を導入し特徴量とすることができる<sup>[3]</sup>。このアイデアは信号処理では提案されているが、楽譜レベルで特徴量化するというアプローチはない<sup>[7]</sup>。

複旋律では、単旋律やホモフォニーのような制限事項がないため、表現される旋律の構成は無限に近い組み合わせが考えられる。音の構成要素が複雑に関係しているため、単旋律における手法を直接適用することができない。そこで、楽譜をあらかじめ処理することで対応する方法が考えられる<sup>[4]</sup>。前処理を行うことで確率的に計算することが可能となる。

本稿で提案する特徴量は、各小節内で表現する音すべてをベクトルに射影し、音長のスペクトル列で表現することを提案する。この手法による特徴量は、現れるすべての音から構成され、また小節内の音の構成も見ることができるという利点がある。さらに音長上位  $n$  音にしぼり構成した和音を“特徴量と和音”と定義する。特徴量と和音となり得る候補が複数ある場合は、音の高いものから構成される和音を選択する。小節単位の和音と出現頻度の高い音を選択することから、主旋律の進行や特徴を得られると考えられる。本稿の特徴量と和音とは、音楽理論とは無関係の新しい和音の要素である。

<sup>\*</sup> 学生会員 法政大学大学院 工学研究科 電気工学専攻  
[i05r3247@k.hosei.ac.jp](mailto:i05r3247@k.hosei.ac.jp)

<sup>\*</sup> 正会員 法政大学 工学部 情報電気電子工学科  
[miurat@k.hosei.ac.jp](mailto:miurat@k.hosei.ac.jp)

<sup>1</sup> 歌詞と切り離れた、音楽そのもの、「旋律、和音、節奏、形式の4要素が一体となった楽曲」(東京地方裁判所昭和43年5月13日)も独立に著作物となり、保護の対象となる。

[例 1] カエルの歌の先頭 4 小節を、小節に出現する音の長さ上位 3 音を和音とすると次のように表現される。

- 1 小節目 : {C : 1, D : 1, E : 1, F : 1} = {CEF}
- 2 小節目 : {C : 2, D : 2, E : 2, F : 1} = {CDE}
- 3 小節目 : {C : 1, D : 1, E : 2, F : 1, G : 1, A : 1} = {EGA}
- 4 小節目 : {E : 2, F : 2, G : 2, A : 1} = {EFG}



図 1 カエルの歌五線譜  
Fig.1 A Song of Frogs

#### 4. マルコフ過程とマルコフモデル

以下では、あらかじめクラスが与えられている旋律  $d$  を用いて、未知旋律をいずれかのクラスに分類する。本研究では、マルコフモデルに基づいた分類手法を用いる。  $d$  は、特徴量  $w_j$  を用いた多重集合  $\{w_1, \dots, w_m\}$  と仮定する。

##### 4.1 マルコフ過程

旋律  $d = \{w_1, \dots, w_m\}$  に、クラス集合  $C = \{c_1, \dots, c_n\}$  のいずれかの値を割り当てる (分類する) ことを考える。旋律  $d$  の同時確率  $P(d)$  は、音符列の出現する確率であり、条件付確率の積で表現することができる。しかし、すべての音符の組み合わせに対して条件付確率  $P(w_j | w_1 \dots w_{j-1})$  を推定することは現実的には難しいため、ある事象の確率がその直前の  $n$  個の事象だけに依存すると仮定すると、近似的な式で表すことができる。これを  $N$  重マルコフ過程という。  $N$  グラムモデルにおける生成確率は

$$P(d_n | d_{n-1}) = P(w_j | w_{j-n})$$

となる。つまり、条件付確率  $P(d_n | d_{n-1})$  が求めれば、旋律全体の生成確率の計算が可能となる。しかし、すべての組み合わせを考えたとき、  $P(d_n | d_{n-1})$  の計算は現実的に困難である。例えば、主な三和音のコード列 (長・短・増・減の 48 種類) の生成確率を考えた場合、16 小節の場合で 1 旋律あたり  $48^{16}$  個もの値を推定しなければならない。そこで本稿では、もっとも単純な  $N=1$  の単純マルコフ過程を考える。これにより、計算量は特徴量数のみに限定され計算量は少量で済む。

##### 4.2 マルコフモデルによる文書分類

マルコフモデルとは、現在の状態を限られた過去の状態の積計算で求められる生成確率を導く手順である。一般に、与えられた単語列を  $w = \{w_1, \dots, w_m\}$ ,  $m > 0$  としたとき、求まる生成確率は

$$P(w_1^m) = \prod_{j=1}^m P(w_j | w_1^{j-1})$$

である。本稿では、過去の状態は 1 つ前までの単語列、つまり直前で発生した特徴量しか影響されない単純マルコフモデルを用いる。単純マルコフモデルは以下のように表現できる:  $P(d) = P(w_j | w_{j-1})$ 。

マルコフモデルを分類操作に適用するアルゴリズムは以下ようになる。

- (1) 入力: クラスあり旋律集合, 未知旋律集合
- (2) あらかじめクラスの与えられている旋律集合から、マルコフモデル (遷移確率) を生成
- (3) (2) で生成されたマルコフモデル (遷移確率) を用いて、未知旋律のクラス所属確率  $P(c_i | d)$  を推定する

(4) 出力: 各未知旋律のラベル  $c_k$  は次のように定める:  $c_k = \text{ArgMax}_{c \in C} P(c | d)$ 。

マルコフモデルでは、状態遷移が存在しない確率 (0 確率) が選ばれると解が求まらない。

#### 4.3 旋律分類への適用

複旋律楽曲において、マルコフモデルを旋律分類に適用する方法を論じる。

以下では  $C = \{c_1, \dots, c_n\}$  はクラス集合を表す。あらかじめクラスを与えられた旋律  $e_c$  はいずれかのクラスに含まれる:  $c \in C$ 。  $D$  はすべての未知旋律を表し、  $w_i$  はデータ内の各特徴量を表す。また、  $N(w_i, d)$  は旋律  $d$  における特徴量  $w_i$  の特徴値である。さらに、  $P(c_k | d)$  は前述の旋律  $d$  がクラス  $c_k$  に属する確率を表す。

旋律  $d_j$  が属するクラスは  $c_k$  に属する確率  $P(c_k | d_j)$  が最大となるものを選ぶ、すなわち最尤法に基づくとする。

本稿では、主題と変奏曲を比較する際、変奏曲内の和音で主題に現れない和音が存在する可能性が十分にある。この問題を解決するために、それぞれ 1 対の特徴量と和音の間に類似性を導入し、確率値を調整する。

2 つの特徴量と和音  $w, w'$  という条件の下で、われわれは類似性  $\text{sim}(w, w')$  を余弦値と定義する:

$$\text{sim}(w, w') = \frac{w \cdot w'}{\|w\| \|w'\|}$$

そして、遷移確率  $P(w_j | w_{j-1})$  に  $w_{j-1}$  から  $w_j$  までに起こる全ての可能な和音の上に類似性をかけあわした値の和集合を  $P'(w_j | w_{j-1})$  と定義する:  $P'(w_j | w_{j-1}) = \sum_g P(w_j | g) \times \text{sim}(g, w_{j-1})$ 。この値は、和音  $g$  だけに関する  $w_j$  を通過し、そして 0 以外の類似性を持っており、マルコフモデルより容易に選ぶことが可能である。また、重みを加えられた生成確率は次で与えられる。余弦値の計算は、特徴を取り出す全ての旋律に対し行う必要がある:  $P'(c | d) = \prod P'(w_j | w_{j-1})$ 。ここで重み付けされた確率  $P'(c | d)$  は通常の確率値とは異なるが、最尤推定を応用した分類であることから、あらかじめ分類する全ての音楽について処理し、最尤推定によって所属クラスを決定する。

[例 2] 特徴量表記によるマルコフモデルを用いたクラス分類例を示す。“カエルの歌(A)”, “キラキラ星変奏曲(B)” をラベルとし、その旋律が  $d_1, d_2$  として与えられているとき、“歓喜の歌” ( $d_3$ ) をクラス分類する。ここで利用する特徴量と和音は 3 和音とする。



図 2 モーツァルト: キラキラ星変奏曲  
Fig.2 Mozart: KV265

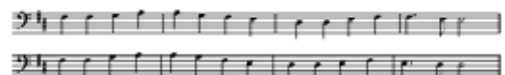


図 3 ベートーベン: 交響曲第 9 番 歓喜の歌  
Fig.3 Beethoven Symphony No. 9, Op. 125

ABC 表記による先頭 8 小節、もしくは 9 小節の特徴値はそれぞれ次のようになる。

- $d_1$ : {CDEF}, {EDC, CDEF}, {EFGA, EDC}, {GFE, EFGA}, {CC, GFE}, {CC, CC}, {C/2C/2D/2D/2E/2E/2F/2F/2, CC}, {EDC, C/2C/2D/2D/2E/2E/2F/2F/2}, {EDC}
- $d_2$ : {CCGG, CCEC}, {AAGG, FCEC}, {FFEE, DBCA}, {DD3/4E/4C2, FGC}, {CCGG, CCEC}, {AAGG, FCEC}, {FFEE, DBCA}, {DD3/4E/4C2, FGC}

$d_3$  : {FFGA}, {AGFE}, {DDEF}, {F3/2E/2E2}, {FFGA}, {AGFE}, {DDEF}, {E3/2D/2D2}

小節単位で出現音長をまとめ、その小節における特徴量音を決定する。また音の進行から  $d_1$  と  $d_2$  についてマルコフモデルを作成する。

| 小節    | 1   | 2   | 3   | 4   | 5   | 6   | 7   | 8   | 9   |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| $d_1$ | DEF | CDE | EGA | EFG | CFG | C   | CEF | CDE | CDE |
| $d_2$ | CEG | CGA | EFG | CDG | CEG | CGA | EFG | CDG |     |
| $d_3$ | FGA | FGA | DEF | EF  | FGA | FGA | DEF | EF  |     |

図4 特徴量音

Fig.4 Features Chord

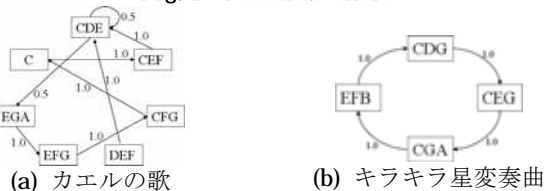


図5 マルコフモデル

Fig.5 Markov Model

マルコフモデルを用いて  $d_3$  にクラス割り当てを行う。  $d_3$  のクラス所属確率は上記のそれぞれのマルコフモデルに類似度を考慮した値から求められ、それぞれ次の値となる。

$$P(A|d_3) = 0.0181 \times 0.0181 \times 0.0375 = 1.23 \times 10^{-5}$$

$$P(B|d_3) = 0.0417 \times 0.0417 \times 0.0170 = 2.46 \times 10^{-5}$$

この結果、最も近いクラスは  $B$  であり、“歓喜の歌”は“キラキラ星”に割り当てられた。

## 5. 実験

以下の実験ではいくつかの変奏曲を扱う。変奏曲は1つのテーマと複数の変奏曲から構成されるため、ラベル付データはテーマの数だけあると考える。これ以外はラベル無しデータとみなし、旋律分類の対象とする。なお本稿で用いられる旋律内での各特徴量は、その定義に従って与えられる。

### 5.1 準備

本稿では、複旋律で構成されたピアノ変奏曲を用いる。使用する楽曲は、Mozart キラキラ星変奏曲 K.265, Schubert 即興曲 Op.142-3, および Beethoven トルコ行進曲による6つの変奏曲 Op.76 の3つの変奏曲であり、それぞれ主題(テーマ)と12曲, 5曲, 6曲の変奏(バリエーション)からなる。これらはMIDIデータとして表現されているものをABCフォーマット[6]に変換して実験に使用する。

最初に、各楽曲をラベル付旋律集合とラベル無し旋律集合に分ける。ラベル付旋律集合は主題(テーマ)3曲とし、残り23の変奏曲はラベル無し旋律集合を構成する。各楽曲を表すABCファイルからラベル付旋律集合は全小節の特徴量、ラベル無し旋律集合は先頭4小節の特徴量、または先頭8小節の特徴量を抽出する。抽出する特徴量は、小節内の出現音長上位3, 4, 5音を、その小節の特徴量音とする。

### 5.2 評価方法

本実験では3つのクラス“Mozart”, “Schubert”, “Beethoven”を設定し、マルコフモデルを用いた分類は全23変奏曲をいずれかのクラスに分類する。変奏曲が“正しく分類”したとは、その変奏がラベルの作曲者によって作曲されたときとする。形式的に正解率を次のように定義する：

$$\frac{\text{正しく分類された変奏曲数}}{\text{総変奏曲数}}$$

本稿における総変奏曲数は23となる。

## 5.3 実験結果

先頭4小節または先頭8小節の特徴量を用いた際のマルコフモデルで計算された生成確率を表1と図6に、各テーマに対する正解数, 総正解数, 正解率を表2に示す。

表1 マルコフモデルによる生成確率: 3和音

Table 1 Generation Probabilities : 3chord

|       | 4小節 ( $\times 10^{-5}$ ) |       |       | 8小節 ( $\times 10^{-12}$ ) |       |       |
|-------|--------------------------|-------|-------|---------------------------|-------|-------|
|       | $M$                      | $S$   | $B$   | $M$                       | $S$   | $B$   |
| $Mv1$ | 7.497                    | 0.129 | 0.064 | 251.6                     | 0.040 | 0.005 |
| v2    | 4.895                    | 0.307 | 0.214 | 99.85                     | 0.239 | 0.053 |
| v3    | 5.604                    | 0.291 | 0.303 | 203.6                     | 0.176 | 0.091 |
| v4    | 22.57                    | 0.192 | 0.092 | 4047                      | 0.039 | 0.005 |
| v5    | 8.335                    | 0.190 | 0.153 | 278.8                     | 0.067 | 0.033 |
| v6    | 18.27                    | 0.233 | 0.076 | 2163                      | 0.113 | 0.006 |
| v7    | 6.125                    | 0.297 | 0.092 | 156.0                     | 0.047 | 0.009 |
| v8    | 6.417                    | 1.782 | 0.106 | 79.13                     | 9.745 | 0.012 |
| v9    | 4.434                    | 1.229 | 0.097 | 115.3                     | 3.767 | 0.011 |
| v10   | 3.936                    | 0.853 | 0.100 | 123.1                     | 0.757 | 0.006 |
| v11   | 6.801                    | 0.920 | 0.181 | 239.1                     | 2.059 | 0.056 |
| v12   | 2.415                    | 0.841 | 0.107 | 21.21                     | 2.293 | 0.070 |
| $Sv1$ | 1.961                    | 1.608 | 1.155 | 2.394                     | 12.85 | 0.564 |
| v2    | 0.632                    | 3.563 | 0.808 | 0.386                     | 44.68 | 2.513 |
| v3    | 1.548                    | 2.418 | 0.243 | 8.988                     | 10.10 | 0.051 |
| v4    | 6.221                    | 1.854 | 0.045 | 19.77                     | 21.34 | 0.024 |
| v5    | 3.212                    | 2.091 | 0.207 | 6.763                     | 12.54 | 0.073 |
| $Bv1$ | 5.943                    | 0.936 | 6.138 | 0.546                     | 1.606 | 31.63 |
| v2    | 7.563                    | 1.380 | 0.699 | 0.714                     | 4.240 | 1.785 |
| v3    | 4.065                    | 1.003 | 2.370 | 57.8                      | 2.013 | 2.207 |
| v4    | 5.372                    | 0.267 | 0.735 | 3.143                     | 0.297 | 5.968 |
| v5    | 0.617                    | 0.645 | 2.851 | 0.824                     | 1.124 | 23.56 |
| v6    | 0.203                    | 1.878 | 5.476 | 0.205                     | 14.86 | 108.2 |

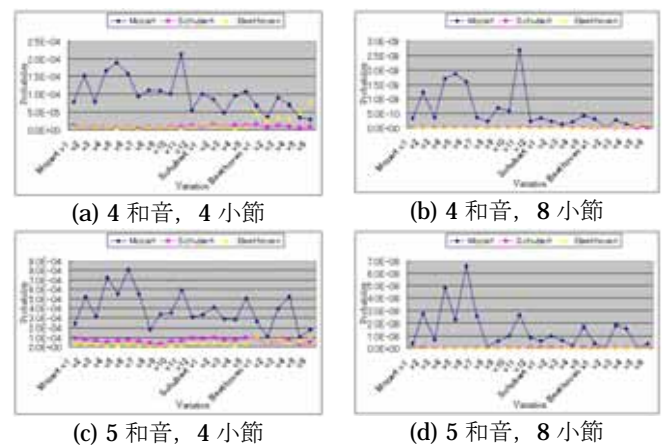


図6 マルコフモデルによる生成確率

Fig.6 Generation Probabilities

表2 正解率と正解数

Table 2 Correctness Ratio : Polyphony

| 和音<br>(小節) | 正解数     |          |           |       | 正解<br>率(%) |
|------------|---------|----------|-----------|-------|------------|
|            | Mozart  | Schubert | Beethoven | 合計    |            |
| 3 (4)      | 12 / 12 | 2 / 5    | 3 / 6     | 17/23 | 73.9%      |
| 3 (8)      | 12 / 12 | 5 / 5    | 4 / 6     | 21/23 | 91.3%      |
| 4 (4)      | 12 / 12 | 0 / 5    | 2 / 6     | 14/23 | 60.9%      |
| 4 (8)      | 12 / 12 | 0 / 5    | 2 / 6     | 14/23 | 60.9%      |
| 5 (4)      | 12 / 12 | 0 / 5    | 0 / 6     | 12/23 | 52.2%      |
| 5 (8)      | 12 / 12 | 0 / 5    | 0 / 6     | 12/23 | 52.2%      |

なお表 1 では, “Mozart” テーマを “M”, “Schubert” テーマを “S”, “Beethoven” テーマを “B” で表し, 変奏曲番号を “vX” で示す.

すべての楽曲において, 4 小節より 8 小節の特徴量を用いた場合に, 同等あるいは高い正解率を示した. 特に 3 和音のときに “Schubert” の正解率が 60% も向上した. また, 4 小節においても “Mozart” は高い正解率を示した.

#### 5.4 考察

結果から明らかのように, 特徴量の小節数を増やすことで結果の向上が可能である. 実際, 4 小節と少ない小節数で 73.9% の正解率であるのに対し, 8 小節においては 91.3% と 17.4% の向上が見られた. 理由として, 特徴値の取り方が考えられる. 間違った分類は変奏曲が他の主題と類似することから起こる. 具体的には, “Schubert” テーマの第 3 変奏曲は, {CFB}{CEF}{CEF,CFB}{CFB}{CFB}{CEF}{CEB}{CFB} という和音進行を取り, 出現する音は C, E, F, B のみである. 先頭 4 小節では, “Mozart” テーマに “Schubert” テーマと同じ和音が多く現れたため, 正解との判別が困難であったと考えられる. 8 小節に拡張した場合, “Mozart” テーマには “Schubert” テーマとは類似度が低い和音が現れ, 生成確率が大きく減少したことで正解へと向上したと考えられる. なお, 表 3 における下線部は一致する和音を指す.

表 3 出現和音一覧  
Table 3 Chord list

|                        | 4 小節  | 8 小節        |
|------------------------|---|-------------|
| <i>Schubert</i> v3     | {CFB}{CEF}  | +{CEB}      |
| <i>Mozart</i><br>テーマ   | {DFB}{CFA}{DEB}{DGB}<br><u>{CEF}{CEB}{CFB}</u>      | +{DFB}{DAB} |
| <i>Schubert</i><br>テーマ | <u>{CFG}{CGA}{CEF}{DEF}</u><br>{EFA}{EFB}{CDF}{CDG} | 追加なし        |

正しく分類されなかった変奏曲の特徴として, いくつかの原因が挙げられる. 1 つは, 変調によるものである. 4 小節, 8 小節において間違いとなっている “Mozart” テーマの第 12 変奏曲は, 主題が 4/4 拍子に対し, 変奏曲は 12/8 拍子となっている. 調子が変わることによって, 小節単位による特徴量の取り方では, 小節をまたがった場合に音のずれをカバーできなくなることがわかる. これより少ない小節数の場合, 特徴的な差を得られるような特徴値の出現パターンが現れにくく, 本稿で提案する特徴量では正解率向上の限界があると思われる. それでも本実験では 4 小節でも 78.3% の正解率が得られていることから, 本手法は複旋律分類において非常に有効であると考えられる.

また逆に, 特徴量と音の大きさを拡大していくにつれて, 正解率が低下していることが分かる. そして, 正解の旋律が “Mozart” クラスに集中している. これは, 構成される音が増えるにつれて, 特徴的な情報までが失われてしまったと考えられる. 実際, {C:2, D:2, E:2, F:1, G:1} と {C:1, D:1, E:2, F:2, G:2} の和音では, 上位 3 音ならば {CDE} と {EFG} となり, それぞれは違う構成であると判別できるが, 上位 5 音ならばいずれの特徴量と音も {CDEFG} となり, 異なる旋律同士が同じラベルを与えられることになる. その結果, 本実験では類似した旋律はすべて “Mozart” とみなされてしまい, それ以外の曲の正解率が上がらなかったと考えられる. これより, 特徴量と音は 3 和音程度で構成することがよいと考えられる.

正解率の比較として, 単旋律曲の分類において最も正解率の高かった特徴量と音を先頭 4 小節でピッチスペクトルを用い, 分類手法に単純ベイズ, および EM アルゴリズムを用いた場

合の正解率[8]を表 4 に示す. 単純ベイズ法 (EM loop 0 回) で最高 87%, EM アルゴリズムで最高 91.3% を示したが, 本研究の手法においても, 単旋律から複旋律へと複雑化しているにもかかわらず, 特徴量抽出を 8 小節用いた場合の正解率が 91.3% と, 単旋律での分類と比較しても互角である. 本研究の手法は, 複旋律分類において有効な抽出方法と言えよう.

表 4 正解率: 単旋律

Table 4 Correctness Ratio : Monophony

| 類似度(%) | EM loop |      |      |      |      |      |
|--------|---------|------|------|------|------|------|
|        | 0       | 5    | 10   | 15   | 20   | 25   |
| 30     | 87.0    | 91.3 | 91.3 | 91.3 | 91.3 | 91.3 |
| 50     | 78.3    | 91.3 | 91.3 | 87.0 | 87.0 | 87.0 |

## 6. 結論

本研究では, あらかじめクラスが与えられた少量の複旋律楽曲から多く存在する未知旋律を分類する方法を提案した. 具体的には, 複旋律情報の楽曲を小説単位の音情報を和音とした特徴量を用いることと, マルコフモデルに基づいて計算することにより分類結果で高い正解率が得られた. この結果, 複旋律情報においても高い分類精度を得ることを確認した.

本研究では単純マルコフモデルを用いた推定を行ったが, これは変奏曲分類の楽曲で成り立つかの検証の必要がある.

## [文献]

- [1] Dowling W. J.: Scale and Contour – two components of a theory of memory for melodies, *Psychological Reviews* 85-4, pp.341-354, 1978.
- [2] Kim, Y. et al.: Analysis of A Contour-based Representation for Melody, *Intn'l Symp. on Music Information Retrieval (ISMIR)*, 2000.
- [3] Miura, T. and Shioya, I.: Similarities among Melodies for Music Information Retrieval, *ACM Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM)*, 2003.
- [4] Pickens, J. and Crawford, T.: Harmonic Melodies for Polyphonic Music Retrieval, *ACM Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM)*, 2002.
- [5] Uitdenbogerd, A.L. et al.: Matching Techniques for Large Music Databases, *ACM Multimedia Conf.*, 1999.
- [6] Walshaw, C.: abc Version 1.6, <http://www.gre.ac.uk/~c.walshaw/abc2mtex/abc.txt>
- [7] Yang, C.: Music Database Retrieval Based on Spectral Similarity, *Intn'l Symp. on Music Information Retrieval (ISMIR)*, 2001.
- [8] Yoshihara, Y. and Miura, T.: Melody Classification Using EM Algorithm, *COMPSAC*, pp.204-210, 2005.
- [9] 石桁他: 新装楽典 – 理論と実習, 音楽之友社, 2001.
- [10] 北研二他: 情報検索アルゴリズム, 共立出版, 2002.

### 吉原 幸輝 Yukiteru YOSHIHARA

法政大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程在学中. 音楽情報検索・旋律分類, 確率過程などの研究に従事.

### 三浦 孝夫 Takao MIURA

京都大学理学部, 工学博士 (東京大学). 現在, 法政大学工学部情報電気電子工学科教授. データモデル, 知識表現, 演繹データベース, 複合オブジェクトなどの分野の研究に従事. 電子情報通信学会, ACM 各会員. 著書に “データモデルとデータベース” (全 2 巻, サイエンス社)