

# 楽譜情報からの作曲家らしさ認識のための音楽特徴量の提案

長谷川 隆<sup>1,a)</sup> 西本 卓也<sup>1</sup> 小野 順貴<sup>1</sup> 嵯峨山 茂樹<sup>1</sup>

受付日 2011年3月9日, 採録日 2011年12月16日

**概要:** 本論文では、音楽から受ける「作曲家らしさ」の印象を説明し定量的に測定できる工学的手法を目指して、音楽学における様式分析手法の1つであるラルーらの総合的様式分析において論じられている様々な定性的特徴に対応する特徴量を提案する。対象データはMIDIデータとし、音の厚み等の音楽的な表現語の意味を解釈し、楽譜情報から計算可能な量を検討する。正準判別分析の作曲家推測精度を求めることにより、提案した特徴量群による特徴空間上で同作曲家の楽曲が近接して配置されていることが、判別分析結果の階層クラスタ分析により、時代・文化が類似して類似した印象を受けると考えられる作曲家の特徴重心が近接して配置されていることが示された。以上から、提案した特徴群は「作曲家らしさ」の尺度として妥当性を持つと考えられる。

**キーワード:** 作曲家らしさ, 音楽特徴量, 様式分析, 音楽学, 感性情報処理

## Proposal of Musical Features for Composer-characteristics Recognition and Their Feasibility Evaluation

TAKASHI HASEGAWA<sup>1,a)</sup> TAKUYA NISHIMOTO<sup>1</sup> NOBUTAKA ONO<sup>1</sup> SHIGEKI SAGAYAMA<sup>1</sup>

Received: March 9, 2011, Accepted: December 16, 2011

**Abstract:** The purpose of this paper is to establish technique to explain and measure “composer-characteristic” impression extracted from music. For that purpose, musical features are proposed by quantifying various qualities stated in Style Analysis by LaRue et al., one of musicological analysis methods. Input is assumed to be MIDI data, and measurable features from sheet music information are investigated by elucidating musicological descriptors such as “sound thickness”. Composer discrimination accuracy evaluated with canonical discriminant analysis showed points of music by the same composer in the feature space of proposed features are placed nearby. In addition, the result of hierarchical cluster analysis showed centroids of similar composers with homogenous chronological and cultural backgrounds are also placed nearby. Therefore, the proposed features are presumed to be feasible for measuring “composer-characteristic” impression.

**Keywords:** composer-characteristic impression, musical feature, style analysis, musicology, kansei information processing

### 1. はじめに

クラシック音楽において、ユーザは「バッハが好き」とか「ドビュッシーが好き」等、自分の音楽の好み作曲家名で表現する機会が多いことから明らかなように、「モーツァルト風」等の特定の「作曲家らしさ」、すなわち、ある作曲家が作曲した楽曲と類似した印象を持つ楽曲を自動検

索できれば有用であろう。しかし、各作曲家は多種多様な曲を作曲しているため、それらに共通する作曲家らしさはかなり主観的な感覚である。本論文では、楽譜から得られる客観量から、このような主観的な感覚である「作曲家らしさ」の尺度を与えることを目的とする。このような「作曲家らしさ」による検索を実現するためには、作曲家の作品群間の類似度合いを定量化する必要がある。そのためには、特徴量を座標値とする特徴空間において、(1) 同作曲家の作品特徴点が近接して配置されるだけでなく、(2) 近い印象を与える作曲家の特徴点が近接して配置されるような特徴量を楽曲から抽出する必要がある。

<sup>1</sup> 東京大学大学院情報理工学系研究科  
Graduate School of Information Science and Technology,  
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113-8656, Japan

<sup>a)</sup> hasegawa@hil.t.u-tokyo.ac.jp

上記 (1) は作曲家認識に相当する。楽譜情報から作曲家を認識する研究は、従来からいくつか行われている。Pollastri らは、音程と音長比を特徴とし、HMM を用いて、人手で抽出したメロディを入力として 5 作曲家の判別で 42% の判別精度を得た [1]。Cilibrasi らは、音符の相対音高、平均音量を特徴とし、特徴量ベクトルの情報量を用いた類似度で 7 作曲家のピアノ曲を階層木にクラスタリングすることにより、一部の作曲家の楽曲が近くに配置されることを示した [2]。Hardoon らは、16 分音符ごとの音高集合を特徴とし、HMM と SVM を用いて、4 人の作曲家の 2 作曲家間の判別を行い、一部の組合せで良好な分離が得られた [3]。Kranenburg らは、音高、音数、音程、和音、リズムに基づく 10 種類の特徴量を定義し、音符情報から抽出された特徴量に対して knn 法を用いて 5 作曲家の判別を行い、交差検定で 73.53% の判別精度を得た [4], [5]。長谷川 らは、音の広がり・厚さ、音程、和音、リズムの unigram ならびに音程とリズムの bi-gram を特徴量とし、正準判別分析を用いて、6 作曲家の判別の交差検定で 47.5% の判別精度を得た [6]。また、MIREX において、音響の作曲家判別に関する様々なアルゴリズムが提案されている [7]。これらの研究ではいずれも、作曲家の認識は行われているが、近い印象を与える作曲家特徴点の特徴空間上の配置に関する検討は行われていない。

一方、Huovinen らは、音階と楽曲中の音符集合との類似度を特徴量とし、特徴空間上で作曲家ごとに楽曲の特徴がある程度分離されて配置されること、作曲家特徴点が時代の経過に従い並んで配置されていることを示した [8]。一般に「バロック」「古典」等、時代で楽曲が分類されることから分かるように、時代が類似する作曲家の楽曲は近い印象を与えると考えられる。したがって、形成された特徴空間上での作曲家の配置と時代経過との相関が示されたことから、時代が類似した楽曲がより近傍に配置されることになり、時代の類似を表す「作曲家らしさ」が表現できる特徴空間が形成されたと考えられる。

また、Meyer は、楽曲は作品の特徴 (intraopus)、作曲家の特徴 (idiom)、時代や文化の類似した作曲家集合の特徴 (dialect) の 3 階層から構成される作曲戦略・規則に従って創作されていると述べている [9]。したがって時代や文化が類似した作曲家は同じ dialect に従って創作されており、互いに類似した印象を受けることになる。たとえば、20 世紀初頭におけるフランス人の作曲家は、「印象主義音楽」という類似した印象を受ける音楽を作曲している。以上から、dialect を表す時代・文化の類似性は「作曲家らしさ」における類似尺度とすることができる。

そこで、本論文は、クラシック音楽の中で一般に広く聴取されている時代・文化の音楽を対象とし、「作曲家らしさ」だけでなく、時代に加えて文化に関する類似度合いを定量化できる音楽特徴量を提案することを目的とする。

まず、2 章において、上記の音楽特徴量を定義するための基礎となる分析手法に関して述べる。次に 3 章で同手法に基づく音楽特徴量を提案する。次に 4 章で、同音楽特徴量の評価を行い、特徴空間上で、同作曲家の楽曲特徴点と、時代と文化に関して類似した作曲家の重心が近接して配置されていることを示す。

## 2. 音楽特徴量の基礎となる分析手法

人間は一般に、楽曲の断片を聴取しただけで「作曲者らしさ」を感じることができるが、その理由を客観的に説明することは必ずしも容易ではない。一方、「作曲家らしさ」を感じることは、ある作曲家が作曲した楽曲と類似した印象を持つ楽曲を判別することであり、それら複数楽曲に共通する特徴をとらえることが必要であるが、どのような特徴を用いるべきか、工学的に網羅的検討を行った例はない。

一方、音楽学の分野では、個々の作曲家の音楽的特質を見極めたり、「印象主義」「ワグナー主義」のような、複数の作曲家に共通する特徴を客観的に理解したりすること等を目的とした様式分析と呼ばれる分析手法があり、「作曲家らしさ」という複数楽曲共通の特徴認識もその目的に含まれる。様式分析手法の 1 つであるララーの総合的様式分析 (Style Analysis; 以下、SA と記す) [10] には、Sound, Harmony, Melody, Rhythm の 4 つの音楽的要素の観察視点と、これらのすべてを総合する過程である Growth の視点で、複数楽曲にまたがる共通特徴の要素となる音楽的特徴が網羅的にあげられている。示されている特徴群は、客観的であることを目指しているが、音楽専門家による楽譜の分析を想定しているため定性的であり、そのままコンピュータによる分析に使えるものではない。これらの特徴を定量的に抽出できれば、「作曲家らしさ」を工学的に扱える可能性がある。

以上から、本論文では、SA の記載内容を解釈し、定量的な値として定義することにより、「作曲家らしさ」を定量化するための音楽特徴量を追求したい。

## 3. 音楽的特徴量

クラシック音楽の中で一般に広く聴取されている時代・文化の楽曲断片を聴取した際に感じる特徴を抽出することを考慮し、「作曲家らしさ」の定量化に用いる音楽特徴量として、以下の条件を満たすものを研究対象とする。

- (1) 楽曲断片の特徴であることから、短い分析範囲から求められる特徴を対象とし、楽曲全体の特徴はその統計量とする。また、SA における Growth は、音楽の動きとその記憶に基づく形態から構成されるため、比較的長い時間範囲が必要である。したがって、他の 4 つの音楽的要素の特徴を対象とする。
- (2) チャイコフスキーのように極端な強弱記号を使う作曲家がいるが、一般に音楽聴取において記譜上の差異は

表 1 SA における特徴と本論文ならびに関連研究における特徴量

Table 1 Features in Style Analysis, and musical features in related works and this paper.

分類	SAにおける特徴		本論文の特徴量	関連研究の特徴量
Sound	音域		(1) Pitch Distribution	Pitch Entropy
	Sound Texture	音の厚さ	(2) Sound Expanse	
			(3) Sound Accumulation	Voice Density
		パートの交代 / 重複	(4) Sound Texture Correlation	
Harmony	Harmonic Color	和音頻度	(5) Chord Type	Sonority, Harmony Entropy
		不協和音	(6) Dissonance	Dissonance Part
			(7) Partial Intervals	Partial Intervals, Dissonance Bar Beginning
		乖離／密集	(2) Sound Expanse	
	調性		(8) Tail Segment Length	
			(9) Interval Class Vector	MICPV
	音の垂直的結合の連続		(10) Key Profile Correlation	PCS Prime Form REL
Melody	音程		(11) Parallel Intervals	Parallel Intervals, Step Suspension
	音階		(12) Pitch Difference	
Rhythm	Surface Rhythm		(10) Key Profile Correlation	
	Level		(13) Rhythm	
			(14) Rhythm Entropy	Timeslice Stability

どには聴感上の差異を感じない。また、たとえばピアノで演奏された管弦楽曲を聴取しても「作曲家らしさ」は失われない。さらに、記譜上の拍子や小節線は音楽聴取において識別が困難である。以上から、楽曲聴取における特徴を抽出することを考慮し、楽譜の強弱記号、楽器情報、表現記号等の特徴量として用いず、音符情報（音高と音長）のみから求められる特徴を対象とする。

(3) 機能と声分類は時代によって異なり、時代によっては意味をなさない。したがって、機能と声分類の特徴は対象としない。

- (4) 12 等分平均律を基本とする音楽なので、異名同音を区別せず、音高から求められる特徴を対象とする。

SA の中で以上を考慮した定量化可能な特徴と、対応する本論文で提案する特徴量を表 1 に示す。また、関連研究として、作曲家判別を目的として考案された Huovinen らの特徴量 [8] を赤で、Kranenburg らの特徴量 [4], [5] を青で示す。関連研究の特徴量は SA の特徴の一部に対応しているのに対し、本論文の特徴量は SA から定量化可能な特徴すべてを網羅する。

以下に、本論文で提案する特徴量の詳細と、関連研究の特徴量との関係を論じる。

### 3.1 Sound

#### 3.1.1 音域

SA では、楽曲中で選択されている音域、好んで使われる音域、極端な高音域や低音域が使われているかが特徴としてあげられている。これらはいずれも楽曲中の音高の分布形状の特徴と考えられるので、分布形状を代表する特徴量として、以下の量により定量化できる。

【特徴量 1】Pitch Distribution：音高の分布の平均，分散，

歪度，尖度

一方，Kranenburg らの特徴量 [4], [5] では、音高の集中・発散のみを表すエントロピーが特徴量として定義されている。

#### 3.1.2 Sound Texture：音の厚さ

SA では、音符の配置に関連する特徴を sound texture と呼び、いくつかの具体的特徴があげられている。

それらの中で「音の厚さ」は、同時に演奏されている音の音高に関する特徴である。これらの音高が広い音域にわたっている場合、音が厚く感じられる。また、音域が同じでも、音の重なりが多い方が、音が厚く感じられる。したがって、「音の厚さ」は、同時発音域（sound expanse）と音の重なり（sound accumulation）に着目することで定量化が可能である。これらの特徴量の傾向に対する音符例を図 1 に示す。図の右の方が sound expanse の大きい音、上の方が sound accumulation の大きい音である。たとえば、(a) は音域が狭く音が重なっている和音、(d) は音域が広い音が音の重なりが少ない和音である。

どちらの特徴量も、平均値だけでなく楽曲中のばらつきや偏りが楽曲の特徴と考えられるので、各特徴量の分布形状を代表する値によって定量化できる。

sound expanse は、音域そのものだけでなく、同時発音高の偏りも考慮すべきであるため、音域をそのままとらえる特徴量と、全体的なばらつきをとらえる特徴量（音高の不偏分散）で表現できる。

【特徴量 2】Sound Expanse：下記特徴量の平均，分散，歪度，尖度

$$\text{Range} : \max(p_{ij}) - \min(p_{ij}),$$

$$\text{Variance} : \frac{\sum_{j=1}^{N_i} (p_{ij} - \bar{p}_i)^2}{N_i - 1}$$



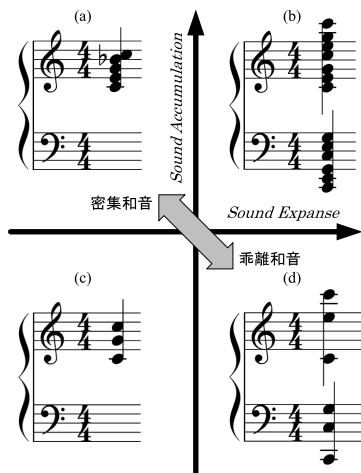


図 1 sound expanse, accumulation の傾向に対する音符例  
**Fig. 1** Note sequences corresponding to the sound expanse and the accumulation.

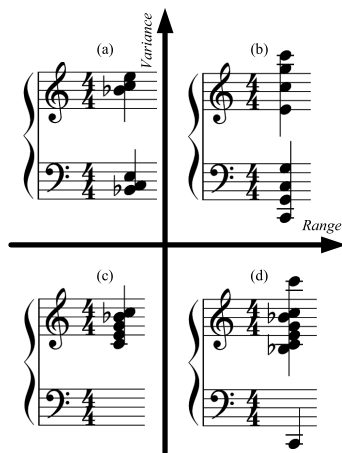


図 2 range, variance の傾向に対する音符例  
**Fig. 2** Note sequences corresponding to the range and the variance.

$p_{ij}$ :  $i$  番目の和音の  $j$  番目の音高,  
 $\bar{p}_i$ : 音高平均値,  $N_i$ : 同時発音数

各特徴量の大小と実際の音符例との関係を図 2 に示す。たとえば図 2(d) の場合, range は (b) と同じだが, 最高音と最低音を除き音が小さい音域に集中しているため, variance は (b) より小さくなる。

次に, sound accumulation は, 同時発音数だけでなく, 同じ音数でも様々な pitch class が使われている場合に, より複雑な音色となるので, 同音も含めた同時発音数と pitch class 数を特徴量とすることで表現できる。ここで pitch class (pc) は, 同音名を与えられている音の集合であり, 音高 (pitch) を半音ごとの整数で表した場合, オクターブを法とした余り (0~11) を値とする。

**【特徴量 3】 Sound Accumulation**: 同時発音数, pitch class 数の平均, 分散, 歪度, 尖度

たとえば図 3 に示した和音の場合, (a), (b) とともに同時発音数は 5 だが, pitch class 数は (a) では 4, (b) では 2 である。

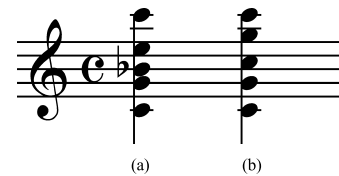


図 3 pitch class 数が異なる五和音の例  
**Fig. 3** Examples of quintuple chords with different numbers of pitch classes.

一方, Kranenburg らの特徴量 [4], [5] では音の厚さを表す特徴量として, 同時発音数のみが定義されている。

### 3.1.3 Sound Texture : パートの交代/重複

SA では sound texture の特徴としてさらに, パートが交代して演奏されているか重複して演奏されているかがあげられている。

パート  $i$  の時刻  $t$  における演奏状態を,  $t$  において  $i$  が演奏していれば 1, していなければ 0 と定義すると, パートの交代/重複は, あるパートの演奏状態と他パートの演奏状態が逆か (パートの交代), あるパートの状態と他パートの状態が同じか (パートの重複) で表されると解釈できるので, パート間の演奏状態の相関で表現可能と考えられる。

そこでまず, 以下のように演奏状態の多変量時系列データを定義する。

- 演奏状態時系列:  $Z = [z_{i,t}]$  ( $1 \leq i \leq N_p$ ,  $0 \leq t < D$ )  
ただし,  $t$ : 音長解像度を単位とする楽曲最初からの時間;  $z_{i,t}$ : 時刻  $t$  におけるパート  $i$  の演奏状態;  $N_p$ : 楽曲のパート数;  $D$ : 楽曲の総音長。

上記演奏状態時系列の各時刻におけるパートごとの演奏状態に大きな正の相関がある場合に演奏状態が類似しており, 大きな負の相関がある場合に演奏状態が逆であることから, パート間の演奏状態相関の最大値ならびに最小値を特徴量とすることができる。

**【特徴量 4】** パート間の状態相関:  $\max(\rho_k)$ ,  $\min(\rho_k)$  の平均, 分散, 歪度, 尖度

$$\rho_k = S_{ij,k} / \sqrt{S_{ii,k} S_{jj,k}} : \text{相関係数};$$

$$S_{ij,k} : z_{i,t} \text{ と } z_{j,t} \text{ の共変動}$$

## 3.2 Harmony

SA における音楽的視点である Harmony は, 和音や和声だけではなく, 音の垂直的結合に関連した現象のすべてを意味する。

### 3.2.1 Harmonic Color : 和音頻度

SA では, 和音の音色に関連する特徴を harmonic color と呼び, いくつかの具体的特徴があげられている。

harmonic color の基本的な特徴として, 様々な和音の種類があげられているが, 和音の音高組合せすべてを別個に取り扱っていると, 組合せが膨大になり頻度統計の信頼性が低くなる。そこで, 類似の印象を与える和音をまとめて取り

扱う必要がある。和音は音高のオクターブ間の相違（和音の転回）や構成音全体の音高の上下（転調）で印象の変化が少ない\*1。そこで、これらの相違で同符号となる符号化を行う必要がある。このような符号として、Forte's prime form が知られている [11]。しかし、Forte's prime form は、転回や転調だけでなく pitch class の順序を反転した和音も同等に扱うため、たとえば印象が明らかに異なる長短三和音が同等に扱われるという問題がある。そこで、和音の転回や転調で同符号となり、かつ pitch class の反転した和音どうしてもは異符号となる、下記の手順で求めた符号（以下 chord code と記す）を新たに定義し、その出現頻度を計測することにより和音の種類の特徴を定量化できる。

- A) 同時発音されている音高を pitch class (0~11) に変換し、同じ値はまとめ、昇順で並べた列を作成する。
- B) 並べた数列を回転（最小の pitch class の値をオクターブ上げて最後に移動）しながら、最初と最後の要素間の音程が最小となる順列を求める。このとき、最小音程となる順列が複数ある場合には、最初と第 2 要素との間の音程が小さい順列を、最初と第  $n$  要素との間の音程まで等しい場合には、第  $n+1$  要素との間の音程が小さい順列を採用する。
- C) 全要素から最初の要素の値を減じる。これは、最初の pitch class が 0 になるように転調することに相当する。

【特徴量 5】Chord Type：各 chord code の音長総和の、総音長に対する割合

以上で述べたように、どの種類の和音が多く使われているかが「作曲家らしさ」を抽出するうえで重要と考えられるが、Kranenburg らの特徴量 [4], [5] では和音の集中・発散を表すエントロピーのみが特徴量として定義されている。

### 3.2.2 Harmonic Color：不協和音

不協和音とは、同時に響く 2 つ以上の音が協和しない状態にあることをいう。不協和の客観的定義に関しては、Pythagoras の理論、Helmholtz のうなりの理論や音近親理論、Stumpf の音融合理論等、いくつか知られているが、いずれも 2 音の音程に対する協和・不協和を基にしている。したがって、和音に含まれる 2 音の音程の協和順位を特徴量とすることができる。

音程の協和と不協和の境界は時代ごとに異なるうえ、文化によって境界自体が曖昧である場合もあるが、協和する順に音程（半音数）に対して順位付けした協和順位は、表 2 の 1~10 に示すように多くの研究者によって求められている [12]。また、一般に不完全協和音程（音程 = 3, 4, 8, 9）より完全協和音程（音程 = 0, 5, 7）が、その他の音程より不完全協和音程がそれぞれ協和していると考えられるので、協和順位は「完全協和音程 < 不完全協和音程 < その他」で

表 2 従来の研究と本論文における音程に対応する協和順位

Table 2 The consonance orders in related works and this paper.

#	研究例	音程	0	7	5	4	8	9	3	6	10	2	11	1
1	Franco of Cologne		1	2	2	3	4	4	3	5	5	5	5	5
2	Euler		1	2	3	4	7	5	6	8	9	10	11	12
3	Helmholtz		1	2	3	5	7	4	6	8	9	8	10	11
4	Stumpf		1	2	3	5	7	4	6	8	9	8	10	11
5	Faist		1	2	3	4	4	4	4	5	5	5	5	5
6	Meinong & Witasek		1	2	3	5	4	6	9	7	8	10		
7	Lipps		1	2	3	4	7	5	6	8	9	10	11	12
8	Buch		1	2	3	3	4	3	4	4		5	6	
9	Krueger		1	2	3	4	5	3	6	5	4	7		
10	Pear		1	2	3	4	6	5	7		8	9	10	11
11	Proposed		1	2	2	3	3	4	4	5	6	6	7	7

あるべきである\*2。さらに、3.2.1 項で述べたように、和音におけるオクターブの相違で印象の変化が少ないと考えられるため、和音に含まれる音程の協和順位を考える場合には、音程の和が 12 となる音程の順位は同等と考えられる。

以上の条件を考慮し、表 2 の 1~10 に示す従来の研究例の順位と大きく矛盾しない順位として表 2 の 11 に示す順位が定義できる。従来の研究例における順位の中で、提案する協和度と順序が逆にならない順位を黄色で示す。提案した協和度は、ほとんどの順位と矛盾していないことが分かる。

同協和順位を用いて、和音ごとに 2 音組合せ協和順位の平均として、和音の不協和度合いを表す特徴量が定義できる。

【特徴量 6】Dissonance：各音数  $n$  に対し

$$\frac{1}{D} \sum_{N_i=n} \frac{\sum_{\Delta q \in \Delta Q_i} o_c(\Delta q)}{N_i C_2} \text{ の平均}$$

$D$ ：総音長、

$\Delta q$ ：オクターブを法とした剰余で表した音程、

$\Delta Q_i$ ： $i$  番目の和音における音程の集合、

$o_c(\Delta q)$ ：協和順位

dissonance は協和順位を基にしているため、和音の不協和度合いを直接数量で表しているが、順序数を量として扱っているという問題がある。一方で、各音程を同等に扱い、音程ごとに和音内での含有割合を求めることにより、順序数によらない以下の特徴も定義できる。

【特徴量 7】Partial Interval：各音程に対し、和音内にその音程が含まれる音長の、総音長に対する割合

Kranenburg らの特徴量 [4], [5] では完全・不完全協和音以外の音程の割合と、二、三、四、減五、六、七度音程の割合、小節の頭の不協和音の割合を特徴量としている。しかし、協和・不協和の境界は曖昧なので、ある程度明らかな順序関係の特徴量とすべきであり、長短度の違いや五度は印象に影響を与えるので特徴量として区別すべきである。ま

\*1 音高の差が非常に大きくなると印象が異なるが、和音による相違ではなく、音域による相違と考えられるので、【特徴量 1】によって抽出できる。

\*2 表 2 では、これらの音程を太線で分けて示している。灰色で示した順位を除くと、従来の研究でも上記関係は保たれている。

た, 3 章 (2) で述べたように, 本論文では小節は扱わない.

### 3.2.3 Harmonic Color : 乖離/密集

乖離/密集は和音構成音の分布を表し, 図 1 に示すように, 【特徴量 2】【特徴量 3】で表現できる.

### 3.2.4 調性

一般に調性とは, 楽曲における特定の音高の支配性を指し, 1 つの主要 pitch class (機能 and 声における主音, 教会旋法の終止音, 民謡の核音等) とそれに従属的に関わる pitch class set (PCS) (音階) で構成される. ここで, PCS は, pitch class の集合であり, ベクトル表現の場合は, 各 pitch class の有無もしくは出現確率を表す 12 次元ベクトルである. 一方, バロックや印象派では, 主要 pitch class は明確ではなく [10], 統一的調性の音楽でも, 楽曲途中の楽曲断片においては必ずしも主要 pitch class が明確に特徴付けられるとは限らない. 以上から, 調性の特徴として PCS に関係する特徴量が定義できる.

まず, Huovinen ら [8] が調性に関連する特徴量を求める際に用いた tail segment に基づいて, 調を構成する pitch class 数に関する特徴が定義できる. tail segment は, 楽曲中の各音符から, あらかじめ与えられた数 (cardinality) の pitch class が現れるまで音符を逆方向にたどった結果得られた音符集合である. cardinality = 3 の場合の tail segment の例を図 4 に示す.

tail segment の長さや音数は, その部分の pitch class 数と相関がある\*3ので, 調を構成する pitch class 数を尺度とした調性の単純さを定量化できる.

【特徴量 8】Tail Segment Length : tail segment 音数の各々平均, 分散, 歪度, 尖度

次に, interval class vector (ICV) を用いると cardinality ごとの階名組合せの頻度が求められる. ここで, interval class (ic) は, pitch class 間の音程 (半音数) のうち, オクターブの転回を許して小さい方の値であり, 1~6 の値になる. たとえば, 階名でドとソは完全五度 (7 半音) の音程だが, ソとドでは完全四度 (5 半音) なので, ドとソの interval class は 5 である. また, interval class vector は,

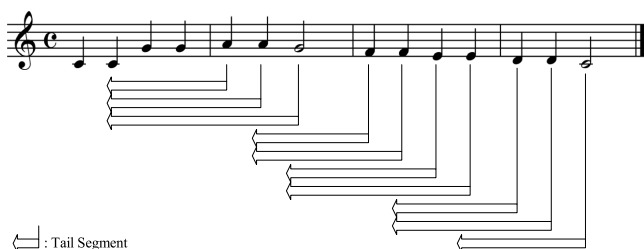


図 4 tail segment (cardinality = 3) の例

Fig. 4 Examples of the tail segments (cardinality = 3).

\*3 たとえば, 全音階の音楽の途中で五音音階の部分が存在する場合, cardinality = 7 の tail segment ではその部分が長くなる. また, 同音の刻みや分散和音の部分では, tail segment の音数が多くなる.

PCS 中の pitch class すべての組合せ間の interval class の個数を要素としたベクトルである. たとえば, 長三和音は長三度 (ic = 4), 短三度 (ic = 3), 完全五度 (ic = 5) 各々 1 組ずつの組合せが存在するので, ICV = [001110] となる.

ICV は 3.2.1 項で述べた Forte's prime form と 1 対 1 対応しており, オクターブ間や転調の相違がまとめられる. さらに, PCS 要素間の音程の個数を要素とするので, 音符列の協和順位を表す尺度の 1 つとも考えられる. ただし, 音程個数を特徴量として比較する場合には, cardinality を合わせる必要がある. 以上から, 与えられた cardinality の tail segment から求められた PCS を用いた以下の特徴量が定義できる.

【特徴量 9】Interval Class Vector : tail segment の PCS から求まる ICV の平均, 分散

上記特徴の中での平均値は Huovinen らが定義した MICPV [8] に相当するが, 調性の変動も特徴と考えられるため, 分散も特徴とすべきである.

Huovinen らはさらに ICV と Forte's prime form [11] との相関に相当する特徴量も定義しているが, ICV は PCS の要素の回転や各 pitch class の出現頻度には無関係に定まるため, たとえば全音階と半音階の区別はできるが長音階と自然的短音階の区別はできない. さらに 3.2.1 項で述べたように, pitch class 順序の反転を同一視するという問題もある.

一方, 一定音長窓ごとの PCS と, あらかじめ用意された key profile (音階の PCS) との類似度を特徴量とすると, 限られた key profile とのみ比較するので, ICV 特徴量に比べ網羅性が劣るが, pitch class 順序の回転や反転を区別可能な特徴量を定義できる.

【特徴量 10】Key Profile Correlation : 各  $KP_j$  に対する  $\max_i(\theta(PCS_k, rot_i(KP_j)))$  の平均, 分散

$$\theta(\vec{x}, \vec{y}) = \vec{x} \cdot \vec{y} / (\|\vec{x}\| \cdot \|\vec{y}\|) : \text{類似度},$$

$$rot_i(\vec{x}) : \text{ベクトル要素の回転}$$

$KP_j$  としては, 以下に示す 2 種類の PCS を用いることができる.

- 長短音階 : 各 pitch class の出現確率が知られている [13]. 本論文では最も体系的に様々な実用的音楽のサンプルを集めて作られた Kosta-Payne profiles を用いた. これにより, ICV 特徴量では区別できなかった長音階, および自然的短音階を含む短音階との類似度が定量化できる.
- 一般に知られている七音音階, 五, 六, 八, 十二音音階 (表 3) : 出現確率は不明なので, 各 key profile に対応する PCS の要素は, 該当する pitch class が存在する場合には 1, 存在しない場合には 0 とした. したがって, 基音が異なるだけで, 転調を許して PCS が等しい音階は同一に扱われる.



表 3 あらかじめ用意された key profile (音階の PCS)

Table 3 Prepared key profiles (PCSs for scales).

七音音階	五音音階	六音音階	八音音階	十二音音階
全音階	ヨナ抜き音階	全音音階	Diminished Scale	半音階
旋律的短音階	沖縄五音音階	Augmented Scale	Blue Note Scale	
和声的短音階	平調子		Minor Blue Note Scale	
和声的長音階	秋風調子		Spanish 8-note Scale (1)	
Double Harmonic Scale			Spanish 8-note Scale (2)	
Hungarian Scale				

### 3.2.5 音の垂直的結合の連続

音の垂直的結合の連続，すなわち和音の  $n$ -gram は，3.2.1 項で述べたような符号化を行ったとしても組合せが膨大になり頻度統計の信頼性が低くなるので，和音の変化を表現しかつ組合せ数が最も少ない bi-gram で定量化する．

また，古典的な和声理論では，和音進行の基本的規則として，平行五度，平行八度は不良とされる [14] が，モーツァルトやドビュッシーの楽曲等ではそれらが使われ，独特の印象を表している [15]．また，Kranenburg らの特徴量 [4], [5] では平行三，四，六度を抽出している．以上を一般化すると，音楽特徴量として，和音に含まれる 2 声が同全音階差で並進する度合いを表す特徴量が定義できる．ここで，全音階差とは，音程の度数を表した数値で，たとえば長短三度はいずれも三度なので 3 となる．

【特徴量 11】 Parallel Intervals：各全音階差に対して，その音階差が含まれる連続する和音の音長総和の，総音長に対する比率

### 3.3 Melody

SA における音楽的視点であるメロディは，歌のような旋律線だけを指すのではなく，音楽作品中の旋律的現象，すなわち音高に着目した音の連続を意味している．

#### 3.3.1 音程

旋律的現象の基本的な特徴として，SA では，2 音の音高差があげられている．

【特徴量 12】 Pitch Difference：各音高差出現数の全音高差数に対する割合

#### 3.3.2 音階

音階とは，時間的に連続する音の pitch class 集合を表し，SA では例として旋法的 (modal)，全音階的 (diatonic)，半音階的 (chromatic)，非欧的 (exotic) といった特徴があげられている．これらの特徴は【特徴量 10】で表現できる．

### 3.4 Rhythm

SA における音楽的視点であるリズムは，音長の時間的連続の組合せを意味する．

#### 3.4.1 Surface Rhythm 分布

Surface Rhythm 分布は音長の組合せの分布を表す．また，隣接する音長に対し，1 に近い同じ値を乗じても，印象



図 5 rhythm の例

Fig. 5 An example of the rhythm.

は変わらないことを考慮すると，隣接する音長の比の頻度分布が特徴量として定義できる．ただし，たとえば図 5 の例の場合，音長比の時系列は  $[1/3, 3, 1/3, 3, 1/3, 3, 1/3]$  となり， $1/3$  と  $3$  が含まれるが，リズムとしては 1 種類と考えられる．そこで，音長比とその逆数のうち，小さい値の出現頻度を特徴量とすることにより音長組合せの特徴を定量化できる．

【特徴量 13】 Rhythm：音長比  $\frac{\min(d_{i-1}, d_i)}{\max(d_{i-1}, d_i)}$  の出現頻度； $d_i$ ： $i$  番目の音符の音長

#### 3.4.2 Level

Level とは，使われている音符長の種類の特徴を表し，音符長が特定の音長に集中しているか多種類の音符長に遍在しているかを表す特徴量として，音長に対するエントロピーが定義できる．

【特徴量 14】 Rhythm Level Entropy：

$$-\sum_k \left( \frac{N_{d=d_k}}{N_n} \right) \log \left( \frac{N_{d=d_k}}{N_n} \right)$$

$d$ ：音長， $N_n$ ：音符数，

$N_{d=d_k}$ ： $d = d_k$  の音符の出現回数

Kranenburg らの特徴量 [4], [5] では，多種類の音符長でも，差が大きな 2 種類の音符長でも同程度の値になる音長の分散を特徴量としている．

## 4. 作曲家判別による評価

3 章で定義した音楽特徴量が「作曲家らしさ」を定量化するための特徴量として妥当であることを確認するために，同特徴量を用いた作曲家認識精度，および特徴空間における作曲家特徴点の位置関係に関する評価を行った．

### 4.1 評価方法

- 入力音楽情報：standard MIDI file 形式の音楽ファイルを入力とし，音符の音高として note number，音長

として同チャネル、同音高の note on event と note off event の間の delta time の和を用いた。

- 作曲家認識：判別分析を行い、同じく作曲家判別を目的として考案された、① Kranenburg らの特徴量 [4], [5], ② Huovinen らの特徴量 [8] と、これらが互いに独立の特徴に対応する（表 1）ことを考慮し、③ 両者を合わせた特徴量、および、④ 本論文で定義した特徴量の判別精度を比較した。
- 寄与率：選択された特徴量の寄与率を求めて、特徴量の有効性を確認した。
- 特徴空間上の作曲家特徴点の配置：判別分析結果で特徴空間上に配置された作曲家重心点をクラスタ分析し、時代や文化が類似した作曲家が近接して配置されていることを確認した。

評価手順詳細を以下に示す。

- (1) 4.2 節に示す評価データから Huovinen らの特徴量、Kranenburg らの特徴量、本論文で定義した特徴量を抽出する。
- (2) 抽出した特徴量を用い、4.3.1 項に示す分析手法を用いて、学習用データに対して判別分析を行う。
- (3) (2) で求めた判別分析結果を用いて、4.3.2 項に示す方法で、テストデータに対して推測を行い、作曲家判別精度を求める。
- (4) 評価データに対する判別分析結果において、各特徴量の寄与率を 4.3.3 項に示す方法で求める。
- (5) 評価データに対する判別分析結果に対し、4.3.4 項に示すクラスタ分析を行い、生成クラスタを定性的に評価する。

## 4.2 評価データ

評価データとして、26 作曲家、1,966 曲を用いた。また、判別精度を求めるために、評価データの約 1/10 をテストデータ、残りを学習用データとした。作曲家と曲数を表 4 に示す。

なお、選曲に際しては以下に示す点に留意した、

- 時代の類似性評価を行うため、後期バロックから印象派の作曲家とした。
- 文化の類似性評価を行うため、ドイツ・オーストリアだけでなく、フランス、ロシア、北欧、東欧等、様々な文化に影響を受けた作曲家を含めた。
- 1 作曲家あたりの曲数は 20 曲以上とした。
- 各作曲家とも、一部の例外を除き、様々な種類の楽曲（管弦楽曲/協奏曲/室内楽曲/器楽曲/声楽曲）が含まれるようにした。ただし、Chopin に対するピアノ曲のように、作曲した楽曲の種類に偏りがある作曲家の場合には、それを反映した。
- 以下の楽曲がテストデータと学習用データに同時に含まれないよう留意した。

表 4 評価データ

Table 4 Data for the evaluation.

作曲家	曲数	学習用	テスト
Bach	81	73	8
Beethoven	51	46	5
Brahms	103	92	11
Chopin	199	179	20
Debussy	95	85	10
Dvorak	126	113	13
Elgar	27	25	2
Faure	89	80	9
Franck	56	50	6
Grieg	58	52	6
Handel	34	31	3
Haydn	72	65	7
Liszt	122	110	12
Mahler	22	20	2
Mendelssohn	56	50	6
Mozart	58	52	6
Rachmaninov	81	73	8
Ravel	48	43	5
Rimsky-Korsakov	28	25	3
Saint-Saens	82	74	8
Satie	91	82	9
Schubert	87	79	8
Schumann	122	110	12
Sibelius	67	61	6
Tchaikovsky	61	55	6
Vivaldi	50	45	5
Total	1,966	1,770	196

- 複数楽章から構成される楽曲の楽章
- 通常まとめて演奏される組曲の各曲
- 異なる楽曲名であるが同じ曲である楽曲

## 4.3 分析手法

### 4.3.1 判別分析

求められた判別関数から各作曲家の特徴量空間上の配置や互いの距離を評価することを考慮し、線形の正準判別分析を判別手法として用いた。また、統計処理における次元の呪い問題 [16] を考慮し、特徴量を取捨選択するアルゴリズムとして、全探索より短い処理時間で高いパフォーマンスが得られる Pudil らにより提案された SFFS (Sequential Floating Forward Search) を用いた [17], [18]。

LOOCV (Leave-One-Out Cross Validation) で判別分析の正解率を計算しながら SFFS で次元選択を行った。

### 4.3.2 判別精度

判別結果を用いてテストデータの作曲家を推定し、その結果を用いて以下の 2 種類の精度を求めた。

- (1) 正解率：正しい作曲家を推測したデータ数の全データ数に対する割合
- (2) 上位含有率：推測結果の事後確率が 2 位以内ならびに 3 位以内に正解が含まれるデータ数の全データ数に対



する割合

#### 4.3.3 寄与率の算出

一般に判別分析では、特徴量の組合せで判別を行うので、個々の特徴量の寄与率算出は困難である。しかし、本論文で定義した特徴量が作曲家判別に寄与していることを確認するために、特徴量  $f$  の寄与率を以下のように定義し、算出した。

$$\bullet \text{ 寄与率: } C_f = \frac{A - A_{-f}}{A}$$

ただし、 $A$ ：取捨選択された特徴量すべてを用いた場合の正解率； $A_{-f}$ ：特徴量  $f$  のみを除いた場合の正解率。

上記の値は、特徴量  $f$  を加えることにより増加した正解率の割合なので、 $f$  が判別に寄与していても、他の特徴量でも判別できる場合には寄与率に含まれない。したがって、他の特徴量では判別できない、 $f$  特有の寄与割合が分かる。

一方、学習データとテストデータが異なるので、学習過程で選択された特徴量であっても、それを加えることによりテストデータの正解率が増加せず、寄与率が 0 もしくは負の値となる場合もある。そのような特徴量は、判別に寄与していないと考えられるので寄与率計算対象から除いた。

#### 4.3.4 階層的クラスタ分析

正準判別分析は線形の分析手法であり、各作曲家の群間分散と群内分散の比を最大にするように判別関数が求められる。そこで、作曲家の判別得点重心に対して、ユークリッド距離を用い、判別分析と同様に群内分散と群間分散の比を最大化する基準でクラスタを形成するウォード法で階層的クラスタ分析を行った。

### 4.4 評価結果と考察

#### 4.4.1 判別精度

4.1 節 (3) で求めた正解率と 2 位含有率、3 位含有率を表 5 に示す。同表の各行は、Huovinen らの特徴量による精度、Kranenburg らの特徴量による精度、2 特徴量群を合わせた場合の精度、本論文で定義した特徴量を用いた場合の精度をそれぞれ表す。

作曲家ごとの正解率に対する Wilcoxon の順位和検定において、Kranenburg、Huovinen らの特徴量を合わせた場合と、本論文で定義した特徴量を用いた場合で、有意水準 5% で有意差があることが分かった ( $p$  値 = 0.038)。した

がって、本論文における特徴量の方が有意に良い結果が得られたといえる。

また、本論文における特徴量では、81.63% の楽曲に関して推測結果の上位 3 位までに正解が含まれていることが分かる。したがって、同作曲家の楽曲の特徴点が特徴空間上で近接して配置されていると考えられる。

なお、Kranenburg らの特徴量に関しては、文献では 73.53% の正解率を得ており、本評価の正解率より高いが、以下の理由によると考えられる。

- 本評価の判別対象が 26 作曲家であるのに対し、判別対象が 5 作曲家である。
- 評価に用いられた楽曲に偏りがある。たとえば、評価データとして、Bach には Fuga, Cantata, Vn 協奏曲を用いて、Haydn と Mozart は弦楽四重奏曲を用いている。
- 楽章単位で交差検定を行っているので同曲の 2 つの楽章が学習データとテストデータに含まれている。

次に、作曲家ごとの推測結果の曲数と正解率を表 6 に示す。各行が各作曲家の楽曲を表し、各列が推測された作曲家を表す。作曲家は生年順に並べてあり、作曲家と推測結果の組合せで 1 曲以上を緑で、3 曲以上の組合せを黄で表している。

- (1) バロック～古典派の 6 作曲家 (Vivaldi, Bach, Handel, Haydn, Mozart, Beethoven) は 60% 以上の正解率が得られており、同 6 作曲家に限った正解率は 79.41% となる。また、Mozart が同じドイツ・オーストリア系の作曲家である Brahms と誤判断されたのを除き、同じバロック～古典派の他の作曲家に誤判別されている。
- (2) 3 曲以上が別の 1 作曲家に誤判定されている作曲家は Schubert, Schumann, Dvorak であるが、Schubert, Schumann では生年が最も近い同時代の作曲家に、Dvorak は親交があり影響を受けている [19] Brahms に誤判定されている (表 6 の赤枠)。

以上から、本論文で定義した特徴量は特にバロック～古典音楽に有効であり、ロマン派以降の作曲家に対しても時代が近似している作曲家や影響を受けた作曲家が特徴空間上で近接していることが示唆される。

#### 4.4.2 各特徴量の寄与率

本論文で定義した特徴量の項目ごとの、寄与率の和を表 7 に示す。いずれの特徴量も作曲家判別に寄与していることが分かる。また、調性を表す (9), (10), 旋律を特徴付ける (10), (12), 和音を特徴付ける (5), 音域を表す (1), リズムを特徴付ける (13) の寄与が比較的大きい。以下に、寄与率が 3% 以上の特徴量に関して詳細に述べる。なお以下では、3.2.1 項で定義した chord code を “ $\langle \rangle$ ” で囲んで表す。

(5) Chord Type : 14 種類の和音頻度が寄与している。以下に寄与率が高い順に示す。

$\langle 0, 1, 3, 6 \rangle$ ,  $\langle 0, 2, 5, 8 \rangle$ ,  $\langle 0, 2, 6, 8 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 3, 4, 6 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 3,$

表 5 作曲家判別精度

Table 5 Accuracy of composer discrimination.

特徴量	正解率	2位含有率	3位含有率
Kranenburg	27.55%	45.92%	58.67%
Huovinen	35.20%	46.94%	55.10%
Kranenburg + Huovinen	42.86%	59.18%	68.88%
Proposed	56.12%	73.98%	81.63%

表 6 推測結果詳細と作曲家別正解率

Table 6 Detailed estimation results and accuracy for each composer.

Composer	Vivaldi	Bach	Handel	Haydn	Mozart	Beethoven	Schubert	Mendelssohn	Chopin	Schumann	Liszt	Franck	Brahms	Saint-Saens	Tchaikovsky	Dvorak	Grieg	Rimsky-Korsakov	Faure	Elgar	Mahler	Debussy	Sibelius	Satie	Rachmaninov	Ravel	正解率
Vivaldi	3	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60.00%
Bach	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
Handel	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
Haydn	0	0	0	5	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	71.43%
Mozart	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	66.67%	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66.67%
Beethoven	0	0	0	0	1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80.00%
Schubert	0	0	0	0	1	4	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12.50%
Mendelssohn	0	0	0	0	0	0	0	4	0	2	0	0	0	0	0	0	66.67%	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66.67%
Chopin	0	1	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	80.00%
Schumann	0	0	0	0	0	0	0	0	3	6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	50.00%
Liszt	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	9	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	75.00%
Franck	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50.00%
Brahms	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	8	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	72.73%
Saint-Saens	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50.00%
Tchaikovsky	0	0	1	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16.67%
Dvorak	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	3	1	0	5	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	38.46%
Grieg	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	16.67%
Rimsky-Korsakov	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0.00%
Faure	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	1	0	0	0	0	77.78%
Elgar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	100.00%
Mahler	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	100.00%
Debussy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2	0	0	5	0	0	1	0	50.00%
Sibelius	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	16.67%
Satie	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	3	0	0	33.33%
Rachmaninov	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	4	0	50.00%
Ravel	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	1	1	0	20.00%

表 7 特徴量ごとの寄与率

Table 7 Contribution for each musical feature.

本論文の特徴量	寄与率
(1) Pitch Distribution	2.75%
(2) Sound Expanse	1.97%
(3) Sound Accumulation	1.20%
(4) Sound Texture Correlation	1.06%
(5) Chord Type	3.87%
(6) Dissonance	0.49%
(7) Partial Intervals	0.85%
(8) Tail Segment Length	0.14%
(9) Interval Class Vector	5.77%
(10) Key Profile Correlation	4.72%
(11) Parallel Intervals	0.56%
(12) Pitch Difference	5.70%
(13) Rhythm	2.11%
(14) Rhythm Entropy	0.56%

7, 10),  $\langle 0, 2, 4, 6, 8 \rangle$ ,  $\langle 0, 2, 4, 9 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 2, 6, 9 \rangle$ , Suspended 4<sup>th</sup>,  $\langle 0, 1, 2, 8, 9 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 2, 8, 10 \rangle$ , 短二度二重音,  $\langle 0, 1, 2, 8 \rangle$ ,  $\langle 0, 2, 4, 8 \rangle$

いずれの和音も二度音を含むので、和音中の二度、七度、九度等の不協音が判別に寄与している可能性がある。また、特徴量の組合せにより、各和音の共通音が判別に寄与している可能性もある。たとえば、寄与率が上位の  $\langle 0, 1, 3, 6 \rangle$ ,  $\langle 0, 2, 5, 8 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 3, 4, 6 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 3, 7, 10 \rangle$  はいずれも減三和音を含むので、減三和音の特徴が判別に寄与している可能性がある。

(9) Interval Class Vector : ICV の要素すべての平均値が寄与している。さらに、長三度と増四度の分散が寄与している。以上から、楽曲の全体的な音階と、前記の音程利用頻度の変動が判別に寄与していると考えられる。

(10) Key Profile Correlation : Key Profile として準備した、

長短音階と 18 の音階 (表 3) の中で、10 種類の音階に関する統計量が寄与しており、特に全音音階の寄与率が高く (1.90%)、その他の音階はすべて 1%未満であった。以下に、寄与率が高い順に示す。

全音音階、沖縄五音音階、Augmented Scale、ヨナ抜き音階、平調子、Blue Note Scale、Spanish 8-node Scale (2)、長音階、和声的長音階、短音階

楽曲中に部分的に現れる様々な音階、特に全音音階が判別に寄与していると考えられる。

(12) Pitch Difference : 11 種類の音程頻度が寄与している。以下に、寄与率が高い順に示す。ここで、数値は半音数、正は上昇、負は下降を表す。

+3, -20, -23, +19, +16, -2, +2, +20, +7, -16, +13

11 種類中、オクターブ以上の跳躍音程が 7 種類あり、特に跳躍音程の頻度が判別に寄与していると考えられる。

一方、学習過程で選択されながら寄与率が 0 もしくは負であった特徴量の中で、寄与率絶対値が 0.3%以上なのは、Chord Type の  $\langle 0, 1, 5, 8, 10 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 10 \rangle$ ,  $\langle 0, 1, 8 \rangle$ , 四度二重音, Unison, Partial Intervals の四度である。ただし、寄与率絶対値はいずれも 0.5%より小さい。

#### 4.4.3 クラスタ分析結果

分析結果を図 6 に示す。互いに折れ線で結ばれた 2 つの作曲家もしくはクラスタが、階層的にクラスタを形成していることを表す<sup>\*4</sup>。同図にアルファベットで示したクラスタに属する作曲家に関し、以下にあげる共通性を見出す

<sup>\*4</sup> たとえば、図 6 の上から 3 番目までの作曲家の場合、まず Vivaldi と Handel がクラスタを形成し、そのクラスタと Bach が階層的にクラスタを形成していることを表す。

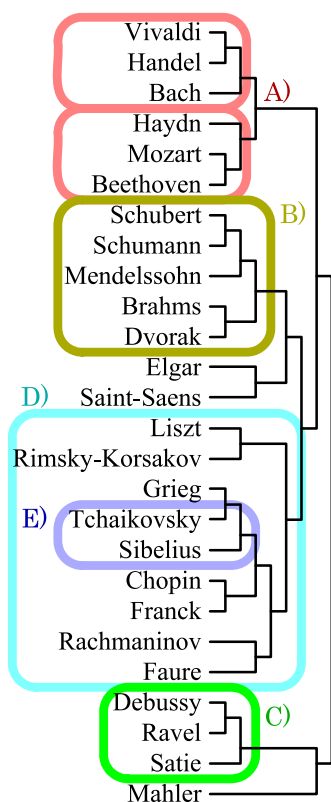


図 6 作曲家に関するクラスタ分析結果

Fig. 6 A result of hierarchical cluster analysis.

ことができる。

- A) 後期バロックから古典派の作曲家がクラスタを形成している。特に共通の様式を持っているバロックの Vivaldi, Bach, Handel と、古典派の Haydn, Mozart, Beethoven が [20], [21], [22] それぞれ下位クラスタを形成していることから、本論文で定義した特徴量がそれらの様式をとらえることができたと考えられる。
- B) Mahler を除くドイツ系（ドイツ、オーストリア）ロマン派の作曲家がクラスタを形成している。ドイツ・ロマン派の音楽も共通の様式を持っている [20] ことから、本論文で定義した特徴量がそれらの様式をとらえることができたと考えられる。また、同クラスタにチェコの作曲家である Dvorak が含まれ、Brahms と下位クラスタを形成しているが、4.4.1 項 (2) で述べたように Dvorak が Brahms に影響を受けたためと考えられる。
- C) 共通の様式を持っているフランス印象派の Debussy と Ravel が [20] クラスタを形成していることから、本論文で定義した特徴量がそれらの様式をとらえることができたと考えられる。さらに、同時代のフランス人である Satie がクラスタを形成していることから、本論文で定義した特徴量によって時代とともに文化の特徴をとらえることができたと考えられる。
- D) ドイツ・ロマン派から派生し、自らの文化との融合を行った、ドイツ系以外の文化におけるロマン派 [20] の

作曲家が大きなクラスタを形成している。

- E) Sibelius が、音楽を勉強していた頃の祖国フィンランドがロシアの支配下にあったため影響を受けた [23] Tchaikovsky とクラスタを形成している。

以上から、時代、文化等が共通していて近い印象を与える作曲家が特徴空間上で近接して分布していることが分かる。

## 5. おわりに

本論文では、クラシック音楽の嗜好検索において重要な「作曲家らしさ」に関する検索を実現するために、近い印象を与える作曲家の特徴点が近接して配置されるような特徴空間の尺度を、楽譜から得られる客観量から与えることを目的として、複数の作曲家に共通する定性的特徴が網羅的に述べられているラルーらの総合的様式分析に記載されている内容を解釈して定量化することにより、MIDI 形式の音楽から抽出できる 14 の特徴量を定義した。また、これらの特徴量を用いて、作曲家判別の評価を行い、26 作曲家、1,966 曲の判別において従来提案された特徴量より有意に高い 56.12% の正解率を得、テストデータの 81.63% が推測結果第 3 位までに正解が含まれることが分かった。また、バロック～古典派の作曲家に対する正解率は 79.41% であった。さらに、判別分析結果の特徴空間における作曲家重心に対してクラスタ分析を行い、時代や文化が共通する作曲家が特徴空間上で互いに近接していることを確認した。

Meyer によると、時代や文化が類似した作曲家は互いに類似した印象を受けるので、作曲家の判別で良好な結果が得られただけでなく、時代・文化が共通する作曲家が特徴空間上で近接して配置されたことから、これらの特徴量は「作曲家らしさ」の尺度として妥当性を持つと考えられる。

今後は、本論文における分析結果を事前知識として用い、音響入力に対応する「作曲家らしさ」認識、および、「作曲家らしさ」以外の主観性・曖昧性をともなう形容語等の印象認識の研究に取り組みたい。

## 参考文献

- [1] Pollastri, E. and Simoncelli, G.: Classification of Melodies by Composer with Hidden Markov Models, *WEDELMUSIC'01*, pp.88-95 (2001).
- [2] Cilibrasi, R., Vitányi, P. and Wolf, R.: Algorithmic Clustering of Music Based on String Compression, *Computer Music Journal*, Vol.28, No.4, pp.19-67 (2004).
- [3] Hardoon, D.R., Saunders, C. and Shawe-Taylor, J.: Using Fisher Kernels and Hidden Markov Models for the Identification of Famous Composers from their Sheet Music, *PASCAL* (2005).
- [4] Backer, E. and Kranenburg, P.V.: On musical stylometry – A pattern recognition approach, *Pattern Recognition Letters*, Vol.26, pp.299-309 (2005).
- [5] Kranenburg, P.V.: Composer attribution by quantifying compositional strategies, *Proc. ISMIR 2006* (2006).



- [6] 長谷川隆, 西本卓也, 小野順貴, 嵯峨山茂樹: 音楽知識に基づく音高・音長の組合せ特徴量を用いた MIDI データからの作曲家判別, 情報処理学会研究報告, MUS-79, pp.47-52 (2009).
- [7] Audio Train/Test Tasks, MIREX (online), available from ([http://www.music-ir.org/mirex/wiki/Audio\\_Train/Test\\_Tasks](http://www.music-ir.org/mirex/wiki/Audio_Train/Test_Tasks)), (accessed 2011-07-25).
- [8] Huovinen, E. and Tenkanen, A.: Bird's-Eye Views of the Musical Surface: Methods for Systematic Pitch-Class Set Analysis, *Music Analysis*, Vol.26, No.i-ii, pp.159-214 (2007).
- [9] Meyer, L.B.: *Style and Music*, The University of Chicago Press (1989).
- [10] ヤン・ラルー, 大宮真琴: スタイル・アナリシス, 音楽之友社 (1988).
- [11] Forte, A.: *The Structure of Atonal Music*, Yale University Press (1973).
- [12] 谷口高士: 音は心の中で音楽になる, 北大路書房 (2000).
- [13] Temperly, D.: *Music and Probability*, The MIT Press (2007).
- [14] 外崎幹二, 島岡 譲: 和声の原理と実習, 音楽之友社 (1958).
- [15] de la Motte, D.: *Harmonielehre*, Bärenreiter-Verlag, Kassel (1976). 吉田雅夫 (監修), 滝井敬子 (訳): 大作曲家の和声, シンフォニア (1980).
- [16] Bishop, C.M.: *Pattern Recognition and Machine Learning* (2006). 元田 浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田 昇 (監訳): パターン認識と機械学習, シュブリンガー・ジャパン (2007).
- [17] Jain, A. and Zongker, D.: Feature Selection: Evaluation, Application, and Small Sample Performance, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.2, pp.153-158 (1997).
- [18] Pudil, P., Novovicova, J. and Kittler, J.: Floating Search Methods in Feature Selection, *Pattern Recognition Letters*, Vol.15, No.11, pp.279-283 (1994).
- [19] 渡 鏡子: ドヴォルジャーク交響曲第八番ト短調作品 88 解説, 全音楽譜出版社.
- [20] Burkholder, J.P., Grout, D.J. and Palisca, C.V.: *A History of Western Music*, W.W. Norton & Company Inc. (2010).
- [21] Bukofzer, M.F.: *Music in the Baroque Era*, W.W. Norton & Company Inc. (1947).
- [22] Rosen, C.: *The Classical Style*, Faber and Faber (1997).
- [23] 岡部博司: 新訂標準音楽辞典, 音楽之友社 (1991).



長谷川 隆 (学生会員)

1988 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程修了。1988 年 (株) 日立製作所中央研究所入社。2006 年東京大学大学院情報理工学系研究科システム情報学専攻博士課程入学。音楽情報処理, 感性情報処理, コンテンツ配信, レコメンド, 保全計画最適化の研究に従事。人工知能学会, 感性工学会, 日本音楽知覚認知学会各会員。



西本 卓也 (正会員)

1993 年早稲田大学理工学部卒業。1995 年同大学大学院理工学研究科修士課程修了。1996 年京都工芸繊維大学工学部助手。2002 年東京大学大学院情報理工学系研究科助手。2007 年同助教。2011 年オラビー・ジャパン代表。音楽情報処理, 福祉情報工学, 擬人化音声対話エージェントの研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会, 日本音響学会, 人工知能学会, ヒューマンインタフェース学会各会員。



小野 順貴 (正会員)

2001 年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻博士課程修了。博士 (工学)。同年 4 月より同大学院情報理工学系研究科助手。2005 年 4 月より, 同大学院講師。2011 年 4 月より, 国立情報学研究所情報学プリンシプル研究系准教授。アレイ信号処理, 音響・音楽信号処理, パターン認識の教育・研究に従事。日本音響学会佐藤論文賞, 栗屋学術奨励賞, 電気学会センサ・マイクロマシンシンポジウム五十嵐賞, ISIE Best Paper Award 等を受賞。日本音響学会, 電子情報通信学会, 電気学会, 計測自動制御学会, IEEE 各会員。



嵯峨山 茂樹 (正会員)

1974 年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻修士課程修了。同年日本電信電話公社に入社, 武蔵野電気通信研究所にて音声情報処理の研究に従事。1990 年 ATR 自動翻訳電話研究所音声情報処理研究室長として自動翻訳電話プロジェクトを遂行。1993 年 NTT ヒューマンインタフェース研究所にて音声認識・合成・対話の研究開発に従事。1998 年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科教授。2001 年東京大学大学院工学系研究科のち情報理工学系研究科教授。博士 (工学)。1990 年発明協会発明賞, 1994 年日本音響学会技術開発賞, 1995 年情報処理学会山下記念研究賞, 1996 年科学技術庁長官賞 (研究功績者表彰) および電子情報通信学会論文賞等を受賞。日本音響学会, 電子情報通信学会, IEEE, ヨーロッパ音声通信学会 (ESCA) 各会員。