

1Z-01 作風による楽曲分類手法の提案

澤田 拓哉 佐藤 健

北海道大学大学院工学研究科 電子情報工学専攻

1 はじめに

作曲家には固有の作風があり、計算機が作風を理解できれば楽曲の類似検索やマルチメディア技術への応用が期待できる。以上のことから、計算機による作曲家の作風理解の問題は研究に値する。本研究ではその第一歩として作風による楽曲の自動分類手法を提案する。

David Cope による EMI は、作曲家の特徴を捉えたパターンを抽出し、それらを組み合わせて作風を模倣した新しい楽曲を生成する作曲支援システムである [1]。初期の EMI はパターンを自動的に抽出する手法を用いていたが、最近はより複雑な処理によって様々な属性を扱うようになっており、処理の複雑化にともない半自動的な手法に変化している。EMI によって生成された楽曲は筆者が聴いた限りでは確かに作風の模倣が達成されているようであった。このことは短い音符列によって作風の理解が可能であることを示唆している。

本手法は短い固定長パターンを利用し、全自動的に楽曲の分類をおこなうものである。60 曲からなる楽曲データベースを用いて本手法の有効性を検証した結果、最大 8 割以上の楽曲について、作曲家の選択肢 5 人の中から実際の作曲家を同定することができた。

2 準備

本手法の評価のために作曲家 5 人、各 12 曲で計 60 曲の楽曲データベースを作成した。作曲家は Chopin, Bach, Beethoven, Mozart, Schumann である。楽曲は参考文献 [2] から適当に選び、楽譜をもとに SMF を作成した。

データ形式はスタンダード MIDI ファイル (以下 SMF) のフォーマット 1 (複数同時トラック) を使用し

A Method of Musical Classification according to Styles of Composers
Takuya Sawada, Ken Satoh, Hokkaido University

た。楽曲は全てピアノ曲であり、右手で弾く音符と左手で弾く音符で別々のトラックを使用している。音符の発音時刻は楽譜の通りであり、発音時刻の微調整による細かい表情付けは行っていない。

3 楽曲分類手法

本手法は 1) パターンの抽出, 2) パターンの重み付け, 3) 未知の楽曲の分類, の 3 段階に分けられる。

3.1 パターンの抽出

楽曲の右手トラックから最高音の音符列を、左手トラックから最低音の音符列を取り出し、各音符列から抽出属性列を作る。抽出属性列は、隣り合う音符間の 480 分音符を単位として数えた時間差と音高差カテゴリとのペアを要素とする列であり、列の長さは (音符列の音符の数 - 1) である。音高差カテゴリは、ある音符と、隣り合う前の音符との間の正負の音高差を適当にカテゴリ分けしたものである*。

抽出属性列の短い部分列をパターンと呼ぶ。パターン P がある楽曲 T から得られる各抽出属性列のいずれかの部分列であるとき、「パターン P は楽曲 T に含まれる」と言う。ある作曲家の最低 2 曲に含まれるような固定長パターンを、全作曲家についてデータベースから重複なく全て抽出し登録しておく。

3.2 パターンの重み付け

各作曲家 $C_k (1 \leq k \leq l)$ の各楽曲 $T_i (1 \leq i \leq m_k)$ がデータベースに登録されており、データベースからパターン $P_j (1 \leq j \leq n)$ が抽出されたとする。 C_k の P_j を含む楽曲数を U_{jk} とする。作曲家 C_k に関するパ

*ダイアトニックスケールの音程をほぼ正しく表現するようなカテゴリ分けを行なった

ターン P_j の重み W_{jk} を以下の様に定義する.

$$W_{jk} = \frac{U_{jk}}{V_k} - \frac{1}{l} \sum_{k'=1}^l \frac{U_{jk'}}{V_{k'}}$$

$$V_k = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n U_{jk}$$

ここで V_k は一つのパターンを作曲家 C_k が平均何曲に使用するかである. U_{jk}/V_k は V_k に対する P_j を含む楽曲数の比である. この値が 1 より大きければ「 C_k としては P_j を多用している」, 1 未満であれば「 C_k としては P_j をあまり使用していない」ということを意味している.

W_{jk} は U_{jk}/V_k の作曲家に関する平均からの偏差である. この定義は「特徴とは偏りである」という考え方に基づいている. C_k が他の作曲家に比べて P_j を多用している場合 W_{jk} は正の値をとる. C_k が他の作曲家に比べて P_j をあまり使用していない場合 W_{jk} は負の値をとり, ペナルティとして機能する.

3.3 未知の楽曲の分類

未知の楽曲 T が与えられたとき, 作曲家 C_k に関する T の作曲家傾向 $Tendency(T, C_k)$ を以下の様に定義する.

$$Tendency(T, C_k) = \sum_{j=1}^n W'_{jk}$$

$$W'_{jk} = \begin{cases} W_{jk} & (P_j \text{ が } T \text{ に含まれる}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

登録されたパターンが T にひとつでも含まれるとき, 楽曲 T は分類可能であるという. T が分類可能であり, なおかつ $Tendency(T, C_k) (1 \leq k \leq l)$ を最大にするような作曲家 $C_{k'}$ が T の作曲者と一致したとき, 分類は成功であるといい, 一致しないとき分類は失敗であるという.

4 実験

作成した 60 曲からなる楽曲データベースを用いて実験をおこなった. データベースから 1 曲だけを除いたサブセットを作成し, サブセットから抽出されたパターンのみを用いて, 除いた 1 曲の分類を試みる. こ

れを全楽曲についておこなったとき, 全楽曲数に対する分類可能な楽曲数の比を分類可能率 (CA) とし, 分類可能な楽曲数に対する分類に成功した楽曲数の比を分類成功率 (CS) とする. パターンの長さ (PL) と分類性能の関係を調べるため, $PL = 1 \sim 5$ に対する結果を以下に示す. また, 参考のために 60 曲から得られた全パターン数 (PN) も示す.

PL	CA	CS	PN
1	1.00	0.62	321
2	1.00	0.82	1260
3	1.00	0.80	1195
4	0.98	0.59	825
5	0.97	0.48	533

$PL = 2$ において CA, CS および PN が最大となった. PL が 2 より大きくなるにつれ, PN は減少していく. これはパターン抽出時の「少なくとも一人の作曲家の 2 曲に共通して含まなければならない」という条件のためである. $PL = 1$ において PN が小さいのはパターンの種類の数が少ないためである. 最良の結果を示す PL において PN が最大であることは興味深い. これは 1 曲を分類するのに使用されるパターン数が多いほど分類が正確になるためと思われる. 詳しい検証は今後の課題である.

5 まとめ

作風による楽曲の分類を, 短いパターンを使って全自動的に行なう手法を提案し, 楽曲データベースを用いてその有効性を検証した. その結果, 本手法は作風による楽曲の分類に有効であることがわかった.

本手法は素材や抽出属性の選び方によっては音楽以外にも適用できる一般的な方法であるので, 自然言語処理などへの応用も考えていきたい.

なお, 本研究は, 文部省科学研究費補助金特定領域公募研究 (課題番号 11130202) の補助を受けている.

参考文献

- [1] Experiments in Musical Intelligence (A-R Editions, Inc., 1996)
- [2] 新編 世界音楽全集 (音楽之友社, 1993)