

創作知識の進化モデルに基づく 作曲スタイルの変遷過程の分析

中村 栄太^{1,a)}

概要: 近年、ポピュラー音楽などの大規模データを用いた作曲スタイルの進化分析が行われており、作曲スタイルの分布の時間発展をクラスター構造の動的変化として分析・予測する方法などが調べられている。一方で、こうした巨視的な文化進化の基礎過程である、音楽創作知識の伝達と変化の過程は直接観測が難しく、定量的にはほとんど理解されていない。本研究では、文化進化のミクロな過程を確率過程で表すモデルを構築し、統計的推論により創作知識の伝達・変化・選択過程の性質、およびマクロな進化過程との関係を分析する方法を調べる。20世紀後半以降の日本ポピュラー音楽の約3000曲のメロディーデータを用いて、音高遷移に関する統計量の進化過程を分析した結果を報告する。

1. はじめに

音楽文化の発展過程は古くから芸術史や文化史として調べられているが、近年では、音楽電子データの入手が容易になり、情報処理を用いた大規模な定量分析を行う研究が増えている [1–6]。これまでの研究で、ポピュラー音楽における作曲スタイルの進化過程には、共時的で過渡的なクラスター構造がしばしば見られることが明らかになっている [1, 7]。日本のポピュラー音楽のメロディーに関する分析では、これらのクラスターは音階に対応付けて解釈でき [8]、戦後から現在までの期間では、五音音階が主に使われたスタイルから全音階が主に使われるスタイルへと変遷したことなど、音楽学研究 [9] で定性的に議論されてきた時代変化を定量的に調べるのが可能になっている。

一方で、こうした作曲スタイルのクラスター構造が時間発展する原理については、まだ良く理解されていない。例えば、新しいクラスターが出現する時には、革新的な作品がまず生まれ、それを模倣する形でクラスターが形成されるシナリオ（創始者型形成）や、類似のスタイルを持つ作品が独立に作られながらクラスターが形成されるシナリオ（独立変異型形成）などが考えられるが、実際のクラスター形成過程がどちらにより近いかは必ずしも明らかではない。また、新しい作曲スタイルの知識は、既存の知識を参考にしながら生まれることから、新しいクラスターにはその祖先となるクラスターが存在すると考えられるが、デー

タから見出される様々なスタイルクラスター間の参照関係は直ちに理解できるものではない。こうしたスタイルクラスターの進化過程を理解するためには、この巨視的な現象を引き起こしている、個々の創作者間での知識の伝達過程を明らかにする必要がある。しかし、創作知識の伝達過程は直接観測することが難しいため、創作物のデータからそれを推定する手法が必要となる [6]。

進化生物学では、観測できる原生種や化石から、その祖先を推定する系統解析の手法が発達している [10]。この方法は、生物進化過程のモデルを用いて、個体間の遺伝情報の類似度に基づいて、進化過程を推定するものである。文化進化においても、知識などの情報伝達を生物進化と同様の数理的枠組みで理解しようとする研究が発展しており [11]、創作知識の進化モデルを基に創作者間や作品間の参照関係を推定する手法が構築できると期待される。

本研究では、メロディーの確率的生成モデルのパラメータを創作知識と見なし、それが統計学習を介して伝達する過程を含む進化モデルを定式化することで、作品間の参照関係や作品ごとの革新度を教師なし学習により推定する手法を調べる。この手法を用いて、従来の研究 [8] よりも大規模なデータを用いた分析を行い、日本のポピュラー音楽の作曲スタイルの変遷過程を調べる。これにより、メジャー系音階とマイナー系音階の変遷過程の定性的な違いなどの興味深い知見が得られることを示す。また、分析結果から得られた、スタイルクラスターの進化過程のシナリオについての仮説の提示も行う。

¹ 京都大学
Sakyo-ku, Kyoto 606-8501, Japan

^{a)} eita.nakamura@i.kyoto-u.ac.jp

2. 方法

2.1 データ表現

本研究では、ポピュラー音楽のボーカルパートのメロディーを音高の時系列 $X = (x_1, \dots, x_L)$ として分析する。作曲過程のモデルとして、以下のマルコフモデルを用いる。

$$P(X; \theta) = \pi^{\text{ini}}(x_1) \prod_{\ell=2}^L \pi(x_{\ell-1}, x_{\ell})$$

ここで、 $\pi(x, x')$ は音高の遷移確率、 $\pi^{\text{ini}}(x)$ は初期確率であり、作曲するための知識を表現していると考えられる。以下では、遷移確率に注目し、等価な表現である音高のバイグラム確率 $\theta = (\theta_i)_{i=1}^I$ を知識の表現として用いる。ある曲から最尤法により推定した確率 θ を用いて、その曲のバイグラム頻度は $L\theta$ と表せる。

2.2 進化モデル

本来、創作知識は創作者ごとに考えるべきものであるが、創作者ごとに多くの作品のデータを収集して分析することは容易ではないため、本研究では各作品ごとにその創作知識があるものとする。ある作品 a が時刻 t_a に生成される過程を以下の確率モデルで表す。

$$P(\theta_a; t_a) = \sum_{a' \in A(<t_a)} P_{\text{sel}}(a'|a) P_{\text{tr}}(\theta_a | \theta_{a'}) \quad (1)$$

ここで、右辺は時刻 t_a より前に存在した作品の集合 $A(<t_a)$ から参照先となる作品 a' が選択され、その知識 $\theta_{a'}$ が学習と変化を伴って伝達する確率を表している。 $P_{\text{sel}}(a'|a)$ は作品 a に対する文化的親 a' の選択確率、 $P_{\text{tr}}(\theta_a | \theta_{a'})$ は知識の伝達確率と呼ぶ。文化的親 a' は確率変数であるため、上式では全ての候補について確率の和をとっている。

選択確率では、生物の場合と異なり、どれだけ前の作品も参照することが可能であることに注意をする。最近の作品ほど参照されやすいという傾向を表す、親近性バイアスを指数関数的減衰により表すと、選択確率は以下で与えられる（時定数 τ は忘却の速さを表す定数である）。

$$P_{\text{sel}}(a'|a) \propto e^{-(t_a - t_{a'})/\tau} \quad (2)$$

次節で述べるベイズ推論では、時定数 τ に対して事前分布を考えるが、ここでは、平坦事前分布 $P(\tau) \propto 1$ を考える。

伝達確率では、参照した作品の知識に対して、それを変化させる度合いを表す革新度 ν_a を導入して、知識の変化を一様分布の混合により表す。このモデルは以下の式で与えられる。

$$P_{\text{tr}}(\theta_a | \theta_{a'}) = \int d\nu_a P(\theta_a | \theta_{a'}, \nu_a) \text{Beta}(\nu_a; \alpha_\nu, \beta_\nu) \quad (3)$$

$$P(\theta_a | \theta_{a'}, \nu_a) = \prod_i \left[(1 - \nu_a) \theta_{a'i} + \nu_a / I \right]^{L_a \theta_{ai}} \quad (4)$$

ここで $\text{Beta}(\nu_a; \alpha_\nu, \beta_\nu)$ は革新度の事前分布であるベータ分布を表す。以下では平坦事前分布 $\alpha_\nu = \beta_\nu = 1$ を考える。

2.3 推論方法

式 (1) では、参照先の作品 a' と進化モデルパラメーターである τ と ν_a は未知パラメーターである。これらはベイズ推論に基づく教師なし学習により推定できる。具体的には、ギブスサンプリングを用いたアルゴリズムを導出できる。 τ と ν_a は共に正の定数であるため、対数正規分布を提案分布とするメトロポリス法によりサンプリングを行う。また、参照先の作品 a' の事後確率は式 (1) の右辺の和の中の項で与えられるため、直接サンプリング可能である。

2.4 事後確率による分析 (APoD)

前節の方法により、事後分布からのサンプリングが得られ、これを用いた分析（事後確率による分析; Analysis by Posterior Distribution; APoD）を行う。特に興味がある量は、作品間の参照関係に関するものである。式 (1) の進化モデルが表す生成過程では、各作品は1つの文化的親を参照しているため、参照関係は木構造を持つ有向ネットワークにより表される。エッジの向きは参照元から参照先へと向かうものとして定義する。この定義に従うと、各作品の入次数 d_a^{in} は被参照量の合計を表す。これは推定された参照先から計算することができる。

次章の分析では、作品をいくつかのクラスターに分けて、クラスター単位での参照関係を分析する。作品単位の参照ネットワークから導出されるクラスター単位の参照ネットワークでは、クラスター内での参照関係に対するクラスター内参照量とクラスター内被参照量、異なるクラスター間での参照関係に対するクラスター外参照量とクラスター外被参照量を定義できる。

3. 結果

3.1 データセット

分析には著者が収集した日本のポピュラー音楽のデータを用いる。このデータセットは、1950年以降のレコード売上ランキングおよびオリコンの年間チャートの50位以内に含まれる3198曲からなる。リリース年は1949年から2019年までの範囲にわたり、1960年以降の期間に属する2934曲が生成される過程の分析を行う。

各曲は MusicXML 形式の電子楽譜データとして保存されている。このデータには転調を含む、調号の情報が与えられており、それをもとに各曲を自然調に移調した上で、メロディーの音高系列を抽出する。これから音高クラスのバイグラム確率 $P(q_{\ell-1}, q_{\ell})$ を計算したものを、各曲 a の統計量 $\theta_a = (\theta_{ai})_i^I$ として用いる。即ち、特徴量の次元 I は $12 \times 12 = 144$ である。

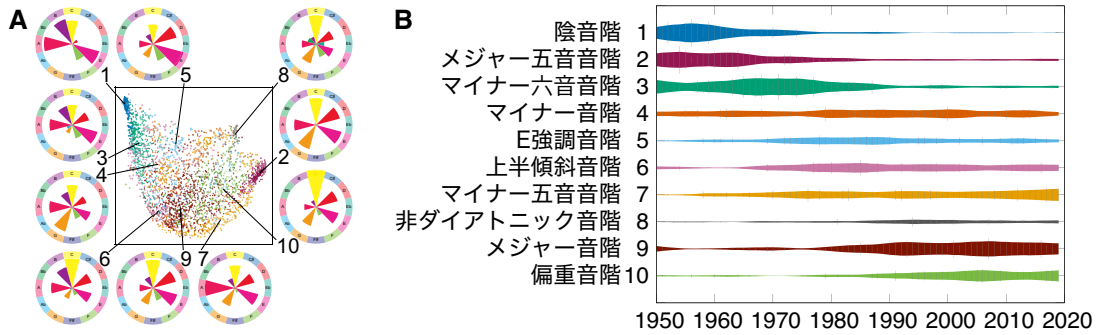


図 1 スタイルクラスター分析の結果. (A) 2次元可視化空間でのデータ分布と各クラスターの平均に対応する音高クラス分布. (B) 各クラスターの相対頻度変化と音階としての解釈.

3.2 スタイルクラスターの頻度変化

文献 [7] の方法を用いて、特徴量のクラスタリングを行った. 図 1 にクラスター数を 10 とした場合の結果を示す. 得られたスタイルクラスターの平均ベクトルから求めた音高クラス分布から、各クラスターを音階として解釈できる (図 1A). 陰音階やメジャー五音音階 (ヨナ抜き音階)、マイナー音階、メジャー音階などの良く知られたもの他に、マイナー六音音階など言及されることが比較的少ない音階も含まれていることが分かる. また、既存の音階名が見つからなかった以下の 4 つのものに対しては、暫定的な名前を付けて示している.

- E 強調音階: 高頻度で E を用いるスタイル
- 上半傾斜音階: ABCDE の音を主に使うスタイル
- 非ダイアトニック音階: ダイアトニック音階から外れた音を比較的によく用いるスタイル
- 偏重音階: CDEG の音を主に使うスタイル

クラスターの相対頻度の変化により、データ分布の全体的な変化が捉えられる (図 1B). 1960 年ごろまでは、陰音階およびメジャー五音音階が頻繁に使われたが、その後は徐々に使われなくなっている. 60 年代から 70 年代には、マイナー六音音階が最も使われたが、これもその後は徐々に使われなくなっている. マイナー音階は 80 年代から 90 年代に相対頻度が最大となっているが、分析の期間を通して使われ続けている. その他の音階は 70 年代以降に頻度が増加している. 中でも偏重音階は 1980 年代以降に頻度が顕著に増加しており、分析データの中では最も新しいスタイルと言える. 一方で、2000 年以降は、新たなクラスターの出現などの大きな変化は観察されなかった.

以上の結果は、既存研究 [8] の分析結果と合致しており、データ量が増えたことにより、より詳細な構造が分かったと言える. 以下の分析のため、クラスタリングに用いた混合確率分布モデルの事後確率を最大化することで、各作品が属するクラスターを決定した.

3.3 進化モデルパラメーターの全体的変化

2章の方法でギブスサンプリングにより求めた親近性

パラメーター	平均	標準偏差	最小値	最大値
革新度 ν_a	0.080	0.067	0.0024	0.604
参照時間間隔 Δt_a (年)	9.81	8.94	1	64
被参照量 d_a^{in}	0.88	2.92	0	119

表 1 進化パラメーターの統計.

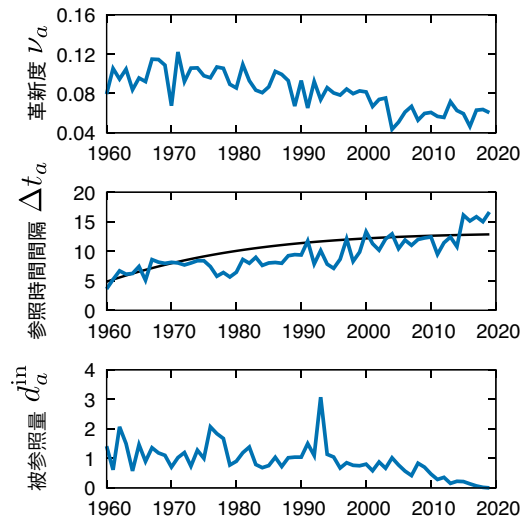


図 2 年代ごとの進化パラメーターの平均値の変化. 参照時間間隔のパネルでは、指数分布に従うモデルから理論的に得られる曲線をプロットしている.

バイアスの時定数 τ の推定値は、 $\tau = 12.66 \pm 0.37$ 年であった. また、サンプル平均により各作品の革新度 ν_a を推定し、各作品 a に対する参照先の作品 a' をサンプル集合内での最頻のものとして推定する. これをもとに、各作品の被参照量 d_a^{in} および参照時間間隔 $\Delta t_a = t_a - t_{a'}$ を計算した. これらの推定値の統計を表 1 に示す. 表の値から、いずれのパラメーターも変動係数 (標準偏差を平均で割った比率) が 1 程度以上と大きく、分布が大きく広がっていることが分かる. なお、参照時間間隔の平均が τ よりも小さいのは、データの時刻情報には下限値があることが理由である. 被参照量の平均が 1 よりも小さいのは、リリース年が 1960 年よりも前のデータを参照する分がこの被参照量には含まれないからである.

次に、各パラメーターの年代ごとの平均の変化を図 2 に

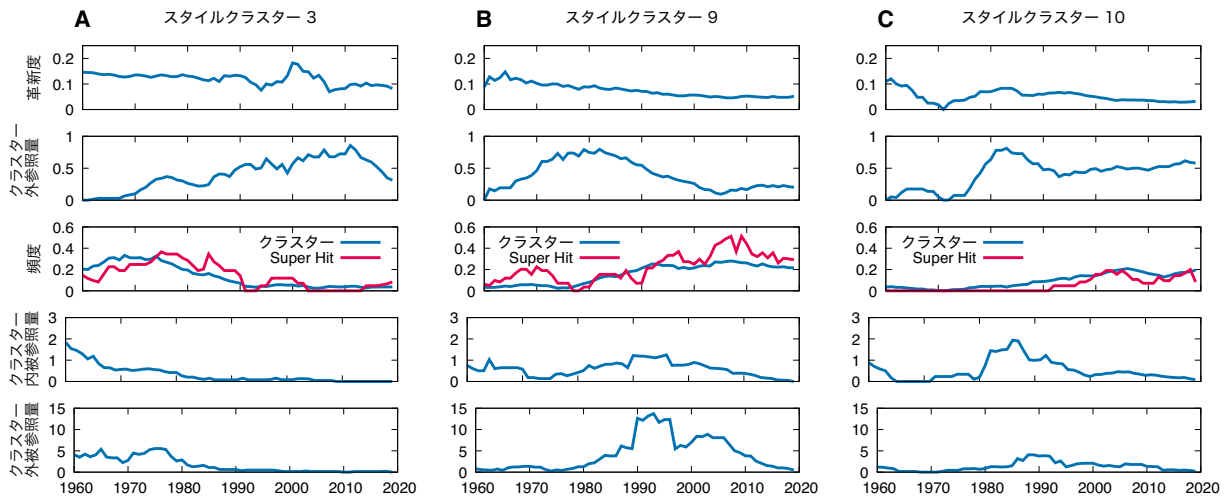


図 3 スタイルクラスターごとの進化過程. 各曲線は半幅 2 年の移動平均でスムージングした.

示す. この図から, 平均的な革新度は 1960 年代と 2010 年代にかけて, 約半分に減少していることが分かる. 参照時間間隔は全体的に増加トレンドが見られるが, これはデータの時刻情報の下限が約 1950 年であるために, 早い時期では長い参照時間間隔が原理的に取れないことが原因と考えられる. 実際に, 式 (2) の指数関数的減衰を持つ親近性バイアスで選択が行われるモデルにおいて, 時刻の下限値 t_0 が存在する場合は, 時刻 t に生成される作品の平均参照時間間隔 $\langle \Delta t \rangle$ は時刻 t の関数となり, 以下で表されることが計算により示される.

$$\langle \Delta t \rangle = \frac{\tau + \frac{1}{2} - (\tau + \frac{1}{2} + t - t_0)e^{-(t-t_0)/\tau}}{1 - e^{-(t-t_0)/\tau}}$$

図 2 では, この理論曲線が全体的なトレンドを説明できていることが確認できる. そこで, この理論曲線からの差分に注目すると, 1970 年代から 1990 年代までにかけて, 参照時間間隔が短くなる年代が多いこと, そして, 2010 年代後半では, 参照時間間隔が長くなる傾向がある. 前者は, 多くのスタイルクラスターが出現した時期と一致しており, 新しいスタイルを取り込むために, 最新の曲を多く参照した可能性が考えられる.

被参照量の時間変化では, 全体的な動きとして 2000 年ごろから平均値の減少が見られる. これは, データの時刻情報の上限値が 2019 年であるため, 今後参照される回数が含まれていないことが原因と考えられる. 2000 年までのデータでは, いくつかの年代で平均被参照量が著しく増加する事象が見られるものの, トレンドは見られない. これは限られた年代の作品がとりわけ大きな被参照量を持った可能性を示している.

3.4 各クラスターにおける変化過程

各クラスターに属する作品について, その革新度などのパラメーターがどう変化したかを調べた結果を図 3 に示す. クラスター頻度のパネルでは, 売上ランクが上位 3 位まで

の作品 (Super Hit) に関するクラスターの相対頻度を重ねて表示している. 一例として, スタイルクラスター 9 (図 3B) は, 1970 年代に立ち上がっており, その時期にはクラスター外参照量が大きく, 革新度も比較的大きい. これは立ち上がりの時期には, 他のクラスターの作品のスタイルを変化させることで, 多くの新たな作品が作られたことを示しており, 創始者の形成よりも独立変異型形成をサポートするものである. また, 立ち上がり後には, 徐々にクラスター外参照量が小さくなる一方で, クラスター内被参照量が大きくなっており, クラスターが自律的に発展する過程に移行したと理解できる. 注目すべきは, この段階でクラスター外被参照量も増加しており, 他のクラスターに与えた影響も大きくなっていることである. クラスター頻度がピークに達する辺りで, クラスター内被参照量とクラスター外被参照量, 革新度は全て減少している. このクラスターの Super Hit の頻度は, 立ち上がり前の 1970 年前後に小さなピークがあり, 2000 年代に最大のピークがある. 後者のピークは, クラスター頻度や被参照量のピークよりも遅い時間に起きており, 革新度が下げ止まってから Super Hit が最も生まれている.

同様のクラスターの立ち上がりの時期におけるクラスター外参照量の増加は, クラスター 10 においても観察された (図 3C). このクラスターでは, 同じ時期にクラスター内被参照量とクラスター外被参照量も増加しており, いずれも頻度のピークより早く減少に転じている. また, 同じく発生期に革新度も増加しており, ほぼ同じ時期に減少に転じている.

もう一例として, スタイルクラスター 3 (図 3A) は, 1960 年以前に立ち上がっており (図 1), 1960 年代はクラスター外参照量が非常に小さい. 一方で, クラスター内被参照量は 1960 年以降減少しており, クラスター外被参照量は 1970 年代後半にピークを持ち, それ以降は減少している. 革新度は小さく減少しているものの, 比較的高い値に留

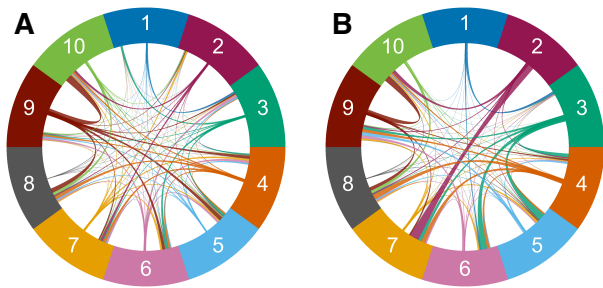


図 4 スタイルクラスター間での参照関係の推定結果. (A) 全時期のデータを用いた結果. (B) 各クラスターの最初の顕著なピークまでの時期のデータを用いた結果. あるクラスターから別のクラスターへの参照量の相対値を参照元の色で表している. 例えば, B ではクラスター 7 は 2 を多く参照している.

まっている. このクラスターの頻度は 1970 年代以降に減少しているが, この間にクラスター外参照量が増加しており, 他のクラスターの曲を参照して曲が作られている. このクラスターにおいても, Super Hit の頻度の増加やピークは, クラスター頻度の後に遅れて起こっている.

以上の分析例では, クラスター頻度の増加のピークより早い時点で, クラスター内被参照量や革新度が減少に転ずることや, Super Hit の頻度の増加やピークがクラスター頻度のそれらよりも遅れて起こることが多いことなどが, 共通の性質として見出された. これはスタイルクラスターの進化過程に規則性があることを示唆している. 一方で, 他のクラスターでは, このパターンの変化が必ずしも明瞭には観察されておらず, クラスターごとに異なる進化過程が現れる可能性も同時に示された.

3.5 クラスター間の参照関係

推定された作品単位の参照関係からクラスター間での参照量が求まる. クラスター間の参照関係を調べるため, この参照量を参照先について足すと 1 になるように正規化した相対参照量を求めた結果を図 4 に示す. クラスター内参照量は一般的に大きいため, 図ではそれ以外の参照量を図示してある. 全ての期間のデータから求めた図 4A では, クラスターの立ち上がり時期の順序に関わらず, 多くのクラスターが互いに参照し合っていることが分かる. 一方で, 各クラスターの形成に影響を与えたクラスターを調べるには, クラスターが成長する時期にかけてのデータの参照量に注目する方が適切であると考えられる. そこで, クラスター頻度の最初の顕著なピーク時刻までのデータから計算した結果である図 4B を見ると, 因果関係をより明確に示す参照関係が現れていることが確認できる.

マイナー系の音階では, 陰音階 (1) はマイナー六音音階 (3) に対してのみ主要な祖先となっており, マイナー六音音階は, マイナー音階 (4), E 強調音階 (5), 上半傾斜音階 (6) の主要な祖先となっている (括弧内の数字は図 1 内のクラスター番号を表す). メジャー系の音階では, メジャー五

音音階 (2) はマイナー五音音階 (7) の主要な祖先になっている一方で, メジャー音階 (9) には大きな影響を与えていない. メジャー音階 (9) は, マイナー六音音階 (3), マイナー音階 (4), E 強調音階 (5), 上半傾斜音階 (6) などから主に影響を受けており, 日本のポピュラー音楽におけるメジャー音階の導入には, マイナー系音階が祖先として重要な役割を果たした可能性が示された. また, データ内では最も新しいスタイルと言える偏重音階 (10) は, メジャー音階 (9) を主要な祖先としながら, メジャー五音音階 (2) やマイナー音階 (4) からも影響を受けていることが分かった.

3.6 作品レベルの革新度と被参照量の分析

推定された革新度および被参照量が最も高かった曲のリストを表 2 に示す. 革新度が高い曲には, 洋楽やアニソンなど, 時代ごとに新規性が実際に高い曲がリストに含まれている. これらの曲の被参照量と売上ランクは特別に高くはないことも分かる.

一方で, 被参照量が高い曲は上位 2 位がどちらもメドレー曲であることが分かる. メドレー曲は多様なスタイルの平均的なスタイルを持つことから, 特徴量が多く曲と類似すると考えられるが, 実際にこうした曲が最も被参照量が高いことを示す情報源は得られなかった. その他の曲も特に著名な曲にはなっておらず, このモデルによる推定によって, 被参照量が高い曲を正確に検出できる可能性は必ずしも示されなかった. また, これらの曲の売上ランクは特に高くはなっておらず, 革新度は平均値 0.080 よりも低い曲の方が多かった.

分析した曲 ($n = 2934$) の革新度と被参照量, 売上ランクの間の相関を調べた. その結果, 革新度と被参照量の相関は $\rho = -0.016$ ($p = 1.0$), 被参照量と売上ランクの相関は $\rho = -0.004$ ($p = 1.0$), 革新度と売上ランクの相関は $\rho = 0.021$ ($p = 0.24$) であり, いずれも有意な相関は見られなかった. この傾向は, データを各クラスターの頻度のピーク時刻以前のものに限定した場合も変わらなかった. 革新度や被参照量が売上ランクと強くは相関しないことは, 3.4 節で論じた様に, これらのパラメーターは, Super Hit の頻度が上がる時期には減少する傾向があることから期待される. 従って, 今回の結果からは, 作品の被参照量をその革新度や売上ランクの値から予測することは難しいことが示された.

4. 結論と議論

本研究の手法により, 日本のポピュラー音楽のメロディーの作曲スタイルの変遷における, スタイルクラスター間の参照関係を推定することができた. その結果では, マイナー系音階では五音音階から六音音階を経て, 七音音階に変遷する過程が観察できた. 一方で, メジャー系音階では五音音階から七音音階に移行する過程で, 前者が直接およ

順位	曲名	革新度 ν_a	被参照量 d_a^n	売上ランク	リリース年
1	ビートルズ: カム・トゥゲザー	0.604	1	49	1969
2	放課後ティータイム: GO! GO! MANIAC	0.508	2	39	2010
3	globe: Wanderin' Destiny	0.492	0	30	1997
4	エマニエル: シティ・コネクション	0.480	0	40	1981
5	CHEMISTRY: You Got Me	0.461	0	45	2003
6	嵐: We can make it!	0.418	0	27	2007
7	ミニモニ。: ミニモニ。ひなまつり!	0.394	0	39	2002
8	ザ・ピーナッツ: 悲しき16才	0.390	0	17	1960
9	DEEN: 永遠をあずけてくれ	0.369	0	39	1993
10	アンディ・ウイリアムス: ゴッドファーザー愛のテーマ	0.355	0	20	1972

順位	曲名	革新度 ν_a	被参照量 d_a^n	売上ランク	リリース年
1	Z 団: 江ノ島	0.080	119	21	1993
2	嘉門達夫: 替え唄メドレー	0.101	27	33	1991
3	BUMP OF CHICKEN: オンリー・ロンリー・グローリー	0.036	23	50	2004
4	ECHOES: ZOO	0.062	21	41	1989
5	森山加代子: 五匹のこぶたとチャールストン	0.268	19	26	1962
6	マイナー・チューニング・バンド: ソウルこれっきりですか	0.101	19	28	1976
7	キャンディーズ: 微笑がえし	0.023	18	5	1978
8	伊東ゆかり: 小指の想い出	0.064	15	9	1967
9	大黒摩季: DA・KA・RA	0.074	15	20	1992
10	郷ひろみ・樹木希林: 林檎殺人事件	0.018	14	42	1978

表 2 推定された革新度（上半分）および被参照量（下半分）が最も高かった曲のリスト。

び間接的に影響を与えた痕跡は小さく、メジャーの七音音階はマイナー系音階を介して出現した可能性が示された。メジャー系音階とマイナー系音階の変遷過程のこの定性的な違いは、戦後の日本のポピュラー音楽の発展が、単純に西洋化のスタイルを取り入れた過程とは異なることも示唆している。同様の仮説は音楽学でも議論されている [9]。

またスタイルクラスターの進化過程の分析結果からは、独立変異型形成がサポートされ、以下の5つのフェーズからなる進化シナリオの仮説を導くことができる。

- 開拓期：新規スタイルで少数の作品が生成される。
- 成長期：クラスター外参照量が増え、作品数も増加。革新度は大きいことがある。
- 安定期：クラスター内参照量が増え、自立的に作品が作られる。革新度が徐々に低下。
- 飽和期：確率過程の定常状態で、革新度は下げ止まる。
- 衰退期：他のスタイルの流行により、作品数が減少。

今後は他の音楽要素の分析および理論解析により、この仮説の検証を進める予定である。

謝辞 有益な議論をして頂いた持橋大地氏と増田聡氏に感謝する。本研究は、日本学術振興会科研費 21K12187, 21K02846, 22H03661 および JST 創発的研究支援事業 JP-MJPR226X からの支援を受けて行われた。

参考文献

[1] Mauch, M., MacCallum, R. M., Levy, M. and Leroi, A. M.: The evolution of popular music: USA 1960–2010,

Royal Society Open Science, Vol. 2, No. 150081, pp. 1–10 (2015).

[2] Interiano, M. et al.: Musical trends and predictability of success in contemporary songs in and out of the top charts, *Royal Society Open Science*, Vol. 5, No. 171274, pp. 1–16 (2018).

[3] Nakamura, E. and Kaneko, K.: Statistical evolutionary laws in music styles, *Scientific Reports*, Vol. 9, No. 15993, pp. 1–11 (2019).

[4] Youngblood, M.: Conformity bias in the cultural transmission of music sampling traditions, *Royal Society Open Science*, Vol. 6, No. 191149, pp. 1–8 (2019).

[5] Moss, F. C., Neuwirth, M. and Rohrmeier, M.: The line of fifths and the co-evolution of tonal pitch-classes, *Journal of Mathematics and Music* (2022).

[6] Nakamura, E.: Computational analysis of selection and mutation probabilities in the evolution of chord progressions, *Proc. International Symposium on Computer Music Multidisciplinary Research (CMMR)*, pp. 462–473 (2023).

[7] Singh, R. and Nakamura, E.: Dynamic cluster structure and predictive modelling of music creation style distributions, *Royal Society Open Science*, Vol. 9, No. 220516, pp. 1–18 (2022).

[8] 中村栄太, Singh, R.: 作曲スタイル分布の動的クラスター構造の分析と予測, 第 135 回情報処理学会音楽情報科学研究報告, Vol. 2022-MUS-135, No. 11, pp. 1–8 (2022).

[9] 佐藤良明: ニッポンのうたはどう変わったか, 平凡社 (2019).

[10] 松井求: 分子系統解析の最前線, *JSBi Bioinformatics Review*, Vol. 2, No. 1, pp. 30–57 (2021).

[11] Cavalli-Sforza, L. L. and Feldman, M. W.: *Cultural Transmission and Evolution*, Princeton University Press (1981).