

絵画芸術における色彩スタイルの文化進化モデルに基づく 創作者の影響度推定

Estimation of Creator Influences Based on Cultural Evolution Models of Color Styles in Painting Arts

中村 栄太[†] 齋藤 康之[‡]

Eita NAKAMURA[†] and Yasuyuki SAITO[‡]

[†] 京都大学 [†] Kyoto University

[‡] 木更津工業高等専門学校 [‡] National Institute of Technology, Kisarazu College

E-mail: [†] eita.nakamura@i.kyoto-u.ac.jp, [‡] saito@j.kisarazu.ac.jp

1. はじめに

近年、絵画データの進化解析に関する研究が盛んになっている。従来研究では、物理系の解析で使用される特徴量[1]や深層学習により抽出された特徴量[2,3]の分析により、時代ごとのトレンドの存在が示された。また、色のコントラストの分析から、特に15世紀から16世紀と19世紀後半に、絵画の平均的特徴に大きな変化があったことが示され、これらは各々、油絵具の普及と絵画スタイルの個人性の増加に関連付けられた[4]。

こうした研究が絵画スタイルの時間変化と社会的要因との関係を明らかにしている一方で、文化進化の微視的な過程、即ち創作者間での知識の伝達や新たな知識の創出が芸術進化に及ぼす影響については、まだ十分に理解されていない。一般的に、知識の伝達と変形・創出を繰り返すによる進化過程は、文化進化の巨視的な性質や規則性を生じる要因となり[5]、新しい創作スタイルを生むための重要な過程でもある。人間のこの創造的知能を理解できれば、既存データの再現を目指す現在の自動絵画生成システムよりもはるかに多様なスタイルの絵画が生成できる技術の実現にもつながると期待される。

本研究では、作者が通常、複数の創作スタイルの作品を制作するという事実に注目し、分布として表される創作スタイルの文化的伝達と絵画の進化について調べる。まず、油絵の色彩スタイルをクラスター分析し、クラスター頻度に同期的な変化を見出す。この同時性には各作者の色彩スタイル分布が持つ性質が強く関係していることが示されている[6]。次に、作者が自身の色彩スタイル分布を選択する過程を理解するために、この分布が作者間で伝達される過程を含む文化進化モデルを構築する。これにより、理論モデルに基づく創作知識の伝達過程の分析、具体的には、作者の影響度

などをデータから推定することが可能になる。そして、推定された影響度の高い作者のリストと美術史文献に登場する作者のリストの一致度を測定することで、本モデルによる画像データから作者の影響度の推定手法の有効性を検証する。

2. 色彩スタイルのクラスター分析

本研究では、公開ウェブサイト WikiArt.org から取得した主に西洋絵画の画像データを使用する。分析に用いるのは、油絵 32,401 点の画像であり、作品の制作年は 1270 年から 2022 年までの範囲に分布し、作者の総数は 1128 であった。図 1 に示す手順で各画像から色彩統計量を抽出した。代表色は、円錐形の HSV 色空間内で等間隔に配置された 40 個の点集合とした。各作品における代表色の相対頻度を計算し、以下の分析には、作者と制作年、色彩統計量を用いる。

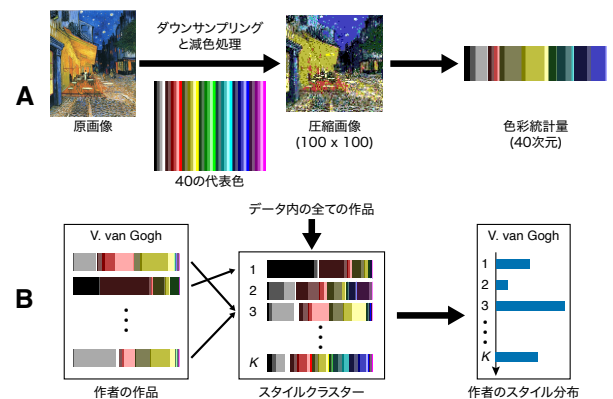


図 1 データ分析の流れ。A: 色彩統計量の抽出処理。B: 色彩スタイルクラスターと作者のスタイル分布。

創作スタイルの進化を定量的に調べるため、色彩統計量の分布の時間変化を分析する。高次元の統計量を扱うため、まず統計量の空間でクラスタリングを適用

して、データ点が密集したいくつかの領域を特定する（これらを色彩スタイルクラスターと呼ぶ）。このクラスタリングは時間情報を用いずに行い、各作品を最も近いクラスターに割当て、以降の分析に用いる。

1450年以降を分析の時間範囲として、分布を近似するために20個のクラスターを使用した。図2より、色彩スタイルクラスターの相対頻度の変化において、特記すべきいくつかの特徴が読み取れる。まず、各時代で複数のクラスターが活発化しており、活発なクラスターは時間の経過とともに徐々に変化する、共時的かつ過渡的なクラスター構造[7,8]が観察できる。常に複数の活発なクラスターが存在することは、複数の芸術スタイルやジャンルが共存していることを表す。また、出現と衰退の時期が同期しているクラスターがいくつか確認できる。例えば、クラスター1と3、およびクラスター17と18は、各々、同期的な頻度の上昇を示している。これらの結果は、色彩スタイルの進化における巨視的な規則性の存在を示していると考えられる。

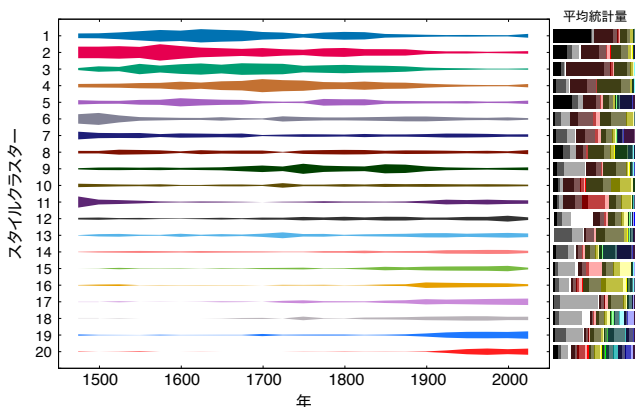


図2 色彩スタイルクラスターの平均統計量と時代ごとの相対頻度。

スタイルクラスターの頻度変化に見られる同期性を理解するため、文献[6]では、この同期性と、各作者の作品におけるクラスターの相対頻度（これを作者の色彩スタイル分布と呼ぶ）との関係が分析された。もし、各時代における作者のスタイル分布に偏り（特定のいくつかのクラスターに分布が局在していること）と共有性（同時代の作者間で似たスタイル分布が共有されること）があるとすると、異なるスタイルクラスター間の頻度変化には相関が生まれると考えられる。文献[6]では、この仮説が実際にデータから支持されることが示された。つまり、作者のスタイル分布には偏りと共有性が見られ、個々の作者のこれらの性質が、クラスター頻度の同期性という、色彩スタイルの進化における全体的な規則性が生じる大きな要因の一つになっていることが示された。

3. 色彩スタイル分布の文化進化モデル

前章で説明した、作者の色彩スタイル分布の偏りと共有性が生じる原因として、作者間での創作知識の文化伝達の影響が考えられる。絵画芸術に関する複雑な知識は通常、他の作者やその作品から学習されるため、色彩スタイル分布がこの学習過程で伝達されるという可能性が考えられる。また、後世における影響度の高い作者のスタイル分布がより多くの作者により学習されることで、共有性が生じると期待される。

以下では、具体的な文化伝達の過程を組み入れた文化進化の数学モデルを構築する。以下で考える、影響者主導型伝達モデルでは、各作者は主に、師匠のような特定の先行の作者（影響者）を1人選び、そのスタイル分布を学習すると仮定する。選択確率では、近親性バイアス（より最近に活躍した作者を影響者として選択する確率が高くなる傾向）と、影響者の（固有の）影響度（適応度とも呼ばれる）の効果を組み入れたモデルを考える。近親性バイアスでは、忘却率の大きさを表す時定数を導入する。また、各作者に対して影響度パラメータを導入する。

影響者が選択されると、伝達されるスタイル分布は、影響者のスタイル分布とその時代の平均的なスタイル分布、ランダム変異を表す項の和により表される。ここで、その時代の平均スタイル分布の項の重みを表す斜行伝達係数を導入する。また、ランダム変異の効果は一様分布により表し、その重みを表す定数は十分に小さい値に固定して考える。このモデルのスタイル分布の学習と伝達過程では、将来の情報が使われないという因果的制約が守られている。

創作知識の実際の伝達過程を観測することは難しいが、上記で述べたモデルのパラメータは創作物データから統計推論により推定できる。具体的には、最尤推定に基づくEMアルゴリズムの考え方に基づいて、影響度、時定数、斜行伝達係数の全て、あるいはその一部を推定するアルゴリズムが導出できる。

4. 作者の影響度推定

前章に示した文化進化モデルの妥当性を評価するため、最尤推定により得られたモデルの予測性能を尤度基準により評価した。比較として、各作者が時代ごとの平均スタイル分布に従って作品を生成するランダムモデルでの尤度も評価した。その結果、ランダムモデルの対数尤度(-2.95)と比較して、進化モデルによる対数尤度(-2.75)は大きな値を示し、文化伝達のモデルがデータの予測に大きく寄与することが分かった。

進化モデルにより推定される各作者の影響度は、直接観測可能な量ではないため、以下の方法で間接的な評価を行った。この評価は、もし進化モデルが現実の

作者の影響度を推定できるとすると、高い推定影響度を持つ作者のリストは、美術史で頻繁に取り上げられる著名な作者のリストと良く一致するはずであるという仮定に基づく方法である。具体的には、まず、進化モデルにより推定された影響度の高い順からソートした作者のリストを作成した。次に、美術史で頻繁に取り上げられる作者のリストを得るため、美術史の古典的文献である Gombrich の著書[9]に登場する 101 名の作者からなるリスト (Gombrich の作者リストと呼ぶ) を抽出した。

これらのリストの一致度を計算するため、二項分類の評価尺度として一般的である F 値を用いる。モデルの推定結果のリストの先頭から、あるサイズ M のリストを切り出し、F 値を計算した。様々な M に対して、F 値が高い値を示す時、モデルによる作者の影響度の推定精度は高いと見なせる。なお、ランダムに並べ替えた作者のリストに対しても同様の計算を行うことで、チャンスレートによるベースライン比較が可能である。

最尤推定により得られた進化モデルに対する評価結果を図 3 に示す。進化モデルによる F 値曲線が、チャンスレートよりも大幅に高い値を示していることから、モデルによる作者の影響度推定の有効性が確認できる。また、より短い時定数とより小さい斜行伝達係数を用いて推定した影響度を用いた場合、F 値曲線はさらに高い値を示すことが分かった (図 3)。

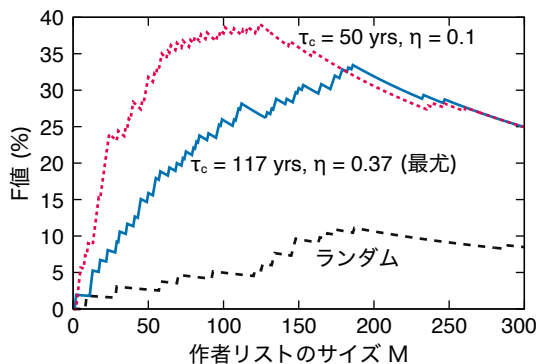


図 3 推定影響度の高い作者のリストと Gombrich の作者リストの一致度。文化進化モデルの時定数 τ_c と斜行伝達 η の値について 2 種類の結果を示す。

後者のモデルによる推定影響度が最も高かった 25 人の作者のリストを確認すると、van Eyck, Titian, Lorrain, Renoir, Picasso などの様々な時代に活躍した作者が含まれており、その中には de Vlioger や Lichtenstein などの著名かつデータセット内の作品数が比較的少ない作者も含まれていることが分かった。これは、モデルがデータ内の作品数による単純な推定ではなく、色彩スタイルの特徴に基づいて影響度を推定していることを示していると考えられる。

5. むすび

本研究では、統計的機械学習と進化モデルの手法を用いて、絵画芸術における色彩スタイルの文化伝達と進化を分析した。このモデルがランダムモデルよりも歴史的データを良く説明できることを示した。また、本モデルを用いた教師なし学習により、画像データのみから作者の影響度を推定でき、絵画芸術の歴史における重要な人物を自動的に発見することも示した。これらの結果は、絵画文化において、平均的な色の組み合わせだけでなく、様々な色の組み合わせの分布 (色彩スタイル分布) も作者間で伝達されており、作者の色彩スタイル分布はそれから作者の影響度がある程度推定可能な情報を有する、創作知識の特質を表していることを示している。

ただし、現行のモデルは現実の進化の過程を単純化したモデルであることには注意も必要である。4 章で示された、尤度を最大化するパラメーターと美術史文献における著名な作者の推定精度を最大化するパラメーターとの不一致は、現行のモデルの不完全性を示している可能性がある。一方で、人よりも大量のデータを処理できる現行のモデルは、人では見つけることが容易ではない様な客観的に正しい事実を見つけられる可能性も有している。また、芸術分野では、自己報告や歴史家による説明はあっても、これから完全な知識伝達経路の情報が得ることは難しいため、データ駆動型の方法で得られる相補的なデータが有用であると考えられる [10]。

最後に、確率的データ生成過程と文化進化過程を統合したモデルに基づく本研究の枠組みは、幅広いデータ領域に適用可能である。本研究で扱った色彩スタイルの他にも、絵画データの重要なスタイル特徴量として、空間構成、ストロークのパターン、描かれた対象などがある。これらの様々な特徴の分析には、深層学習を適用でき [2,3]、データ生成過程のモデルを変更することで、より一般の特徴量に対して同様の分析が実行できる。さらに、本研究では絵画を対象としたが、応用できる他の文化領域として、音楽や文学などがあり、一般に、複雑な知識の文化伝達が創造的な知能を理解するために重要な領域への適用が考えられる。

謝 辞

有益な議論をして頂いた伊藤貴之氏、持橋大地氏、金子仁美氏、中村元風氏に感謝する。本研究は JSPS 科研費課題 21K12187, 21K02846, 22H03661, および JST 創発的研究支援事業 JPMJPR226X からの支援を受けて行われた。

文 献

- [1] H. Y. D. Sigaki, M. Perc, and H. V. Ribeiro, History of art paintings through the lens of entropy and complexity, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, vol.115, no.37, pp.E8585–E8594, 2018.
- [2] A. Elgammal et al., The shape of art history in the eyes of the machine, in *Proc. AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol.32, pp.2183–2191, 2018.
- [3] E. Cetinic, T. Lipic, and S. Grgic, Learning the principles of art history with convolutional neural networks, *Pattern Recognition Letters*, vol.129, pp.56–62, 2020.
- [4] B. Lee et al., Heterogeneity in chromatic distance in images and characterization of massive painting data set, *PLOS One*, vol.13(9), no.e0204430, 2018.
- [5] L. L. Cavalli-Sforza and M. W. Feldman, *Cultural Transmission and Evolution*, Princeton University Press, 1981.
- [6] E. Nakamura and Y. Saito, Evolutionary analysis and cultural transmission models of color style distributions in painting arts, in preparation.
- [7] M. Mauch et al., The evolution of popular music: USA 1960–2010, *Royal Society Open Science*, vol.2, no.150081, 2015.
- [8] R. Singh and E. Nakamura, Dynamic cluster structure and predictive modelling of music creation style distributions, *Royal Society Open Science*, vol.9, no.220516, 2022.
- [9] E. H. Gombrich, *The Story of Art* (16th ed.), Phaidon Press, 1995.
- [10] D. Park, J. Nam, and J. Park, Novelty and influence of creative works, and quantifying patterns of advances based on probabilistic references networks, *EPJ Data Science*, vol.9, no.2, pp.1–15, 2020.