

色彩スタイルにもとづく創作者の影響度の可視化

小田 稜子[○] (お茶の水女子大学), 中村 栄太(九州大学), 伊藤 貴之(お茶の水女子大学)

Visualizing the influence of the painters based on color style

Ryoko ODA, Eita NAKAMURA and Takayuki ITOH

ABSTRACT

Although research from a macroscopic perspective, such as the evolution of painting styles over time, has been actively reported in recent years, analysis from a microscopic perspective, such as knowledge transfer between painters and the creation of new knowledge, is still a matter of debate. In this study, we propose an interface that forms a network reflecting the degree of influence between painters based on color and visualizes it. This visualization enables us to observe the process of evolution of paintings from color in each painter's unit.

Keywords: Visualization, Western Paintings, Color Analysis, Painting Style Evolution

1. 序 論

絵画芸術をはじめとする創作文化は、その創作に関する知識が伝達、変形、創出を繰り返すことによって絶えず進化している。このような進化の過程について理解することで、より多様なスタイルの芸術を生み出せるだけでなく、過去の芸術について新しい観点を提供することが期待される¹⁾。創作文化の進化は一般的に、社会背景や時代の変遷に影響を受ける環境要因と、知識の伝達、変形、選択の過程に影響を受ける動力的要因によって形成されると考えられている。

大規模なデータの活用や深層学習の発展により、西洋美術を中心とした絵画データの進化分析が近年活発に発表されている。これらの研究は、画風の時間変化と社会的な環境要因との関係を明らかにする上で、重要な役割を果たしている。しかし、文化の伝達による動力的要因が画風の進化に及ぼす影響については、いまだ議論の余地がある。特に、個々の画家間の影響関係がどのように画風の進化に寄与するのか、さらなる調査が求められる。

本研究では、画家単位での絵画の進化の過程を捉えることを目的とし、色彩特徴量にもとづく画家間の影響関係を表すネットワークを可視化および分析するための独自のツールを開発する。色彩特徴量にもとづいた画家ネットワークの形成には中村ら¹¹⁾による色彩ネットワークの手法を、ネットワークの可視化には伊藤ら¹²⁾による可視化手法をもちいる。

2. 関連研究

本章では関連研究として、芸術作品の進化分析に関する研究と、絵画分析のための可視化システムに関する研究をあげる。

2.1 芸術作品の進化分析

画像の統計的特徴量にもとづいた進化分析の例として、Sigaki ら²⁾は物理系の解析で使用されるエントロピー・複雑性の特徴量を適用して絵画の進化を分析した。その結果、エントロピーと複雑性を軸にとった C-H 空間が、Wölfflin の様式論³⁾や Riegl の美術論⁴⁾にある程度沿った変化を示すことがわかった。また、Lee ら⁵⁾は色彩にもとづいた統計量を独自に定義して絵画を分析した結果として、近代の画風の増加について建設的な意見を述べている。ただし、色彩のみに焦点を当てた分析では、ピカソなどの同一人物の画風が変化する場合に対応できない可能性も指摘している。

深層学習をもちいた絵画の進化分析の例として、Elgammal ら⁶⁾は、7.7 万枚に及ぶ絵画のデータを CNN で転移学習し、大規模な様式分類を試みた。この研究によって、CNN が学習した絵画の特徴量は Wölfflin による様式論と相関があることがわかった。対して Cetinic ら⁷⁾は、はじめから Wölfflin による様式論の観点に注目させる目的で CNN モデルを構築し、その有用性を示した。

また、Perc ら⁸⁾がまとめている通り、絵画だけでなく料理、音楽、文学といった他の芸術分野においても同様に、特徴量による進化分析の研究が報告されている。

これらの進化分析はコンピュータによる芸術作品の分析が美術史的な概念を反映できることを示したが、いずれも画風進化の環境要因的な側面に注目しており、画家個人の影響については議論されていない。

2.2 絵画分析のための可視化システム

Chen ら⁹⁾は ColorNetVis を提案した。ColorNetVis は、中国の古い絵画の色彩に特化した分析ツールである。このシステムでは色彩感の関連や重要度をネットワークで可視化し、他の色彩的分析事項と併せて概観させる。Zhang ら¹⁰⁾は ScrollTimes を提案した。ScrollTimes は中国の古い文献をまとめて参照できるツールである。こ

のシステムでは絵画作品に限らず、多様な文献に関連度に応じて表示させ、一度に眺めることができる。

これらのツールは絵画の進化分析に特化したものではないが、複数の情報を一括で表示させるインタラクティブな分析システムとして有用である。

3. 色彩にもとづくネットワークの形成

本研究では、画家ネットワークの形成に中村らの手法¹¹⁾による色彩ネットワークと、伊藤ら¹²⁾による可視化手法をもちいる。

3.1 絵画データベースの構築

本研究では、画像データの収集に、美術作品を網羅的にまとめた公開ウェブサイトである WikiArt.org を利用した。対象となるデータは主に西洋絵画であり、油絵を表す「oil」の素材ラベルを持つ作品である。WikiArt.org の画像データには、作品の制作年、作者、素材などのメタデータが関連づけられている。筆者らがデータセットを作成した時点では、32401 点の作品が収録されており、これらの作品の制作年は 1270 年から 2022 年までの範囲にわたる。また、含まれる画家の総数は 1128 人あった。

3.2 画家の色彩スタイル分析

本研究では、中村らの手法¹¹⁾に従って色彩スタイルを分析する。具体的にはまず、データ分析の計算コストを削減するために、全ての画像をダウンサンプリングし、サイズを 100×100 ピクセルに変換する。次に、グレースケールにおいて等間隔の 4 色（輝度分布に対応）と、円錐形の HSV 色空間内で等間隔に配置された 36 色（色彩分布に対応）をもちいて計 40 色を代表色として選定し、これにもとづいて減色処理を施す。そして、各作品における代表色の相対頻度を計算する。さらにこれらの色彩統計量に加え、作者と制作年をメタ情報として各画像に付与した。図 1（上）に、以上各絵画から色彩統計量を抽出する手順の概要を示す。

続いて、各画家が有する色彩スタイルを多次元ベクトル

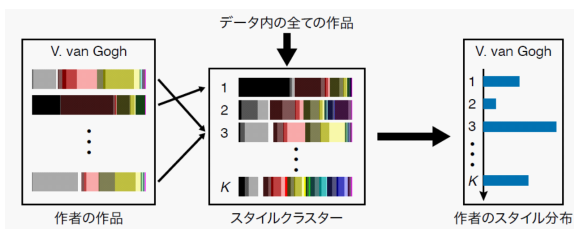


図 1. 画家の色彩スタイル表現¹⁰⁾。

(上) 各絵画の色彩統計量の算出。(下) K 次元ベクトルによる各画家の色彩スタイルの数値表現。

ルで表現する。この処理ではまず、各作品における代表色の相対頻度を 40 次元ベクトルとして表現し、このベクトルをもとに絵画集合をクラスタリングする。この処理により、K 個のスタイルクラスターが形成されるとする。続いて、画家ごとに各スタイルクラスターに属する作品の枚数を、その画家の各作品における代表色の相対頻度である色彩統計量と照らし合わせて集計する。この結果として得られる K 次元ベクトルの統計量を、各画家の色彩スタイルとみなす。本研究では $K=20$ とした。以上の処理の概要を図 1（下）に示す。

3.3 画家ネットワークの構築

絵画芸術に関する複雑な知識は、他の画家やその作品からも学習されることが多い。したがって、絵画芸術の進化には、時代背景や絵の具の進化といった社会的要因に加え、画家間における知識伝達が大きな役割を果たしていると考えられる。本研究では、中村らの手法¹¹⁾にもとづき画家の色彩スタイルが時代を経て他の画家へ伝搬することにより芸術が進化する、という仮定を置いた。この際に、各画家は主に師匠のような特定の 1 人の先行画家（影響者）から自らの創作スタイルを学習すると仮定して、「影響者主導型伝達モデル」を考える。これは中村らの研究¹³⁾によって示された、画家が特定のスタイルのコミュニティに属する多数の画家の作品から創作スタイルを学習すると仮定する「コミュニティ主導型伝達モデル」よりも、「影響者主導型伝達モデル」の方が、データをより良く説明できるという結果にもとづいている。

本研究では、画家 a' から画家 a に色彩スタイルが伝搬する際に、以下の 2 つの確率を想定する。

- $P_{sel}(a'|a)$: 画家 a が影響者として画家 a' を選択する確率
- $P(\pi_a|\pi_{a' \rightarrow a})$: 画家 a' のスタイルが画家 a に伝達する確率

この確率モデルに対して、3.2 節で示した手法にもとづき得られた画家のスタイル分布を使用し、EM アルゴリズムによる推論を適用する。以上により、画家 a' から他の画家 a への選択確率と伝達確率を算出する。そして、画家 a に対して選択確率と伝達確率の積 $P_{sel}(a'|a)P(\pi_a|\pi_{a' \rightarrow a})$ が最大になるような画家 a' を選出し、 a' と a をリンクで連結する。この処理を各画家に対して適用し、生成されたリンク集合から、画家間のネットワークを形成する。

3.4 画家ネットワークの可視化

3.3 節で構築した画家ネットワークの可視化には、伊藤らが開発したネットワーク可視化手法¹¹⁾を適用する。この手法は、リンクによって連結された隣接ノードの共有性にもとづいてノードをクラスタリングする前処理を含む点で特徴的である。例えば、ノード A とノード B がそれぞれノード C と連結されている場合、ノード A とノード B は直接的な連結がなくても同一のクラスターに属する

Art Evolution Viewer

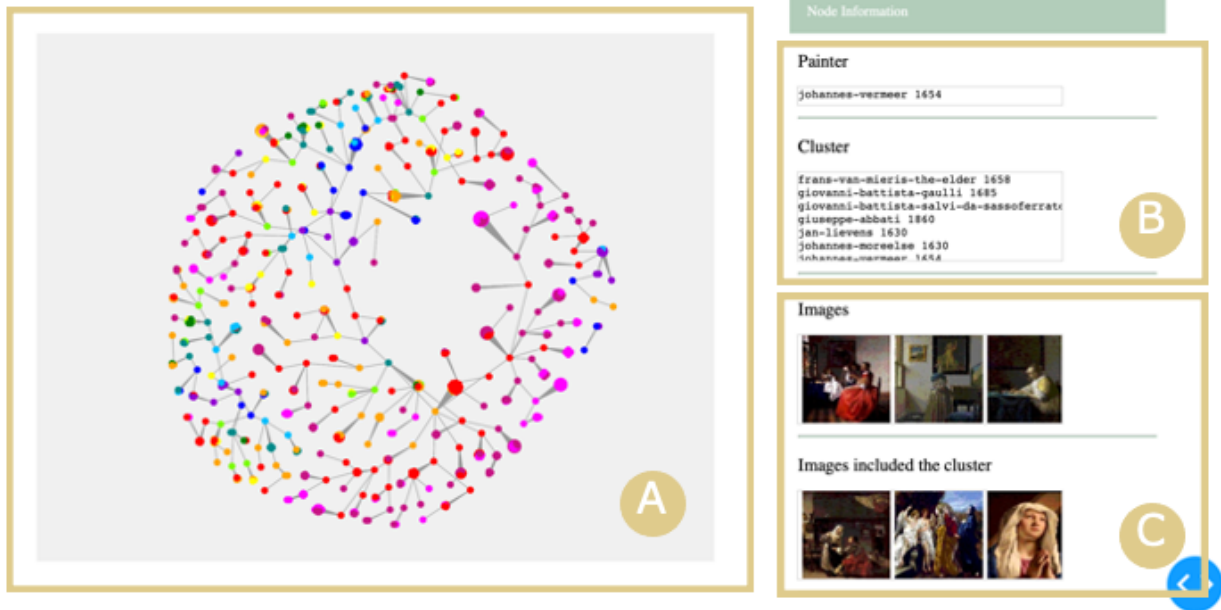


図 2. Art Evolution Viewer の外観

可能性が高くなる。この性質を利用したクラスタリング手法をもちいることで、ネットワーク内の影響力の強い画家とその画家から影響を受けた多くの他の画家との関係性をより直感的に可視化することが可能となる。

4. 可視化システムの提案

本章では画家ネットワークを可視化・分析するための可視化システムを提案する。本章で提案する Art Evolution Viewer は、Python のグラフ可視化ライブラリである Dash Cytoscape を用いて開発した、インタラクティブな操作が可能な絵画ネットワーク分析システムである。本システムの外観を図 2 に示す。

4.1 グラフ描画部

グラフ描画部 (図 2A) は、3.4 節で構築した画家ネットワークを連結情報や位置情報、クラスタの情報をもとに描画したものである。各ノードは 1 人の個別の画家を表し、ノード間のエッジは画家間の影響関係を示す重みのないエッジである。ノードの色分けには、WikiArt.org に収録された各画家の絵画作品の平均年を使用しており、50 年単位で 11 色に塗り分けている。この色分けにより、影響関係の時系列を把握しやすくなる。また、グラフ描画部においてはグラフに対するインタラクティブな操作が可能である。具体的には、平行移動や拡大縮小の機能が備わっている。

4.2 作者情報のアノテーション部

アノテーション部 (図 2B) では、グラフ描画部においてホバーされたノードの情報を表示する。上部 Painter 欄には、ホバーされたノードが表す画家の名前と、4.1 節で算出したその画家の絵画の平均年を表示する。下部 Cluster 欄には、ホバーされたノードが属するクラスタ全

体の画家名と、それらの画家の絵画の平均年を表示する。これらのアノテーションにより、色彩特徴量によって似ているとされる画家の集合がわかる。

4.3 絵画表示部

絵画表示部 (図 2C) では、グラフ描画部においてクリックされたノードに対応する絵画画像を表示する。上部 Images 欄では、クリックされたノードに対応する画家の作品を最大 3 枚表示する。下部 Images included the cluster 欄では、アノテーション部と同様にクリックされたノードが属するクラスタ全体の作品を、画家ごとに 1 作品ずつ表示する。これらの表示をアノテーション部と組み合わせることで、画家の色彩スタイルの類似性や影響関係を、視覚的かつ直感的に判断することが可能である。

5. 実行例と考察

本手法により作成された画家ネットワークの可視化結果を図 3 に示す。図 3 において、多くのクラスタが同じ色のノードで構成されていることを確認できる。さらに、エッジの多くが近い色相を有する 2 つのノード (またはクラスタ) を連結していることがわかる。このことから、色彩スタイルの近い画家は近い時代に存在している可能性が高く、時代の変化に伴って色彩スタイルにも変化が現れることが推察できる。

また、図 3 には大きなクラスタが複数存在し、それらの多くが単一のノードに接続されている様子が見られる。これらのクラスタ大半は主に赤やピンクのノードで構成され、1850 年以降の画家を表している。このことから 1850 年以降に、著名な画家に影響を受けて類似した色彩スタイルを持つ多くの画家が一気に出現する、という現

象が何度か生じた可能性が示唆される。

次に、より具体的な事例を図4に示す。図4(a)では、野獣派の代表画家である Henri Matisse がポスト印象派の代表画家である Vincent van Gogh に影響を受けた可能性が示されている。これは Henri Matisse が色彩において印象派の絵画に影響を受け、野獣派へスタイルを変化させた事実と合致する。一方で Henri Matisse が他に影響を受けたとされる Paul Cezanne や Paul Gauguin は、それぞれ図4の(b),(c)に位置し、Henri Matisse から離れた位置に存在している。これにより、Henri Matisse が色彩において最も強く影響を受けたのは Vincent van Gogh である一方、Paul Cezanne や Paul Gauguin たちからは筆遣いや構図といった絵画の他の構成要素の影響を受けた可能性を考慮することができる。さらに、これらの分析から、色彩特徴量だけでは画家間の影響関係を正確に再現することが難しいことも明らかになった。これは、絵画における影響は色彩だけでなく、技法や主題など他の多くの要素によって構成されるためである。

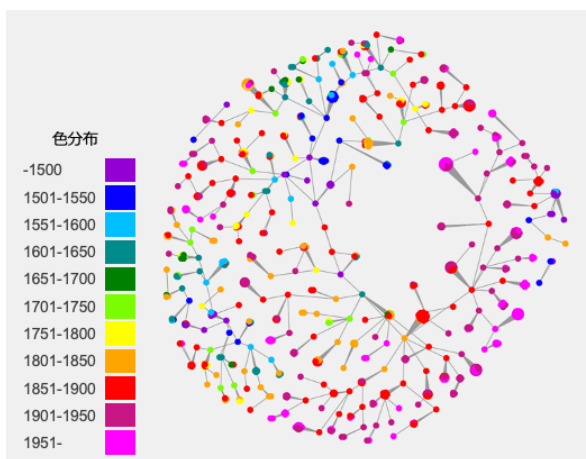


図 3. 画家ネットワークの可視化結果と色の分布

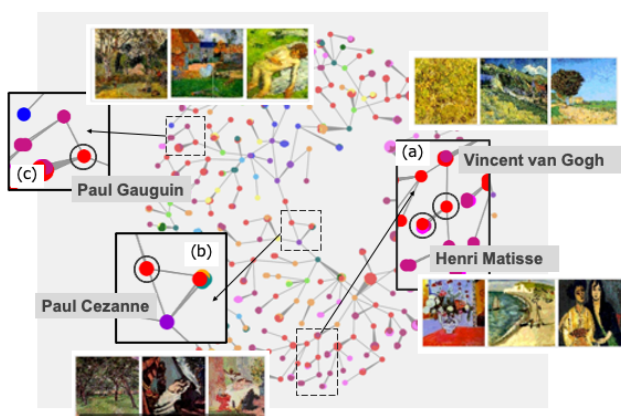


図 4. 分析例

6. まとめと今後の課題

本報告では、色彩スタイルの進化にもとづいて関連性

のある画家を連結してできるネットワークを形成し、それを独自の分析システムで可視化した結果を示した。この可視化により、画家単位での絵画の進化を色彩スタイルの観点から観察することが可能となる。結果として、時代と色彩スタイルの変遷に関連性が見られることが確認された一方で、色彩スタイルのみでは個人の画風の進化を十分に表現できないことも明らかとなった。

今後の課題として以下の点があげられる。まず、よりの確な画家ネットワークを生成するために、色彩スタイルだけでなく他の視覚属性を考慮して絵画間の関連性を数量化する必要がある。具体的には、絵画の主題や構図を考慮するために、局所特徴量を追加して再度ネットワークを構築したい。次に、簡易な操作で多面的な分析をするために、可視化システムの改良が必要である。例えば、隣接ノードの情報を同時に表示したり、画家の名前によってノードを検索したり、その他の絵画の属性について表示したりするような機能の追加が考えられる。

本研究が提案するネットワーク可視化システムは絵画分析に特化して設計されたが、このフレームワークは幅広い芸術作品への適用が可能なものである。音楽、文学、料理など、他の芸術形式に対しても同様の手法を適用することで、これらの分野におけるスタイルの進化や影響関係を分析することができる。こうした分野への応用も今後の課題として考えられる。

参考文献

- 1) 中村栄太: 創作文化の進化科学, 数理科学 2024 年 4 月号特集「データサイエンスと数理モデル」(2024) pp. 15-22.
- 2) H. Y. D. Sigaki, M. Perc, H. V. Ribeiro: History of art paintings through the lens of entropy and complexity, Proceedings of the National Academy of Sciences, Vol.115, No.37 (2018) pp. E8585-E8594.
- 3) H. Wölfflin: Principles of art history, Courier Corporation (2012).
- 4) A. Riegl: Historical Grammar of the Visual Arts, Zone Book, New York (2004).
- 5) B. Lee, D. Kim, S. Sun, H. Jeong, J. Park: Heterogeneity in Chromatic Distance in Images and Characterization of Massive Painting Data Set, PLOS One, Vol. 13(9), No. e0204430 (2018) pp.1-16.
- 6) A. Elgammal, B. Liu, D. Kim, M. Elhoseiny, M. Mazzone: The Shape of Art History in The Eyes of The Machine, Proc. of AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol.32 (2018) pp. 2183-2191.
- 7) E. Cetinic, T. Lipic, S. Grgic: Learning the Principles of Art History with Convolutional Neural

Networks, Pattern Recognition Letters, Vol. 129 (2020)
pp. 56-62.

- 8) M. Perc: Beauty in Artistic Expressions through The Eyes of Networks and Physics, Journal of Royal Society Interface, Vol. 17, No. 20190686 (2018) pp. 1-13.
- 9) X. Chen, et al.: ColorNetVis: An Interactive Color Network Analysis System for Exploring the Color Composition of Traditional Chinese Painting, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (2024).
- 10) W. Zhang, et al.: Scrolltimes: Tracing the provenance of paintings as a window into history, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (2024).
- 11) 中村栄太, 齋藤康之: 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, IIEEJ, 53.1 (2024) pp.19-27.
- 12) T. Itoh, K. Klein: Key-node-Separated Graph Clustering and Layouts for Human Relationship Graph Visualization, IEEE CG & A, 35.6 (2015) pp.30-40.
- 13) E. Nakamura, Y. Saito: Evolutionary Analysis and Cultural Transmission Models of Color Style Distributions in Painting Arts, APSIPA ASC, IEEE (2023) pp.506-513.