

色彩スタイルにもとづく画家ネットワークの可視化

古江 真輝 (指導教員：伊藤 貴之)

1 はじめに

絵画の進化解析に関する研究は近年活発に発表されているが、画家間での知識の伝達や新たな知識の創出による絵画の進化についてはまだ議論の余地がある。

本研究では、色彩スタイルの進化にもとづいてそのスタイルに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、それを可視化した結果を報告する。この可視化により、画家単位での絵画の進化の歴史を色彩スタイルの観点から観察できる。

2 画家ネットワークの構築と可視化

本研究の処理手順のうち、絵画データベース構築、色彩スタイル分析、画家ネットワーク構築は中村らの手法 [1] にもとづくものである。

2.1 絵画データベースの構築

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した。WikiArt.org の画像データには制作年、作者、素材などのメタデータが関連づけられている。分析に用いたのは、油絵を表す「oil」の素材ラベルを持つ作品であり、共同研究者がデータを作成した時点では 32401 点が収録されていた。ただし、現在では 45827 点に増加している。また、画家の総数は 1128 人あった。

2.2 各画家の色彩スタイル分析

本研究では、図 1(上) に示す手順で各絵画から色彩統計量を抽出する。具体的には、まずダウンサンプリングにより全ての画像を 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 (輝度値) と円錐形の HSV 色空間内で等間隔に配置された 36 色からなる 40 色を代表色とし、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。この色彩統計量に加えて、作者と制作年をメタ情報として各画像に付与した。

続いて、各画家が有する色彩スタイルを多次元ベクトルで表現する。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 次元ベクトルで表現し、この 40 次元ベクトルを用いて絵画集合をクラスタリングする。この処理によって K 個のスタイルクラスターが形成されるとする。次に、画家ごとに各スタイルクラスターに属する作品を何枚ずつ制作しているか、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た上で集計する。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。以上の処理を図 1(下) に示す。

2.3 画家ネットワークの構築

画家の色彩スタイルが時代を通して別の画家へ伝搬することにより、芸術が進化することを仮定する。画家 a' から画家 a に色彩スタイルが伝搬する場合に、本研究では以下の 2 つの確率を想定する。

- a が a' を選択する確率 $P_{sel}(a'|a)$

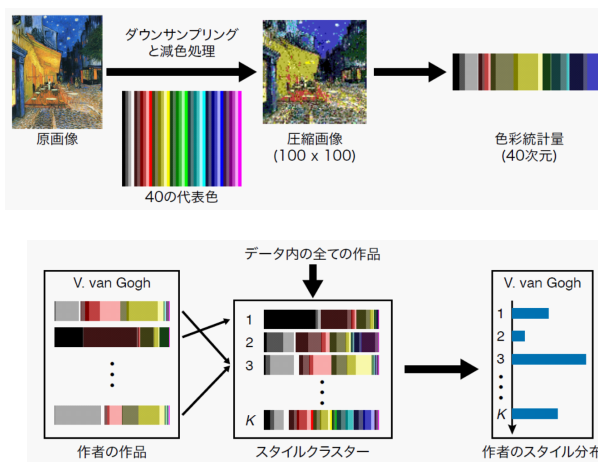


図 1: 画家の色彩スタイル表現 [1]. (上) 各絵画の色彩統計量の算出. (下) K 次元ベクトルによる各画家の色彩スタイルの数値表現.

- a' のスタイルが a に伝達する確率 $P(\pi_a|\pi_{a' \rightarrow a})$

この確率モデルに、2.2 節にて示した手法で得た画家のスタイル分布から、EM アルゴリズムによる推論を適用し、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 の選択確率と伝達確率の積 $P_{sel}(a'|a)P(\pi_a|\pi_{a' \rightarrow a})$ が最大である画家 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することで生成されたリンク集合から、画家ネットワークを形成する。

2.4 画家ネットワークの可視化

本研究では、伊藤らが開発したネットワーク可視化手法 [2] を適用して画家ネットワークを表示する。この可視化手法では前処理として、リンクで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。例えばノード A と 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 B は互いに連結されていなかったとしても同一クラスターに所属しやすくなる。この性質を利用したクラスタリングの結果として、影響力の強い画家と、その画家から影響を受けた多数の画家で構成されるクラスターの関係性を可視化しやすくなる。

3 実行例

本手法により画家ネットワークの可視化を実行した例を図 2 に示す。この実行例では、WikiArt.org に収録された絵画の平均年を各画家に対して算出し、50 年単位で 11 色に色分けして表示している。

この可視化結果から、多くのエッジが近い色相を有する 2 ノード (または 2 クラスター) を連結していることがわかる。つまり、近い色彩スタイルを有する画家は近い時代であることが多いことがわかる。一方で何か所か、色相が大きく異なる 2 ノード (または 2 クラスター) がエッジで接続されている部分がみられる。つ

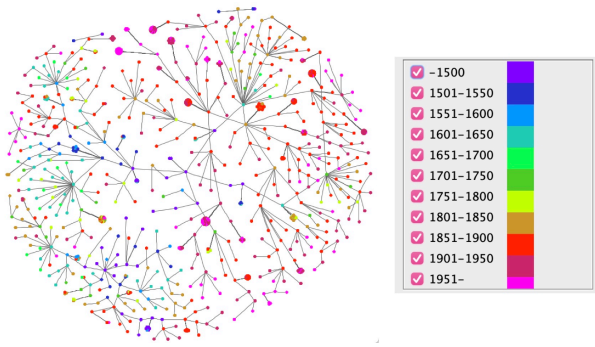


図 2: ネットワークの可視化結果とカラーテーブルの例.

まり稀に、非常に離れた時代の画家が近い色彩スタイルを有することがわかる。

この可視化結果から、大きめの円形のノード集合が複数あり、その多くは単一のノードに接続されていることもわかる。大半は 1850 年以降を表す赤やピンクのノード集合である。このことから 1850 年以降、有名な画家の出現とともに、その画家に影響されて近い色彩スタイルを有する多数の画家が一気に出現する現象が何度か生じた可能性が示唆される。

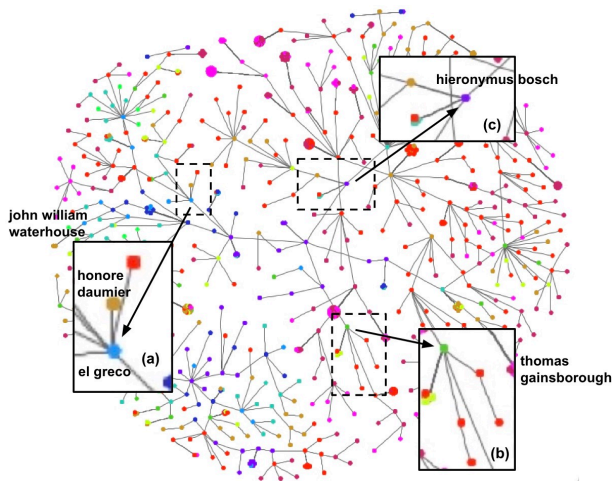


図 3: 非常に離れた時代の画家がエッジで連結されている箇所例.

離れた時代の画家がエッジで連結されている箇所を図 3 に示す。図 3(a) では、19 世紀後半の画家である John William Waterhouse が、17 世紀前半の画家である El Greco に影響を受けた可能性が示されている。図 3(b) では、18 世紀前半の画家 Thomas Gainsborough が複数の 19 世紀後半の画家へ影響を与えている可能性が示されている。図 3(c) では、15 世紀後半の画家 Hieronymus Bosch が複数の時代の画家へ影響を与えている可能性がある。しかし、数百年離れた画家へ影響を与えることは必ずしも現実的ではないため、ネットワークの構成に問題がある可能性もある。

また、多くの画家で構成されるクラスターに連結した画家を図 4 に例示する。図 4(a)(b)(c) ではそれぞれ、Ivan Aivazovsky, Pompeo Batoni, Kazimir Malevich から影響を受けた可能性のある画家が多数存在している。

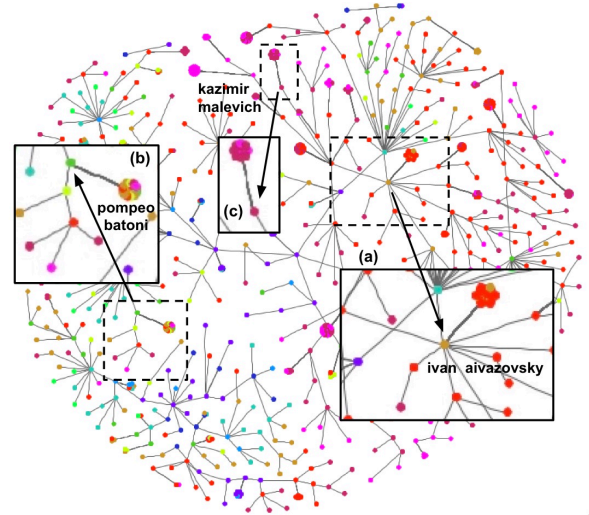


図 4: 多くの画家で構成されるクラスターに連結した画家の例.

4 まとめ・今後の課題

本研究では、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できる。

今後の課題として以下の点があげられる。画家ネットワーク生成の研究としては、色彩スタイルだけでなく他の視覚属性スタイルやメタデータを考慮して絵画間の関連性を数値化することで、より信頼性の高い画家ネットワークの生成に努めたい。可視化手法の研究としては、単に画家ネットワークを可視化するだけでなく、その任意の局所部分における色彩の統計量や、当該部分に該当する画家の代表作を表示するなどの機能を追加して、絵画の進化の歴史への探索的な理解を促すシステムとして開発を進めたい。なお、本報告が示すネットワーク可視化のフレームワークは絵画に限定されるものではなく、幅広い芸術作品への適用が可能である。そこで絵画以外のコンテンツへの応用も今後の課題として考えられる。

5 謝辞

本研究にあたり、ご協力いただきました、京都大学中村栄太特定助教に感謝いたします。

参考文献

- [1] E. Nakamura, Y. Saito, Evolutionary Analysis and Cultural Transmission Models of Color Style Distributions in Painting Arts, APSIPA ASC, 493-500, 2023.
- [2] T. Itoh, K. Klein, Key-node-Separated Graph Clustering and Layouts for Human Relationship Graph Visualization, IEEE CG & A, 35(6), 30-40, 2015.