

筆記情報を用いた デジタルイラストの真正性を保証する手法の検討

菅原 巧太^{1,a)} 鈴木 優^{2,b)}

概要：生成 AI 技術の普及により、AI によって生成されたイラストが人間の手描き作品とほとんど見分けがつかなくなったため、従来の途中経過画像や動画データを用いたデジタルイラストの真正性の証明が困難となった。そこで、本研究はデジタルイラストの真正性を保証することを目的に、筆記情報を用いた手法の構築を試みた。本アプローチの有効性を検証するために、2つの実験を実施した。与えられたテーマについて自由に描画するタスクで得られた筆記情報を用いた識別器の評価実験では Accuracy が 0.99 となり、筆記情報で作者を同定できる可能性を示すことができた。また、特定の作者のデジタルイラストを模倣した筆記情報を用いた識別器の評価実験において、Accuracy は 1.00 となり、模倣されたデータセットを用いた場合でも同様の可能性を示すことができた。

1. はじめに

生成 AI 技術の進歩により、デジタルイラストにおける真正性を保証することがますます困難になっている。真正性とは、本物である性質、本物であることを確実にしたり証明できる性質のことである。これまでは、第三者による模倣や改ざんがないことを証明することが真正性の保証において重要であった。その一方で、生成 AI が類似したイラストを容易に生成できるようになって以降は、イラストの制作者が実際の作者か AI かを区別することが困難になってきていることから、作者を証明することが真正性の保証において重要となってきている。

これまでは、デジタルイラストの真正性を証明するためには、イラストの制作者しか持たない情報を提示する必要があり、デジタルイラストの制作途中の未完成の画像データを提出したり、制作画面の動画データを提出したりする必要があった。McConaghy ら [1] は、デジタルアート作品において制作中の画像や動画は、作品がゼロから制作されたことを示す証拠として機能し、第三者に対してその独自性を主張しやすくなると主張しており、デジタルイラストにおいてこれらのデータは、イラストコンテストに提出さ

れたデジタルイラストが盗作された作品でないこと、他人のイラストを改ざんした作品でないこと、その作品が他人のデジタルイラストを模倣した作品でなく、完全に独創的なオリジナルの作品であることを主催者側が判断する材料として使用される。

しかしながら、現在は生成 AI 技術の普及により、AI によって生成されたイラストが人間の手描き作品とほとんど見分けがつかなくなりつつあり、今までの途中経過画像や動画データによる真正性の証明が困難である。Balasubramaniam ら [2] は生成 AI 技術は、悪意のある活動を助長する可能性があるとして指摘しており、デジタルイラストにおいても、SNS やオンラインプラットフォームでは、AI が生成したイラストを実際の作者になりすまして投稿する事例や、イラストコンテストで AI 生成の作品が紛れ込むケースが増加している。

これらの問題に対処するため、本研究ではデジタルイラストの真正性を保証することを目的とする。

2. 関連研究

従来のデジタルイラストの真正性を保証する手法は、主に作者である証明をすることを目的としており、成果物情報を用いた識別手法と作成プロセス情報を用いた識別手法の大きく 2 つに分類できる。前者は主にデジタルイラストの成果物画像に焦点を当てた識別手法である。例としては、ウォーターマーク技術を用いて AI イラストや特定のデジタルイラストの成果物画像データに任意の情報を埋め込み、後から埋め込んだ情報を読み取ることで識別を可能

¹ 宮城大学
Miyagi University, 1-1Gakuen, Taiwa-cho, Kurokawa-gun,
Miyagi 981-3298, Japan 2

² ノートルダム清心女子大学
Notre Dame Seishin University, 2-16-9 Ifuku-cho, Kita-ku,
Okayama 700-8516, Japan

a) p2020111@myu.ac.jp

b) suzu@m.ndsu.ac.jp

にする手法や、メタデータに作者情報を記録する手法、AIイラスト識別器によってデジタルイラストの作者を特定することで真正性を保証する作者同定手法が挙げられる。後者は作成プロセスにおいて発生する情報を用いた識別手法である。例として、途中経過画像やタイムラプス動画を用いて目視で確認する手法が挙げられる。

前者の識別手法について、Qi Pang ら [3] の研究では、ウォーターマークはノイズ技術によって容易に破壊されるため、識別手法としては信頼性に欠けることが明らかとなった。また、メタデータを用いた手法は、一般的に編集可能なデータのため、真正性の保証手法としては信頼性が低いように考えられる。最後に AI を用いた作者同定手法は、山田ら [4] によると、線画を対象に畳み込みニューラルネットワークを用いて作者同定を試み、90 % 以上の高い精度での同定が可能であることを確認したが、識別対象の人数が増えるにつれて精度が低下することが明らかになり、参加者の増加が識別精度に与える影響という問題が明らかになった。また、笠松ら [5] の研究では、キャラクターイラストの顔領域に焦点を当て、VGG16 モデルを用いた作者同定を試みた。この研究では、23 人の作者を対象に実験を行い、作者ごとの描画スタイルの違いを利用して識別を行った。しかしながら得られた精度は 55.7 % にとどまり、山田らの研究よりも低い結果となった。

後者の識別手法は、制作過程の透明性を提供し、作品が手作業で作られたことを示すための有力な手段とされる。しかしながら、これらのデータは生成 AI を利用して生成できることがわかっており [6]、識別手法として信頼できない。以上のように、従来の真正性保証手法には複数の問題が存在する。本研究では、これらの問題を克服するために、筆記情報を活用した新たな真正性保証技術を提案することで、デジタルイラストの真正性保証に貢献することを目指す。

3. 筆記情報を用いた作者同定

3.1 本研究のアプローチ

既存の成果物情報を用いた真正性の保証手法は、外部からの攻撃や改ざんによって信頼性が低下することがわかっているだけでなく、これらの手法は生成 AI 技術の向上とがいたちごっこになる場合が多い。外部の影響を受けやすく識別手法としては不安定なため、本研究では作成プロセス情報を用いた真正性の保証技術の構築をアプローチとする。

また、既存の作成プロセス情報を用いた識別手法である途中経過画像やタイムラプス動画を用いた識別は、画像データであるという性質上、生成 AI によって模倣されやすいという問題がある。よって、本研究ではデジタルイラストの作成プロセス情報のうち、画像データでない情報を用いて真正性の保証技術の構築を試みる。

3.2 本研究で使用する作成プロセス情報

作成プロセスにおいて発生する情報は、主に筆記情報、画像情報、ツール情報の 3 つがある。1 つ目の筆記情報はイラスト作成時に発生する筆記座標や筆記速度、筆圧、筆の傾き等の筆記に関する情報の総称である。2 つ目の画像情報は、途中経過画像やタイムラプス動画等の制作中に発生した画像データの総称である。3 つ目のツール情報は、使用するイラストソフト、筆記ブラシの種類や太さ等、作者の制作環境に依存する要素の総称である。

これらの 3 つの識別手法のうち、筆記情報とツール情報は作成プロセス情報であるという条件と画像データでない情報であるという条件の 2 つを満たしている。しかしながら、ツール情報は制作環境や設定に大きく依存するため、デジタルイラストの真正性を証明する基準としては一貫性や比較可能性に欠ける。

したがって、本研究では筆記情報を用いたデジタルイラストの真正性の保証技術の構築を試みる。

3.3 本研究で使用する筆記情報

本研究では、制作環境に依存しやすい要素を省くために、一般的に取得可能な筆記情報を使用する。特殊なタブレットやスタイラスを使用せずに取得可能である、筆記座標や座標順、ストローク数、経過時間およびこれらの情報を組み合わせた筆記速度、曲率等の情報を本研究で使用する筆記情報とする。

4. 筆記情報を用いた作者同定手法の評価

4.1 AI を用いた作者同定手法

筆記情報は筆跡照合技術でも使われているように、個人の識別によく用いられる情報であることから、筆記情報から作者を同定することで真正性を保証できる可能性が高いと考えた。よって、本研究では、真正性を保証するためにデジタルイラストの筆記情報を用いて、作者同定ができる識別器の開発を行う。

4.2 評価方法の概要

本研究では、識別器の性能を Accuracy, Precision, Recall の 3 つの指標を用いて評価する。

Accuracy は、全データに対して識別器が正しく分類した割合を示す指標であり、モデル全体の精度を評価するために使用する。

Precision は、識別器が特定のクラスと予測したデータの中で、実際にそのクラスに属するデータの割合を示す指標である。各クラスのモデルの精度を評価するために使用する。

Recall は、実際に特定のクラスに属するデータのうち、識別器が正しく予測できた割合を示す指標である。特定のクラスのデータが正確に識別されたかを評価するために使

用する。

4.3 筆記情報取得アプリケーションの開発

デジタルイラストの筆記情報を取得するために、任意のイラストソフトの使用時に筆記情報を取得および出力できる機能を持つアプリケーションの開発を行った。開発したアプリケーションを図1に示す。

これは既存のイラストソフト使用時にバックグラウンドで筆記情報を取得し、任意のタイミングで任意のフォルダに筆記情報を出力できる筆記情報取得アプリケーションである。開発環境に openFrameworks を用いた。アプリケーションを起動したときから記録が開始され左上の黒いボタンをクリックすることで、筆記情報の出力とリセットをすることが可能である。また、イラストソフトのツール操作時に筆記情報を取得しないために、使用するイラストソフトのキャンパス領域を赤枠で表示し、その内部で操作があった場合のみ筆記情報を記録するようにした。

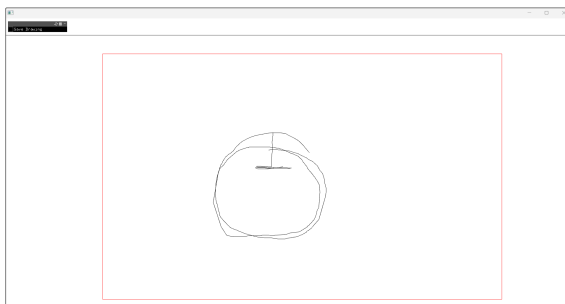


図 1 描画時の筆記情報取得アプリケーション

4.4 データセットの作成

識別器を開発するため、本研究では以下の手順でデータセットを作成した。実験の参加者は、デジタルイラスト経験1年未満8名、デジタルイラスト経験1年以上5名の計13名である。デジタルイラストの経験の有無が結果に影響するか否かを検証するため、このような参加者群を設定した。

コンピュータは Windows 11、使用するデジタルイラストソフトは CLIP STUDIO PAINT、液晶タブレットは KANVAS 13 を利用する。描画対象は自然や人工物、動物等の一般的なお題を 15 種類用意した上で、以下の手順に従って実験を行った。お題シートには描画対象の画像は含めずに名前だけを記載した、これは実際にオリジナルのデジタルイラストの描画環境を再現するためである。また、できるだけ描画に集中してもらうために使用できる筆は指定した水彩筆のみとし、色と筆の太さのみを変更可能とした。

取得する筆記情報は表1に示す通りである。実際に描画

表 1 取得する筆記情報

変数名	説明	データ例
name	作者名	00, 01, 02
numberring	座標順	1, 2, 3, 4, 5...
x	x 座標の値	792, 796, 802, 808, 818...
y	y 座標の値	398, 396, 393, 392, 391...
index	ストローク順	1, 1, 1, 2, 2...
time	経過時間	234, 256, 477, 981, 1057...

したデジタルイラスト例を図2に示す。

- (1) お題の提示
 - (2) 描画 (2 分間)
 - (3) 筆記情報の出力
 - (4) デジタルイラストソフトのキャンパスのクリア
- 以上の手順を計 15 回行う。



図 2 参加者が描画したイラスト

4.5 識別器の開発

図3に識別器の構成を示す。まず筆記情報をインポートし、インポートしたデータに対して特徴量の作成とシーケンス生成、データ分割の3つのデータ処理を行う。その後データをモデルに学習させ、識別結果を出力する。本研究では、Google Colaboratory を用いて識別器を開発した。

学習には LSTM モデルを採用し、筆記情報の時間的変化を効果的に捉えることを目指した。また、データの処理について、特徴量は表2に示した筆記情報を新たに作成し、表1に記載されている筆記情報も含めた13種類の筆記情報を特徴量として使用した。

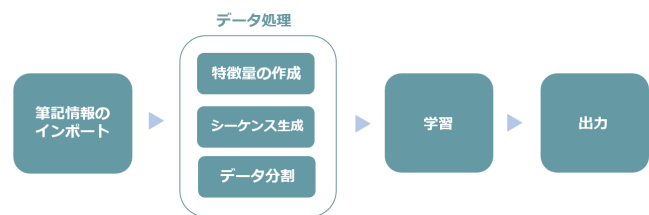


図 3 識別器の構成

表 2 新たに作成した特徴量

変数名	説明
x_diff	x 座標の差
y_diff	y 座標の差
time_diff	経過時間の差
speed	筆記速度
curvature	曲率
stroke_length	ストロークあたりの筆記距離
time_per_stroke	ストロークあたりの筆記時間
cumulative_stroke	ストロークあたりの各座標の累積時間

4.6 結果

データを学習させた識別器の Accuracy は 0.99 であった。また、Precision はすべてのクラスのモデルにおいて 0.99 以上の識別精度であり、Recall はすべてのクラスにおいて 0.98 以上の精度が得られた、これらのことから筆記データを用いて高い精度に作者を同定できることが確認できた。Precision と Recall において、デジタルイラスト未経験者と経験者の作成したデータセットの間に、大きな違いは見られなかった。

4.7 考察

識別器評価時の特徴量重要度を図 4 に示す。この表は使用した各特徴量が識別における重要度を示すものであり、縦軸に重要度、横軸に特徴量名が記載されている。これらは降順にソートされた状態で表示されている。

まず、特徴量重要度の分析結果から、最も高い重要度を持つ特徴量は 0.52 で time_diff であった。この値は 2 番目に高い cumulative_stroke よりも 0.08 高く、時間差の特徴量が識別タスクにおいてモデルの予測性能を向上させる主要な要因であることを示唆している。次に、重要度の高い特徴量として、cumulative_stroke, index, stroke_length が挙げられる。これらの特徴量は、時間的な特徴量だけでなく、ストロークの長さや回数が識別において重要であることを表している。ストロークの長さや回数は筆記時間と相関がある可能性もあるため、要素の有効性の再度を検討する必要がある。

一方で curvature, x, y や x_diff, y_diff 等の特徴量は、0.28 以下と time_diff と比較して 4 割程度低い結果となった。このことは、位置情報や空間的な変化量が他の特徴量と比べて識別における影響が小さい可能性を示唆している。以上の結果から、特に時間的な特徴量を重視して予測を行っていることが明らかとなった。これにより、特徴量設計の段階で時間に関連する指標をさらに強化することで、モデル性能の向上が期待される。

5. 模倣したデータを用いた評価実験

5.1 実験の概要

他者が描いたイラストを模倣して作成されたデータセッ

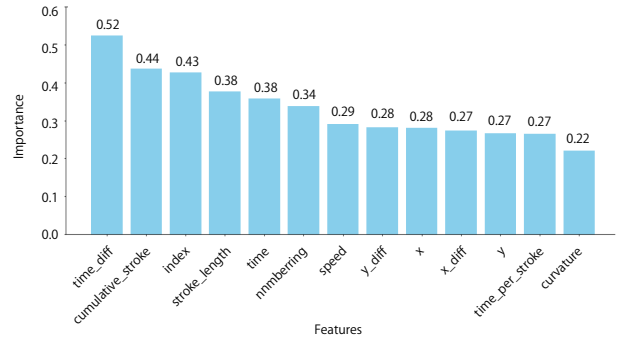


図 4 特徴量重要度

トに対して、識別器がどの程度の精度で作者同定が可能であるかを検証する。識別器開発の流れは前述の実験と同じである。

5.2 データセットの作成

前述の実験で作成したデータセットから 1 名分のデータを選択し、別の 2 名にそのデータセットに含まれる 15 テーマのイラストを模倣したデジタルイラストを描画してもらった。データセットの作成手順は前述の実験と同じだが、模倣の精度を向上させるために以下の追加指示を与えた。実際に描画してもらったデジタルイラストを図 5 に示す。

- オリジナルの位置や形にできるだけ忠実に描くこと
- 制作時間の 2 分間を十分に活用し、早く描き終わらないようにすること

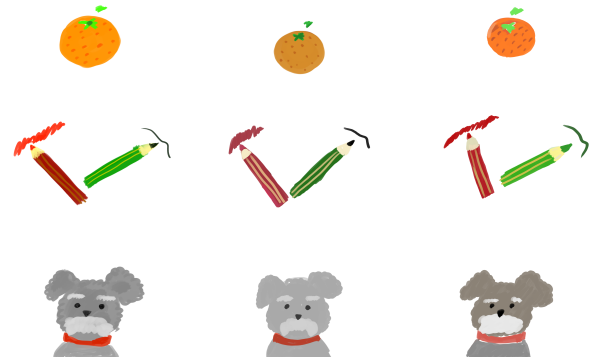


図 5 左 (本人)・中 (模倣)・右 (模倣)

5.2.1 結果

データを学習させた識別器の Accuracy は 1.00 であった。また、Precision と Recall においてもすべてのクラスとモデルにおいて 1.00 の精度が得られた、これらのことから模倣した筆記情報を用いた場合でも高い精度での作者同定が可能であることが確認できた。Precision と Recall において、デジタルイラスト未経験者と経験者の作成したデータセットの間に、大きな違いは見られなかった。

5.2.2 考察

識別器評価時の特徴量重要度を図 6 に示す。この表は使用した各特徴量が識別における重要度を示すものであり、縦軸に重要度、横軸に特徴量名が記載されている。これらは降順にソートされた状態で表示されている。

まず、特徴量重要度の分析結果から、cumulative_stroke が 0.25 と最も高い重要度を持つことが確認された。この結果は、時間的なパターンが識別においてモデルの予測精度を向上させる主要な要因であることを示唆しており、このことは time_diff や time_per_stroke の重要度が他の要素と比較して高いことから確認できる。一方で、x や y, curvature, speed 等の空間的な特徴量は重要度が 0.20 以下と時間的な特徴量と比較して低い結果となり、位置情報やその変化量が識別性能に与える影響は小さい傾向があることが示されたが、y_diff が 0.24、X_diff は 0.22 と他の空間的な特徴量と比較して高いため、座標値の差を用いた特徴量については、モデルの予測精度を向上させる可能性が示された。

次に、最初の実験で得られた特徴量重要度と比較した結果、time_diff や stroke_length のような時間および筆記パターンに関連する特徴量の重要性は今回の実験において大きく重要度が下がっている一方で、x_diff や y_diff 等の空間的な特徴量は比較的安定している傾向が見られた。この結果は、模倣により筆記パターンが時間的、空間的に近づけられた場合に、時間的な違いよりも空間的な違いが識別においてより信頼できる重要度である可能性を示唆している。

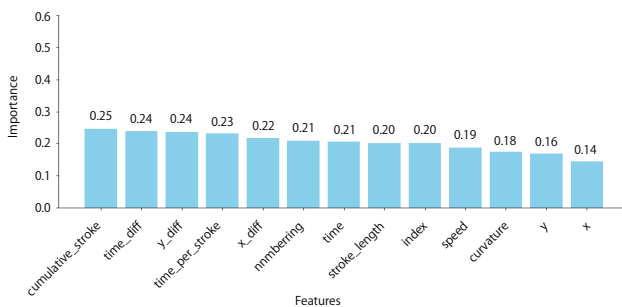


図 6 特徴量重要度

6. まとめと今後の課題

本研究では、デジタルイラストの真正性を保証する手法を検討し、有効である可能性が高いデジタルイラストの筆記情報を用いた作者同定識別器の提案と開発を行った。また、実験を通じて識別器の性能を評価した。その結果、指定したテーマで自由に描画するタスクにおいて、筆記情報を用いた作者同定が可能であることや、意図的に模倣した筆記情報での作者同定が可能であることが明らかとなった。

現状では筆記情報から作者を特定することは可能であ

るものの、画像情報と筆記情報を照合する仕組みがないため、画像データから作者を直接照合することができないことは今後の課題である。この課題を解決するには、筆記情報と画像情報を統合的に活用し、両者を照合可能にする技術の構築が求められる。また、デジタルイラストの筆記情報が広く取得可能になり、生成 AI がこれらを模倣するリスクが高まった場合でも、安定した識別精度を維持する技術の確立が必要である。この問題に対しては、筆記情報の新しい特徴量の作成や識別アルゴリズムの改良に加え、使用ツールや体温など個人によって違いが生まれる特徴量を複合的に用いたり、ブロックチェーン技術やメタデータ、暗号化等の別の真正性保証技術と併用する等、新たな取り組みが求められる。

参考文献

- [1] McConaghy, M., McMullen, G., Parry, G., McConaghy, T., & Holtzman, D.: "Visibility and digital art: blockchain as an ownership layer on the internet." *BigchainDB GmbH & Bristol Business School, University of the West of England*, 2017.
- [2] Balasubramaniam, S., Chirchi, V., Kadry, S., Agoramoorthy, M., Senthilvel, G. P., Kumar, S. K., & Sivakumar, T. A.: "The Road Ahead: Emerging Trends, Unresolved Issues, and Concluding Remarks in Generative AI—A Comprehensive Review," *International Journal of Intelligent Systems*, 2024, Article ID 4013195. <https://doi.org/10.1155/2024/4013195>.
- [3] Qi Pang, Shengyuan Hu, Wenting Zheng, and Virginia Smith: "Attacking LLM Watermarks by Exploiting Their Strengths," arXiv preprint arXiv:2402.16187, 2024.
- [4] 山田英明, 酒井樹一, 鹿野遥斗: "線画を対象にした作者同定に関する研究," 2021 年度情報処理学会関西支部大会講演論文集 (2021).
- [5] 笠松慎之介, 櫻井義尚: "キャラクターの顔領域の情報をを用いたイラスト作者推定," 情報処理学会第 85 回全国大会講演論文集 (2023).
- [6] Gigazine: 「イラストを入力するとあたかも手描きをタイムラプス撮影しているかのような制作過程ムービーを作成できる「Paints-Undo」」 (online), <https://gigazine.net/news/20240710-paints-undo/> (参照日: 2024.12.22).