

マンガ作者特定のための LoRA 重みクラスタリング

霜出 秀太^{1,a)} 伊東 栄典²

概要: 近年、生成 AI 技術の発展により、画像の生成や変換を通じた創作活動が広がりつつある。一方で、マンガやイラストなどの著作権侵害や無断転載、さらには学習データの不透明性の問題も顕在化している。これらの問題への対処方法として生成・転載された画像の出典となる作者や作品の特定技術が求められている。本研究では、画像生成モデルの調整手法である LoRA (Low-Rank Adaptation) に着目し、LoRA の重みパラメータに反映されると考えられるスタイル (絵柄) 情報を用いて、作者ごとに異なる分布を持つスタイル表現空間の構築を試みた。具体的には、一つのマンガ作品を学習した LoRA アダプタの重みを共通の空間に射影し、クラスタリングを行うことで、作品間および作者間の位置関係を可視化・分析する。提案手法により、スタイル表現空間上での距離や相対的位置関係に基づいた解析が可能となり、画像の出典となる作者や作品の特定に寄与することが期待される。

キーワード: 生成 AI, 機械学習, クラスタリング, 画像分類, LoRA, 拡散モデル

LoRA Weight Clustering for Manga Author Identification

SHUTA SHIMOIDE^{1,a)} EISUKE ITO²

Abstract: In recent years, generative AI technologies have expanded creative activities through image generation and transformation. At the same time, issues such as copyright infringement, unauthorized reproduction, and unclear training data have become serious. To address these problems, methods for identifying the original authors and works of generated images are needed. In this study, we focus on LoRA (Low-Rank Adaptation), a fine-tuning method for image generation models. We use style information reflected in LoRA weight parameters to construct a style representation space with different distributions for each author. Specifically, we project LoRA adapter weights trained on individual manga works into a common space and apply clustering to analyze relationships between works and authors. The proposed method enables analysis based on distances and relative positions in the style space and is expected to help identify the sources of generated images.

Keywords: Generative AI, Machine Learning, Clustering, Image Classification, LoRA (Low-Rank Adaptation), Diffusion Models

1. はじめに

近年、インターネット上へのマンガ画像の無断転載や海賊版マンガ、生成 AI を悪用した画像などによるコンテンツ侵害の問題が深刻化している。これらの問題を抑えつつ、かつマンガ文化を健全に発展させるには、マンガ画像から出典 (元の作者・作品) を特定する機械的手法が有効

であると考えている。我々はこれまで顔画像からのキャラクター判別手法について研究しており、CNN によるキャラクター顔画像分類で高精度な作品名およびキャラクター名の識別を実現した [1]。

我々が開発した分類手法には再利用性や拡張性に課題がある。まず、既学習のクラス (作者・作品・キャラクター) のみ分類可能であるため、未学習のクラスの分類には再学習が必要になる。新規発行のマンガ作品のクラスは学習しなければならない。また、作成モデルの重みを用いての作者

¹ 九州大学大学院システム情報科学府

² 九州大学情報基盤研究開発センター

^{a)} shimoide.shuta.112@s.kyushu-u.ac.jp

のクラスタリングには成功していない [2]。以前の手法は、マンガ作品およびマンガ家が持つ「絵柄」の特徴を認識できていない。一方、人間の読者は、ある作者のマンガ作品を読んでいけば、同一作者の別マンガ作品を見るだけで作者推定が可能である。機械的な作者識別を行うには、人の読者と同程度のスタイル（絵柄）認識手法が必要である。

本研究では画像生成に使われる拡散モデルである Stable Diffusion1.5[3] およびその拡張手法である LoRA(Low-Rank Adaptation)[4] に注目する。LoRA は、少量のデータによるモデル適応を可能にし、さらに生成結果が「○○風」と呼ばれる特徴的な絵柄を再現することから、人間の知覚する「スタイル」を内部的に捉えている可能性がある。本稿では、作品ごとにマンガキャラクターの顔画像から LoRA を作成し、その重みから作者判別への応用が可能なスタイル埋め込み空間の構築が可能か、また、この空間に射影した LoRA の作者ごとのクラスタリングが可能かを検証し、マンガ作者判別への応用可能性を考察した。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 節で LoRA を用いたスタイル分析に関する先行研究を紹介する。第 3 節でマンガの特殊性について述べる。第 4 節で、使用したデータについて述べる。第 5 節で、LoRA の作成手順および重みの抽出手順について述べる。第 6 節および第 7 節で、重みの射影結果とその考察について述べる。最後に第 8 節で、まとめと今後の課題を述べる。

2. 先行研究

この節では、我々が参考にした Liu らによる先行研究 “A LoRA is Worth a Thousand Pictures” [5] を紹介する。

2.1 手法

Liu らは、古典的な絵画のデータセットである ArtBench を用い、5 ジャンルから 63 人のアーティストを選定し、作者の絵画群を学習した LoRA を作者毎に作成した。作成 LoRA を用いると、学習元の作者風の絵画を出力できる。

絵画作者向けの LoRA が内部に持つ重み行列を、ベクトルに変換する。1 つの LoRA の全線形層の更新行列を分解し、フラット化した後に全連結した 1 つの重みベクトルを作成する。このベクトルを、絵画作者の芸術スタイルを保持する埋め込みとして扱う。複数の重みベクトルを 1 つの集合 θ としてまとめ、主成分分析 (PCA) により低次元射影する。射影後の空間を、芸術スタイル (絵柄) の埋め込み空間 $\pi(\theta)$ とする。

2.2 結果

構築した芸術スタイル埋め込み空間 $\pi(\theta)$ について、空間の主成分のうち上位 2 成分を用いて 2 次元平面に可視化した。その結果は図 1 に示す。この図は論文 [5] の図を引用したものである。この可視化により、同一アーティスト

の LoRA の重みベクトル同士は互いに近接してクラスタを形成するのに対し、異なるアーティスト間では明確に分布範囲が分離する構造が得られた。また、同一ジャンルの作者は近くなり、さらに師弟関係や影響関係にあるアーティスト・ジャンル同士も近くにマッピングされた。この結果は、人間と同様の芸術スタイル分析が機械的に可能であることを示している。

3. マンガ画像の特性

本稿で我々は、論文 [5] の手法がマンガの絵柄分析や作者・作品の分類にも有効かの検証を考えている。論文 [5] では一枚絵として完結している絵画作品における LoRA 重みを用いたクラスタリングの有効性が示された。しかし、マンガに対してもこの手法が有効かは未知数である。マンガ画像は、写真画像や絵画作品とは異なる独自の表現体系を有している。この節ではマンガ特有の視覚的・意味的特徴を整理する。

3.1 視覚情報の特殊性

多くのマンガは白い紙面に黒いペンで描かれているため、色情報が極めて限定的である。絵画作品をグレースケール化したものとは異なり、マンガでは線の描画が表現の中核を担う。線は形状を示すための補助的要素にとどまらず、それ自体が意味や強調を担う場合もある。一方で、装飾的・無意味な線として機能する場合もあり、その解釈は繊細である。

3.2 意味構造の特殊性

マンガでは、囲み領域の意味が囲まれた部分の内容により決定される。例えば、顔の輪郭とフキダシはいずれも白地を黒線で囲んだ領域であるものの、その内部が顔パーツであるか文字情報であるかにより、全く意味が異なる。このように、形状や色彩の一致性よりも、内部に含まれる情報が意味解釈を支配する点は、絵画や写真とは異なる特徴である。

3.3 作者性の特殊性

マンガ制作では、画面内のすべての要素が単一の作者性を反映しているとは限らない。例えば、多くのマンガで、背景はアシスタントが描いている。主要でない登場人物をアシスタントが描く場合もある。アシスタントにより描かれた部分は、作者固有の画風やスタイルを分析対象とする際にノイズとして機能し得る。

3.4 文脈と表現の特殊性

マンガにおける表現は強いデフォルメを含むことが多く、写実性を前提とした評価が困難である。個々のコマは前後のコマとの関係性の中で意味を持つ場合があり、単独

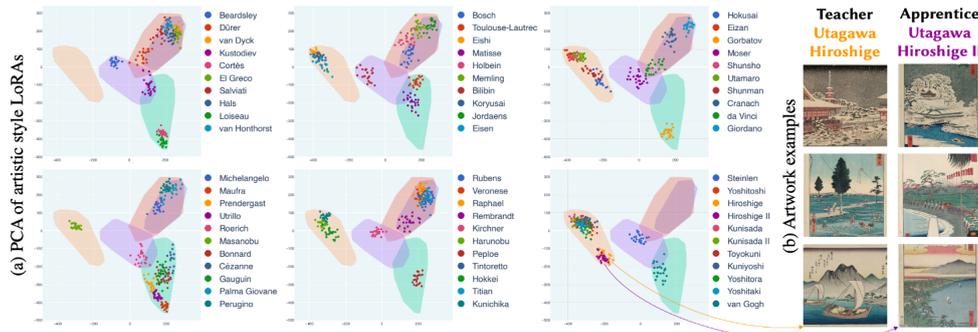


図 1 論文 [5] の図: 芸術スタイル埋め込み空間と各 LoRA の分布

の画像として完結した芸術作品とは性質が異なる。これらの点から、マンガは一枚絵としての絵画と、キャラクターイラストとの中間的な位置づけにあると考えられる。

4. LoRA 学習用データ

この節では、LoRA 作成に用いた学習データについて述べる。

4.1 キャラクタ顔画像

本研究の目的から、LoRA 学習用のマンガ画像は、コマ割り・集中線・オノマトペ等の要素を除去した画像を LoRA の学習に用いることが望ましい。単行本表紙のような一枚絵として完結した構図を含む画像であれば、絵画に近い条件での比較が可能になる。しかしながら、マンガ画像から完結した構図を機械的に手軽に抽出する方法が無い。既に我々はマンガのページ画像から登場キャラクターの顔領域を抽出するモデルを作成している [2]。今回は効率化と再現性を考慮して、LoRA の学習にはキャラクタ顔画像を用いる。

4.2 対象マンガ

画風の異なる二人の作画担当者の描く作品があれば、比較が可能になる。人気があり、かつ画風が大きく異なる横槍メンゴ氏と荒木飛呂彦氏のマンガを対象とした。表 1 に、マンガの作品名 (略称)、ページ数、抽出した顔画像数を示す。なお、表 1 のマンガは、著者らが所有するマンガである。

4.3 LoRA 学習の顔画像セット

表 1 に示すマンガから、顔抽出モデルを用いて顔画像を抽出した。学習に適する、1 万ピクセル以上の顔画像のみに限定する。1 つの作品から抽出した顔画像群からランダムに 50 枚を選択し、これを 1 つの学習セットとする。この手順を作品ごとに繰り返し、1 作品あたり 30 セットの学習データセットを用意した。従って、11 作品 \times 30 = 330 個のデータセットがあり、学習結果の LoRA も 330 個作成される。

表 1 作品一覧

作者	タイトル	巻数	ページ数
横槍メンゴ	【推しの子】	16	3407
	クズの本懐	1	183
	君は淫らな僕の女王	2	452
荒木飛呂彦	JoJo1	1	317
	JoJo2	1	365
	JoJo3	3	952
	JoJo4	3	909
	JoJo5	3	983
	JoJo6	3	959
	JoJo7	3	601
	JoJo8	3	597

4.4 キャプション付与

LoRA 学習では画像を説明するキャプションが必要となる。学習用データセットの各画像に対し、画像内容を説明するキャプションを作成した。後で LoRA 群をクラスタリングする際、作者名や作品名などの明示的条件に起因するのではなく、画像中の絵柄 (画風) の情報に基づいてクラスタリングを行いたい。キャプションに作者・作品・キャラクター名が含まれると、それに起因したクラスタが形成される可能性がある。そこでキャプションには作品名・作者名・キャラクター名の情報を含めないようにした。

LoRA 内部でのクラス判別を可能とするため、各作者の識別トークンをキャプションに含めた。具体的には、*v011*, *v012*, ... のようなランダムな識別トークンを作者に割当て、画像のキャプションに含めた。これらのトークンは意味的な情報を持たず、作者名や作品名と直接対応しないため、明示的な意味条件として機能することはない。最後に絵柄に由来する差異が LoRA の重みに反映されやすくなるよう、すべての画像に対して共通のキャプション “*solo, manga style, face*” を用いた。

5. 実験

表 1 のマンガ作品の LoRA 作成手順、および LoRA のクラスタリングの手順を説明する。

表 2 LoRA 作成環境

項目	説明
CPU	Apple M4 (10-core: 4 performance, 6 efficiency)
GPU	Apple M4 10-core integrated GPU
Memory	32GB Unified Memory
OS	macOS Sequoia 15.6
Model	Stable Diffusion 1.5
言語	Python 3.10.11

5.1 LoRA の作成

前節で説明したキャラクター顔画像データセットと、対応するキャプションテキストを用いて LoRA を作成した。LoRA はキャプション c と共に学習され、「条件 c が与えられたときに、ベースモデルをどのように修正すべきか」を獲得する。そのため、詳細なキャプションを用いることで、条件に応じた細かな表現制御が可能となる。一方で、キャプションによって十分に説明されない差異は、LoRA の重みとして内部に蓄積される。

LoRA 作成は、我々の研究室で保有する GPU 内臓計算機を用いた。計算機的环境を表 2 に示す。Python 言語で LoRA 作成プログラムを記述した。

5.2 LoRA 重みベクトルの主成分分析

4.3 節で述べたように、330 個のデータセットから、330 個の LoRA が作成された。各 LoRA は高次元の重みパラメータを持つため、それらをベクトルとしてスタックし、メモリマップ形式で保存された重み行列を入力として用いた。LoRA の重みパラメータのベクトル化は、論文 [5] の手法を用いた。

LoRA の重みベクトル群に対して主成分分析 (PCA) を適用した。全サンプルを一度に読み込むことを避けるため、Incremental PCA を用いてバッチ処理による PCA を適用した。なお、PCA の前処理として、平均ベクトルの減算 (mean-centering) および各サンプルに対する L2 正規化を選択的に適用可能な実装とした。本実験では、L2 正規化による前処理の有無で 2 パターンの設定を用いた。主成分数は 50 次元とし、PCA の学習および変換はいずれもバッチ単位で実行した。

PCA の学習後、全ての LoRA 重みベクトルを主成分空間へ射影し、各 LoRA に対応する PCA スコアを算出した。得られた主成分スコアは、以降の可視化およびクラスタ解析に用いた。

5.3 散布図による可視化

得られた主成分空間における構造を把握するため、複数の主成分の組み合わせによる 2 次元可視化を行う。今回はベクトル群のクラスタリングを適用せずに、論文 [5] の手法と同様に、PCA 後に得られるベクトルの 2 要素で散布図を描く方式を採用した。

論文 [5] では、第 1-2 主成分による可視化、および第 41-42 主成分による可視化の両方でクラスタ構造が維持されることが報告されている。これは芸術作品の埋め込み空間においては主成分の上位第 1 成分から第 42 成分までが有効な識別能力を持つことを示している。マンガのキャラクター顔部分画像を対象とした LoRA でも同様の傾向を持つのかを確認するため、第 1-2 主成分を用いた散布図による可視化と、第 41-42 主成分を用いた散布図による可視化を行った。

6. 結果

6.1 散布図による可視化

LoRA のランク、スケーリング係数 α 、および前処理 (L2 正規化) の有無を変化させた複数条件について比較を行った。まず rank と α がそれぞれ 8 の場合について、前処理の有無を変更して埋め込み空間上の分布の可視化を行なった結果をそれぞれ図 2 と図 3 に示す。

rank および α を 8 にして設計した場合、可視化に用いた主成分の分散寄与率の大小や前処理の有無に関わらず、マンガ画像を学習した LoRA 群による埋め込み空間上にクラスタ構造が形成されなかった。

次に、更新行列での次元圧縮時にスタイルを構成する成分が削ぎ落とされている可能性を考慮し、rank と α をそれぞれ 32 にして同様に検証した。この場合の可視化結果をそれぞれ図 4 と図 5 に示す。

rank および α を 32 にして設計した場合でも、マンガ画像を学習した LoRA 群による埋め込み空間上でのクラスタ構造は形成されなかった。

以上の結果をまとめると、第 1-2 主成分および第 41-42 主成分のいずれの可視化においても、LoRA のランク (8, 32) や α の値、ならびに L2 正規化の有無にかかわらず、作品間および作者間で安定したクラスタ形成は確認されなかった。すなわち、本実験条件の範囲においては、LoRA の重みベクトル空間は、作品あるいは作者ごとの明確な分離構造を PCA による線形射影で捉えられる形では保持していないことが示された。

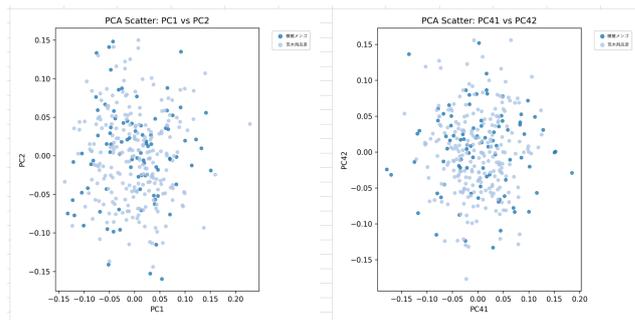


図 2 mean-centering+L2 正規化

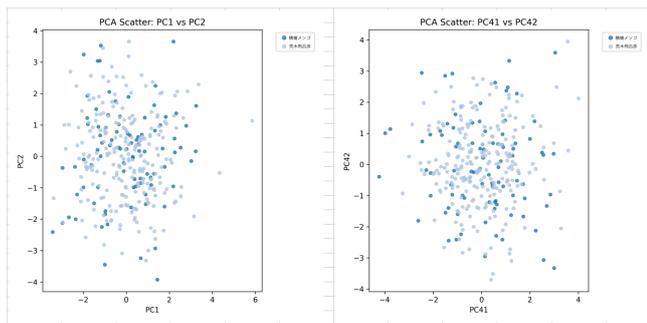


図 3 mean-centering のみ

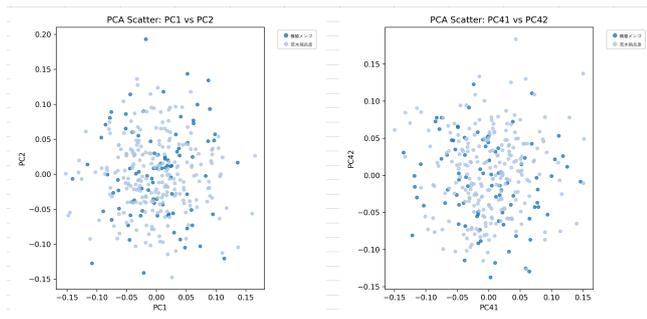


図 4 mean-centering+L2 正規化

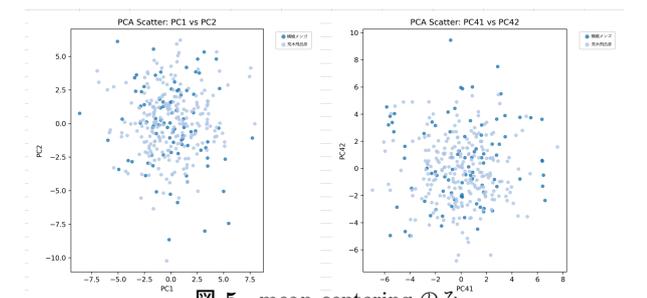


図 5 mean-centering のみ

6.2 距離および近傍関係に基づく定量評価

PCA による 2 次元可視化では明確なクラス構造が確認できない。散布図の可視化では捉えにくい形で作者・作品の絵柄情報が LoRA 重み空間に保持されている可能性を考慮し、主成分空間上での距離に基づく定量的評価を行った。具体的には、主成分得点ベクトル間の距離を用いて、同一作者内 (intra) および異なる作者間 (inter) の距離分布を比較した。また、各 LoRA に対して近傍探索を行い、Top-1 および Top-5 に同一作者の LoRA が含まれる割合を算出した。それぞれの実験パターンでのコサイン距離による計算結果および近傍探索の結果を表 3 と表 4 に示す。

その結果、rank と α が 32 の設定において一部の指標でわずかに高い値が得られたが、いずれの設計条件においても intra 距離と inter 距離の平均値に顕著な差は認められなかった。一方、近傍探索に関しては、Top-1 および Top-5 の正解率がランダム選択による期待値をわずかに上回る結果となった。

ここで用いた距離指標は、PCA により低次元化された LoRA 重みベクトル間のコサイン距離である。コサイン距

離は、値が 1 に近いほど両ベクトルがほぼ直交し、方向的な類似性が低いことを意味する。本実験では、同一作者内および異なる作者間のいずれにおいても距離の平均値がほぼ 1.0 付近に集中していた。

この結果は、LoRA 重み空間において、作者差に起因する方向的一貫性が明確には重み空間上に形成されていないことを示唆している。すなわち、近傍探索の結果は、局所的には同一作者のサンプルが近傍として選択される場合はあるが、重み空間全体が作者という軸に沿って整理されているわけではないという事実を示していると考えられる。

7. 考察

本研究では、マンガページ画像から自動的に検出・抽出されたキャラクタ顔部分画像のみを使用し、キャプションを極力統一した条件下で学習した LoRA の重みで埋め込み空間を構成し、その分布構造を観察した。しかし、得られた結果からは、作者差に基づく明確なクラス構造が確認されなかった。

7.1 学習画像のノイズや情報量に関する可能性

この要因の一つとして、入力画像が含む情報量の不足、あるいはノイズの影響が考えられる。顔領域のみに限定した画像では、線の癖や目鼻の形状といった局所的特徴は含まれる一方で、身体表現、画面構成、背景処理など、作者特有の表現が十分に反映されていない可能性がある。また、LoRA が絵柄差を重みに集約する設計を意図してキャプションを全画像でほぼ共通としたが、これが学習信号が弱くなった、もしくは重み空間において分散が十分に形成されなかった原因になったと考えられる。

今後は、全身を含む画像やページ全体画像の利用、マンガ特有要素のより精密な除去、あるいはキャプション設計の再検討 (詳細化または逆に完全除去) を通じて、この点を検証する必要がある。

7.2 マンガ表現と絵画的表現の差異に関する可能性

もう一つの可能性として、マンガ特有の表現形式と、先行研究で主に扱われている絵画作品との差異が原因として挙げられる。絵画作品やイラストでは、背景、構図、被写体配置、色彩設計、画面密度など、作者の世界観に関わる要素が画像全体に強く反映される。一方で、マンガにおける絵は前後のコマやストーリーとしての文脈を前提として描かれるものであるため、それ単体では作者特有の表現が十分に反映されていないことが多い。さらに、第 3 節で前述した特性に準じた表現が多く存在するため、特徴として捉えられる対象が絵画作品の場合とは大きく異なる可能性がある。

このような条件下では、LoRA は「絵柄らしさ」を生成的には再現可能であっても、その重み空間が作者ごとに明

表 3 各設計での Cos 距離結果

	rank, $\alpha = 8$		rank, $\alpha = 32$	
	centering+L2	centering only	centering+L2	centering only
mean(intra)	1.003293633	1.003345370	1.002622842	1.002453565
mean(inter)	1.002598047	1.002463459	1.003533005	1.003602385
mean(inter) - mean(intra)	-0.00069558	-0.00088191	0.000910162	0.001148819

表 4 各設計での近傍探索結果

	rank, $\alpha = 8$		rank, $\alpha = 32$	
	centering+L2	centering only	centering+L2	centering only
Top-1	0.6273 (207/330)	0.6667 (220/330)	0.6455 (213/330)	0.6273 (207/330)
Top-5	0.9515 (314/330)	0.9515 (314/330)	0.9273 (306/330)	0.9333 (308/330)

確な線形距離構造を形成しない可能性がある。すなわち、重みは絵画作品が持つ表現要素から作者特徴を習得した場合に限り視覚的にわかりやすい構造を示し、マンガのような表現から習得した場合には、PCA による線形可視化や距離評価では捉えきれない形で表現される可能性が考えられる。

この仮説を検証するためには、キャラクターイラストのように作者性を色濃く反映しつつも絵画のような情報量を持たない画像や、マンガ内に登場する一枚絵のようにマンガ特有の表現を内包しつつも絵画作品に近い表現領域も保持する画像を用いた比較実験が必要である。

8. おわりに

本研究では、マンガ作品を対象として学習した LoRA の重みベクトルが、作品あるいは作者単位でクラスタ構造を形成するかを検証した。顔領域画像のみを用い、キャプション条件を統一した上で LoRA を学習し、その重みを PCA により解析した結果、可視化および距離評価のいずれにおいても、明確な作者間・作品間の分離は確認されなかった。

一方で、近傍探索においては局所的に同一作者のサンプルが選択される傾向も観測されており、LoRA が作者に関する情報を全く保持していないわけではないことが示唆された。しかし、その情報は線形距離構造として明示的に整理されているとは言えず、重み空間全体として作者軸に沿った幾何構造を形成しているとは結論づけられない。

これらの結果は、LoRA がキャラクター画像の作者スタイルを高い生成品質で再現可能である一方で、その内部表現が必ずしも作者ごとの明確な距離構造を持つとは限らないことを示している。今後は、入力画像の情報量や媒体の違いに着目した実験設計を通じて、LoRA 重み空間における「絵柄」とは何かをより詳細に検討する必要がある。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 24K15654 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 霜出秀太, 添田碧人, 伊東栄典, "マンガキャラクター画像に基づく作者および作品の機械的判別に関する考察", 人工知能学会 合同研究会 2024, SIG-KBS, Dec.20 2024.
- [2] 添田碧人, 伊東栄典, "マンガ分析のための類似度に基づくキャラクター顔画像クラスタリングの検討", 人工知能学会 合同研究会 2024, SIG-KBS, Dec.20 2024.
- [3] Stable-Diffusion-v1-5 checkpoint. <https://huggingface.co/stable-diffusion-v1-5/stable-diffusion-v1-5>. Accessed: 2025-11-15.
- [4] Edward Hu, Yelong Shen, Phillip Wallis, Zeyuan Allen-Zhu, Yuanzhi Li, Shean Wang, Lu Wang, Weizhu Chen. "LORA: LOW-RANK ADAPTATION OF LARGE LANGUAGE MODELS", arXiv:2106.09685v2 [cs.CL], 16 Oct 2021.
- [5] C. Liu, T. Takikawa, and A. Jacobson, "A LoRA is Worth a Thousand Pictures," arXiv:2412.12048, 2024.