

特定の作家の作風に酷似した顔アイコンを創作する拡散モデル（仮題）

創作するイラスト深層生成モデルを活用する受容性の調査

尾崎安範[†]

[†] 個人

住所は個人情報であるため、公開は控えます。メールにて回答します。

E-mail: †ozaki.yasunori@outlook.com

あらまし 本研究の目的は、「もし、有名なイラストレーターの画像数百枚とゲーム用パソコンを持ってさえいれば、そのイラストレーターの新作を個人で無数に作ることはできるのか」との問いに答えることである。実験の結果、答えは技術的にも倫理的にも「はい」であった。本研究会で発表する目的は、この答えに対する技術的詳細と倫理的影響の顛末を報告し、この答えの取り扱いについて議論することである。

キーワード 拡散モデル、倫理

Diffusion Model Specializing In An Illustrator

Yasunori OZAKI[†]

[†] Individual

Please ask me my address via a e-mail because the address is private.

E-mail: †ozaki.yasunori@outlook.com

1. はじめに

“「序曲」は、5分でできました。そういうパツとメロディーが浮かんだ曲のほうが、こねくり回して作った曲よりも、素直で出来がいいものです。ただ、この曲は5分プラス、僕がそれまで生きてきた55年分が詰まっている。” [1] と語るのは作曲家のすぎやまこういち氏である。この「序曲」はやがて2020東京大会の選手団入場曲として使われ、日本が世界に誇る曲となった。すぎやまこういち氏の例のように、人間の優れた創作能力は数十年の努力を得て習得するものである。しかし、もし、深層生成モデルによって、この55年間の努力をパソコンにより半日で習得できるとしたら、5分の創作をスマートフォンにより5秒で創作できるとしたら、どのような世界になるのだろうか。

本研究の目的は、「もし、有名なイラストレーターの画像数百枚とゲーム用パソコンを持ってさえいれば、そのイラストレーターの新作を個人で無数に作ることはできるのか」との問いに技術的側面と倫理的側面から答えることである。具体的には、個人が他人の新作を制作することは技術的に可能であり、著作権法第四十七条の四にある“著作権者の利益を不当に害すること”に該当しない限り、著作権法の目的である“著作物並びに

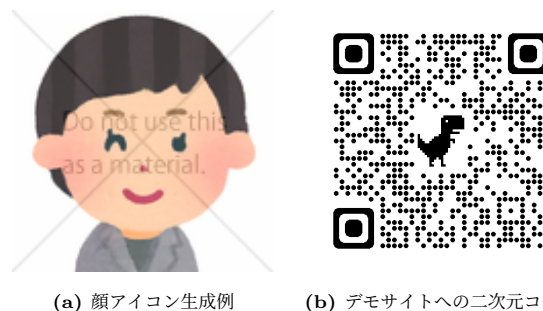


図 1: 図 1a は、拡散モデル [2] が特定の作家からイラスト画像から画風を学習し、ノイズから生成した画像である。この現象を問題視した著者は、このイラストの学習画像を描いた、Web サイト「いらすとや」を運営する、みふねたかし氏と相談の上、この現象が再現できることを技術デモとしてインターネット上に報告した。この技術デモは図 1b の二次元コードをスマートフォンなどで読み取ることで体験できる。この技術デモはスマートフォン程度の性能の仮想マシンで運用されており、およそ 5 秒でイラストを生成できる。

実演、レコード、放送及び有線放送に関し著作権者の権利及びこれに隣接する権利を定め、これらの文化的所産の公正な利用に留意しつつ、著作権等の権利の保護を図り、もつて文化の発展

に寄与すること”を倫理的に反さない行為であるか社会に問うことである。この問いに至った理由は、図1のとおり、拡散モデル[2]が特定の作家の作風に酷似した顔アイコンをノイズから生成する現象を引き起こしたためである。

本研究のうち、本報告書の学術的貢献は以下の通りである。

(1) 特定のイラストレーターの新作さを定量的に定義し、従来研究よりも特定のイラストレーターの新作さが定量的かつ定性的に高くなる現象を発見し、手法を提案したこと

(2) 特定のイラストレーターを学習した提案手法によるイラストは、そのイラストとそのイラストレーターが描くイラストとを人間にとって見分けがつけられないことを示したこと。

(3) この提案手法を活用することは、「著作権者の利益を不当に害すること」に該当しない限り、著作権法の目的に対して、倫理的に反さない行為であるであることをアンケート調査により明らかにしたこと

2. 関連研究

本セクションでは生成技術と著作権法を紹介し、残された課題を明らかにする。

2.1 画像生成技術

絵画の画風を学習し、その画風を他の画像へ転移させる技術として Style Transfer [3] がある。Style Transfer は風景を撮影した画像を入力とし、その画像がゴッホなどの画風になって出力される技術である。Style Transfer と拡散モデルが異なる点は生成に用いる元の画像が、意味のある画像であるか、意味のないノイズであるかの違いである。このため、意味のないノイズを入力とする拡散モデルは、意味のある画像を入力とする Style Transfer と異なり、入力画像を用意する手間がないという特徴がある。

拡散モデルと同じく意味のないノイズを入力をもとに画像を生成する技術として GAN がある。GAN は識別機と生成器をお互いに騙し合うように学習させることで、限りなく学習画像に近い偽物の画像を生成する生成器を学習させる技術である。DCGAN [4] はこの GAN の先駆的存在である。さらに、この GAN に Style Transfer を応用したのが StyleGAN2 [5] である。StyleGAN2 とほぼ同時期に異なる生成原理を用いた拡散モデルが開発された。拡散モデルはノイズからノイズを取り除くことで画像を生成する技術である。GAN と拡散モデルは画像の生成原理が根本的に異なっており、どちらが優れていると一概には言えない。このため、各研究ごとに各技術を比較することが好ましいと考えられる。

画像生成技術を通して、イラストを生成する試みは数多くある。その中でも最も問題設定が似ているものは、いらすとやにある顔を含むイラストを DGGAN で生成した試み^(注1)や StyleGAN2 で生成した試み^(注2)である。

しかしながら、特定のイラストレーターの新作さを定量的に

定義し、それを目的とする研究は筆者の調べる限り見当たらなかった。このため、従来の手法と今回の現象を起こす手法を用いて、特定のイラストレーターの新作さを定量的に追加調査する必要があると判断した。

2.2 著作権法とその法的解釈

他人のイラストを画像生成できる場合は、文化庁によると“コンピュータ等を用いて情報解析(※)を行うことを目的とする場合には、必要と認められる限度において記録媒体に著作物を複製・翻案することができる。”とあり、情報解析とは“大量の情報から言語、音、映像等を抽出し、比較、分類等の統計的な解析を行うこと”であるとしている[6]。つまり、インターネット上から必要な範囲で画像を収集し、その画像をもとにパソコン内で画像生成すること自体は翻案に相当することであり、合法的な行為であると解釈できる。

ただし、学術論文などに公開することは、“著作権者の利益を不当に害すること”に抵触するおそれがある。これは画像生成のみならず、翻案全般に関わる問題である。本研究では、みふねたかし氏から「技術の紹介に限り、透かしを入れ、素材の再配布をできない状態にするならば、生成結果を公開しても良い」とをメールにて許可を得ているため、この問題に抵触する恐れはない。

しかし、イラストを生成し、許可を得た上で公開することが合法だからといって、必ずしも倫理的に好ましいとはわからず、広く調査が必要であると考えられる。

3. 拡散モデルによる現象の再現方法

デフォルトの拡散モデルをイラストに適用するだけで本現象は起きる。さらに、拡散モデルに用いる U-Net の構造を極端な砂時計型ニューラルネットワークにすることで本現象を高頻度に起こすことができる。この極端な砂時計型ニューラルネットワークを PyTorch による拡散モデルの実装^(注3)で具体的に説明する。通常の拡散モデルにおける U-Net のソースコード 1 の通りである。

ソースコード 1: 拡散モデルに用いる U-Net の標準実装

```
1 model = Unet(  
2     dim = 64,  
3     dim_mults = (1, 2, 4, 8)  
4 )
```

このデフォルトの拡散モデルでも本現象は起きる。ソースコード 1 の dim_mults を (1,4,16) などとすることでさらに本現象を高頻度に起こすことができる。また、パラメータだけでなく、U-Net の構造をソースコードレベルで変更しても本現象を起こすことができる。

4. 提案手法

(特許や実験の都合、プレプリント版では、結果を公知公用するが手法そのものは公知にはしない。研究会の原稿には記載

(注1) : https://mickey24.hatenablog.com/entry/irasutoya_deep_learning

(注2) : <https://www.gwern.net/Faces>

(注3) : <https://github.com/lucidrains/denoising-diffusion-pytorch>

する予定である。)

5. イラストレーターの新作さの比較実験

従来手法と今回の現象を起こす手法を用いて、特定のイラストレーターの新作さを定量的に追加調査する必要があると判断したため、定量的、さらには定性的な比較実験を行った。本セクションでは、その実験を方法とともに結果を報告する。

5.1 比較方法

本現象を定量的に比較するにはまずイラストレーションの新作さを操作化して、定量化する必要がある。今回の問題を定量化した指標であるイラストレーションの新作さ NWI (New Work Index) を式 1 のように定義する。

$$\text{NWI} = \text{MAE} - \text{FID} \quad (1)$$

FID (Fréchet Inception Distance) は画像生成の品質を評価する際によく用いられる指標である。Inception V3 の神経活動をもとにフレシェ距離を求めることで FID が得られる。今回この FID を画風の類似度として操作化する。MAE (Mean Absolute Error) は画像がピクセル単位で類似しているかを表す際によく用いられる。今回は学習データセットとのピクセル単位での類似度として操作化する。以上より、NWI は、特定のイラストレーターの新作さを「生成された画像群は、学習データセットと画風が似ているが、学習データセットとはピクセル単位での類似度は低い」として操作化した指標であると考えられる。本実験では、この NWI の妥当性をまず検証する。

次に、NWI を用いて具体的な問題に本研究を絞り、次のとおりにした。

問題設定

Web サイトいらすとやに掲載されている、人間の顔アイコン 158 枚があり、ゲーム用パソコンの GPU として、GeForce RTX 3080 があるとする。この顔アイコンとゲーム用パソコンから FID を可能な限り低くしつつ NWI が高くなるような 128 ピクセル x 128 ピクセルの画像を任意の z 次元の疑似乱数から生成できる生成モデル $G: \mathbb{R}^z \rightarrow \mathbb{R}^{128 \times 128}$ を求めよ。また、十分に収束した FID を計算するため、その生成モデルを使い、1000 枚以上生成せよ。なお、事前学習モデルは使えないものとし、学習時間や生成時間は半日 (12 時間) 以内でそれぞれ終わるものとする。

この問題を解く方法、すなわち比較条件は従来手法である DCGAN と StyleGAN2、拡散モデル、提案手法の 4 種類とした。

5.2 NWI の妥当性検証

NWI が本研究の定量的指標として妥当なのかを調べるために、簡易な検証を行った。まず、いらすとやにて 2013 年に公開されていた顔アイコンを「いらすとや (初期)」とし、2015 年に公開された顔アイコンを「いらすとや (新)」とした。次に、ゲーム会社 C が運営しているゲーム U における初期リリース時点では存在したキャラの顔アイコンを「ゲーム U (初期)」と

表 1: 特定のイラストレーターの新作さを表す指標 NWI の妥当性検証結果。確かに新しい顔アイコンが増えたときは NWI が高くなるのがわかる。また、データセットがあまりに異なると低くなる。

データセット 1	データセット 2	FID↓	NWI↑
いらすとや (初期)	いらすとや (新)	57.4	3.91
ゲーム U (初期)	ゲーム U (新)	96.2	35.6
ゲーム P (初期)	ゲーム P (新)	67.5	26.1
ゲーム U (初期)	いらすとや (新)	352	-165
ゲーム P (初期)	いらすとや (新)	398	-201

2022 年 7 月 1 日時点までに新しく追加したキャラの顔アイコンを「ゲーム U (新)」とした。同じく、ゲーム会社 C が運営しているゲーム P における初期リリース時点では存在したキャラの顔アイコンを「ゲーム P (初期)」と 2022 年 7 月 1 日時点までに新しく追加したキャラの顔アイコンを「ゲーム P (新)」とした。以上の顔アイコン同士の組み合わせで NWI を計算した結果を表 1 に示す。表 1 の FID は pytorch-fid^(注4) で計算した。表 1 を見ると、新しい顔アイコンが増えたときは NWI が高くなるのがわかる。また、データセットのドメインがあまりに異なると低くなることもわかる。

表 1 の結果から、NWI が本研究の定量的指標として妥当だと推測される。

5.3 比較結果

比較実験は、可能な限り再現性を重視し、画像を学習し、生成した。乱数のシードを 3407 [7] に固定した。また、ランダム水平反転はありにした。学習と生成には GeForce RTX 3080 12GB OC モデルを用いた。なお、学習と生成ともに TF32 で計算しているため、再現するためには A100 や 30 シリーズ以降が必要である。提案手法の Optimizer は Adam を使い、学習率は 10^{-4} とした。すべての条件において画像を 1024 枚生成した。学習時間と生成時間は 12 時間以内であった。

定量的な比較結果を表 2 にまとめる。また、生成した画像のうち、著者が新作さに優れていると判断した画像を図 2 にそれぞれの比較条件でまとめる。

比較とは直接関係ないが、提案手法による生成結果を見ると、目や口などの顔のパーツがないなどの倫理的に問題のある画像が散見された。ただ、顔のパーツがない部分は肌色で覆われており、いわゆるのっぺらぼうの状態になっていた。

5.4 比較結果に対する考察

表 2 と図 2 を見る限り、DCGAN は顔アイコンをうまく生成できていないように考えられる。StyleGAN2 もよく見ると絵に粗さが見える。例えば、図 2d では髪の毛の縞模様が正しく表現されているが、図 2b の髪の毛を見ると波模様になっている事がわかる。拡散モデルではイラストレーターに類似した顔アイコンを FID の低さ、画像の質の面から生成できているように思える。しかし、提案手法では、NWI の高さから新作さは高く、最も優れていると考えられる。図 2d は提案手法によ

(注4) : <https://github.com/mseitzer/pytorch-fid>

表 2: いらすとやデータセットにおいて、従来手法とイラストの新作さを比較した結果。NWI が高いほど新作さが高いことを示している。通常の拡散モデルでも従来手法よりも FID が低く、NWI が高いことがわかる。提案手法では通常よりもさらに NWI は高くなる。

手法	FID↓	NWI↑
DCGAN [4]	293	-202
StyleGAN2 [5]	67.8	-35.5
拡散モデル [2]	14.3	9.99
提案手法	27.4	29.4

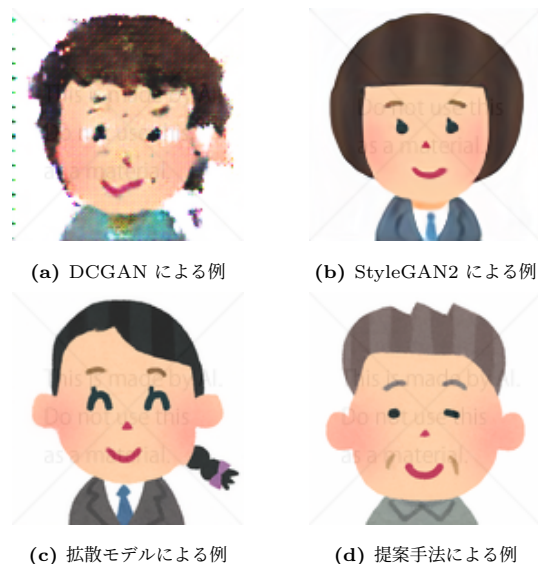


図 2: DCGAN や StyleGAN2、拡散モデル、提案手法により比較実験の中で生成された画像の例である。これらの画像は学習画像の中に完全に一致するものはない。すなわち、生成モデルによる創作である。

る例は特異である。一見普通の男性に見えるが、この画像と学習画像の中で一番 MAE が低いものは女性である。また、その女性と一致する顔のパーツは存在しない。提案手法は自身でオリジナルな作品を作り出したと言える。

比較とは直接関係ないが、提案手法の生成結果に目がない、口がないなどの現象が起きている理由として、U-Net によるセマンティックセグメンテーションが学習時や生成時に行われていたことが原因として考えられる。また、のっぺらぼうが生成されたのは、顔のパーツを取り除きながらインペインティングを U-Net が行ったためだと考えられる。

本手法の限界について考える。例えば、学習画像にない顔のパーツを作ることはいらない。また、これらのイラストからスケッチなどの異なるドメインのイラストを創造することはできない。これらを解消するためには、転移学習を併用することが考えられる。また、現状では生成するものを利用者の望み通りに制御することはできない。このため、DALL-E 2 [8] や Imagen [9] のように text-to-image などの制御用 UI が必要であると考えられる。

以上の考察と NWI の高さから、拡散モデルによる生成画像が従来研究よりも特定のイラストレーターの新作さを高くする

現象が発見し、さらに新作さを高める方法を提案できたと考えられる。

6. 品質と受容性に関するアンケート調査

まず、提案手法による生成画像が、みふねたかし氏の画風が似ているかを調べるために、提案手法による作品と、みふねたかし氏の作品を人間は見分けられるのかを調べる。また、イラスト深層生成モデルの活用に対する受容性について調査するために、提案手法による創作は本人の許可を得ていれば様々なケースでよいかどうかを調べる。

6.1 アンケートの調査項目と分析方法

提案手法による生成画像が、みふねたかし氏の画風が似ているかを調べるために次のようなアンケート項目を用意する。Google フォームに次のような説明文を書く。

説明文

この質問は人工知能が「いらすとや」らしさを残しながら新しいイラストを生成できるかを確認することを目的としています。そのために 2 種類のイラストを識別してください。1つは Web サイト「いらすとや」を運営する、みふねたかしさんによるイラストです。もう 1つはそのイラストから人工知能が学習し、生成したイラストになります。人工知能が生成したイラストか当ててみてください。なお、それぞれの例を以下に示します。確認次第回答を始めてください。

その後、みふねたかし氏の作品と提案手法の作品をそれぞれ 1 枚ずつ提示する。その後、各イラストに対して 1 枚ずつ“これは人工知能が生成したイラストですか？ ($n/8$)”と質問する ($n = 1, 2, \dots, 8$)。配分は、提案手法の作品とみふねたかし氏の作品、それぞれ 4 枚ずつ質問する。なお、提案手法の作品とみふねたかし氏の作品は次のとおりに選別した。

(1) 生成された画像を 3 つのクラスに著者が学習用に分類する。1 つ目は倫理的に問題がある画像である。目や鼻がない画像である。2 つ目は学習画像である。みふねたかし氏が描いた画像である。3 つ目は学習画像に酷似した画像である。過学習を起こして、そもそも学習画像とほとんど違いがない画像である。

(2) ImageNet-1k により事前学習済みの EfficientNet-B0 を用いて、3 つのクラスに分類する分類器を作成する。

(3) みふねたかし氏が描いた画像にできる限り似ていて、酷似している画像でもあるが、最低限服装がかわる以上の変更は行われている画像を提案手法の作品として選別する。このとき、倫理的に問題があるクラスに分類される可能性が特に低いものを選ぶ。

(4) 提案手法の作品と、年代や性別のバランスが取れるようにみふねたかし氏の作品を選別する。

これらの結果を集計し、見分けられるのかどうか統計的仮説検定をかける。今回 2 つの仮説を検定にかける。1 つ目の仮説 H_{B0} は「提案手法により生成されたイラストに対するはいとい

いへの比率と 1:1 に等しい」である。 H_{B0} が成り立つか調べることにより、見分けられるかどうかを調べる。2つ目の仮説は H_{M0} は「提案手法により生成されたイラストに対するはいといえの比率は、人間の描いたイラストに対するはいといえの比率と同じである」である。 H_{M0} が成り立つか調べることにより、みふねたかし氏のイラストと同じぐらい見分けられるかどうかを調べる。1つ目の対立仮説 H_{B1} は「提案手法により生成されたイラストに対するはいといえの比率と 1:1 と異なる」である。2つ目の対立仮説 H_{M1} は「提案手法により生成されたイラストに対するはいといえの比率は、人間の描いたイラストに対するはいといえの比率と異なる」であるとする。仮説検定に関して頻度主義の観点とベイズ主義の観点で分析を行う。頻度主義の観点から H_{B0} を帰無仮説とした危険率 α を 0.01 とした二項検定を行い、p 値を調べる。ベイズ主義の観点から H_{B0} を帰無仮説としたベイズ二項検定を行い、ベイズファクター BF_{B01} と BF_{B01} を調べる。頻度主義の観点から H_{M0} を帰無仮説として危険率 α を 0.01 とした多項検定を行い、p 値を調べる。ベイズ主義の観点から H_{M0} を帰無仮説としたベイズ多項検定を行い、ベイズファクター BF_{M01} と BF_{M01} を調べる。計算にはいずれも JASP^(注5)を用いる。

イラスト深層生成モデルの活用に対する受容性を調査するために次のようなアンケート項目を用意する。Google フォームに次のような説明文を書く。

説明文

この質問は人工知能がイラストレーターらしさを残しながら新しいイラストを生成できた場合に人工知能がしてもよいことを探すことを目的としています。もし、人工知能がイラストレーターの作品を学習できるとし、他の人には見分けられないほどに品質が高いイラストを生成できると仮定します。イラストを見る側として、以下のような行為を行ってよいと感じるでしょうか。なお、この行為によって、そのイラストレーターが不利益を被らないとも仮定します。

その後、リッカート尺度で以下の質問にどの程度同意できるかを調べる。

質問 1 多忙なイラストレーターの代わりに、本人の同意の下、その人を学習した人工知能が新しい作品を提供してもよいとおもいますか。

質問 2 新しい作品のイメージコンセプトを作成する際、人工知能を使った作品をもとにした作品を提供しても良いと思いませんか？

質問 3 複数の人たちが考案した仮想のイラストレーターを学習した人工知能が新しい作品を提供してもよいとおもいますか。

質問 4 本人の同意の下、その人を学習した人工知能が新しい作品を死後も提供してもよいとおもいますか。

各質問に同意できる側に偏っていることを定量的に調べる。各質問に関して分布が同意できる側に偏っていることを定量的



図 3: 人間のイラストか提案手法のイラストか見分けられるのかを調べるためにアンケートで使われた生成画像たち。アンケートの結果、これらの画像は、みふねたかし氏以外から見れば、みふねたかし氏の新作であり、みふねたかし氏の作品よりもみふねたかし氏の作品であるように見えるという結論に至った。

表 3: 「これは人工知能が生成したイラストですか? (n/8)」とアンケートで聞いた結果 (n = 1, 2, ..., 8)

因子	提案手法の作品	みふねたかし氏の作品
はい	164	207
いいえ	168	123

に調べる。帰無仮説 H_{Cn0} を「質問 n の各水準での確率は等しい」とおき、対立仮説 H_{Cn1} を「質問 n の各水準での確率は異なる」とおく。これらの仮説を調べるために危険率 α を 0.01 とした χ^2 検定をそれぞれ行う。なお、多重比較による誤謬が増えるが、この問題の解決法がわからないため、今後の課題としておく。その後、中央値が同意できる側にあれば、同意できる側に偏っているとみなす。これらの検定には R を使う。また、棒グラフで分布を表示し、分布の傾向を定性的に考察する。

6.2 アンケートの分析結果

大阪大学の学部生にアンケートを 150 人以上実施した。アンケートに回答するかどうかは本人に自由意志によるものとする明記して、論文に掲載することに同意をした人のみ集計している。なお、アンケートに利用した画像を図 3 に示す。

提案手法による作品と、みふねたかし氏の作品を人間は見分けられるのかを調べた結果を表 3 に示す。第 1 版のプレプリントを公開する前の 7 月 20 13:30 時点での有効回答数は最大 84 件であった。二項検定の結果、 $p=0.869>0.01$ であり、危険率 α を 0.01 で帰無仮説 H_{B0} は棄却できないとした。ベイズ二項検定の結果、ベイズファクター BF_{B10} は 0.0070 であり、 BF_{B01} は 14.2 であった。多項検定の結果、 $p<0.001<0.01$ であり、危険率 α を 0.01 で帰無仮説は棄却 H_{M0} し、対立仮説 H_{M1} を採択した。ベイズ多項検定の結果、ベイズファクター BF_{M10} は 13400 であり、 BF_{M01} は 7.44×10^{-5} であった。

(注5) : <https://jasp-stats.org/>

表 4: イラスト深層生成モデルの活用に対する受容性を調査した結果の中央値である。5 以上から同意できるとみなせるため、すべての質問で程度はあれど同意されると検定結果とともに解釈した。

質問番号	中央値
質問 1	5
質問 2	6
質問 3	6
質問 4	5

イラスト深層生成モデルの活用に対する受容性を調査した結果は次のとおりである。プレプリントを公開する前の7/20 13:30 時点での有効回答数は 85 件であった。適合度に関する χ^2 検定を各質問に行った結果、p 値はそれぞれ (6.834×10^{-4} , 5.75×10^{-11} , 1.24×10^{-15} , 1.76×10^{-4}) であった。この結果、 H_{Cn0} は危険率 α を 0.01 ですべて棄却でき、 H_{Cn1} をすべて採択できた。各質問に対する回答の中央値を表 4 に示す。また、各質問に対する回答の分布をまとめたものを図 4 に示す。

6.3 アンケートの分析に対する考察

提案手法による作品と、みふねたかし氏の作品を人間は見分けられるのかを調べたことに対して考察する。頻度主義の観点からは帰無仮説 H_{B0} 「提案手法により生成されたイラストに対するはいといいえの比率と 1:1 に等しい」が棄却できず、何とも言えなくなった。バイズ主義の観点からは BF_{B01} が高いため、帰無仮説 H_{B0} が成り立つ証拠が得られたと解釈できる。以上から、筆者は帰無仮説 H_{B0} が成り立つとした。つまり、人間は提案手法と人間とのイラストと見分けられないとの結論を下した。また、今回選んだ画像はオリジナルの絵とは L1 距離が遠いため、オリジナルの絵とは異なると判断した。この 2 つの判断から、提案手法は、みふねたかし氏の新作を作り出したと判断した。一方、対立仮説 H_{M1} 「人間の描いたイラストに対するはいといいえの比率は、提案手法により生成されたイラストに対するはいといいえの比率と異なるである」は頻度主義の観点からは採択できなくなった。バイズ主義の観点からは BF_{10} が高いため、対立仮説が成り立つ強い証拠が得られたと解釈できる。以上から、筆者は対立仮説が成り立つとした。その上で、回答数を見ると、みふねたかし氏の作品よりも提案手法の作品のほうがみふねたかし氏の作品であるように見えるという結論に至った。

イラスト深層生成モデルの活用に対する受容性について考察する。提案手法による活用法は対立仮説 H_{Cn1} を採択したため、全体的に同意を得られていることがわかった。ただし、多重比較による影響が避けられないため、注意が必要である。一方で、p 値が十分に小さいので、実質的に問題はないように思える。実際、表 4 や図 4 の傾向を見てもだいたい同意できるという結論になった。したがって、本人に生前から意志を聞いておき、本人の同意が得られれば、死後も生成できるようにするという活用法が可能性として期待できる。それはある意味で創作能力の不老不死化ではないだろうか。

7. まとめ

本研究の目的は、「もし、有名なイラストレーターの画像数百枚とゲーム用パソコンを持ってさえいれば、そのイラストレーターの新作を個人で無数に作ることはできるのか」との問いに答えることである。本報告書の通り、その問いは技術的に可能であることが示された。また、倫理的にも死後にも創作できるように、創作能力を保存することに対しては多くの人が同意できるという結論も得られた。

今後の課題は、この技術を含めた画像生成技術を活用することが倫理に反さない行為であるか社会に問うことである。具体的には、技術デモやプレプリントを社会に公開したことがどのような社会的影響を与えるのか、SNS 上の発言やイラストレーターへのインタビュー結果を自然言語処理などで分析し、調査することである。

謝 辞

生成画像の公開に許可をくださった、みふねたかし氏に感謝の意を表します。技術デモに対するアドバイスをくださった兵頭亮哉氏にお礼を申し上げます。ただし、これらの方は、本研究に対する一切の責任はなく、本研究の責任すべては著者個人にあることを明確に述べます。

文 献

- [1] 本間英士, “作曲家・すぎやまこういち (4) あの代表曲は 5 分でできた,” 産経新聞, pp. ●-●-●, 2017.
- [2] J. Ho, A. Jain, and P. Abbeel, “Denoising diffusion probabilistic models,” ●●, pp. ●-●-●, June 2020.
- [3] L.A. Gatys, A.S. Ecker, and M. Bethge, “Image style transfer using convolutional neural networks,” 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2414–2423, 2016.
- [4] A. Radford, L. Metz, and S. Chintala, “Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks,” arXiv preprint arXiv:1511.06434, pp. ●-●-●, 2015.
- [5] T. Karras, S. Laine, M. Aittala, J. Hellsten, J. Lehtinen, and T. Aila, “Analyzing and improving the image quality of stylegan,” Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, pp.8110–8119, 2020.
- [6] 文化庁, “著作物が自由に使える場合,” 2022.
- [7] D. Picard, “Torch.manual_seed(3407) is all you need: On the influence of random seeds in deep learning architectures for computer vision,” CoRR, vol.abs/2109.08203, pp. ●-●-●, 2021. <https://arxiv.org/abs/2109.08203>
- [8] A. Ramesh, P. Dhariwal, A. Nichol, C. Chu, and M. Chen, “Hierarchical text-conditional image generation with clip latents,” 2022. <https://arxiv.org/abs/2204.06125>
- [9] C. Saharia, W. Chan, S. Saxena, L. Li, J. Whang, E. Denton, S.K.S. Ghasemipour, B.K. Ayan, S.S. Mahdavi, R.G. Lopes, T. Salimans, J. Ho, D.J. Fleet, and M. Norouzi, “Photorealistic text-to-image diffusion models with deep language understanding,” 2022. <https://arxiv.org/abs/2205.11487>

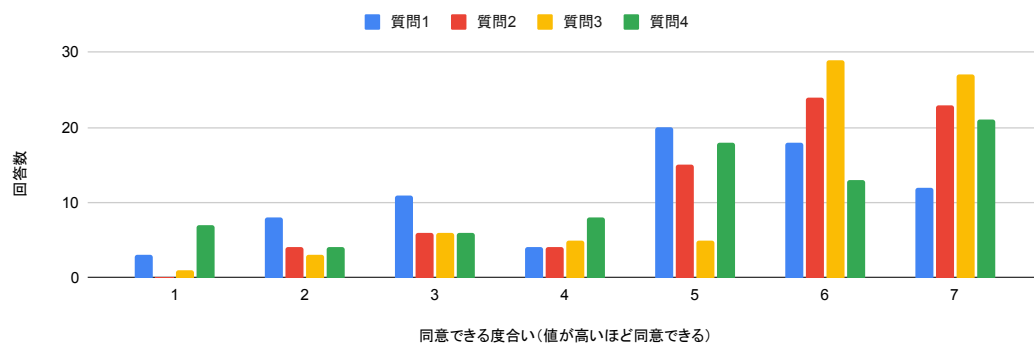


図 4: イラスト深層生成モデルの活用に対する受容性を調査した結果すべてである。1 を全く同意できない、7 を非常に同意できるとし、それぞれ 4 つの活用法に同意できるかを調査したグラフである。全体的に同意できる傾向にある。質問 1 だけは同意できる人と同意できない人にわかれていて、特徴的である。