

ハッブル天体写真様画像の生成に関する研究

Generation of Hubble Astrophotograph-like Images

木村 駿太[†]

岡留 剛[†]

Shunta kimura

Takeshi Okadome

1. はじめに

ハッブル宇宙望遠鏡は、その高解像度と優れた感度により、驚くべき天体写真を提供してきた。その美しさや鮮明さは、科学的な価値だけでなく、人々の想像力を刺激し、宇宙の神秘を感じさせるものだ。しかし、一般の人が所有している望遠鏡で撮影された天体画像は、限られた機材や技術によって、ハッブル宇宙望遠鏡のような鮮明さや美しさを実現することが難しい。本研究の目的は、拡散モデルを用いて、一般の天体画像をハッブル宇宙望遠鏡のような画像に生まれ変わらせる手法を提案することだ。この提案手法を通じて、一般の人が撮影した天体画像もハッブル宇宙望遠鏡のような驚異的な美しさや鮮明さを持つものとなり、一般の人々にも宇宙の美しさや神秘を体験してもらうことを目指す。

2. 関連研究

2.1 DDPM

DDPM[1] は、Ho らによって提案されたモデルであり、ノイズ画像から元の画像を復元する過程を繰り返すことで画像生成を行う。具体的には、元画像にノイズを加えたノイズ画像を生成し、逆向きのプロセスを通じてノイズから元の画像を推定する。この手法は、拡散過程（データにノイズを加える過程）と逆拡散過程（ノイズから元の画像を復元する過程）を組み

合わせることで、高品質な画像生成を実現している。

2.2 latent diffusion

Latent Diffusion[2] は、潜在拡散モデルとも呼ばれ、低次元の潜在表現（画像の大まかな特徴を捉えたベクトル）に画像を変換し、潜在空間内で拡散モデルを適用する。つまり、ノイズから画像を生成する代わりに、ノイズから潜在表現を生成し、それを再構築することで画像を生成する。この手法は、高品質な画像生成において効果的な手法とされている。

3. 提案手法

本研究では、一般の人が撮った天体画像をハッブル宇宙望遠鏡の様な画像に変換する手法を提案する。この変換プロセスでは、画像の内容や天体の識別情報をテキストで指示する。このテキスト情報と元画像の情報をもとにハッブル宇宙望遠鏡のような特徴を持つ画像を生成することを目指す。

3.1 データセット

まずデータセットを用意する。データセットには、各メシエ天体に関連する画像を収集する。具体的には、ハッブル宇宙望遠鏡で撮影した天体写真と一般の人が撮影した天体画像を数枚ずつ用意する。

3.2 モデルのファインチューニング

提案手法では、用意したデータセットを用いて一般の人が撮影した天体写真からハッブル宇宙望遠鏡で撮影したような画像に変換でき

[†] 関西学院大学, Kwansai Gakuin University

るように既存の画像生成モデルである Stable Diffusion のファインチューニングを行う。

拡散過程では、ハッブル宇宙望遠鏡で撮影された天体画像にノイズを加える。その後、埋め込み表現にされたテキストと、一般の人が撮影した画像と拡散過程で用意したノイズを足し合わせたノイズ付きベクトルを用意する。一般の人が撮影した天体画像情報を加えたノイズを与え、これをハッブル宇宙望遠鏡で撮影した画像のように復元するように学習させることによって、一般の人が撮影した天体写真からハッブル宇宙望遠鏡で撮影した画像返還できるようになると考えた。このときの一般の人が撮影した画像と拡散過程で用意したノイズを足し合わせたノイズ付きベクトルの式は以下の通りである。

$$\mathbf{z}_{\text{new}} = (1 - \alpha)\mathbf{z}_{\text{org}} + \alpha\mathbf{z}_{\text{add}}$$

\mathbf{z}_{org} は、拡散過程で用意したノイズを表し、 \mathbf{z}_{add} は、一般の人が撮影した画像を vae を用いて、潜在変数空間に落とし込んだベクトルである。それを unet への入力とする。その後、逆拡散過程を通して、ハッブル宇宙望遠鏡が撮影したような写真に復元し、その除去したノイズを unet から求める。DreamBooth[3] では、少数の入力画像から被写体の外見を学習しつつ、背景などの無関係な情報に過剰適合するのを防ぐために、Reconstruction Loss (RL) と Prior Preventing Loss (PPL) という2つの損失関数を使用してモデルのファインチューニングを行う。RL によって被写体を関連付けながら、PPL によって過剰適合を防ぎながら被写体の外見を学習をする。その結果、少数の入力画像から被写体の外見を保ちながら異なる文脈で画像を生成することが可能となった。今回、ハッブル天体画像の量は少ないため、被写体を関連付けなが過剰適合を防ぎながら被写体の外見を学習したいため、損失関数に RL と PPL を使用した。これにより、モデルは一般の天体画像をハッブル宇宙望遠鏡の画像に変換する能力を

得ることができると考えた。

3.3 画像生成

ファインチューニングが完了したモデルに、一般の人が撮影した天体写真とその天体写真のテキスト情報を入力する。モデルはこれらの情報を元に、ハッブル宇宙望遠鏡のような画像を生成する。生成された画像は、ハッブル宇宙望遠鏡で撮影された画像の鮮明さや美しさを持つことが期待される。

4. 実験結果

本研究では、一般の人もしくはハッブル宇宙望遠鏡より品質が劣っている天体画像をハッブル宇宙望遠鏡のような画像に変換する手法の実験を行った。以下に、実際に変換された画像の一部を示す。結果として、提案手法によっ



図 1: 左：M1[4](入力画像) 右：生成画像

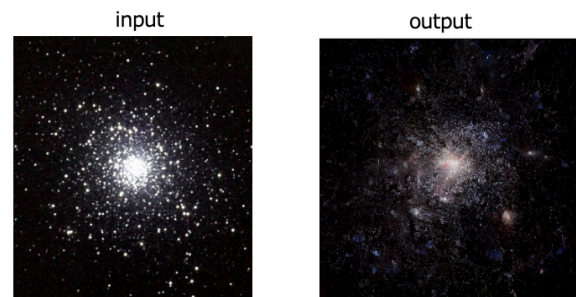


図 2: 左：M5[5](入力画像) 右：生成画像

て変換された画像の品質にはばらつきが見られた。学習データに含まれる画像については、一部の画像で高品質な変換結果が得られた一方、他の画像では変換が不十分な結果となった。

一方、テストセットに含まれる学習データには含まれていない画像に対しては、変換の品質

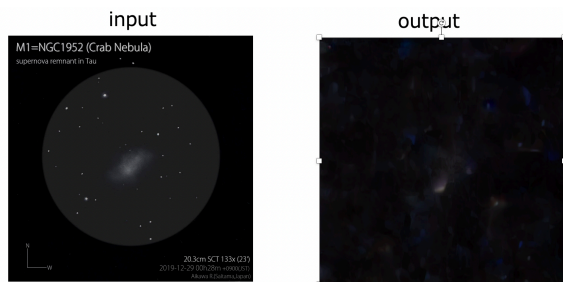


図 3: 左: M1[6](入力画像) 右: 生成画像



図 4: 左: M4[7](入力画像) 右: 生成画像

が著しく低下した。テキストの制約や画像の制約が存在するにもかかわらず、画像の変換が適切に行われなかったことが明らかになった。

学習データに含まれる画像に対しては、一部ハッブル宇宙望遠鏡のような鮮明さや美しさを持つ画像が生成された。しかし、一部の画像では変換が不十分であり、ハッブル風の特徴が完全に再現されていない。テストの画像に対しては、変換の品質が著しく低下している。

以上の結果から、提案手法の現時点での制約と課題が示された。特に、学習データの多様性や画像の制約に対処する必要性が浮き彫りになった。今後の改善に向けて、データセットの拡充やモデルの改良が必要とされる。

以上が本研究における実験結果の要点である。

5. 考察

本研究では、一般の人が撮った天体画像をハッブル宇宙望遠鏡のような画像に生まれ変わらせる手法の提案と実験を行った。以下に、実験結果から得られた考察をまとめる。

5.1 変換結果の品質のばらつき

提案手法による一般人が撮影した天体画像の変換結果には、品質のばらつきが見られた。一部の画像では、ハッブル宇宙望遠鏡のような鮮明さや美しさが再現された一方、他の画像では変換の効果が限定的であったり、元の画像の特徴が失われたりした。この品質のばらつきは、画像の多様性や撮影条件の違いなどに起因している可能性があるのではないかと考えている。またファインチューニングさせる際、提案手法のような条件付けにも原因があり、提案手法が学習データに過剰に適合しており、未知のパターンや構造に対してはうまく対応できていないことを示しているのではないだろうか。

5.2 学習データの重要性

実験では、学習に使用した一般人が撮影した画像と、学習に使用していない別の一般人が撮影した画像の2つの2つの画像を変換し比較した。結果として、学習データに含まれる画像を用いた場合の変換結果がより良好であった。今回学習データには、5から13枚の一般の画像を使用している。学習用データが少ないことにも原因があるのではないかと考えている。

5.3 モデルの限界と改善の余地

提案手法のモデルは、一般人が撮った天体画像をハッブル風の画像に変換を使用とした。しかし、一部の画像では限定的な変換しか行えなかったり、変換の詳細度が不十分であったりするなど、改善の余地がある。モデルの改良や新たなアルゴリズムの導入により、より高品質で精緻な変換が実現できる可能性がある。

6. 今後の展望

今後の研究において取り組むべき課題と展望は、以下の通りだ。

6.1 データセットの拡充

より多様な天体画像を収集し、学習データの質と多様性を向上させることが求められる。現在のデータセットでは、一部のメシエ天体に

対して限られた数の画像を用意しているが、さらなるデータセットの拡充が求められる。さらに、未知の画像に対しても適切な変換結果を得るために、より幅広いデータセットを用意する必要がある。

6.2 モデルの改良

提案手法の改良を行い、より高品質な画像生成を目指す。新たなモデルやアルゴリズムの開発を通じて、よりリアルなハッブル風の画像変換を実現したいと思う。現在の提案手法ではファインチューニングした Stable Diffusion を用いて画像生成を行っているが、さらなる改善を図るために新たな工夫が必要である。まず、全てのハッブル宇宙望遠鏡の画像で拡散モデルを十分に学習させることが重要であると考えた。これにより、ハッブル宇宙望遠鏡が捉えるさまざまな天体の特徴や表現を学習し、リアルなハッブル風の画像生成が可能となるだろう。データセットに含まれるハッブル宇宙望遠鏡の画像を幅広くカバーし、モデルが天体の多様性や撮影条件に対応できるようにする。その後、特定の天体を生成する能力を向上させるために、先に行った方法をとってみたいと思う。ランダムなハッブル宇宙望遠鏡のような画像を生成できるモデルを作成し、それを特定の天体を生成できるようにファインチューニングすると、特定の天体に関連する特徴やパターンをより適切に捉えることができると考えた。今後このような手法を試しながら研究を進めていきたい。

総じて、一般の人が撮った天体画像をハッブル宇宙望遠鏡のような画像に変換する研究は、多くの課題と制約を抱えている。しかし、データセットの拡充やモデルの改良、評価指標の導入などの取り組みを通じて、より高品質な画像生成が可能になる可能性がある。天体写真愛好家や研究者にとって、一般の人が撮った天体画像を鮮明で美しい画像に変換する手法の開発は、興味深い課題となるだろう。

7. 参考文献

参考文献

- [1] Jonathan Ho, Ajay Jain, and Pieter Abbeel. Denoising diffusion probabilistic models. *Advances in neural information processing systems*, Vol. 33, pp. 6840–6851, 2020.
- [2] Robin Rombach, Andreas Blattmann, Dominik Lorenz, Patrick Esser, and Björn Ommer. High-resolution image synthesis with latent diffusion models. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 10684–10695, 2022.
- [3] Nataniel Ruiz, Yuanzhen Li, Varun Jampani, Yael Pritch, Michael Rubinstein, and Kfir Aberman. Dreambooth: Fine tuning text-to-image diffusion models for subject-driven generation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 22500–22510, 2023.
- [4] AstroArts. M1. "<https://www.astroarts.co.jp/alacarte/messier/images/shimizu/m1.jpg>" Accessed on 03/07/2023.
- [5] Wikipedia. M5(astronomical body). "https://ja.wikipedia.org/wiki/M5_%28%E5%A4%A9%E4%BD%93%29#/media/%E3%83%95%E3%82%A1%E3%82%A4%E3%83%AB:Messier_object_005.jpg" Accessed on 03/07/2023.
- [6] @akwr2. Pazuru-suta-stacking star yard. "https://puzzlestar.net/dso/images/dso_1279-editPosi-0.8-30.jpg" Accessed on 04/07/2023.
- [7] masha. The Galactic Jewel Box -Full of Mistakes An Introduction to Astrophotography -. "<http://tsugumin2003.blog.fc2.com/img/20181111213135d53.jpg/>" Accessed on 04/07/2023.