

過去のデータを学習したレリーフ製作用 AI の開発

木嶋 祐太* 石澤 賢太*

Development of an AI-Based Relief Generation System Trained on Existing Data

KIJIMA Yuta* and ISHIZAWA Kenta*

抄 録

県内製造業が行っているレリーフ製作の業務改善のため、製作したい題材画像を入力するとその画像用のレリーフ形状情報（デプス画像）を出力する AI を開発した。AI モデルとして MiDaS (Mixed Datasets for Monocular Depth Estimation)¹⁾と条件付き拡散モデル²⁾を採用し、勾配損失を加えた損失関数や3次元での回転によるデータ拡張の効果を確認した。

1. 結 言

レリーフは記念品などに用いられる金属板の造形物で、デザインテーマとなる画像をもとに製作される。画像は色の情報しか持たないため、そのままでは製作に使用することはできない。そのため図1(a)に示す画像を図1(b)に示すデプス画像へ変換する必要がある。現状、画像からデプス画像への変換は画像編集ソフトウェアを用いてデザイナーがデータを加工しているが、非常に手間がかかる。フィギュア製作などの用途で画像から形状データが作成できるシステムの利用も考えられるが、造形表現がデザイナーの意図と違う問題がある。そこで、本研究では過去に作成した12セットの画像とデプス画像を学習することで造形表現を保ったまま、新しい画像に対しデプス画像を出力する AI を開発した。

深度・合成データなど複数の異種深度データセットを統合して学習することで、スケールに依存しない汎化性の高い深度表現を獲得する。本研究ではバックボーンとして DPT (Dense Prediction Transformer)³⁾を使用した MiDaS を用いた。DPT を用いることで局所的ではなく大域的な幾何構造を正しく捉えることができる。

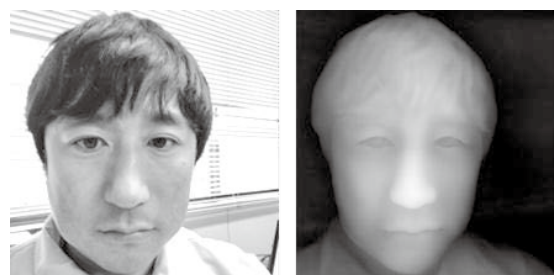
DPT を採用した MiDaS は物体境界や段差部における局所的な深度変化が過度に平滑化される傾向がある。特に、画素単位の回帰損失のみを用いた学習では、深度エッジが曖昧になり、幾何学的な不連続性が十分に再現されない場合がある。そこで推定深度と正解深度の空間勾配に基づく勾配損失を導入した。具体的には、水平方向および垂直方向の有限差分により算出した深度勾配の差を損失として加えた。図2にこの

2. AI モデルの検討

画像を入力するとデプス画像を出力する AI モデルとして MiDaS と条件付き拡散モデルを検討した。

2.1 MiDaS

MiDaS は単眼画像から相対的な深度構造を推定する AI モデル群であり、実測深度・ステレオ



(a) 画像 (b) デプス画像

図1 レリーフ製作用データ

* 技術統括センター

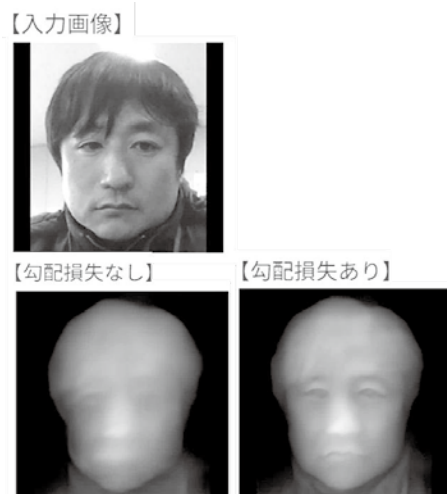


図2 勾配損失の導入結果



図4 ノイズ推定とデプス画像推定

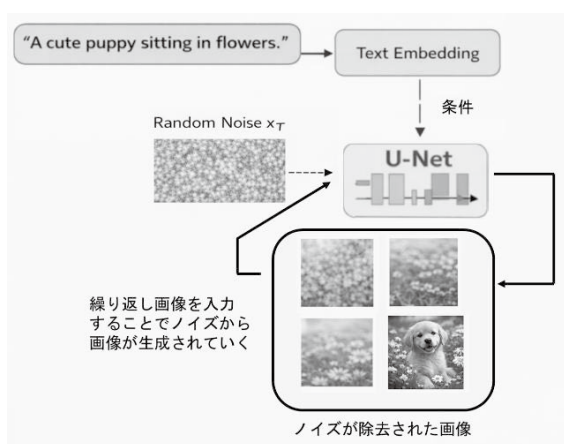


図3 条件付き拡散モデルによる推論

モデル学習時の勾配損失の有無で推定されるデプス画像の違いを示す。

2.2 条件付き拡散モデル

近年、写実的でリアルな画像を生成できる Stable Diffusion に代表される拡散モデルの普及が進んでいる。条件付き拡散モデルは、データに段階的にノイズを付与する前向き過程と、そのノイズを除去してデータを復元する逆過程から構成される。これを学習すると条件に応じてノイズを除去する AI が構築される。推論時は図 3 に示すようにノイズを除去する AI（図 3 では U-Net）にランダムノイズと条件（図 3 では A cute puppy sitting in flowers）を入力すると、ノイズが除去された画像が出力される。それを繰り返

返し AI に入力することで徐々にノイズが除去され所望の画像が生成される。

本研究では、条件付き拡散モデルを適用するために条件として画像を用いる。ビッグデータを学習した AI による特徴抽出を活用したいため、画像を直接入れる代わりに学習済みの ResNet18 に画像を入力して抽出される特徴マップを条件として AI に入力した。

条件付き拡散モデルは、一般的にはノイズを推定する。今回は学習データが少なく、図 2 の勾配損失も導入したいため、ノイズではなくデプス画像を推定する方法をとった。図 4 にその比較を示すが、ノイズを推定するよりデプス画像を推定する方法が良い結果となった。

3. データ拡張

今回のデータはデプス画像であるため 3 次元の位置情報を持ち、3 次元的な回転をすることができる。そこで、画像とデプス画像を表 1 の手順でランダム回転させることでデータ拡張を実施した。図 1 のデータをデータ拡張した画像を図 5 に示す。

4. レリーフ製作用 AI の作成と評価

レリーフ製作用 AI として MiDaS と条件付き拡散モデルのそれぞれを学習し、データ拡張した場合としない場合を比べた。図 4 の入力画像



図5 データ拡張した画像

表1 データ拡張の手順

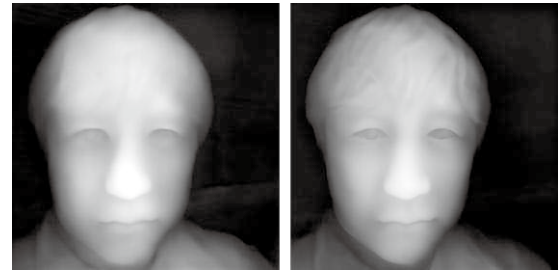
1	カメラ内部パラメータを仮定して、画素位置を距離に変更する。
2	画像とデプス画像を点群に変換する。
3	点群の重心を求める。
4	重心を中心に点群をランダム回転させる。
5	回転後の点群を仮定したカメラパラメータを用いて画像、デプス画像に再投影する。該当画素に複数ある場合は上下で上となる点を優先とする。
6	小さな穴は TELEA 法 ⁴⁾ を用いて埋める。

を入力しデプス画像を推定した結果を図6と図7に示す。データ拡張の効果があり、MiDaSのほうが安定した結果が出ることが確認できた。

このAIをデザイナーに評価してもらった結果、「現状では実務ですぐに使えるデプス画像は出力されていない。しかし想定よりは良い品質であるため、今後の研究開発次第では実用化の可能性はある。」との見解を得た。

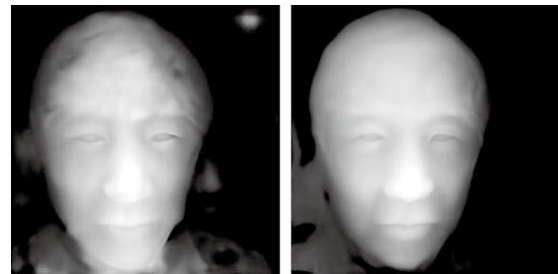
5. 結 言

- (1) MiDaS や条件付き拡散モデルを用いた画像からデプス画像を出力するレリーフ製作用AIを開発した。
- (2) 勾配損失を加えた損失関数や3次元での回転によるデータ拡張の効果を確認した。
- (3) デザイナーから、現状では実務で使えないが、実用化の可能性があると評価された。



(a) データ拡張なし (b) データ拡張あり

図6 MiDaSでの推測結果



(a) データ拡張なし (b) データ拡張あり

図7 条件付き拡散モデルでの推測結果

参考文献

- 1) René Ranftl, Katrin Lasinger, David Hafner, Konrad Schindler, Vladlen Koltun, “Towards Robust Monocular Depth Estimation: Mixing Datasets for Zero-shot Cross-dataset Transfer”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.44, (2022), pp.1623-1637.
- 2) Jonathan Ho, Tim Salimans, “Classifier-Free Diffusion Guidance”, <https://arxiv.org/abs/2207.12598>, (閲覧 2026-2-4).
- 3) René Ranftl, Alexey Bochkovskiy, Vladlen Koltun, “Vision Transformers for Dense Prediction”, *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (2021), pp.12179-12188.
- 4) Telea, Alexandru, “An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method”, *Journal of Graphics Tools*, Vol.9 (2004), pp.25-36.