

変分オートエンコーダによる距離画像の欠損補間

Imputation of Missing Depth Image by Variational Autoencoder

三輪 顕太郎
Kentaro Miwa

金田 拓巳
Takumi Kanada

山内 悠嗣
Yuji Yamauchi

中部大学
Chubu University

1 はじめに

センシング技術の発達により、三次元構造を測定可能な深度カメラが環境地図の作成や物体認識等の技術に利用されている。しかし、深度カメラが光を透過・吸収、反射する物体の距離を正確に測定できず、距離値に欠損や誤差が生じる問題がある。このような問題は環境地図の作成や物体認識の精度が低下する恐れがある。

そこで、本稿では変分オートエンコーダを用いて距離画像の欠損を補間する方法を提案する。欠損を含まない距離画像を用いて変分オートエンコーダを学習することで、変分オートエンコーダは学習データに近い距離画像を出力する。この特徴を利用して、欠損を含む距離画像を変分オートエンコーダに入力することで、欠損を補間した画像を出力することが可能となる。

2 提案手法

オートエンコーダ(AE)では、エンコーダ(E)により入力画像を低次元なベクトルに圧縮し、そのベクトルをデコーダ(D)により画像を復元する。学習データに含まれない異常な画像が入力された場合、 E と D の処理過程で異常な特徴が欠落し、学習データに近い画像として復元される。提案手法では、AEの復元能力を利用して距離画像の欠損を補完する。

提案手法の流れを図1に示す。学習プロセスでは、欠損のない距離画像を用いて学習する。なお、本研究では敵対的学習を導入することで鮮明な画像を生成可能としたIntroVAE(Introspective Variational Autoencoders)[1]を採用する。AEでは入力データを E により低次元なベクトルに圧縮していたが、変分オートエンコーダ(VAE)では E の潜在変数を生成する正規分布(平均 μ 、分散 σ)のパラメータに圧縮する。さらに、IntroVAEでは、敵対的学習における識別器の真偽を判定する機能を導入することでより鮮明な画像を生成できる。

深度カメラから収集した距離画像を学習データとして利用すると、画像中に欠損が含まれる問題が発生する。そこで、提案手法では、実空間を模したシミュレーション空間を構築し、センサーシミュレーションにより欠損を含まない距離画像を生成する。

欠損補間プロセスでは、深度カメラより得られた欠損を含む距離画像を E と D に入力し、欠損を補間した距離画像を生成する。

3 評価実験

欠損を手動で加えた距離画像100枚をVAE、及び提案手法により補間し、各手法の精度を比較する。VAE及

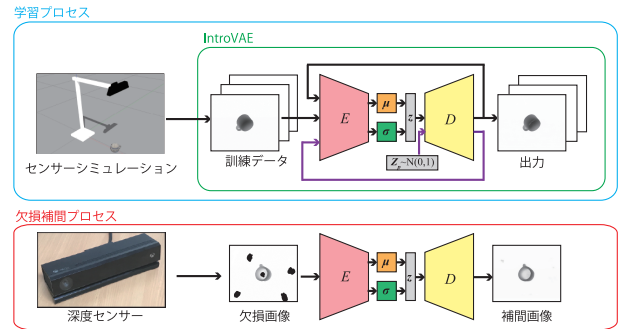


図1 提案手法の流れ

び提案手法は、センサーシミュレーションにより取得した32,000枚の距離画像を用いて学習した。今回の実験では欠損が発生しやすいカップを使用した。評価には平均平方二乗誤差(RMSE)を使用する。

実験結果を表1に示す。VAEは誤差が増加しているが、提案手法では誤差が欠損画像と比べ23.5%低下し、距離画像の欠損を補完できることを確認した。

提案手法の補間結果を図2に示す。図2より提案手法において欠損が補間されていることが確認できる。ただし、図2(d)のように欠損範囲が広いと補間は出来るものの、物体全体の距離値の誤差が大きくなった。

表1 欠損を含まない距離画像と補間画像との誤差の比較

	欠損画像	VAE	提案手法
RMSE	0.0268	0.0505	0.0205

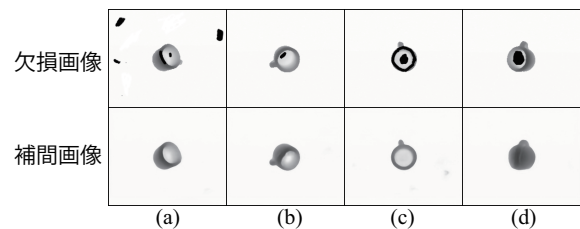


図2 欠損画像と提案手法により補間した画像の例

4 おわりに

本稿ではIntroVAEによる距離画像の欠損補間を提案した。評価実験により提案手法は距離画像の欠損が補間可能なことを確認した。今後は本手法を物体認識に適用した際の有効性について検証する予定である。

参考文献

- [1] Huaibo Huang *et al.*: “IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis”, NIPS, 2018.