

1. はじめに

AR マーカに代表される 2 次元コードは、製造での工程管理やロボット認識機能の広い分野で利用されている。2 次元コードの画像上の見え方から 3 次元位置・姿勢を推定できるが、2 次元コードに変形が生じた場合には著しく認識性能が低下する。既に機械学習により 2 次元コードを検出する方法 [1] が提案されているが、3 次元姿勢の推定までは至っていない。

そこで、本研究では機械学習を用いた変形 AR マーカの位置姿勢推定法を提案する。変形した AR マーカを SSD(Single Shot MultiBox Detector)[2] より検出し、Augment Autoencoder(AAE)[3] により 3 次元姿勢を推定する。

2. 提案手法の概要

本研究は、SSD による変形 AR マーカの検出と AAE による 3 次元姿勢推定の 2 つの処理に分けられる。

SSD により、撮影した RGB 画像内の AR マーカの ID、座標位置を検出する。

AAE では、SSD の検出時に得られた Bounding box 情報を元に作成した AR マーカ画像を入力し、平面状 AR マーカへの復元と姿勢推定を行う。

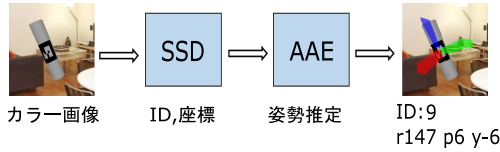


図 1: 提案手法の流れ

2.1. Augmented Autoencoder

後述の AAE による 3 次元姿勢推定について説明していく。変化が与えられた画像から変化を取り除いた画像として生成するように学習するオートエンコーダーである。AAE の学習の流れを図 2 に示す。平面状の AR マーカが貼られた教師データ図 2 (a) に変化を与えた図 2 (b) を AAE に入力し、図 2(c) を出力する。この時、図 2(c) の次元 x'_i と図 2(a) の次元 x_i の損失関数 l を平均二乗誤差式 (1) で求め、誤差が少なくなるように学習を行う。学習を行うことで、AAE に変形 AR マーカを入力したときに、平面状の AR マーカを出力可能にする。

$$l_2 = \sum_i ||x'_i - x_i||_2 \quad (1)$$

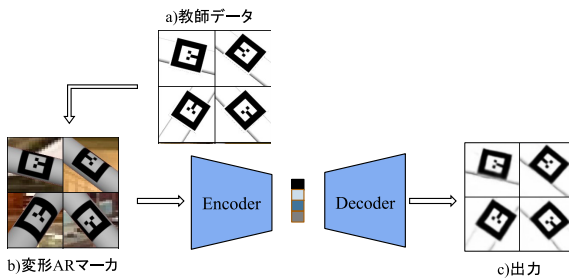


図 2: AAE の学習の流れ

2.2. AAE による姿勢推定

次に、学習済みの AAE を用いて姿勢推定を行う。姿勢推定は、AAE のエンコーダーから出力される画像の潜在変数 z を使用して行う。AR マーカの姿勢を roll を 0~360 度、pitch を -35~35 度、yaw を -15~15 度に範囲を設定し、各角度 1 度刻みで回転させた姿勢情報を持つ 792,360 枚の画像を用意し、エンコーダーに入力する。出力された潜在変数 z_n をデータベースとして保存する。

姿勢推定時には SSD により得られた画像をエンコーダーに入力し、出力される潜在変数 z_{test} とデータベースに保存した潜在変数 z_n のコサイン類似度を式 (2) により計算する。そして、最も近い潜在変数の姿勢情報を物体姿勢として決定する。

$$\cos_n = \frac{z_n z_{test}}{||z_n|| ||z_{test}||} \quad (2)$$

3. 評価実験

提案手法の有効性を確認するために評価実験を行う。評価方法として gazebo のシミュレーション空間上に AR マーカを円柱に張り付けたモデルを表示し、背景テクスチャを付けて撮影を行う。AR マーカのモデルは、半径 20,30,40[mm] の円柱を各モデル姿勢 100 枚ずつ用意する。評価用画像のモデル姿勢と提案手法により推定された姿勢の [roll,pitch,yaw] を比較し平均絶対誤差 (MAE) により評価を行う。

評価結果を表 1 に、評価データの復元の例を図 3 に示す。各半径どれも 4 前後の誤差が生じるという結果となった。

表 1: 提案手法における姿勢推定の精度

円柱半径 [mm]	平均誤差	roll	pitch	yaw
20	3.72	5.20	3.27	3.72
30	4.38	6.18	3.73	3.23
40	4.77	6.69	4.13	3.51

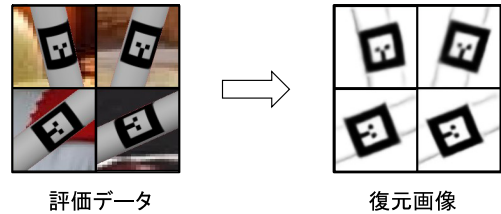


図 3: 復元画像

4. おわりに

本研究では、変形 AR マーカの認識及び姿勢推定を提案し、機械学習によって AR マーカの座標位置、姿勢を推定できることを確認した。今後は、提案手法による実世界での姿勢推定を研究を行う予定である。

参考文献

- [1] 鈴木舞香: “機械学習による変形 AR マーカの認識”, 卒業論文, 2021.
- [2] W. Liu *et al.*: “SSD: Single Shot MultiBox Detector”, ECCV, 2016.
- [3] Martin Sundermeyer *et al.*: “Implicit 3D Orientation Learning for 6D Object Detection from RGB Images”, ECCV, 2016.