### 1.はじめに

近年,2次元コードは、キャッシュレス決済や物品管理,広告、ロボットの認識等の分野など様々な場面で活用されている。しかし、2次元コードは平面に張ることを前提としているため、既存の手法では変形した2次元コードを認識することができない問題がある。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、2次元コードの3次元姿勢を推定するまでには至っていない。そこで、本研究では機械学習による2次元コードの検出と姿勢の推定方法を提案する。提案手法は2次元コードの検出と姿勢推定の2つの処理に分けられる。本稿では2次元コードの姿勢推定について述べる。

## 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. まず、画像から SSD により AR マーカを検出する. 次に、SSD により得られた AR マーカと周辺領域の画像に対して AAE を適用することで変形を含まない AR マーカーの画像を生成する. 最後に、変形を含まない AR マーカと AR マーカ DB を照合することで 3 次元姿勢を推定する.

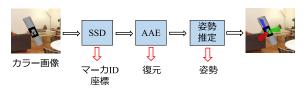


図1:提案手法の概要

# 2.1. Augumented Autoencoder

SSD により求めた変形した AR マーカを Augumented Autoeoncoder(AAE) により変形のないマーカに変換する. AAE は、訓練データに背景画像や光、遮蔽物など環境ノイズを加え学習を行いノイズによらない訓練データの本質的な潜在表現を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。提案手法では、変形 AR マーカに背景テクスチャを付けた画像を訓練データ図 2(b), 訓練データに姿勢が対応する平面状の AR マーカ画像を教師データ図 2(a) とした教師あり学習を行う。また、学習用画像はセンサシミュレーションにより生成し収集を行う。

訓練データをエンコーダーに入力し、圧縮されたデータの 1次元特徴(潜在変数 z)を得る。潜在変数 z をデコーダー に入力し、復元データ図 2(c) を出力する。復元データと教師データの損失関数を式 (1) により求め、2つのデータの損失が小さくなるように学習を行う。

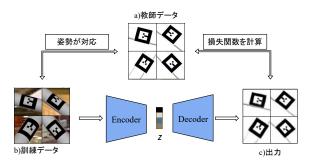


図2: AAE の学習の流れ

$$l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} ||x_i - x_i'||_2 \tag{1}$$

指導教授:山内 悠嗣

ここで l は損失関数を表しており、n はデータ数である. 損失関数は、復元データ  $x_i'$  と教師データ  $x_i$  の平均 2 乗誤 差を計算し求められる.

#### 2.2. 提案手法による姿勢推定

学習済みのエンコーダーによって得られる 1 次元に圧縮された 128 個の実数によって表現される潜在変数 z を用いて類似度計算をし、姿勢推定を行う.

姿勢推定は,推定対象となる変形 AR マーカ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 (DB) 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.

DB は、AR マーカの姿勢を roll を  $0\sim360$  度、pitch を  $35\sim35$  度、yaw を  $-15\sim15$  度と範囲を設定し、各角度 3 度 刻みで回転させ 792,360 枚の画像を撮影する。その後、エンコーダーに入力し、出力された潜在変数  $z_n$  ( $z_n$  は z 集合の 1 つ)を分解能 3 度の DB として保存する.

$$cos_n = \frac{\vec{z}_n \vec{z}_{test}}{||\vec{z}_n||||\vec{z}_{test}||}$$
 (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.変形 AR マーカの姿勢推定結果を平均絶対誤差(MAE)を用いて推定精度の評価を行った.評価を行う画像はセンサシミュレーションにより変形 AR マーカを撮影し,背景テクスチャを付けた画像を使用した. 半径 20,30,40[mm]の変形 AR マーカモデルをランダム姿勢 100 枚ずつ用意する.提案手法により推定された姿勢と正解姿勢の [roll,pitch,yaw]の MAE を求める.

評価結果を表 1 に示す。各半径の小さい円柱ほど精度は高くなり、全体としては  $4\sim5$  前後の誤差が生じるという結果となった。円柱半径が小さいほど姿勢によって画像特徴量が大きく変わり、潜在変数が明確になることから精度が高くなったと考えられる。また DB の分解能を 3 度で行ったため分解能を 1 度まで細かくすることにより推定精度が向上すると考えられる。

表1:提案手法における姿勢推定精度 MAE

円柱半径 [mm]	roll	pitch	yaw	姿勢平均
20	5.30	3.64	3.42	4.12
30	5.78	4.49	3.71	4.66
40	6.52	4.51	3.73	4.91

# 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、姿勢を推定できる事を確認した。今後は、提案手法による実環境下での姿勢推定を研究予定である。

# 参考文献

- [1] 鈴木舞香,山内悠嗣: "機械学習による変形 AR マーカの認識",中部大学工学部ロボット理工学科卒業論文発表, 2020.
- [2] W. Liu  $et\ al.$ : "SSD: Single Shot MultiBox Detector", Proc. of ECCV,2016.
- [3] Martin Sundermeyer et al.: "Implicit 3D Orientation Learning for 6D Object Detection from RGB Images", Proc. of ECCV, 2016.