

## 情報処理学会第 85 回全国大会 に参加して

中世古 真 吾

Shingo NAKAZEKO

数理情報学専攻修士課程 2 年

### 1. はじめに

2023 年 3 月 2 日から 4 日にかけて電気通信大学にて開催された「情報処理学会 第 85 回全国大会」に参加し“畳み込みニューラルネットから抽出した特徴量に対する線形回帰に基づく画像の異常検出”という題目で発表を行った<sup>[1]</sup>.

### 2. 研究背景と目的

画像識別タスクを学習した畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて画像特徴量を抽出し、それらの分布を利用して異常スコアを算出する手法が数多く提案されている。これらは高い異常検出精度を示すことで知られている。しかし、このような手法において特徴量から画素ごとの異常スコアを算出する過程の計算コストが大きいという問題がある。

そこで本研究では、画像特徴量に対して線形回帰を適用し、特徴量間の関係をモデル化する方法を検討した。

### 3. 特徴量の予測に基づく異常スコアの算出

先行研究の手法は、特徴量の分布をモデル化して、テスト画像の個々の特徴量の当てはまりの良さを異常スコアとして考えている。これに対して本研究では、特徴量間の関係を線形回帰によってモデル化し、その予測誤差を異常スコアとする (図 1)。このような方法をとることで、正常な箇所では異常スコアが小さくなり、異常な箇所では異常スコアが大きくなることを期待する。

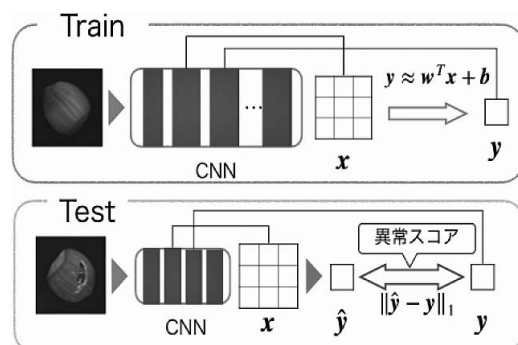


図 1 提案手法の流れ

(画像識別タスクを学習した CNN を用いて特徴抽出を行い、線形回帰を用いて予測モデルを構築する。)

以下、特徴抽出、線形回帰による予測、異常スコアの算出のそれぞれの段階について説明する。

特徴抽出の段階では、画像識別タスクを学習済みの CNN の複数の層の出力をもとに局所的な画像特徴量を抽出し、前処理を行う。これは、先行研究も同様である。実際には、異なる二つの層から特徴量を抽出し、近傍を連結するなどの処理を行う。

線形回帰による予測の段階では、抽出した特徴量間の関係をモデル化する。CNN の入力に近い層の特徴量を説明変数、出力に近い層の特徴量を目的変数として、線形回帰による予測モデルを構築する。本研究では、予測モデルの学習には、 $L_2$  正則化項を加えた Ridge 回帰を用いた。

異常スコアの算出の段階では、テスト画像の各画素に対して異常スコアを算出する。学習した予測モデルに対して、テスト画像から抽出した入力側の特徴量から出力側の特徴量の予測値を求める。得られた予測値と実際に得られた特徴量との予測誤差をもとに画素単位の異常スコアを得る。

### 4. 異常検出精度と計算コストを評価する実験

提案手法の異常検出精度と異常スコア算出における計算コストを先行研究と比較するため、MVTec AD<sup>[2]</sup>データセットを用いて実験を行った。

精度評価指標は、画素単位の ROCAUC, PRO,

計算コストの評価指標は、テストデータ全ての画像に対する異常スコア算出にかかる実行時間の合計とした。

#### 4.1 データと実験条件

実験には、15 品目の工業製品からなる MVTEC AD データセットを使用した。このデータセットは、学習画像 3629 枚、テスト画像 1725 枚で構成されている。これらの画像を  $256 \times 256$  に縮小して使用した。

特徴抽出には、ImageNet を識別するように学習した WideResNet101-2 を利用した。先行研究を参考に、提案手法の入力側の特徴量は layer2 から抽出し、出力側の特徴量は layer3 から抽出した。

比較手法は、特徴量の分布を利用して異常検出を行う PatchCore<sup>[3]</sup>と PaDiM<sup>[4]</sup>とした。それぞれの手法については説明を省略する。これらの手法でも同じ CNN から抽出した局所的な特徴量を用いて異常スコアを算出した。

Patchcore や PaDiM については、次元削減や特徴量を間引くなどの前処理を行ったものとした。

#### 4.2 実験結果

実験結果を表 1 に示す。提案手法は、ROCAUC と PRO では先行研究と同程度の精度であることがわかった。また、異常スコア算出時の計算コストについては 10 分の 1 程度の実行時間であることが確認できた。

表 1 MVTEC AD での実験結果 (PaDiM は GPU を使用できていない。)

| 手法        | ROCAUC         | PRO            | 実行時間 (s)          |
|-----------|----------------|----------------|-------------------|
| PatchCore | 98.1           | 92.3           | $11.41 \pm 0.50$  |
| PaDiM     | $97.7 \pm 0.0$ | $92.8 \pm 0.0$ | $547.71 \pm 5.94$ |
| Ours      | 97.7           | 92.1           | $1.05 \pm 0.01$   |

#### 5. おわりに

本研究では、畳み込みニューラルネットの複数の層から抽出した局所的な特徴量に対して、線形回帰を用いて異常スコアを算出する手法を検討した。先行研究と比較して、検出精度は同程度のまま、異常スコア算出時の計算コストを約 10 分の 1 程度にできることがわかった。

より適切な特徴抽出の方法や異常スコア算出方法の検討や、MVTEC AD 以外のデータセットでの検証などが今後の課題である。

#### 参考文献

- [1] 中世古, 高橋, 「畳み込みニューラルネットから抽出した特徴量の線形回帰に基づく画像の異常検出」, 情報処理学会第 85 回全国大会, 2023.
- [2] P. Bergmann, et al. "The MVTEC Anomaly De-tecton Dataset: A Comprehensive Real-World Dataset for Un-supervised Anomaly Detection." IJCV. 2021
- [3] K. Roth, et al. "Towards Total Recall in Industrial Anomaly Detection." CVPR. 2022.
- [4] T. Defard, et al. "PaDiM: a Patch Distribution Modeling Framework for Anomaly Detection and Localization." ICPR. 2021.