

画像を用いたカット野菜の不良検出の研究

1265090 伊藤 湧山 【画像情報工学研究室】

A Study on Defect Detection in Cut Vegetables Using Images

1265090 ITO Yuzan 【Image Processing and Informatics Lab.】

1 はじめに

市販のカットサラダは野菜を適切なサイズにカットした後、不良品を取り除き、販売される。この不良品を取り除く工程は手作業で行われる。検査対象の形状が一定である工業製品においても不良品の検出は課題である。しかし、検査対象である野菜において不良品の発生率は低く、教師なし学習による手法が検討されている [1]。

そこで我々は外観検査向け異常検知手法である patchcore という手法に着目した。patchcore は事前学習されたトレーニングモデルを使用し、正常画像のみで構成されたデータセットと異常画像を含むデータセット間の距離を異常スコアとして計算し、MvtecAD データセットにおいて SOTA を達成した手法である [2]。

本研究では、自然物であるキャベツに対する異常検出を patchcore をベースとした手法で行えるか検討する。

2 提案手法

2.1 実験機器

使用するコンベアは専用に設計したものを使用する。Rei*Design 製のベルトコンベアの回転をロータリエンコーダを用いてパルス信号として取り出す。これをパルスアイソレータを介して電圧変換し、産業用カメラ (vcxc-51c:Baumer 社製) に入力し、一定パルスごとに撮影を行う。これにより、オーバーラップ率 60% でコンベア上のキャベツを漏れなく撮影できるように設計した。カメラは LAN ケーブルで PC とつながっており、これにより PC からの制御を可能とした。



図1 使用したコンベア

使用するカメラの解像度は 2448×2048 画素であり、コンベア上の $194\text{mm} \times 161\text{mm}$ の範囲の撮影を可能とする。撮影間隔は 0.7 秒で動作させることにした。

撮影は一度の撮影で 3 枚行う。使用するキャベツを 1

セットとし、その 1 セットを 3 回使用する。このキャベツは一度撮影で使用したらその後の撮影で使用せず、異なるセットに同じキャベツが写ることが無いようにした。図 2 と図 3 が撮影された正常画像と異常画像である。



図2 正常画像



図3 異常画像

2.2 異常検知手法

本研究では異常検知手法として patchcore をベースとした手法を用いた。図 4 に示すように、patchcore は ImageNet のデータセットで学習されたモデルを用いて、正常画像から特徴ベクトルを抽出し、コアセットサンプリングと呼ばれる手法で大きなデータセットを近似する小さなサブセットを作る [3]。その後、作成したサブセットとテストデータとの最小の距離を求め、その最大値を異常スコアのベースとする。つまり、作成されたサブセットから遠い箇所に位置する特徴点が異常箇所となる [4]。本研究では patchcore のコアセットサンプリング部分を主成分分析に、近傍法の距離計算をユークリッド距離からマハラノビス距離に変更を行い、特徴抽出、近傍法による、異常検出を行った。図 5 に手法の大まかな流れを示す。

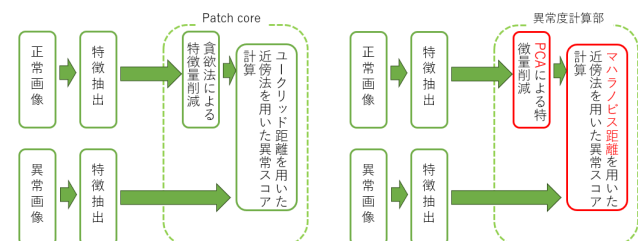


図4 patchcore

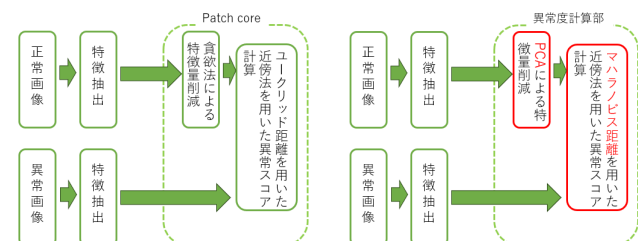


図5 提案手法

3 実験

3.1 データセット

実験では撮影した正常画像 522 枚, 異常画像 24 枚を用いて実験を行った. 学習は正常画像をすべて使用し, 異常画像は評価用画像として使用する.

画像は gpu のメモリの都合上, 1/4 に縮小し, 1224×1024 とする. 評価用画像も同様に 1/4 に縮小し, 実験を行う. また, 主成分分析の累計寄与率は 60% とする. これは, 累計寄与率を下げることで寄与率の低い, ノイズや無関係な情報を削減することで AUROC の向上を期待する. また, 近傍法をマハラノビス距離で計算することで, 相関関係を考慮した計算を行い, 同様に AUROC の向上を目指す.

4 結果

まず, 主成分数毎の累積寄与率を表 1 に示す. この累積寄与率ごとに AUROC を算出した結果が表 2 となり, その結果, cabbage データにおいては主成分数 10, 累積寄与率 60% の主成分数の時が最も良くなった.

表 1 主成分数ごとの累積寄与率 (1024 次元中)

累積寄与率	50%	60%	70%	80%
主成分数	6	10	17	34

表 2 累計寄与率ごとの結果

主成分数	6	10	17	34
bottle	85.5%	87.8%	89.1%	89.4%
cable	81.4%	84.4%	83.4%	85.5%
cabbage	78.3%	80.2%	77.5%	73.4%

表 3 削減法ごとの結果

削減法	greedy	PCA
bottle	99.0	87.8
cable	98.8	84.4
cabbage	60.7	80.2

また, 表 3 では提案手法とコアセットサンプリングによるデータセットごとの精度を示す. これより, MVTecAD データセットでは提案手法による AUROC 低下がみられるが cabbage データセットにおいては AUROC の向上が見られる. 次に図 6 にテスト画像での検出結果を示す. ヒートマップで表現され, 暖色に近いほど異常度が高くなっている. テスト画像で赤丸で囲われている箇所が異常箇所になる. ヒートマップで見ると赤丸と同じ箇所に異常度が高い特徴が存在していることが分かる. 今回の結果から, 本手法は MVTecAD データセットでは AUROC が低下したが, cabbage では AUROC が向上し, 異常の検出が期待できる. しかし, 光の反射部分など誤検出をする箇所も見られたため, 改善が必要である. 次に 1 枚当たりの処理時間は提案手法で 36.6 秒, patchcore 手法でも 10.7 秒となり, 撮影間隔の 0.7 秒では処理しきれない時間が必要な結果となった.

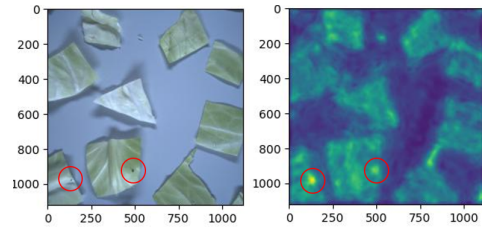


図 6 異常度を示すヒートマップ

5 考察

主成分分析の寄与率を 60 %にした時に最大の AUROC を記録した理由としては, 60 %でノイズが適切に除去され, 重要な情報を保持したままキャベツの葉としての特徴量を残していた為と考えられる. また, MVTecAD データセットでは主成分分析を使用することで AUROC が低下したが, キャベツのデータセットでは向上している. これは, キャベツのデータセットには複数の製品が一枚の画像に写っている. その為, MVTecAD データセットに比べて特徴量が複雑になり, これを主成分分析を使用することで適切に保持できたためであると考えられる.

また, ユークリッド距離からマハラノビス距離に変更することで AUROC が上昇した. これは, マハラノビス距離が特徴量間の相関関係を考慮するため, AUROC が向上したのではないかと考えられる.

6 結論

本研究では patchcore をベースとした提案手法を使用することで, コンベア上のキャベツの異常を検出する事を検討した. 主成分分析により, 1024 次元から 10 次元まで圧縮されたサブセットを作り, 近傍の計算をユークリッド距離からマハラノビス距離にすることである程度の検出を行うことが出来た. しかし, 計算時間の観点から撮影と撮影の合間に処理することは難しく, 今後, 処理時間を考慮した手法の検討を行っていきたい.

参考文献

- [1] Samet ら: "GANomaly: Semi-Supervised Anomaly Detection via Adversarial Training", In Asian Conference on Computer Vision, Springer, 2018
- [2] Karsten ら: "Towards Total Recall in Industrial Anomaly Detection", In Computer Vision and Pattern Recognition. 2022
- [3] Pankaj ら: "Geometric Approximation via Coresets", Combinatorial and Computational Geometry, 52, 11 2004.
- [4] Kosaburo ら: "Defect Detection of Apples using PatchCore", " 2023 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS), Melbourne, Australia, 2023,