

3次元データを使用した異常検知技術の高速化、高精度化の検討

中村 遥希[†] 中西 知嘉子[‡]大阪工業大学 情報科学研究科 情報科学専攻[†] 大阪工業大学 情報科学部 情報知能学科[‡]

1. はじめに

近年、外観検査において機械学習を用いた異常検知技術に注目されている。2次元画像を用いたものではSOTAを達成しているPatchCore[1]という手法がある。しかし、異常検知対象に傷や凹みがある場合、2次元画像だけでは検知が難しい。そのような異常に対応する必要があるため3次元データを用いる手法が提案(以降BTF[2]と略す)されている。この手法では異常検知までの処理時間が多く、実際に使用する際に問題となる。そこで本研究ではPatchCoreと同等の性能で約1/3の時間で処理可能な弊研究室で提案されている手法(以降MRMGと呼ぶ)[3]を元に画像データと3次元データを用いた異常検知処理の高速化、高精度化を目的とする。本手法では特徴量別に異常度を計算することで精度の減少をとどめている。

本手法とBTFとのMVTec3D-ADにおける処理速度と精度について比較を行った。

2. 使用するデータセット・モデル・手法

2.1. 使用するデータセット

MVTec社から提供されているMVTec3D-AD[5]を使用する。このデータセットでは10クラスあり、画像に加えて点群データも用意されている。

2.2. BTF (BACK TO THE FEATURE) [2]

BTFは2次元画像と3次元データの2つの特徴を組み合わせた手法である。

2.2.1. 特徴抽出方法

2次元画像と3次元データの2種類のデータからそれぞれ特徴抽出を行っている。

2次元画像からの特徴抽出はPatchCoreと同様である。

3次元データからの特徴抽出ではRANSACで削減した3次元データからFPFH[4]を用いて特徴抽出する。

どちらの特徴抽出も、PatchCoreと同様に、画像を分割し(以降パッチと呼ぶ)パッチごとに特徴を抽出する。抽出された特徴は、次元方向に連結し、1つの特徴量として扱う。

2.2.2. 異常検知手法(近傍法)

BTFではPatchCoreと同様の近傍法を用いて異常検知を行なっている。

はじめに、テスト画像の複数の特徴からMとの距離を計算して最小距離を求め、最小距離の組み合わせの中で距離が最大のものを計算する。また、この時の最大距離を異常スコア S^* とする。

距離が最大の組み合わせの2点からMに含まれている特徴ベクトルの5近傍から式(1)を用いて異常スコアSを求める。

$$S = \left(1 - \frac{\exp \| m^{test,*} - m^* \|_2}{\sum_{m \in N_b(m^*)} \exp \| m^{test,*} - m \|_2} \right) \cdot S^* \quad (1)$$

2.3. MRMG[3]

2.3.1. 特徴抽出方法

MRMGではResNet50の中間層のいずれか1層からの出力を特徴量としている。

PatchCoreとは異なり、一枚の画像からの特徴量を一つの特徴として異常検知を行なっている。

2.3.2. 異常検知手法(LOF(局所外れ値因子法))

MRMGでは異常検知手法にLOFを使用している。

LOFではテストデータから近傍何点かまでの局所密度とその近傍点の局所密度を比較し、異常度を求める。

LOFは密度から異常度を求めるという特性上、特徴量が密になっていると正常なデータも異常だと誤判定してしまうことがある。

その欠点を補うためにMRMGでは重心最短距離削減手法が使われている。

2.3.3. 特徴削減(重心最短距離削減手法)

この手法の流れを以下に示す。

- ① LOFに正常データを配置する。
- ② LOFに配置した正常データで、各クラスタの重心を計算する。
- ③ 正常データ内で、データ間の距離が最短な2データを探索する。
- ④ 2データの内、重心に近い方のデータを削除する。

上記の手順を繰り返し行い、LOFに配置した正常データ数を10個ずつ削減する。その度に精度を算出し、精度が良い特徴数を記録する。この手法ではLOF実行時に距離計算の処理を減らし、処理を高速に行うことができる。

2.4. 3次元データの特徴抽出 (FPFH [4])

本研究ではBTFと同様に3次元データからの特徴抽出にFPFHを用いている。

FPFHとは点群データの注目した点と距離内の各点の法線情報を元に法線の関係性をヒストグラムで表したものである。

計算方法を次に示す。

1. 注目点からあらかじめ決定しておいた個数分近傍点を探索する。
2. 全ての近傍点に対して注目点の座標と法線ベクトル、近傍点の座標と法線ベクトルの関係を表す3種類の特徴量 $\alpha_i, \phi_i, \theta_i$ を計算し、ヒストグラム $SPFH(p_i)$ を作成する。
3. 各近傍点 p_i について新たに近傍点を探索し、ヒストグラム $SPFH(p_i)$ を作成する。
4. SPFHを使用し、 p_q に対応する特徴量FPFHを計算する。

3. 提案手法

3.1. 特徴抽出方法

2次元画像からの特徴抽出はMRMGと同様である。中間層の決定のために177層から1層毎に特徴抽出を行い、精度検証した。その中で全てのクラスの平均の精度が1番良かった91層目から特徴抽出を行なった。

3D データからの特徴抽出は FPFH で特徴抽出を行った。

3.2. 異常検知手法

本研究での異常検知手法は MRMG と同様に LOF を用いる。テストデータから抽出された 2 種類の特徴量に重心削減手法を適用した後、それぞれ LOF を適用する。算出された異常度を足し合わせ、そのデータの異常度とする。

BTF ではパッチ毎に次元方向に連結しており、それぞれの次元数は 1024 と 33 で約 31 倍の差になっている。BTF のように特徴量連結後に LOF を適用すると次元数がそれぞれ 200704 と 1617 となっており、2 次元画像からの特徴量の次元数が 3D データからの特徴量の次元数の約 124 倍になってしまう。そのため BTF と比べ次元数のバランスが悪くなり、精度向上に 3 次元データが貢献出来ない。その結果、精度は MRMG と同等になってしまった。

さらに次元数を合わせて一度に計算すると LOF 時に計算量が増加し、処理時間がかかるためそれぞれに LOF を適用した。

全体の異常度の計算は、2 次元画像の特徴量からの LOF での異常度と 3 次元データの特徴量からの LOF での異常度の和で定義する。

2 次元画像での異常度の値は -0.15~0.6、3 次元データでの異常度の値は -0.15~0.8 の同程度の範囲内に収まっているため足し合わせて良いと考えた。2 種類の特徴量の異常度は下限が同程度のため、正常と判断するための閾値は殆ど同じ値になり、全体の閾値としては 2 つの閾値の平均としている。

正常データに近づけば近づくほど異常度が小さい数値になることから、片方の異常度が正常と異常の境界にある時にもう片方が異常だと、正しく判断できると考えた。

異常度の高い方だけを参照すると正常データである時にも異常だと誤判定が起きる可能性が高まるため、和で定義した。

4. 結果

表 1 に BTF の精度と実行時間、我々の手法の精度と実行時間を比較した結果を示す。

表 1 精度と実行時間

	BTF		本手法	
	精度 (I-AUC)	実行時間 (ms)	精度 (I-AUC)	実行時間 (ms)
<i>bagel</i>	0.930	553.3	0.797	429.9
<i>cable gland</i>	0.779	470.7	0.968	373.9
<i>carrot</i>	0.974	613.5	0.739	406.0
<i>cookie</i>	0.887	514.8	0.542	400.7
<i>dowel</i>	0.959	619.5	0.878	453.4
<i>foam</i>	0.602	559.0	0.634	407.1
<i>peach</i>	0.904	642.1	0.618	387.8
<i>potato</i>	0.921	603.1	0.725	416.2
<i>rope</i>	0.935	631.3	0.879	442.1
<i>tire</i>	0.846	507.7	0.679	353.9

BTF と本手法で 1 番精度の差があるものは *cookie* であり、本手法は 0.345 程度 BTF を下回った。その他のクラスで精度が 0.2 以上下回ったまたは 0.7 以下のものは表 1 で青く塗りつぶしている。

foam は BTF でも本手法でも精度が 0.6 程度となっており、共に精度が低い。

実行時間は 100~250ms 程度削減することが出来た。

5. 考察

5.1. 精度

本手法において AUC が 0.8 を超えていたクラスの特徴として、工業製品の中でも正常画像で凹凸の変化がない物が挙げられる。その中でも *cable gland* は BTF より 0.18 程度精度が高い。この物体では細かい異常が少なく、他のクラスと比較して大きい異常が多いため、本手法と相性が良かったと考える。

AUC が 0.7 を下回っているクラスの特徴として、正常画像の中でも凹凸の位置や組み合わせが変わっていることが挙げられる。

5.2. 実行時間

BTF と本手法の実行時間を比較すると、本手法の方が最低でも 100ms 程度高速化出来ており、最大 250ms 程度的高速化が確認出来た。

PatchCore と比較し、MRMG の処理時間は 100ms~150ms 程度削減されていることが確認されている。本手法では LOF を 2 回処理しているのにも関わらず、PatchCore から MRMG の削減時間より多い 100ms~250ms の削減を確認出来た。これは BTF のように特徴量を次元方向に組み合わせることなく LOF を適用しているため、1 回当たりの LOF 処理時間が次元方向に組み合わせの場合より減ったと考えられる。

6. まとめ

本手法では BTF を MRMG のように異常検知方法を近傍法から LOF に変更した。2 種類の特徴量を LOF 適用後、異常度を足し合わせて異常検知を行った。

その結果、本手法と BTF の実行時間を比較して 100ms~250ms の高速化に成功した。

本手法と BTF の精度を比較して 10 クラスの中で 5 クラスは 0.13 程度の低下に抑えられた。その内 4 クラスは 0.8 程度で実用化できるレベルであった。その他 6 クラスにおいては改良が必要である。

今後の展望として 3DSR という手法を参考に 3 次元データからの特徴を強調させることを考えている。

参考文献

- [1] K. Roth, L. Pemula, J. Zepeda, B. Scholkopf, T. Brox, and P. Gehler, "PatchCore: Towards total recall in industrial anomaly detection," in Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), 2022.
- [2] E. Horwitz and V. Pnueli, "Back to the feature: Classical 3D features are (almost) all you need for 3D anomaly detection," arXiv preprint arXiv:2211.15421, 2022.
- [3] Y. Kitano and C. Nakanishi, "エッジ AI 向けの異常検知の高精度、高速化の検討 (A study on high-precision and high-speed anomaly detection for edge AI)," in IEICE General Conference, Mar. 2023.
- [4] R. B. Rusu, N. Blodow, and M. Beetz, "Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D Registration," in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Kobe, Japan, May 12-17, 2009.
- [5] MVtec Software GmbH, "MVtec 3D-AD." [Online]. Available: <https://www.mvtec.com/company/research/datasets/mvtec-3d-ad>. [Accessed: Jan. 31, 2024].参照(2024/01/31)

Faster preprocessing time when handling 3D data

† Nakamura Haruki

Graduate School of Information Science and Technology

Osaka Institute of Technology

‡ Nakanishi Chikako

Department of Information and Computer Science

Osaka Institute of Technology