

# 卒業論文概要書

Summary of Bachelor's Thesis

Date of submission: 01/31/2023

学科名 Department	情報通信	氏名 Name	真下 馨	指導 教員 Advisor	渡辺 裕 ㊞
研究指導名 Research guidance	オーディオビジュアル 情報処理研究	学籍番号 Student ID number	1w183116-1 <sup>CD</sup>		
研究題目 Title	正常画像を用いた教師なし学習における異常検知の精度改善 Improving The Accuracy of Anomaly Detection in Unsupervised Learning Using Normal Images				

## 1. まえがき

ディープラーニングを用いた画像認識技術が著しく向上しているが、学習に膨大な量の画像が必要となる。ネットワークモデルの一つである ResNet[1]は膨大な数のデータをデータセットとして用いることができる分野では有効性が期待できる。しかし工業製品の部品検知など異常データが少ない場合には望む性能を引き出すことが難しい。

そこで、正常データのみを学習する手法や、あらかじめ学習が済んでいるモデルを転用する手法などが注目を集めている。その中でも、大規模なカラー写真画像データベースである ImageNet[2]を学習済みのネットワークとして用いる手法があり、特徴量抽出器として利用することが可能である。この特徴量抽出器を異常検知に利用する SPADE[3]と呼ばれる手法が提案されている。SPADE は画像、画素どちらの単位においても、異常検知において正解率が高いといった利点を有する。本研究では SPADE の拡張方式として、対象物のマスクを用いて異常検知精度を改善する手法について検討する。

## 2. 従来手法

### 2.1 SPADE

ImageNet の学習済モデルを用いて特徴量を抽出し、正常な画像の特徴量との最近傍特徴量の距離を異常スコアとし、異常検知を行う手法である。データセットとして異常検知手法の中でも工業検査に有効である MVTecAD[4][5]が用いられている。その内部には種類の異なるオブジェクト画像が 15 種類あり、それぞれについて正常な画像と様々な異常を持つ画像のどちらも含んでいる。

### 2.2 対象物検出手法

代表的な特徴点抽出手法の中でも screw と toothbrush を対象物として捉えることができ、有効であることが判明した AKAZE[7]が用いられている。

### 2.3 マスク作成と SPADE への組み込み[6]

2.2 で述べた特徴点マッチングで得た点を示した二値画像に対して、モルフォロジー変換[8]を用いて、マスクを生成している。従来の異常検知手法である SPADE が出力する異常スコアに対して、作成したマスクを任意の比率で掛け合わせるにより、出力として得ている。SPADE への組み込み処理の概要を図 1 に示す。

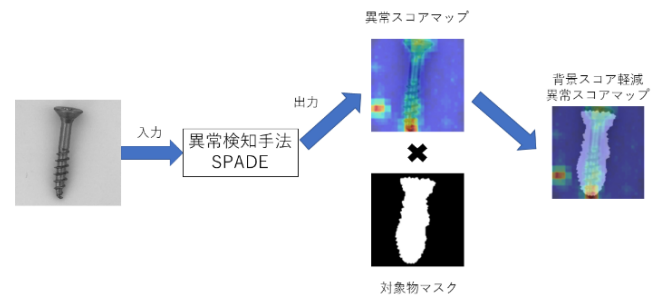


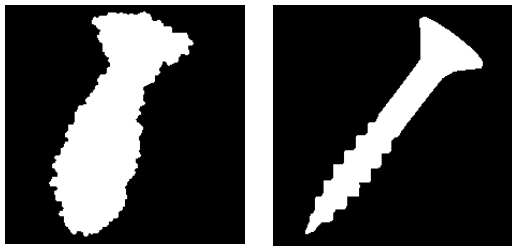
図 1 SPADE への組み込み概要図(従来手法)  
(screw 画像は[5]より引用)

## 3. 提案手法

入力画像に対して canny エッジ検出器[9]によって対象物の輪郭、対象物内の特徴を捉える。次に、マスクを生成するために、対象物輪郭内の孤立点を除去する。これにはモルフォロジー変換を用いる。

## 4. 実験

MVTecAD[4][5]から screw, toothbrush, pill, capsule, hazelnut の画像を使用して異常検出実験を行った。screw と toothbrush における従来手法と提案手法の生成マスクの比較を図 2, 3 に、結果を表 1, 2 に示す。ここで、表に示したマスク%はマスク外の背景スコアをどの程度軽減しているかを示す指標であり、本概要書では最も精度が高いものを示している。また評価指標として PR-AUC と ROC-AUC を用いた。



(a)従来手法 (b)提案手法

図2 テスト画像 screw におけるマスク比較



(a)従来手法 (b)提案手法

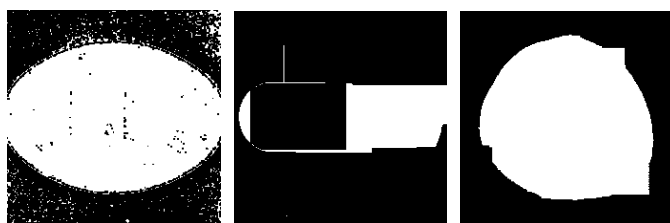
図3 テスト画像 toothbrush におけるマスク比較

表1 Screw に対する異常検出精度

マスク	PR-AUC		ROC-AUC	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
20%	0.270	0.300	0.986	0.988

表2 toothbrush に対する異常検出精度

マスク	PR-AUC		ROC-AUC	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
20%	0.634	0.645	0.989	0.990



(a) pill (b) capsule (c) hazelnut

図4 提案手法によるマスク

表3 提案手法の結果

	マスク	PR-AUC	ROC-AUC
pill	20%	0.462	0.937
capsule	20%	0.480	0.986
hazelnut	20%	0.605	0.981

さらに, pill, capsule, hazelnut におけるマスクを図4に, 異常検出結果を表3に示す.

表1, 2より screw と toothbrush は従来手法に比べ,

異常検出精度が向上していることが分かる. 理由として, 図2, 3に示すようにマスクが完全に対象物を含んでおり, 本来判定する必要のない背景の部分を取り除くことができているためであると考えられる.

## 5. むすび

本研究では, SPADE とマスクを組み合わせる対象物異常検出手法において, canny エッジ検出器を用いる新しいマスク生成手法の導入を提案した. テスト画像のうち screw と toothbrush では, 従来手法である特徴点マッチングによるマスク生成に比べ異常検出の精度が向上した. ただし, テスト画像 capsule のように領域内にテクスチャが存在しない場合にはマスク生成に失敗する場合があることがわかった.

## 参考文献

- [1] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," In CVPR, Jun. 2016.
- [2] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database," in CVPR, June 2009.
- [3] N. Cohen and Y. Hoshen, "Sub-Image Anomaly Detection with Deep Pyramid Correspondences," arXiv preprint, arXiv:2005.02357, 2020.
- [4] P. Bergmann, M. Fauser, D. Sattlegger, and C. Steger, "Mvtec AD - A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection," in CVPR, June 2019.
- [5] P. Bergmann, K. Batzner, M. Fauser, D. Sattlegger, and C. Steger, "The MVTec Anomaly Detection Dataset: A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection," International Journal of Computer Vision, Jan. 2021.
- [6] 山野井祐介, "正常画像を用いた異常画像検出手法の検討," 早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻 修士論文, Feb. 2022.
- [7] P.F. Alcantarilla, J. Nuevo, and A. Bartoli, "Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces," BMVC, pp.13.1-13.11, 2013.
- [8] Jean Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology," New York: Academic (1982).
- [9] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," Proceeding of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.

2022 年度 卒業論文

正常画像を用いた教師なし学習における異常検知の  
精度改善

Improving The Accuracy of Anomaly Detection  
in Unsupervised Learning Using Normal Images

提出日 2023 年 1 月 31 日

指導教員 渡辺 裕 教授

早稲田大学 基幹理工学部 情報通信学科

1W183116-1

真下 馨

# 目次

第1章	序論	3
1.1	研究背景	3
1.2	研究目的	3
1.3	本論文の構成	4
第2章	関連技術	5
2.1	まえがき	5
2.2	SPADE[3]	5
2.3	性能評価指標	6
2.3.1	ROC-AUC	6
2.3.2	PR-AUC	7
2.4	マスクを用いた異常検知の従来手法[5]	8
2.4.1	データセット	8
2.4.2	モルフォロジー変換[8]	8
2.4.3	対象物検出手法	8
2.4.4	マスク作成	8
2.4.5	作成したマスクのSPADEへの組み込み	8
2.5	むすび	9
第3章	提案手法	10
3.1	まえがき	10
3.2	概要	10
3.3	マスクの作成	10
3.4	SPADEへの組み込み	10
3.5	むすび	11
第4章	実験と考察	12
4.1	まえがき	12
4.2	データセット	12
4.3	実験結果	12
4.4	考察	16
4.5	むすび	16
第5章	結論と今後の課題	17
5.1	結論	17
5.2	今後の課題	17
謝辞		18

参考文献.....	19
図一覧.....	20
表一覧.....	21

# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

近年、ディープラーニングを用いた画像認識技術が著しく向上している。しかし、その学習には膨大な量の画像が必要である。ネットワークモデルの一つである ResNet[1]はそれ以前の畳込みニューラルネットワークに比べ深いネットワーク層を持つ構成となっている。層を深くすることで学習できるパラメータは増える。分類問題で用いられている ResNet では 128 万枚の画像を学習に必要とする。

ResNet は膨大な数のデータをデータセットとして用いることができる分野では有効性が期待できるが、そうでない分野では望む性能を引き出すことが厳しい。そのようなケースとして工業製品の部品検査がある。部品の製造過程では異常がある個体が出力される場合があるが、正常な個体数と比べるとその割合は非常に低い。

そこで、正常データのみを学習する手法や、あらかじめ学習が済んでいるモデルを転用する手法などが注目を集めている。その中でも、大規模なカラー写真画像データベースである ImageNet[2]を学習済みのネットワークとして用いる手法がある。ネットワークが多くの種類の画像を学習しているため、特徴量抽出器として利用することが可能である。この特徴量抽出器を異常検知に利用する SPADE と呼ばれる手法が提案されている。SPADE は画像、画素どちらの単位においても、異常検知において正解率が高いといった利点を有する。

## 1.2 研究目的

学習済みモデルの異常検知手法として SPADE（詳細は第 2 章 2.2 節で述べる）がある。これは膨大なデータを得ることができない場合の異常検知において有効な手法である。その評価指標として ROC-AUC が用いられている。しかし、この評価指標では陽性と陰性のバランスが取れていないような不均衡データを扱う場合には性能指標として適していない。そこで、データ数が不均衡である際にも有効な評価指標による評価が必要である。

また、従来の異常検知手法の一つにマスクを使用して検出精度を向上させる手法がある。このマスク作成過程において、対象物を完全には捉えることができていないこと、特定の特徴をもつ対象物でなければ有効なマスクを得られないこと、といった課題がある。本研究では、マスクを使用する異常検出手法において、マスク作成過程での対象物検出方法を変更し、より対象物を正確に捉えることのできるマスクを用いることで、異常検知制度の向上を目指す。その際に、データ数が不均衡な場合に適した評価指標を用いることで、異常検知に適した性能評価を行う。

### 1.3 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す.

第1章は本章であり, 本研究の背景, 目的について述べる.

第2章では, 本研究に関連する技術について述べる.

第3章では, 本研究で提案する手法について述べる.

第4章では, 本研究の実験結果及び考察について述べる.

第5章では, 本論文の結論と今後の課題について述べる.

## 第2章 関連技術

### 2.1 まえがき

本章では本研究で用いる技術である SPADE, またその関連技術である CNN, 結果の性能評価指標として用いる ROC-AUC, PR-AUC について述べる。

### 2.2 SPADE[3]

正常画像を用いることによって教師なし学習で異常検知を可能とする手法として SPADE がある[3]. この手法は画像認識の基本ともいえる自己教師ありに比べ, 機能として有用であると Bergman らの分析によって示されている[4]. この異常検知手法の学習段階の概要を図 2.1 に示す.

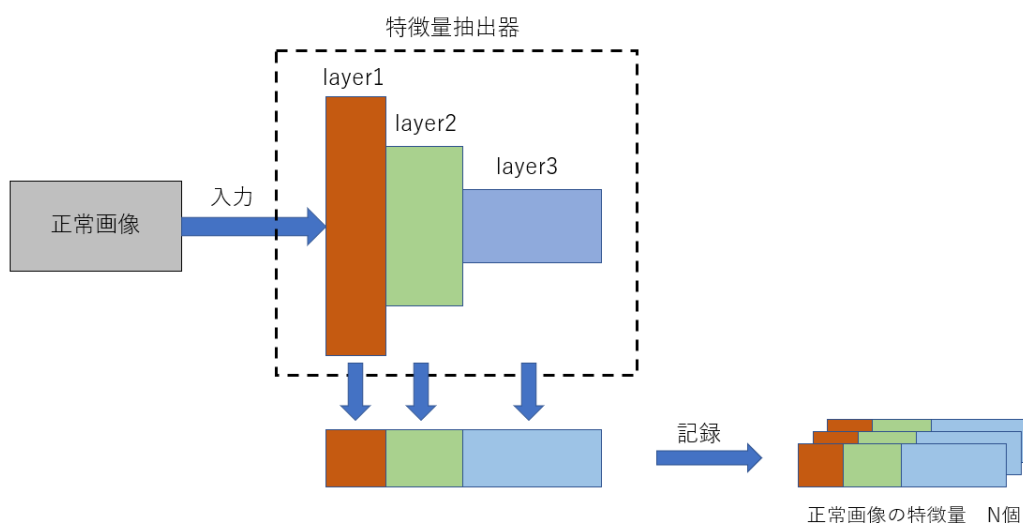


図 2.1 SPADE における学習段階の概要

図 2.1 に示したようにこの異常検知手法は ImageNet データセットによって事前に学習させた ResNet を特徴量抽出器として用いる. 正常画像を入力し特徴量を得るという動作を正常画像の数だけ繰り返し保存する. 抽出された特徴量を  $f_i$ , 入力する画像を  $x_i$ , 特徴量抽出器を  $F$  とするとき, 特徴量は式(1)で与えられる.

$$f_i = F(x_i) \quad (1)$$



SPADE におけるテスト段階の概要を以下の図 2.2 に示す。

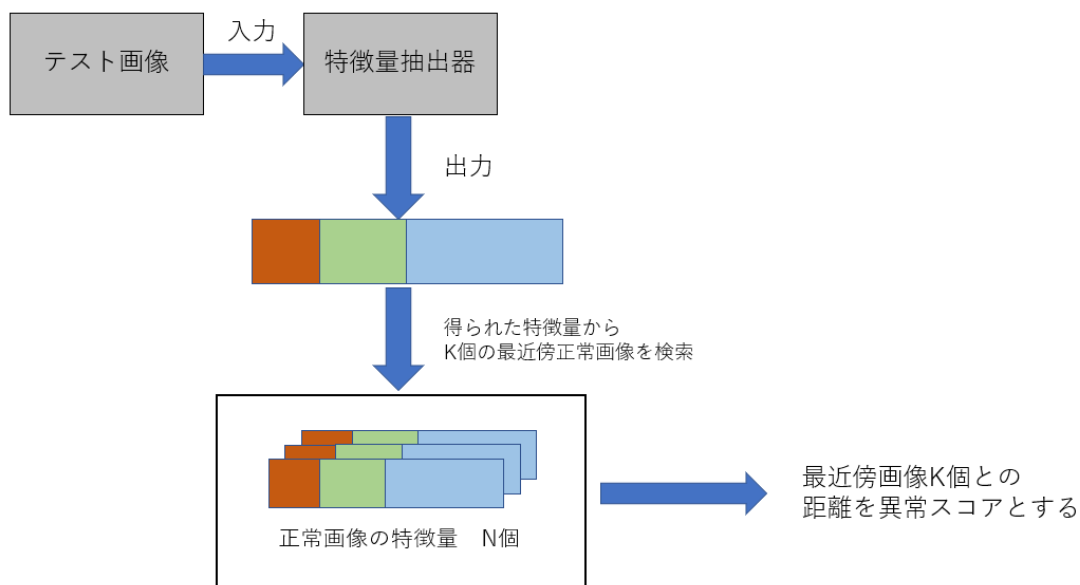


図 2.2 SPADE におけるテスト段階の概要

図 2.2 に示すように、テスト画像を特徴量抽出器に入力し特徴量を得るまでは、学習段階と同じである。その後の異常検知において、K 個の最近傍正常画像特徴量とのユークリッド距離を測り、異常を検知する。その際、画素を  $p$ 、抽出した特徴量を  $F(y, p)$ 、K 個の最近傍正常画像の特徴量との平均距離  $d(y, p)$  をとることで画素単位の異常検知を行っている。平均距離は式(2)で与えられる。

$$d(y, p) = \frac{1}{K} \sum_{f \in N_k(F(y, p))} \|f - F(y, p)\|^2 \quad (2)$$

## 2.3 性能評価指標

### 2.3.1 ROC-AUC

ROC-AUC とは ROC 曲線より下の部分の面積の値によって評価する指標である。ROC 曲線とは横軸を FPR(False Positive Rate)、縦軸を TPR(True Positive Rate)とし、陽性と陰性に分類する際の閾値ごとのプロットをつないだものである。最大値は 1.0 でありこの値に近づくほど分類器としての性能が高い。

この指標の特徴は、陽性な画像を陽性と判断できているか、陰性な画像を陰性と判断できているかを評価するため、陽性、陰性それぞれのデータ数が均衡である場合に特に有効である。図 2.3 に ROC 曲線及び ROC-AUC 領域を示す。

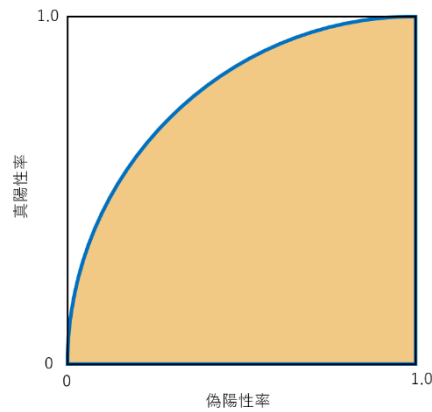


図 2.3 ROC 曲線と ROC-AUC 領域

### 2.3.2 PR-AUC

この指標は、PR 曲線の下の部分の面積で性能を測る手法である。その曲線は PR 曲線である。2.3.1 節の ROC 曲線との違いは横軸である。ROC 曲線では横軸は FPR であったが、PR 曲線は Precision（再現率）を横軸としている。

この曲線の特徴は、陽性を正しく陽性と判別することに優れているため、陽性、陰性どちらかのデータ数が極端に多い場合でも正しく評価することが可能である。図 2.4 に PR 曲線及び PR-AUC 領域を示す。

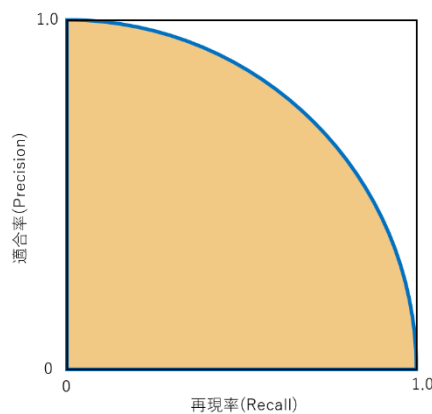


図 2.4 PR 曲線と PR-AUC 領域

## 2.4 マスクを用いた異常検知の従来手法[5]

### 2.4.1 データセット

異常検知手法の中でも工業検査に有効である MVTecAD[6][7]が文献[5]において用いられている。その内部には種類の異なるオブジェクト画像が 15 種類あり、それぞれについて正常な画像と様々な異常を持つ画像のどちらも含んでいる。15 種類のクラスを表 2.1 に示す。

表 2.1 データセット内 15 クラス一覧

bottle	cable	capsule
carpet	grid	hazelnut
leather	metal nut	pill
screw	tile	toothbrush
transistor	wood	zipper

### 2.4.2 モルフォロジー変換[8]

モルフォロジー変換とは二値画像を主に対象としている。基本的な処理としては膨張と収縮が挙げられ、この 2 つの処理を組み合わせることにより、opening や closing といった処理も可能となる。従来手法ではこのうち closing を用いており、その内容は膨張後に収縮する処理である。具体的にはある対象物内のノイズを除去するために用いられている。

### 2.4.3 対象物検出手法

代表的な特徴点抽出手法である、ORB[9]、AKAZE[10]、BRISK[11]のそれぞれの結果を目視で評価し、screw と toothbrush をとらえることができ、有効であることが判明した AKAZE が用いられている。

### 2.4.4 マスク作成

マスクの作成方法は 2.4.2 節で述べた特徴点マッチングで得た点を示した二値画像に対して、2.4.2 節で述べたモルフォロジー変換の closing 処理をすることで完全に塗りつぶし、マスクとしている。

### 2.4.5 作成したマスクの SPADE への組み込み

データセット内にある対象物それぞれにおいて、2.4.4 節で示したマスクを作成していた [5]。その後、従来の異常検知手法である SPADE が出力する異常スコアに対して、作成したマスクを任意の比率で掛け合わせるにより、出力として得ていた [5]。SPADE への組み込み概要を図 2.5 に示す。

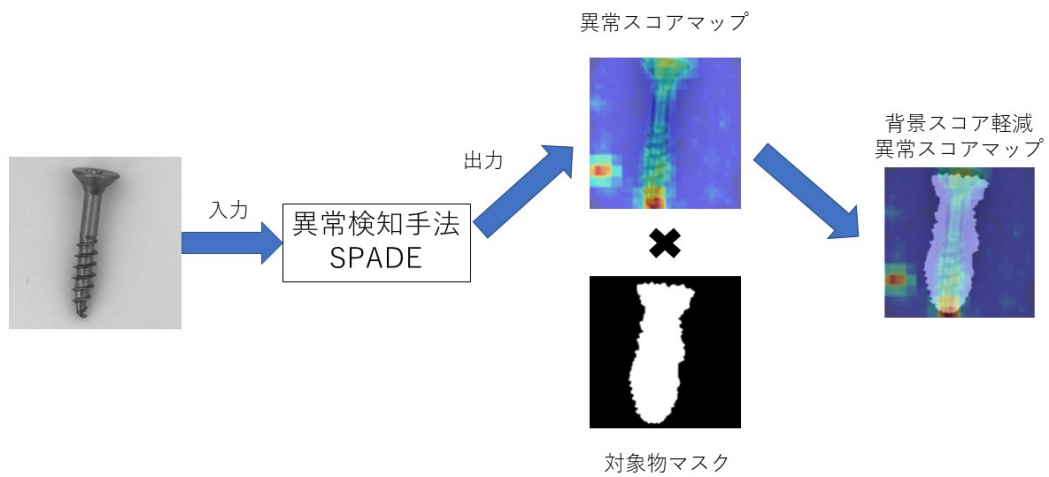


図 2.5 SPADE への組み込み概要図(従来手法) (screw 画像は[6]より引用)

## 2.5 むすび

本章では本研究で用いる異常検知手法である SPADE, 結果を評価するための指標である ROC-AUC, PR-AUC, 従来手法のマスク作成における対象物検出の方法について述べた.

## 第3章 提案手法

### 3.1 まえがき

本章では，従来手法で示した特徴点マッチングによる対象物検出で得られるマスクの精度を改善する手法について述べる．

### 3.2 概要

従来手法の結果より，特徴点マッチングによるマスクの作成では toothbrush シーケンスのみ PR-AUC の精度の向上が確認できている [5]．しかし，screw シーケンスではマスクの作成自体は可能であるが，精度の向上は見られず，pill, capsule, hazelnut それぞれのシーケンスにおいて，正確なマスクの作成が従来手法では様々な要因によりかなわなかった [5]．よって，画像から検出対象である物体のみの範囲を抽出する方法として特徴点マッチングではなく，エッジ検出によるマスク作成を提案する．この手法を用いることにより，より対象物を正確にとらえ，精度が向上すると考えられる．

### 3.3 マスクの作成

提案手法でのマスク作成について述べる．データセット内の画像を canny エッジ検出器 [12] によってエッジ検出を行う．次にその内部を塗りつぶす手法として，従来手法と同様にモルフォロジー変換を行い，マスクを作成した．その概要を図 3.1 に示す．

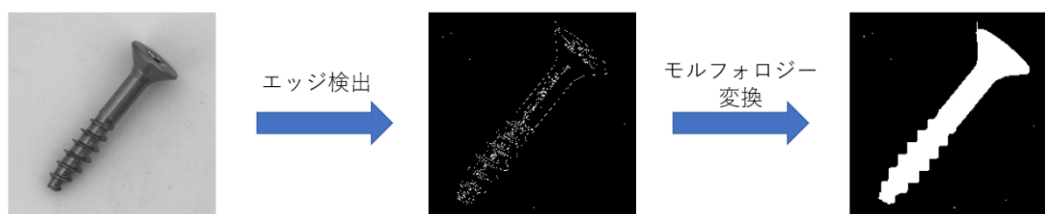


図 3.1 エッジ検出によるマスク作成 (screw 画像は[6]より引用)

### 3.4 SPADE への組み込み

従来手法と同様に，データセット内にある対象物それぞれにおいて，3.3 節で示したマスクを作成する．その後，従来の異常検知手法である SPADE が出力する異常スコアに対して，作成したマスクを任意の比率で掛け合わせることにより，本提案手法の出力として得る．さらに出力に対して ROC-AUC, PR-AUC の評価を行う．以上の概要を図 3.2 に示す．

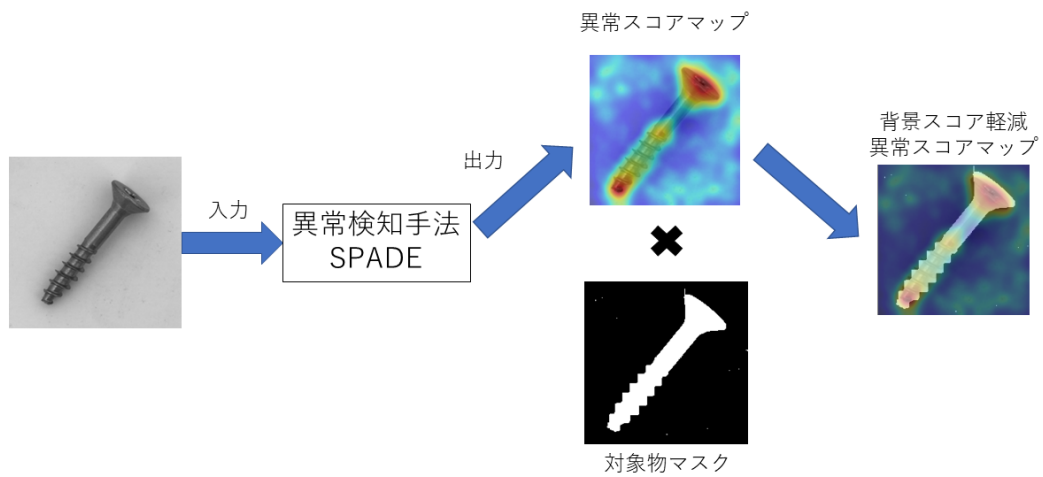


図 3.2 SPAD への組み込み概要図(提案手法) (screw 画像は[6]より引用)

### 3.5 むすび

本章では，従来手法のマスク作成の内容を変更することで，マスクの精度を改善し，正しく対象物を捉える手法について述べた。

## 第4章 実験と考察

### 4.1 まえがき

本章では、従来手法と提案手法に対する実験結果と、その結果より得られる考察について述べる。

### 4.2 データセット

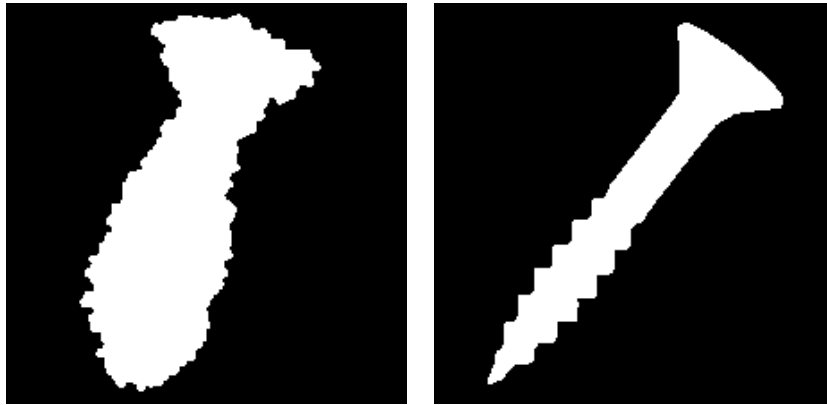
本実験では従来手法と同様に工業検査に有効である MVTecAD[6][7]を用いた。

### 4.3 実験結果

提案手法によって得た screw, toothbrush の結果と従来手法の結果を比較した表と作成したマスクの画像を表 4.1, 4.2, 図 4.1, 4.2 に示す。尚、表に示したマスク%はマスク外の背景スコアをどの程度軽減しているかを示す指標であり、100%の場合はマスク外のスコアを完全に排除することを表す。

表 4.1 Screw における従来手法と提案手法の比較

マスク	PR-AUC		ROC-AUC	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
0%	0.281	0.281	0.989	0.989
20%	0.270	0.300	0.986	0.988
40%	0.258	0.298	0.978	0.985
60%	0.256	0.297	0.965	0.984
80%	0.256	0.297	0.961	0.984
100%	0.255	0.297	0.918	0.961



(a)従来手法

(b)提案手法

図 4.1 従来手法と提案手法におけるマスク比較図 (screw)

表 4.2 toothbrush における従来手法と提案手法の比較

マスク	PR-AUC		ROC-AUC	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
0%	0.611	0.611	0.989	0.989
20%	0.634	0.645	0.989	0.990
40%	0.623	0.645	0.986	0.990
60%	0.617	0.645	0.979	0.989
80%	0.617	0.645	0.976	0.989
100%	0.616	0.645	0.962	0.988



(a)従来手法

(b)提案手法

図 4.2 従来手法と提案手法におけるマスク比較図 (toothbrush)



次に、従来手法では対象物の特徴によりマスクを得ることができなかった, pill, capsule, hazelnut について提案手法で得られた結果の表とそれぞれのマスク画像を以下に示す.

表 4.3 提案手法の結果 (pill)

マスク	PR-AUC	ROC-AUC
0%	0.455	0.935
20%	0.462	0.937
40%	0.457	0.932
60%	0.456	0.927
80%	0.456	0.925
100%	0.456	0.921



図 4.3 提案手法によるマスク (pill)

表 4.4 提案手法の結果 (capsule)

マスク	PR-AUC	ROC-AUC
0%	0.495	0.986
20%	0.480	0.986
40%	0.433	0.977
60%	0.405	0.955
80%	0.399	0.937
100%	0.395	0.850

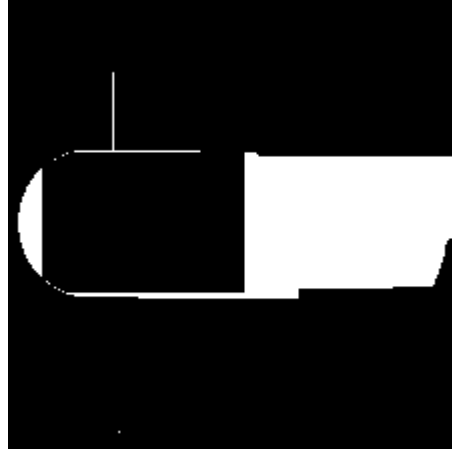


図 4.4 提案手法によるマスク (capsule)

表 4.5 提案手法の結果 (hazelnut)

マスク	PR-AUC	ROC-AUC
0%	0.604	0.981
20%	0.605	0.981
40%	0.604	0.981
60%	0.604	0.981
80%	0.604	0.981
100%	0.604	0.981



図 4.5 提案手法によるマスク (hazelnut)

#### 4.4 考察

表 4.1, 4.2 より screw と toothbrush は従来手法に比べ, どのマスク倍率をとっても精度が上昇していることが分かる. その理由として, 図 4.1, 4.2 からわかるようにマスクが完全に対象物を含んでおり, 本来判定する必要のない背景の部分を取り除くことができているためであると考えられる.

また, 従来手法で適切なマスクを作成することが厳しかった pill, capsule, hazelnut のうち pill, hazelnut に関してはマスクをかけていない状態に比べ, 僅かではあるが精度が向上した. しかし, capsule のみ精度の向上を確認することができなかった. この要因としてマスクの精度が実際の物体形状を包括する形にならなかったことが挙げられる. 図 4.4 に示したようにエッジ検出により, 縁をとらえることは出来ているが, 左側を塗りつぶすことができていない. 比較のために元画像を図 4.6 に示す.



図 4.6 capsule 元画像 (一例) 画像は[6]より引用

この図 4.6 と図 4.4 を比較すると左側が黒いためほかの四つの対象物に比べエッジを検出することができていないと考えられる.

#### 4.5 むすび

本章では, 従来手法と提案手法の結果の比較, 従来手法では結果を得ることができなかった対象物に対する提案手法の結果, 及びそれぞれのマスク, 得られた結果から考えられる考察について述べた. screw と toothbrush では, エッジ検出によって生成したマスクを用いたことで, 従来手法に比べ異常検知の精度が向上した. pill, hazelnut では, 従来手法の対象物検出手法ではマスクを得ることができなかったが, 提案手法では有効なマスクを作成することができた. capsule は対象物の輝度が一定でテクスチャがない部分が一定以上あったため, 有効なマスクを得ることができなかった.

## 第5章 結論と今後の課題

### 5.1 結論

本研究では、異常検知手法である SPADE とエッジ検出により得られるマスクを組み合わせ対象物以外の部分のスコアを軽減する手法を提案した。その結果、従来手法の対象物検出手法であった特徴点マッチングに比べ、すべての値で精度の向上を確認できた。また、どの対象物であってもマスク外のスコアを 20%軽減した際の値が最も精度が高いものとなった。

以上のことより、本研究ではマスク作成において従来手法の異常検出手法である特徴点マッチングに比べ、エッジ検出が異常検知に有効であることが分かった。

### 5.2 今後の課題

本研究で提示した提案手法では、対象物の輝度が一定でテクスチャがない部分が一定以上あった場合に、輪郭は得られてもその内部を塗りつぶすことができず有効なマスクを得ることができないという問題がある。

また、それぞれの対象物に対してエッジ検出の際の閾値の設定を手動で行わなければならないという問題がある。したがって、エッジ検出で得られた内部を塗りつぶす手法を見直し、そのエッジ検出に関しては自動で閾値を設定できるように修正することでさらなる汎用性が得られると考えられる。

## 謝辞

本研究の実験環境を整えてくださり、そして、丁寧なご指導をいただいた渡辺裕教授に心より感謝申し上げます。

また、日頃より貴重な意見や、相談に乗ってくださった研究室の皆さんや、適切なアドバイスをくださった早稲田大学国際情報通信センターの石川孝明様に深く感謝申し上げます。

最後に、生活面や学費など、すべての面で支えてくれた家族に感謝致します。

## 参考文献

- [1] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” In IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.770-778, Jun. 2016.
- [2] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, “ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database,” in IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.248-255, June 2009.
- [3] N. Cohen and Y. Hoshen, “Sub-Image Anomaly Detection with Deep Pyramid Correspondences,” arXiv preprint, arXiv:2005.02357, 2020.
- [4] L. Bergman and Y. Hoshen, “Classification-based Anomaly Detection for General Data,” In International Conference on Learning Representations (ICLR), pp.1-12, Apr. 2020.
- [5] 山野井祐介, “正常画像を用いた異常画像検知手法の検討,” 早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻 修士論文, Feb. 2022.
- [6] P. Bergmann, M. Fauser, D. Sattlegger, and C. Steger, “Mvtec AD - A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection,” in IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.9584-9592, June 2019.
- [7] P. Bergmann, K. Batzner, M. Fauser, D. Sattlegger, and C. Steger, “The MVTEC Anomaly Detection Dataset: A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection,” in International Journal of Computer Vision, No.128, pp.1038-1059, Jan. 2021.
- [8] Jean Serra, “Image Analysis and Mathematical Morphology,” New York: Academic, ISBN:978-0-12-637240-3 (1983).
- [9] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, “ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF,” In IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pages 2564–2571, 2011.
- [10] P.F. Alcantarilla, J. Nuevo, and A. Bartoli, “Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces,” British Machine Vision (BMVC), pp.13.1-13.11, 2013.
- [11] S. Leutenegger, M. Chli, and R. Y. Siegwart, “BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints,” In IEEE Intl. Conf. on Computer Vision (ICCV), pages 2548–2555, 2011.
- [12] John Canny, “A Computational Approach to Edge Detection,” Proceeding of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.

## 図一覧

- 図 2.1 SPADE における学習段階の概要
- 図 2.2 SPADE におけるテスト段階の概要
- 図 2.3 ROC 曲線と ROC-AUC 領域
- 図 2.4 PR 曲線と PR-AUC 領域
- 図 2.5 SPADE への組み込み概要図(従来手法)
- 図 3.1 エッジ検出によるマスク作成
- 図 3.2 SPADE への組み込み概要図(提案手法)
- 図 4.1 従来手法と提案手法におけるマスク比較図 (screw)
- 図 4.2 従来手法と提案手法におけるマスク比較図 (toothbrush)
- 図 4.3 提案手法によるマスク (pill)
- 図 4.4 提案手法によるマスク (capsule)
- 図 4.5 提案手法によるマスク (hazelnut)
- 図 4.6 capsule 元画像 (一例)

## 表一覧

- 表 4.1 Screw における従来手法と提案手法の比較
- 表 4.2 toothbrush における従来手法と提案手法の比較
- 表 4.3 提案手法の結果 (pill)
- 表 4.4 提案手法の結果 (capsule)
- 表 4.5 提案手法の結果 (hazelnut)