

第21回情報科学技術フォーラム (FIT2022)に参加して

大野 巧 成

Kousei OHNO

情報メディア学専攻修士課程 2年

1. はじめに

2022年9月15日、慶應義塾大学矢上キャンパスで開催されたFIT2022にて「深層学習を用いた鍛造部品の不良品検出」というテーマで発表を行った。

現在、鍛造部品の検査は目視による外見検査が主流である。しかし、目視を行う検査員の確保、検査員による検査精度のばらつきなどの問題がある。また、傷や打痕といった欠陥のうち、その大きさや発生部位はさまざまであるため、外観検査において欠陥の見落としが生じる可能性がある。本研究では深層学習を用いた鍛造部品の不良品検出を目的とする。畳込みニューラルネットワーク（以下CNN）に代表される深層学習手法に基づく識別は、稀に、人間では考えられないような誤識別を行うことがある。外観検査において、不良品の見逃しは最も避けたい事項であるため、真陽性率=1.0のもとで偽陽性率を低く抑える必要がある。そのため、本研究では主成分分析（以下PCA）による欠陥部分の強調を前処理としたCNNによる不良品検出を検討する。

2. データセット

本研究では、共同研究を行う高橋金属（株）提供のネジの先端部を撮影した画像に対し、先端部以外は黒色にマスク処理されたものを用いる。データセットには、欠陥が見られないOK画像、先端部に欠陥が見られるNG画像があり、学習データ2,100枚（OK画像：1,050枚、NG画像：1,050枚）、テストデータ300枚（OK画像：150枚、NG画像：150枚）に分割されている。OK画像の例を図1、

NG画像の例を図2に示す。

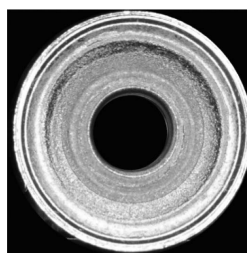


図1 OK画像

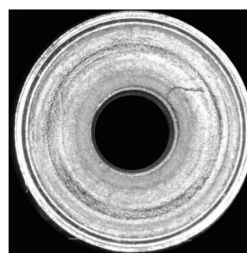


図2 NG画像

3. 提案手法

前処理として、データセット内の画像を縦1,024画素×横1,024画素から縦256画素×横256画素にリサイズし、グレースケール化したものを対象画像とする。対象画像の画素を1次元化した列ベクトルを $\mathbf{x}_n$ 、学習データのOK画像に対してPCAを行い、得られた固有ベクトルを $\mathbf{u}_k$ とする。展開係数を $a_{n,k}$ とし、対象画像 $\mathbf{x}_n$ と固有ベクトル $\mathbf{u}_k$ を用いて次式で求める。

$$a_{n,k} = \mathbf{x}_n^T \mathbf{u}_k \quad (1)$$

対象画像の再構成画像を $\hat{\mathbf{x}}_n$ とすると、展開係数と固有ベクトルを用いて次式により対象画像を再構成する。

$$\hat{\mathbf{x}}_n = \sum_k a_{n,k} \mathbf{u}_k \quad (2)$$

対象画像と再構成画像との差分画像を $\mathbf{e}_n$ とし、次式で求めることで欠陥強調を行う。また、対象画像を図3、再構成画像を図4、差分画像を図5に示す。

$$\mathbf{e}_n = \mathbf{x}_n - \hat{\mathbf{x}}_n = \mathbf{x}_n - \sum_k a_{n,k} \mathbf{u}_k \quad (3)$$

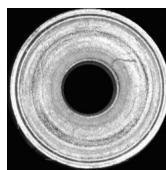


図3 対象画像

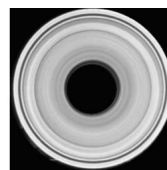


図4 再構成画像

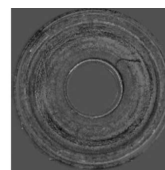


図5 差分画像

学習データの差分画像を入力とし、CNN を用いた学習モデルを作成する。

識別は、差分画像 e_n を $0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3}{2}\pi$ ずつ回転させたものに対して行い、NG 画像と識別された各画像の確率の最大値を用いる。各回転角 θ での NG 画像と識別された確率を $P_{NG}^{\theta}(\mathbf{x})$ とし、最大値を次式で求める。

$$P_{NG}(\mathbf{x}) = \max\left(P_{NG}^0(\mathbf{x}), P_{NG}^{\frac{\pi}{2}}(\mathbf{x}), P_{NG}^{\pi}(\mathbf{x}), P_{NG}^{\frac{3}{2}\pi}(\mathbf{x})\right) \quad (4)$$

4. 識別実験結果

PCA において次元数を決定するにあたり、ROC 曲線における AUC の値が 1.0 に最も近くなる次元数を採用した。本研究では、次元数 16 に対する AUC の値が 0.999 で最も 1.0 に近くなったため、16 を採用した。 $P_{NG}(\mathbf{x})$ をもとに、テストデータにおける OK 画像および NG 画像の識別結果の分布を図 6 に示す。図 6 の横軸は NG 画像と識別された確率 $P_{NG}(\mathbf{x})$ 、縦軸は画像の枚数を表す。図 6 より、NG 画像は高い確率で識別できる結果となった。また、OK 画像および NG 画像の識別における閾値は 0.94 とした。

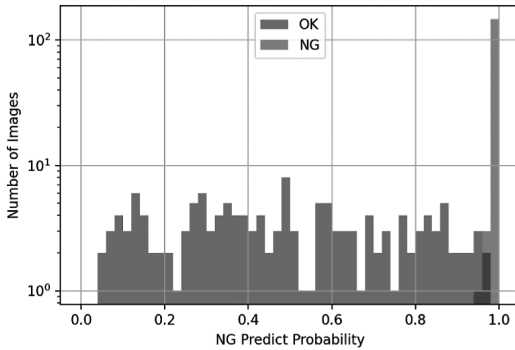


図 6 $P_{NG}(\mathbf{x})$ の分布

ROC 曲線を図 7 に示す。ROC 曲線の横軸は偽陽性率（以下 FPR）すなわち誤って NG 画像と識別された OK 画像の割合、縦軸は真陽性率（以下

TPR）すなわち正しく NG 画像と識別された NG 画像の割合を表す。図 7 より、 $\text{TPR}=1.0$ において NG 画像と誤識別された OK 画像の割合は 2.7% であった。

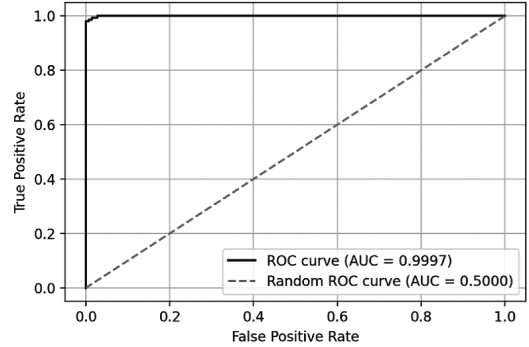


図 7 ROC 曲線

図 6 より、閾値を 0.94 とした際のテストデータに対する混同行列を表 1 に示す。表 1 より、NG 画像は誤識別することなく正しく識別できており、OK 画像には 4 枚の誤識別が見られた。

表 1 テストデータに対する混同行列

		Predict	
		OK	NG
True	OK	146	4
	NG	0	150

5. おわりに

発表中、他大学の学生や企業の方など様々な方がメモを取られていたこと、発表後では限られた質疑応答の時間の中で、メモを取られていた方を筆頭にたくさんの質問を頂いたことから、聴講者の関心を寄せる発表であったのではないかと考える。しかし、奨励賞を受賞できなかった点では、自身の研究に対して創意工夫の余地がまだまだあり、更に突き詰めた研究を行う必要があると考える。