特集 学生の研究活動報告 - 国内学会大会・国際会議参加記 38

FIT2023 情報科学技術フォーラムでの研究発表

高木裕也 Yuya TAKAGI 情報メディア学専攻修士課程 2年

1. はじめに

2023 年 9 月 6 日から 8 日まで大阪公立大学中百 舌鳥キャンパスで開催された第 22 回情報科学技術 フォーラム(FIT2023)に参加した. 私は, 8 日の 画像認識・メディア理解 5 のセッションで, "Vision Transformer を用いた鍛造部品の不良品検出"というタイトルで研究発表を行った.

2. 研究内容

工業製品において外観検査は安全性や信頼性など の観点から必要な工程である。しかし、現在、外観 検査の多くは人間による目視で行われている. その ため、検査員の習熟度や疲労などによる検査精度の バラツキが生まれることで、品質を一定に保てない ことや、人的ミスによる欠陥品の見落としが起こ る. また. 人手不足や検査員が検査できる数に限り があるといった様々な課題が挙げられる. そこで. 画像検査による外観検査の自動化によってこれらの 課題を解決することを目的として Vision Transformer (ViT) を用いた鍛造部品の不良品検出につ いて研究を行った。また、鍛造部品の製造で用いら れるプレスの金型が摩耗することで、製造時期によ って表面テクスチャが変化することが考えられる. そのため、画像検査機の再学習が求められるが、再 学習にスパンが短いとコストがかかるためロバスト なモデルが求められる. そこで、近年、画像タスク において優秀な成績を上げている ViT と、従来用 いられてきた畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いてロバスト性について比較を行っ た.

3. データセット

本研究では、髙橋金属(株)提供の鍛造部品の底面部と側面部が写っている画像をデータセットとする。側面部について傷や欠け、打痕が見られる不良品画像と、それらが見られない、または無視できる程度の大きさである良品画像でラベル付けされている。用いるデータセットは大きく分けて3つあり、それぞれ2022年に撮影されたデータ、2021年に撮影されたデータ、2020年に撮影されたデータがある。2022年のデータは、学習用データ、検証用データ、評価用データに分割されている。不良品画像の例を図1に示す。



図1 サンプルデータ

2021年のデータと、2020年のデータは、学習 データとは異なる時期に撮影されたデータに対して のロバスト性を評価するために用いる。

4. 前処理

データセットの不良品画像は側面部についての欠陥だけなので、原画像から側面部のみが写った画像に変換する。原画像を鍛造部品の中心を原点として極座標変換を行い。横軸を角度、縦軸を動径とした178×256 画素にリサイズし、上部50 画素を除去することで、128×256 画素の画像にする。その後、グレースケール化を行う。変換後の不良品画像の例を図2に示す。

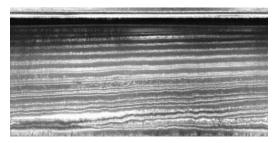


図2 前処理後の画像

5. 識別実験結果

作成した学習済みモデルを用いて、2022年の評価用データ、2021年のデータ、2020年のデータについて、良品画像および不良品画像に対して識別を行った。それぞれのデータに対する AUC の値を表1に示す。

表1 ViTとCNNのAUC

	2022 年	2021年	2020年
ViT	1.0	0.99	0.86
CNN	1.0	0.64	0.66

表1より、ViT と CNN ともに学習データと同じ時期に撮影された2022年評価用データは AUC が1.0であり、高い精度に識別ができている。2021年のデータの関しては、ViT の AUC は0.99、CNN のAUC はそれぞれ0.64であり、ViT は高い値となっている一方で、CNN は大きく値が低下している。2020年のデータについては、ViT の AUC が0.86である。また、CNN の AUC は0.66であり、ViT と CNN どちらも AUC の値が低下しているが、ViT の方が CNN よりも AUC が高い。

ViT と CNN について、それぞれのデータに対す る識別の ROC 曲線を図 3 に示す.

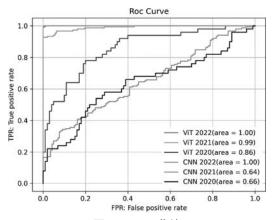


図3 ROC 曲線

画像の誤識別率を 0 に抑えた上での良品画像の誤識別率が、学習データとは異なる撮影時期のデータだと ViT と CNN どちらも増加している. しかし、ViT は CNN よりも良品画像の誤識別率は低く、2021年のデータに対しては差が大きい.

6. おわりに

本研究では鍛造部品の側面部について ViT と CNN を用いて、不良品画像および良品画像について識別を行った. 学習データと同時期に撮影された評価用データに対する識別結果としては ViT, CNN ともに正確な識別が行えた. 学習データと異なる撮影時期の鍛造部品のデータについては識別精度が低下してしまうが、ViT は CNN に比べて精度の低下が抑えられており、よりロバストなモデルが作成できた.

発表はスムーズに行うことができ、かつ、質問にも丁寧に回答することができた。また、同じ分野の研究発表を聞くことで、知識を深めることができ、研究のアプローチを自分の研究にも応用できる可能性もあったため、今後の研究活動において有益でした。