

Deep Learning を用いた機械加工における不良品判別の一検討

A-15 A Study of Discrimination for Defective Products in Machining by Deep Learning

桑原 大輔[†] 大坪 樹^{††} 宮田 統馬[†]Daisuke KUWAHARA[†] Tatsuki OTSUBO^{††} Toma MIYATA[†][†] サレジオ工業高等専門学校 ^{††} 長崎大学大学院工学研究科[†] Salesian Polytechnic ^{††} Graduate School of Engineering, Nagasaki University

1. はじめに

製品加工現場では、自動機械加工を行っている。加工過程で発生したバリなどを含む不良品は販売できない。そのため現在は、不良品を目視で判別している。先行研究[1]では、バリの認識において、HOG 特徴量を用いた SVM で認識を行った。その結果、木目の向きによって認識可能な場合と不可能な場合に分かれた。本研究では、この問題を解決するために Deep Learning を使い、バリを検出する方法の開発を行う。

2. 提案法

研究初期では、人工知能分野において、高い画像認識精度を誇る AlexNet[2]のネットワークを使用し、180 枚の学習用データを使用して新規に学習を行った。その際、学習用データの不足による、認識精度の低下が発生した。そこで、転移学習を行うことでその問題を解決する。転移学習とは、近年使用され始めた手法であり、認識精度が高い学習済みネットワークの特徴量抽出器を、新たに学習させるネットワークに移植し、分類器のみを学習させるものである。提案法ではネットワーク中の、1 つ目のニューラルネットワークまでを特徴量抽出器として、図 1 に示すネットワークに対して転移学習を行う。図 1 のネットワークは、AlexNet の特徴量抽出器に、新たに設計した分類器を追加したものである。新たに設計した分類器は、通常 2 層である AlexNet の分類器の先頭に、4096 出力のニューラルネットワークを追加し、末端にバリの有り無しを出力するための、2 出力のニューラルネットワークを追加したものである。なお、学習に使用した画像は、図 2 の環境下で撮影を行い、写真を 227×227 画素の大きさに加工したものとした。また、撮影した画像は、削られた部分について、縦の直線、横の直線、曲線、削られていない部分(以後未加工部とする)の 4 種類である。

3. 結果

図 1 に示す新たに設計した分類器の学習は、ミニバッチ法を用い、エポック数を 50 とし、学習率は重みを 1、バイアスを 2 とした。作成した画像から、縦の直線、曲線、縦と横の直線、縦と横の直線と曲線、縦と横の直線と曲線と未加工部をそれぞれ含む 5 つの画像群を作成した。また、作成した画像群では、未加工部の写真はバリ無しとしている。作成した画像群に対して、学習用画像を計 200 枚、テスト用画像を計 60 枚で転移学習を 10 試行した。認識結果の例と

して、表 1 に前述の画像群中で、10 試行の平均認識精度が最も高いものと低いものを示す。結果として、多くの画像群の認識精度は 90%程度に分布していたが、縦と横の直線の認識精度のみ、他の画像群の結果より約 15%低かった。これは、直線の加工部分では、目視ではバリと判別するが提案法では認識できない小さなバリを持った画像が、他より多く存在しているためだと考えられる。また、SVM では木目の向きによって認識不可能な場合が存在したが、提案法では木目に関係なく認識を行うことができる。

参考文献

[1] 一杉 誠一, “SVM を用いた機械加工における不良品の判別,”サレジオ工業高等専門学校平成 28 年度卒業論文, 2017

[2] Alex Krizhevsky et al., NIPS’12, Proc of NIPS’12 vol.1, pp.1097-1105, 2017.

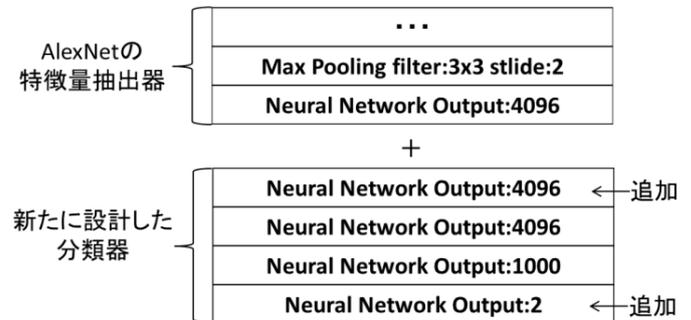


図 1. 使用するネットワーク

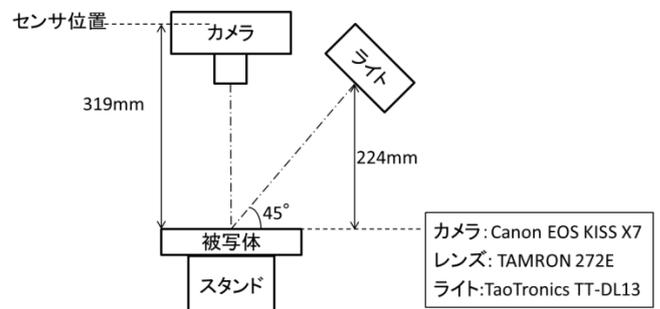


図 2. 撮影環境

表 1. 認識結果が最高値と最低値の画像群

画像群	平均認識精度[%]
縦と横の直線	76.6
縦と横の直線と曲線	95.0