

機械学習を適用した小径穴内面の表面性状評価手法の検討

沼津工業高等専門学校 ○内山友樹, ◎藤尾三紀夫, ハイタック 稲田英教, 光産業創成大学院大学 瀧口義浩

要 旨

大量生産される丸棒の小径穴内部の表面粗さや加工痕など穴内面の表面性状の検査は、非接触で簡易に高速、高精度に行う必要がある。本研究ではその手法として、穴入り口からレーザ光を入射し、穴出口での反射画像の差異により判定する手法を検討している。本報告では、レーザ光の反射画像および、工業内視鏡で得られた穴内面画像から機械学習を適用して表面性状を判定する手法を検討したので報告する。

1. 結論

最近の外科手術や極微細な加工では、超音波切削加工が行われている。外科手術で超音波切削を行う工具では、破碎した切りくずを除去する吸引穴が必要となる。吸引穴には高い精度が要求されるが、用いられる穴は内径 1mm、長さ 300mm と細く深いため、その内面を機械的に測定することができない。そこで、光計測技術から得られる計測画像から加工表面の精度を評価する手法が開発されている^[1]。本研究では、計測手法の検討のため穴の入口、出口の表面粗さの測定が可能な内径 3mm、長さ 200mm の穴に対して、光計測技術による計測画像と、内視鏡による撮影画像を取得し、評価に用いた。そしてこれらの計測画像に基づいて機械学習を適用し、粗さの違いによって内面性状を評価する手法について検討を行った。

2. 光計測技術による小穴内面性状計測手法

2.1 レーザ光による簡易光計測手法

本研究では、吸引穴の内面性状を簡易的に評価するためレーザ光を用いた計測手法を適用した。図 1 に示すように、レーザ光を穴に入射し、穴から出射した光を CCD カメラで撮影することにより、内面の加工精度や傷、変形に応じた計測画像を取得できる。

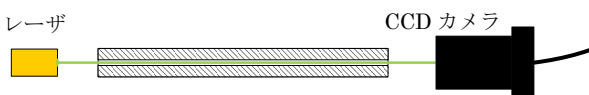


図 1 レーザ光による簡易計測手法

図 2 は、入射した緑の線のレーザ光が穴の内面で反射する様子を示している。図 2(a)のように滑らかに加工された穴では、入射したレーザ光は、滑らかな加工表面で乱れることなく反射されてスクリーンの中央部分に投影される。一方、加工表面が粗く凹凸していると、図 2(b)のようにレーザ光の反射は乱れる。

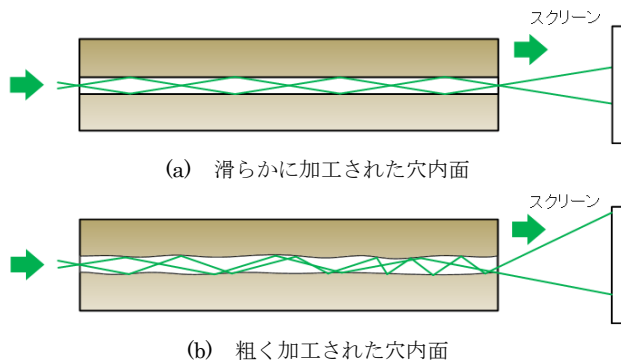


図 2 穴内面の粗さによるレーザ光の反射の違い

2.2 光計測手法による計測画像

長さ 200mm の丸棒の直径 3mm の穴内面にレーザ光を入射した際の、レーザ光の反射による計測画像の例を図 3 に示す。図 3(a)は、加工表面が滑らかな場合の計測画像であり、中央に強い光が集まった画像となる。図 3(b)に示す表面が少し粗い穴の場合、円形の線が目立つような画像となり、図 3(c)に示す表面が粗い穴の場合、光が暗い画像となり、画像に差が見られた。このように光計測手法により、表面粗さの違いによって計測画像が変化することが確認できた。

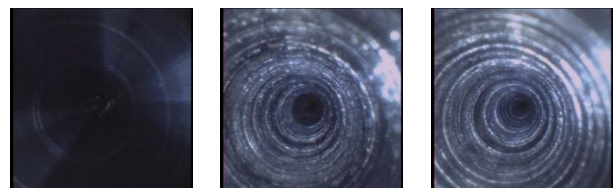


(a)滑らか(Ra0.05) (b)少し粗い(Ra0.36) (c)粗い(Ra1.36)

図 3 光計測画像の表面粗さによる違い

3. 内視鏡による計測画像

同じ丸棒内に先端が直径 1.8mm の工業内視鏡を挿入して撮影を行い、穴内面の様子を直接観察した。内視鏡を使った計測画像の一例を図 4 に示す。光計測画像と同様に、穴内面の表面粗さによって画像に違いが確認でき、光計測とは反対に表面が粗くなるほど画像は明るくなった。



(a)滑らか(Ra0.05) (b)少し粗い(Ra0.36) (c)粗い(Ra1.36)

図 4 内視鏡による計測画像の表面粗さによる違い

4. 機械学習による評価手法

4.1 開発環境

画像認識を行うために、本研究では米 Google 社がオープンソースで公開している機械学習用ライブラリ TensorFlow を使用した。このライブラリを使用するため、開発言語には Python を用いた。

4.2 畳み込みニューラルネットワークの概要

本研究では、画像認識の分野で広く使われている畳み込みニューラルネットワーク(以下、CNN)を使用した^[2]。適用した CNN は、

画像の局所的な特徴抽出を担う畳み込み層(Convolution)と、局所ごとに特徴をまとめ圧縮するプーリング層(Pooling)を繰り返し、最終的に識別数に応じた出力にする全結合層(Full connection)を持つ構造となっている。全結合層では正しい出力にする重み付けも行う。

4.3 CNNの基本構成

使用した CNN の基本構成を図 5 に示す。計測画像は、光計測手法では 1920×1200 pixel で、内視鏡画像では 400×400 pixel である。これらの入力画像は、目で見た時に画像の違いが明確に判断できる 100×100 pixel に縮小し、入力した画像を 3×3 の畳み込み層に 2 回通し、最大値プーリングにてデータを圧縮する。その後、128 個のニューロンによる全結合層に通して重み付けをし、ソフトマックス層にてどのクラスに分類されるかという推定確率を出力している。

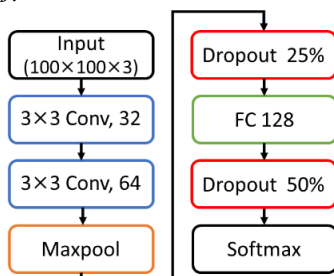


図 5 CNN の基本構成

5. CNNによる粗さの識別評価

CNN を使って計測画像から穴内面の粗さを 3 つのレベルに分類して表面性状評価を行った。丸棒のサンプル 36 本を、内面が滑らかなもの(Ra0.15 以下)、少し粗いもの(Ra0.15~0.9)、粗いもの(Ra0.9 以上)の 3 つのクラスに分け、光計測手法と内視鏡により動画撮影し、計測画像を収集した。

CNN で学習・テストするために、光計測画像を約 5400 枚、内視鏡画像を約 16000 枚用意し、共に 7 割を訓練データ、残り 3 割をテストデータとした。基本構成の CNN で学習したときの学習回数とテストデータの分類正解率の関係を図 6 に示す。光計測画像の正解率は約 99%となった。これにより、穴内面の表面粗さの状態を評価するために、光計測画像に機械学習を適用することが有効であると確認できた。一方、内視鏡画像の正解率は約 92%となり、光計測画像に比べ低い結果となった。これは、使用したサンプルの内面表面粗さが穴入口、中間、出口で部分的に不均一であり、学習・テストが正確に実行できないことが原因として考えられる。

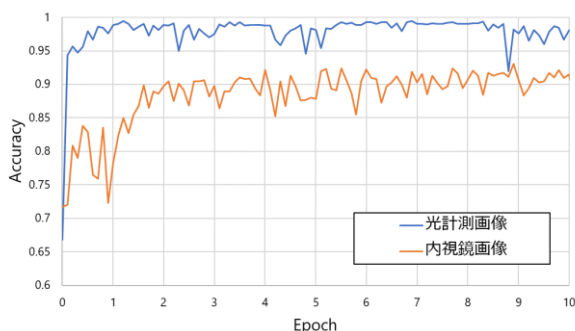


図 6 CNN 学習結果

6. 明度の計測による粗さの識別評価

目視では穴内面が粗いほど、光計測画像は暗く、内視鏡画像は明るくなっていると判別できる。そこで、単純に画像の明度を計測することによって粗さの違いによる分類が可能か調べた。図 7 は、穴内面の表面粗さの値と、画像の明度の平均値の関係を示している。同図より光計測画像、内視鏡画像で共に、表面粗さと明度の間に線形関係があることは確認できた。内視鏡画像は粗さによって明度が大きく変化しており、滑らか・少し粗い・粗いの分類を行うことが可能であると考えられる。しかし、光計測画像はグラフの傾きが小さく、誤差を考慮すると明度から粗さを判定するのは難しい。

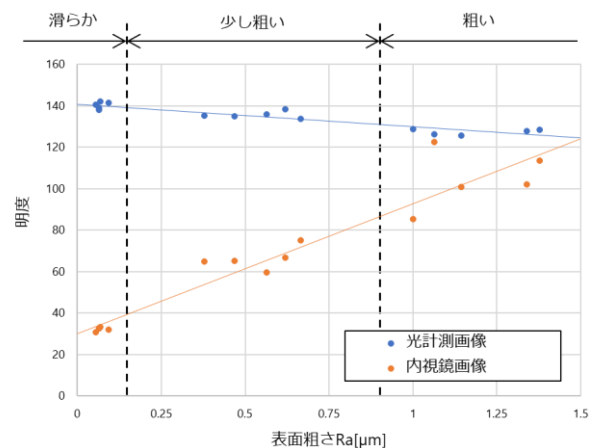


図 7 明度の計測

7. 結論

小径穴内面の表面性状評価手法として、光計測画像および、工業内視鏡で得られた穴内面画像に機械学習を適用した。本研究では、表面粗さの測定が可能な直径 3mm の穴を対象として、表面粗さの違いによって 3 つのクラスに分類させることを行った。その結果、機械学習することで光計測および内視鏡による計測画像を正しく識別することができ、機械学習を適用することの有用性を確認した。このとき、識別精度は光計測の方が良いことが示された。また、内視鏡画像に関しては、画像解析による粗さの分類が可能であることが明らかになった。

今後の課題として、以下の項目が挙げられる。

- (1) より小径の穴で光計測を行い、穴内面の表面性状を評価することが可能か調べる。
- (2) 多くの丸棒のサンプルを用意し、学習・テストに用いることで正確な評価を行う。
- (3) 表面粗さの違いだけでなく、加工痕の有無や穴の芯ずれにも対応する。

参考文献

- [1] 瀧口義浩: 光測定技術の活用による微小径深穴の測定技術の確立, 光創成大学院大学技術資料, 2017, pp3-6
- [2] Aurélien Géron (下田倫大, 長尾高弘訳): scikit-learn と TensorFlow による実践機械学習, オライリー・ジャパン, 2018