

G-24

機械学習を用いたマンホール鉄蓋の摩耗度推定の改善に対する検討

Improved wear estimation of manhole steel covers using machine learning

○入江一希¹, 福田卓海², 高橋聖²

*Kazuki Irie¹, Takumi Fukuda², Sei Takahashi²

A large number of manholes are installed for the maintenance of water, sewer, power and telephone lines, and accordingly, a large number of manhole iron covers are exposed on the road. These manhole covers on the roads are exposed to the risk of slipping accidents due to abrasion. Therefore, in this study, LocalBinaryPattern images were trained using ConvolutionalNeuralNetwork. Specifically, residual learning was performed using ResNet. The results showed that the accuracy of the method was higher than that of conventional methods under different conditions.

1. はじめに

現在、世界中の道路には数多くのマンホール鉄蓋（以下、鉄蓋）が設置されている。鉄蓋の表面には滑り止めの凹凸が彫られており、鉄蓋上を通過する自動車のタイヤが滑ることを防止している。しかし、設置から長時間が経過した鉄蓋の凹凸は、自動車の通過により摩耗し、滑り止めの効果を失ってしまう。マンホールを管理する各企業は、摩耗した鉄蓋による事故を防ぐために、日々設置された鉄蓋の摩耗度を点検している。しかし、摩耗度の点検作業は専門家による検査が必要であり、遠隔からの目視による判断は困難である。そのため、点検者の安全確保のための交通整理が必要であり、コストや効率の面で問題がある^[1]。

本研究では、自動で鉄蓋摩耗度推定をする際の精度向上のため、ConvolutionalNeuralNetwork(以下、CNN)を用いた新手法を提案する。

2. 先行研究

2.1 写真撮影によるマンホール鉄蓋摩耗度推定

村崎らは、1枚の鉄蓋画像に対して画像処理を行い、半自動的に摩耗度を推定する手法を提案した。その結果、テクスチャ認識において有用なLocalBinaryPattern(以下、LBP)を活用し、連続量である鉄蓋の凹凸の深さと共起するLBPを選択的に用いることで、環境変化の多様な鉄蓋画像に対して精度の良い摩耗度推定手法を実現している。しかし、日光の反射によるノイズによって測定の失敗が問題として挙げられている。推定画像のカラーマップは青色に近いほど摩耗が少ないことを表しているが、実測値では推定値よりも摩耗が進行しているため正しい検出に失敗している^[2]。

2.2 鉛直面セグメンテーションによるマンホール鉄蓋摩耗推定

村崎らは、鉛直面を認識するCNNを用いて鉛直面の高さを求め、カメラの焦点距離と撮影位置の高さから鉄蓋の



Figure 1. Example of measuring points with calipers

Table 1. Shooting and measurement conditions

Shooting conditions	
equipment	iPhone12mini
angle	30° and45°
weather	clear weather
Measuring conditions	
vernier micrometer	E-PITA20
resolution	0.01mm
measurement error	± 0.02mm

凸面および凹面の高さを求め、摩耗度を推定した。その結果、段差が2mm以下の時の精度を91%で鉄蓋の摩耗を推定可能となった。誤認識が発生した原因は、汚れ及び影の影響によって鉛直面と凹面の境界があいまいになったためである^[3]。

3. 提案手法

3.1 データの収集の条件

学習データを収集する条件をTable1に示す。先行研究に倣い日照条件は、基本的に斜光の状態撮影を行い、順光と極度の逆光を除外した。さらに、雨、雪、霧など、鉄蓋が通常時ではない天候も除外した。撮影機材は、普及率

1: 日大理工・学部・情報 2: 日大理工・教員・情報

の高さを理由に iPhone を選定した。撮影距離は、鉄蓋の中心から約 1 m の距離とし、撮影角度は、30° と 45° で行った。2 種類で行った理由は、データ数の拡大を行うためである。ノギスでの計測箇所は、Figure 1 のオレンジの部分周辺の段差部分の 4 箇所を測定した。ノギスは分解能が 0.01mm のデジタルノギスを使用した。

3.2 セマンティックセグメンテーションを用いた鉄蓋の検出

摩耗度推定を行うため、入力された画像内から鉄蓋を検出し、その領域を定義する必要がある。検出方法はセマンティックセグメンテーションを用いた^[4]。セマンティックセグメンテーションとは、画像内の画素にラベルやカテゴリを関連付けるアルゴリズムである。本研究では、鉄蓋とそれ以外のものとして、アノテーションを行った。アノテーションされた画像を学習することによって、入力された画像から鉄蓋とそれ以外のものに分割されたマスク画像を取得することができる。マスク画像をエッジ検出することによって鉄蓋の円周のみを画像内に表示することができる。円周のみの画像から、鉄蓋の上下左右端の座標を検出することで、鉄蓋の領域を定義する。

3.3 学習データについて

3.2 で鉄蓋の領域を定義した画像を、100 × 100 ピクセルの画像に分割し、明度変化に頑健な LBP 画像に変換した。LBP の計算式を式 (1)、(2) に示す^[1]。

$$S_{N, R} = \min_{0 \leq d \leq N} \sum_{l=0}^{N-1} s(g_l - g_c) 2^{[(l+d) \bmod N]} \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (2)$$

N は隣接画素として比較する画素数、 R は中心画素から隣接画素への距離を示す。 g_c は中心画素の画素値、 g_l が半径 R に応じた l 番目の隣接画素の画素値を表す。分割した画像を 10~15 枚とノギスで測定した値を 1 組として学習データとして作成した。学習データは 4040 個、テストデータは 600 個とした。

3.4 ResNet について

本研究では、ResNet を用いて摩耗度推定を行う。ResNet は出力 $H(x)$ から入力 x を引いた残差 $F(x)$ を学習する残差学習を用いている。残差学習の式を式 (3) に示す。

$$F(x) = H(x) - x \quad (3)$$

本研究では、文献 [5] の “34-layer residual” の ResNet を用いた。また、今回のネットワークでは Data Augmentation を行っている。Data Augmentation には、左右の反転と拡大縮小の二つを行っている。左右の反転を行うことで、

鉄蓋の向きを考慮し、拡大縮小を行うことで、鉄蓋の撮影を行う際の距離の誤差を減らす。

3.5 結果

比較手法として LBP 画像を用いた k 近傍法の手法（以下、LBP-kNN）と鉛直面セグメンテーションによる手法（以下、Vertical S）を用いる。LBP-kNN では、 k 近傍法で学習した k 個の最近傍の平均を取り摩耗度を推定する。鉛直 S は、鉛直面のセグメンテーションを行い 3 次元幾何によって実空間での鉛直面の高さを算出し、摩耗度を推定する。評価指標として、推定高さの平均二乗誤差（以下、MSE）及び 0.50mm 以下の正解率を用いた。Table 2 より、MSE, Accuracy においても先行研究よりも精度の良い結果が得られた。

Table 2. Estimation accuracy of step height

	MSE	Accuracy($\leq 0.50\text{mm}$)
LBP-kNN	0.42	55 %
Vertical S	0.47	0.55 %
Proposed	0.20	0.77 %

4. まとめ

本稿では、画像から段差部分が含まれる画像を LBP 画像に変換を行い、その画像を CNN を用いて画像の特徴を抽出を行い段差の高さを推定し、マンホール鉄蓋の摩耗度合いを推定する方法を提案した。その結果、正確性と平均二乗誤差で従来の手法を上回る精度を確認できた。今後は、結果の妥当性を上げるため、劣化した鉄蓋のデータ収集を行う。

5. 参考文献

- [1] 堀内大輔: 「デジタルカメラ画像を用いたマンホール鉄蓋の段差と摩耗の点検方法」, 土木学会論文集, Vol.72, No.1, pp.1-10, 2016
- [2] 村崎和彦: 「写真撮影によるマンホール鉄蓋摩耗推定」, 計測自動制御学会論文集, Vol.51, No.12, pp.814-821, 2015
- [3] 村崎和彦: 「鉛直面セグメンテーションによるマンホール鉄蓋摩耗推定」, 信学技報, Vol.117, No.210, pp.205-212, 2017
- [4] 山根達郎: 「Deep learning による Semantic Segmentation を用いたコンクリート表面ひび割れの検出」, 構造工学論文集, Vol.65A, 2019
- [5] Kaiming He: 「Deep Residual Learning for Image Recognition」, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.770-778, 2016