

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 和彦^{1,a)} 安藤 慎吾^{1,b)} 杵渕 哲也^{1,c)}

概要: マンホールは上下水道や送電線、電話線の維持管理のために多数設置され、それに伴って多数のマンホール鉄蓋が道路に露出している。これら路上のマンホール鉄蓋は摩耗によってスリップ事故等を引き起こす危険性があるため、日々手作業によって摩耗度合いの点検が行われているが、道路上の鉄蓋の摩耗度合いを計測するためには多くのコストがかかるため、画像認識を用いて簡易に点検を行う方法が求められている。本稿では、マンホール鉄蓋を撮影した1枚画像からその摩耗度合いを推定する新たな手法を提案する。従来手法では、十分な学習データがない場合には認識精度が低下するという問題があったが、我々は、鉄蓋の摩耗度推定を機械学習に基づく鉄蓋に付与された凹凸模様の鉛直面領域のセグメンテーションと3次元幾何に基づく抽出された鉛直面から摩耗度合いへの変換の2つのタスクに切り分けることで、必要な学習データを減らし適用範囲を拡大する手法を提案する。実際に設置されているマンホール鉄蓋の画像を用いた実験によって提案手法は学習データと異なる条件で撮影された画像に対しても高い精度での摩耗度推定を実現し、また摩耗鉄蓋を学習データとして含むことなく高い精度で摩耗した鉄蓋を検出できることが示された。

Manhole cover wearing estimation via vertical plane segmentation

MURASAKI KAZUHIKO^{1,a)} ANDO SHINGO^{1,b)} KINEBUCHI TETSUYA^{1,c)}

1. はじめに

マンホールは上下水道や送電線、電話線の維持管理のために設けられており、世界中の道路には数多くのマンホール蓋が露出している。その数は日本国内だけでも1100万個を超えており、大量のマンホール蓋が日々活用され、そして消耗している [1]。一般的にマンホール蓋は鉄で作られているが、鉄板はアスファルトの路面に比べて滑りやすいため、滑り止めのために凹凸形状の模様が彫られている場合が多い。典型的なマンホール鉄蓋の一例として NTT で用いられている鉄蓋を図1 上部に示す。図のような深い凹凸模様を鉄蓋に彫ることによってスリップ事故などの発生を未然に防いでいる。しかし、マンホール鉄蓋の凹凸模様はその上を自動車が通過するなどにより徐々に摩耗してしまうことが知られており、設置から長時間が経過したマン

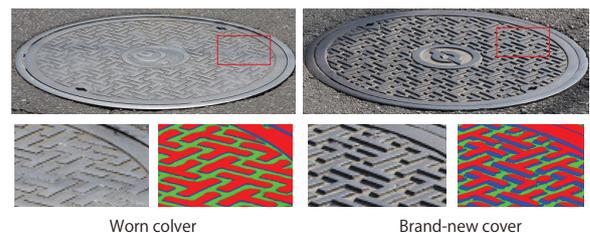


図1 マンホール鉄蓋画像と鉛直面セグメンテーション結果の例
Fig. 1 Example images of manhole covers and results of vertical plane segmentation

ホール鉄蓋はその摩耗によって滑り止めの効果を失う危険性がある。NTTをはじめとするマンホールを管理する各企業では、摩耗したマンホール鉄蓋による事故の発生を防ぐために日々設置されたマンホール鉄蓋の摩耗度合いを点検し、劣化した鉄蓋を交換するなどの対応を行なっている。しかし、こうしたマンホール鉄蓋の点検作業は遠隔からの目視による判断は難しいため、安全確保のために道路を一部封鎖する必要があることや摩耗度合いの確認は点検を専門とする作業者が立ち会う必要があるなどの理由があり、多

¹ NTT メディアインテリジェンス研究所
Hikari-no-oka 1-1, Yokosuka, Kanagawa 239-0847, Japan
a) murasaki.kazuhiko@lab.ntt.co.jp
b) ando.shingo@lab.ntt.co.jp
c) kinebuchi.t@lab.ntt.co.jp

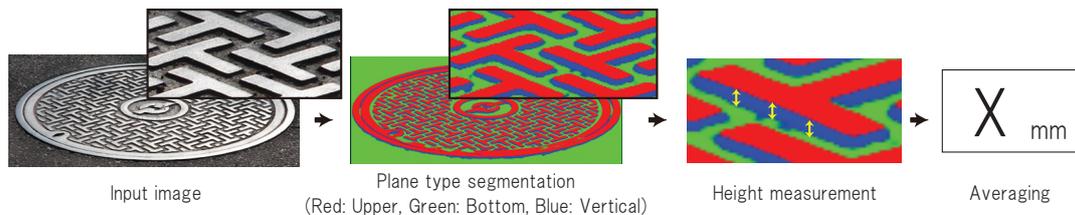


図 2 提案手法の処理の流れ

Fig. 2 Overview of our proposed method.

くの人手と時間を要することが問題となっている。本論文では、そうしたマンホール鉄蓋点検作業の効率化を狙ったマンホール鉄蓋摩耗検知システムの構築を目指し、画像処理に基づくマンホール鉄蓋の摩耗度推定手法を提案する。遠隔センシングによって被写体の形状を推定する手法は、画像処理に限らずさまざまな方法が存在しているが、TOFカメラなどを用いた3次元センシングはセンサの単価が高く、また専用の撮影ツールが必要となるため、撮影のための特別な機材や技術が必要となる [2]。マンホール鉄蓋は日本国内のみを考えた場合でも全国にあまねく存在しているため、各地の現場点検作業員が安価なデジタルカメラを用いて特別な訓練を受けることなく作業可能となることを期待し、カメラ撮影によって得られる1枚の画像に基づく摩耗度推定に取り組む。遠隔から計測できるだけでなく作業自体を容易にすることで、専門の点検作業員が不要となり、ほかの作業従事者が並行して点検を行なうことが可能となるため、多くの人的コスト・移動コストを効率化することができる。1枚の写真からマンホール鉄蓋の摩耗度を推定するためには、画像から鉄蓋の摩耗に関する特徴を取り出す必要があるが、それにはいくつかの課題が存在する。天候や撮影時間の違いによる照明変動、撮影距離や撮影方向の違いによる見えの変化、また汚れや傷などの摩耗以外の劣化による見えの変化といった問題が生じ得る。こうした問題のうち撮影距離や撮影方向などカメラの配置に起因する問題についてはカメラとマンホール鉄蓋との配置関係を求めることで幾何的に計算することが可能となる。鉄蓋の摩耗度合いとは鉄蓋に付与された凹凸模様の段差高さが摩耗によってどれだけ低下したかを確認することによって得られるため、凹凸形状の段差高さが算出できるような手がかりが画像から得られれば良い。そこで、幾何計算によって段差高さを算出するための手がかりとして画像から凹凸形状を構成する平面を領域分割することを考える。特に、凹凸模様の段差高さを知るためには鉛直な面の大きさを知る必要があるため、画像から鉛直面のセグメンテーションを行うことが必要と考えられる。図1下部に拡大されたマンホール鉄蓋画像と凹凸形状を構成する平面がセグメンテーションされた画像を示す。図1のようなセグメンテーション結果を得ることができれば、カメラの焦点距離と配置情報に基づいて実寸での鉛直面の高さを算出することが

できる。本研究では、マンホール鉄蓋画像からの鉛直面セグメンテーションとその結果に基づく段差高さの実寸法計算によって鉄蓋の摩耗度合いを頑健に評価する手法を提案する。

2. 関連研究

2.1 マンホール鉄蓋点検

マンホール鉄蓋の検出及び点検を対象とした研究は非常に数が少ないが、車載カメラから鉄蓋位置を検出する手法 [3] や調整された撮影条件において鉄蓋周辺の段差を計測する手法 [4] などが取り組まれている。マンホール鉄蓋の摩耗度合いを推定する手法については、我々がこれまでに取り組んでいるLBP特徴と明度ヒストグラムに基づいて推定を行うアプローチが提案されているのみである [5]。この手法はマンホール鉄蓋の摩耗度と関連性の強いLBP特徴 [6] を選択的に用いることで照明変化や向き変化に対して頑健な摩耗度合いの推定を実現しているが、同一模様・同撮影条件のマンホール鉄蓋に限定して特徴選択を行うため、異なる柄や撮影条件の鉄蓋に対しては改めて学習を行う必要があり、学習にかかるコストが問題となっている。また、学習データに含まれる摩耗度合いしか推定できないため、劣化が進んだ状態を認識するために劣化が進んだサンプルを学習のために十分な量取得しなければならないという問題がある。このような学習データに関する問題に対して、本稿にて提案する摩耗度推定手法では、マンホール鉄蓋の摩耗状態や撮影条件による影響が少ない鉛直面の認識を機械学習に基づいて行う。さらに、鉛直面の認識結果に基づく鉛直面の高さ推定については3次元幾何を用いて解析的に行う。このような推定処理の切り分けを行うことによって学習データが不十分なシーンにおいても高い精度での認識ができるようになり、より広範囲な条件下でマンホール鉄蓋の自動点検を実現することができる。

2.2 鉛直面の認識

近年、ディープラーニングの登場によって1枚の画像からその3次元形状を認識する精度が格段に高まっており、関連する手法も多く提案されている [7][多階層+1]。Bansalらの手法 [7] では、PixelNetと名付けられた1つのConvolutional Neural Network (CNN) を用いて1枚画像

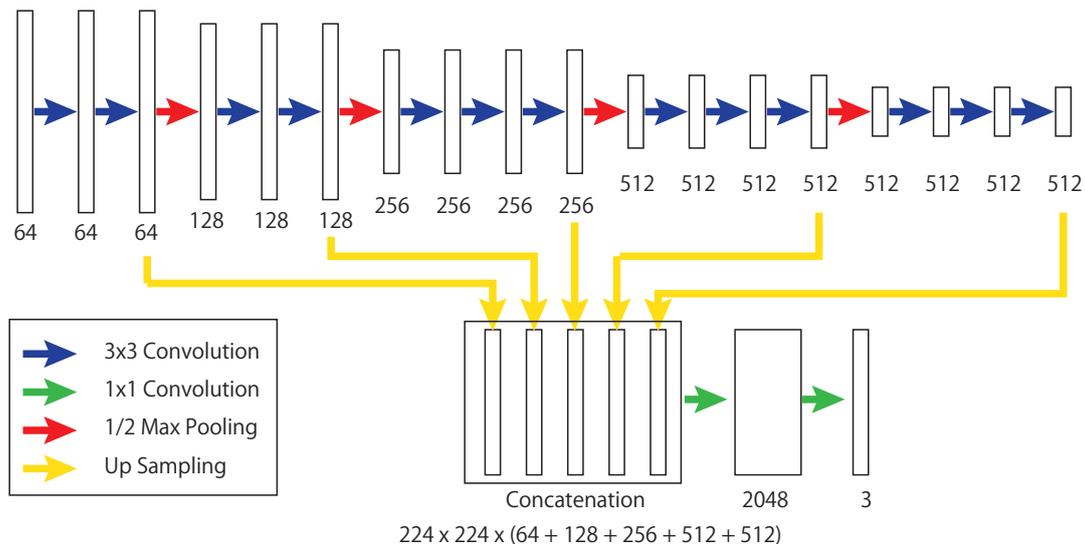


図 3 鉛直面セグメンテーションに用いる CNN 構成
Fig. 3 CNN structure for vertical plane segmentation

の各画素について 3 次元形状の法線を推定できることが示されている。画像から平面の法線方向を推定する問題は本研究における鉛直面のセグメンテーションと同様の特性を持つであろうと思われることから、本研究では PixelNet をベースとした CNN を用いて段差を構成する鉛直面を画素毎に認識することを試みる。

3. マンホール鉄蓋摩耗推定

我々の提案するマンホール鉄蓋摩耗推定の処理フローについて図 2 に示す。まず、入力画像全体に対して鉛直面のセグメンテーションを行う。あらかじめ学習された鉛直面を認識する CNN を用いて、入力画像の各画素に対して鉛直面か否かを認識する。認識された結果、図のような鉛直面マップが得られる。次に、得られた鉛直面マップから、各鉛直面の示す段差の高さを求める。カメラの焦点距離とマンホール鉄蓋が設置された水平面からの撮影位置の高さを既知として、3 次元幾何によって段差高さを求めることができる。認識された各鉛直面についてそれぞれ段差高さを算出し、それらの平均を対象の鉄蓋の摩耗度合いを判断する指標として出力する。

4. CNN による鉛直面セグメンテーション

鉛直面セグメンテーションは PixelNet [7] に基づいて画素毎に鉛直面か否かを認識することによって行う。PixelNet は対象画素の周辺の特徴と局所的な特徴とを合わせて考慮しながら画素毎のラベルを出力する CNN であり、図 3 のような構成によって示される。図 3 の前半部分は一般的な CNN と同様に畳み込み層とプーリング層の繰り返しによって広範囲の画像情報に基づく特徴を成していくが、後半部分は前半の CNN の後段で得られる広い範囲でプーリングされた特徴と前段で得られる局所的な特徴とを結合

させ、局所特徴と大域特徴とを合わせた認識を行っているとなすことができる。[7] では、PixelNet の活用によって 3 次元形状の法線方向推定が精度よく行えることが示されており、本研究における鉛直面の認識においても同様の効果が期待できる。なお、[7] ではより大域的な情報を重視しており VGG16 [8] をベースとした Conv7 層までを用いて特徴量の統合を行っているが、本研究の目的においては屋内シーンの認識のような大域情報を必要としないため、図のように Conv5 層までの出力を統合している。

学習には凹凸模様の段差を構成する“上面”，“底面”，“鉛直面”の 3 つのラベルが付与された鉄蓋画像を用いており、ネットワークの最終出力は 3 チャンネルの出力から各画素についてソフトマックス関数によって活性化したものを出力する。図 2 下部に 3 つのラベルの出力イメージを示す。赤が“上面”，緑が“底面”，青が“鉛直面”に相当している。

5. 鉛直面実寸法推定

鉛直面セグメンテーションによって鉛直面マップが得られると、鉛直面マップに含まれる鉛直面領域を用いて実空間における段差高さの推定を行うことができる。まず、高さ推定の起点となるような最も画像の上部となる画素を検出する。連続する鉛直面領域を抽出し、各領域の画面上部側の境界線を求めることで段差の上端を示す画素が検出される。この処理は鉛直軸上方向が画像平面における上方向と一致することを想定している。得られた段差上端位置を起点として段差量を求めるが、ここで撮影画像のカメラパラメータとして、焦点距離 f 、カメラの向きと水平面とのなす角 θ 、起点となる段差上端からの鉛直高さ H を用いる。各パラメータの関係性を図に示す。計測対象となる段差上端のカメラ座標空間における座標を $P : (P_x, P_y, P_z)$ として、対応する画像上での光学中心を原点とする座標を

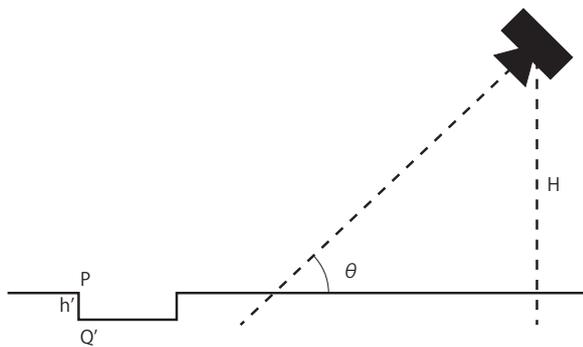


図 4 実寸法算出に用いる各種パラメータ

Fig. 4 Parameters for actual size calculation

(P_u, P_v) とすると、透視投影変換では以下のような対応関係が得られる。

$$P_u = f \frac{P_x}{P_z} \quad (1)$$

$$P_v = f \frac{P_y}{P_z} \quad (2)$$

ここで、点 P を通る鉛直な線を考え、その線上の点 Q の座標を P からの相対高さ h によって表すことを考えると、Q は以下のように表現される。

$$Q_x = P_x \quad (3)$$

$$Q_y = P_y + h \cos \theta \quad (4)$$

$$Q_z = P_z + h \sin \theta \quad (5)$$

この直線を画像上で表現すると、画像座標 (Q_u, Q_v) を用いて以下のような式で表される。

$$Q_v = \frac{P_v - \frac{f}{\tan \theta}}{P_u} Q_u + \frac{f}{\tan \theta} \quad (6)$$

これが点 P を通る鉛直な線を画像に投影した直線と言える。段差量を推定するために、この直線上で鉛直面ラベルがどこまで付与されているかを確認する。P を起点として直線上に鉛直面ラベルが付与されていることを確認していき、鉛直面ラベルが途切れた座標を Q' とする。 Q' が与えられると、以下の式によって対応する段差高さ h' を求めることができる。

$$\frac{h'}{P_z} = \frac{P_v - Q'_v}{Q'_v \sin \theta - f \cos \theta} \quad (7)$$

ここで、 P_z はカメラ位置の高さ H によって以下のように置き換えることができ、

$$P_z = \frac{fH}{f \sin \theta - P_v \cos \theta} \quad (8)$$

求めるべき段差高さ h' は以下のように算出される。

$$h' = \frac{P_v - Q'_v}{Q'_v \sin \theta - f \cos \theta} \frac{fH}{f \sin \theta - P_v \cos \theta} \quad (9)$$

このようにして、各段差上端について h' を求めることができる。

各段差上端について算出された段差高さから鉄蓋全体での平均高さを求める。8 近傍で隣接している段差上端をまとめあげ、連続している段差上端を 1 つの段差クラスタとして扱う。まとめあげた段差クラスタに含まれる段差上端の画素数が閾値 T_l よりも少ない場合、ノイズであるとみなし除外する。さらに各段差クラスタに含まれる段差高さの中央値を算出し、これをその段差の高さとする。ここで中央値を扱うのは、段差高さの計算が鉛直面推定の誤認識に対して敏感に反応し、外れ値が発生することが多いためである。また、2 つの段差領域がつながって見えることによって非常に大きな段差高さが算出されることを抑制する効果がある。算出された各段差クラスタの高さを鉄蓋全体について平均し、これを入力画像に対応するマンホール鉄蓋に付与された凹凸模様の段差高さとする。

6. 実験

実際に路面に設置された NTT のマンホール鉄蓋画像を用いてその凹凸模様の段差高さを推定する実験を行った。実験 1 では、学習画像と同様の撮影条件下での画像に適用し、その推定精度と摩耗鉄蓋の検出精度を評価した。実験 2 では、学習画像と異なる条件で撮影された画像に適用し、提案手法の視点変化に対する頑健性を評価した。

6.1 実験条件

実験に用いた画像として図 1 のような NTT のマンホール鉄蓋画像を用いた。177 箇所のマンホール鉄蓋を撮影し、撮影するカメラ位置は高さ 1.5m とし、鉄蓋からの距離は 4m, 5m, 6.5m の 3 パターンを撮影した。各鉄蓋の凹凸模様についてランダムに 5 箇所の段差高さを計測し、それらの平均値を鉄蓋の凹凸模様の段差高さとした。177 箇所の鉄蓋のうち 50 箇所分を学習用とし、残りの 127 か所を評価用とした。特に学習用の画像として、学習用マンホール鉄蓋の距離 4m から撮影された画像を用いた。鉛直面認識器を学習するために、これらの 50 枚の画像の一部に対して“上面”、“底面”、“鉛直面”の塗り分けを人手によって行い、学習用のラベルを得た。底面と鉛直面の境界などは画像から目視で判断しにくいものもあるが、そうした領域はどちらのラベルも与えず学習に用いていない。

鉛直面を認識する CNN は学習用の撮影画像及びラベル画像を用いて学習を行った。入力画像は鉄蓋の幅が約 1000 画素となるようにリサイズし、そこからラベル付けされた領域を含むように 224×224 画素の領域を切り抜いて CNN 学習用の画像を作成した。各サンプルの左右反転画像を加えて学習画像を 2 倍にしている。学習時は CNN の出力からラベルが付与された画素を含むようにランダムに選択された 1000 画素を取り出し、パラメータ更新に用いている。これには、ラベルが付与されていない画素を学習に用いないようにするだけでなく、特定の画像について偏

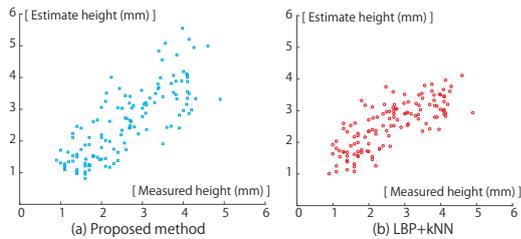


図 5 計測された段差高さ (X 軸) と推定された段差高さ (Y 軸)
Fig. 5 Measured height (X-axis) and estimate height (Y-axis)

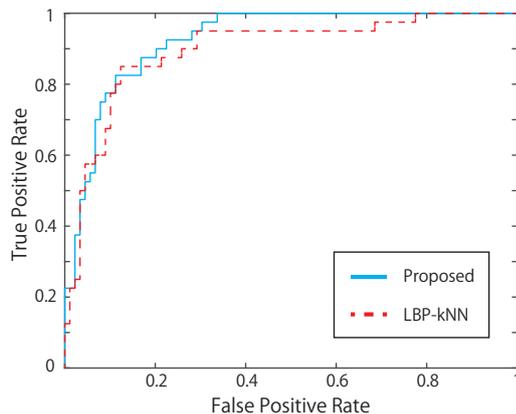


図 6 摩耗鉄蓋検出の ROC カーブ
Fig. 6 ROC curve of worn cover detection

た学習が進まないようにする効果を見込んでいる。パラメータの初期値として、前半の VGG16 [8] に近い構造の層には ILSVRC2012 データセット [9] で学習された VGG16 のパラメータを用い、後半の層は乱数とした。パラメータ更新には Adam [10] を用い、学習率は $1.0e-5$ とした。学習用画像 50 枚のうち 1 枚を検定用画像とし、この画像に対する交差エントロピーが最小となるまでパラメータ更新を行った。

実寸法推定に用いるカメラパラメータについては、高さ H を 1500mm とし、俯角 θ は鉄蓋との距離に応じて算出した。焦点距離 F については、他のパラメータ設定による誤差を吸収するため、学習用画像において推定高さの二乗誤差平均が最も小さくなるように設定した。また、ノイズ判定の閾値 T_l については実験的に 50 とした。

6.2 実験 1：同一撮影距離での精度評価

実験 1 では、学習画像と同一の撮影条件における凹凸模様高さ推定の評価を行った。比較手法として [5] にて提案されている LBP 特徴を用いた手法を用いる (以降比較手法を LBP-kNN と記載する)。LBP-kNN では、学習画像をパッチに分割しパッチ画像単位での学習を行うが、パッチに対応付けられる段差高さは上述の高さを計測した 5 箇所のうち最も近傍の計測点での値を用いる。学習用鉄蓋 50 箇所の 4m から撮影された 50 枚を学習画像とし、それらから得られる全てのパッチを LBP-kNN の学習に用いる。

表 1 段差高さの推定精度 (同条件での評価)

Table 1 Accuracy of relief height estimation (test on the same condition)

	MSE	Accuracy($\leq 0.5\text{mm}$)	AUC
LBP-kNN	0.42	0.55	0.90
Proposed	0.47	0.55	0.93

表 2 段差高さの推定精度 (距離 5m での撮影)

Table 2 Accuracy of relief height estimation (photos from 5m distance)

	MSE	Accuracy($\leq 0.5\text{mm}$)	AUC
LBP-kNN	0.46	0.51	0.89
Proposed	0.43	0.54	0.92

表 3 段差高さの推定精度 (距離 6.5m での撮影)

Table 3 Accuracy of relief height estimation (photos from 6.5m distance)

	MSE	Accuracy($\leq 0.5\text{mm}$)	AUC
LBP-kNN	0.54	0.47	0.88
Proposed	0.47	0.53	0.90

評価結果を表 1 に示す。評価指標として、推定高さの平均二乗誤差 (MSE) 及び誤差 0.5mm 以内の正解率を用いた。計測された段差高さ と推定された段差高さとの対応を示すプロットを図 5 に示す。提案手法と LBP-kNN 共に高い精度で認識できているものの、LBP-kNN では凹凸模様の段差が高い鉄蓋を低く認識してしまう傾向があり、提案手法ではより高く認識してしまう場合があることがわかった。この傾向から提案手法では一部のサンプルについて大きな誤差が発生してしまい、平均二乗誤差の値に悪影響を及ぼしていると考えられる。平均二乗誤差においては提案手法がやや劣っているものの、誤差 0.5mm 以内の正解率では同等の精度を実現している。これは、汚れや影の影響を受けて鉄蓋の見た目が変化した場合に、提案手法では誤認識された鉛直面画素が直接的に高さ推定に影響するのに対して、LBP-kNN では事例に基づいて学習された値から推定値を算出するため大きな誤差が発生しにくいという特徴によるものと考えられる。誤認識が発生しにくいサンプルについてはどちらも良好に推定できていることがわかる。

また、摩耗した鉄蓋を検出するという観点から、凹凸模様の段差高さが 2mm より小さい鉄蓋を閾値処理によって検出した場合の ROC カーブを図 6 に示す。評価指標としてカーブの面積を示す AUC 値を表 1 に示す。摩耗した鉄蓋は段差が小さいために影などによる誤認識が発生しにくい。そのため、LBP-kNN に比べて提案手法の方が精度よく摩耗した鉄蓋を捉えられている。

6.3 実験 2：異なる撮影距離での精度評価

評価画像を学習画像と異なる撮影条件とした場合の推定

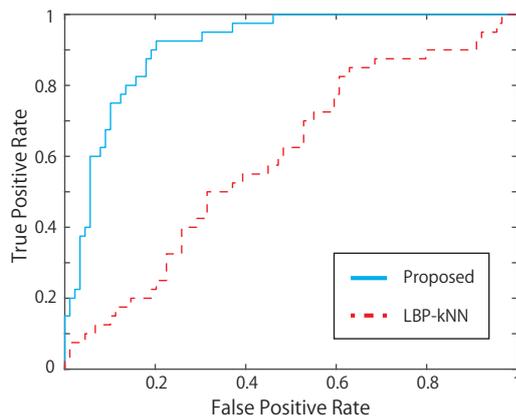


図 7 摩耗鉄蓋検出の ROC カーブ (摩耗鉄蓋の学習なし)

Fig. 7 ROC curve of worn cover detection (without training on worn covers)

表 4 摩耗鉄蓋の検出精度 (摩耗鉄蓋の学習なし)

Table 4 Accuracy of worn cover detection (without training on worn covers)

	AUC
LBP-kNN	0.60
Proposed	0.91

精度の変化を確認した。評価に用いる画像として評価用鉄蓋 127 箇所の距離 5m および 6.5m から撮影した画像を用いる。実験 1 と同様の評価を行った結果を表 2, 表 3 に示す。従来法である LBP-kNN では、距離 4m の画像に対して最適化された学習を行っているため距離 5m, 6.5m と離れるほど平均二乗誤差, 誤差 0.5mm 正解率, AUC 値とそれぞれ低下していることがわかる。一方で提案手法では、距離の変化に対しても安定して鉛直面の抽出ができていたために、あまり精度を下げていることが見て取れる。特に距離 5m の平均二乗誤差は学習画像と同条件のはずの距離 4m よりも精度が向上している。これは、距離が離れると鉛直面が画像に写りこむ面積が増え、鉛直高さの画素単位での分解能が増したためだと考えられる。摩耗鉄蓋検出の精度は撮影条件が変わるにつれて、徐々に低下してはいるものの変わらず高い検出率を維持している。

評価用鉄蓋の撮影距離を変えた場合の鉛直面セグメンテーションの結果例を図 8 に示す。セグメンテーション結果は赤が上面, 緑が底面, 青が鉛直面を示す。学習に用いた距離 4m の画像と撮影条件を変えた画像とでは、鉄蓋の写り方が大きく異なっているが、同様の精度で鉛直面セグメンテーションを行えていることがわかる。摩耗している鉄蓋については結果例を図 9 に示すが、摩耗した鉄蓋についても同様に視点変化に対して頑健な認識結果が得られた。

6.4 実験 3：摩耗鉄蓋を学習用画像として用いない摩耗検出

摩耗した鉄蓋を認識するためには、摩耗した鉄蓋を学習

画像として用いるのが良いが、一般的に劣化した設備のデータを収集することは難しくコストがかかることが多い。そうしたなかで提案手法は段差高さの推定値を 3 次元幾何に基づいて算出するため、摩耗鉄蓋を学習することなく摩耗した鉄蓋の段差高さを推定できると考えられる。実験 3 ではこの仮説を検証するために、上記 50 枚の学習用鉄蓋のうち凹凸模様の段差高さが 2 より小さい 15 枚の鉄蓋を除外し、摩耗していない鉄蓋のみを学習に用いて実験 1 と同様の実験を行った。推定結果に基づく摩耗鉄蓋の検出精度を表 4 及び図 7 に示す。当然ながら最近傍探索に基づく LBP-kNN では学習されていない凹凸模様高さの鉄蓋に対して妥当な推定結果を示すことができないため、摩耗鉄蓋の検出精度が大幅に低下している。一方で、提案手法では摩耗鉄蓋に関する学習データを用いることなく、また学習画像自体の量が低下しているにもかかわらずほぼ同等の精度で摩耗鉄蓋を検出できていることがわかる。

摩耗した鉄蓋に対する鉛直面セグメンテーションの結果例を図 9 に示す。図の左から 2 つ目が学習用画像を全て用いた場合の認識結果であり、図の右端が同じ画像に対して学習用画像として摩耗した画像を用いなかった場合の認識結果である。学習されていない摩耗度合いの鉄蓋に対する認識においても学習済みの場合とほぼ同様の結果が得られていることがわかる。

6.5 摩耗推定が失敗する例

鉛直面セグメンテーションにおいて誤認識が多数発生すると、提案手法による摩耗推定の誤差が大きくなる。図 10 にそのような場合をいくつか示す。図 (a) の例は、砂などの汚れによって鉛直面と底面の境界があいまいになっている例である。この場合、鉛直面の下側が底面として誤認識されてしまい、凹凸高さを実際よりも低く推定してしまうことにつながる。また図 (b) の例では、影の影響によって底面の一部が鉛直面として誤認識されてしまっている。この場合は鉛直面が実際よりも多くなるために段差高さを高く推定してしまうことになる。今後はこうした汚れや影の影響を切り分けて推定精度を上げていくことが課題となる。また、異常が発生している鉄蓋を自動で検知するという目的を考えると、異常鉄蓋の取り漏らしをなくすために、推定された段差高さが低い鉄蓋だけでなく誤認識が発生していると思われる鉄蓋も異常として取り上げるといった方法が考えられる。鉛直面のセグメンテーションと同時にそのセグメンテーション結果の信憑性を評価できるような仕組みも今後の課題であろう。

7. 結論

我々は画像から段差部分に含まれる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、マンホール鉄蓋の摩耗度合いを推定する

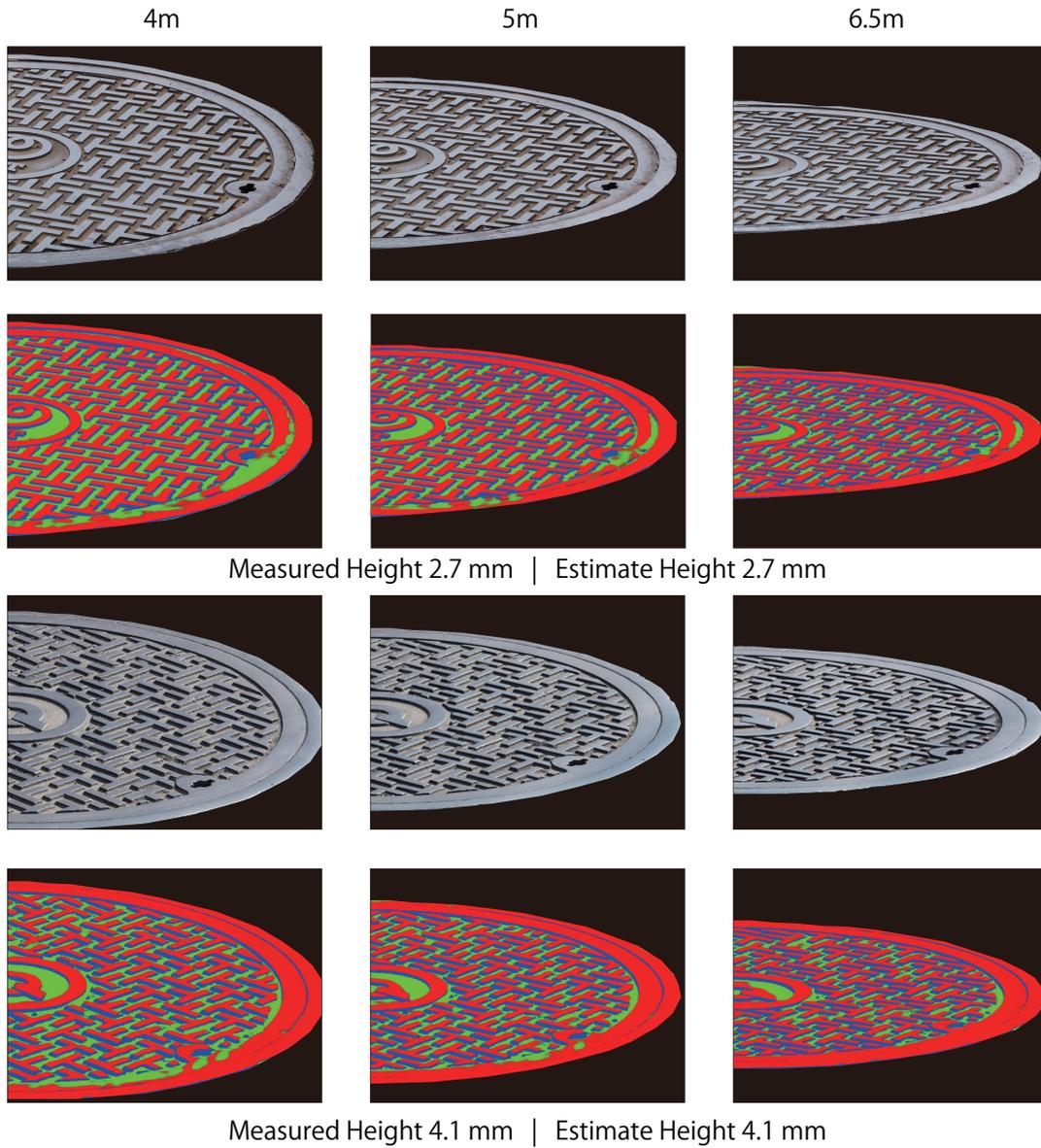


図 8 撮影条件を変えた時の鉛直面セグメンテーションの例
Fig. 8 Examples of vertical plane segmentation results

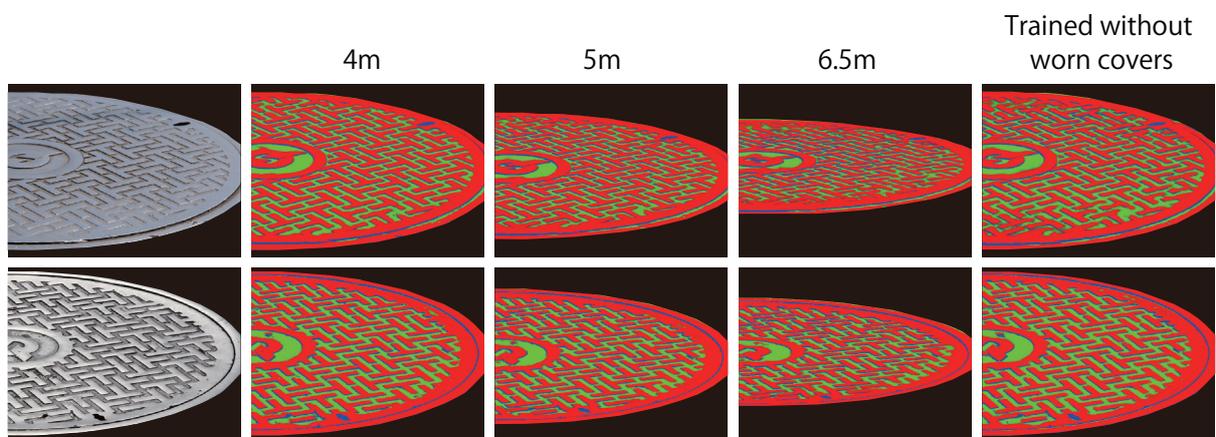


図 9 摩耗した鉄蓋の鉛直面セグメンテーションの例
Fig. 9 Examples about worn covers

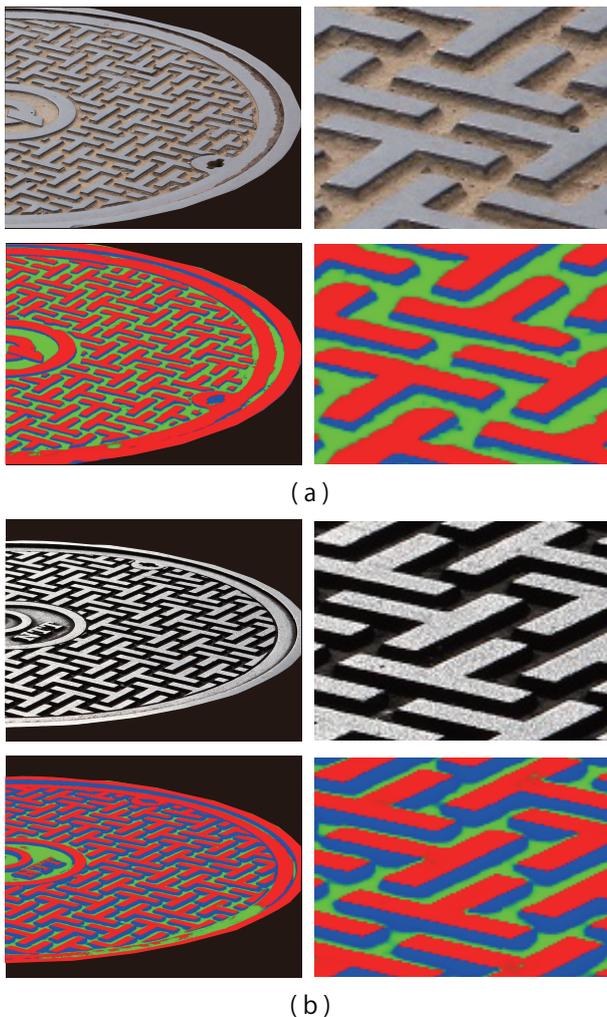


図 10 鉛直面セグメンテーションの失敗例

Fig. 10 Failure examples of vertical plane segmentation

方法を提案した。学習用画像と同条件で撮影された評価画像を用いた場合に従来手法と同程度の摩耗推定を行えることを確認し、学習用画像と異なる条件で撮影された評価画像を用いた場合には従来手法の推定精度が低下するのに対して提案手法ではほぼ変わらない高精度での推定を実現した。さらに、摩耗鉄蓋を学習用画像として用いない場合の評価では、従来手法では大幅に摩耗鉄蓋の検出精度が低下するのに対して、提案手法では摩耗鉄蓋を学習していないにもかかわらず摩耗鉄蓋を高精度に検出できることを示した。今後は提案手法が鉄蓋との距離の違いや撮影条件に対して頑健に認識できることを活用し、撮影条件が安定しない車載カメラを用いた自動点検への適用を試みる。

参考文献

- [1] 次世代型高品位グラウンドマンホール推進協会：耐用年数と全国の実設置数, <http://www.kouhinigm.jp/gm/u1.html>.
- [2] Chen, F., Brown, G. M. and Song, M.: Overview of three-dimensional shape measurement using optical methods, *Optical Engineering*, Vol. 39, No. 1, pp. 10–22 (2000).
- [3] Timofte, R. and Gool, L. V.: Multi-View Manhole Detection, Recognition, and 3D Localisation, *Proc. of ICCV Computer Vision Workshops*, pp. 188–195 (2011).
- [4] 内堀大輔, 高橋宏行, 川端一嘉: 画像を用いたマンホール鉄蓋の段差計測アルゴリズム, 電子情報通信学会総合大会 (2015).
- [5] 村崎和彦, 数藤恭子, 谷口行信: 写真撮影によるマンホール鉄蓋摩耗度推定, 計測自動制御学会論文集, Vol. 51, No. 12, pp. 814–821 (2015).
- [6] Guo, Z., Zhang, L. and Zhang, D.: A Completed Modeling of Local Binary Pattern Operator for Texture Classification, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 19, No. 6, pp. 1657–1663 (2010).
- [7] Bansal, A., Russell, B. and Gupta, A.: Marr revisited: 2D-3D alignment via surface normal prediction, *Proc. of CVPR*, pp. 5965–5974 (2016).
- [8] Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).
- [9] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C. and Fei-Fei, L.: ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 115, No. 3, pp. 211–252 (2015).
- [10] Kingma, D. and Ba, J.: Adam: A method for stochastic optimization, *arXiv preprint arXiv:1412.6980* (2014).