

AI を用いた土木構造物に対する維持管理を目的とした最適化判定システムの提案

八戸工業高等専門学校 学生会員 ○出町 悠資
 八戸工業高等専門学校 学生会員 山上 東志
 八戸工業高等専門学校 正会員 杉田 尚男

1. はじめに

近年、土木構造物のライフサイクルコストの低減を目的とした維持及び管理が重要視されており、構造物の管理コスト削減、長寿命化、作業時間短縮などが計画段階から求められている。そこで、本研究では上記の内容を改善すべく諸問題の例を「冬季路面凍結」、「耐候性鋼材の錆レベル」の二つとし、機械学習を用いた土木構造物に対する最適化システムを提案した。本研究では機械学習に3次元のセンサデバイスを用い、より高い精度の判別結果を求めるのに有効か否かを検討していく。

2. 使用デバイス

本研究で用いる depth camera は intel の「RealSense Depth Camera, D435」（以下、D435）を使用しデータを取得していく。D435 はカラーカメラ、赤外線プロジェクタ、および左右のグローバルシャッター方式の赤外線カメラから構成されており、全長 10cm 程度の手のひらに収まるデバイスである。左右のカメラから得た 2 枚の赤外線画像から異なる視点で撮影された画像間で対応する点を探し三角測量の原理を用いて深度を測定する(ステレオ法)。しかし、この手法ではテクスチャの少ない場所での奥行き精度が落ちてしまう為、赤外線プロジェクターから非可視の静的赤外線パターンを投影し深度の測定を行う(パターン光投影法)。これらの処理は D435 のハードウェア内の同一のプロセッサにより行われている。以上の 2 種の深度測定方法から日光や蛍光灯など周囲の光に対してのノイズが少ないこと、黒色の物体や透明な物体に対する情報欠落が少ないなどの特徴があげられる。また D435 は小型で比較的安価に手に入れることができるため持ち運びが容易でありコスト削減も望むことができる。D435 の撮影対象への推奨距離は 0.3m から 3m となっている。

3. 機械学習

前章において画像判別の手法として機械学習によ

る機械学習を用いると説明したが、本研究では画像解析の分野で特に分類・検出に多く用いられる CNN(畳み込みニューラルネットワーク)を最適化判定システムに組み込んでいく。

4. 実験方法

4.1 冬季路面状況に対する実験

冬季路面状況において路面上の凍結部分を depth camera を使用し計測していくうえで氷と積雪のパターンが考えられる。今回はそれぞれ試料の高さを 0.05m, 0.15m としコンクリート路面とアスファルト路面の 2 つの路面上より測定を行った。またカメラ設置位置を D435 の推奨距離より路面上から 0.6m, 0.7m, 0.8m…と試料表面が深度を RGB 値として観測しにくくなるまで画像を採取した。図 6 は実験状況、画像 7, 8 は実際に使用した資料である。



図 6 実験状況



図 7 積雪用試料



図 8 氷面用試料

4.2 耐候性鋼材に対する実験

D435 の撮影対象への推奨距離が 0.3m から 3m であり、ミクロな凹凸の認識に対しての実証実験であることが出来るかを検証するため、試料として用いた。錆は被膜の剥離が大きい幅 90mm のものを使用した。高さ 0.13m の位置から水平に錆画像を任意の距離で撮影

キーワード 構造 AI 最適化

連絡先 〒039-1192 青森県八戸市大字田面木字上野平 16-1 TEL.0178-27-731

する。D435 の奥行き RGB 画像で錆の凹凸を検知することが出来るかを検証するため、試料として用いた錆は被膜の剥離が大きい、幅 90mm のものを使用したことを考慮して、カメラは錆壁面から

0.25m, 0.3m, 0.4m, 0.5m, 0.6m, 0.75m, 0.9m, 1.2m の距離で撮影することとした。

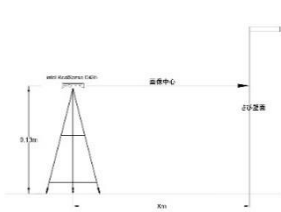


図 9 実験状況



図 10 試料となる錆

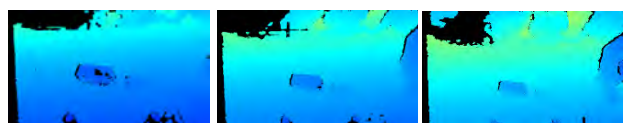
5. おわりに

5.1 冬季路面状況に対する考察

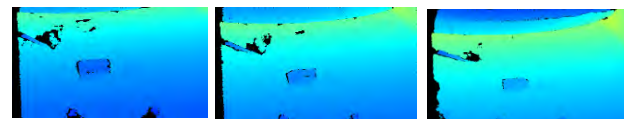
実験結果の画像は図 11 の通りである。



積雪用試料（左から 0.5, 0.6, 0.7m）



アスファルト上の氷面用試料（左から 0.5, 0.6, 0.7m）



コンクリート上の氷面用試料（左から 0.5, 0.6, 0.7m）

図 11 D435 による距離ごとのさび画像

水、雪共に距離に関しては 80m を超えた地点において 0.05m 試料の観測が難しくなり観測を終了した。赤外線を用いた距離測量を使用している以上透過率の高い試料は計測が難しいのではないかと考えており、今回使用したような内部の空気が少ない氷では測定結果として不十分になってしまうのではと考えていた。そのため雪を使用したもののほうが精度の高い深度情報を持った画像を得ることができると考えていたが、実際は氷を用いた場合のほうが細部まで色調の違いを観測することができた。しかしこれは単に氷のほうがきれいな直方体に近い形をしているため、距離の遠い点と近い点の差異が付きやすくなっていることが原因と考えられ、氷も雪も D435 では観測が難しいと感じた。

また推奨距離 0.3m~であることに対し想像していたよりもマイクロな凹凸の判別が難しいと感じた、理由に

関しては次章にて記載する。

5.2 耐候性鋼材に対する考察

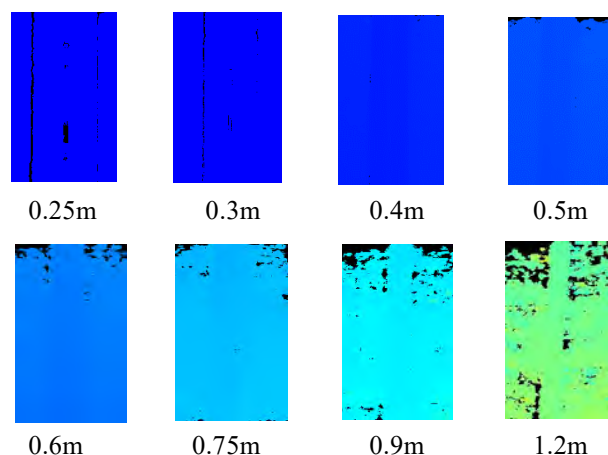


図 12. D435 による距離ごとのさび画像

いずれの距離でも試料となる錆の凹凸や被膜の剥離を機械学習に読み込ませることが出来るほどの奥行き精度は出力されなかった。特に 0.3 から 0.6m の距離では錆の発生している柱と壁面の境界さえ読み取ることが困難であった。原因として 2 章にあげた理由からステレオ法を採用している D435 を採用していたが反対にマイクロな凹凸を把握しづらく、積雪路面、耐候性鋼材ともに画像解析にかけるには不十分な精度となってしまった。マイクロな凹凸面を認識しづらいという問題点への今後の展開としてほかの depth camera を用いた深度計測が考えられる。案としては深度解析方法として ToF 方式を採用したカメラを用いていきたいと考えている。屋外で画像を採取する以上 ToF 方式では難しいと考えていたが試料と近距離で撮影するため一時的に暗所のような撮影空間へと加工を施すことによってより高精度な画像を望むことができると考えている。

6. 参考文献

- 1) Intel RealSense™ Product Family D400 Series
[Intel® RealSense™ Camera 400 Series Product Family Datasheet \(intelrealsense.com\)](https://www.intel.com/content/www/ja/intel-realsense-camera-400-series-product-family-datasheet/)
- 2) 北海道科学大学 大江亮介 川上敬
RealSense を用いた点群処理に関する基礎研究
http://hokkaido.jspe.or.jp/proc_archive/2018/pdf/18-C-10.pdf
- 3) 正司哲朗
パターン光投影に基づく物体表面構造情報の獲得
http://repo.nara-u.ac.jp/modules/xoonips/download.php/AN10403791-20110300-1006.pdf?file_id=6034
- 4) 徐剛 中道朋弘
ステレオカメラ方式によるロボットビジョン
https://www.jstage.jst.go.jp/article/sicej/50/2/50_126/_pdf