

SfM と Semantic Segmentation による河川護岸の劣化診断支援手法

Support Method for Diagnosing Degradation of the River Revetment using SfM and Semantic Segmentation

藤井 純一郎*¹ 嶋本 ゆり*¹ 天方 匡純*¹ 松川 正彦*¹ 秋山 和也*¹ 小原 洋*¹
Junichiro Fujii Yuri Shimamoto Masazumi Amakata Masahiko Matsukawa Kazuya Akiyama Hiroshi Obara

*¹ 八千代エンジニアリング株式会社
Yachiyo Engineering, Co., Ltd.

The management of river revetment is mainly based on qualitative management dependent on human resources, and improvement of work efficiency is required. For this purpose, detection and diagnosis of the degradation needs to be performed based on quantitative data. We propose a method for automatically extracting absolute position and size of the degradation from images using SfM (Structure from Motion) and semantic segmentation, and confirmed its technical feasibility by experiment. It was shown that quantitative information necessary for the degradation diagnosis can be automatically obtained.

1. はじめに

都市部を流れる河道法面には、一般的にコンクリート護岸が張り巡らされ、老朽過程に応じた維持管理が実施されている。しかし、現時点では、技術者の目視情報を中心とする極度に人的資源に依存した定性的管理が主体となっており、定量的データに基づいた合理的で生産性の高い管理を実現するため、ICT等を活用した新たな管理技術の適用が望まれている。そのためには劣化検出だけでなく、対策の必要性を判断するための劣化診断も定量的データに基づき実施する必要がある。

本研究ではカメラ画像から AI により劣化診断に必要な位置・形状・大きさを自動で定量的に抽出する手法を提案する。提案手法の実現性を確認するため、まずは劣化の中でも比較的検出が容易なエフロッセンスを対象として実験を行った。

2. 既往研究と本研究

2.1 河川護岸の劣化診断に関する既往研究

河川護岸の点検やその評価に関する要領は国土交通省が公表しており[国土交通省 2016] [国土交通省 2017], 国内の河川護岸の劣化診断は基本的に本要領に則って行われている。要領は技術者による目視点検を前提としているため、点検・診断に膨大な手間を要することが課題である。これに対し、天方らは深層学習を活用し河川護岸の画像からひび割れを自動抽出する手法を提案している[天方 2018]。しかし当該の手法ではひび割れの形状は抽出できるものの、その絶対的な位置(座標)と大きさ(幅・長さ)が把握できない。河川管理上は劣化の位置と大きさを把握した上で、時系列で同じ箇所が進行しているかを基に補修を行うかの診断を行うため、劣化の形状に加えて絶対的な位置と大きさを定量化することが課題となっていた。

2.2 本研究の提案手法

本研究では劣化の位置と大きさを判定するため、深層学習による劣化検出の入力に SfM 解析に基づく幾何補正画像を用いることを提案する。SfM 解析は複数枚の写真から被写体の 3 次元形状を復元する技術であるが、解析の際に既知の座標点や撮影箇所の緯度経度情報を加味することによりスケールを持たせることができる。



図1 SfMと深層学習による河川護岸の劣化診断支援手法

本手法における劣化検出モデルおよび SfM 自体には新規性はないが、教師画像と情報量が異なる SfM 合成画像で劣化が適切に検出できるかは新たな研究課題である。本手法では検出画像がスケールを持つため、劣化の幅・長さ・座標を把握でき、劣化の診断や時系列での比較が可能となる。

3. エフロッセンス検出モデルの構築

本研究ではエフロッセンスをピクセル単位で検出する必要があり、深層学習の画像認識手法[Aurelien Geron 2018]の一つであるセマンティック・セグメンテーション(以下、セグメンテーション)を適用した。

3.1 教師画像の作成

エフロッセンス検出モデルの教師画像は、UAVで撮影した河川護岸の空撮画像(約 2mm/pixel)に技術者がエフロッセンスと判断した箇所を図2のようにピクセル単位でマーキング(赤塗りの箇所)して作成した。教師画像は20枚用意した。



図2 教師画像の作成

3.2 深層学習モデルの作成

(1) ネットワーク構造

本研究では教師画像の数が限られるため、転移学習を行った。セグメンテーションの転移学習手法としては SegNet-VGG19[Badrinarayanan 2016]を利用した。また最適化パラメータはSGD(確率的勾配効果法)を採用した。

(2) 学習結果

モデルの学習には 20 枚×200 分割の計 4,000 枚を用いた。内 70%はモデルの学習用, 30%はモデルの検証用である。次の図は学習過程を可視化したものである。上が精度, 下が誤差を示したグラフである。学習回数を重ねると精度が向上し, 誤差が減少していることが分かる。

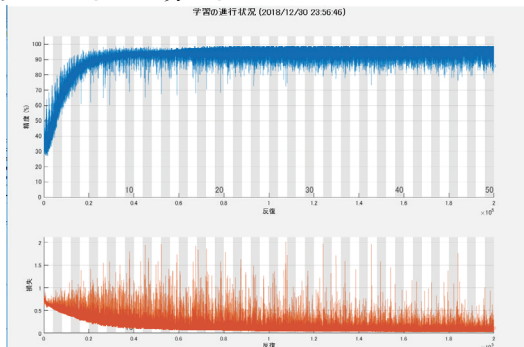


図3 学習過程

(3) 精度評価

作成したモデルでの教師画像 20 枚に対する検出精度は表 1 の通りとなった。教師画像に対して若干広めに領域を検出する傾向があるものの、本研究の目的に照らして精度は十分と判断した。

表 1 検出精度

F 値	感度	特異度	適合率	正解率
49.97%	79.06%	96.94%	38.43%	96.50%

4. エフロッセンス検出の実験

上記で構築したエフロッセンス検出モデルは UAV で撮影した画像に対して精度よく検出できることが確認できたので、SfM 解析によりスケールを付与した合成画像に対しても同様にエフロッセンスが検出できるか実験を行った。

4.1 検出用画像の合成

UAV で撮影した画像を基に SfM 解析を行った。SfM は視点の異なる連続する写真から 3 次元形状を復元する手法であり、空中写真測量では一般的に行われている[Westoby 2012]。

通常写真測量では一定の高度の面から地表面の幾何補正を行ったオルソフォトを作成するが、本研究では河川護岸に水平な面から幾何補正を行い、護岸領域の解像度を 2mm/pixel に固定したスケール付き画像を出力した。また SfM の特性上、座標を持っているため将来的に新たな写真を取得した場合にも、同じ角度・解像度で画像を出力することが可能である。

4.2 検出結果

出力した画像に対して深層学習モデルでエフロッセンス検出を試みた。検出結果の画像の一例を以下に示す。UAV で撮影した画像に対する検出結果と SfM で合成した画像に対する検出結果で大きな差は見られず、概ね良好な結果が得られた。

検出したエフロッセンスの大きさが正しいか検証するため、現場でサンプル抽出したエフロッセンスの計測結果と対比した。実際のサイズより数 mm から 1cm 程度広めに検出する傾向があるものの、技術者が現場でマーキングする場合も広めに記録しており、エフロッセンスの管理上は問題ない精度であることを確認できた。

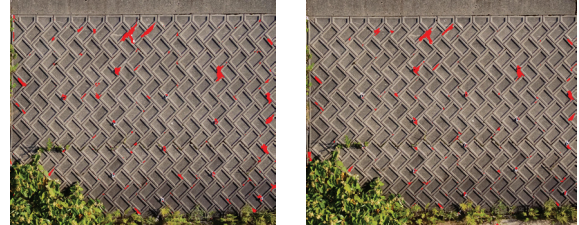


図4 UAV 撮影画像(左)とSfM 合成画像(右)



図5 現地計測状況(左)と同箇所の検出結果(右)

5. 結論

本研究では河川護岸の診断に必要な劣化の絶対的な位置(座標)と大きさ(幅・長さ)を、SfM と深層学習を用いて画像から自動抽出する方法を提案し、その技術的実現性について実験により確認した。その結果、エフロッセンスの診断に資する定量的な情報が自動で得られることが示された。

ただし実験結果の評価は現時点では技術者の目視点検と比較した定性的なものであり、定量的な評価が求められる。また本研究では技術的に難易度の低いエフロッセンスを対象に実験を行ったが、河川管理上重要なひび割れなどはさらにシビアな精度を求められる。今後エフロッセンス以外の劣化を対象に、より厳密な精度検証を行い、河川護岸の劣化診断手法を確立することが今後の課題である。

参考文献

- [国土交通省 2016] 国土交通省 水管理・国土保全局 河川環境課: 堤防等河川管理施設及び河道の点検要領, 2016.
- [国土交通省 2016] 国土交通省 水管理・国土保全局 河川環境課: 堤防等河川管理施設の点検結果評価要領, 2017.
- [天方 2018] 天方 匡純, 吉田 武司, 藤井 純一郎: 深層学習方式を活用した河川のコンクリート護岸の劣化領域抽出, 第 73 回年次学術講演会, 土木学会, 2018.
- [Aurelien Geron 2018] Aurelien Geron, 下田倫大, 長尾高広: scikit-learn と TensorFlow による実践機械学習, 2018.
- [Badrinarayanan 2016] V. Badrinarayanan, A. Kendall, R. Cipolla: SegNet: Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, ArXiv:1511.00561v3, 2016.
- [Westoby 2012] M. J., Brasington, J., Glasser, N. F., Hambrey, M. J., and Reynolds, J. M.: "Structure-from-Motion" photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications, Geomorphology, 2012.