

ディープラーニングによるダムポップアウトの自動検出手法の提案

Automatic detection method of dam pop-out by deep learning

嶋本 ゆり*¹ 安野 貴人*¹ 栗飯原 稔*¹ 藤井 純一郎*¹ 大久保 順一*¹ 天方 匡純*¹
Yuri shimamoto Takato Yasuno Minoru Aihara Junichiro Fujii Junichi Okubo Masazumi Amakata

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

In recent years, the aging of infrastructures including dams has become a problem, and it is urgent to develop appropriate and efficient inspection methods. In this research, we propose a method that enables deep learning to accurately and efficiently understand the positional distribution of dam pop-out. In this method, we used a semantic segmentation which is one of the object recognition methods for the image captured by the dam body with UAV, and made a pop out judgment on a pixel unit. As a result, it was possible to detect the position of the pop out almost.

1. はじめに

1.1 背景

我が国では、高度経済成長期以降に整備されたインフラの老朽化が急速に進んでおり、点検・評価・記録および適切な補修が必要不可欠である。ダムにおいては[国土交通省 2013]、堤体の劣化調査は主にダム技術者の目視およびスケッチによって行われており、双眼鏡でポップアウト等の損傷を1つ1つ確認していく作業は大変な労力を要する。また、目視点検では見落としや、評価に個人差が発生する可能性がある。

このように、ダムを含めインフラの老朽化が顕在化する中で適切な維持管理を行うには、ICT等を活用した新たな管理技術の適用が望まれている。そこで本提案は、ダム堤体をドローンにより撮影した画像に対し、AI技術を適用することでポップアウトの位置及び形状を自動で抽出する。今回検出の対象としたポップアウトは、コンクリートの劣化現象の1つで、コンクリートの表面が皿状に剥がれ落ちることを指す。



図- 1 ポップアウトの例

2. 解析手法

2.1 ディープラーニングについて

(1) ディープラーニングとは

ディープラーニング[Alex Krizhevsky 2012]は、人工知能(AI)技術の1つであり、2012年のILSVRCと呼ばれる画像認識技術コンテストにおいて、カナダのトロント大学が当該方式を採用し、従来手法の画像認識精度を10%も向上させ、注目を集めた。

その後、今日に至るまで世界中の企業や研究機関でディープラーニング方式の研究が盛んに行われている。ディープラーニングは自らがデータの特徴量を認識できるという点で従来の手法と異なる。従来手法では、あるデータの特徴量は人が定義したモデルに学習させることで学習を進めていたが、このプロセスは多くの作業量を伴い、特徴量の定義には限界がある。一方で、ディープラーニングモデルでは、機械が自ら特徴を見つけ出し学習を進めるため、人間が気づかないような複雑な特徴を見つけ出すことができるため、非常に高精度な検出を行うことができる。

本研究で扱うようなポップアウトの検出にディープラーニングを採用すれば、ポップアウトを撮影した画像と、画像内の正しいポップアウトの位置をモデルに与えることで、「ポップアウトは円状である可能性が高い」、「ポップアウトは周囲と比較して色が濃い可能性が高い」などといった特徴量を自ら見つけ出し、学習を進めていく。このようにして特徴を学習したモデルに、学習に用いていない新規の画像を入力すると、ポップアウトの位置を自動で抽出することができる。

(2) ディープラーニング活用のメリット

従来のダム堤体の点検は、双眼鏡を用いた目視によって行われており、結果を手作業でスケッチし記録を行う。そのため、点検・記録作業に大きな労力を要していた。

この問題に対処するため、本手法では、堤体を撮影した画像を入力することで、自動でポップアウトの位置及び形状を予測した結果を出力するモデルによる手法を構築した。この自動検出技術によって、大幅な労力の削減が期待できる。それに加え、上記のようにディープラーニングは他の画像解析や機械学習等の物体検出手法と比較して、非常に高精度に解析を行うことができるため、ポップアウトの見落としや評価のバラツキが減少する。また、点検結果が電子データとして得られるため、管理や運用が容易であり、検出結果から、ポップアウトの分布状況の特徴の解析や、経年的な数の増加や大きさの変化などの情報も取得できる。

2.2 解析方法

次の図のようなフローで解析を行った。

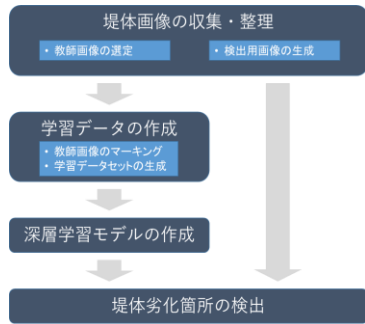


図- 2 解析のフロー

(1) 堤体画像の収集・整理

本手法では、ドローンでダム堤体を撮影した画像を用いて解析を行った。今回使用したデータセットは画像解析用に撮影されたものではなく、あくまで堤体の状況確認のために撮影されたものである。そのため、堤体までの距離が画像によって異なり、撮影範囲や角度が一定ではない。そこで、全体の中から比較的映りの良い 50 枚を用いて解析を行った。

50 枚の画像は、4,000×6,000px の RGB 画像である。これを 400×600px (画像1枚当たり 10×10 分割) の小領域に分割したものを学習に用いた。

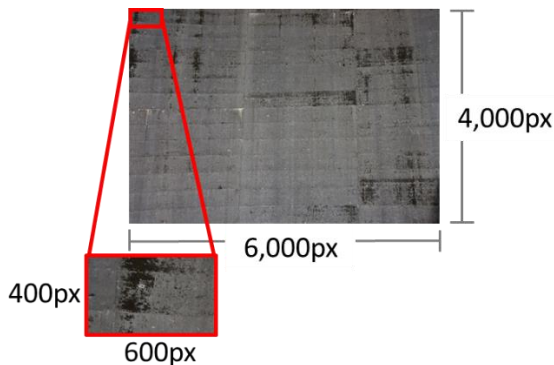


図- 3 分割のイメージ

(2) 学習データの作成

教師画像の作成

ディープラーニングモデル構築のためには、学習データ及び教師データが必要である。教師データの作成は、ポップアウトと判断するか否かの基準を事前にリスト化し、複数人で共有したうえでを行った。教師データはポップアウトと判断した箇所を画像にマスキングすることで作成する。



図- 4 教師画像のイメージ

学習データセットの分割

画像は学習用、検証用、評価用に分割する。これは、モデルの構築に用いた画像で評価を行うと、当然ながら良い精度が得られるため、モデルの構築に使用していない評価用の画像を用意することで、モデルの評価を正しく行うことができる。今回は 50 枚中 35 枚を学習に、15 枚を評価に用いた。

(3) 深層学習モデルの作成

モデルの概要

ディープラーニングを用いた物体認識手法[Aurelien Geron 2018]には、主に物体分類、物体検出、セマンティックセグメンテーションと呼ばれる 3 つの手法がある。その中で今回は、セマンティックセグメンテーションを用いた。この手法では、画像全体や画像の一部の検出ではなく、各ピクセルに対して、そのピクセルのクラスを判定していく。そのため、細かな検出を行うことができ、正確なポップアウトの位置や大きさを判定することができる。

ネットワーク構造は Vgg16[Karen Simonyan 2015]を用いた。Vgg16 はオックスフォード大学の研究チームが開発したネットワークで、畳み込み層とプーリング層から成る比較的シンプルな CNN で、層を 16 層重ねたものである。

また、限られたデータ枚数で精度を確保するために転移学習を行った。今回用いるものは、事前に 100 万枚以上もの膨大なデータで学習済みのモデルであり、学習済みモデルに対し、ダム堤体の画像のデータセットで学習を行うことで微調整を行う。これによって、解析時間の短縮やデータ枚数が少なくても結果が得られるというメリットがある。

モデルの学習

モデルの学習には 35 枚×100 分割の計 3,500 枚を用いた。内 60%はモデルの学習用、40%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。学習 50Epoch 終了後、精度は 97.74%、誤差は 0.13 とモデルの学習は成功している。

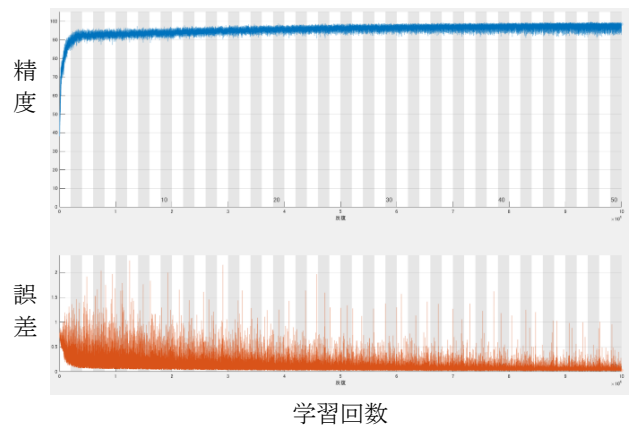


図- 5 学習過程

3. 検出結果

3.1 実際の画像を用いた検出

学習済みのモデルに、学習に用いていない画像を入力すると以下の通りの結果が得られる。検出結果を、撮影画像、教師画像と比較してみると概ねポップアウトの位置を検出できていることが分かる。また、図-6 において赤枠で示す通り、教師画像で

はポップアウトを見落としている箇所があるが、検出結果を見ると正しく認識できている。

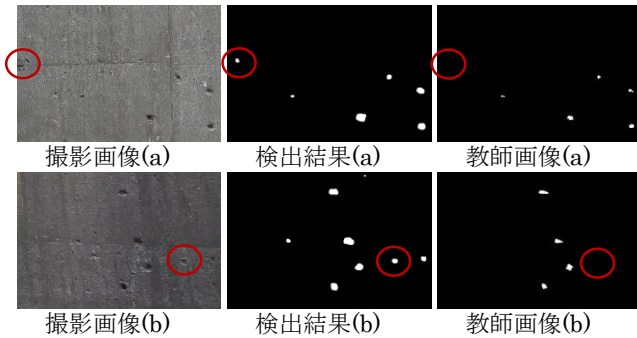
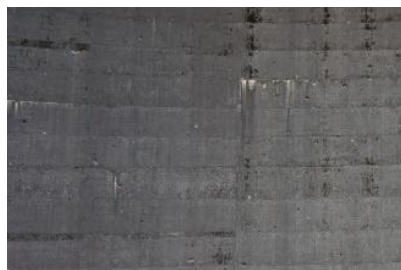


図- 6 検出結果 (拡大)

また、ポップアウトのサイズによって色分けも行った。図の検出結果から1,000px未満のものを赤、1,000px以上のものを緑で自動で着色している。



撮影画像



教師画像



検出結果



検出結果(色分け)

図- 7 検出結果

3.2 検出精度検証

50枚の内の学習に用いていない、残り15枚の画像で定量的な指標を用いて精度を検証する。指標としては、一致率を用いた。ここでの一致率とは、教師画像、検出結果画像を二値画像に変換し、ポップアウトをラベリングした後、一致しているラベルの割合を算出したものである。

表 1 精度検証の結果

ファイル名	一致率
Result_01.bmp	0.505
Result_02.bmp	0.553
Result_03.bmp	0.780
Result_04.bmp	0.658
Result_05.bmp	0.846
Result_06.bmp	0.404
Result_07.bmp	0.371
Result_08.bmp	0.115
Result_09.bmp	0.079
Result_10.bmp	0.078
Result_11.bmp	0.092
Result_12.bmp	0.134
Result_13.bmp	0.215
Result_14.bmp	0.355
Result_15.bmp	0.186

精度検証の結果を見ると、高いものでは8割近くの精度を得ることができている。結果の画像を見ても、取りこぼしも少なく、精度よく検出できていることが分かる。一方で、中には1割に満たないものも存在する。精度が低いものの教師画像を見てみると、コンクリートを打設する際、一定間隔で発生するPコン(コンクリート表面に存在する、小さな穴で損傷ではないもの)や、ひび割れなどを誤ってポップアウトとして着色している箇所が非常に多く見受けられる。これが一致率を下げている要因であると考えられる。図-8の黄色枠内は本来、ポップアウトでないため着色しない箇所を示している。



元画像



検出結果



教師画像

ひび割れ

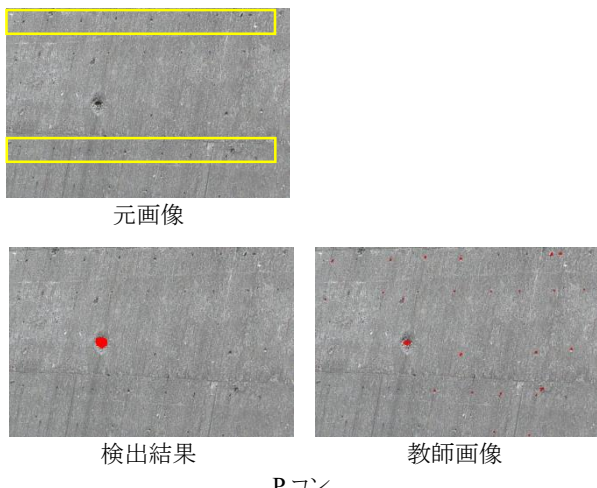
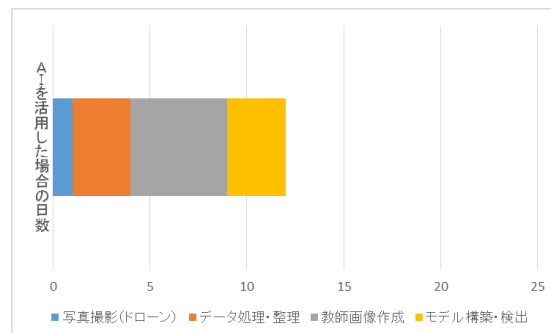


図- 8 教師画像が誤っている例



AIを活用した場合の日数
図- 9 日数短縮の例

また、サイズ、個数の具体的な数値が算出できるため、補修規模や材料数量の算定の予測に対し、有効なデータになり得る。

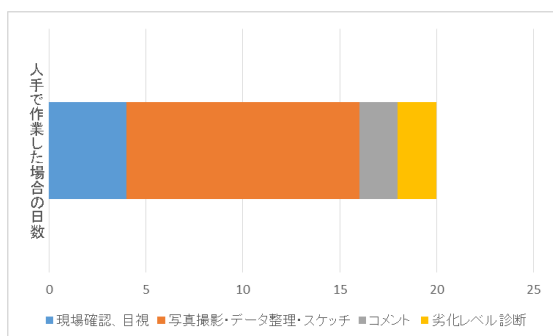
4. おわりに

4.1 本研究の成果

本手法では、ダム堤体をドローンによる撮影した画像に対し、物体認識手法の1つであるセマンティックセグメンテーションを適用することで、画素単位の詳細なポップアウトの位置の判定を行った。その結果、概ねポップアウトの位置を検出することができた。教師画像作成段階で、ポップアウトでない箇所を誤って、ポップアウトとしてマスキングしている箇所が見受けられたが、検出結果を見ると、正しくポップアウトのみを検出することができていることが分かった。また、ポップアウトのサイズ別に色分けも自動で行った。

4.2 AI活用の効果

本手法を用いて、ダム堤体のポップアウトの自動抽出を行うことで、点検作業の効率化が見込まれる。図-9 に示すように、今回対象としたダムでは、通常目視及びスケッチなど人出で劣化を確認する際は 20 日程度時間を要していた。本手法ではダム堤体全面を撮影し、50 枚の教師を作成し、検出するまでをおよそ 12 日で行うことができる。



人出で作業した場合の日数

4.3 今後の課題

- 教師画像の質の向上
教師画像作成の際、指示書を作成し管理を行ったが、作成者によって差が発生していることが確認され、中にはひび割れやコケなどの汚れをポップアウトとして教師画像を作成しているものが数枚あった。教師画像の質はモデルの精度に直結するため、今後はより詳細に基準を例示し、フィードバックを適宜行い、徹底した管理を行う。
- ポップアウト以外の損傷も識別できるモデルの作成
本モデルはポップアウトのみを対象としたが、ダム堤体の目視点検の自動化を目指し、検出項目としてエフロッセンス(コンクリート内の成分が雨水などと反応し外部に漏れ出すこと)やひび割れなどの損傷も追加する。有効性、実用性を高めるためには、検出対象の損傷を増やすことが必須である。
- ポップアウトのサイズの定量的な評価
今回用いた画像は、画像によって堤体をカメラの距離が異なるため画像の比較ができない。今後は、ドローンの自立飛行等の新技術も使い、堤体との距離を一定に保ち撮影した画像を解析に用いることで、より定量的な評価が可能になる。撮影距離を管理できれば、ポップアウトの絶対値を算出することができる。それによって、瞬時にサイズの大きな補修優先順位の高いポップアウトの有無や場所を把握することができる。また、劣化傾向の正確な把握や点検日数、費用の低減等の効果が期待される。

参考文献

- [国土交通省 2013] 国土交通省 水管理・国土保全局 河川環境課: ダム総合点検実施要領・同解説, 2013.
- [Alex Krizhevsky 2012] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E.Hinton : ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Network , Advances in neural information processing systems, 1097-1105 , 2012.
- [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.
- [Karen Simonyan 2015] Karen Simonyan, Andrew Zisserman : Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2015.