

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

天 方 匡 純

都市部を流れる掘り込み河道と呼ばれる河川形態の河道法面には、一般的にコンクリート護岸が張り巡らされている。これらのコンクリート護岸は概ね河川延長全体にわたって整備され、老朽過程に応じた適切な管理が必要である。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る。上記を踏まえ、本稿では、コンクリート護岸前面の劣化情報の一つであるヒビを対象を絞り、カメラ等で捉えたデジタル画像からAIにより自動でヒビの位置・形状を抽出する技術を紹介する。

キーワード：人工知能、深層学習、維持管理、都市河川、コンクリート護岸

1. はじめに

我が国の社会資本は戦後の経済社会の発展に対応して整備され、投資額もGDPの成長と共に伸びてきた。近年、それらの施設が老朽化の兆しを見せ始めたことで、社会資本施設の適切で計画的なメンテナンスの実現が大きな課題となっている。河川行政に目を向けると、国管理区間では河川毎に河川維持管理計画が策定され、巡視点検等も頻度よく実施され、維持管理のPDCAサイクルを回す動きが見られる。一方、国以外の地方自治体等が管理する区間では管理河川が多く、財政制約も大きいため、国管理区間のような手厚い河川管理が難しい状況にある。しかし、平成29年7月九州北部豪雨でも確認されたように、局所的な集中豪雨の規模・頻度が大きくなるに従い、流域面積の小さい地方自治体等の管理区間での水害リスクが高まっており、当該区間においてもより適切な河川管理・

維持管理が求められるようになってくると考えられる。

一方、Web環境の普及に伴うデジタルデータの増加、計算機能やデータ保存機能の向上・安価化、そして、計算モデルの工夫等を背景として、人間が教えずとも機械が自ら画像の特徴を掴み画像に写る物体・シーンの認識ができる技術が汎用化されてきている。そこで、土木や農業といった人間の目による確認行為が重要な作業プロセスとなっている産業への上記技術の適用が期待されているところである。

2. 河川のコンクリート護岸のヒビの把握

現在、維持管理を目的とした河川のコンクリート護岸の状況確認は、図1の上段のフローに従い実施されている。このように、①全体（あるいは部分）区間のコンクリート護岸のヒビの状況・位置の概要確認、②主なヒビの箇所（あるいは区間）の選定、③選

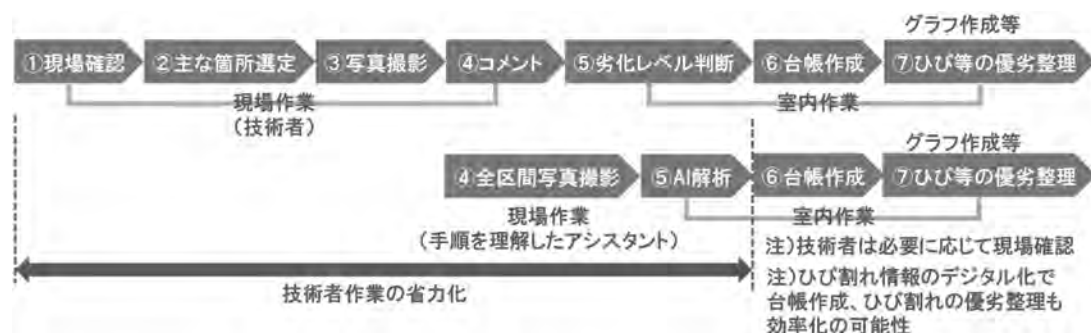


図1 AI導入前後の維持管理行為の差異

定箇所・区間のヒビの写真撮影，④ヒビの状況のコメント（文字記録），⑤ヒビの劣化レベル判断，⑥台帳作成，⑦ヒビの状況の優劣整理，等に細分化される。このうち，図—1の下段のフローのように，画像データとAIを活用してヒビの自動抽出が可能になると，技術者による①⇒②⇒③⇒④⇒⑤の工程が，アシスタントによる全体区間の写真撮影，そして，AI解析といったフローに代替される。この結果，河川の維持管理に携わることができる人々の裾野が広がり，技術者不足の解消や生産性向上に繋がる。また，AIの解析結果はデジタル情報として生成され，その生成データを活用する様式とすれば台帳作成労力が軽減でき，経年的なヒビの変化追跡も定量的に可能となる。本稿では，このフロー変換の根幹となる，デジタルカメラ画像を通してヒビの抽出が可能となる技術を紹介する。

今後，ドローン等を活用して写真撮影を自動化することで，河川の維持管理の効率化は飛躍的に進むと考えられる。更に，画像を介したコメント作成も自動で可能になると考えられ，台帳作成工程全体の自動化が視野における時代となっている。

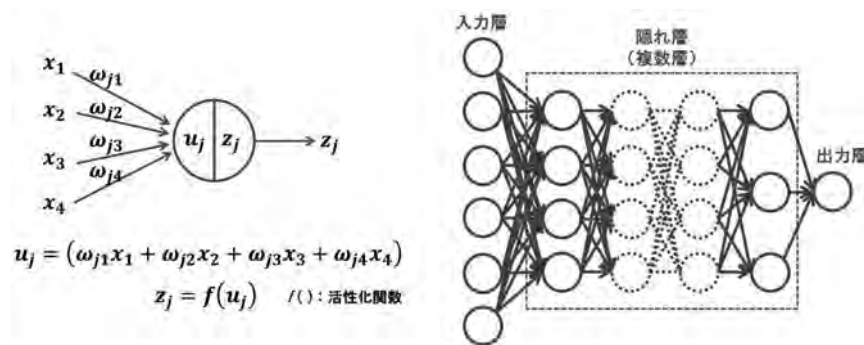
3. 深層学習方式の概要

本稿にてデジタルカメラ画像を通してヒビを抽出し

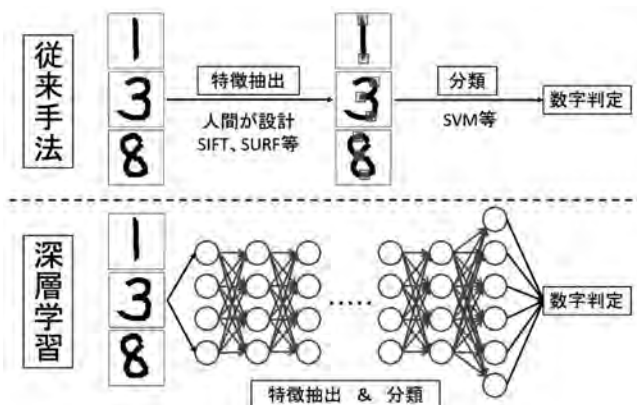
た技術は，深層学習方式と呼ばれるものである。深層学習方式は，人工知能技術の一部であり，2012年のILSVRC（ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge）（大規模画像データベースを活用した画像認識技術コンテスト）において，カナダのトロント大学が当該方式を採用して従来手法の画像認識精度を約10%も向上させ，一挙に注目を集めた。その後，世界中の企業や大学で深層学習方式の研究が積極的に行われることとなり，現在でもその勢いは継続している。

深層学習方式は，図—2（左）の単純パーセプトロンを基に入力層，隠れ層，出力層からなるネットワークを形成し，図—2（右）のように隠れ層の数を膨大に複層化することで，自らがデータの特徴量を認識できるようになっている。層を深くすることで，何故，自らデータの特徴量を認識できるようになるかは明らかになっていないが，この技術をベースに新たな応用技術も次々と報告されている。

「自らデータの特徴量を認識する」とは，図—3に比較する通りである。これまで，あるデータの特徴量は，人間の手で機械に教えられてきた。例えば，数字の3という画像を機械に識別させる過程は，人間が数字の3の特徴と考える形状的特徴データを抽出して機械に学習させ，他の数字の特徴データとの違いを統計的に区別させるというものであった。この特徴量を機



図—2 単純パーセプトロンとディープラーニングの構造



図—3 自ら特徴量を抽出すること

械に学習させるプロセスは多くの作業量を伴い、あらゆる物体・事象等の特徴量を学習させようとすると人間の作業量は際限が無くなる。また、物体・事象によっては何を特徴量として抽出するか判断も難しい。この結果、これまで自ずとその開発スピードは限定的とならざるを得なかった。しかし、深層学習方式の登場により大きな制約となっていた物体の特徴量の抽出を機械自らが行えるようになった。未だ利用用途は限られるが、特に画像認識分野では技術進歩が驚異的であり、自動運転を始めとした産業への応用も積極的に試みられている。

画像認識分野における深層学習方式の適用は、図—4の3つの手法が主となる。このうち、本稿においてヒビの検出に用いた手法はSemantic Segmentationと呼ばれる手法であり、図—4の3つの画像認識手法の中で最も複雑な命題となる。この手法は、ピクセル単位で一画像内の複数物体分類を実現し、物体の形状・位置・ラベルを検出する。ただし、この命題を機械が解決するためには、「学習」と呼ばれる行為が必要である。「学習」は、何も描画されていない画像にヒビを描画した画像を生成する画像変換関数のパラメータを最適化する行為であり、学習データと計算データの比較によりその誤差を最小化する繰り返し計算が進められる。ヒビの特徴量を適切に抽出するため、様々なヒビの画像を学習してヒビというものの特徴量・概念を機械に理解させる必要があるが、今回は河川のコンクリート護岸のヒビの画像のみを学習対象とした。

4. 学習データの作成

機械がヒビの特徴量を掴むための学習データは、デジタルカメラで撮影した河川のコンクリート護岸の画



図—5 学習データの作成イメージ

像に土木技術者がヒビと判断した箇所を図—5のようにマーキング（白塗りの箇所）して作成した。このような画像を100～200枚用意し、機械にヒビの特徴量を覚えこませた（開発過程でもっと少ない枚数でヒビを十分に再現できることを確認した）。また、土木技術者のみで学習データを作成すると時間や費用等の制約が大きくなるため、ヒビと判定する判断感覚を共有した上で複数人の素人の方にヒビを描画して頂き、その複数データを統計処理することで土木技術者と同等の学習データを作成できることも確認した。

5. モデルの作成

モデル作成に当たっては、上記の学習データを教師として、深層学習モデルのパラメータを微妙に変化させる行為を繰り返し、学習データと計算データの誤差精度を所定のレベルまで低減する。この際、特定の学習データだけでなく、同じくマーキングした雑音的な役割を果たすデータを与え、その（汎化）誤差精度も低減することを確認しながらモデルの汎化性を確保している。雑音的に与えたデータを含むデータ群に対して汎化誤差が悪化する現象を過学習と呼ぶが、そのような現象は発生せず計算を終了している。



図—4 ディープラーニングによる主な画像認識手法

当初、河川のコンクリート護岸といったパターン性の強い表面模様を有する画像を何枚も与えることで過学習が進む可能性も想定していたが、ミニバッチと確率的勾配降下法を組み合わせた統計的収束計算が過学習を抑える結果となり、実務上問題のないヒビ検出精度を有する機械・モデルが誕生した。

6. テスト結果

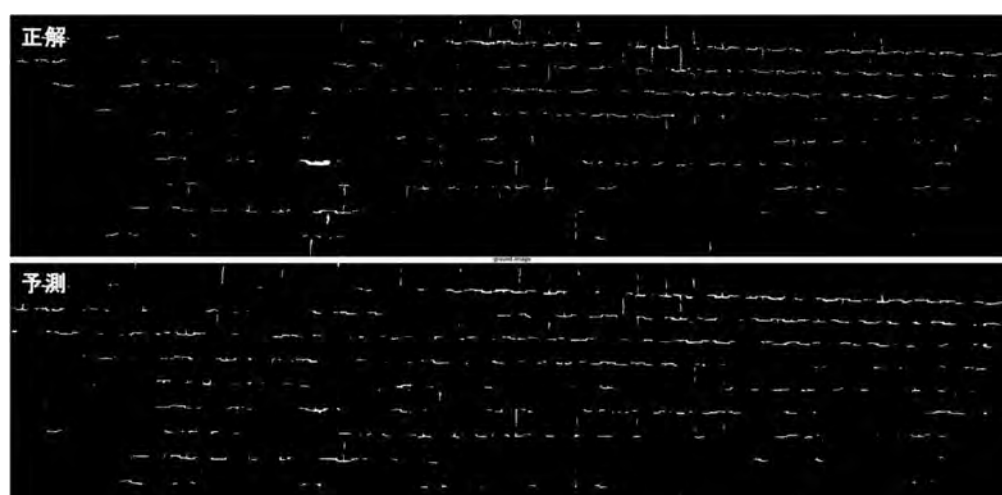
モデル作成後に、教師として活用していない画像データのテスト結果を図一6と図一7に示す。上段の正解画像は土木技術者がヒビを描画した画像であり、下段の予測画像はAIがヒビを生成した画像である。図一6の画像はヒビの多い区間、図一7の画像はヒビの少ない区間であるが、両区間のAI生成画像とも土木技術者の描画を良く再現しており、河川のコンクリート護岸のヒビ記録にあたっては、問題のない精度を確保していると判断している。

7. 今後の課題

河川には図一8のように様々な表面模様のコンクリート護岸が整備されており、一つの河川においても数種類の表面模様が確認される。しかし、一つのコンクリート護岸の表面模様を学習しただけでは、その他の模様のヒビ検出精度を十分に確保できない。そこで、同一河川内の数種類の表面模様のヒビを改めて学習したところ、適切なヒビ検出精度を確保できることを確認した。同じように、今後は、河川のコンクリート護岸の様々な表面模様のヒビを学習し、汎化性の高いモデルを構築していく予定である。

更に、ヒビは河川のコンクリート護岸だけでなく、様々なコンクリート構造物に発生するものである。これらの他コンクリート構造物のヒビについても学習を進め、より「ヒビ」という特徴量を適切に抽出できるモデルを構築することが重要である。

一方、人間が目につえた物体の尺度を定量的に判定



図一6 ヒビが多い区間の計算結果の再現精度（上段：土木技術者描画ヒビ，下段：AI生成ヒビ）



図一7 ヒビが少ない区間の計算結果の再現精度（上段：土木技術者描画ヒビ，下段：AI生成ヒビ）



図—8 様々なコンクリート護岸模様のヒビ生成結果

できないのと同様に、カメラ画像を処理した今回のヒビの判定成果は尺度を持たない。つまり、本稿の技術ではヒビの幅や長さの判定は困難であり、ヒビの位置と形状を生成できるのみである。理想的には幅・長さの数値属性を含めたヒビの判定が可能となることが好ましく、カメラ画像を通して抽出したヒビ情報に尺度を持たせる技術開発は今後の大きな課題である。

8. おわりに

建設業界の生産性向上を目指した AI の技術開発の出口は、POC (Proof of Concept) ではなく、実業務の作業フローへの具体的な介在である。このため、AI をエンジンとしたアプリ開発までの視点が必要不可欠であり、現実世界とデジタル世界を繋ぐインター



図—10 解析結果表示イメージ図

フェース（接点）を意識した総合的なプロデュースが必要となる。ただし、その接点は人間でもロボットでもドローンでも構わない。本稿で紹介した深層学習方式の解析ツールも現実世界における具体的な作業フローへの介在を目指し、図—9、図—10 のようなシステムを鋭意開発中である。

J C M A



図—9 システムイメージ図

【筆者紹介】

天方 匡純（あまかた まさずみ）
八千代エンジニアリング㈱
技術推進本部 技術開発部 A.I. 開発ユニット
専門部長

