

# 深層学習技術のインフラ維持管理 への導入に際しての留意点

天方 匡純<sup>1</sup>・藤井 純一郎<sup>1</sup>・吉田 龍人<sup>1</sup>

<sup>1</sup>正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8654 東京都台東区浅草橋 5-20-3)

E-mail: [amakata@yachiyo-eng.co.jp](mailto:amakata@yachiyo-eng.co.jp) (Corresponding Author)

土木技術者の真骨頂は、限られた部分集合の情報から技術体系を作り上げ、十分な機能の施設等を社会に提供することである。ところが、それらの選択的信息は暗黙知になりやすく、社会全体での汎用化や次世代継承を目指す際の障害となる。一方、様々な分野で活用が進む AI (artificial intelligence) の一種である深層学習技術は、従来考えられなかった大量の現場情報を抜き出すことができ、形式知化による作業の効率化・生産性向上に繋がると考えられる。しかし、情報取得精度のみで比較すると深層学習技術が人に及ばないこともある。人主体の従来フローに AI を直接代替させる試みだと、人の成果との違いが問題となり AI 導入を遅らせる原因になりそうである。本稿では円滑に AI を導入するための留意点を述べる。

**Key Words:** deep learning, work flow improvement, big data, river management

## 1. はじめに

我が国の経済成長を支えた河川、道路に代表される社会資本施設は、今後、本格的に維持管理フェーズを迎える。そして、施設機能維持のための資本配分が不可欠となる。しかし、そのうちの人的資本は、例えば、厚生労働省の雇用政策研究会<sup>1)</sup>によれば、鉱業・建設業就業者数の場合、2017年の493万人から2040年の272万人まで200万人以上の減少が予測されており、現行の人的資本中心の維持管理サイクルでは適切な施設機能維持が難しいと想定される。

そこで、まずは「作業効率化」を目指した人工知能(以下、AI と記す)等の新技術を取り込み、人・紙中心の高コンテキスト管理からデジタル中心の合理的な低

コンテキスト管理へ移行する必要がある。その過程で、図-1 のデジタル資本化の見えざる恩恵とも言える情報共有、組織改変、意思決定プロセス改変等の付加価値向上が期待される。直接的な課題解決である「作業効率化」の時点では、見えざる恩恵を想定することは難しく、土木分野で急速にデジタル化・デジタル技術導入が進まない理由と考えられる。しかし、この付加価値向上がデジタル化・デジタル技術導入の本来目的であり、欧米で経営層専門のセミナーが大きく開催される理由でもある。

現行の維持管理フローは人の作業を前提としており、人とは作業特性の異なる AI による直接代替が難しい場合がある。本稿では、業務の生産性向上や付加価値向上を狙う場合、AI に適した業務フロー改善が必要であることを示す。

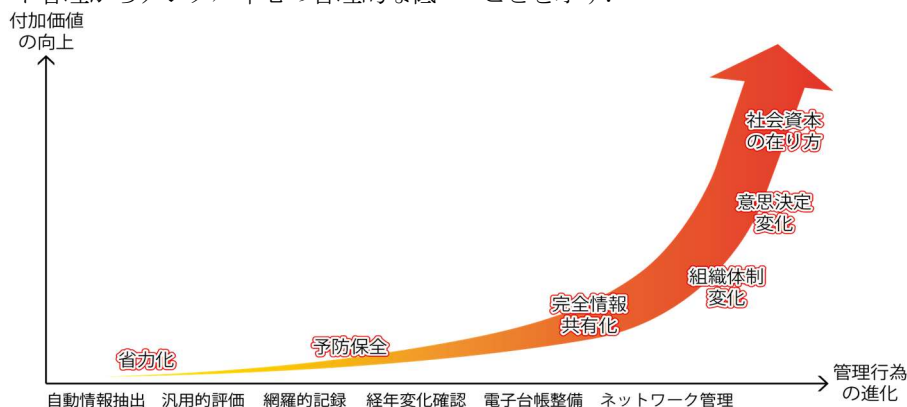


図-1 デジタル化による付加価値向上

## 2. 現在のAIの特性・威力

2019年度のAI技術、もっと言えば、深層学習技術は、自然言語処理分野での進歩が目立つ一年であった。それまで時系列の自然言語処理に利用されていた再帰型ニューラルネットワークからattention機構を持つtransformerブロックのネットワークに大きく舵を切り、飛躍的な正解率向上を達成した。代表的なものはGoogle翻訳等に既に活用されているBERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)<sup>2)</sup>であり、莫大な計算機資源を活用して学習を進め、様々な自然言語処理分野(感情分析、含意関係認識、質疑応答、意味等価性判別等)で利用することができる。実際にGoogle翻訳を利用すると10頁程度の英語論文が数秒で和訳される。当然、奇妙な翻訳も存在するが、その大量瞬間処理に対する翻訳正解率は十分に満足するものである。

画像処理分野でも同様である。現在、コンクリート構造物のひび割れ検出については様々な取り組み<sup>3)~6)</sup>が行われている。筆者らが深層学習技術を適用する河川のコンクリート護岸のひび割れや目地の開きの画像検出<sup>7)</sup>では、デジカメ撮影画像に対して学習済みモデルを適用すると、100メートル区間の劣化情報を15分程度で検出できる(図-2)。そして、SfM (Structure from Motion) 処理を介して1ピクセル当たりの尺度を適切に持たせれば、ピクセル数をカウントすることで、ひび割れの長さ及び幅の定量評価も可能となる(図-3)。



図-2 河川のコンクリート護岸のひび割れ検出結果

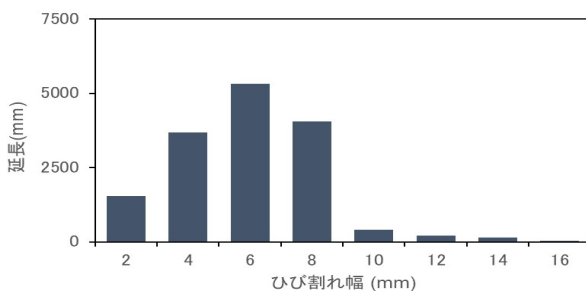


図-3 ひび割れ幅の定量化

深層学習ネットワークのアウトプットは確率値であり、データ元となる画像条件により変動する不確定性のある情報である。しかし、河川、道路といった長大・巨大な社会資本施設に対して、上記のような短時間での大量情報取得は人作業では不可能であり、従来土木の点検プロセスに存在しなかった情報取得方法である。

## 3. 従来の点検プロセス

例えば、河川のコンクリート護岸の状態を点検する場合、表-1に示すとおり定量値が求められるのはひび割れや目地の開きの2mm幅のみである(他の欠損、陥没・沈下等は劣化有無が分かれば良い)。人が点検する場合は、ひび割れに沿って網羅的に幅を取得することは不可能であり、2mm幅を目安として、ひび割れ最大幅発生箇所と最大値を記録する等の選択的信息取得となる(図-4)。このため、点検者が変わる、ひび割れ状況が変わる等すると選択箇所とその属性(最大値等)の追跡が難しくなり、劣化状態の変化を知るために不可欠な経年的な継続観測は事実上不可能となる。

インフラ点検は社会資本の機能維持に関わる重要行為であるため、人による精密な点検が大前提であるが、社会資本施設の長大さ・巨大さ故に「情報を取捨選択すること」で現実的作業量に落とし込まざるを得ない。そして、ここが、各技術者判断に依存するところであり、土木の経験工学の一端でもあり、技術者の優劣を決める一要素でもある。この結果、維持管理の実運用面で非合理的プロセスが組み込まれることになる。かつ、「情報を取捨選択する」としても人口減少局面では人海戦術に限界がある等から積極的な維持管理プロセスの改善が必要と考えられる。

表-1 護岸の点検結果評価区分の一部<sup>8)</sup>

評価区分	評価内容	変状箇所ごとの評価	
		護岸・被覆工	はらみ出し
a	異常なし	● 変状なし	● 変状なし
b	要監視段階	● 目地の開き、クラック (2mm以上裏込材の粒径以下) ● 段差 (目視で分かる程度) ● 欠損 ● 湧き水	● はらみ出しによる目地の開きやクラック (2mm以上裏込材の粒径以下) ● 段差 (目視で分かる程度)
c	予防保全段階	● 樹木の侵入 ● 目地の開き、クラック (裏込材の粒径以上) ● 段差 (概ね石材・ブロック厚の1/2以上) ● 空洞化 (叩音点検により確認できる状態)	● はらみ出しによる段差 (概ね石材・ブロック厚の1/2以上) ● 目地の開き、クラック (裏込材の粒径以上) ● 土堤側の変状が疑われる場合には、詳細点検を実施し必要な措置を講じる
d	措置段階	● 欠損 (背面上の露出状況) ● 陥没・沈下 (吸出しに起因するもの) ● 樹木の侵入 (護岸に変状が生じた状態)	● はらみ出しによる護岸の破損

注) 上記以外にも基礎部の洗掘、端部の侵食等が変状箇所として挙げられているが、2mm等の定量値が記載されているのは護岸・被覆工とはらみ出しのみである。

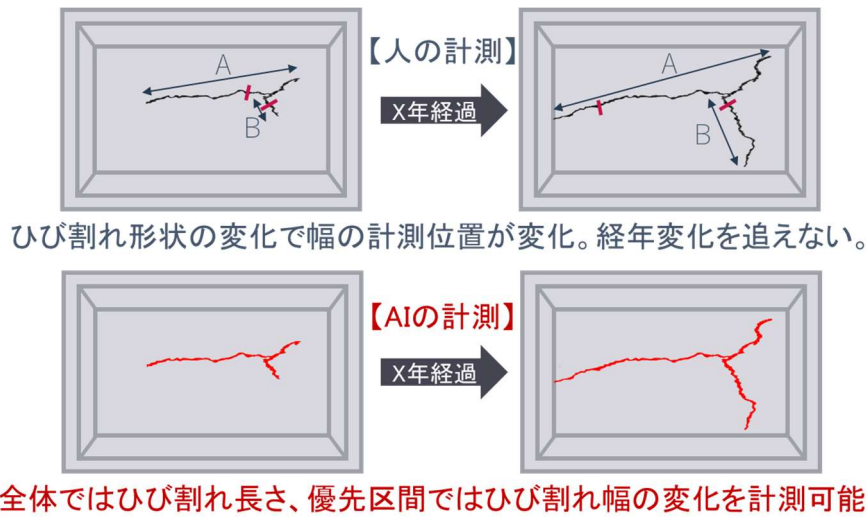


図-4 人の計測とAIの計測の違い

人による従来点検では、ひび割れ情報を、概ねの長さ、最大幅(2mm以上)で記録する。この場合、次点検で人が変わる、ひび割れ形状が変化する等がある場合、前点検情報との連続性を確保出来ない。一方、AIではひび割れ全体の情報(幅、長さ)を保持でき、特に長さ方向の精度は安定性を確保しやすく、前点検情報との連続性を確保できる。  
注)異時点の位置検出精度はドローンの座標管理による撮影で確保することを想定している。

### 3. 人とAI

維持管理プロセスの改善に当たり、AIの正解率も踏まえ、人とAIの協働により維持管理の質を確保しつつ、プロセスの効率化・付加価値向上を目指すべきである。人は、概括的に情報を取得することも詳細に情報を取得することも可能であり、点検精度を任意に調節できるが、膨大な情報量を一度に処理することは難しい。一方、AIの点検精度はモデル構築時に固定され、その後、柔軟に精度を変えられないが、そのモデルで大量情報処理が可能であり、人の作業の数十倍、数百倍の効率化を可能とする。このように、人とは異なるAIの特性もあり、人ありきのプロセスではAI適用が難しい場面が多々ある。しかし、人ありきのプロセスに拘らずAIありきで従来プロセスを変えることで、本来の管理目的を達することができる。同じことはPreferred Networksを率いる西川・岡野原の著書「Learn or Die」<sup>9)</sup>にも記載され、深層学習や強化学習がうまく機能するようにハードウェアを設計することが重要とされている。人が得意な領域とAIが得意な領域は異なるのである。AIを含めた新しい技術は日々進歩しており、これらを積極的に活用するために従来の人由来の作業工程を積極的に見直していくことが、効率化・生産性向上に繋がると思われる。特に、従来の土木技術は、観測値等の情報取得に制約があることが多く、選択的部分情報から技術者判断で成立する技術体系にアイデンティティを有し、大量の全体情報から物事を判断する技術体系とは一線を画す。このため、従来成立していた基準にAIを適用する際には、大きな考え方の違いがあることを念頭に取り組まなければならない。

### 4. 点検ロジックの変更

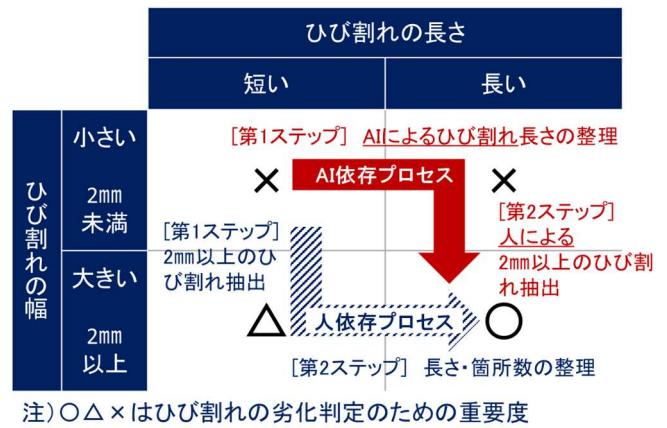


図-5 点検ロジックの違い

河川のコンクリート護岸のひび割れ及び目地の開きに対して2mm幅を目安に優先区間(点検した結果、優先的に何らかの対処が必要である区間を指す)を設定することを想定する。当然、実務では表-1に示される他の劣化も勘案して総合的に優先区間を判断するが、本稿ではひび割れ及び目地の開きという定量的指標が示された項目のみに着目する。図-5は、ひび割れの情報整理に当たり、人依存プロセスとAI依存プロセスを整理したものであり、縦軸がひび割れの幅の大小、横軸がひび割れの長さの大小を区別している。そして、矢印は情報処理の順番を示している。例えば、人依存プロセスでは、まずは、ひび割れの幅の大小(ここではひび割れ幅2mmを境界としている)を判別する、そして次に、2mm以上のひび割れ幅についてその箇所数を集計する、あるいは、簡易的に長さを集計する等の長さ相当の評価をするプロセスを示している。従来手法では、図-5の人依存プロセスのとおり、情報抜粋した2mm幅情報を積み上げ、その情報量の大小で優先区間を設定する。一方、幅の精度を気にしなければ(一般的なデジカメ解像度による現





図-6 区間毎のひび割れ長さ累計による優先度設定

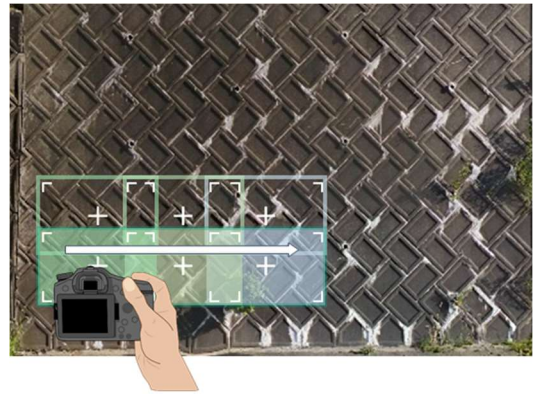


図-7 近接撮影画像のイメージ

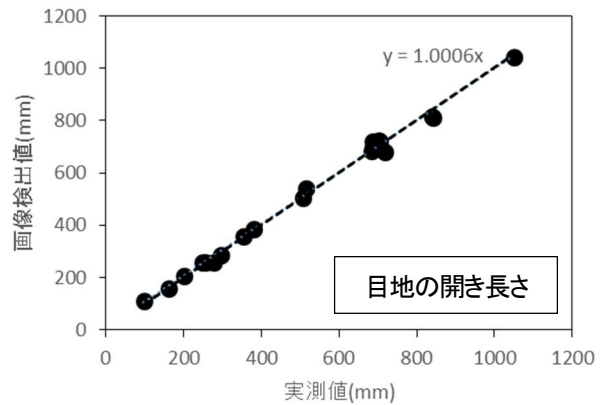
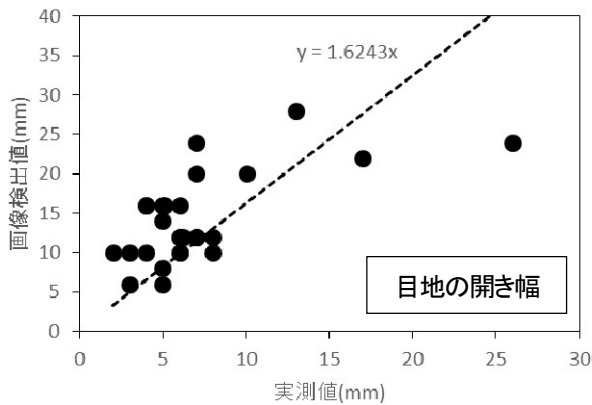


図-8 実測と画像検出（深層学習検出）の精度の違い

実的作業量を想定)、図-5のAI依存プロセスのとおり、AIを用いて大量のひび割れ情報を入手でき、その情報の大小で図-6のとおり優先区間をフィルタリング出来る。図-6は河川のコンクリート護岸を一連で撮影した画像に対して、FusionNet<sup>10</sup>ベースで筆者らが開発した深層学習モデル<sup>7</sup>を適用し、ひび割れと判定した部分について、20m区間毎にひび割れの長さを累計したものである。ここで、幅の精度を気にせずというのは、幅の値を適切に検出できなくてもひび割れの有無は検出でき、この結果、幅ではなく長さの検出であれば、ある程度ロバストにひび割れ情報を検出できるためである。ある河川にてコンクリートのブロック積み護岸の目地の開きを、筆者らが開発したモデルで算定した画像検出値と現場での実測値を比較したものを図-8に示す。飛行座標管理された自立式ドローンにより撮影精度を確保(撮影対象との離隔と角度を一定)し、基準点補正したSfM処理により2mm/pixelの精度を有する画像としている。図-8の左図が目地の開き幅を比較したものであり、右図が目地の開き長さを比較したものである。検出対象としたコンクリートブロック積み護岸の目地境界周辺はブロックの表面起伏が大きく、人の目でも目地の開きと影の判別が難しいため、目地の開き部をマーキングした教師データ精

度は不確定性を有する。この結果、目地の開き幅については、画像検出値と実測値の関係はせいぜい正の相関を確認できる程度である。一方、目地の開き長さについては、画像検出値と実測値が1対1対応していることを確認できる。以上より、深層学習技術により検出されたひび割れや目地の開きの長さ情報は、幅の情報に比較して撮影や教師データの精度を要求されないため、ロバストなフィルタリング機能として十分に活用できると考える。

その後、優先区間については人の目等で2mm幅状況を確認すれば良い。あるいは、優先区間では近接の高解像度画像撮影を実施し(図-7)、幅情報をデジタル情報として記録し、継続的維持管理に資する情報として利用すれば良い。この結果、河川全体のひび割れ長さ、優先区間のひび割れ幅/長さの情報がデジタル化され、人の作業効率化だけでなく継続的維持管理が可能となる。

## 5. 不完全技術の導入

最先端AI技術である深層学習技術の登場により、特定分野のブレイクスルーが進んだ。しかし、ICT領域に含まれるAI領域の占める割合は微々たるもので、AI技術に他ICTも掛け合せて初めてデジタルコンテンツ、デ

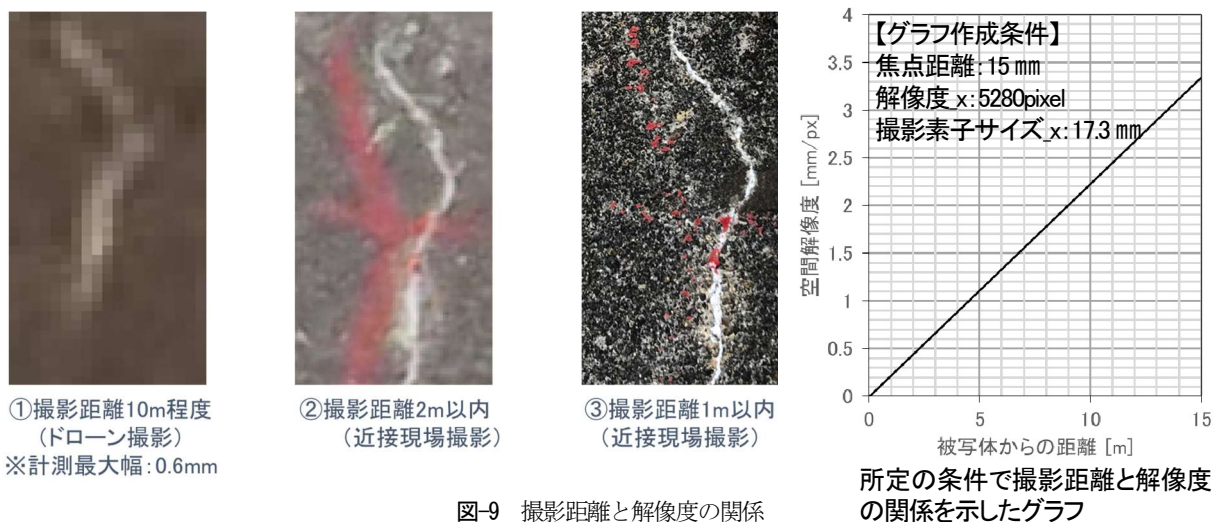


図-9 撮影距離と解像度の関係

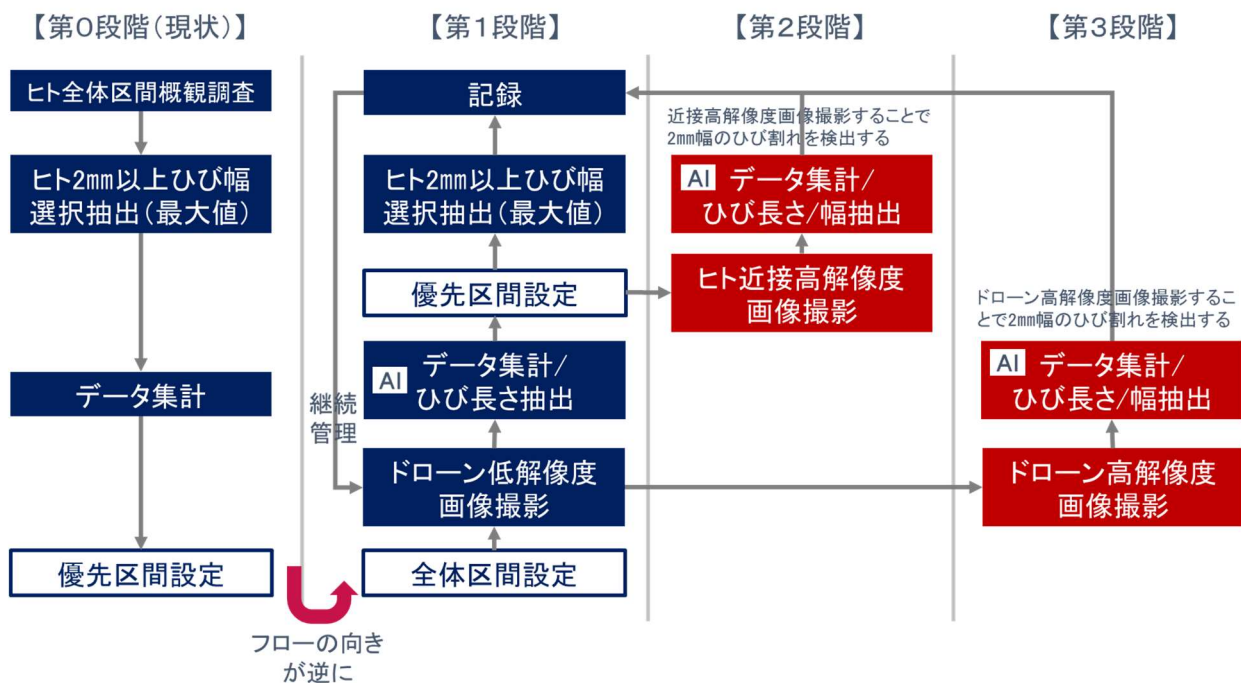


図-10 不完全技術の導入に当たっての工夫

デジタルツールが成立する。例えば、画像処理分野では深層学習技術の登場により人以上の画像認識・分類の正解率を叩き出せるようになってきている。その恩恵を受け、本稿で紹介した河川のコンクリート護岸のひび割れや目地の開きを検出できるようになっている。しかし、従来の人主体の業務フローにこれらの新しい技術をそのまま適用しても上手く当てはまらない。これは、目的達成のために不足する技術があるためである。そこが技術のボトルネックとなり、従来の業務フローを満たせない結果となる。しかし、従来の業務フローを改善することで、新しい技術を活用できる可能性がある。更には、そのフロー改善の結果、更なる新技術を組み込み易くなり、更なる効率化・付加価値向上に繋がるフローとなる可能性が

高まる。

本稿で対象とする河川のコンクリート護岸のひび割れや目地の開きの 2mm 幅を検出できない主な理由はデジタルカメラの解像度に起因する。2mm 幅のひび割れ等を検出するためには、ひび割れの端部境界を捉える必要があり、その端部境界をある程度適切に捉えるために図-9のとおり、1ピクセル当たり 0.1~0.2mmの解像度が必要である。これらの解像度を保持して撮影するためには今のデジタルカメラの上位機種(1辺 5000pixel程度)でも対象物から 1m 以内の離隔を保持して撮影する必要があり、全河川管理区間を網羅して撮影するには作業量が余りにも膨大である。

現実的な作業労力で 2mm 幅のひび割れを検出できな

いからと深層学習技術の適用を諦めてしまうには、図-6のような全体情報量の把握精度は余りにも魅力的すぎる。そこで、図-10に河川のコンクリート護岸の点検フローを例に従来業務フローの改善案を示す。具体的には、選択的情報に立脚していた従来フローをAIを活用した大量情報に立脚したフローに変更したものである。このように、大量のデータを取得することありきでフローを再構築することで、次世代技術を想定した合理的なフローを作成することができる。第0段階は従来フローを示したものであり、2mm幅を目安に選択的に情報を取得し、優先区間を設定する様子を示している。これではここまで論じてきたように継続的維持管理を進めることが難しい。そして、第1段階では、全区間についてはドローン撮影画像を基にひび割れ長さを算定して優先区間を設定し、優先区間については人の手で2mm以上の選択的なひび割れ情報を取得することを示している。この段階では、優先区間レベルで選択的情報を含むため、全区間レベルのみで継続的維持管理を進めることになる。一方、第2段階では、優先区間についても近接で高解像度画像を取得するため、デジタル情報として2mm以上のひび割れ幅を適切に判定し、記録に残すことが可能である。この結果、低解像度及び高解像度の画像を両方活用して継続的維持管理を実現できる。更に、第3段階では、ドローンで高解像度画像を取得できるため、その画像のみで2mm以上のひび割れ幅までも判定し、継続的維持管理を実現することになる。このように、従来の業務フローを根本的に見直すことで、新技術の成長過程で見られる技術の不完全性までを将来フローに取り込むことができ、安心して新技術を導入することが可能となる。

## 6. おわりに

深層学習技術の活用により土木に必要な全体集合情報を画像から入手できるようになり、技術者が情報選択する不確定性を残す部分集合情報からの意思決定プロセスを脱却することが可能となった。部分集合情報からの技

術体系化は実践工学である土木の真骨頂でもあるが、どうしても暗黙知が残ってしまう。より科学的工学への脱皮と共に、形式知に基づくより生産性のある社会資本を提供するため、AI特性に寄せた意思決定プロセスの確立が急務であると考えられる。

## 参考文献

- 1) 雇用政策研究会<付属資料>：雇用政策研究会報告書，2019.
- 2) Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova : BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, arXiv:1810.04805v2, 2019.
- 3) 青島亘佐, 中野聡, 徳永皓平, 中村秀明 : 深層学習による異常検知手法を用いたコンクリート表面の変状検出, 土木学会論文集 A2 (応用力学), Vol. 75(2), pp.I\_559-I\_570, 2019.
- 4) 山根達郎, 全邦釘 : Deep learning による Semantic Segmentation を用いたコンクリート表面ひび割れの検出, 構造工学論文集 A, Vol.65, pp.130-138, 2019.
- 5) Chun, P., Izumi, S., and Yamane, T.: Automatic detection method of cracks from concrete surface imagery using two-step light gradient boosting machine, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, pp.1-12, 2020.
- 6) 重村知輝, 野村泰稔 : 深層学習に基づく物体検出・認識技術を用いた二段階構造表面ひび割れスクリーニング, 材料, Vol.69(3), pp.218-225, 2020.
- 7) 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, 土木学会第73回年次学術講演会, CS10-009, 2018.
- 8) 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・評価要領, p19, 2019.
- 9) 西川徹, 岡野原大輔 : Learn or Die, p199, KADOKAWA, 2020.
- 10) Tran Minh Quan, David G. C. Hildebrand, Won-Ki Jeong : FusionNet: A deep fully residual convolutional neural network for image segmentation in connectomics, arXiv:1612.05360, 2016.

(Received June 30, 2020)

(Accepted July 31, 2020)

## Points to think in applying Deep Learning Technologies to Infrastructure Maintenances

Masazumi AMAKATA, Junichiro FUJII and Ryuto YOSHIDA

The true value of civil engineering is building technical systems from limited information subsets and offering enough efficient facilities for societies. But their selective information is easy to reach tacit knowledge and is large burdens for information share. On the other hand, we think that Deep Learning technologies can extract much practical information which we haven't assumed and realize work efficiency and productivity improvement by formal knowledge. But when their technologies are directly applied to human oriented original flows, they do not often reach human levels. In this article, we describe essences that we apply Deep Learning technologies to infrastructure maintenances.