

## 令和2年度 研究成果の概要(1/2)

<p><b>研究テーマ:</b> 「導水路トンネル維持管理のための AI を活用したデータ連携・結合手法についての技術研究開発」</p>
<p><b>研究代表者</b> ・氏名(ふりがな): 全 邦釘(ちよん ぱんじょ) ・所属、役職: 東京大学大学院工学系研究科 特任准教授</p>
<p><b>研究期間:</b> 令和 2年 11月～令和 4年 3月</p>
<p><b>研究参加メンバー(所属団体名のみ)</b> ・東京大学大学院</p>
<p><b>研究の背景・目的</b> 農業・工業用水や都市用水の供給、洪水時の内水排除といった重要な役割を担っている導水路トンネルの損傷や劣化が近年顕在化している。そこで、導水路トンネル維持管理の効率化のため、以下の3点の ICT/AI 技術に関する研究開発を、令和3年度末までに行うことを目標とする(研究期間は2年)。[1]データの適切な連携・結合手法の提案, [2]Deep learning による損傷自動検出など ETL 処理手法の確率, [3]データ可視化手法の提案。</p>
<p><b>研究内容(研究の方法・項目等)</b> 本研究では、導水路トンネル維持管理の効率化のための ICT・AI 技術導入について、関東地方整備局利根川下流河川事務所の管理施設である北千葉導水路をフィールドとして、研究を進めている。インフラ分野の DX を推進するためには、AI を含むデータドリブンアプローチの採用は今後必須となる。しかしそのためには、どのようにデータを構造化し、連携・結合させるかというデータ管理の根本設計が最重要である。 現状では、点検・診断時のデータは、変状の有無および人の見やすさが優先されていて、AI 技術導入には向いていない形になっている。具体的には、以下のような課題が挙げられる。  <ul style="list-style-type: none"> <li>➤ 変状位置などの変状リストは区間ごとにあるので、構造物の変状の有無およびその定性的な性質は把握できるが、変状単位で見ているわけではないので、変状が進行している、措置して無くなっているなどが必ずしも追跡できない。</li> <li>➤ 補修と変状が大まかな位置でしか関連づけられていない。</li> <li>➤ 写真と変状内容をリンクさせるなどはエクセルの目視でしかできない。</li> </ul>                 これらの課題は、人間が判定するというのであれば、経験知や専門知の活用で補えるケースも多い。しかし、特に変状単位で追いかけていないため、記録漏れ、措置漏れ、腐食レベルの判定漏れが生じ得る。また、AI などに活用するためには、形式知としてデータを管理できるように、適切な連携を行う必要がある。そこで、特に変状ごとに ID を定め、またそれに対する工事や診断にも ID を定め、連携させる以下のような構造を考案した。</p> <div style="text-align: center; margin-top: 10px;"> <p style="font-size: small; color: red; text-align: center;">※縦断方向10cm単位、横断方向周を8分割(概略位置)が分けられるように</p> </div>
<p><b>図 1 変状, 診断, 措置を連携させるための構造の提案図</b></p>

## 令和2年度 研究成果の概要(2/2)

## 研究成果の概要

図1のようにデータの連携体制を整えることができれば、AI活用への道が拓ける。ここでは特に、Deep learningの一手法であるYOLOv5(You only look once version 5)を用いて、損傷位置を自動で検出するシステムを構築する。この学習のためには前ページで示したシステムが必要であるが、逆に学習ができれば、今後はこのYOLOv5を用いてシステムに自動で反映させていくことができる。

YOLOv5は写真内から、検出したい対象を自動で検出する手法である。以下に、結果のイメージ図を示す。このように、損傷種類ごとに区別して検出でき、またその位置もわかれば、自動で図1のようなシステムにデータを反映させていくことができる。また、この結果は可視化や腐食レベル判定にも繋がるものである。

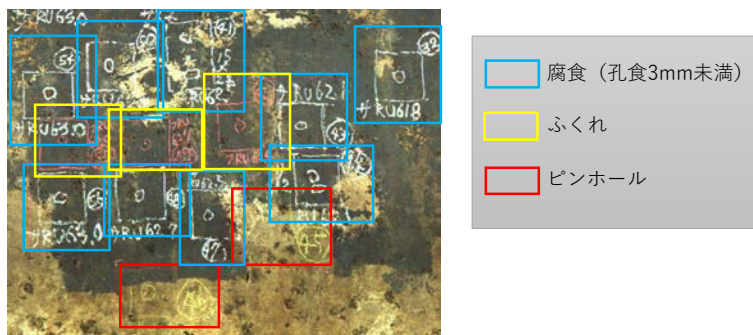


図2 YOLOv5により可能となると考えられる解析イメージ図

上記のような解析の実現のために、現在は学習データの構築を進めている。構築の様子を以下の図3に示す。ここまで、4年分、合計5325枚の画像の学習データ作成を地道に行っている。この学習データの蓄積結果は来年度のAI構築に全面的に活用することができる。また、研究の方向性が妥当かどうかを確認するための予備解析も既に行っており、その結果を図4に示す。まだ改善の余地は大きいものの、一定の成果が得られており、ここから手法のブラッシュアップ、学習データの増強により精度が高まると期待できる結果が得られている。

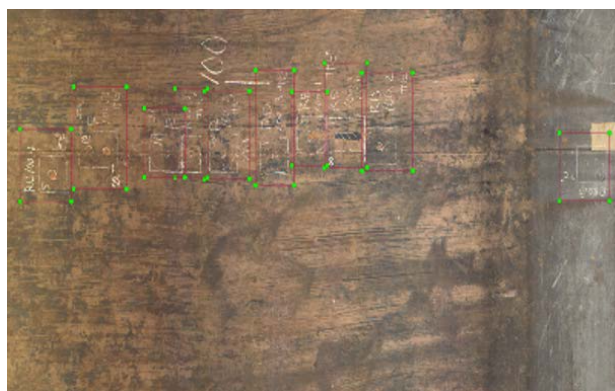


図3 YOLOv5の学習のための学習データ構築の様子  
(赤線と緑点で囲まれた領域が損傷と指定した場所)

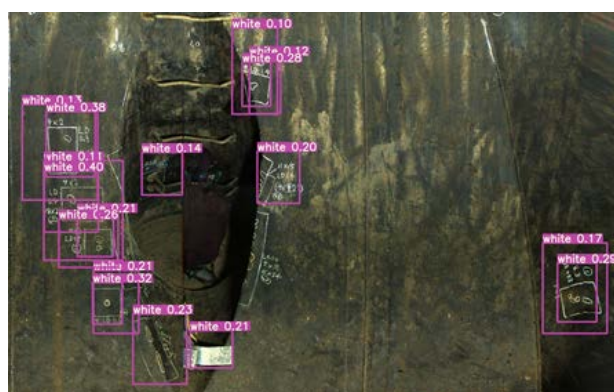


図4 予備解析結果

ここまで述べたように、来年度は、今年度の結果をうけた着実な研究進捗により、損傷位置の自動検出・可視化が実現する見通しである。また、当初提案には記載していなかったが、さらに難易度の高い発展的な研究として、腐食レベルの判定についても試みる。加えて、国土交通データプラットフォームへのデータ提供や、逆に国土交通データプラットフォームの情報を利用することによる維持管理のさらなる高度化なども、今後の発展性として強く見込まれる研究成果が、本研究により得ることができた。