

3-2-5 AI を活用した管渠劣化状況自動判定システムと 適用拡大に向けた実証実験

東京都下水道サービス（株） 技術部 技術開発課 中川 秀治
林 悦朗
日本工営（株） 小林 弘明

1. はじめに

下水道事業は、昨今の人材不足や働き方改革などにより社会情勢が変化する中においても、確実に維持管理を継続する社会的責務を負っている。特に、管渠の老朽化に起因した道路陥没は人命にかかわる大きな被害に繋がる可能性があるため、限られた資源で管渠内調査を確実に実施するための効率化が必要である。

令和 2 年度の B-DASH プロジェクトでは、ミラー方式テレビカメラの撮影データを対象に AI の導入可能性を検証した。この技術をより多くの下水道事業者が活用するためには、「魚眼レンズカメラ」や「広角展開カメラ」といった他の展開図化対応テレビカメラを対象に、AI による自動判定の適用可能性についても検証する必要がある。そのため、損傷等を模した模擬管渠を製作し、魚眼レンズカメラと広角展開カメラを試走させることで、この 2 種のカメラについても展開図化および AI による自動判定の実証実験を行った。その結果、いずれのテレビカメラにおいても、AI による自動判定が可能と確認できたので、令和 2 年度の B-DASH プロジェクトによる検証内容と併せて報告する。

2. AI を活用した管渠劣化状況自動判定システム

2.1 令和 2 年度の B-DASH プロジェクト

「ミラー方式テレビカメラ」「管渠内面展開図化システム」「管渠検査診断支援システム」の 3 技術を使用して管渠内調査を実施する場合、技術者は、管渠検査診断支援システムにより損傷と考えられる箇所が着色表示された展開図を基に、劣化状況を最終判定している。しかし、損傷候補箇所の自動検出を行う管渠検査診断支援システムは、管渠内に付着したゴミや汚れ等も損傷と誤認識することがあることから、技術者の最終判定作業を必要とし完全な自動化には至っていない（図-1）。

そこで、玉野総合コンサルタント（株）・東京都下水道サービス（株）・東京都共同研究体は、令和 2 年度の B-DASH プロジェクト（FS 調査）において、「AI および展開図化システムを活用した管渠劣化状況の自動判定システムに関する調査事業」を実施し、技術者が実施していた最終判定作業を AI で代替可能か検証した（パターン 1）。また、比較のため、管渠検査診断支援システムを経ずに、着色表示されていない展開図から直接、AI に判定させる検証（パターン 2）も行った（図-2）。

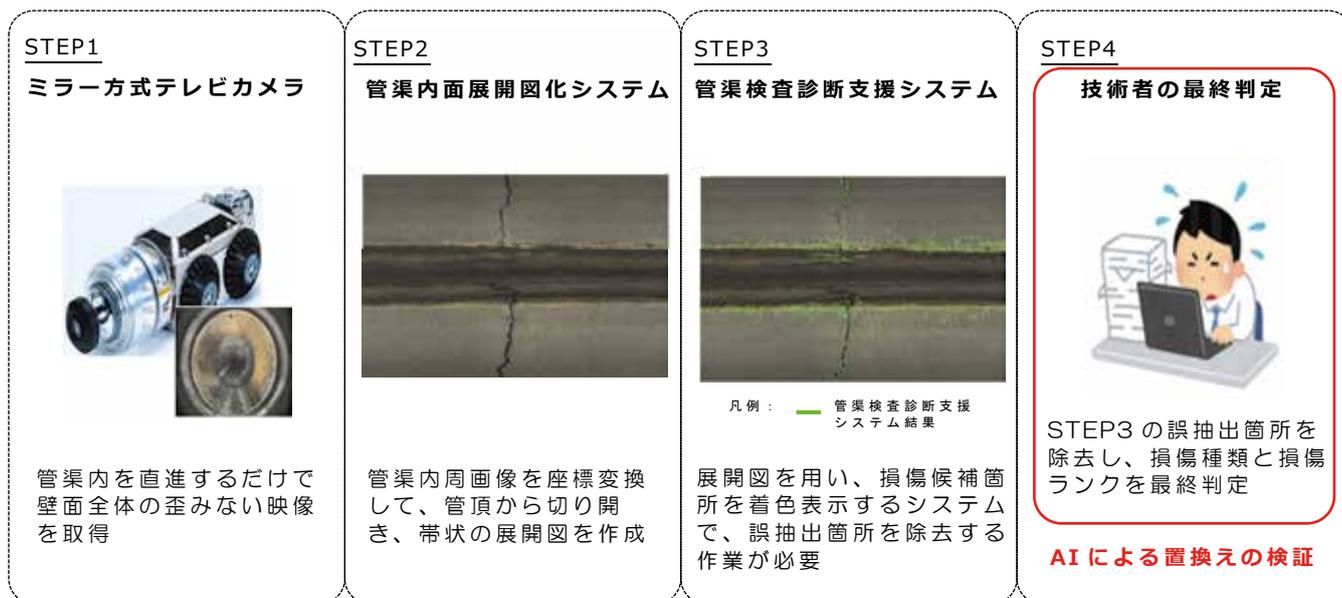


図-1 3技術を使用した作業の流れとAIの導入可能性

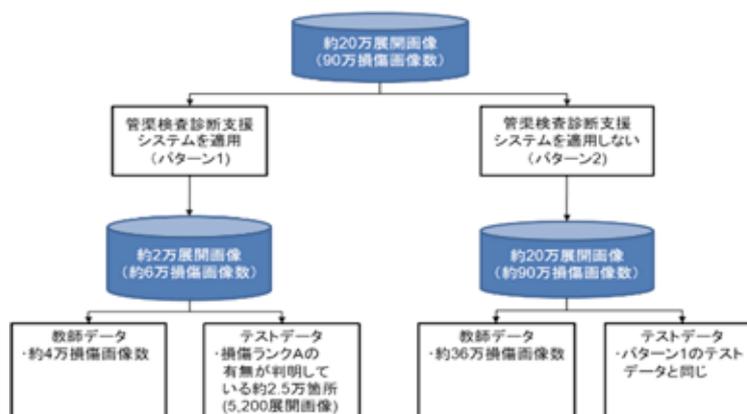


図-2 検証を行った2つのパターン

2.2 教師データ

AIが劣化状況を判定するためには、「教師データ」による損傷画像パターンの学習が必要である。そのため、東京都下水道局が所有する約20万スパン（管路延長約12,000km）の展開図から教師データとする損傷画像を抽出した。

今回は、下水道管路に起因する道路陥没を未然に防ぐことを目的とし、重要な損傷項目である破損、クラック、腐食、継目ずれ、浸入水の5項目に絞って教師データを作成した。この教師データは全てミラー方式テレビカメラの撮影データから作成した展開図であり、テストデータも同様に展開図を使用した。

2.3 評価手法

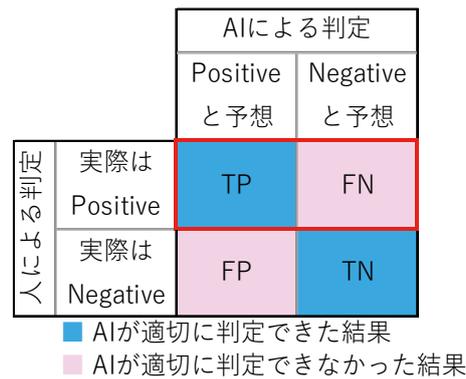
道路陥没に繋がる重大な損傷を見逃さないという観点から、教師データを基にディープラーニングを行ったAIを「再現率」で評価した。この再現率とは、Positiveと予測したもののうち実際にPositiveだった割合を示す指標で、「取りこぼしの少なさ」を評価する手法である（図-3）。

2.4 評価結果

過去に技術者が診断した結果、損傷ランク A が 5,963 箇所存在するとされた管渠データを、管渠検査診断支援システムを経たパターン 1 において AI が損傷と判定したのは 5,702 箇所であり、再現率は 95.6% であった（表-1）。

一方、管渠検査診断支援システムを経ないパターン 2 の再現率は 92.9% とパターン 1 よりも若干低い数値となった（表-2）。

2つのパターンの比較により、管渠検査診断支援システムを経たパターン 1 は予め損傷箇所を明示しているため、パターン 2 に比べ、損傷の取りこぼしがより少ない判定が可能であるといえる。



$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{特異度} = \frac{TN}{FP+TN}$$

図-3 再現率の定義

表-1 パターン 1 の再現率

		AIによる判定結果			再現率/ 特異度
		損傷あり	損傷なし	合計	
実際の Aランク 損傷	損傷あり	5,702	261	5,963	95.6%
	損傷なし	351	18,304	18,655	98.1%
	合計	6,053	18,565	24,618	

表-2 パターン 2 の再現率

		AIによる判定結果			再現率/ 特異度
		損傷あり	損傷なし	合計	
実際の Aランク 損傷	損傷あり	5,435	417	5,852	92.9%
	損傷なし	370	18,285	18,655	98.0%
	合計	5,805	18,702	24,507	

3. 適用拡大に向けた実証実験

3.1 実証実験の目的

令和 2 年度の B-DASH プロジェクトでは、ミラー方式テレビカメラの撮影データから作成した展開図を用い AI の導入可能性を検証したが、汎用性を高めるためには他の展開図化対応テレビカメラについて検証する必要がある。

そこで、展開図化対応テレビカメラのうち「魚眼レンズカメラ」と「広角展開カメラ」について、損傷等を模した模擬管渠を試走させ、「管渠内面展開図化システム」による展開図化、及び令和 2 年度の B-DASH プロジェクトで構築した AI による自動判定が可能か実証実験を行った。

模擬管渠は口径 250mm の塩化ビニル管を使用し、管渠内側に異なる格子模様を印刷したマイラー紙を 2 種類、管渠内損傷の実画像を印刷した普通紙を 1 種類接着した。格子模様は展開図化した時にどの程度歪みが出るか確認するためであり、管渠内損傷の実画像は AI

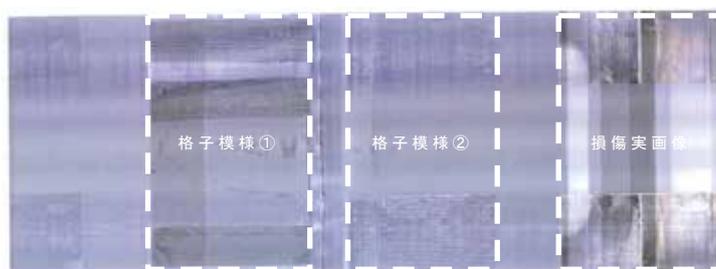


図-4 魚眼レンズカメラの展開図



図-5 広角展開カメラの展開図

による自動判定が可能か確認するために使用する。なお、テレビカメラが走る管底部には上記印刷紙は接着していない。

3.2 展開図化の可否

魚眼レンズカメラと広角展開カメラを「管渠内面展開図化システム」にて展開図化した結果を図-4、図-5に示す。格子模様の部分においては、2つのカメラとも僅かに歪みの発生が確認された。歪みにより罫線の太さを定量的に読み取ることには懸念が残るものの、十分に劣化状況を判定する根拠となり得ることから、本システムを適用可能であると判断した。

3.3 AIによる自動判定の可否

管渠内に接着した管渠内損傷の実画像には、クラックと破損の2種類の損傷画像が表示されており、魚眼レンズカメラと広角展開カメラの撮影データから作成した展開図に対し、AIによる自動判定が可能か検証を行った。AIは令和2年度のB-DASHプロジェクトで構築したもので、管渠検査診断支援システムを経たパターン1と同システムを経ないパターン2で検証した。

結果、2つのカメラともに損傷の項目までは正確ではないものの、損傷の有無については2パターンで正しく判定できた(表-3)。これにより、魚眼レンズカメラと広角展開カメラでも、AIによる自動判定が有効であると確認できた。

表-3 各カメラで撮影した展開図のAI判定結果

		魚眼レンズカメラ	広角展開カメラ
実際にはクラック	パターン1	破損と判定	破損と判定
	パターン2	破損と判定	破損と判定
実際には破損	パターン1	クラックと判定	クラックと判定
	パターン2	クラックと判定	破損と判定

4. おわりに

令和2年度に実施したB-DASHプロジェクトでは、ミラーカメラ方式テレビカメラの撮影データから作成した展開図を基にAIモデルを作成し、95%を超える再現率を達成した。今回、このAIモデルを魚眼レンズカメラと広角展開カメラの撮影データから作成した展開図に適用したところ、クラックと破損の違いを判別することはできなかったが、損傷の有無までは判別できることを確認した。以上のことから、B-DASHで作成したAIモデルは、損傷の有無についてまでは管渠内調査に幅広く活用可能であるとの結論を得た。

AIモデルの活用は業務の効率化だけではなく、安定した調査品質を確保することが可能な技術である。今後もAIモデルの活用について検証を進め、管路維持管理の効率化に寄与していきたい。