

AI を活用した下水道管渠の異常判定

株式会社日水コン 下水道事業部 ○石井 敦
 浦部 幹夫
 山本 整

高度成長期に集中的に整備が進められた日本の下水道ストックは、今後急速に老朽化することが見込まれている。その一方で、人口減少による使用料収入の減少等により、地方自治体の財政状況は逼迫し、投資余力は低下傾向にある。良質な下水道サービスを持続的に提供するためには、施設状況を計画的かつ効率的に管理することが重要であり、その支援ツールとして ICT を活用することが注目されている。本稿では、横浜市で清掃作業にあわせて実施している小口径管渠のスクリーニング調査（ノズルカメラ）データをもとに検討中の、更なる作業の効率化を図る「AI を活用した異常判定支援アプリ」について、取り組み状況と今後の展開を報告する。

Key Words : AI、画像判定、下水道管路施設スクリーニング調査、ストマネ

1. はじめに

日本の下水道管路総延長は、令和元年度末において約 48 万 km に達しており、管理するストックが膨大なことに加え、施設の老朽化が進行している（図 1 参照）。下水道に起因する道路陥没事故は年間約 3,000 件と多発し、社会問題となっている。さらに、人口減少に伴い使用料収入や職員数が減少しているため、効率的・効果的な施設の維持管理を行っていくことが喫緊の課題となっている。

このような状況をふまえ、国土交通省は平成 26 年 3 月、「持続的かつ質の高い下水道事業の展開に向けた ICT 活用ビジョン」を公表し、ICT の多様な活用により、効率的で効果的、かつ安全な下水道事業の将来像や具体的なアクションを示し、その取り組みは益々加速している。

本稿では、約 1 万 2,000km の膨大な下水道管渠ストックを有する横浜市において、清掃作業に合わせて調査を行うため導入されているノズルカメラ（スクリーニング調査技術）の更なる効率化を図る「AI を活用した異常判定支援アプリ」について、これまでの取り組みと今後の展開を報告する。

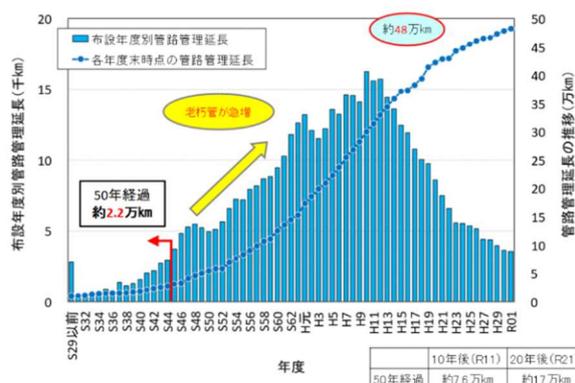


図 1 管路施設の年度別延長 (R 元末現在)

出典：国土交通省 HP (下水道の維持管理)

2. 横浜市におけるスクリーニング調査

(1) 調査方法

横浜市では、TV カメラ車による詳細調査の前段階として、管渠の清掃を行う際に発生させる高圧ジェット噴流を利用し、ヘッドに車輪付きのカメラを搭載することで管渠の洗浄と調査を同時に実施可能な「ノズルカメラ」を導入し、スクリーニング調査を実施している（図 2 参照）。



図 2 ノズルカメラ

本技術の導入により、効果的に管渠内の状態を把握することが可能となり、破損等の異常や緊急修繕・清掃が必要な箇所を早期発見や、詳細調査が必要となる箇所の絞り込みが進んでいる。また、スクリーニング調査で得られた結果は、横浜市のストックマネジメント計画、並びに計画的かつ効率的な維持管理マネジメントサイクルの起点となっている（図 3 参照）。

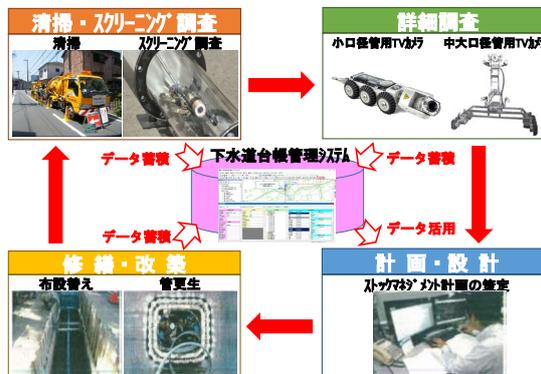


図 3 横浜市における維持管理マネジメントサイクル

出典：横浜市 HP（下水道管路施設の維持管理状況）

なお、スクリーニング調査は平成 30 年度から開始され、これまでの 3 年間に約 3,600km の調査が完了しているが、全市域の調査を行うためには、今後さらに調査効率を高めていく必要がある。

(2) 判定基準

スクリーニング調査における異常項目とランクは横浜市が定めた詳細調査の基準がベースとなっており（表 1 参照）、この基準を基に、調査を実施した業者がランク A 及び B の異常に対して判定を行い、①緊急工事、②緊急清掃、③要詳細調査、④状態監視保全継続の 4 項目に分類して市に報告する体制となっている。このため、スクリーニング調査においては、ランク A 及び B の異常を的確に判定する必要がある。

表 1 スクリーニング調査の異常項目（一部）とランク

No	異常項目	A	B	C
1	管の破損及び軸方向クラック	欠損又は軸方向のクラック(5mm 以上)又は 穴状の破損で鉄筋露出	一部欠け落ち又は軸方向のクラック(2mm 以上 5mm 未満)	小さな欠け 又は軸方向のクラック(2mm 未満)
2	管の円周方向クラック	円周方向(リング状)のクラック(5mm 以上で 2/3 以上)	円周方向(リング状)のクラック(2mm 以上 5mm 未満で 2/3 以上)	円周方向(リング状)のクラック(2mm 未満)
3	ジョイント不良	脱却(管径 1/2 以上)	一部脱却(受口の 1/2 以上)	ジョイント不良
4	蛇行	流下不良(管径 1/2 以上)	管径の 1/4 以上 1/2 未満	管径の 1/4 未満
5	たるみ/逆勾配	たるみ・流下不良	管径の 1/4 以上 1/2 未満	管径の 1/4 未満
6	横断管あり	すべて A ランク		
7	取付管突出	管径 1/2 以上	管径 1/10 以上 1/2 未満	管径の 1/10 未満
8	侵入物有り	汚物以外により閉塞	障害物と他のものが絡み合っている	単体として障害物になる
9	腐食/洗掘	鉄筋露出	骨材が露出している	AB ランク以外の腐食が認められる
10	浸入水	噴出又は浸入断面より広がっている	流れている	にじんでいる

出典：横浜市下水道管路施設管理指針-2019 年版-

(3) スクリーニング調査における現状の課題

スクリーニング調査結果の異常判定作業は、現場作業の効率化を図るため、詳細調査とは異なり、調査現場にて得られた動画データは USB メモリ等のメディアに保存し、事務所に持ち帰って行っている。事務所では内業技師が撮影された動画を再生し、異常と思われる箇所にて一時停止やキャプチャ、再生を繰り返すため、数時間の作業時間を要している。また、内業技師の経験の違いによって異常判定にバラツキが生じる可能性があることが課題となっている。

3. AI による異常判定

(1) ニューラルネットワークモデルと教師データ

AI 異常判定支援アプリでは畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network：CNN）と呼ばれる、画像を数値配列化し、特徴検出を行うモデルの適用を検討している。

CNN モデルを作成するにあたり、横浜市より提供されたノズルカメラ動画及び異常箇所撮影画像を教師データとした。また、異常の有無を判定させるためにノズルカメラ動画よりキャプチャした正常箇所画像を混在させている。なお、データを学習用と検証用に分類し、過学習とならないよう交差検証を行っている。

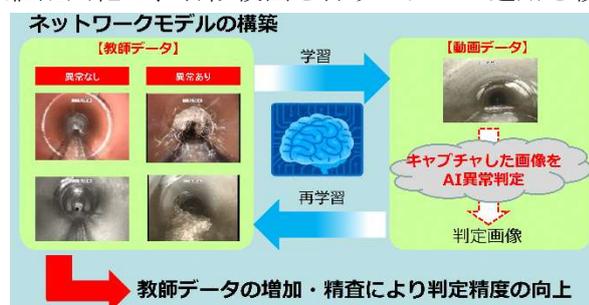


図 4 ネットワークモデルの構築方法

(2) 評価方法

評価は平成 25 年度の B-DASH にて採用されている検出率という指標を用いる。式は以下に示す通りであり、異常箇所に対するアプリの検出能力が評価される。

なお、検出率は再現率と同様の能力評価である。

$$\text{検出率 (再現率) (\%)} = \frac{\text{アプリによる異常検出数 (誤検出を除く)}}{\text{従来技術による異常箇所検出数}}$$

(3) 期待される効果

AI による異常判定により、一時停止やキャプチャ、再生を繰り返すことなく、実際の動画再生時間よりも短い時間で判定結果を出力することができるため、調査実施業者の作業時間の短縮を図ることが可能である。作業時間の短縮により労務コストの削減や、内業時間が削減された分を外業の調査時間に充てることで日進量が増加し、調査効率の向上が期待される。また、内業技師の経験の違いや業者間における技量（異常判定レベル）の差が解消されることで、異常判定のレベルが統一化され、マネジメントサイクルの効率化がより一層図られるものと想定される。

4. 異常判定支援アプリにおける教師データの作成方法と判定結果

(1) 教師データのセッティング

AI の異常判定結果は教師データに大きく左右される。教師データのセッティングを以下に示す。

・画像の前処理

ノズルカメラの動画は NTSC (National Television System Committee : アナログ画像) であり、奇数列、偶数列によって、時間のずれが生じた粗い画像となっている。そのため、画像にデジタル処理を加えて補完を行った (図 5 参照)。また、画像を上下左右反転させることで教師データを増加させる Data Augmentation (データ拡張) も活用した。

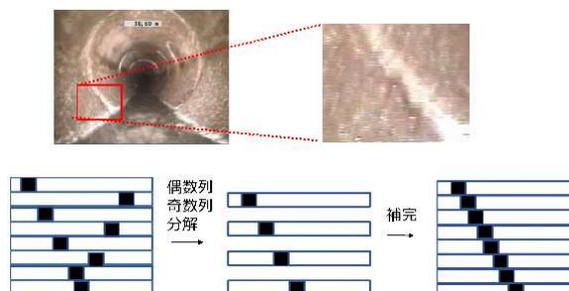


図 5 NTSC (アナログ画像) の補完

出典：アキュイティ株式会社資料

・管種による分類

下水道管は管種ごとに異常の傾向が異なるため、陶管、コンクリート管、塩ビ管ごとに CNN モデルを作成する。まずは、スクリーニング調査を早期に行っていた陶管から CNN モデルの作成に着手している。

・異常の分類

初期の CNN モデルとして各異常項目を normal、crack、other の 3 種類に大分類した (表 2 参照)。現在は陶管のランク A の異常のみを教師データとした CNN モデルとなっている。将来的には教師データを増やし、異常項目の判定ができる CNN モデルの作成を目指す。

・教師データの枚数

一般的に画像判定の精度向上には、教師データの枚数を増やす (1,000 枚程度) こと、各判定項目の枚数をそろえることが重要とされている。現在、陶管の CNN モデルは normal、crack、other の画像データがそれぞれ約 800~900 枚揃った状態である (表 2 参照)。なお、教師データには 2018 年~2020 年上期の調査結果を使用している。

表 2 教師データ内訳 (陶管 CNN モデル)

異常項目	ネットワークモデル上の異常分類方法	枚数
異常なし	normal	901
管の破損及び軸方向クラック 管の円周方向クラック	crack	834
ジョイント不良	other	790
蛇行		
侵入物あり		
浸入水		
モルタル/生コン		
木の根		
堆積物		
変形		
遊離石灰		
パッキングズレ		

※初期モデルのため教師データはランク A の異常のみ

※教師データの少ない異常項目は含めていない

(2) 判定結果

検出率（再現率）による判定結果は表 3 に示す通りとなった。閾値は最も検出率が高い結果となった 0.8 に設定し、比較的に確度（信頼度）の高い状態で異常判定を行える状態となっている。結果としてはランク A の異常の見落としではなく、検出率は 90% の結果を得られている。動画②、③では破損 B の見落としがあったが、教師データにランク B 及び C の異常が存在せず、ランク A の異常のみで CNN モデルを作成していることが原因と考えられる。また、動画①、⑤、⑥、⑦では継手をクラックとして認識するという誤判定がみられた。

表 3 判定結果

判定結果								
	動画①	動画②	動画③	動画④	動画⑤	動画⑥	動画⑦	計
延長	15.6m	15m	24.7m	15.2m	26.5m	27.2m	14.9m	
閾値	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	
主な異常	クラックA	破損A、B	破損B, 取付管B	クラック・破損A	クラックA	侵入物A	木の根A,B	
判定結果	検出数	1	1	2	1	8	1	4
	異常箇所数	1	2	3	1	8	1	4
	検出率 (再現率)	100%	50%	67%	100%	100%	100%	100%
【判定の傾向】	・検出率100% ・継手をクラックと誤判定?	・破損Bを1箇所見落とし ・正常箇所をotherと誤判定	・破損Bを1箇所見落とし	・検出率100%	・検出率100% ・継手をクラックと誤判定?	・検出率100% ・継手をクラックと誤判定?	・検出率100% ・継手をクラックと誤判定?	

5. 今後の展開

・判定精度の向上

現在、検出率（再現率）は 100% 近い値となっており、課題となっているスクリーニング調査における異常箇所の見落としはほとんどない結果を得られている。再現率と精度はトレードオフの関係であり、目的に応じて指標を決めることになる。しかしながら、継手をクラックと誤判定することが多く、精度はあまり良くないため、今後も横浜市の協力を得ながら、年間約 1,000km の調査結果を教師データに追加し、異常判定精度の向上を図る。



図 6 正常箇所の水跡や汚れ

また、図 6 に示すように、異常はないが、水跡や汚れがある箇所に対しても誤判定しないよう教師データのセッティングを検証していく。

・コンクリート管と塩ビ管のニューラルネットワークモデル

本研究ではスクリーニング調査を早期に行っていた陶管に対して CNN モデル作成したが、今後調査量が増えていくコンクリート管と塩ビ管に対してもモデル作成を行って

いく予定である。

コンクリート管は、陶管と異なり腐食が課題であるが、特に鉄筋の露出や骨材露出の判別が難しいことが想定される。また、腐食による異常箇所が少なく教師データ数が少ないため、Data Augmentation による教師データ数の増加が必要である。

塩ビ管は経過年数が比較的短いうえ、異常箇所も少ない傾向にあり、教師データが少ない状況である。画像の前処理によってたわみを再現する Data Augmentation による教師データ数の増加が必要である。

・異常判定支援アプリ (UI) の運用と拡張

調査実施業者に異常判定支援アプリ (UI) を試用してもらい、使いやすい UI を目指してブラッシュアップを図る予定である。また、現場作業で得られた動画データを保存媒体もしくはインターネットを介して読み込ませ、翌日には異常判定結果が得られるような運用を想定している。今後、管種を自動判定して管種別 CNN モデルを自動選択するシステムを構築する。また、構築予定のシステムでは異常箇所の位置 (延長) を CSV にて出力できるように調整をする。

6. まとめ

本稿では、横浜市のスクリーニング調査の異常判定作業において開発中の AI を用いた異常判定支援アプリの状況を報告した。現在、陶管の CNN モデルではランク A の異常の見落としではなく、検出率は 90% となっている。今後も横浜市の協力を得ながら、年間約 1,000km の調査結果を教師データとして順次追加し、更なる判定精度の向上と、他管種の CNN モデル作成にも取り組み、現場レベル並びに横浜市の維持管理マネジメントサイクルにおける有効性を検証していきたい。

〈参考文献〉

- 1) 下水道事業のストックマネジメント実施に関するガイドライン / 平成 27 年 11 月 / 国交省
- 2) 維持管理情報等を起点としたマネジメントサイクル確立に向けたガイドライン (管路施設編) -2020 年版- / 令和 2 年 3 月 / 国交省
- 3) 下水道管路管理マニュアル-2019- / 令和元年 10 月 / 公益社団法人日本下水道管路管理業協会
- 4) 横浜市下水道管路施設管理指針-2019 年版- / 平成 31 年 3 月 / 横浜市環境創造局