

水道管路の漏水判定：AI モデルとベテラン調査員によるテスト結果の比較

東京都立大学大学院 正会員 ○荒井 康裕, 伊藤 開登,

Muhammad Anshari CARONGE, 國實 誉治, フェロー 小泉 明

1. 研究の背景と目的

多くの水道インフラは老朽化している。管路は地中に埋設されているため、漏水の発見は難しい。従前の漏水検知は、訓練を重ねた調査員の「聴覚」に基づく手法が採用されている。一方、水道管路の維持管理に関する生産性の向上を図るため、近年では IoT や AI を援用した新しい技術の開発が展開している。これまでに筆者らは、音響データを画像（リカレンスプロット。以下、RP）に変換し、ディープラーニングの一種である畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network。以下、CNN）を活用した漏水検知モデルを提案している^{1), 2)}。そこで本稿では、構築した AI モデルの汎化性能（漏水有無が未知なデータの判別能力）を評価することに加え、ベテラン調査員による判定テストも別途実施し、両者のパフォーマンスの違いを明らかにする実験を試みた。

2. 音響データの概要

実フィールドの漏水音と暗騒音（漏水音以外の雑音）をセンサにて各 1 分間取得した。漏水音は漏水修理の作業前に、暗騒音は修理の完了後にそれぞれ取得した。以降では、非金属管路の硬質ポリ塩化ビニル管（VP）を対象に、10 地点で観測した音響データを基に実施した実験結果を述べる。実際には 5 箇所が発生した漏水に対して、センサを設置可能なバルブ等の 2 地点（A センサ・B センサ）で集音したため、地点番号 1~5、両センサのペアを組み合わせると {1-A・1-B}, ..., {5-A・5-B} のように表記する。

3. AI モデルの構築と汎化性能の評価結果

既往研究²⁾の成果に基づき、学習処理に用いる地点数が増加したとき、判別精度が向上することが期待されることから、本研究では学習データに 9 地点のデータを用いて RP-CNN モデルを構築し、残りの 1 地点を未学習データとして判定処理を行う枠組みを採用した。VP の観測データに関する結果を図-1 に示す（Recall は漏水ありを判定できた割合：再現率。Specificity は漏水なしを判定できた割合：特異度）。80%以上の良好な精度（Balanced-Accuracy：BA）を獲得したのは、VP では 5 件であった。

良好な精度が得られなかったケースに着目すると、① Recall は低いが Specificity は高いケース、② Recall は高いが Specificity は低いケース、③ Recall および Specificity ともに低いケースの 3 つに分けられる。

まず、① Recall は低いが Specificity は高いケースでは、2-B、3-A および 4-B が該当し、RP-CNN モデルが漏水音を暗騒音（漏水なし）と判定する不良に相当する。特に、VP の 4-B では Recall は 0%であり、漏水音の判定が極めて困難であったことが示唆される。精度の向上には、漏水音と暗騒音の差異を明確化することで、漏水音の判定精度向上を図ることが重要と考えられる。

次に、② Recall は高いが Specificity は低いケースでは、1-A が該当し、RP-CNN モデルが暗騒音を漏水音（漏水あり）と判定したミスが考えられる。暗騒音のデータ内部に漏水音に近い特徴が含まれていることで、漏水音と誤答したと推測できる。漏水音のデータでは漏水音の特徴を際立たせ、暗騒音のデータでは漏水音に近しく誤答しやすい情報を除去するなどの対策が重要である。

③ Recall および Specificity ともに低いケースでは、5-A が該当し、どちらも 8 割に達しておらず、BA も 10 地点の中で最小値となった。漏水音と暗騒音の差異の明確化や、暗騒音のデータから漏水音に誤答しやすい情報の除去等の視点から、精度向上を図ることが重要である。

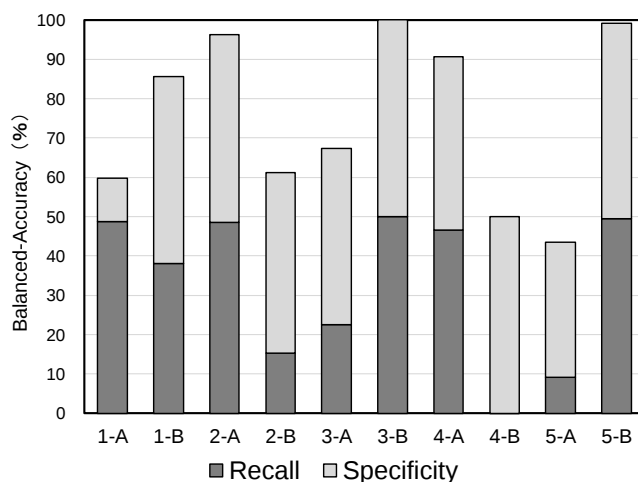


図-1 AI モデルの判別精度結果（対象管種：VP）

【キーワード】 水道管路、漏水、維持管理、畳み込みニューラルネットワーク、硬質ポリ塩化ビニル管

【連絡先】 〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1 東京都立大学大学院 都市環境科学研究科 TEL.& FAX.042-677-2947

表-1 多地点モデルの精度（Balanced-Accuracy）とベテラン調査員に判定テスト結果

	AIモデル	ベテラン調査員による判定テスト	
	BA (%)	判定	「漏水音」に対するコメント
1-A	59.7	○	漏水箇所から低い(遠い)響きが聴こえ、漏水音であると判断した。
1-B	85.5	◎	1-Aよりは漏水音の判別がしやすい。管種がVPのため低い音である。
2-A	96.4	◎	高い音が聴きとれ、漏水と判断した。
2-B	61.3	○	強く低い音であるが漏水音と判断した。漏水地点から近いがVP管のため低い音で聴こえるのでは。
3-A	67.4	×	音量をMaxにすると遠い響き音が聴こえるが、その音で漏水とは判断できない。
3-B	100.0	◎	高い音が聴きとれ、漏水音と判断した。
4-A	90.7	△	これまでの「低い音」、「高い音」と比べると中間の音が聴きとれ、漏水に近い音と判断した。
4-B	50.0	×	この音は漏水音とは判断できない。
5-A	43.5	×	漏水音とは判断できない。時々、車の通過音あり。
5-B	99.2	◎	高い音が聴きとれ、漏水音と判断した。

4. ベテラン漏水調査員による判定テストと考察

漏水調査会社にて長年の実務経験を有する技術者が、無作為にスピーカーから再生される音を聴き、地点毎に漏水有無を回答した。ラベルが伏せられた時、評価結果を容易に判定可能(◎)、標準的に可能(○)、辛うじて可能(△)、判定困難(×)に分類すると、複数の漏水調査員の判定内容に差異は見られず、暗騒音はノイズとして適切に捉える判定結果が全データを通じて得られた。

調査員による漏水音の評価結果を表-1に示す。AIモデルにて80%以上の良好な精度を得た地点では、調査員もおおむね問題なく漏水を識別できる結果が得られ、判定困難な地点はなかった。一方、調査員の判定が困難であった地点では、モデル結果も良好ではなかった。これらはモデル結果のRecallが低いケースに相当し、モデルで十分な精度が獲得できなかった事実と符合する。ただし、モデルで精度不良であった地点(VPの1-A, 2-B)の結果では、調査員のテスト結果が判定可能(○)となる相違も確認された。

AIモデルに期待される性能として、一段階目に漏水調査員の調査作業を代替し得るレベル、二段階目に調査員の判定能力以上を獲得可能なレベルが考えられる。本実験で使用了モデルは、まず一段階目のレベルを満たしており、漏水調査員が判定可能であった地点にて同程度の精度(判別能力)が獲得できたと評価する。また、調査員でも判定が困難な地点が存在したことを考慮すると、一部地点の精度不良の原因として、モデルの学習方法(CNN内部のパラメータ)や学習データの組み合わせに依るものではなく、データ特有の判定の難しさが挙げられる。AIモデルの精度向上を図るには、学習処理の前段階として、データ自体に焦点を当てた取り組み(ノイズ除去等の適用)も重要と考える。

5. まとめと今後の展望

本研究では、実フィールドにて発生した漏水データを用いて構築したAIモデルの汎化性能と、ベテランの漏水調査員による判定テスト結果を比較した。漏水調査員が容易に判定することが可能な地点では、本実験で使用したRP-CNNモデルでも良好な精度が得られており、人間の聴覚を基にした従来手法と同程度の判定水準に達していることが確認できた。

最後に今後の課題について述べる。より効率的・効果的な漏水調査や発見の実現には、漏水調査員が判定困難であり、現行のAIモデルでも良好な精度を得られなかった地点(VPの5-A)に関して、さらなる汎化性能の向上を目的に取り組むことが重要と考える。そのため、今後は新たな実フィールドデータの収集を進め、精度不良であった地点の持つ特徴と似たデータを元にモデルを構築し、様々な測定環境を考慮に入れたモデル開発を考慮する必要がある。

良好な精度を獲得していない一部地点では、「擬似音」(トランス音や下水流下音等)の存在が考えられる。漏水音の特徴に近い擬似音が近くに存在し、本実験で対象とした音響データの漏水音および暗騒音の内部にも、誤判定に導きやすい音が内在している可能性もある。今後は、擬似音データの取得にも取り組み、ノイズ低減処理による精度向上の可能性を検討して行きたい。

【参考文献】

1) 南泳旭, 荒井康裕, 國實誉治, 小泉明:リカレンスプロットの活用と畳み込みNNによる漏水判別モデルの構築, 土木学会論文集G(環境), Vol.76, No.6, pp.273-284, 2020.

2) 島田孟親, 荒井康裕, 國實誉治, 小泉明:複数の漏水音を学習データに活用した漏水判定モデルの汎化性能評価, 土木学会論文集G(環境), Vol.78, No.6, pp.141-152, 2022.