

# スマートメータにおける水圧データを活用した漏水検知モデルの構築

22T0233Z 植木 悠馬  
指導教員：丸山 喜久

## 1.背景と目的

日本の水道インフラは高度経済成長期に集中的に整備された経緯がある。その結果、近年では管路の経年化が進行しており、令和3年度時点における管路経年化率は22.1%に達している<sup>1)</sup>。法定耐用年数を超過した水道管の使用は、腐食や破損に起因する漏水のリスクを増大させ、国内の管路事故件数は年間2万件規模に上ると報告されている<sup>2)</sup>。

漏水は地上漏水と地下漏水に大別されるが、地下漏水は漏水状況の確認が困難であり、発見の遅れや修理の長期化を招く可能性が高い。また、多くの水道事業者は小規模で経営基盤が脆弱な上、職員数の減少も進行している。このような状況下では、従来の管理維持体制の継続が困難となり、管路更新率は近年低下している。以上より、老朽化の進行に伴う漏水事故の増加が懸念されており、漏水の早期発見および事故の未然防止を可能とする技術の確立が求められている。

これらの背景を踏まえ、本研究はスマートメータ<sup>3)</sup>により取得される水圧の時系列データを用いた漏水検知モデルの構築を目的とする。水道用スマートメータが計測する水圧変動に基づき漏水の発生を判別する手法を提案し、漏水事故の未然防止に資する技術の実現を目指す。

## 2.管網解析

本研究では、管路モデルの構築および解析に管網解析ソフトEPANET (Environmental Protection Agency Network Evaluation Tool)<sup>4)</sup>を用いる。EPANETは、米国環境保護庁により提供されている配水管網解析用ソフトウェアであり、本研究では管内流量や水圧などの水力学的な挙動を対象とした水理解析を行う。

対象地域は神奈川県茅ヶ崎市萩園地区とし、実際の埋設配水管網に基づいて管路モデルを構築する<sup>5)</sup>。配水管と配水管、および配水管と給水管の分岐点にノードを配置し、各ノード間をパイプで接続する。全ノード数は471であり、このうち315箇所の配水管と給水管の分岐点をスマートメータ設置点として扱い、各ノードの水圧データを収集する。水源は、水頭50mの水頭固定型水源を1箇所設定する。

解析条件として、各ノードに標高および基準需要量、各パイプにパイプ長および粗度係数を設定するとともに、時間帯別の水使用量変動を考慮した水使用パ

ーンを与える。水使用パターンは、基準需要量に乗じる倍率として定義し、1日を10分間隔に分割して倍率を設定する。構築した管路モデルおよび配水管の口径別分布を図-1に示す。



図-1 構築した管路モデルおよび配水管の口径別分布

漏水は、管路上の任意のパイプに新たなノードを追加し、追加したノードへ水需要量（漏水量）を付与することで再現する。漏水量は0.5L/s, 1.0L/s, 2.0L/sの3段階とし、漏水は14時に発生して継続するものと仮定する。これらの条件に基づき管網解析を実行し、各ノードにおける水圧の時系列データを収集する。

通常時および大規模漏水発生時における水圧分布を、それぞれ図-2、図-3に示す。



図-2 通常時の水圧分布

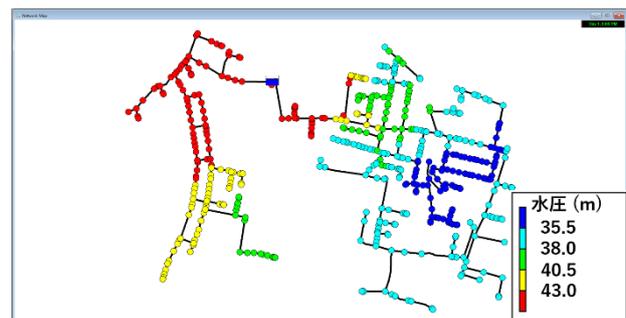


図-3 大規模漏水発生時における水圧分布

### 3.漏水検知モデルの構築

本研究では、機械学習手法の一つであるオートエンコーダ (Autoencoder)<sup>6)</sup> を用いて漏水検知モデルを構築する。水圧データが時系列データであることを考慮し、1次元畳み込み層 (Conv1D) を用いたオートエンコーダを採用する。オートエンコーダは入力と出力を近づけるように学習されるニューラルネットワークの一種であり、教師なし学習に基づく異常検知手法として漏水検知へ適用する。

はじめに、通常時 (漏水なし) の水圧データのみを用いてモデルを学習させる。学習過程では、入力データと再構成データの差を最小化するように学習が進行し、損失関数には平均二乗誤差 (MSE : Mean Squared Error) を用いる。検証時には、各検証用データにおける平均二乗誤差を算出し、その値があらかじめ設定した閾値  $\theta$  を超えた場合に、漏水が発生していると判定する。通常時のデータが入力された場合と比較して、漏水時には水圧の変動特性が異なるため、平均二乗誤差が大きくなる傾向がある。この性質を用いて、水圧データに基づく漏水検知を行う。

### 4.本モデルの精度評価

本モデルの精度評価指標として、適合率と再現率の調和平均である F1 値を用いる。F1 値は、漏水検知性能を総合的に評価する指標であり、F1 値の定義を (1) に示す。

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (1)$$

ここで、Precision は漏水と判定したデータのうち実際に漏水であった割合、Recall は実際に漏水であるデータのうち正しく検知できた割合を示す。

各漏水量条件において漏水検知評価を行うとともに、漏水点からの距離に基づき 4つの距離区分を設定する。距離別の同心円図を図-4 に示す。また、各漏水条件における F1 値を表-1 に示す。

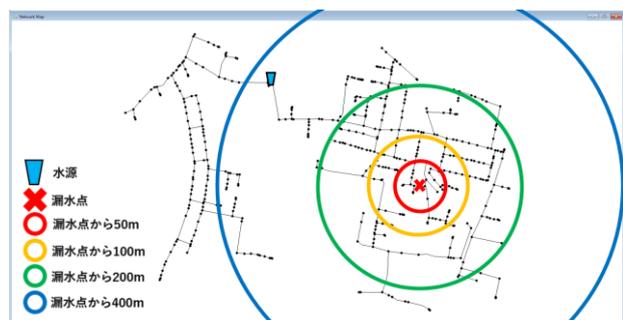


図-4 漏水点からの距離別の同心円図

表-1 各漏水条件における F1 値

		漏水点からの距離			
		50m	100m	200m	400m
漏水量	0.5L/s	0.84	0.28	0.17	0.13
	1.0L/s	0.95	0.58	0.25	0.19
	2.0L/s	0.95	0.73	0.56	0.08

以上の結果から、本研究で構築したモデルは、漏水点からの距離が近いほど、F1 値が高くなる傾向を示し、より正確な漏水検知が可能であることが確認された。これは、漏水点に近い条件下では水圧低下が顕著となり、漏水検知に有効な特徴が水圧データから抽出されやすくなるためである。また、漏水量が多いほど、検知可能な距離範囲は拡大する傾向が見られたが、漏水点からの距離が 400m 前後の場合には、漏水量にかかわらず検知が困難であった。

### 5.本研究の総括と今後の展望

本研究では、スマートメータにより取得される水圧の時系列データを活用し、漏水を早期に検知することを目的としたモデルの構築を行った。その結果、漏水点からの距離が近く、かつ漏水量が多い条件下において、高い検知性能を示すことが明らかとなった。特に、漏水点からの距離が 50m 以下、漏水量が 1.0L/s 以上の場合には、F1 値 0.95 という良好な検知精度が得られた。一方、漏水点からの距離が遠い場合や、漏水量が小さい場合の検知性能については、改善の余地が残されている。

今後は、管網解析におけるシナリオ数を拡充し、より実際の水理状況に即した管網解析を行う。これにより、本研究で検知できなかった漏水シナリオに対する検知性能の向上を目指す。また、漏水点の位置特定を可能とする機械学習アルゴリズムの構築についても検討する予定である。

#### 参考文献

- 国土交通省水管理・国土保全局上下水道審議官グループ：令和6年度全国水道主管課長会議  
<https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply/content/001741376.pdf>
- 公益社団法人 日本水道協会：水道統計総論 令和5年度
- 東京都水道局：水道スマートメータ実装方針 令和7年3月  
<https://www.waterworks.metro.tokyo.lg.jp/documents/d/waterworks/104012013-02>
- US EPA : EPANET <https://www.epa.gov/water-research/epanet>
- 安江崇志, 劉ウェン, 丸山喜久：管網端部での水圧低下に基づく漏水発生予測に向けた機械学習の利用, AI・データサイエンス論文集, 土木学会, Vol. 4, No. 3, pp. 245-253, 2023
- Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville : Deep Learning, 2016  
<https://www.deeplearningbook.org/>