

管網末端での圧力低下に基づく漏水発生位置の予測に向けた基礎検討

千葉大学大学院融合理工学府地球環境科学専攻 学生会員 ○安江 崇志
千葉大学大学院工学研究院 正会員 劉 ウェン, 丸山 喜久

1. 研究背景と目的

現在、日本の水道では年間2万件を超える漏水・破損事故が発生している¹⁾。水道管の法定耐用年数は約40年といわれており、高度経済成長期に整備された施設の老朽化に伴う漏水事故が懸念されている。水道管の漏水は、地上に流れ出す地上漏水と、地上には流れ出ず地下で漏水している地下漏水の2種類に大別できる。東京都水道局によると、令和2年度の地上漏水に伴う修理対応は6,790件、地下漏水に伴う対応は306件であった²⁾。地上漏水は人目に触れることから発見しやすいものの、地下漏水は漏水の状況を直接目視で確認できないため、早期発見のための技術開発が求められている。

そこで本研究では、現在普及が進んでいるスマートメータから得られる情報を活用し、センサで取得した水圧低下などの情報から漏水位置を推定する新たな手法の構築を目的とする。スマートメータ³⁾とは、通信機能を備えた水道メータのことを指す。スマートメータには様々なセンサを搭載することが検討されており、圧力センサもその1つである。本研究では、管網末端のスマートメータの圧力情報の利用を想定し、管網末端の圧力低下に基づく漏水予測手法について検討する。

2. 管網解析

管網解析⁴⁾とは、配水池の水位、配水管の配置、管路口径、節点流出水量等の与条件下で排水管の中をどのように水道水が流れるかシミュレーションし、管路流量、節点水圧を求めることである。管網解析の基礎方程式には、以下の(1)~(3)式を用いる。

$$H = 10.666 \cdot C^{-1.85} \cdot D^{-4.87} \cdot L \cdot Q^{1.85} \quad (1)$$

$$\sum \pm Q_i = q \quad (2)$$

$$\sum \pm H_i = 0 \quad (3)$$

ここで、 H は損失水頭(m)、 C は流速係数、 L は管路長(m)、 Q は流量(m^3/s)、 D は口径(m)、 i は配水基地以外の節点、 q は節点 i からの流出水量(m^3/s)である。本研究では、実際の埋設管網を用いて管網解析を行い、管網内の1箇所所で漏水が発生した場合の管網末端での水圧変化を計算する。管網解析を多数実行し、機械学習の学習データ

として用いる。さらに、機械学習によって、漏水箇所を予測する数値モデルを構築する。

本研究では、神奈川県茅ヶ崎市萩園地区を対象地とした。対象地域内のメータ数は274である。配水網内に $60 m^3/h$ または $20 m^3/h$ の漏水が1箇所発生したことを想定する。漏水位置を複数設定し、管網解析を行った。図-1に $60 m^3/h$ の漏水が1箇所発生した場合のメータの水圧分布を示す。このような管網解析を400シナリオ実行し、次章の機械学習の学習データに用いた。



図-1 管網解析による水圧分布 (漏水量: $60 m^3/h$)

3. 機械学習を用いた漏水箇所予測

管網解析による400シナリオのシミュレーション結果を学習データおよびテストデータとする機械学習を行い、漏水箇所の予測モデルを構築した。機械学習手法にはランダムフォレスト⁵⁾を用いる。ランダムフォレストとは、複数の決定木を作成し、それらの結果の多数決により予測を行うアンサンブル学習手法である。

本研究では、対象地域を250mメッシュ(モデルA)と50mメッシュ(モデルB)で区切り、漏水しているノードが含まれるメッシュを「漏水メッシュ」とした。管網末端でのメータの圧力情報から「漏水メッシュ」を予測するモデルをランダムフォレストによって構築した。説明変数は、メータの水圧変化量および水圧変化率とし、グリッドサーチに基づきハイパーパラメータを設定した。また、全データ数の70%を学習データ、30%をテストデータとした。

Key Words : 機械学習, 漏水箇所予測, 管網解析, スマートメータ

連絡先: 〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町1-33 千葉大学大学院融合理工学府地球環境科学専攻 TEL: 043-290-3555

4. 漏水箇所予測モデルの精度評価

モデル A, モデル B とともに, 説明変数にメータの水圧変化量と水圧変化率の両方を用いたモデルが最も正答率が高かった. モデル A は正答率が 0.93 と良好であるのに対し, モデル B では 0.62 とやや低かった.

漏水箇所の予測精度の低いメッシュに関する考察を行った. 全データ数のうちメッシュ内に漏水点を含むデータのシナリオ数とメッシュごとの予測精度の関係を図-3, 図-4 に示す.

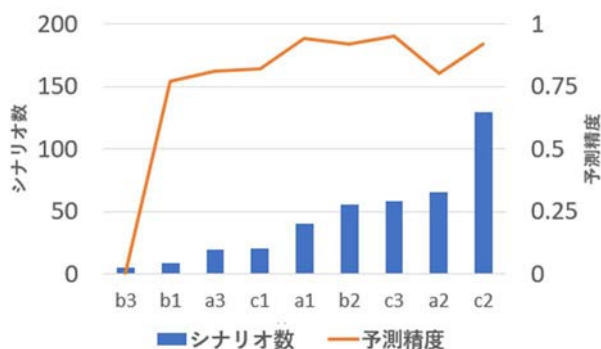


図-3 モデル A の漏水点を含むシナリオ数と予測精度の関係

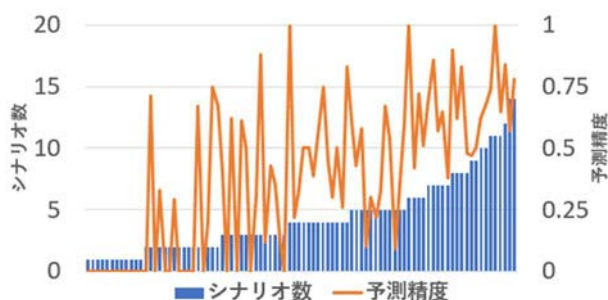


図-4 モデル B の漏水点を含むシナリオ数と予測精度の関係

メッシュ内に漏水点を含むシナリオ数が増えると, 予測精度が上昇することがわかる. その傾向の中で, 特異的に予測精度が低いメッシュについて, マップ上に示したものを図-5, 図-6 に示す.



図-5 モデル A での予測精度の低いメッシュの給水経路

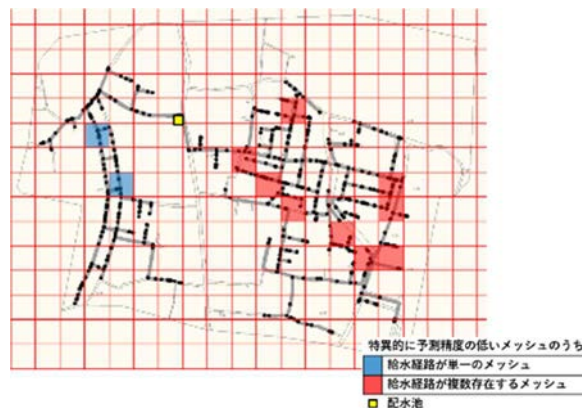


図-6 モデル B での予測精度の低いメッシュの給水経路

図-5 に示すモデル A での予測精度が低いメッシュでは, ノードによって給水経路が異なるため, 漏水シナリオごとにメータの水圧変化の様子が大きく異なることが挙げられる. また, 図-6 で示すモデル B での予測精度が低い 11 メッシュのうち 9 メッシュで複数の給水経路が存在した. このように, メッシュ内に異なる給水経路のノードを含むメッシュでは予測精度が下がる傾向が見られた.

5. まとめと今後の展望

本研究では, スマートメータから得られる管網末端での圧力情報の利用を想定し, ランダムフォレストを用いた漏水位置予測モデルの構築を行った. 250m メッシュで区切ったモデルでは良好な結果が得られたが, 50m メッシュでは正答率が 0.62 とやや精度が低かった.

今後は, 管網解析のシナリオ数を増やす, 説明変数に管路内の流量計から得られる情報を追加するなど, 精度の向上を図る. また, 漏水量をランダムに設定した場合や, 災害時のように漏水箇所を複数設定した場合での予測モデルの構築を検討している.

参考文献

- 1) (社) 日本水道協会: 平成 29 年度水道統計 (施設・業務編), 第 100-1 号, 2019.
- 2) 東京都水道局: 東京の漏水防止, 令和 3 年度版, https://www.waterworks.metro.tokyo.lg.jp/files/items/20310/File/rousubiboushi_r3.pdf
- 3) 東京都水道局: 水道スマートメータトライアルプロジェクト, https://www.waterworks.metro.tokyo.lg.jp/suidojigyo/torikumi/smartmeter_trialproject.html
- 4) 高桑哲男: 配水ネットワークの解析法とその応用, 電気学会雑誌, Vol.966, No.6, pp. 527-534, 1976.
- 5) 波部 齊: ランダムフォレスト, コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.2012-CVIM-182, No.31, pp.1-8, 2012.