配水管網の水質監視データ活用とニューラルネットワークモデルによる残留塩素濃度推定

首都大学東京大学院　正会員　○荒井康裕，中岡祐輔，稲員とよの，酒井宏治，フェロー　小泉明
公益財団法人 水道技術研究センター　佐々木史朗

1．はじめに

浄水場で清浄に処理された水道水は、管路を通じて配水される。浄水場から離れた管網末端において、必要な残留塩素（以下、残塩）濃度を維持するためには、送配水中の塩素の消費量を考慮し、浄水場における塩素の注入量を適切に管理する必要がある。筆者らは、K 浄水場残塩と個人宅残塩の差を「残塩消費幅」と定義し、残塩の変動に影響を与えると考えられる水温や流量のデータを説明変数、残塩消費幅を目的変数とした重回帰モデルを推定した[1)]。本研究では、機械学習のひとつであるニューラルネットワーク（以下、NN）を用いた残塩濃度減少に関するモデル化を試み、従来モデルと NN モデルの推定精度を比較し、後者の適用可能性について考察する。

2．対象地域と使用データ

分析対象となる地域は図 1 に示す送配水ネットワークである。分析対象となるデータは、2016 年 4 月 1 日から 2017 年 3 月 31 日までの時間単位データである。

計 14 種類の時系列データに対して、本研究では相関ヒートマップと散布図を作成し、得られる情報から変数間の関係を整理することで、モデルの説明変数等を検討する。さらに、構築するモデルの精度を向上させるため、モデルの学習方法（バッチサイズやエポック数）についても複数の組合せを比較し、本研究の最適な NN モデルを決定した。

3．相関ヒートマップ・散布図による要因関連分析

相関ヒートマップは各変数間の相関係数を段階ごとに色分けして表示させたものである（図 2 参照）。また、散布図は対応するデータをグラフ上にプロットすることで、相関係数だけでは判断できない変数間の関係を得ることが期待できる。

前述の 14 種類の各変数について、4 月から 10 月までの範囲で 1 ヶ月単位での相関ヒートマップと散布図を作成し、各変数間の関係を分析したところ、次の結果が得られた。まず、浄水場送水流量と他の配水流量には強い正の相関がみられた（これにより、モデルの説明変数には流量に関する変数のいずれか一つを代表して採用）。また、浄水場で計測された変数間の相関関係は無相関であるものが多いが、個人宅で計測されたデータ間の相関関係は水圧を除いて月ごとに変化するものが多くみられた。これは浄水場では残塩濃度や濁度の値が一定にコントロールされていることを意味し、モデルの説明変数には浄水場にて管理可能なデータを優先して選択する。さらに、浄水場残塩濃度と個人宅残塩濃度間の関係には月によって相関係数の正負が逆転する様子がみられ、両者の間には複雑な関係が存在することが明らかとなった。

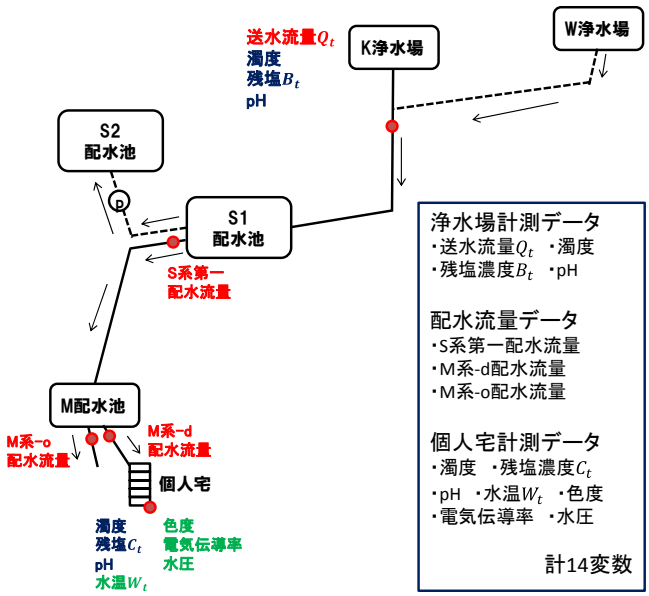

図 1　本研究で対象とする送配水ネットワーク

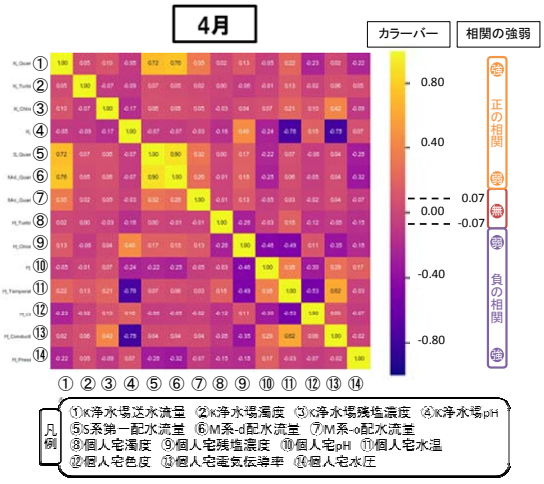

図 2　相関ヒートマップの一例（4 月）

【キーワード】配水管網、残留塩素濃度（残塩）、相関ヒートマップ、ニューラルネットワーク
【連絡先】〒192-0397　東京都八王子市南大沢 1-1　首都大学東京大学院 都市環境科学研究科　TEL.& FAX.042-677-2947

© Japan Society of Civil Engineers

4．残塩濃度減少モデルの構築と評価

本研究では全結合 NN を用いて残塩濃度減少モデル[2)]を構築した。NN は脳の中に存在する神経細胞（ニューロン）のつながりをコンピュータで再現したものであり、入力層から中間層（隠れ層）を経て、出力層へと信号を伝えることで、入力データと出力データ間の関係を確立させるものである。

モデルの訓練（training）には 6 月のデータを、テスト（test）には 7 月のデータを各々用いることとし、説明変数・目的変数は昨年度の研究成果[1)]を踏まえて決定した。すなわち、説明変数は 11 時間までの時間遅れを考慮した浄水場残塩濃度 $B_t, B_{t-1}, B_{t-2}, \cdots B_{t-11}$、2 時間までの時間遅れを考慮した個人宅水温 W_t, W_{t-1}, W_{t-2}、5 時間までの時間遅れを考慮した浄水場流量 $Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, \cdots, Q_{t-5}$ の計 21 変数、目的変数は残塩消費幅 D_t（$D_t = B_{t-11} - C_t$：ただし C_t は個人宅残塩濃度）の 1 変数となる。エポック数（学習回数）の上限を 2,000 とし、中間層ユニット数及びバッチサイズについて比較検討したところ、中間層は 12 ユニットでバッチサイズは 72 以下の場合が最適なモデルの候補として選択された（図 3 参照）。さらに、説明変数の内、浄水場残塩濃度について、11 時間までの遡行平均を計算したものに置き換えたところ、推定値グラフの時系列としての適合性が向上した。以上の検討を踏まえ、最終的な NN モデルの構造は「中間層=2 層 12 ユニット・バッチサイズ=24・エポック数=1,840」とし、入力データに関しては浄水場残塩濃度のみ遡行平均をとった教師データを用いて学習したモデルを選択した。

本研究で得られた NN モデルの最大絶対誤差は 0.144［mg/L］及び 0.157［mg/L］（訓練期間及びテスト期間）となり、既往の研究成果（重回帰モデル）の最大絶対誤差である 0.192［mg/L］及び 0.158［mg/L］（訓練期間及びテスト期間）と比較して、訓練期間の最大誤差を改善

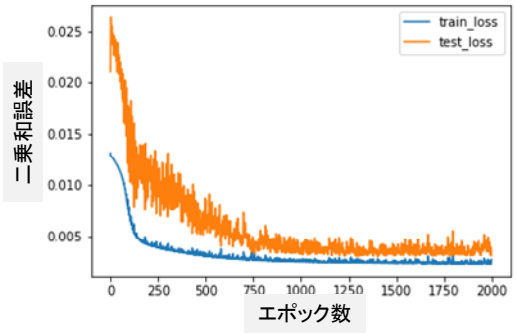

図 3　エポック数と二乗和誤差の関係
（中間層 12 ユニットの場合）

することができた。また、7 月前半における推定値グラフを示した図 4 より、NN モデルの推定値は実測値の局所的な微細な変動を再現することが可能であり、モデルの汎化能力が確認された。

5．おわりに

本研究ではニューラルネットワークを用いて残塩濃度減少を推定するモデルを作成した。その結果、重回帰分析を用いたモデルに比べて最大絶対誤差が改善され、実測値の局所的な微細な変動を再現できた。したがって、ニューラルネットワークを残塩濃度減少推定モデルに適用することは充分に可能であると言える。今後は RNN や CNN 等の適用可能性や、原水濁度等の情報を収集し、より多様なビッグデータを活用したモデルの構築が課題である。

【謝辞】本研究の一部は厚生労働科学研究費補助金（健康安全・危機管理対策総合研究事業）によった。

【参考文献】1) 荒井康裕・稲員とよの・堀口幸菜・小泉明・佐々木史朗：配水管網の水質監視データを活用した残留塩素濃度シミュレーション、土木学会第 73 回年次学術講演会、pp.265-266、2018 年、**2)** 稲員とよの・小泉明：配水管網における残留塩素濃度推定に関するニューラルネットワークの応用、水道協会雑誌、第 71 巻、第 8 号、pp.18-26、2002 年

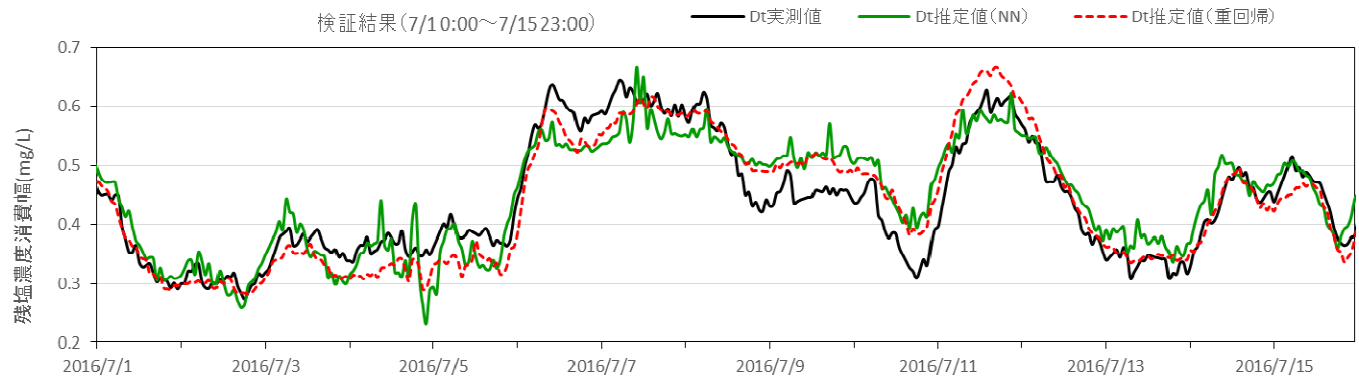

図 4　残塩濃度消費幅の推定グラフ（7 月前半）

© Japan Society of Civil Engineers