

送配水過程の残留塩素濃度に関する NN モデルの予測適用と学習期間の長さに関する一考察

東京都立大学大学院 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. 研究背景と目的

一般にニューラルネットワーク (Neural Network ; NN) の学習処理では、より多様な情報を訓練データとして与える方が有利に働く。水道の水質管理で時系列データの予測を目的としたモデルを構築する場合、長期間のデータを活用してモデルを構築した方が短期間のモデルよりも優れた性能を有すると期待できる。しかし、筆者らが構築した NN モデル¹⁾を夏期の残留塩素濃度に関する低減化シミュレーションに適用すると、仮想的な入力値の変化に対して適切な応答反応を示したのは訓練期間が短期 (2 週間) のモデルであり、逆に長期 (2 ヶ月) のモデルに問題点が示唆される結果が得られた。本稿では、この問題点の原因について、残留塩素濃度の減少に関する 1 次反応式を援用して分析し、初期濃度の変化と「水温」由来の減少速度係数に着目した考察を試みる。

2. NN モデルの構築

本研究では全結合 NN を用いて残留塩素 (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 (図 1 参照)。

NN モデルによるシミュレーション (test) を夏期 1 週間 (2016 年 7 月 24 日～31 日) に設定した上で、訓練 (training) データを「短期」: 7 月 10 日～23 日 (2 週間)

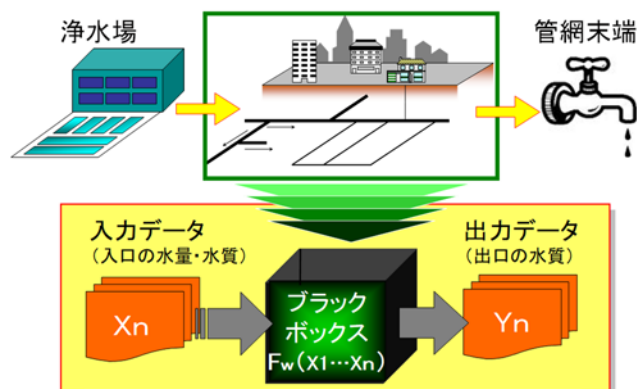


図1 NNモデルによる残留塩素濃度の予測

及び「長期」: 5 月 24 日から 7 月 23 日 (2 ヶ月) の 2 種類で比較検討した。説明変数は別途行った相互相関分析の結果を踏まえ、①11 時間までの時間差を考慮した浄水場残塩濃度 $B_t, B_{t-1}, B_{t-2}, \dots, B_{t-11}$ 、②2 時間までの時間差を考慮した個人宅水温 W_t, W_{t-1}, W_{t-2} 、③5 時間までの時間差を考慮した浄水場流量 $Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, \dots, Q_{t-5}$ の 3 項目 (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。中間層: 2 層 200 ユニット、バッチサイズ: 24、エポック数: 100 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: $\bar{B}_t$ ($B_t, B_{t-1}, B_{t-2}, \dots, B_{t-11}$ の平均値) に変換した訓練データで学習処理した。

3. 低減化シミュレーションの結果

短期及び長期の訓練データに基づいて構築したモデルを用い、入力情報の残塩濃度: B_t を段階的に -0.05、-0.10、-0.15、-0.20 [mg/L] と変化させた場合の個人宅残塩濃度: C_t をシミュレーションした結果、図 2 及び図 3 に示す時系

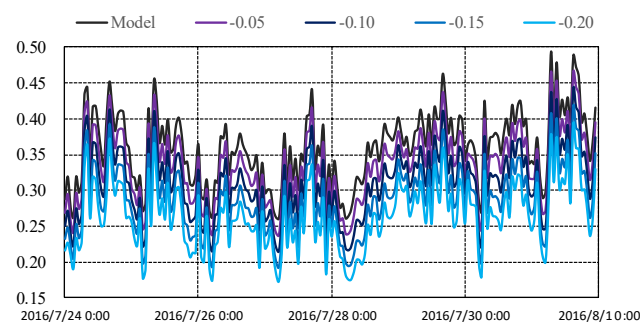


図2 「短期」訓練モデルのシミュレーション結果

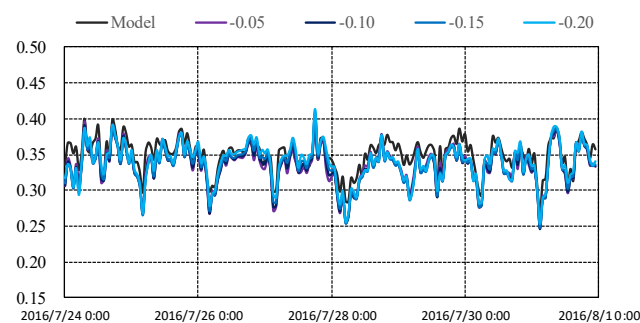


図3 「長期」訓練モデルのシミュレーション結果

【キーワード】配水管網、残留塩素濃度 (残塩)、ニューラルネットワーク、1 次反応モデル

【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

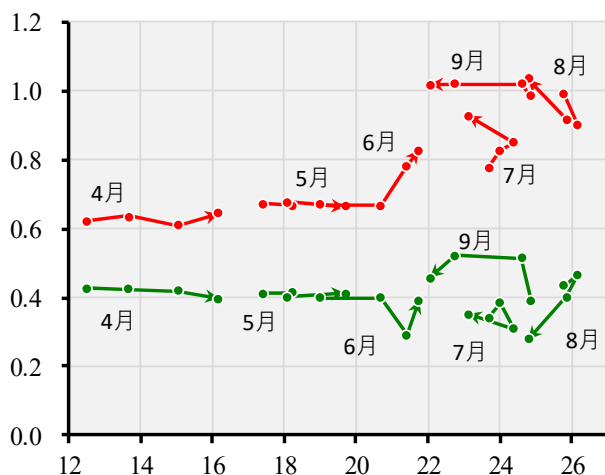


図4 浄水場（赤）と個人宅（緑）の週別平均値
（横軸：水温 [°C]、縦軸：残塩濃度 [mg/L]）

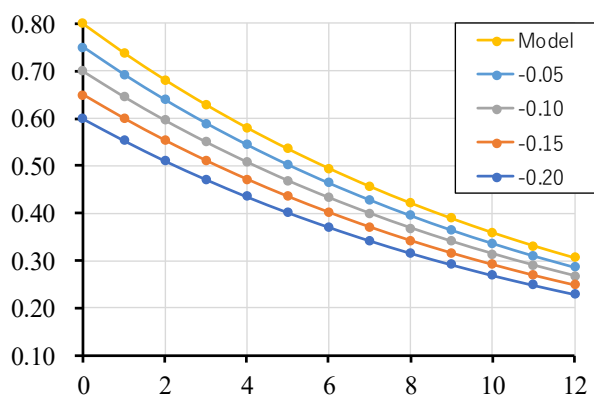


図5 速度係数を全て $k = 0.08$ とした場合の残塩濃度

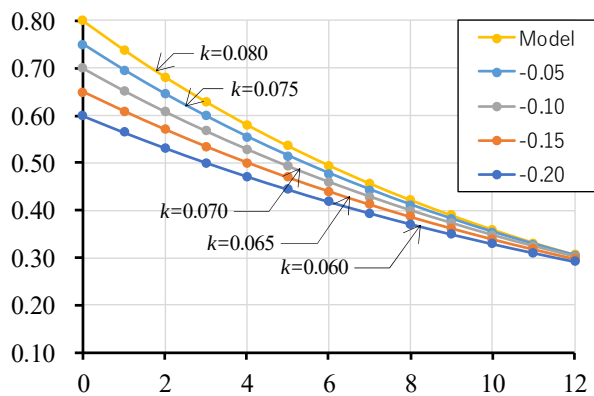


図6 速度係数を $k = 0.08$ から 0.005 刻みで小さく設定した場合の残塩濃度

列図が各々得られた。「長期間のデータで訓練したモデルの方が優れた性能を有する」という筆者らの仮説に反し、入力値の減少に対する適切な応答反応は、短期訓練モデルの時系列図に確認された。

4. 学習期間の長期化によって生じた問題の分析

前述の問題点は、残塩の減少幅を長期訓練モデルが正しく表現できていない点に原因がある。この点について、ブラックボックスの構造を直接理解することは困難なため、本研究では1次反応モデル式 ($A_t = A_0 \exp(-k \cdot t)$) を用いた分析と考察を試みる。図4に示す当該年度上半期における

浄水場残塩 B_t 及び個人宅残塩 C_t [mg/L] のプロット図（横軸：水温 [°C]）を作成し、シミュレーション期間における浄水場—個人宅の関係を実測値から確認した。対象となる7月は水温が24°C前後の時期であり、概ね $B_t = 0.8$ に対して $C_t = 0.3$ となる関係が把握できる。この関係を1次反応式で表現すると、図5（横軸：時間 [h]。図6も同様）に示す Model（初期濃度 $A_0 = 0.80$ [mg/L]、包括減少速度係数 $k = 0.08$ [h⁻¹]）を代入で近似できる。同図には k を一定、 A_0 を減少刻み幅：0.05 で設定した4ケースも図示した。この図は、「短期」訓練モデルのシミュレーション結果（前掲図2）に相当する。係数 k が一定であれば、送配水過程の上流（浄水場）での残塩濃度を減少させると、下流（管網末端）での残塩濃度も上流に呼応する形で減少する傾向が得られる。一方、図6は $k = 0.08$ [h⁻¹] を減少刻み幅：0.005 で設定した結果（初期濃度の設定は図5と同条件）である。これらの曲線に類似するのが「長期」訓練モデルの結果（前掲図3）であり、係数 k の値を小さく変更することで、初期濃度に差異があっても、結果的に下流側の残塩濃度が等しくなった。再度、図4を確認すると、長期訓練での学習処理に含む5月下旬は、水温が20 [°C] を下回っており、 B_t から C_t への減少幅は7月末に比べて小さく、図6によると初期濃度 $A_0 = 0.60$ [mg/L]、速度係数 $k = 0.060$ [h⁻¹] の条件に近い時期と判断できる。

5. 考察

低減化シミュレーションの目的を1次反応式との関係から述べると、水温の影響を受けて変化する k を一定にしながら、初期濃度のみ減少させた場合の応答を NN モデルから得ることであつた。しかし、長期訓練モデルは、5月末の初期濃度と下流側残塩の関係も含めて学習しているため、初期濃度の低減化が、残塩減少の小さい季節（低水温期）の係数 k に基づく状態の再現につながり、本来よりも個人宅 C_t が危険側に評価されていると言える。

【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）によることを付記し、ここに謝意を表する。

【参考文献】1) 荒井康裕・中岡祐輔・稲員とよの・酒井宏治・小泉明・佐々木史朗：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、土木学会第74回年次学術講演会、VII-32-VII-33、2019
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