

## II. 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）

「水道の基盤強化に資する技術の水道システムへの実装に向けた研究」

分担研究報告書

### ビッグデータに基づく水質変動の早期予測手法の検討

研究分担者 中央大学 山村 寛

#### 研究要旨

浄水場出口での塩素注入量は、蛇口での残留塩素濃度が適切な範囲になるように職員の経験に基づいて注入量が決定される場合が多いが、経験豊かな技術職員の退職や職員数減少に伴う技術継承不足などから、職員の経験値に依存しない新たな塩素注入量管理手法が求められている。我々は残留塩素濃度の時系列変化を機械学習によりモデル化することで、技術職員の経験知を高度に再現し、数時間先の蛇口での残留塩素濃度を予測しながら自律的に塩素注入量を管理しうるシステムを開発した。

2022年度は、モデル構築アルゴリズムの汎用性を検証するため、沖縄県企業局から提供いただいた名護浄水場および石川浄水場を起点とする給水系での残留塩素濃度データを使用して、同様にモデル構築を試みた。受給水量に一定の周期がある給水系統では高い精度が得られた一方で、自己水源や給水池への夜間配水などが実施されている給水系統では、予測精度が低いことが明らかになり、本研究の適用しうる給水系統の特徴が明らかになった。

末端給水における残留塩素濃度を予測するモデル構築に向けて、横浜市水道局より、仏向配水池および桜台小学校の残留塩素濃度データを提供いただき、6時間先の残留塩素を予測するモデルを構築した。相模原浄水場出口から桜台小学校までの残留塩素濃度低減量は、予測誤差 0.025mg/L 以下で予測できることが明らかになった。

最後に、構築したモデルの実装に向けて、浄水場の監視制御システムに介入することなく、監視画面の動画から残留塩素濃度を読み取り、Excel に転送するシステムを構築した。これにより、比較的小規模な浄水場でも、安価かつ高精度に末端給水地点での残留塩素濃度を予測できるシステムが実現可能になった。

#### A. はじめに

##### 1. 上水道×AIのニーズと可能性

人口減少に伴って、浄水場で働く職員数も大幅に減少傾向にある。総務省の資料によると、昭和55年をピークに平成28年に

は約4割にまで職員が減少しており、今後もさらに減少することが予想されている。

一方で、老朽化を迎えた水道施設は増加傾向にあり、施設や管路の更新に向けて、今後、多くの技術職員が必要となる<sup>1)</sup>。

浄水場を定常運転するための人材も欠くことが出来ない。これまで浄水場の現場では、経験と実績に基づく高度な技術を有するベテラン職員により維持管理されてきたが、団塊世代の大量退職に伴って、若手職員への技術継承が途絶えることが危惧されている。人材育成およびノウハウの蓄積は多大な時間がかかることから、今後、これまでのような水道サービスを維持していくためには、早急に対策を講じる必要があると言えよう。

これらの背景から、水道界において、人口知能アルゴリズム（以下 AI と表記する）が注目を集めている。既に、無人運転者、顔認識、病気診断などに実用化されており、将来的に、我々人間の相棒として活躍することが期待されている。職員数が減少し、ベテラン職員が退職する中、AI による浄水場運営支援や無人運転化も将来的には十分にあり得ると考える。水道分野における AI の使い道として、①膨大なデータの可視化により、現場の工夫を引き出す、②監視・検索により、異常状態を検知する、③モデルによる推定・予測により、将来に備える、④最適化により、あるべき判断を導出する、などが想定される。後述するように、基本的に、AI は膨大な数の入力データと出力データを入力さえすれば、暗黙知をモデルとして知識化できるが、その背景となる物理化学的な知見がない限り、入力→出力の正当性や妥当性を説明することは不可能に近い。特に、水道分野においては人の命を預かる以上、5%の誤答でさえも許容されないことも多いため、モデルの説明責任はモデルの良否を決定する非常に重要な要素なりう

る。信頼されるシステムを構築するためには、やはり、上水道分野のエンジニアが物理化学的な基礎知識と共に、現場の経験を反映することで AI モデルを構築していくことが望ましいと考える。

## 2. 残留塩素予測に向けた予測モデルの課題と挑戦

我々の研究グループでは、浄水支援システムの構築に続く、浄水場運転の自動化を見据え、上水道システムの要となる残留塩素管理に着目して研究を進めている。特に残留塩素濃度は、水道法では給水末端において 0.1 mg/L 以上となるよう定められている一方で、過剰な塩素添加に伴って発生する塩素臭や消毒副生成物の生成抑制が重要となる。多くの事業体では 0.1~1.0 mg/L の範囲に数値目標を定めており<sup>2)</sup>、浄水水質や季節等に応じて、現場の職員が浄水場出口における塩素注入量を調整している。前述したように、ベテラン職員が減少し、技術継承が困難となる中で、経験に依存した塩素注入操作を継続することは将来的に困難になると予想する。

塩素注入量を予測する物理化学モデルは、これまでも様々に検討されており、pH、色度、水温、溶存酸素量、送水流量、管路材質、管路長、管路内滞留時間などが、主な残留塩素低減に寄与する支配因子として報告されている<sup>3,4)</sup>。この中でも、特に送水流量と管路内滞留時間は、日々の水使用量などに応じて変化することから、物理化学モデルの構築において予測誤差を拡大する主要な原因となっていた。一方で、ある程度の給水人口を有する事業体では、生活や産業

活動の日間変動、週間変動に応じて水使用量が一定周期で変化することが予想される。そこで、我々の研究グループでは、管路内滞留時間の周期的な変動トレンドを AI で学習することで、精度の高い残留塩素低減量予測モデルを構築できると考えた。具体的には 2022 年度は、時系列 AI モデルである LSTM により、3~12 時間先の配水末端における残留塩素濃度を予測しうるモデルを以下の手順により構築した。

- ① 予測モデル構築フローの汎用性検討
- ② 給水地点から末端配水地点間の残留塩素低減量予測モデルの構築
- ③ 残留塩素濃度を PC に入力するデバイスの開発

### 3. 時系列データの AI モデル構築に関する技術展開

代表的な AI モデルとして、FFANN (Feed Forward Artificial Neural Network) <sup>5)</sup> や SVM (Support Vector Machine) <sup>6)</sup> などがある。しかし FFANN や SVM は時系列変化の履歴を学習する機構を持たないことから、変動トレンドの予測には不向きである。時系列データに対しては、これまでに自己相似性を算出することで将来の変化を予測する FBANN (Feed Back Artificial Neural Network) を適用した研究例が散見される。齋ら <sup>7)</sup> は、FBANN を鳥取県湖山池の溶存酸素濃度の予測に応用したが、予測時間 3 時間以上において、実測値と予測値に位相差が発生したことを報告している。この結果をはじめとして、長期的な変化に富んだデータの場合、自己相似性を利用した長期トレンドの予測には限界があることが多数報告されて

いる。

近年では、FFANN の隠れ層を時系列の前後で接続した RNN (Recurrent Neural Network) が開発され、より長期間の複雑な時系列変化を高い精度で学習できるようになってきた。図-1 に示す通り、RNN は現時刻を  $t$  としたとき、時刻  $t-L$  から時刻  $t$  までの隠れ層を時系列の前後で接続し、時刻  $t+M$  のデータを予測する。このとき、 $L$  をブロック、 $M$  を予測時間と定義する。RNN はこれまでの時系列情報のトレンドを保持することが可能であり、そのトレンドから将来の値を予測できる。

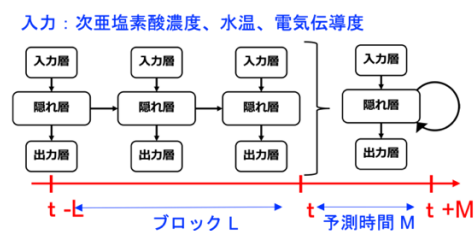


図-1. Recurrent Neural Networkのモデル構造

Kumar ら <sup>8)</sup> は、RNN を用いて 1 ヶ月後の河川流量を予測し、 $R^2$  値 0.892 の精度で予測することに成功した。また、1 日以上先の長期予測には、RNN の隠れ層に CEC (constant error carousel) を設置し、入力ゲート、出力ゲートおよび忘却ゲートによって、過去から引き継いだデータを必要に応じて取得・修正・消去できる特徴を持つ LSTM (Long Short-term Memory) が有効とされている。それぞれのゲートはシグモイド関数により制御され、0.0~1.0 の間の実数に変換したものが次時刻の入力値として出力される。一方で、CEC の重みを 1 とすることで、長期間のトレンドを消失させずに、次時刻の入力値に引き継ぐことが可能であ

り、長期間にわたる予測モデル構築が可能となる。Zhang ら<sup>9)</sup>は中国北西部へタオ地区を対象として、降雨量、温度、灌漑用水量および蒸発量を使用して LSTM による地下水面の高さを予測した結果、 $R^2=0.952$  の精度で予測することに成功している。

## B. 方法

### 4. 予測モデル構築フローの汎用性検討

昨年度に構築した 6 時間先の残留塩素低減量予測モデル構築フローの汎用性を検証するために、沖縄県企業局の名護浄水場(図-2 中 A) および石川浄水場(図-2 中 B) の給水系について、同様に予測モデルを構築した。

名護浄水場の給水系は、名護浄水場から名護給水池に配水された後に、本部調整池もしくは喜瀬調整池に分配される。本部調整池ならびに喜瀬調整池は共にリゾート地

に位置し、水需要の季節変化が大きい。本部調整池は、美ら海水族館付近への給水の他に、海底送水管により 5km 先の伊江島まで送水されている。なお、水族館は海水を使用しているため、企業局の水はほとんど使用していない。

石川浄水場の給水系は、石川浄水場から東恩納調整池ならびに山城調整池に夜間に配水された後に、山城調整池から金武調整池および具志川調整池に水位差により分配されている。金武調整池は、主に金武町住民と米軍基地へと給水されており、特に軍隊員が増える時期に使用量が増える傾向がある。東恩納調整池ならびに具志川調整池ともに、他浄水場からの給水や市内の需給量が複雑に変化するため、これまで検討してきた給水系統よりも残留塩素濃度の変化に影響を及ぼす因子が多いことが推測される。

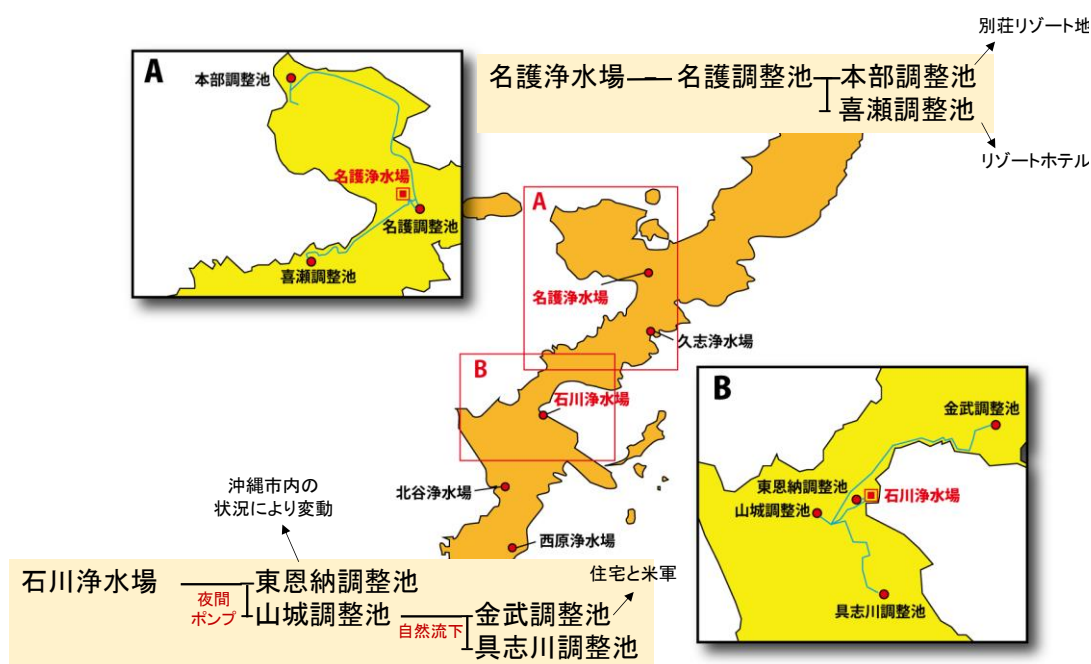


図-2. 沖縄県内の浄水場および調整池



西谷給水地点を經由し、横浜市仏向配水池から桜台小学校まで配水される配水系の残留塩素低減量予測モデルの構築を試みた(図-3)。仏向配水池において、配水末端での残留塩素濃度が0.3~0.7mg/Lの範囲になるように次亜塩素酸ナトリウムが追加添加(以後、追塩と表記)されている。配水池出口に設置したポンプ場から末端まで、樹枝状の配管網により給水されている。本研究では、横浜市水道局が保管する、追塩後の仏向配水池出口および桜台小学校に設置されている連続水質監視装置で記録した10年分の残留塩素濃度(2010~2020年)を提供いただき、異常値除去および平滑化処理後にモデル構築・検証に使用した。

モデル構築にあたっては、相模原浄水場出口から西谷給水地点までの残留塩素濃度低減量を予測するモデル(浄水場-西谷モデル)、西谷給水地点から仏向配水池までの残留塩素低減量を予測するモデル(西谷-仏向モデル)と仏向配水池から桜台小学校までの残留塩素低減量を予測するモデル(仏向-桜台小学校モデル)をそれぞれ構築し、3つの連立モデルを統合することで、12時間前の相模原浄水場出口における残留塩素濃度の実測値を用いて、6時間後の桜台小学校における残留塩素低減量を予測するモデルを構築した(図-4)。なお、仏向配水池での追塩量は、残留塩素濃度の監視に基づいて決定されており、西谷-仏向モデルは、実質的に追塩アルゴリズムをモデル化したものとなる。モデル構築にあたっては、相模原浄水場-西谷給水地点間のモデル構築時の条件で最適化されたブロック数24時間を適用した。

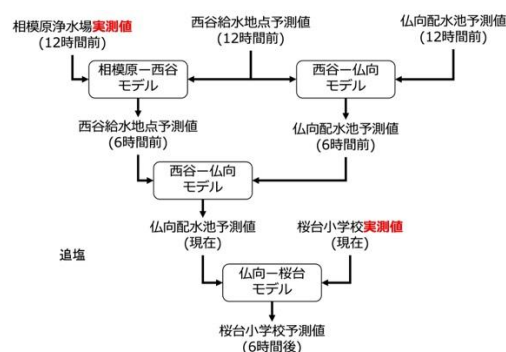


図-4. 連立モデルのアルゴリズム

## 6. 残留塩素濃度を PC に入力するデバイスの開発

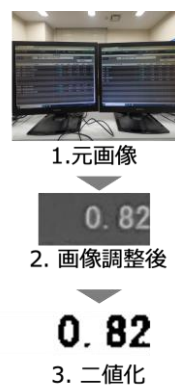


図-5. ディスプレイ数値の読み取りフロー

モデルの実装に向けて、浄水場の監視制御システムに介入することなく監視画面から残留塩素濃度を読み取り、Excel に転送システムを構築する(図-5)。神奈川県内広域水道企業団 相模原浄水場事務所内において、相模原浄水場出口と西谷給水地点の残留塩素濃度が表示された情報系システム管理画面を小型ビデオカメラ (GoPro HERO8 Black) で撮影し、モデルの構築と検証に使用した。撮影にあたって、解像度は2704×1520 pixel、フレームレートは1/300 fps に設定した。動画は OpenCV により画像群に変換し、残留塩素濃度が表示された部位をト

リミングした後に、Otsu アルゴリズムにより二値化したものを数値変換に供した。画像から数値への変換は、Tesseract OCR を使用し、目視で記録した正解値と変換値を比較することで、正答率を算出した。

## C. 結果と考察

### 7. 予測モデル構築フローの汎用性検討

#### 7.1 名護浄水場の給水系

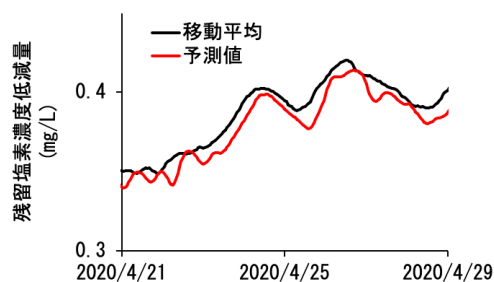
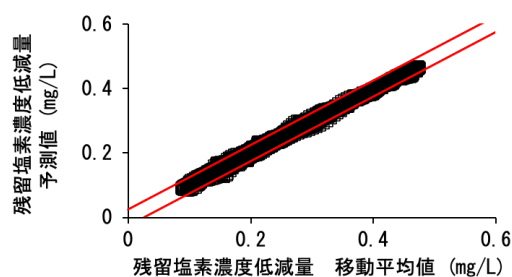


図-6. 名護-喜瀬モデルの精度：(上) 実測値と予測値の差、(下) 時系列変化

6 時間先の喜瀬調整池における残留塩素濃度低減量予測モデルの精度および経時変化を図-6 に、本部調整池における残留塩素低減量予測モデルの精度および経時変化を図-7 に示す。図-6 中、ほとんどのプロットが  $\pm 0.025$  mg/L 以内に収まったことから、喜瀬調整池では高い精度で残留塩素低減量の予測に成功した。図-7 から、本部調整池も同様にほとんどのプロットが  $\pm 0.025$  mg/L 以内に収まった一方で、経時変化において、予測値が実測値（移動平均値）の 6 時

間後を追う「予測の後追い現象」が散見された。後追いの発生は、実質的に、予測が出来ていないことを示すものである。

沖縄県企業局の協力のもと、本部調整池を現地視察した結果、本部調整池の給水域は自己水源を有する自治体が多く、2019 年以降に新型コロナの蔓延に伴って水使用量が減少した際に自己水源に切り替えたことにより、企業局からの水供給量が急減した可能性が判明した。本部調整池からの供給量が急減したため、滞留時間の周期トレンドが変化し、予測精度が低下したものと推測する。LSTM の適用にあたっては、滞留時間の周期トレンドを学習していることから、水源の切り替えなどの人的な変化があるような水系では、予測モデルの構築が難しいことが明らかになった。

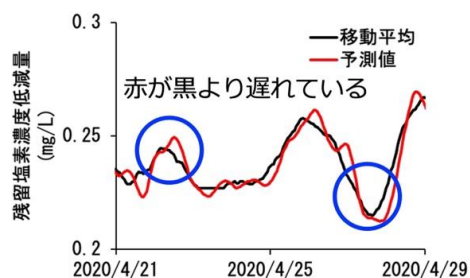
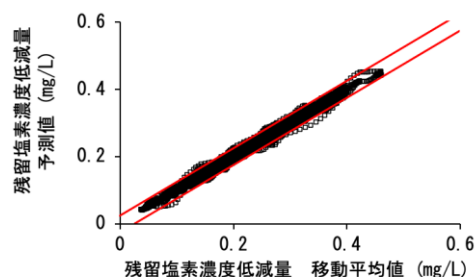


図-7. 名護-本部モデルの精度：(上) 実測値と予測値の差、(下) 時系列変化

## 7.2 石川浄水場の給水系

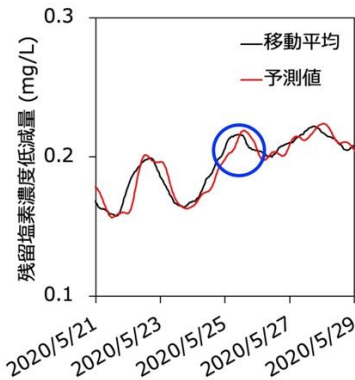


図-8. 石川-山城モデルの精度

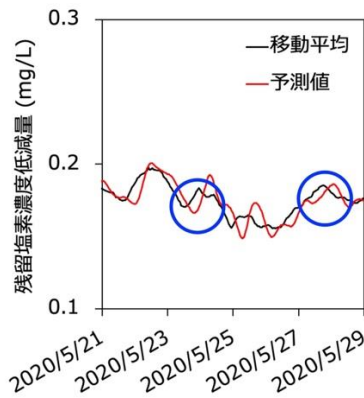


図-9. 石川-東恩納モデルの精度

6時間先の石川-山城モデルの経時変化を図-8に、石川-東恩納モデルの経時変化を図-9に示す。両モデル共に、予測値が実測値（移動平均値）の6時間後追う後追い現象が発生しており、特に石川-東恩納モデルでは、実測値ではピークが存在しない場所に予測値のピークが観察される箇所が複数観察された。ただし、二箇所の配水池では本部調整池のように自己水源を使用しておらず、人為的な給水量変化が影響したとは考にくい。山城調整池および東恩納調整池は、石川浄水場からポンプ輸送で配水されており、通常は夜間電力を使用して給水し、日中はポンプが稼働していない。この場合、石川浄水場から供給された水は浄水場の配

水池に貯水されることになるため、浄水場出口の残留塩素よりも、配水池に配水される際の残留塩素濃度の方が低くなると予想される。正確な予測モデルを構築するには、残留塩素濃度低減量を予測する始点と終点の2点間において、正確な残留塩素濃度の計測が必要であることを示すものであり、配水池などを経由して残留塩素濃度が低下する場合などでは、予測モデルの適用が難しいことが明らかになった。

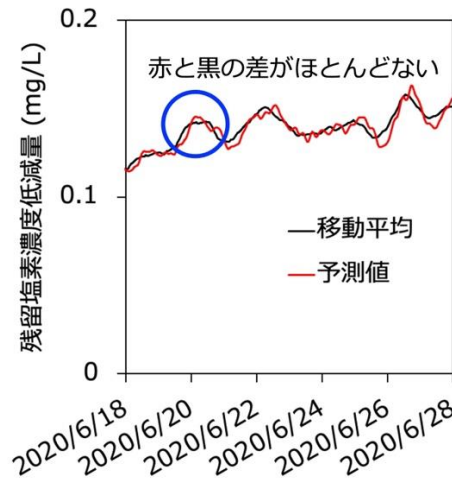


図-10. 山城-具志川モデルの精度

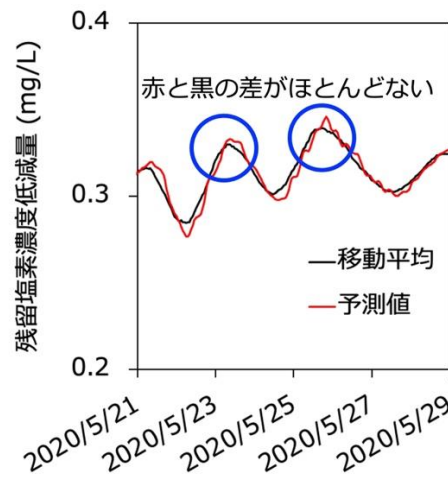


図-11. 山城-金武モデルの精度

山城-具志川モデルの経時変化を図-10に、山城-金武モデルの経時変化を図-11に



示す。石川-山城モデルとは異なり、両モデルとも後追いが発生せず、高い精度で予測できることが明らかになった。山城調整池から具志川および金武調整池へは、主に水位差により給水されているため、定期的な水の滞留が少なかったことで、精度の高いモデルが構築できたものと推測する。ただし、金武調整池については米軍基地へも水供給されており、基地の利用状況によっては給水量が大きく変化する可能性がある。LSTMで記録したことのない変動を経験した際には、モデル精度が大きく低下する恐れもあることから、注意が必要となる。

### 7.3 予測モデル構築フローの汎用性検討結果のまとめ

本研究では、神奈川県内広域水道企業団のデータを用いて構築した、予測モデル構築フローの汎用性を検証するために、沖縄県企業局から名護浄水場の給水系および石川浄水場の給水系のデータを提供いただき、モデルの構築および精度の検証を実施した。

モデル精度を大きく低下させる原因として、(1) 水源切り替えのように人為的に給水量の大きな変化があるような水系、および(2) 夜間配水などにより残留塩素濃度が計測時点からずれる場合が確認された。

モデル精度に影響を与える因子を把握した上で、モデルの活用先を選定する他、運用方法を整える必要があることが本研究により示された。

## 8. 給水地点から末端配水地点間の残留塩素低減量予測モデルの構築

相模原浄水場-西谷モデルの出力値を西

谷-仏向モデルで活用した際の仏向配水池における現時点の残留塩素低減量予測結果を図-12に示す。西谷-仏向モデルは、フィードバック制御により管理されている追塩アルゴリズムをLSTMによりモデル化したものであり、ほとんどのプロットが±0.025 mg/L以内に収まった。これらの結果から、LSTMにより追塩アルゴリズムを高精度に再現できたことがわかる。

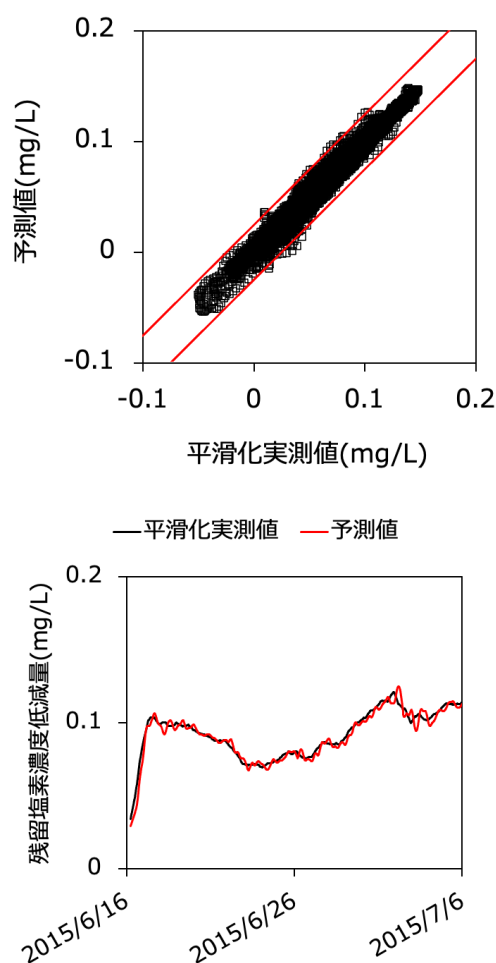


図-12. 西谷-仏向モデルの精度：(上) 実測値と予測値の差、(下) 時系列変化

さらに、西谷-仏向モデルの出力値を仏向-桜台小学校モデルで使用した際の、桜台小学校における6時間先での残留塩素低減量

予測結果を図-13 に示す。ほとんどのプロットが0.025mg/L以内に収まったことから、高精度で末端配水地点での残留塩素濃度を予測できたことが分かる。これらの結果から、大規模な給水管路に加えて、より複雑かつ小規模な樹状配管網であっても、高精度の予測モデルを構築できる可能性が示された。また、本研究では3区間のモデルを連立させることで、長区間で残留塩素濃度が大きく変化する場合においても、高い精度で残留塩素濃度低減量を予測可能なモデル構築法の確立に成功した。

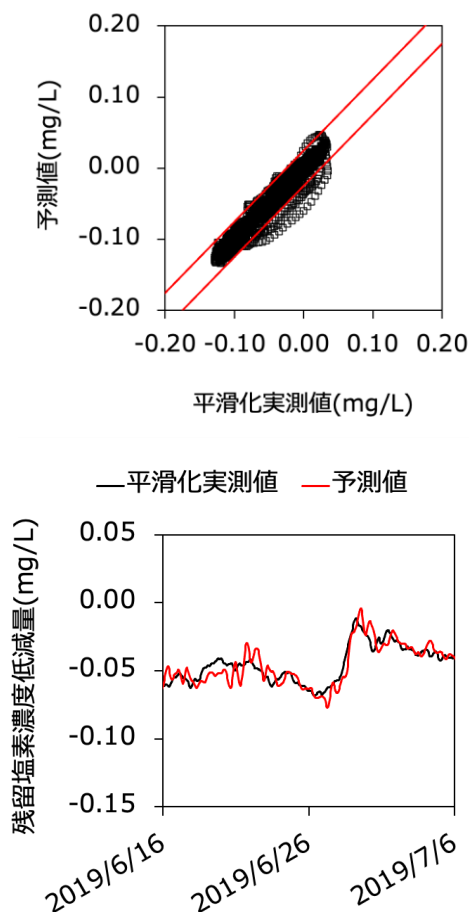


図-13. 仏向-桜台小学校モデルの精度：(上) 実測値と予測値の差、(下) 時系列変化

仏向-桜台小学校モデルは西谷-仏向モデルよりもわずかに平均誤差値が高かったことから、西谷-仏向モデルの誤差が続く仏向-桜台小学校モデルに影響を与えたものと推測する。モデルを連立する際には、前段モデルの予測精度に配慮する必要性が示された。

### 9. 残留塩素濃度を PC に入力するデバイスの開発

管理画面に表示された残留塩素濃度読取り結果の一例を図-14 に示す。目視による読み取りと比較した際の正答率は 97.5%であり、ビデオカメラによる撮影のみで、高精度に残留塩素濃度の数値を PC 入力することに成功した。2.5%の誤答を確認したところ、小数点が読み取れなかった場合と数値が検出できなかった場合に分別できた。これらの結果をもとに、誤答条件を補正するためのアルゴリズムを追加した結果(図-15)、正答率 100%を達成した。これにより、浄水場の監視制御システムに介入することなく、各地点における残留塩素濃度の判別および PC (Excel) 入力が可能になった。

時刻	検出値	目視
2022/8/15 15:50	0.87	0.87
2022/8/15 15:55	0.87	0.87
2022/8/15 16:00	0.86	0.86
2022/8/15 16:05	88	0.88
2022/8/15 16:10	0.87	0.87
2022/8/15 16:15	0.87	0.87
2022/8/15 16:20	0.87	0.87
2022/8/15 16:25	0.87	0.87

図-14. 文字認識の結果例

構築したモデルは、Excel でも計算できることから、ビデオカメラと Excel があれば、画面から数値を判別・入力し、残留塩素濃度低減量の予測値を表示するシステムが安価かつ簡単に構築できるようになった。

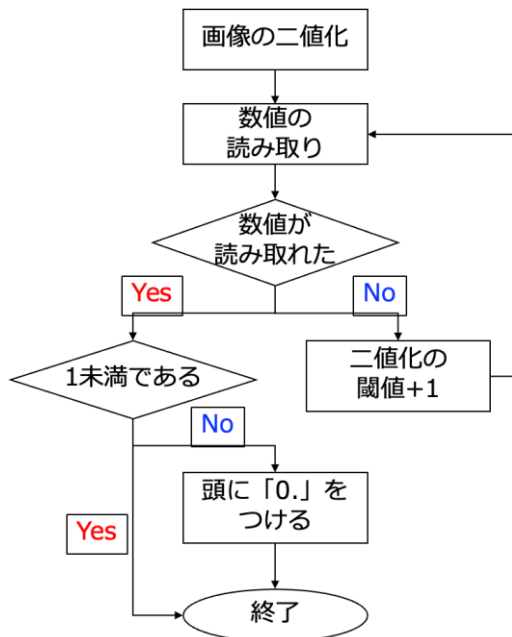


図-15. 数値読み取りアルゴリズム

#### D. 結論

本研究では、時系列データ解析モデルである LSTM を用いて、末端配水地点における 6 時間後の残留塩素濃度を予測するモデル構築手法について紹介した。極めて高精度のモデルが構築出来ることから、予測結果をもとにした浄水場出口における自律塩素添加制御システムの構築も実現可能と考える。

一方で、モデルの感度分析によって、未学習のトレンドデータが入力された際に、著しく予測精度が低下することも明らかになっている。また、管内滞留時間に周期性が存在しない場合にも、モデル構築が難しいことを確認している。これらの課題には、残留塩素濃度だけでなく、流量や管内圧力などのデータを入力値として利用することで、より複雑な事象に対しても対応可能なロバストなモデル構築が可能になると考え

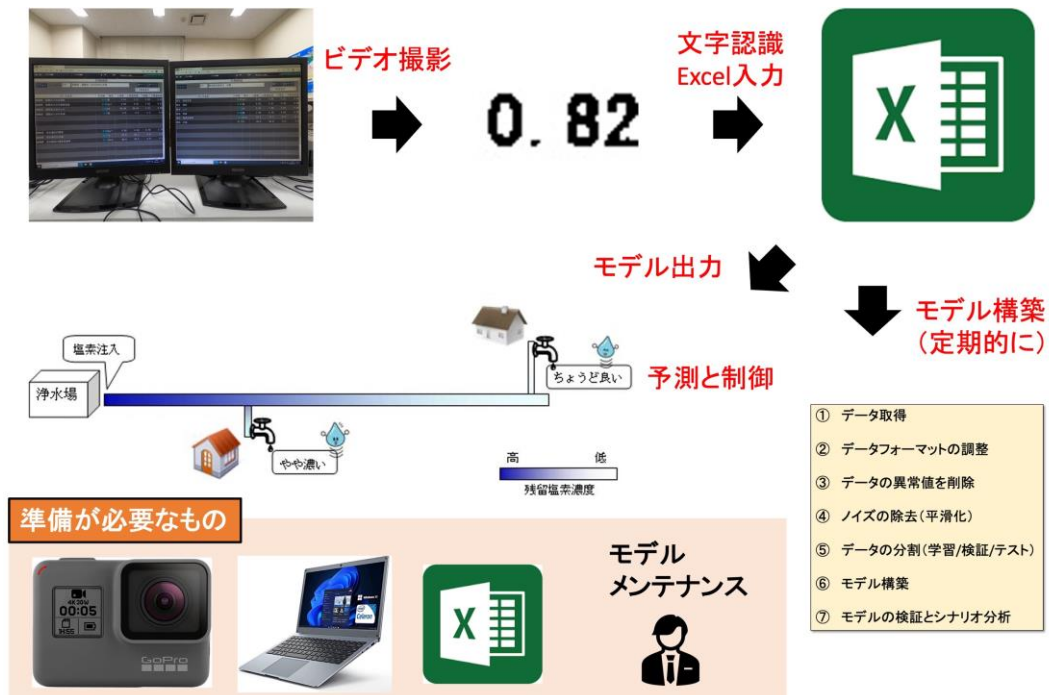


図-16. 本研究の実用化イメージ

る。

本研究において、PC上の監視データをExcelに転送・入力し、6時間後の残留塩素濃度を出力するシステムを構築した。安価な小型残留塩素濃度計と組み合わせることで、比較的小規模な浄水場でも自律塩素添加制御システムを構築できると考える（図-16）。

## E. 研究発表

### 1. 論文発表

山村寛、石井崇晃、長短期記憶ネットワーク(LSTM)による末端配水地点の残留塩素濃度予測、水環境学会誌 46 (3), 81-84, 2023年.

### 2. 学会発表

1. Takaaki Ishii, Hiroshi Yamamura, Kazuki Ono, Manabu Ichikawa, Masahiko Kiyozuka, PREDICTIVE MODELS OF RESIDUAL CHLORINE CONCENTRATION IN WATER DISTRIBUTION SYSTEMS BY LONG-SHORT TERM MEMORY NETWORKS, 3rd International Conference on Disinfection and DBPs, Milan, Italia, 27 June - 1 July 2022

## F. 知的所有権の取得状況

### 1. 特許取得

なし

### 2. 実用新案登録

なし

### 3. その他

1. 特別講演会：山村寛、第29回 神奈川県内広域水道企業団研究発表会、2023年2月15日.

## 参考文献

- 1) 公益財団法人水道技術研究センター, 1999. 管路内残留塩素濃度管理マニュアル.
- 2) 横浜市水道局, 令和5年度水質検査計画, 横浜市水道局, Editor. 2023, 横浜市.
- 3) 山口貴士, et al., 2012. 配水システムにおける残留塩素減少に関する統合シミュレーションモデルの研究. 土木学会論文集 G (環境), 68(7), 165-173.
- 4) 稲員とよの, et al., 2008. 送水管路におけるフィールド調査に基づく残留塩素減少モデルに関する研究. 環境工学研究論文集, 45, 605-612.
- 5) 井上正人, et al., 2000. 残留塩素濃度を予測するニューラルネットワークモデル. 社会情報学研究, 6, 149-168.
- 6) 松本隼, et al., 2019. 機械学習と化学反応モデルのハイブリッドによる残留塩素濃度予測. 環境システム計測制御学会, 24巻 (2), 111-151.
- 7) 齋幸治, et al., 2007. フィードバック型ニューラルネットワークモデルによる富栄養湖の溶存酸素のリアルタイム予測. 農業土木学会論文集, (248), 47-54.
- 8) Kumar, D.N., K.S. Raju, T. Sathish, 2004. River flow forecasting using recurrent neural networks. Water Resources Management, 18(2), 143-161.
- 9) Zhang, J.F., et al., 2018. Developing a Long Short-Term Memory (LSTM) based model for predicting water table depth in agricultural areas. Journal of Hydrology, 561, 918-929.