

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

水質管理の強化に係る既存・将来技術の文献調査と課題抽出（文献調査）

研究分担者 島崎 大 国立保健医療科学院 上席主任研究官

研究要旨

国内外の文献調査に基づき、水質指標項目の連続測定や、深層学習による早期の水質予測等測定データ利活用、新規水質センサーの開発状況について最新動向を把握し、課題点を抽出した。従来の培養法による指標微生物に加えて、迅速に細菌を検出可能である酵素活性やフローサイトメトリーといった測定手法の適用が実施されていた。人工衛星によるセンシングならびに画像解析技術により、広域における水源水質の把握や漏水検出等が、従来よりも大幅に期間を短縮し省コストかつ省力的で実現できる可能性があり、大いに注目すべきと考えられた。深層学習技術を用いた水道事業における各測定データの利活用により、浄水場の運転管理や水質管理のみならず水道事業に係る広汎な業務を支援できると考えられた。各種新規水質センサーの研究開発が進展しているものの、水道事業者のニーズが高いと想定される消毒副生成物の電気化学センサーについては、対象物質や認識物質の長期保持など依然として技術的な課題が大きい状況にあった。

A. 研究目的

水質（代替）指標項目の連続測定や、小型水質センサー等の導入、深層学習等による早期水質予測といった先端的な開発技術を水道水源から給水末端に至る水質管理に活用することで、水道事業者の限られた技術系職員数であっても効果的かつ効率的な水質管理が可能となり、さらには従来よりも高度な水質管理が可能になると考えられる。本年度は、海外および国内の文献調査に基づいて、①連続測定可能な（代替）水質指標、②水質変動の早期予測等測定データ利活用、③新規水質センサーの開発に関する最新動向および課題点を抽出し、明らかにすることを目的とした。

B. 研究方法

(1)海外における既存・将来技術の文献調査
国立保健医療科学院内にて利用可能な学術文献データベース（Web of Science Core Collection, JDream III, CiNii Articles, J-STAGE）を用い、下記キーワードにて文献検索を実施した。
○共通 水道、水質：
{drinking OR potable} AND water AND quality
○指標 自動・遠隔・連続・オンライン測定：
indicator AND {automated OR remote OR online} AND monitoring
○機械学習
{machine OR deep} AND learning
○自動・遠隔・オンラインセンサー 開発

{automated OR remote OR online} AND sensor AND development

ヒットした 194 文献のうち、要旨や結論等の内容から判断して、当研究の趣旨に該当しない文献を除外し、34 文献を選定した。

(2)国内における既存・将来技術の文献調査

②水質変動の早期予測等測定データ利活用に関しては、国内の研究開発や実用事例等も情報収集の対象に加えた。国立保健医療科学院内にて利用可能な学術文献データベース (CiNii Articles, CiNii Books, J-STAGE, NDL Online, Google Scholar) を用い、下記キーワードにて文献検索を実施した。

○共通：

{水道 OR 水質 OR 浄水}

○機械学習・データ利活用：

{機械学習 OR 深層学習 OR ディープラーニング OR AI OR ニューラルネットワーク}

当研究の趣旨に該当しない文献を除外し、31 文献を選定した。

C. 調査結果

(1)連続測定可能な(代替)水質指標および迅速モニタリング技術

i)微生物指標

従来の大腸菌や一般細菌、従属栄養細菌といった微生物指標は、糞便汚染や細菌現存量の指標として意義があるものの、いずれも培養法に依存しているため、測定に時間を要する、コロニー生成能を有する細菌のみを評価している等の課題がある。

大部分の大腸菌が特異的に保有する、βグルクロニダーゼ(GLCU)活性を指標として、大腸菌の迅速測定法の開発を検討した

事例が報じられている¹⁻³⁾。この中で、Burnetらは GLCU 活性を指標とした市販の大腸菌連続モニタリング装置と自動採水装置を組み合わせた。カナダ国ケベック州の水道水源域を対象に、GLCU 活性が上昇した際に自動的に採水を行ったところ、大腸菌、バクテロイデス 3 種、クリプトスポリジウムおよびジアルジアが同時かつ大幅に増加することを確認した。同手法は、突発的な水源の糞便汚染のデータを効率的に収集する際に有用であるとした³⁾。

一方、オンライン型フローサイトメトリーを用いた、全菌数のリアルタイム連続測定手法の適用も試みられている⁴⁻⁵⁾。Adomatらは、複数のバンクフィルトレーションの現場や限外膜ろ過プラントを対象として、フローサイトメトリーによる浄水中の細菌の計数値を他の酵素的検出法(ATP 法、ALP-TEA 法)による評価値と比較し、差異について考察を行った。特に限外膜ろ過プラントでは、細菌数の日中変動が大きいことが判明し、細菌モニタリングのあり方についてさらなる検討を要するとした⁴⁾。Favereらは、実規模の配水管網内を対象としてフローサイトメトリーによる測定を行い、Bray-Curtis 指数による類似度評価を組み合わせることで、配水管網内の異常検知に適用できる可能性を示した⁵⁾。

人工衛星の画像を用いた広範囲の水源水域モニタリングの試みも報告されている。Keithらは、Landsat-8 Operational Land Imager(OLI)センサーを用いて、藻類増殖の指標としてクロロフィル a 濃度の推定を試行した。OLI センサーの空間分解能は 30m であった。OLI のスペクトルバンド 1,3,5 を組み合わせた 3 バンドの反射率補正アルゴ

リズムを用いたモデル式により、湖沼のクロロフィル a 濃度を正確に推定できた (R2 値は 0.66、二乗平均誤差値 8.9 $\mu\text{g/L}$)。米国内の 2 水源 (ノースカロライナ州 Jordan 湖、ロードアイランド州貯水池) を対象として、クロロフィル a 濃度の空間変動および時間変動を予測可能とした⁶⁾。

他に、Pardo-Iguzquiza らは、開発途上国の遠隔地など定期的な採水が困難である地域等を想定し、ネットワーク最適化により採水箇所の適正配置を行う手法を提案した⁷⁾。Goffin らは、下水処理水中に含まれる溶存有機物の常時監視を目的に、パリ市内の EEM-PARAFAC 解析手法の適用を検討、溶存態 BOD5 の予測が可能であるとした⁸⁾。

(2) 水質変動の早期予測等測定データ利活用 i) 原水

浄水処理において支障となるなど、留意すべき水質項目を対象に、水道原水中の水質予測を行った研究事例が報じられている。

海外においては、水源域における藍藻類および関連水質指標の予測^{9,10)}や、原水中の濁度予測¹¹⁻¹³⁾が多く見受けられた。前者として、Gandola らは顕微鏡画像から藍藻毒産生種を含む各藍藻類を形態等の各パラメータから自動判定定量するアルゴリズムを開発し、人手による従来の判定手法と比較して迅速に定量可能とした⁹⁾。Lee らは、韓国の 4 主要河川における藻類発生予測に回帰分析および複数の深層学習モデル (MLP: 多層パーセプトロン, RNN: リカレントニューラルネットワーク, LSTM: 長期短期記憶) を適用し比較した。各河川の貯水池における 1 週間の水質・水位・水量データを基に、翌週のクロロフィル a 濃度を予測し、RSME (root

mean square error) により実データと比較、予測精度を評価したところ、LSTM モデルはクロロフィル a 濃度の予測精度が最も高く、実際の濃度変動に追従できていた¹⁰⁾。後者として、Zhang らはランダムフォレスト (RF) モデルを用い、水道水源である中国・太湖の濁度予測を行った。風速、風向、気温、降雨を入力データとして、3 年間の毎時測定データを入手し、四分位値棄却等のデータ処理を施した。パラメータ最適化の後、予測値と実測値の相関係数は 0.7 以上であり、予測値の 55% 以上が実測値と比較して 20% 以内の誤差範囲となった¹³⁾。その他、流域の土地利用形態が原水中の病原体の存在に与える影響評価への機械学習の適用¹⁴⁾や、地下水の水質評価への適用例¹⁵⁾があった。

国内においても、同様に水道の水質管理において重要となる水質項目の予測事例が報じられていた。石井らは浄水場が保有する原水水質データを活用し、FFANN (Feed Forward Artificial Neural Network) および LSTM (Long Short-term Memory) によりカビ臭物質濃度を短期予測するモデルを開発し、3 時間後のカビ臭物質濃度の短期予測を可能とした¹⁶⁾。神部らは、多摩川を対象としてニューラルネットワークを用いた河川の上流・中流・下流を示す水質パラメータの抽出を行った^{17,18)}。微生物指標に関して、小林らはサポートベクターマシン (SVM) による河川水中大腸菌濃度のリアルタイム予測の実現性に関する計算機実験¹⁹⁾、大石らは階層ベイズ推定法等による環境水中のウイルス自然死滅モデルの構築²⁰⁾を行った。また、水道水源ではないものの、富栄養湖の溶存酸素濃度予測²¹⁾、沿岸域の赤潮発生予測²²⁾、港湾部の COD 予測²³⁾の事例があっ

た。一方、水害対策等の観点から、河川水位予測手法²⁴⁻²⁶⁾や、流域水収支モデルのパラメータ最適化²⁷⁾、高濁度発生時の流況画像分類に基づく河川モニタリングへの適用事例²⁸⁾が報告されていた。

ii) 工程水

浄水処理の各工程における処理条件の最適化や自動化について、機械学習の適用等による検討が行われていた。

海外においては、Ratnaweeraらはオンライン水質測定および機械学習等を用いた凝集過程の自動制御手法に関するレビューを行った²⁹⁾。これまでに検討された手法は、①原水データを用いたフィードフォワード制御、②処理工程水または浄水データを用いたフィードバック制御、③多変量解析、人工ニューラルネットワークモデル(ANN)、ファジー理論モデル等を用いた凝集剤注入率決定であった。また、よく用いられる水質データは流量、pH、濁度、懸濁物質、UV吸光度等であった。凝集過程の安定性向上や、凝集剤使用量の低減による薬品・汚泥処理コスト縮減が期待できるとした。Uptonらは、機械学習の一つである分類回帰木(Classification and regression tree approach: CART)アルゴリズムを用い、実際の浄水場におけるろ過池の運用データやろ過水濁度データ等に基づいて、ろ過水濁度0.1NTUを超過するろ過性能低下の因子および関連する条件をモデル化した³⁰⁾。浄水処理における水質制御に関して、消毒副生成物の生成プロセスのモデル化³¹⁾や、前駆物質の蛍光スペクトル解析への適用³²⁾が行われていた。さらには、高度処理による微量化学物質の制御に関して、オゾン処理における低減予

測³³⁾や粒状活性炭ろ過における除去効率の構造活性に基づく予測³⁴⁾が試みられていた。Liらは、浄水処理工程を対象とした人工知能および機械学習技術の適用に関するレビューにおいて今後の課題として、対象とする汚染物質をスクリーニングし特定するための効果的な特性評価データの取得、ならびに、浄水場全体の管理を支援するためのマクロモデルおよび判断スキームの確立を挙げた³⁵⁾。

一方、国内では、凝集沈殿プロセスの制御に関する検討が多く実施されていた。山村ら³⁶⁾、鈴木ら³⁷⁾、林ら³⁸⁾はいずれも凝集ブロック画像の機械学習に注目し、山村らおよび鈴木らは畳み込みニューラルネットワーク解析による沈降性予測モデルならびに凝集後濁度予測モデルの構築を、林らは凝集の自動制御をそれぞれ試みた。陰山らは、膜ろ過の前処理として凝集剤の最適注入率制御を目的に、ニューラルネットワークを用いて膜ろ過抵抗変化のモデルを開発し、逆洗直後のろ過抵抗の変化を良好に推定可能とした³⁹⁾。平林らは、浄水処理の各薬品注入プロセスを対象に、ランダムフォレストモデルを用いた注入率予測をプラント規模で実証した⁴⁰⁾。その他、AIを用いた魚による水質監視支援システムの構築⁴¹⁾、ハロ酢酸生成能の機械学習モデルの検討が報告されていた。

iii) 送配水

海外においては、送配水過程の水質変化予測や水質異常検知に関する検討が多く報告されていた。前者として、Mohammedら⁴³⁾は、ベイジアンネットワークモデルを用い配水管内の全菌数と各水質データ間の関

係や気象データへの依存性を評価したところ、気温、夏季、降水量、残留塩素、水温、アルカリ度、電気伝導度が全菌数と強い相関を示した。また、全菌数を予測する深層学習(LSTM)モデルを構築、配水管内の水質データに加えて気象データを組み込むことで予測精度は向上した。水道水質項目および気象項目のオンラインセンサーと深層学習モデルを組み合わせることで、配水過程の微生物学的水質の管理に資すると結論した。Speight らは、機械学習技術のうち自己組織化マップ (self-organizing maps:SOM) を用いて英国 3 水道会社の全国規模データセットのマイニングを行い、鉄溶出による色度上昇の主たるメカニズム (残塩濃度低下、硝化、無ライニング鉄管の腐食) を特定した⁴⁴⁾。また、Mounce らは、配水過程における鉄による着色障害に注目し、ランダム アンダーサンプリング ブースティング (RUSBoost)の適用により着色障害の発生リスクを DMA 単位で評価した⁴⁵⁾。後者として、Arnon らはリアルタイム紫外吸光光度分析と機械学習を組み合わせた早期汚染検出アルゴリズムを開発し、低濃度の汚染を極めて低い擬陽性率にて検出できたとした⁴⁶⁾。Xu らは、飲用可能再生水のクロスコネクションのリアルタイム検出を目的に、既往の水質センサーおよび機械学習を組み合わせた検出システムを構築した⁴⁷⁾。Dogo らは、送配水過程を対象とした機械学習の適用に関するレビュー文献において、これまでに古典的な機械学習手法を用いて数多くの研究が報告されており、近年の深層学習技術や IoT 等センサー技術、ビッグデータ解析技術の進展により新たな展開を迎えていること、一方、深層学習モデルの予測精度

はネットワーク深度や教師データの量に大きく依存することを指摘した⁴⁸⁾。また、Ngouna らは欠損が多いデータセットから水質汚染事例を検出する手法について検討を行い、工業界において実績がある Prognostics and Health Management (PHM)手法が適用可能であるとした⁴⁹⁾。

一方、国内においては、水道の管路維持管理や水質管理、といった実務に則した様々な実践的な検討が見られた。例として、配水管網における残留塩素濃度の推定モデルの構築^{50,51)}や、漏水監視^{52,53)}、水圧管理⁵⁴⁾、バルブ異常検知⁵⁵⁾、水需要予測⁵⁶⁾や流量予測⁵⁷⁾であった。また、送水系運転支援システムの構築を目的とした運転ノウハウの抽出⁵⁸⁾、埋設管の位置推定⁵⁹⁾や地震被害位置の推定⁶⁰⁾など、今後の技術者不足をふまえた運用管理の省力化や自動化に関する検討も見受けられた。

(3)新規水質センサーの開発に関する最新動向および課題点

i)微生物

Simoes ら⁶¹⁾は、独自のオンサイト型連続蛍光光度センサーを開発し、トリプトファン様物質の蛍光検出による、大腸菌群濃度の推定手法を検討した。L-トリプトファン溶液と E.coli 培養液の各蛍光スペクトルを比較し、励起波長 280nm、蛍光波長 330nm と設定してセンサーを作成した。発光部には UV-LED を用いた(高さ 19cm,直径 10cm)。実験室内での L-トリプトファン標準物質を用いた試行では、検出下限濃度は 4.89nM ($\approx 0.1 \mu\text{g/L}$)となった。再現性も良好であった。現場での試行では、大腸菌群との相関性が他の現場型センサー(濁度,pH,電気伝導

度、色度)よりも高かった。水源水域における、微生物汚染の早期警戒システムに適用できると考えられた。Offenbaume ら⁶²⁾は、糞便汚染指標として用いられている大腸菌 *E.coli* ならびに腸球菌を対象とし、現在の監視方法や将来的な課題に関する 150 論文を対象としたレビューを行った。各論文にて採用されていた測定法は、①メンブランろ過法、②培養法、③定性/定量 PCR 法、④ DNA プローブ法、⑤吸光光度法、⑥蛍光光度法 (3次元蛍光分析法、フローサイトメトリー)、⑦バイオセンサー法 (電気化学法、試験紙法、マイクロラマン分光法)、⑧ATP 生物発光検出法、⑨酵素活性検出法、⑩自動現場測定バイオセンサー法、⑪可搬型バイオセンサー法であった。この中で、各バイオセンサー法やフローサイトメトリーは 1 時間以内で測定結果が得られるとされた。一方、各培養法は 24 時間程度を要した。いずれの手法も、水道原水に含まれる夾雑物による検出感度の低下や、他の細菌による検出特異性の低下、採水や測定に係る労力が課題であった。また、Hansen らはマイクロ流体デバイス型の ATP 常時測定装置を開発し、2.5pg/mL の検出下限値を達成した⁶³⁾。

ii) フッ素

Ameer ら⁶⁴⁾は、水中のフッ素 (フッ化物) イオンを対象とした、各測定法や将来的な課題等に関するレビューを行った。現在の主要なフッ素イオン測定法は、①分光光度法、②イオンクロマトグラフ法、③滴定法、④比色法、⑤電気化学法 (イオン電極法) などであるものの、いずれも、正確性や安定性等の面からフッ素イオンの常時オンライン測定には適していないとした。一方、研究開発の段階ではあるものの、化学センサー

(chemical sensor) の進展によりフッ素イオンの高感度かつ特異的な迅速測定が可能になるとした。変換器 (transducer) の種別により、①質量感受性 (mass sensitive) センサー、②電気化学 (electrochemical) センサー、③光学 (optical) センサーに大別され、いずれも WHO 飲料水水質ガイドラインの指標値である 1.5mg/L 付近ないしはそれ以下の濃度のフッ素イオンが検出可能であるとした。一例として、酸化グラフェンとアルミニウムを交互嵌合した電極により、0.1-10ppm の範囲の水中フッ素イオンが検出できるとの事例があった。

iii) 消毒副生成物

Zhang ら⁶⁵⁾は、電気化学センサーを用いた水中の消毒副生成物 (DBPs) の検出法に関する過去 10 年間の研究動向についてレビューを行った。DBPs の認識については、酸化還元たんぱく質 (ヘモグロビン、ミオグロビン等)、ポルフィリン含有金属錯体、酵素類 (西洋ワサビペルオキシダーゼ等)、分子インプリンティングポリマーが使用されており、対象とする DBP はほとんどがトリクロロ酢酸 (TCA) のみであった。電極の作成については、金属類を使用した例は限られており、多くの場合グラファイト等の炭素類が使用されていた。特に、電子移動速度の面で有利であることから、カーボンイオン性電極 (carbon ionic liquid electrode) が多用されていた。シグナル出力については、サイクリックボルタンメトリーの使用事例が多かった。その他に、差分パルスボルタンメトリー、矩形波ボルタンメトリー、アンペロメトリー等が使用されていた。今後の研究開発における課題として、トリクロロ酢酸以外の DBPs への適用 (NDMA 等)、複数の

DBPs の同時測定、DBPs 認識たんぱく質や酵素類の長期的な保持、応答時間の明確化と短縮が挙げられた。

D. 考察

(1)連続測定可能な(代替)水質指標および迅速モニタリング技術

従来の培養法による指標微生物に加えて、迅速に検出可能である測定手法の開発と適用が行われていた。水道水源の糞便汚染指標として、ほとんどの大腸菌に固有である β -D-グルクロニダーゼ (GLCU) 活性を連続測定し、自動採水に適用する事例が見られた。クリプトスポリジウム等の病原体との相関性が高く、汚染イベント発生時の採水が最適化できると考えられた。

浄水や配水過程を対象としたオンライン型フローサイトメトリーの適用により、水源変更や季節変化に伴う細菌の再増殖等、衛生状況の変化が把握できると考えられた。

人工衛星による多波長スペクトル画像の活用を通じて、広範囲の水源水域における藻類等の増殖のモニタリングが容易になると考えられた。

(2)水質変動の早期予測等測定データ利活用

水道水源・浄水処理工程・配水過程においてオンライン測定データの利活用による多様な水質予測や自動制御が試みられており、実用化・商品化されている技術も一部に見受けられた。

データセットの質や量、データ前処理に依存するものの、深層学習モデルによる予測精度は全般に高く評価されており、中でも短期長期記憶 (LSTM) モデルの予測精度は優れていた。

浄水場の運転管理や水質管理に加えて、漏水管理・水圧管理、水需要予測、バルブの異常検知など、水道事業に係る広汎な業務を支援できると考えられる。

(3)新規水質センサーの開発に関する最新動向および課題点

大腸菌や腸球菌など糞便汚染指標として規制される細菌類のオンライン連続測定に対するニーズは高い。既往のセンサー技術のうちトリプトファン様物質を対象とした蛍光検出法やバイオセンサー法の実用化が有力と考えられた。

フッ素イオンは飲料水の安全性において優先度が高く、現在、イオン電極法等により選択的な検出が可能である。一方で、現場での簡易測定を目的とした試験紙等の開発が進められていた。

消毒副生成物のオンライン連続測定を目的とした電気化学センサーの開発が進められているものの、対象物質や認識物質の長期保持など、技術的な課題が大きい状況にあった。

E. 結論

国内外の文献調査に基づき、水質指標項目の連続測定や、深層学習による早期の水質予測等測定データ利活用、新規水質センサーの開発状況について最新動向を把握し、課題点を抽出した。従来の培養法による指標微生物に加えて、迅速に細菌を検出可能である酵素活性やフローサイトメトリーといった測定手法の適用が実施されていた。また、人工衛星等によるセンシングならびに画像解析技術により、広域における水源水質の把握や漏水検出等が、従来よりも大

幅に期間を短縮し、省コストかつ省力的で実現できる可能性があり、大いに注目すべきと考えられた。深層学習技術を用いた水道事業における各測定データの利活用により、浄水場の運転管理や水質管理のみならず水道事業に係る広汎な業務を支援できると考えられた。各種新規水質センサーの研究開発が進展しているものの、水道事業者のニーズが高いと想定される消毒副生成物の電気化学センサーについては、対象物質や認識物質の長期保持など依然として技術的な課題が大きい状況にあった。

F. 研究発表

1. 論文発表

(該当なし)

2. 学会発表

(該当なし)

G. 知的財産権の出願・登録状況（予定を含む）

1. 特許取得

(該当なし)

2. 実用新案登録

(該当なし)

3. その他

(該当なし)

参考文献

- 1) Burnet, JB, et al.: Autonomous online measurement of beta-D-glucuronidase activity in surface water: is it suitable for rapid E. coli monitoring?, WATER RESEARCH, 152, 241-250, 2019.
- 2) Ender, A, et al.: Evaluation of beta-D-glucuronidase and particle-size distribution for

microbiological water quality monitoring in Northern Vietnam, SCIENCE OF THE TOTAL ENVIRONMENT, 580, 996-1006, 2017.

- 3) Burnet, JB, et al.: Automated Targeted Sampling of Waterborne Pathogens and Microbial Source Tracking Markers Using Near-Real Time Monitoring of Microbiological Water Quality, WATER, 13(15), 2069, 2021.
- 4) Adomat, Y, et al.: New Methods for Microbiological Monitoring at Riverbank Filtration Sites, WATER, 12(2), 584, 2000.
- 5) Favere, J, et al.: Online microbial fingerprinting for quality management of drinking water: Full-scale event detection, WATER RESEARCH, 170, 115353, 2020.
- 6) Keith, D, et al.: Monitoring algal blooms in drinking water reservoirs using the Landsat-8 Operational Land Imager, INTERNATIONAL JOURNAL OF REMOTE SENSING, 39(9), 2818-2846, 2018.
- 7) Pardo-Iguzquiza, E, et al.: A geostatistical protocol to optimize spatial sampling of domestic drinking water supplies in remote environments, STOCHASTIC ENVIRONMENTAL RESEARCH AND RISK ASSESSMENT, 32(8), 2433-2444, 2018.
- 8) Goffin, A, et al.: Towards a better control of the wastewater treatment process: excitation-emission matrix fluorescence spectroscopy of dissolved organic matter as a predictive tool of soluble BOD5 in influents of six Parisian wastewater treatment plants, ENVIRONMENTAL SCIENCE AND POLLUTION RESEARCH, 25(9), 8765-8776,

- 2018.
- 9) Emanuele G, et al. ACQUA Automated Cyanobacterial Quantification Algorithm for toxic. JOURNAL OF MICROBIOLOGICAL METHODS.124, 2016, p.48-56.
- 10) Lee, S, et al. Improved Prediction of Harmful Algal Blooms in Four Major South Korea Rivers Using Deep Learning Models. INTERNATIONAL JOURNAL OF ENVIRONMENTAL RESEARCH AND PUBLIC HEALTH. 15(7), 2018.
- 11) Stevenson M, et al. Advanced turbidity prediction for operational water supply planning. DECISION SUPPORT SYSTEMS. 119, 2019, p.72-84.
- 12) Zounemat-Kermani M, et al. Online sequential extreme learning machine in river water. WATER AND ENVIRONMENT JOURNAL. 35(1), 2021, p.335-348.
- 13) Zhang, YP, et al. Turbidity prediction of lake-type raw water using random forest model based on meteorological data: A case study of Tai lake, China. JOURNAL OF ENVIRONMENTAL MANAGEMENT. 290, 2021.
- 14) Phiri BJ, et al. Does land use affect pathogen presence in New Zealand drinking water supplies? WATER RESEARCH. 185, 2020.
- 15) Agrawal P, et al. Exploring Artificial Intelligence Techniques for Groundwater Quality Assessment. WATER 13(9), 2021.
- 16) 石井 崇晃ら. ニューラルネットワーク (FFANN) および長期短期記憶 (LSTM) を用いた 2-MIB・ジェオスミン濃度の簡易予測および将来予測モデルの構築. 環境工学研究論文集. 第 58 巻, 77(7), 2021, p. III_303-III_310.
- 17) 神部順子ら. 主成分分析法とニューラルネットワークを用いた河川の上流・中流・下流を示す水質パラメータの抽出 東京多摩川の水質データを用いて. The journal of chemical software. 8(1), 2002, p.27-36.
- 18) 神部順子ら. 欠測データを含むデータの解析が可能な多階層型ニューラルネットワークシミュレーション(CQSAR)法を用いた河川の上流および中・下流を示す水質パラメータの抽出 東京多摩川の水質データ(1994~2002)を用いて. The journal of computer chemistry. 5(4), 2006, p.201-212.
- 19) 小林 美里ら.SVM によるリアルタイム河川水中大腸菌濃度予測.情報処理学会第 78 回全国大会講演論文集. 2016(1), 2016, p.453-454.
- 20) 大石 若菜ら. スパース推定法と階層ベイズ推定法による環境水中ウイルス自然死滅モデルの構築. 環境工学研究論文集 第 57 巻. 76(7), 2020, p.III-449-III-460.
- 21) 齋 幸治ら. 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. 2007(248), 2007, p.177-184.
- 22) 金 相曄ら. 機械学習を用いた沿岸海域における赤潮予測. 水工学論文集第 64 巻. 75(2), 2019, p.781-786.
- 23) 中島 浩薫ら. 機械学習を活用した水質データの予測に関する研究. 富山県環境科学センター年報. 令和 2 年度版(48), 2020, p.95-99.
- 24) 一言 正之ら. 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発. 土木学会論文集 B1 (水工学). 72(4), 2016, p.187-192.

- 25) 一言 正之ら. 深層ニューラルネットワークと分布型モデルを組み合わせたハイブリッド河川水位予測手法. 土木学会論文集 B1 (水工学). 73(1), 2017, p.22-33.
- 26) 一言 正之. AI と土木工学の融合による水害対策技術の発展. 土木学会誌. 106(1), 2021, p.36-37.
- 27) 沼尻 治樹. 機械学習による流域水収支モデルのパラメータの自動最適化. 法政大学情報メディア教育研究センター研究報告. 36, 2021, p.42-46.
- 28) 塙 翔一郎ら. Deep Learning 応用による河川水の濁りを対象とした流況画像分類に基づく河川モニタリング. 地球環境研究論文集 第 27 巻. 75(5), 2019, p.297-306.
- 29) Ratnaweera, H, et al. State of the Art of Online Monitoring and Control of the Coagulation Process, WATER, 7(11), 6574-6597, 2015.
- 30) Upton A et al. Rapid gravity filtration operational performance assessment and diagnosis for preventative maintenance from on-line data. CHEMICAL ENGINEERING JOURNAL. 313, 2017, p.250-260.
- 31) Park J, et al. Modeling trihalomethanes concentrations in water treatment plants using machine learning techniques. DESALINATION AND WATER TREATMENT. 111, 2018, p.125-133.
- 32) Peleato NM, et al. Neural Networks for Dimensionality Reduction of Fluorescence Spectra and Prediction of Drinking Water Disinfection by-Products. Water Research. 136, 2018, p.84-94.
- 33) Cha D, et al. Prediction of Oxidant Exposures and Micropollutant Abatement during Ozonation Using a Machine Learning Method. ENVIRONMENTAL SCIENCE & TECHNOLOGY. 55(1), 2021, p.709-718.
- 34) Kennicutt AR, et al. A quantitative structure activity relationship to predict efficacy of granular activated carbon adsorption to control emerging contaminants. SAR AND QSAR IN ENVIRONMENTAL RESEARCH. 27(8), 2016, p.653-676.
- 35) Li L, et al. Recent advances in artificial intelligence and machine learning for nonlinear relationship analysis and process control in drinking water treatment: A review. CHEMICAL ENGINEERING JOURNAL. 405, 2021.
- 36) 山村 寛ら. 凝集フロック画像の畳み込みニューラルネットワーク解析による沈降性予測モデルの構築. 令和元年度全国会議 (水道研究発表会) 講演集. 2019, p.420-421.
- 37) 鈴木 昭弘ら. 機械学習による浄水プロセスにおける凝集後濁度予測手法. 情報処理学会第 82 回全国大会講演論文集. 2020(1), 2020, p.37-38.
- 38) 林 益啓ら. 機械学習/ディープラーニングを用いたフロック画像による凝集制御の実用可能性. 令和元年度全国会議 (水道研究発表会) 講演集. 2019, p.418-419.
- 39) 陰山 晃治ら. 凝集剤注入率制御を目的としたニューラルネットワークによる膜ろ過抵抗変化のモデル化. 水道協会雑誌. 80(9), 2011, p.9-21.
- 40) 平林 和也ら. AI 技術による薬品注入量の予測誤差の検証. 令和元年度全国会議 (水道研究発表会) 講演集. 2019.
- 41) 柏木 雅彦. AI を用いた魚による浄水場

- 水質監視支援システム. 環境技術. 17(9), 1988, p.593-596.
- 42) 森居 麗ら. 生分解を考慮した人為由来化合物の塩素処理に伴うハロ酢酸生成能の機械学習モデルを用いた推定. 環境衛生工学研究. 35(3), 2021, p.118-120.
- 43) Mohammed H, et al., Modelling the impact of weather parameters on the microbial quality of water in distribution systems. JOURNAL OF ENVIRONMENTAL MANAGEMENT. 284, 2021.
- 44) Speight VL, et al., Identification of the causes of drinking water discolouration from machine learning analysis of historical datasets. ENVIRONMENTAL SCIENCE-WATER RESEARCH & TECHNOLOGY. 5(4), 2019, p.747-755.
- 45) Mounce SR, et al., Ensemble Decision Tree Models Using RUSBoost for Estimating Risk of Iron Failure in Drinking Water Distribution Systems. WATER RESOURCES MANAGEMENT. 31(5), 2017, p.1575-1589.
- 46) Arnon TA, et al., Water characterization and early contamination detection in highly varying stochastic background water, based on Machine Learning methodology for processing real-time UV-Spectrophotometry. WATER RESEARCH. 155, 2019, p.333-342.
- 47) Xu XY, et al., Real-time detection of portable-reclaimed water pipe cross-connection events by conventional water quality sensors using machine learning methods. JOURNAL OF ENVIRONMENTAL MANAGEMENT. 238, 2019, p.201-209.
- 48) Dogo EM, et al., A survey of machine learning methods applied to anomaly detection on drinking-water quality data. URBAN WATER JOURNAL. 16(3), 2019, p.235-248.
- 49) Ngouna RH, et al., A data-driven method for detecting and diagnosing causes of water quality contamination in a dataset with a high rate of missing values. ENGINEERING APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE. 95, 2020.
- 50) 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. 71(8), 2002, p.2-10.
- 51) 中岡 祐輔ら. 送配水過程における残留塩素濃度減少の推定モデルに関する一考察. 令和元年度全国会議(水道研究発表会)講演集. 2019, p.836-837.
- 52) 野澤 敦司ら. 漏水常時監視システムの実フィールド検証. 令和元年度全国会議(水道研究発表会)講演集. 2019.
- 53) 南 泳旭ら. リカレンスプロットの活用と畳み込み NN による漏水判別モデルの構築. 土木学会論文集 G 環境システム研究論文集. 第 48 巻, 76(6), 2020, p.273-284.
- 54) 山原 裕之ら. AI 技術を用いた余剰圧力削減のための末端圧力推定. 令和元年度全国会議(水道研究発表会). 2019, p.602-603.
- 55) 野村 泰稔. 深層学習に基づく配管バルブの状態認識・異常検知システムの検討. 土木学会誌. 106(1), 2021, p.32-33.
- 56) 池田 拓哉. 水需要予測への機械学習技術の適用. 令和 2 年度全国会議(水道研究発表会)講演集. 2020.
- 57) 中野 民雄ら. 推定最大値による計画瞬時流量モデルの構築. 日本建築学会環境系論文集. 71(603), 2006, p.71-76.

- 58) 松木 洋ら. K 平均法および PLS 回帰分析を用いた運転ノウハウの抽出による運転支援の為に上水送水系運転システム. 電気学会論文誌 D (産業応用部門誌). 134(3), 2014, p.301-307.
- 59) 鈴木 慎人ら. ディープラーニングを用いた地中レーダ探査による埋設管の位置推定. 土木学会論文集 F3. 77(1), 2021, p.39-48.
- 60) 有田 京平. 上水道管路の地震被害位置の予測に向けた機械学習手法の利用. 令和元年度修士論文要旨集. 2020, p.157-160.
- 61) Simoes, J, et al.: An ultrasensitive fluorimetric sensor for pre-screening of water microbial contamination risk, SPECTROCHIMICA ACTA PART A: MOLECULAR AND BIOMOLECULAR SPECTROSCOPY, 258, 119805, 2021.
- 62) Offenbaume, KL, et al.: Monitoring Approaches for Faecal Indicator Bacteria in Water: Visioning a Remote Real-Time Sensor for E. coli and Enterococci, WATER, 12(9), 2591, 2020.
- 63) Hansen, CB, et al.: Monitoring of drinking water quality using automated ATP quantification, JOURNAL OF MICROBIOLOGICAL METHODS, 165, 105713, 2019.
- 64) Ameer, N, et al.: CHEMICAL SENSORS: PROMISING TOOLS FOR THE ONLINE MONITORING OF FLUORIDES, FLUORIDE, 51(3), 252-266, 2018.
- 65) Zhang, W, et al.: Recent Advances on Electrochemical Sensors for the Detection of Organic Disinfection Byproducts in Water, ACS SENSORS, 4(5), 1138-1150, 2019.