

小型凝集プラントと深層学習を用いた凝集後濁度予測手法

A Study of Method for Predicting Turbidity after Flocculation Using a Small Flocculation Plant and Deep Learning

鈴木 昭弘[†]
Akihiro Suzuki川上 敬[†]
Takashi Kawakami山村 寛[‡]
Yamamura Hiroshi根本 雄一[§]
Yuichi Nemoto大江 亮介[†]
Ryosuke Ooe

1. 緒言

浄水場における浄水処理において、原水に凝集剤を注入し攪拌することで、原水中の懸濁質を集塊したフロックと呼ばれる塊を生成する「凝集プロセス」がある。このプロセスにおいて適切な量の凝集剤を注入することは非常に重要である。なぜならフロック形成は凝集剤の多少により良し悪しが決定するからである。一方で日本の浄水場では処理水の化学的なパラメータを用いた近似式により凝集剤の注入量を決定しているが、安全性のために必要量以上に注入している状態にあると言われている。確実な凝集剤の注入量の決定にはジャーテストと呼ばれる、原水に対して複数パターンの量の凝集剤を注入しフロックを形成させ、良好な結果が得られるまで繰り返し注入量を追い込む試験が行われる。ジャーテストの様子を fig.1 に示す。これは凝集剤を注入した直後からの時間の経過とフロックの様子を表している。しかし、これは所要時間が長く、さらに熟練技術者の不足の問題がある。

機械学習を用いて凝集剤の注入量から凝集後の上澄水濁度を予測する先行研究として、pH やアルカリ度といった化学的なパラメータから予測する手法[1]が提案されているが汎化性能などの問題もあり実用化なされていない。

そこで我々は凝集中の画像に対して深層畳み込みニューラルネットワークを用いることにより、凝集剤を注入しフロックが形成され始めた初期段階の画像から最終的な凝集後濁度の予測を行う研究[2]を行っており、ジャーテスト初期（凝集開始後 200 秒）に生成されたフロックの画像から凝集後の濁度を予測可能であることを示した。

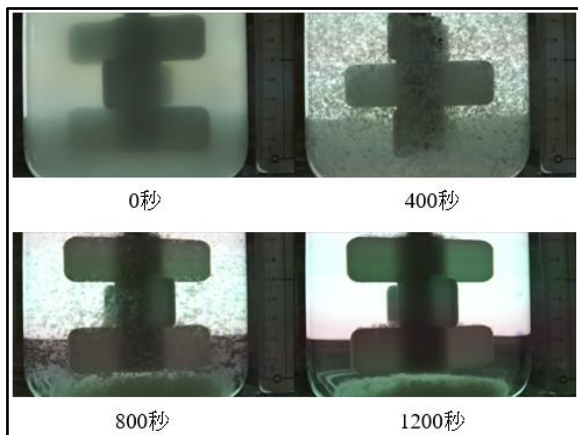


fig.1 ジャーテストの様子

そこで次のステップとして本研究では浄水場での利用を想定し、より実際の環境に近い条件で凝集後濁度の予測を行うために、浄水場の敷地内に小型凝集装置を設置した。この装置を用いて実験を行ったためその結果を報告する。

2. 小型凝集装置

小型凝集装置は埼玉県の浄水場内に設置した。浄水場が取水した河川水を凝集装置にバイパスできる仕組みにしている。処理水量は 15m³/日であり、急速攪拌槽の混和装置速度は 200rpm、緩速攪拌層は 30rpm としている。水中カメラは緩速攪拌装置の後に設置した。カメラの解像度は 1920×1280px であり 1fps で撮影を行う。装置の概要図を fig.2 示す。センサーは原水濁度計、処理水濁度計、原水温度計、原水 pH 計、カメラ位置 pH 計を設置した。センサー値は 1 分おきに取得した。様々な水質と凝集剤の注入量の組み合わせのデータを得るために、凝集剤の注入量を 12 時間ごとに、10, 20, 40, 60mgPAC/L と順次切り替えた。

3. データセットと前処理

小型凝集装置から取得した 10 月 5 日～10 月 30 日までのデータを用いた。取得した 1920×1280px の画像データから、画像の中央部を 800×800px にクロップし、200×200px に縮小した。また、凝集剤は毎日 0 時と 12 時に凝集剤の注入量を変更しているため、凝集が安定するまでの 3 時間のデータを削除した。また、センサーから取得した、原水濁度、水温、カメラ位置 pH のデータを学習データに用いた。

学習データとテストデータは曜日ごとに分割し、学習データは日曜、火曜、水曜、金曜および土曜であり、テストデータは月曜および木曜とした。画像枚数は学習データが 19 日分の 888,269 枚であり、テストデータは 7 日分の 334,397 枚である。

また前処理として時系列的にフロック画像を 5 枚合成した画像を生成し、これを入力画像とした。これはフロックの浮遊の状態にゆらぎがあり、わずか 1 秒経過前後の画像でも画像内に含まれるフロックの量が異なり、学習に影響

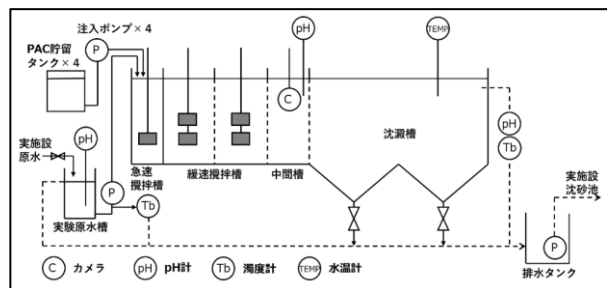


fig.2 小型凝集装置の概要

† 北海道科学大学 Hokkaido University of Science

‡ 中央大学 Chuo University

§ 前澤工業 Maezawa Industries

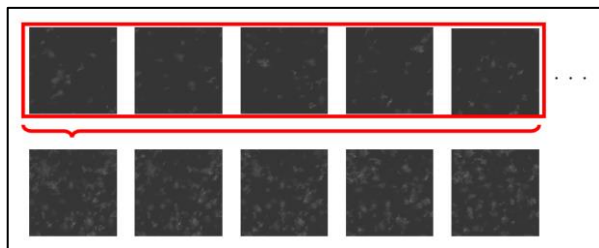


fig. 3 前処理:画像合成

を与える可能性があったためである。そこで fig. 3 のように時系列的に 5 枚 (秒) の画像を合成することでゆらぎを軽減することをねらった。

4. モデル

深層学習モデルとして ResNet50[3]をベースにして、凝集後濁度を出力する回帰モデルを作成した。初期重みには ImageNet で学習済みの重みを用いてファインチューニングを行った。このとき、ResNet50 への入力画像のみとし、ResNet50 の残差ブロックが出力した 2046 ベクトルの結果を 512 ベクトルに全結合した後に、原水濁度、温度、カメラ位置 pH の 3 つのセンサー値を結合、合計 515 ベクトルを全結合した。そして最終的に 1 ベクトルの回帰結果を出力するようにしている。

最適化手法には Adam を使用し、損失関数には MSE を使用した。バッチサイズは 100、エポック数は 200 とした。評価関数には MSE および MAE を用いた。

5. 実験結果

学習時の学習曲線を fig. 4 に示す。200epoch 終了時点での教師データに対する MAE は 0.06 (度) であった。このことから非常に小さい誤差で凝集後濁度が予測可能となるように学習が進んだことがわかる。このことから小型凝集装置から取得したデータは濁度予測に利用可能であることがわかった。一方でテストデータに対する MAE は 0.29 (度) 前後であり、教師データよりも誤差が大きく汎化性能が低いことがうかがえる。

モデルの性能を把握するために、作成した予測モデルを用いてテストデータの凝集後濁度を予測し、その予測した濁度と実際の濁度の誤差について調査した。濁度区間ごとの誤差の頻度を fig. 5 に示す。前提として我々が目標としている濁度誤差は、第一の目標としては 0.5 度以下であり、第二の目標は 0.25 度以下である。これは浄水場では凝集処理後の濁度は 1.0 度以下であることが求められる。そこ

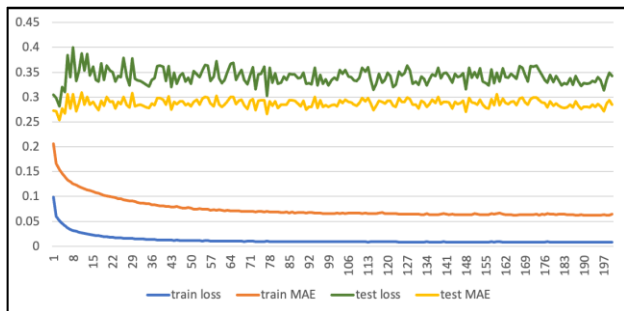


fig. 4 学習曲線

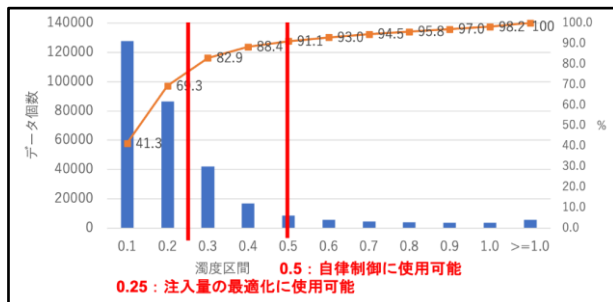


fig. 5 濁度区間ごとの誤差の頻度

で 0.5 度以下の誤差で濁度予測が可能となれば、例えば 0.5 度になるように凝集剤を注入するようにコントロールすれば、予測誤差があっても 1.0 度以下に収めるように自律制御を行うことが可能となる。そして 0.25 度の誤差で予測可能になれば、例えば 0.75 度になるように凝集剤を注入すれば、濁度が高すぎず低すぎずという状態を作れるため、凝集剤の最適化が可能である。よって 0.5 度および 0.25 度を目標としている。

今回作成した予測モデルにおいて、0.5 度以下の誤差で予測可能であったのは 91.1% のデータであった。これは自律制御への利用については、今後の研究により十分にねらうことができる精度であると思われる。

0.25 度以下の誤差で予測可能であったのは 81.9% のデータであった。18% 近くのデータについて誤差が大きくなった。注入量の最適化に用いるためには、モデルの改良を実施するとともに、小型凝集装置で取得可能なデータのバリエーションを増加や、学習に適したデータを取得するための仕組みなど、モデルとデータの両面からのアプローチが必要になると思われる。

6. 結言

小型凝集装置と深層学習を用いて凝集後濁度を予測するモデルについて実験を行った。今回の実験から小型凝集装置から得たデータから凝集後の濁度予測が可能であることを明らかにした。この結果は実際の浄水場への応用の可能性があることを示していると考えられる。さらに、90% 以上のデータについては 0.5 度以下の濁度誤差で予測できており、より精度を高めることで、凝集処理の自律制御が可能となる可能性があることを明らかにした。

今後はより精度を高め、特に 0.25 度以下で学習が行えるように、モデルと小型凝集装置の両面から精度向上のためのアプローチを行っていく。

参考文献

- [1] Chan Moon Kim, Manukid Parnichkun, "MLP, ANFIS, and GRNN based real-time coagulant dosage determination and accuracy comparison using full-scale data of a water treatment plant", Journal of Water Supply: Research and Technology-Aqua, Vol.66, No.1, pp.49-61, (2017)
- [2] 鈴木 昭弘, 川上 敬, 山村 寛, Eryanti Utami Putri, 根本 雄一, 大江 亮介, "浄水プロセス制御を目的とした深層学習によるブロック画像からの凝集後濁度予測に関する研究", 計測自動制御学会論文集, Vol.58, No.5, pp.271-281, (2022)
- [3] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, "Deep Residual Learning for Image Recognition", arXiv, Vol. 1512, No. 03385, pp.1-12, (2015)