

浄水処理におけるフロックの成長を考慮した凝集沈澱後の濁度予測モデルの検討

A Study on a Turbidity Prediction Model After Flocculation Considering Floc Growth in Water Treatment

折田 大也[†] 鈴木 昭弘[‡] 松崎博季[‡] 稲垣潤[‡] 山村寛[§] 根本雄一[¶]
Hiroya Orita Akihiro Suzuki Hiroki Matsuzaki Jun Inagaki Hiroshi Yamamura Yuichi Nemoto

1. はじめに

浄水処理における凝集沈澱工程では、原水中の懸濁物質を除去するために凝集剤が注入される。この凝集剤の注入によってフロックと呼ばれる懸濁物質の凝集塊が形成される。多くの浄水場では、原水濁度や pH、水温などの化学的パラメータを用いた近似式により凝集剤の注入量が決定されている。原水と凝集剤の注入量の関係は非線形なため近似式で求めた注入量と実際の注入量には乖離があり、過剰な凝集剤の注入は一般的に行われている。

しかし、過剰な凝集剤の注入は、崩れやすいフロックを形成してしまい、工程が進む過程で細かく崩れてしまう。崩れてしまうことで凝集沈澱後のろ過工程でろ過池が目詰まりを起こしてしまい、ろ過池の洗浄など多くのコストがかかってしまうことや、凝集剤自体のコストがかかってしまう問題がある。

本研究では深層学習を用いて凝集後の濁度を回帰予測する深層学習モデルを検討する。この予測結果から凝集剤の注入量を最適化することを最終目標とする。本実験では 2 台のカメラを用いることで従来の研究結果よりも精度向上を目指す。

2. 先行研究

先行研究として筆者らは、浄水処理工程における凝集沈澱後の上澄み水の濁度の予測精度向上を目的とし、フロック生成の初期画像および成長後の画像の 2 地点の情報を入力とする深層学習モデルを提案した[1]。

我々の濁度予測の目標誤差として、第一に ± 0.5 度以内、第二に ± 0.25 度以内を設定している。これは、浄水場における凝集沈澱の濁度が 1.0 度以下であることが管理目標とされていることに基づく[2]。仮に濁度 0.5 度になるように凝集剤の注入量を制御し、予測誤差が ± 0.5 度以内に収まる場合でも、実際の濁度は最大で 1.0 度となり、目標を満たす制御が可能となる。さらに、予測誤差が ± 0.25 度以内であれば、例えば 0.75 度を目標に凝集剤を調整することで、濁度が高すぎず低すぎない適切な状態に維持でき、凝集剤の使用量の最適化にも繋がる。

以上の理由から、本研究では ± 0.5 度と ± 0.25 度の 2 つの誤差範囲を予測精度の目標として設定している。

先行研究における実験結果の予測した凝集沈澱後の濁度と正解の凝集沈澱後の濁度の誤差のヒストグラムを図 1 に示す。テストデータにおいて誤差 ± 0.25 度以内での予測成

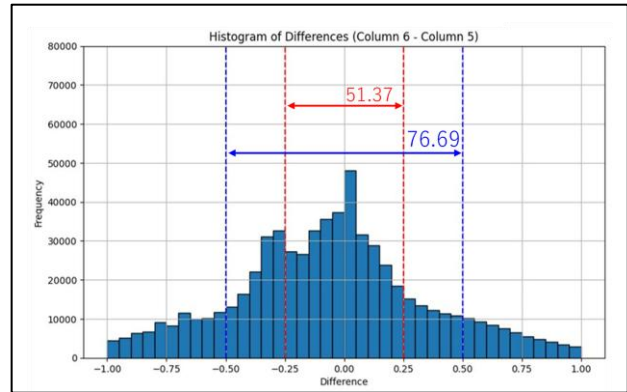


図 1 濁度誤差のヒストグラム

功率は 51.37%、 ± 0.5 度以内では 76.69%であり、従来の研究 (1 地点入力) の結果と比較して十分な精度向上は確認できなかった。

これらの結果から、2 地点の画像を用いるアプローチには一定の有効性があるものの、様々な課題が残ることが明らかとなった。今回の研究では、この先行手法を踏まえたうえで、モデル構造と学習手法の再検討を行い、より高精度な濁度予測の実現を目指す。

3. 提案手法

先行研究での実験では、2 カメラ目で撮影された画像には 1 カメラ目と比較してフロックの写り込みが少ないことが確認された。この結果から、2 カメラ目の学習がうまくいっていないことが示唆される。

そこで、1 カメラ目の画像からは一定の特徴を用いて濁度の予測が可能であることが明らかとなっていることから、本研究では 1 カメラ目の学習済み重みを 2 カメラ目にも適用することで、2 カメラ目の学習にも有効な結果が得られるのではないかと考えた。

4. データセット

埼玉県の浄水場施設内に設置した小型凝集装置により撮影したフロック画像を用いて、凝集後の濁度の予測を試みた。小型凝集装置ではフロックの様子を常時録画している。装置の概要図を図 2 に示す。図の C1 が 1 カメラ目、C2 が 2 カメラ目を指している。録画した動画から 1 秒ごとに画像を切り出している。この時、画像は 200×200 px の正方形に切り出している。切り出された画像 15 秒分を一つに合成してデータセットに用いている。データセットで使用した画像は、2023 年の 9 月、10 月および 11 月に撮影されたデータを用いる。

カメラ C1 で撮影された画像を camA、カメラ C2 で撮影された画像を camB とする。

[†] 北海道科学大学大学院工学研究科

Hokkaido University of Science Graduate School

[‡] 北海道科学大学 Hokkaido University of Science

[§] 中央大学 Chuo University

[¶] 前澤工業株式会社 Maezawa Industries

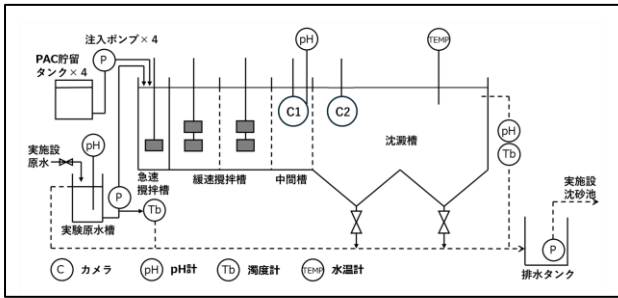


図2 小型凝集装置の概要

表1 データセットの数

撮影位置	学習データ	テストデータ
camA	600,000	200,000
camB	600,000	200,000

学習データとテストデータは曜日ごとに分割した。学習データは火曜日、水曜日、金曜日、土曜日および日曜日で、テストデータは月曜日および木曜日である。学習データとテストデータの数を表1に示す。

5. 深層学習モデル

深層学習に用いたモデルは ResNetRS200 をベースに、凝集後の濁度を出力するように回帰モデルを作成した。ResNetRS200 を2つ用意し、camA と camB を分けて入力させた。ResNetRS200 の初期の重みには camA のみで事前に学習させた重みを使用し、転移学習を行った。

ResNetRS200 のそれぞれの出力を結合し、結合した 4096 ベクトルの結果を 2048 に全結合した結果を最終的に 1 ベクトルに出力する。作成したモデルの構造を図3に示す。

最適化関数は Adam を使用し、学習率は 0.0001、バッチサイズは 150、エポック数は 100、損失関数は MSE を使用した。評価関数には MAE を使用した。

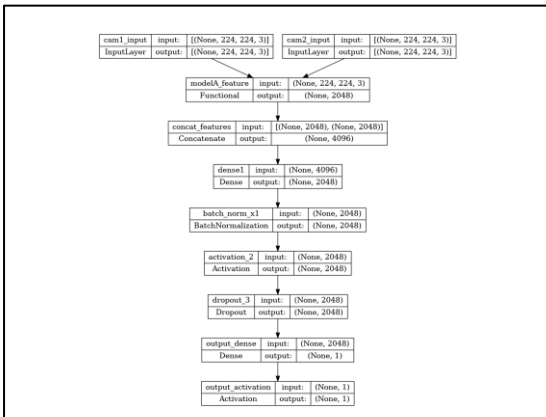


図3 モデル構造

6. 実験結果

最終エポックのモデルを利用し、テストデータの正解の凝集沈澱後の濁度と予測した凝集沈澱後の濁度の誤差のヒストグラムを図4に示す。

正解の凝集沈澱後の濁度の区間が [0, 2.0] 度のデータを対象に予測した。

誤差±0.5 度以内で予測できたデータが 77.68%、誤差±

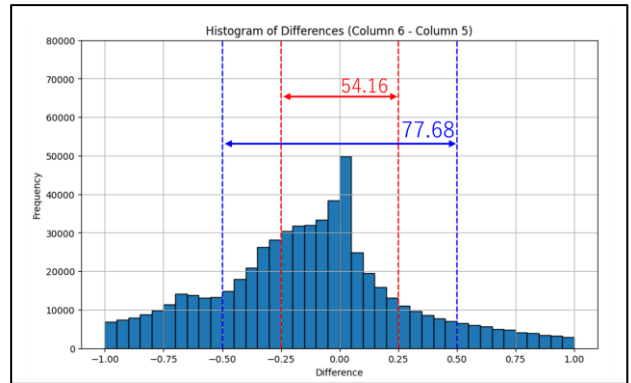


図4 濁度誤差のヒストグラム

±0.25 度以内で予測できたデータが 54.16%と従来と比較して一定の改善は見られたものの、大きな精度向上は見られなかった。

この理由として 2 カメラ目で撮影されたブロックには特徴が少なく精度が向上しなかったと考えられる。凝集沈澱が適切に行われている場合、ブロックが沈降し 2 カメラ目にブロックの様子が写っていない、逆に凝集沈澱が適切に行われていない場合に 2 カメラ目でブロックの様子が撮影されている可能性が高い。そのため 1 カメラ目のようにブロックが常時撮影されていないことから 2 カメラ目では 1 カメラ目のように予測ができないと考えられる。

したがって、2 カメラ目に取得された画像に有効な特徴が含まれていない場合であっても、モデル全体の予測性能が低下しないよう、1 カメラ目から得られる特徴量をより重視するようなモデル構造の工夫が必要であると考えられる。すなわち、2 カメラ目の情報が有用である場合にはそれを活用しつつ、情報が乏しい場合には予測に対する影響を抑制できるような柔軟な機構をモデル内に導入することが必要だと考えられる。

7. おわりに

本研究では、浄水処理における凝集沈澱後の濁度を高精度に予測することを目的として、ブロック生成初期の画像 (camA) と、生成過程が進んだ後の画像 (camB) の 2 地点の画像を入力とする深層学習モデルを構築した。特に、1 カメラ目の画像のみを用いて事前学習した重みを 2 カメラ入力モデルに使用する手法を導入し、camB の不安定な特徴量に対する予測精度への影響を抑制することを試みた。

その結果、予測精度は誤差±0.5 度以内で 77.68%、±0.25 度以内で 54.16%と、一定の精度を達成したが、大きな精度向上には至らなかった。これは、camB の画像に有効な特徴が常に含まれているとは限らないことが原因であると考えられる。

今後は、より精度を高めるためにこれらの課題に対処するための仕組みを検討・実装する。

参考文献

[1] 折田大也, 鈴木昭弘, 松崎博季, 稲垣潤, 山村寛, 根本雄一: 浄水処理における 2 地点のブロック画像を用いた凝集沈澱後の濁度予測 AI, 情報処理学会第 87 回全国大会講演論文集, 2025 年 3 月
 [2] 環境省 濁度 <https://www.env.go.jp/content/000219145.pdf>