

〈研究発表〉

急速ろ過プロセスにおけるろ過水濁度の予測精度向上に関する検討

山原 裕之¹⁾, 村山 清一¹⁾, 横山 雄²⁾, 金谷 道昭²⁾

¹⁾ 東芝インフラシステムズ(株) インフラシステム技術開発センター
(〒183-8511 東京都府中市東芝町1 E-mail:hiroyuki.yamahara@toshiba.co.jp)

²⁾ 東芝インフラシステムズ(株) 社会システム事業部
(〒212-8585 神奈川県川崎市幸区堀川町72-34)

概要

急速ろ過方式の浄水場の運転自動化・最適化に向け、ろ過水濁度を予測するモデルの構築を進めている。急速ろ過方式では、凝集沈澱処理にて原水中の懸濁物質の大部分を沈澱分離し、後段のろ過池に余力を残して運用するのが一般的である。そこで、ろ過池の処理能力を正確に把握することで、適切な凝集剤注入率やろ過池洗浄タイミングの決定を支援できると考えられる。これまでに、ろ過水濁度を予測する物理化学モデルの検討を進めてきた。本稿では、予測精度向上のため、物理化学モデルによる予測値を補正する処理を検討した結果を報告する。

キーワード：急速ろ過，濁度予測，最適化

原稿受付 2024. 7. 12

EICA: 29(2・3) 178-181

1. はじめに

急速ろ過方式を採用している浄水場では、凝集沈澱処理で原水中の懸濁物質の大部分を沈澱分離し、後段のろ過池で残った懸濁成分を除去している。凝集沈澱処理で確実に除去し、後段のろ過池への負荷を減らして安全側の運用をするケースが一般的であるが¹⁾、これはろ過池に余力を残した状態で運用していることを示している。ろ過池に流入する水量・濁度などの変化に応じたろ過池の処理能力をモデルにより演算することができれば、ろ過池で処理可能な流入水質の範囲を算出することができ、凝集沈澱処理の負荷を軽減できる可能性がある。その結果、凝集沈澱からろ過プロセスを通して望ましい処理水質を維持しつつ凝集剤注入量を低減した最適運用やろ過池の洗浄タイミングの適正化が期待できる。このような背景のもと、急速ろ過方式の浄水場の凝集沈澱からろ過プロセスの最適化に向け、流入水質とろ過流量などの運転条件からろ過水濁度、およびろ過池の損失水頭を予測するろ過プロセスモデルの開発を進めている^{2,3)}。

既報²⁾では、ろ過池への流入水中の微小な懸濁成分と僅かに残った凝集剤成分がろ過池での濁質除去性能を向上させることに着目し、ろ過池への流入水の凝集剤由来のアルミニウム濃度に応じて、複数に分割したろ層ごとに濁度除去の性能に関わるろ過係数 λ を変化させることで、ろ過水濁度の予測精度の向上が可能なることを報告した。本論文では、物理化学式で表現される既報の予測モデルをベースとして、その予測値を機械学習モデルで補正することにより予測精度を向上

させる方法を評価した結果を報告する。

2. 実験データ

2.1 装置の概要

評価のために、ダム湖水を取水源とする浄水場の原水を使用して、**Fig. 1**に示す一連の浄水処理を模擬可能な実験装置でデータを収集した。本装置では、原水濁度、沈澱水水温、沈澱水濁度、ろ過流量、損失水頭、ろ過水濁度が計測されている。ろ過塔は内径7.5 cmの透明塩ビ製で、上部を開放端とした重力式下向流タイプである。有効径0.6 mm、均等係数1.4以下の水道用ろ過砂(JWWA A 103:2006-2 適合品)を用い、ろ層厚は80 cmとした。PACl注入率とろ過流量は、実験条件に応じて任意の値に制御される。ここで、沈澱水濁度とろ過水濁度に関しては、1つの濁度計を使って一定時間ごとに切り替えながら計測した。そのため、値が欠測している時刻に関しては、前後の計測値から線形補間した。

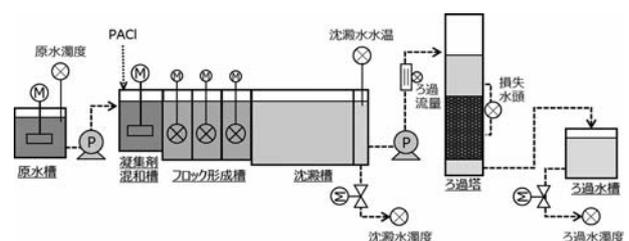


Fig. 1 Experimental equipment

Table 1 Experimental conditions

ケース No.	ろ過流量 (mL/min)	ろ過速度 (m/日)	PACl 注入率 (mg/L)	沈澱水水温 (°C)	原水濁度 (度)	沈澱水濁度 (度)	サンプル数 (点)
1	377	123	15	12.9	1.26	0.57	49
2	281	92	15	12.3	1.16	0.74	56
3	379	124	20	18.6	2.52	0.65	65
4	380	124	10	18.3	2.62	0.70	83
5	380	124	8	6.5	4.57	1.77	132
6	379	124	10	6.1	4.50	1.54	127
7	473	154	12	5.8	4.56	1.36	108

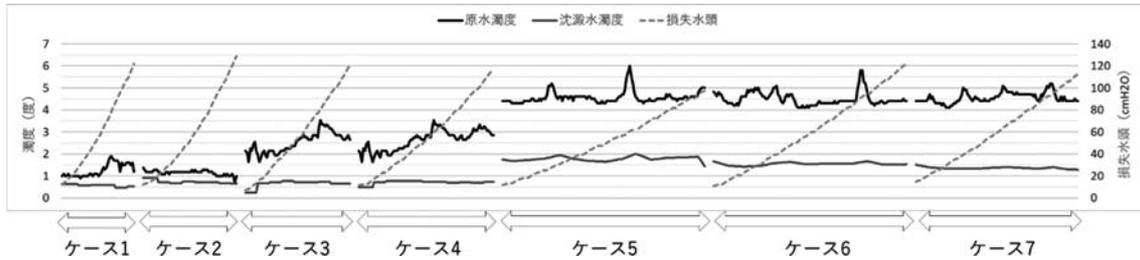


Fig. 2 Inflow water turbidity and head loss

2.2 収集データ

本論文では、評価のために各種条件が異なる7ケースの実験データを収集した。Table 1に、各ケースにおけるろ過流量、ろ過速度、PACl注入率および沈澱水水温、原水濁度、沈澱水濁度の平均値を示す。各ケースは、ろ過塔の逆洗直後から一定期間における30分ごとのデータである。Table 1に各ケースのサンプル数も示す。また、Fig. 2に、原水濁度、沈澱水濁度、損失水頭のグラフを示す。横軸は、各ケース内での時間経過を示している(ケース間での時間的連続性はない)。実験装置の運用の制約からケースごとに若干の差があるものの、いずれも損失水頭が100~130 cmまで上昇したデータである。ケース1~4は、沈澱水濁度が0.57~0.74度であり、十分に安定したろ過処理が見込まれるケースである。一方、ケース5~7は、ケース1~4と比べて原水濁度が高く、PACl注入率が低いという条件により、沈澱水濁度も1.36~1.77度と高くなっている。

$$\frac{dC}{dz} = -\lambda C \tag{式1}$$

ここで、 C ：濁質濃度(濁度(度)または濁質粒子の個数濃度(個/L))、 z ：ろ層の表面からの深さ(m)、 λ ：ろ過係数(1/m)である。この式では、濁質濃度は深さと共に指数関数的に減少する形になる。ろ過係数 λ はろ過の効率を示しており、値が大きいほど濁質が除去されることを意味する。

(式2)に、予測モデルと各種実験データ項目の関係について示す。

$$\begin{aligned}
 TB_{filter} &= f(TB_{sed}, \lambda_{(i)}, \dots, \lambda_{(L)}) \\
 \lambda_{(i)} &= f(C_{Al}, U, T, TB_{sed}, TB_{in(i)}) \\
 C_{Al} &= f(I_{PACl}, TB_{raw}, TB_{sed}) \\
 TB_{out(i)} &= f(TB_{in(i)}, \lambda_{(i)}, z_{(i)}) \\
 TB_{in(i)} &= \begin{cases} TB_{sed} & (i=1) \\ TB_{out(i-1)} & (i>1) \end{cases} \tag{式2}
 \end{aligned}$$

3. 予測精度を向上させるモデル

本論文における予測モデルは、物理化学式で表現される予測モデルをベースとし、機械学習を用いた補正モデルでその予測値を補正することで、ろ過水濁度予測値を導出することを特徴とする。

ここで、 TB_{filter} ：ろ過水濁度予測値(度)、 TB_{sed} ：沈澱水濁度(度)、 $\lambda_{(i)}$ ：第*i*層のろ過係数(1/m)、 L ：分割した層の数(個)、 C_{Al} ：沈澱水の凝集剤由来のアルミニウム濃度(mg/L)、 U ：ろ過速度(m/日)、 T ：沈澱水水温(°C)、 $TB_{in(i)}$ ：第*i*層の入口の濁度(度)、 I_{PACl} ：PACl注入率(mg/L)、 TB_{raw} ：原水濁度(度)、 $TB_{out(i)}$ ：第*i*層の出口の濁度(度)、 $z_{(i)}$ ：第*i*層の厚みである。

3.1 ろ過水濁度予測モデル

本論文では、補正前のベースとして既報²⁾のろ過水濁度予測モデルを使用する。(式1)に既報²⁾の予測モデルで基礎式として使用されている岩崎のろ過方程式⁴⁾を示す。

ろ過水濁度予測値は、沈澱水濁度と各層のろ過係数から計算される。各層のろ過係数は、沈澱水の凝集剤由来のアルミニウム濃度、ろ過速度、沈澱水水温、沈澱水濁度、各層の入口の濁度から計算される。各層の出口の濁度は、その層の入口の濁度とろ過係数から計算される。本論文では、ろ層を最上部の第1層から最

下部の第5層までに分割し、1層と5層の深さを10 cm、2~4層の深さを20 cmとして計算する。第1層の入口の濁度は沈澱水濁度そのものである。第2~5層の入口の濁度は、1つ上の層の出口の濁度に相当する。すなわち、第1層から順にろ過係数と出口の濁度が計算されることで、第2層以降の入口の濁度、ろ過係数、出口の濁度が計算されることになる。第5層の出口の濁度が、ろ過水濁度の予測値に相当する。

3.2 補正モデル

前節で示した予測モデルにおいてろ過係数が最も重要であることから、ろ過係数の計算式が実際のろ過挙動を十分に表現できていない場合に、ろ過水濁度予測値の誤差が大きくなりやすいと考えられる。そこで、ろ過係数の計算式が十分に表現できていないことによる誤差をデータドリブンで補正することで、ろ過水濁度の予測精度向上に繋がると仮定し、(式3)の補正モデルを考える。

$$TB_{correct} = f(C_{Al}, U, T, TB_{sed}, TB_{in})$$

$$TB_{filter_corr} = TB_{filter} + TB_{correct} \quad (式3)$$

ここで、 $TB_{correct}$ ：ろ過水濁度予測値の補正量(度)、 TB_{in} ：各層の入口の濁度、 TB_{filter_corr} ：補正後のろ過水濁度予測値(度)、 TB_{filter} ：ベースの予測モデルの予測値である。ベースの予測モデルの予測値に、補正モデルが導出した補正量 $TB_{correct}$ を加算した値が、補正後のろ過水濁度予測値となる。

補正モデルの説明変数として、(式1)で示したろ過係数の計算で使用されるデータ項目を使用する。補正モデルは、計測値と内部計算値を組み合わせ、補正量を導出するモデルとなっている。説明変数のうち、ろ過速度、沈澱水水温、沈澱水濁度は計測値である。凝集剤由来のアルミニウム濃度と第2層以降の入口の濁度はベースの予測モデルがろ過水濁度予測値を導出する過程で得られる内部計算値である。計測値は流入水質の状況を、内部計算値が予測のずれを示唆する情報を与えることが期待される。

4. 評価方法

実験データとして収集した7ケースに関して交差検証を実施し、補正モデルがろ過水濁度の予測精度を向上させられるか否かを評価した。例えば、ケース1を評価対象とする場合には、ケース2~7のサンプルを訓練データとして補正モデルを生成し、ケース1のろ過水濁度を予測する。そして、補正前の予測値と補正後の予測値を比較し、真値(計測値)との誤差が小さくなっているか確認する。評価対象をケース1~7に順に変更して実施する。

5. 評価結果

Fig. 3に、ろ過水濁度(計測値)および補正前後の予測値を示す。また、Fig. 4に各ケースにおける補正前後の平均絶対予測誤差を示す。まず、真値である、ろ過水濁度(計測値)に着目する。ケース1~4では、沈澱水濁度が低かったこともあり、ろ過水濁度も0.07度前後の十分に低い値となっている。沈澱水濁度が高いケース5~7のうち、PACl注入率がより低いケース5、6に関しては、ろ過水濁度は0.15度以上の高い値となっている。これに対してケース7では、PACl注入率がケース5、6と比べて少し高いことが影響して、ろ過水濁度は0.03度前後の低い値になっていると考えられる。

次に、補正前の予測値に着目する。ケース1~4では計測値より0.05度程度低い値である。ケース5、6ではさらに差が大きくなり、計測値より0.1度以上低

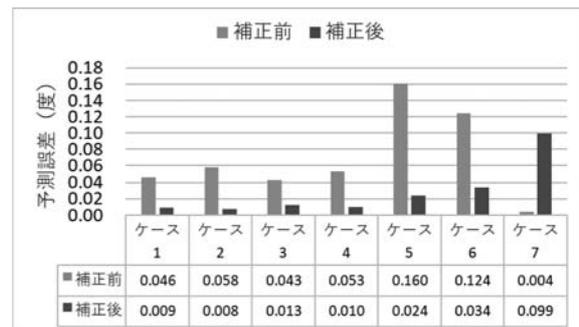


Fig. 4 Summary of correction effect

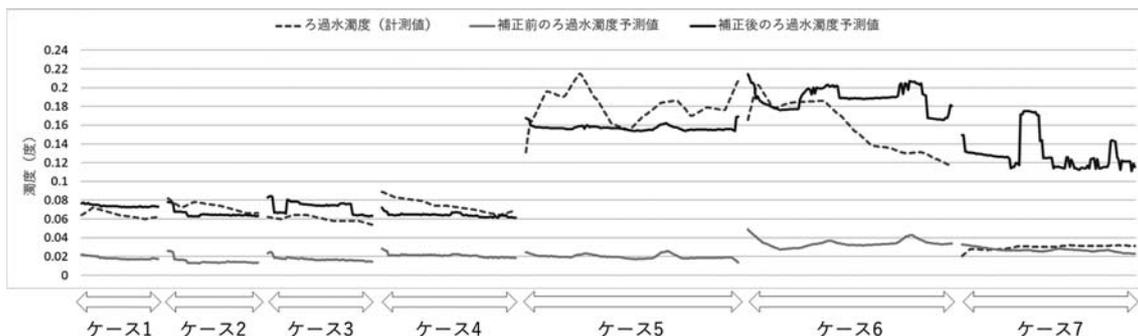


Fig. 3 Results of correction for prediction model outputs

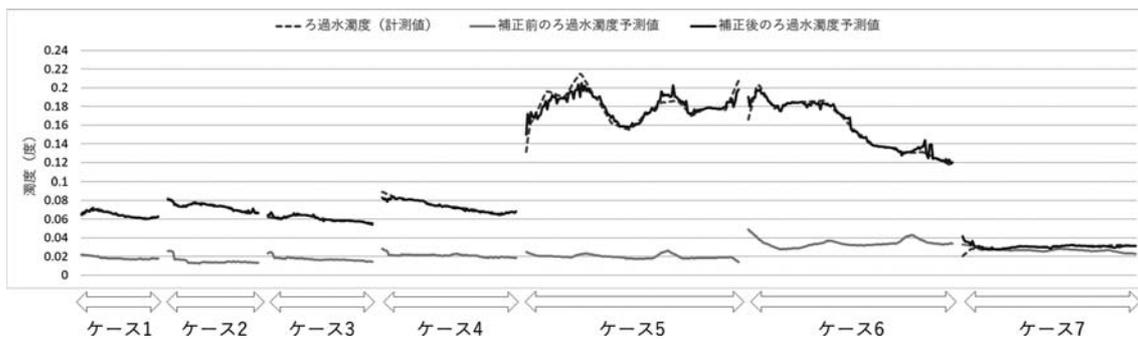


Fig. 5 Results of correction if training data for correction model includes data in situations similar to evaluation data

い値である。ケース7では概ね計測値と近い値であり、平均絶対予測誤差が0.004度程度である。特に補正前のケース5, 6の予測結果からは、予測モデルが、沈澱水濁度が高く、PACl注入率が低い状況におけるろ過挙動を十分に表現できていないと考えられる。

最後に、補正後の予測値に着目する。ケース1~4に関して、予測誤差は補正前には0.05度程度であるのに対して、補正後に0.01度程度まで小さくなった。ケース5, 6に関して同様に、予測誤差は補正前には0.1度以上であるのに対して、補正後に0.03度程度まで小さくなった。ケース7に関しては、補正前の予測誤差が0.004度と小さいため、補正量は0に近くなることが望ましかったが、補正後に予測誤差が0.099度まで悪化した。ケース7の補正モデルが期待通りに機能しなかった原因は、訓練データの中にケース7と似た状況が含まれていなかったからだと考えられる。前述のとおり、ケース1~4は沈澱水濁度が低いケースで、かつ十分に低いろ過水濁度となる点で、ろ過挙動が似ているケースであると考えられる。ケース1~4と比べてケース5~7は、沈澱水濁度が高く、PACl注入率が低い、という点では似ている。この内、ケース5, 6はろ過水濁度が高い点も含めて、互いにろ過挙動が似ている。ケース7は、ろ過水濁度が低いため、ケース5, 6とろ過挙動が異なる。つまり、ケース7だけはろ過挙動が似ている他のケースが存在しない。本評価においては、ケース7の予測結果を補正するモデルはケース1~6を訓練データとして生成されたため、ケース7に対して望ましい補正量を得られるモデルにならなかったと考えられる。結果として、ケース1~4とケース5, 6の中間程度の補正量を得られ、予測値を高くする方向に補正した。

訓練データの中にもろ過挙動が似たケースが存在する場合には、補正モデルがケース7の予測結果に悪影響を与えないことを確認するために、各ケースからサンプルの半分ずつを訓練データとして補正モデルを1つ生成し、残りの半分のサンプルに関して予測および補正を実施した。Fig. 5に示すように、この場合はケース7に関しては補正量が0に近く、予測結果に悪影響

を与えないことを確認できた。また、この場合には、ケース1~6に関して補正後の予測誤差がより小さくなることも確認できた。処理前後の水質やPACl注入率に関して多様な訓練データを用いて補正モデルを生成することで、補正効果が高くなると言える。

6. おわりに

本論文では、物理化学式で表現されたるろ過水濁度予測モデルの予測結果に対して、機械学習を用いた補正モデルで予測値を補正することで、予測精度の向上が見込めることを報告した。ただし、訓練データ中に予測時と似たろ過挙動のサンプルが含まれている必要がある。今後は、物理化学式で表現されたるろ過水濁度予測モデルの改良も継続し、さらなる予測精度の向上を目指す。また、ろ過水濁度予測結果を、適切な凝集剤注入率の決定やろ過池洗浄タイミングの決定を支援するアプリケーションへ適用する。補正モデルに関しては、多様な訓練データが得られるように十分な期間の訓練データを集めることが望ましい。一方、訓練データとして必ずしも多様なろ過挙動のサンプルが得られない場合も想定して、訓練データのサンプルを増強できる可能性や、訓練データ範囲外のろ過挙動が見込まれる状況においては補正モデルによる補正処理を実施しない判断方法も検討する。

参考文献

- 1) 松井佳彦, 丹保憲仁: 急速ろ過プロセスの数式モデル, 水道協会雑誌, Vol. 61, No. 2, pp. 17-27 (1992)
- 2) 村山清一, 福田美意, 毛受卓, 横山雄, 金谷道昭, 黒川太: 急速ろ過プロセスにおけるろ過水濁度推定に関する検討, 環境システム計測制御学会誌, Vol. 26, No. 2/3, pp. 16-19 (2021)
- 3) 村山清一, 大澤俊, 山原裕之, 毛受卓, 横山雄, 金谷道昭: 急速ろ過プロセスにおけるろ過池損失水頭推定に関する検討, 環境システム計測制御学会誌, Vol. 27, No. 2/3, pp. 106-109 (2022)
- 4) 土木学会環境工学委員会環境工学に関わる出版準備小委員会: 環境工学公式・モデル・数値集, 土木学会, pp. 27-29 (2004)