

## 〈論文〉

# ニューラルネットワークを活用した凝集剤注入率の予測技術の開発

渡部 亜由美<sup>1)</sup>, 三宮 豊<sup>2)</sup>, 横井 浩人<sup>3)</sup>, 中村 信幸<sup>4)</sup>

<sup>1)</sup> (株)日立製作所 研究開発グループ  
(〒319-1221 日立市大みか町7-2-1 E-mail: watanabe.ayumi.ss@hitachi.com)

<sup>2)</sup> (株)日立製作所 研究開発グループ  
(〒319-1221 日立市大みか町7-2-1 E-mail: yutaka.sangu.nf@hitachi.com)

<sup>3)</sup> (株)日立製作所 水・環境ビジネスユニット 水事業部  
(〒101-0021 千代田区外神田1-5-1 E-mail: hiroto.yokoi.vb@hitachi.com)

<sup>4)</sup> (株)日立製作所 社会ビジネスユニット 制御プラットフォーム統括本部  
(〒319-1293 日立市大みか町5-2-1 E-mail: nobuyuki.nakamura.wt@hitachi.com)

## 概要

浄水場の運転管理業務を対象に、凝集剤注入率決定のための予測モデルを開発した。ニューラルネットワーク (NN) は、データを基に運転員の操作実績をモデル化できる一方、学習したデータ範囲外の条件で予測モデル精度が低下する課題がある。そこで、NNと近似式を組み合わせた近似式導入NNを開発し、精度を評価した。学習データ範囲外の条件で、平均絶対誤差は全結合型NNの20.7 mg/Lよりも改善し、3.8 mg/Lとなった。また、近似式の係数を用いて水温などの入力値が凝集剤注入率の予測結果に与える影響を評価し、従来知見と一致することが確認できた。

キーワード：浄水場、凝集剤、近似式導入ニューラルネットワーク、注入率予測、運転管理支援

原稿受付 2022.3.29 原稿受理 2022.6.21

EICA: 27(2・3) 94-100

## 1. はじめに

急速ろ過法での凝集沈澱処理による浄水量は、年間浄水量の約78%を占めている<sup>1)</sup>。凝集沈澱処理は属人性の高いプロセスであり、水質変動時には、熟練運転員の経験知を基に薬品の注入量を変更するなどして処理されている。しかし、近年、熟練運転員の減少とともないノウハウや技術の継承が困難となりつつある<sup>2,3)</sup>。

これに対し、膨大なデータをAI技術で解析して利用することで、熟練運転員の判断を代替させる取り組みが進展している<sup>4,5)</sup>。筆者らは、熟練運転員と同等の運転操作を模擬するため、季節や天候により変動する原水水質データを基に好適な薬品注入率を算出する運転支援技術の開発に着手した。

AI技術のひとつであるニューラルネットワーク (NN) は、データを基に自動的に熟練運転員の運転操作の傾向を高精度に抽出し、モデル化が可能である。一方で、原水水質が学習期間のデータ範囲を超える外挿条件となる場合、誤差が大きくなる懸念がある。加えて、計算過程の可読性が低く、説明性が得られない点が課題である。説明性とは、予測根拠が人間にとって解釈可能であることを示す。例えば、予測根拠として入力値が予測結果に与える影響を明示できれば、構築したモデルが適切に運転操作の傾向を抽出している

か判断でき、説明性が向上したと言える。

本研究では、外挿条件における予測モデルの精度および説明性向上を目的に、NNと近似式を組み合わせた近似式導入NNを提案し、実プラントデータによりモデルのパラメータを最適化することで構築した。主要な影響因子である原水濁度と凝集剤注入率との関係を近似式とすることで、外挿条件が発生したときにも原水濁度と凝集剤注入率の値間の関係が維持され、大幅な値のずれを防げると期待した。構築した近似式導入NNと一般的な全結合型NNと比較し、外挿条件における精度を評価した。また、近似式導入NNの近似式の係数を用いて、予測傾向と知見を照合した。

## 2. 方法

### 2.1 解析データ

凝集沈澱処理を行う実プラントの監視制御データを用いた。監視制御データは、原水濁度と凝集剤注入率の実績値のほか、凝集に影響を与える要因であるpH、アルカリ度、水温と、攪拌状態を間接的に示す流量を対象とした。なお、実プラントでは、凝集剤としてポリ塩化アルミニウムを使用している。データ総数は109,111点であり、モデル構築用の学習データ (69,110点) と精度評価用の評価データ (40,001点) に分割して解析に供した。なお、学習データの原水濁度の最大

値は55度、凝集剤注入率の最大値は51 mg/Lである。評価データの原水濁度の最大値は96.1度、凝集剤注入率の最大値は82 mg/Lである。

### 2.2 凝集剤注入率予測モデル

本研究では Fig. 1 に示す2種類のモデルを定義した。Model-1 は凝集剤注入率を直接算出する一般的な全結合型 NN である。一方、Model-2 は、NN で算出した係数から近似式によって凝集剤注入率を算出する近似式導入 NN である。近似式導入 NN では、係数として実プラントデータの実績を抽出するとともに、近似式で従来の知見を導入した。全結合型 NN、近似式導入 NN は、学習データを用いてパラメータである各層の重み係数とバイアス値を最適化することで構築した。

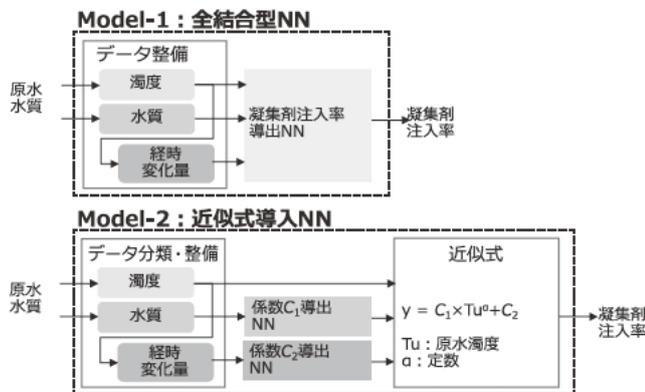


Fig. 1 Schematic design for fully-connected NN (model-1) and approximation-formula-based NN (model-2)

凝集剤注入率は、原水濁度、pH やアルカリ度などの水質、原水濁度の上昇・下降傾向に応じて設定される。原水濁度が最も影響する項目であり、原水濁度と凝集剤注入率との関係を示すいくつかの経験式が一般に知られている<sup>6,7)</sup>。本研究では、凝集剤注入率  $y$  に対し、代表的な経験式である (1) 式を適用した。

$$y = C_1 T u^\alpha + C_2 \quad \dots (1)$$

ここで、通常の近似式では、係数  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $\alpha$  はいずれも一意の値をとる。本研究で定義した Model-2 では、近似式に含まれる係数  $C_1$ 、 $C_2$  をそれぞれ濁度以外の原水水質、濁度経時変化量から算出するため変数として取り扱う。これに対して、係数  $\alpha$  は入力値に依存しないモデル固有の値とした。

濁度以外の原水水質が変化した場合、凝集剤による濁質除去性能が変化することから、原水水質は乗数として凝集剤注入率に影響すると考えた。そこで、原水濁度以外の水質から近似式の係数  $C_1$  を算出する構造とした。一方、濁度上昇時および下降時には水質急変

への安全策として、手動操作に切り替え、濁度の変動が少ないときに比べ凝集剤をより多く注入することが知られている<sup>8)</sup>。そこで、原水濁度の経時変化量を入力として  $C_2$  を算出し、濁度上昇および下降時の影響を表現した。なお、経時変化量は、原水濁度の変動傾向を捉えられるよう、複数の週り時間 (10, 30, 60, 120 分) での値とした。

原水水質と近似式の係数の関係を熟練運転員の知見と比較することで、モデルの妥当性を評価でき、説明性が得られると考えた。また、主要な影響因子である原水濁度と凝集剤注入率との関係を近似式とすることで、外挿条件が発生したときにも原水濁度と凝集剤注入率の値間の関係が維持され、大幅な値のずれを防げると期待した。

### 2.3 予測結果の評価

#### (1) 全結合型 NN と近似式導入 NN の予測精度比較

学習データで構築したモデルに、評価データの原水水質を与えて凝集剤注入率の予測値を求めることで精度を評価した。評価指標として、(2) 式に示す平均絶対誤差 (MAE) を用いた。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum (|y_{predict} - y_{actual}|) \quad \dots (2)$$

ここで、 $y_{predict}$  は凝集剤注入率の予測値 (mg/L)、 $y_{actual}$  は実績値 (mg/L)、 $N$  はデータ点数である。

#### (2) 近似式導入 NN の予測傾向の評価

原水水質が近似式導入 NN で予測した凝集剤注入率に与える影響を把握するため、感度を評価した。原水濁度は凝集剤注入率に大きく影響すると見込まれるため、原水濁度を 10~100 度まで変化させたときの、濁度以外の原水水質が凝集剤注入率に与える変化を算出した。各原水水質の中央値を基に定めた基準値に対して、入手データの最小値から最大値の範囲で正負に変化させた (Table 1)。各原水水質を変化させた際の係数  $C_1$  および凝集剤注入率の予測値から、原水水質の影響を評価した。なお、原水水質の感度評価では、原水濁度の上昇・下降は生じていないとし、原水濁度の経時変化量はいずれも 0 度とした。

原水濁度の上昇および下降が凝集剤注入率の予測結果に与える影響を把握するため、疑似的な濁度変動データを作成した (Table 2)。濁度上昇は、計測時

Table 1 Sensitivity analysis conditions of water quality

項目	基準値	変化範囲
アルカリ度 (mg/L)	37.2	25.3 ~ 74.5
水温 (°C)	19.7	9.3 ~ 28.2
流量 (m³/h)	2391	605 ~ 3277
pH (-)	7.4	6.9 ~ 8.5

**Table 2** Simulated data for sensitivity analysis during turbidity rise and fall

分類	Case	計測時刻の 原水濁度 (度)	遡り時間での原水濁度(度)				遡り時間 120分での 変化量(度)
			120分	60分	30分	10分	
濁度 上昇	基準 条件	100	100	100	100	100	濁度変化 なし
	1-1	100	80	85	90	95	20
	1-2	100	80	80	80	95	
	2-1	100	60	70	80	90	40
	2-2	100	60	60	60	90	
	3	100	20	40	60	80	80
濁度 下降	基準 条件	10	10	10	10	10	濁度変化 なし
	4-1	10	20	17.5	15	12.5	10
	4-2	10	20	20	20	12.5	
	5-1	10	30	25	20	15	20
	5-2	10	30	30	30	15	

刻の原水濁度を 100 度とし、遡り時間 120 分での上昇幅が 20, 40, 80 度となる条件を設定した。また、上昇幅 20, 40 度では、遡り時間 120 分から連続的に濁度が上昇する Case 1-1, Case 2-1 と、遡り時間 10 分から濁度が上昇する Case 1-2, Case 2-2 を作成した。濁度下降時は、計測時刻の原水濁度を 10 度とし、遡り時間 120 分での下降幅が 10 度, 20 度となる条件を設定した。また、遡り時間 120 分から連続的に濁度が下降する Case 4-1, Case 5-1 と、遡り時間 10 分から濁度が下降する Case 4-2, 5-2 を作成した。濁度上昇・下降時ともに、比較用に、濁度変化なしの基準条件を設定した。疑似的な濁度変動データを近似式導入 NN に入力して凝集剤注入率の予測値を算出し、原水濁度の上昇・下降の影響を評価した。なお、各原水水質の値は中央値を基に定めた基準値とした。

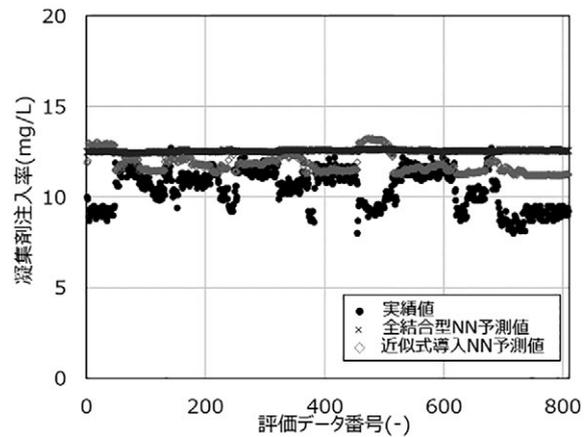
### 3. 解析結果

#### 3.1 全結合型 NN と近似式導入 NN の予測精度比較

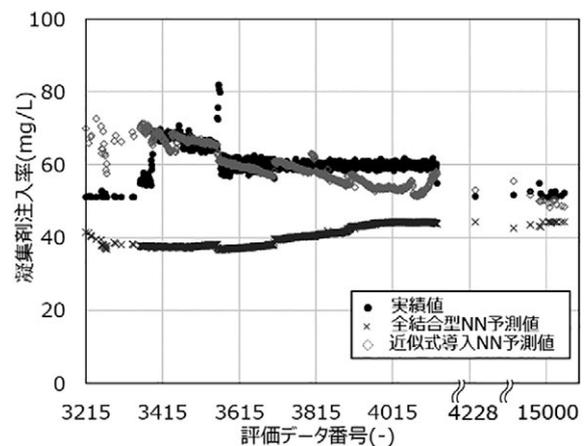
##### (1) 予測精度の評価

評価データのうち、水質が安定している期間の一部での予測値を Fig. 2 に示す。なお、本期間の平均濁度は 4.8 度であり、低濁度である。近似式導入 NN の平均絶対誤差は 1.4 mg/L であり、全結合型 NN の 2.1 mg/L と同程度となった。

評価データのうち凝集剤注入率が 51 mg/L (=学習データでの最大値) を越えた 809 点の予測値を Fig. 3 に示す。全結合型 NN は、凝集剤注入率が高い時に予測値が過少傾向となるのに対し、近似式導入 NN は実績値に近い値となった。近似式導入 NN の平均絶対誤差は 3.8 mg/L であり、全結合型 NN の 20.7 mg/L に比べて予測精度が向上した。



**Fig. 2** Actual and predicted flocculant dosage calculated by fully-connected NN and approximation-formula-based NN under low turbidity conditions



**Fig. 3** Actual and predicted flocculant dosage calculated by fully-connected NN and approximation-formula-based NN under high turbidity conditions

#### (2) 原水濁度と凝集剤注入率の相関評価

Fig. 4 に原水濁度に対する、学習データを再度モデルに入力して得た再現値と、予測値との相関を示す。全結合型 NN の予測値は学習データの濁度最大値 (55 度) を超過すると、なだらかな減少傾向に転じた。一方、近似式導入 NN の予測値は原水濁度に比例して増加する傾向を保った。すなわち、近似式導入 NN は未学習の外挿条件が発生した時にも、原水濁度と凝集剤注入率の関係性が維持されていた。そのため、近似式導入 NN は全結合型 NN に比べて学習データの最大値を超えた凝集剤注入率を適切に予測できたと考える。

#### 3.2 近似式導入 NN の予測傾向の評価

##### (1) 原水水質の影響評価

各原水水質の値を基準値として、原水濁度を 10~100 度まで変化させると、凝集剤注入率の予測値は、18~39 mg/L に変化した。Fig. 5 に各原水濁度での原水水質の変化にともなう凝集剤注入率の変化を示す。原水濁度 10 度と 100 度を比較すると、原水濁度が大

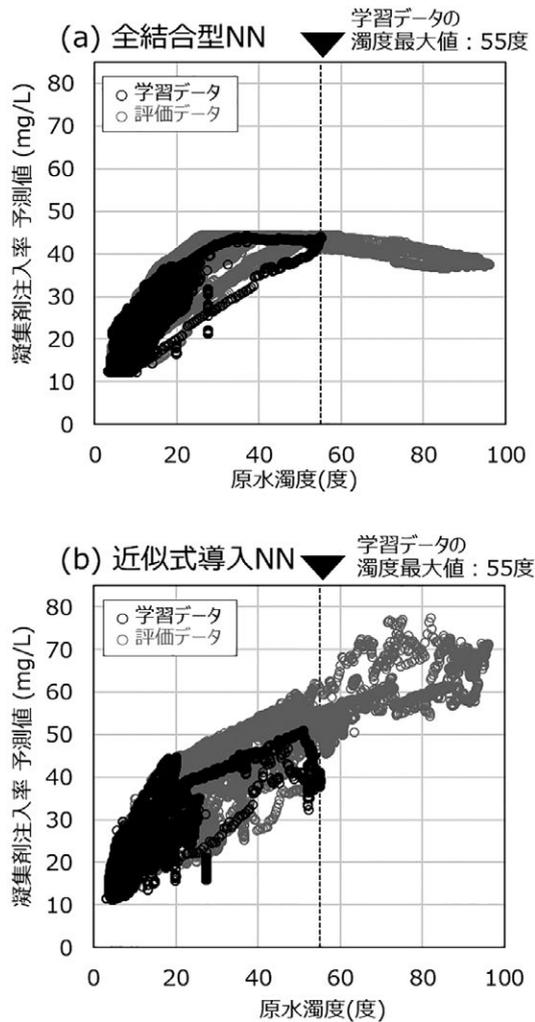


Fig. 4 Relationships between row water turbidity and predicted flocculant dosage calculated by (a) fully-connected NN model and (b) approximation-formula-based NN

きいほど、原水水質による凝集剤注入率の変化は大きくなった。近似式(1)の定義より、各原水水質の影響は  $Tu^a$  との乗算で規定しているためである。

原水濁度以外の水質が凝集剤注入率に与える影響を評価するため、原水水質による係数  $C_1$  の変化を比較した。近似式導入 NN では、原水濁度を除く原水水質を入力として係数  $C_1$  を算出する。そのため、各原水水質に対する係数  $C_1$  の値を比較することで、原水濁度の影響を除外し感度が比較できる。近似式(1)より、係数  $C_1$  の値が大きいほど凝集剤注入率が高くなる。

Fig. 6 に各原水水質に対する係数  $C_1$  の変化を示す。係数  $C_1$  の変化幅は、pH が最も小さく、水温と流量は同程度となり、アルカリ度が最も大きくなった。係数  $C_1$  の変化傾向を以下にまとめた。

(a) アルカリ度

アルカリ度が 20~40 mg/L の範囲では、アルカリ度が高いほど  $C_1$  の値が小さくなった。40 mg/L を超えると、 $C_1$  の値がなだらかに増大した。

(b) 水温

水温 9~15 度まででは係数  $C_1$  の大きな変動は見られなかった。15 度以降は水温が高いほど、係数  $C_1$  の値が小さくなった。

(c) 流量

流量は 1870  $m^3/h$  までは流量が大きいほど係数  $C_1$  が小さくなる傾向を示した。1870  $m^3/h$  以降は、流量によらず係数  $C_1$  の値は一定となった。

(d) pH

pH=7 付近から 7.7 にかけて係数  $C_1$  はなだらかに減少し、pH=7.7 において最小値となり、以降はなだ

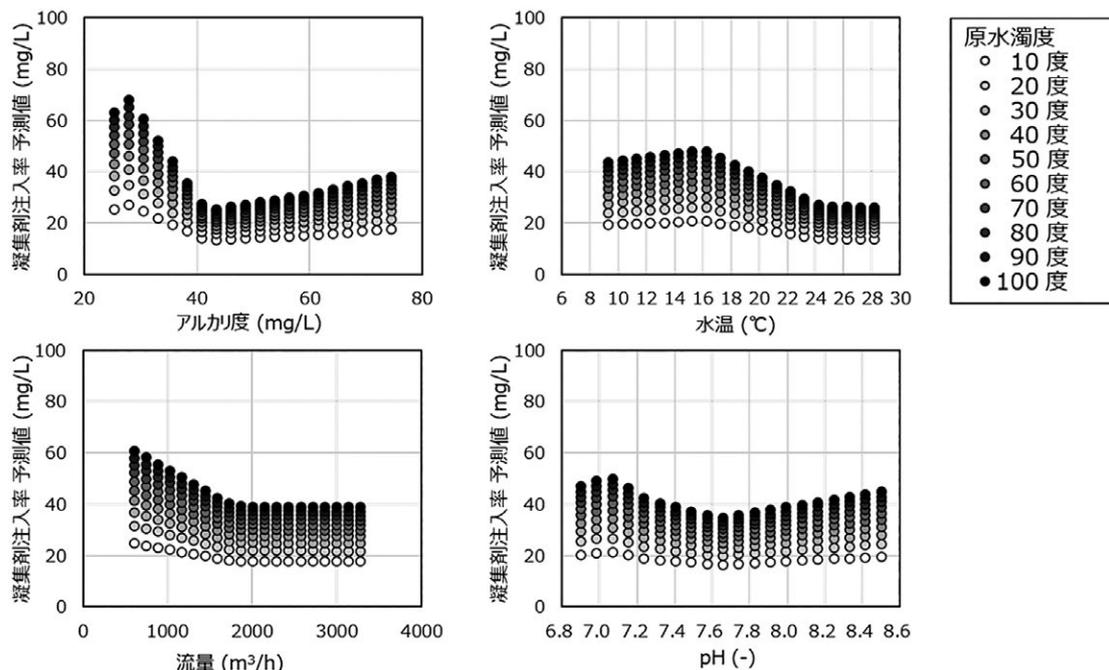


Fig. 5 Predicted flocculant dosage calculated by water quality conditions for sensitivity analysis

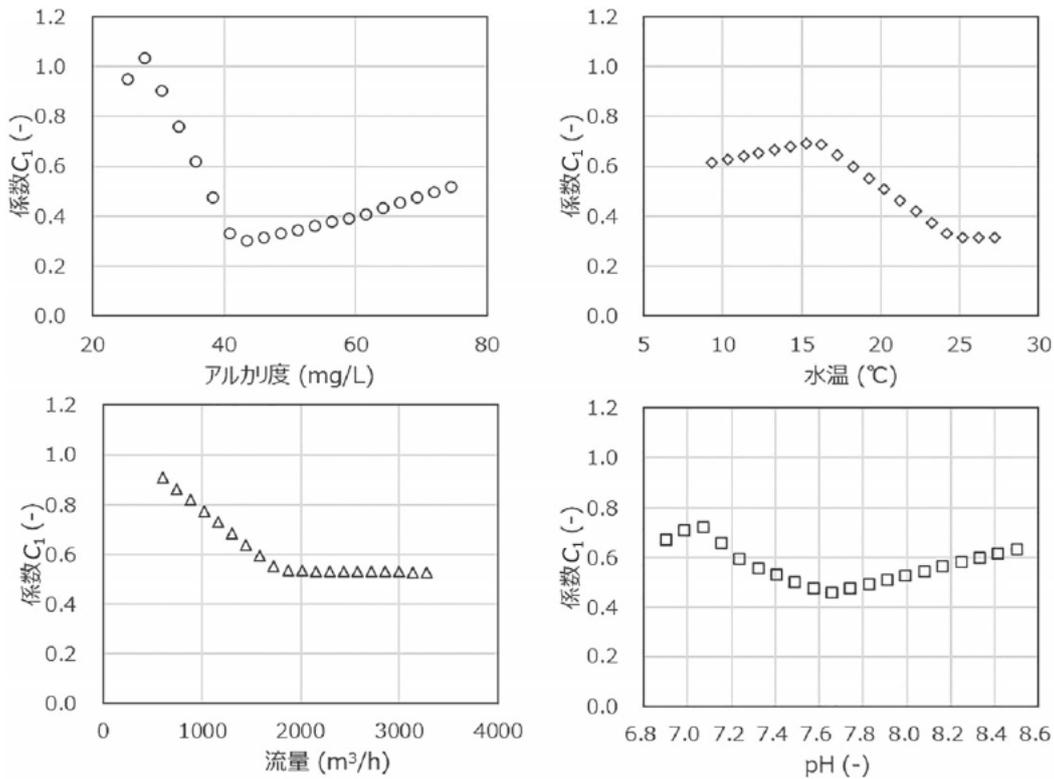


Fig. 6 Value of the coefficient  $C_1$  of the approximation formula calculated by water quality conditions for sensitivity analysis

らかな増加に転じた。

(2) 原水濁度の上昇・下降

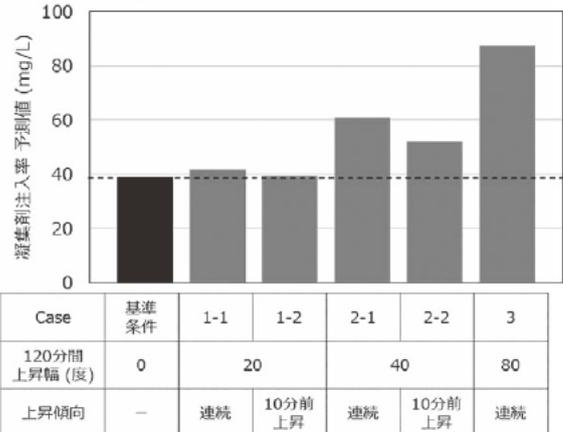
Fig. 7 に疑似的に作成した濁度変動データを入力したときの凝集剤注入率の予測値を示す。原水濁度の上昇・下降いずれの場合にも、濁度変動なしの基準条件に比べ、予測値が大きくなった。

原水濁度の上昇時の影響は、上昇幅と上昇傾向の異なる濁度変動データを比較することで評価した。まず、上昇幅による凝集剤注入率の予測値を比較した。Fig. 7 (a) より、遡り時間 120 分での上昇幅が 20 度 (Case 1-1, 1-2) のときの予測値が最も小さく、80 度 (Case 3) のときの予測値が最も大きくなった。このことから、近似式導入 NN では、原水濁度が大きく上昇するほど、凝集剤注入率の予測値は大きくなることがわかった。

次に、原水濁度の上昇傾向による凝集剤注入率の予測値への影響を評価した。連続的に原水濁度が上昇する Case 1-1, Case 2-1 は、遡り時間 10 分から原水濁度が上昇する Case 1-2, Case 2-2 に比べて、凝集剤注入率の予測値が大きくなった。このことから、連続的に原水濁度が上昇するときは、より凝集剤注入率の予測値が大きくなることがわかった。

原水濁度の下降時は、いずれの条件でも、予測値が一定となった (Fig. 7 (b))。このことから、原水濁度の下降時には下降幅や下降傾向によらず、一定量の凝集剤注入率が加算されることがわかった。

(a) 原水濁度上昇時



(b) 原水濁度下降時

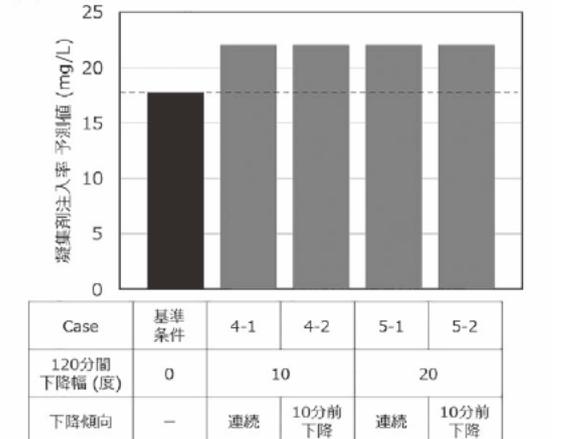


Fig. 7 Predicted flocculant dosage calculated by simulated data for sensitivity analysis during turbidity rise and fall water quality conditions for sensitivity analysis

(3) 知見との照合

原水水質，ならびに原水濁度の上昇・下降時の予測値への影響と，知見とを照合し，近似式導入 NN により過去実績が適切に抽出されているか評価した。

**Table 3** に，感度解析と知見との照合結果を示す。以下，各項目に関する知見と照合結果について記載する。

(a) アルカリ度

アルカリ度が低いと pH 値の緩衝性能が低下し，良好なフロック形成が阻害されて凝集処理性能が低下する<sup>6)</sup>。また，アルカリ度が小さくなるとフロック平均径が小さくなる<sup>10)</sup>ことから，フロックの凝集性が低下すると考えられる。感度解析では，低アルカリ度で係数  $C_1$  が大きくなり，凝集剤注入率の予測値が大きくなった。このことから，低アルカリ度での凝集処理性能の低下にあわせ，凝集剤注入率を増大させる操作が近似式導入 NN で再現できたと考える。

(b) 水温

水温は，凝集反応，フロック粒子の成長，沈降分離に影響する因子であり，水温が低くなればフロックの成長が遅くなる<sup>6)</sup>。そのため，低水温時には凝集処理性能の低下に備え，運転員は経験に基づき凝集剤注入率を増やしている。感度解析では，低水温で係数  $C_1$  が大きくなり，凝集剤注入率の予測値が大きくなった。近似式導入 NN は，低水温時の運転員の対応を自動的に見出して反映できたとと言える。

(c) 流量

流量が大きく不足すると，攪拌時間が長くなりフロックが破壊されることで沈降性が低下し，凝集除去性能が低下する。また，流量が過剰となると，滞留時間が減少するため，フロック成長と沈降が不十分となり，凝集除去性能が低下する。感度解析では，基準値として定めた中央値 (2391 m<sup>3</sup>/h) に対して，78% に相当する 1890 m<sup>3</sup>/h までの範囲で係数  $C_1$  の増大が見られた。プラントの想定している仕様の流量からの差異が大きいくほど凝集除去性能の低下が見込まれる。そのため，本研究で得られた  $C_1$  の増大する流量の範囲

が適切かはプラント仕様と比較して評価する必要がある。

(d) pH

凝集剤には，好適な pH 範囲が存在し，範囲を外れると濁質除去性能が低下する。本検討で対象とした実プラントは，ポリ塩化アルミニウムを凝集剤として使用している。ポリ塩化アルミニウムの好適 pH 範囲 6～8 に対し，入手データの pH 範囲は 6.9～8.5 であり，好適範囲外のデータ数が少なかった。そのため傾向評価は対象外とした。

(e) 濁度経時変化量（濁度上昇時）

原水濁度の上昇時には，さらなる上昇を見越して，凝集剤を加算して注入することが多い。疑似的な濁度変動データによる凝集剤注入率への影響評価では，濁度上昇により予測値が大きくなった。このことから，近似式導入 NN では，運転員が濁度上昇時に凝集剤注入率を加算する操作を自動的に見出して反映できたとと言える。また，濁度の上昇幅が大きく，連続的な上昇が起こるとき，より予測値が大きくなった。これは，濁度が連続的に大きく上昇しているほど，今後も急激な上昇が見込まれるためと考える。さらなる急激な上昇に備えて，より凝集剤注入率の加算量を増やす操作が近似式導入 NN により抽出されたと推定できる。

(f) 濁度経時変化量（濁度下降時）

原水濁度の下降時は，平常時よりも濁質粒子径が小さくなるため，凝集剤注入率を増やす傾向にある<sup>9)</sup>。疑似的な濁度変動データによる凝集剤注入率への影響評価では，濁度下降により予測値が大きくなった。このことから，濁度下降に対応した凝集剤注入率の加算が近似式導入 NN により再現できたと考える。濁度下降時には，近似式導入 NN の凝集剤注入率は，下降幅や下降傾向によらず一定となった。濁度下降による粒子径の変化は，降雨量や降雨期間に依存すると考えられることから，下降幅と下降傾向は影響しなかったと推定した。

4. ま と め

本研究では，凝集剤注入率の予測モデルについて，学習したデータ範囲外の条件での精度と説明性の向上を目的に，近似式導入 NN を発案，構築した。構築した近似式導入 NN に対し，学習データを超過した原水濁度での予測精度と，水質が予測値に与える影響を評価し，以下の結論を得た。

(1) 学習データ範囲外の条件で，近似式導入 NN の平均絶対誤差は 3.8 mg/L となり，全結合型 NN の 20.7 mg/L に比べ改善した。これは，学習データ範囲外であっても，近似式により原水濁度と凝集剤注入率の相関が保たれる効果と考える。近似式

**Table 3** Evaluation of consistency with knowledge

項目	知見	感度解析結果	傾向の一致	
原水水質	アルカリ度	アルカリ度が低いと凝集処理性能が低下	低アルカリ度で凝集剤注入率大	○
	水温	水温が低いと凝集処理性能が低下	低水温で凝集剤注入率大	○
	流量	流量不足または過多の場合凝集処理性能が低下	低流量で凝集剤注入率大	-
	pH	好適範囲 (pH=6~8) から外れると凝集処理性能が低下	好適範囲外のデータ不足のため評価困難	-
濁度経時変化量	濁度上昇時	さらなる濁度上昇を見越し過剰注入することが多い	濁度上昇時は凝集剤注入率大	○
	濁度下降時	平常時よりも粒子径が小さくなる傾向があり凝集剤注入率大きい	濁度下降時は凝集剤注入率大	○

○：傾向一致， -：傾向評価不可

導入 NN による凝集剤注入率の予測技術は、想定外の高濁度原水流入など学習データが無いケースであっても、ある程度妥当な凝集剤注入率を予測できる見込みを得た。

- (2) 原水水質と原水濁度の上昇・下降が近似式導入 NN の凝集剤注入率の予測結果に与える影響を把握するため、感度を評価した。アルカリ度、水温、原水濁度の上昇・下降による凝集剤注入率の予測値の変化は、知見と傾向が一致し、説明性を向上できる見込みを得た。今回開発した近似式導入 NN は、熟練運転員の経験に基づく操作を自動的に見出してモデルに反映できたとと言える。

#### 参考文献

- 1) 日本水道協会編：水道統計 施設・業務編 平成 27 年度版，日本水道協会 (2017)
- 2) 経済産業省編：電力インフラのデジタル化研究会 (E-Tech 研究会) (第 1 回) 水道事業における IoT 活用の実証状況 (2016)
- 3) 厚生労働省編：未来投資会議構造改革徹底推進会合「地域経済・インフラ」会合 (第 2 回)——水道分野における ICT の活用 (2018)
- 4) 平林和也，占部正敏，大場正隆：ビッグデータ解析を適用した薬品注入ガイダンスシステム，環境システム計測学会誌，Vol. 23, No. 2-3, pp. 16-24 (2018)
- 5) 松本隼，山原裕之，横川勝也，毛受卓，黒川太，横山雄：原水水質のリアルタイム推定，環境システム制御学会誌，Vol. 25, No. 2-3, pp. 33-36 (2020)
- 6) 日本水道協会編：水道維持管理指針 2006 年版，日本水道協会 (2006)
- 7) 野網都夫，久本祐資，山口太秀：急速ろ過施設の効率化に向けた凝集攪拌制御の研究，環境システム計測学会誌，Vol. 19, No. 2-3, pp. 154-156 (2014)
- 8) 水道技術研究センター：高濁度原水への対応の解説 I 本編，pp. 28-36 (2014)
- 9) 森意佐央ら：凝集沈澱制御システムの自動化，横河技報，Vol. 48, No. 2 pp. 31-32 (2004)

## Prediction Model for Flocculant Dosage using AI

Ayumi Watanabe<sup>1)†</sup>, Yutaka Sangu<sup>1)</sup>, Hiroto Yokoi<sup>2)</sup> and Nobuyuki Nakamura<sup>3)</sup>

1) Hitachi, Ltd., Research & Development Group

2) Hitachi, Ltd., Water Solutions Division

3) Hitachi, Ltd., Control System Platform Division

† Correspondence should be addressed to Ayumi Watanabe :

Hitachi, Ltd., Research & Development Group

E-mail : watanabe.ayumi.ss@hitachi.com

#### Abstract

A predictive model for the flocculant dosage was developed for the control of water purification plants. Neural Network (NN) , while it is possible to model the operation by workers based on the data, there is a problem prediction model accuracy is lowered under the conditions outside the learning data range. Therefore, an approximation-formula-based NN was built and evaluated the accuracy. Under conditions outside of the learning data range, the approximation-formula-based NN showed higher accuracy (3.8 mg/L as mean absolute error) compared to fully-connected NN (20.7 mg/L as mean absolute error) . In addition, using the approximation-formula-based NN, we visualized the influence of input on the coefficient of approximation formula or prediction. It was confirmed that trends of influences matched with operator knowledges.

**Key words** : water treatment, flocculants, neural network, flocculant dosage prediction, operation management support