

〈論文〉

機械学習による下水二次処理水中の全窒素濃度推定技術の開発

林 佳 史¹⁾, 吉 田 航¹⁾, 植 田 怜 央¹⁾今 村 英 二¹⁾, 木 本 勲¹⁾, 霜 田 健 太²⁾¹⁾三菱電機(株) 先端技術総合研究所

(〒661-8661 兵庫県尼崎市塚口本町8-1-1 E-mail:Hayashi.Yoshifumi@eb.MitsubishiElectric.co.jp)

²⁾三菱電機(株) 神戸製作所

(〒100-8310 東京都千代田区丸の内2-7-3 E-mail:Shimoda.Kenta@ct.MitsubishiElectric.co.jp)

概 要

当社は既報にて好気タンク入出口NH₄-N濃度と二次処理水T-N濃度を指標とした省エネ型の曝気量制御技術を報告している。しかしT-N計は高価であるため、その代替や故障時のバックアップを目的として、下水処理場のセンサデータを用いてT-N濃度を機械学習により推定する実証試験をした。その結果、約2カ月半の検証期間における推定精度は平均絶対誤差0.9 mg/Lと良好であった。さらにその推定値に基づいた曝気量制御では、曝気量削減率はわずかに低下するのみで、窒素除去率は同程度であり、安定運用が可能であることが見込まれた。

キーワード：機械学習, ソフトセンサ, 水質推定, 全窒素濃度

原稿受付 2024.6.12 原稿受理 2024.9.4

EICA: 29(2・3) 11-18

1. はじめに

国内の下水処理では、全国の年間電力消費量の約0.8%に相当する約70億kWhという電力が使われている¹⁾。この消費電力の約半分は下水処理場の水処理施設によるものであり、さらに水処理施設で送風機が最も多く電力を消費する。そのため、処理水質を維持しつつ、送風機の消費電力削減が求められている。

窒素除去を目的とした硝化促進運転は、アンモニア態窒素(NH₄-N)を完全硝化させるため、曝気量を増大させる制御をしている。一方で、近年の調査によると、流入負荷を考慮して過剰な曝気を抑制することで好気タンクや最終沈殿池での脱窒効果を向上させることが出来ると報告されている²⁾。そこで、当研究グループでは好気タンク内での窒素除去の促進と省エネを両立するために好気タンク入出口NH₄-N濃度と二次処理水T-N濃度を指標とした曝気量制御システム(**Fig. 1**)を開発し、実機場にて曝気量削減効果と処理水全窒素濃度低減効果を検証した³⁾。本曝気量制御システムでは最終沈殿池末端の下水二次処理水のT-N濃度の連続測定データが必要となるため、その測定に通常はT-N計を使用する。しかしながら、T-N計は高価であり、代替手段や故障時のバックアップ手段が求められている。

近年、IoTやAI技術の進歩により、リアルタイムでの排水処理プロセスの監視および制御における重要技術としてソフトセンシングが注目されている⁴⁾。ソ

フトセンシングとは、過去のデータベースを用いて、測定が容易な変数を説明変数、測定困難な変数を目的変数として機械学習により回帰モデル(推定モデル)を構築し、オンラインで得られるデータから測定困難な変数の値を推定する手法である⁵⁾。既往研究にて、排水処理プロセスのBODやCOD、T-N等をソフトセンシングにより推定した報告例^{6,7)}がある。しかしながら、推定した下水二次処理水T-N濃度に基づいて曝気量制御をした事例はない。

そこで、当研究グループでは、開発した曝気量制御システムに適用することを目的に下水処理場の種々のセンサデータを使用してソフトセンシングにより二次処理水のT-N濃度を推定する技術を開発した。求められる推定精度は、推定結果の活用方法で異なるが、本研究の曝気量制御において求められる推定精度を有しているか明確ではない。そのため、本稿では、実機場の運転データを用いて機械学習によりT-N濃度をソフトセンシングする推定モデルを構築し、その推定モデルによるT-N濃度の推定精度についての評価結果を報告する。さらにT-N濃度の推定値に基づく曝気量制御の適用による、曝気量削減率およびT-N濃度削減率への影響についての評価結果も報告する。

2. 実験方法

2.1 曝気制御システムの概要

開発した曝気制御システム³⁾は、好気タンク出口

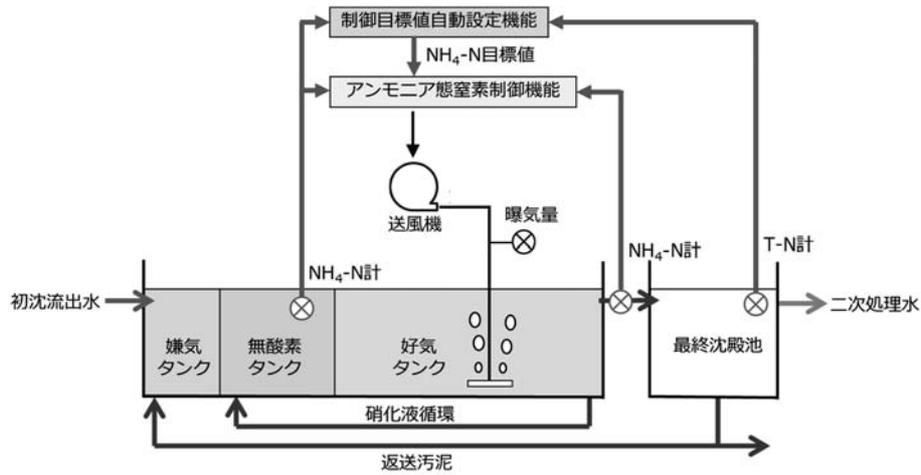


Fig. 1 Schematic diagram of the aeration control system

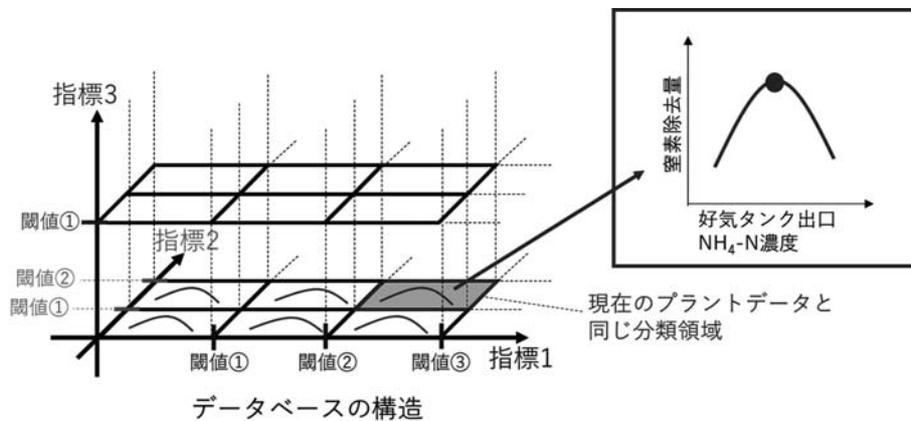


Fig. 2 Schematic diagram of the automatic setpoint adjustment function

$\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度の目標値を算出する機能（制御目標値自動設定機能）と、好気タンク出口 $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度を所定の目標値付近とするように曝気量を制御する機能（アンモニア態窒素制御機能）とで構成される。制御目標値自動設定機能はリアルタイムに計測した流入負荷に基づいて過去の運転データから好気タンク出口 $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度の目標値を算出する。Fig. 2 に制御目標値自動設定機能の概略図を示す。本機能は、過去の流入負荷等の運転データを基にクラスタリングをし、現在の運転状況に最も近いクラスタに属するデータを用いて、Fig. 2 に示したような窒素除去量と好気タンク出口 $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度の関係を得る。その後、この関係に基づいてデータセットから目標とする窒素除去量を達成可能な好気タンク出口 $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度を算出する。さらにアンモニア態窒素制御機能が流入負荷に基づくフィードフォワード制御（FF 制御）と好気タンク出口 $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度の実測値と目標値の差分に基づくフィードバック制御（FB 制御）を組み合わせたアンモニア態窒素制御にて曝気量を制御する。

2.2 実験プラントの概要

Fig. 3 に今回実験をした A 処理場の対象系列の設備構成図を示す。この系列は A 区画から L 区画までの 12 区画で構成されている。流入水は A 区画へ流入し、L 区画より最終沈殿池へ流出する。A, B 区画は嫌気タンク、C~E 区画は無酸素タンク、F~L 区画は好気タンクであり、L 区画から C 区画へ硝化液を循環した、嫌気-無酸素-好気（A2O）法による高度処理をしている。好気タンクへ供給する曝気量を調節するための風量調節弁は 3 箇所設置されており、各風量調節弁の開度を調整することで F 区画、G~I 区画、J~L 区画の曝気量を制御することができる。なお、風量計は各風量調節弁に設置されている。

この A2O の系列のうち 2 系列を実験系と比較系として本実験に用いた。Table 1 に実験期間中（2023/1/23~2/20）の実験系および比較系の運転条件を示す。1 系列目は開発した曝気制御システムを実装した実験系とし、制御目標値自動設定機能により好気タンク出口 $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度の制御目標値を自動設定し、さらに、その制御目標値になるように曝気量を制御した。ただし、AI の動作の安全性を担保するため、制御目標値に上下制限を設定した。制御目標値自動設定機能が

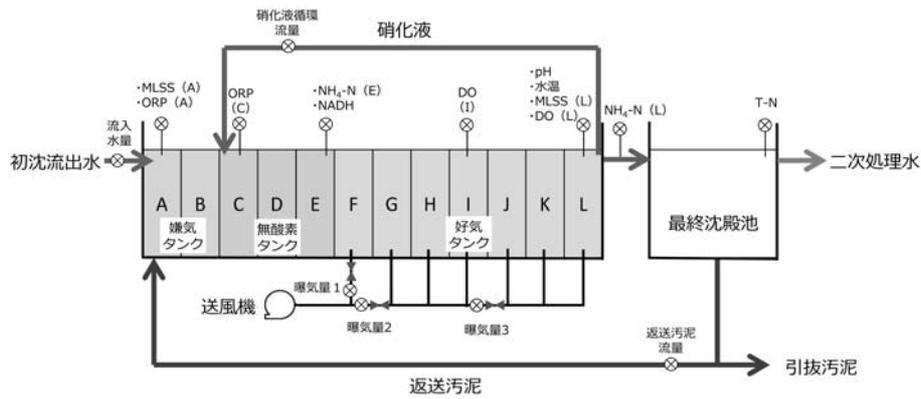


Fig. 3 Facility configuration diagram of Treatment Plant A

Table 1 Operating conditions

	実験系	比較系
曝気量制御方法	開発した曝気量制御 (L区間 NH ₄ -N 設定値： 0~2 mg/L で自動設定)	DO 一定制御 (L区間 DO 設定値： 1~1.5 mg/L で設定)
MLSS (mg/L)	1836 (1730~1910)	1557 (1530~1600)
HRT (hr)	14.6 (12.6~18.6)	14.4 (11.5~19.1)
A-SRT (日)	10.1 (6.0~20.7)	10.6 (7.9~17.6)
流入水 (m ³ /hr)	1210 (945~1393)	1234 (920~1528)
返送汚泥率 (%)	48.0 (44.0~54.0)	46.8 (40.0~52.0)
硝化液循環率 (%)	40.4 (7.0~47.0)	39.8 (6.0~46.0)

* 平均値 (最小値~最大値)

算出した制御目標値がこの上下制限を逸脱しない場合、制御目標値としてそのまま設定する。逸脱した場合はこの上下制限内に丸め込み、その結果を制御目標値として設定する。本実験では、制御目標値の範囲を 0~2 mg/L とした。一方、2 系列目は既設の曝気量制御方法である DO 計を用いた DO 一定制御をする比較系とし、L 区画での DO 濃度の目標値は 1~1.5 mg/L の間に設定し、目標値になるように曝気量を制御した。また、窒素除去を最大限促進するため、実験系では比較系と比べて MLSS を高く設定した。その他の運転条件 (HRT, A-SRT, 流入水量, 返送汚泥率, 硝化液循環率) は実験系と比較系で期間中同等であった。返送汚泥率は最終沈殿池から嫌気タンクに返送される返送汚泥流量と、最初沈殿池から嫌気タンクに流入する流入水量の比率で計算される。硝化液循環率は、好気タンクから無酸素タンクへの硝化液循環流量と、最初沈殿池から嫌気タンクに流入する流入水量の比率

で計算される。

2.3 実験手順の概要

本実験は、「推定モデル構築」、「処理水 T-N のオンライン推定」、「曝気量制御への影響評価」の3つの工程で検証した。Table 2 に各工程の条件を示す。まず、「推定モデル構築」の工程では、事前の机上検討として、収集した実機場のセンサデータを用いて機械学習により T-N 濃度の推定モデルを構築した。次に「処理水 T-N のオンライン推定」の工程では、本モデルに基づいた T-N 推定プログラムを実機場に実装した後、実機場のリアルタイムデータを用いて T-N 推定プログラムにより処理水 T-N 濃度を推定し、その推定精度を評価した。さらに「曝気量制御への影響評価」の工程では、その T-N 濃度の推定値に基づく曝気量制御をし、曝気制御システム運転時の曝気量低減効果、T-N 削減効果への影響を調査した。推定モデル構築時には、実験系より取得した 2021/12/22~2022/7/2 の期間のデータセットの内、2022/6/6 までのデータを学習データとし、2022/6/7 からのデータを検証データとした。つまり、約半年間の学習データを用いて推定モデルを構築し、その後の約 1 カ月間の検証データを用いて、モデルの精度検証をした。また、処理水 T-N 濃度のオンライン推定時には、2022/12/21~2023/3/8 の約 2 カ月半のリアルタイムデータを用いて T-N 濃度を推定し、T-N 計の実測値と比較することでその精度検証をした。曝気量制

Table 2 Test procedure

	①	②	③
	推定モデル構築	処理水 T-N の オンライン推定	曝気量制御への影響評価
データ期間	学習データ： 2021/12/22~ 2022/6/6 (N=3965) 検証データ： 2022/6/7~ 2022/7/2 (N=595)	学習データ： 2021/12/22~ 2022/6/6 (N=3965) 検証データ： 2022/12/21~ 2023/3/8 (N=1452)	T-N 計測値に基づく 曝気量制御：2023/1/23~ 2023/2/5 T-N 推定値に基づく 曝気量制御：2023/2/6~ 2023/2/20
評価に用いた系列	実験系	実験系	実験系および比較系

御への影響評価時は、2023/1/23～2023/2/5の期間で T-N 計測定値に基づく曝気量制御をし、2023/2/6～2023/2/20の期間で T-N 推定値に基づく曝気量制御をした。さらに、各期間における比較系に対する曝気量削減率および T-N 濃度削減率を比較することでその影響を評価した。

2.4 収集データおよびデータ前処理方法

本実験のために Table 3 に示す実験プラントのセンサデータを収集した。さらにデータの前処理として、滞留時間遅れの補正、データ点数の間引き、異常値の除去、説明変数の選定をした。

Table 3 Sensor data used for estimation of T-N

No	略称	計測項目	計器位置	変数	時間遅れ補正
0	TN1	処理水全窒素	第二沈殿池	目的変数	不要
1	NA1	NADH	E	説明変数	要
2	NH1	NH ₄ -N 濃度 (E 区間)	E	説明変数	要
3	NH2	NH ₄ -N 濃度 (L 区間)	L	説明変数	要
4	AF1	曝気量 1	F	説明変数	要
5	AF2	曝気量 2	GHIJKL	説明変数	要
6	AF3	曝気量 3	JKL	説明変数	要
7	DO1	DO (I 区間)	I	不使用	要
8	DO2	DO (L 区間)	L	説明変数	要
9	ML1	MLSS (A 区間)	A	不使用	要
10	ML2	MLSS (L 区間)	L	不使用	要
11	OR1	ORP (A 区間)	A	不使用	要
12	OR2	ORP (C 区間)	C	不使用	要
13	pH1	pH	L	説明変数	要
14	TE1	水温	L	説明変数	要
15	FL1	流入流量	A	説明変数	不要
16	FL2	返送汚泥流量	A	説明変数	不要
17	FL3	硝化液循環流量	F	説明変数	不要

(1) 滞留時間遅れの補正

種々のセンサは処理場内の各タンクの異なる位置に設置されており、プラント構成図中の前段である嫌気タンク入口に流入した水が、最終沈殿池の末端に到達するまでに、約半日ほどの時間を要する。ある時刻で嫌気タンクに流入した水質と、それに対応する各種センサの計測値との間には、滞留時間分のずれが存在する。そこで、データの前処理として、各センサの滞留時間分の時間ずれを各タンクに流出入する流量およびタンク容量に基づき補正をした。

(2) データ点数の間引き

機械学習の説明変数である NADH (ニコチンアミドアデニンジヌクレオチド) や NH₄-N 濃度のデータはセンサから 5 分間隔で取得しているのに対し、今回の目的変数である処理水 T-N 濃度は 1 時間間隔で取得している。そのため、説明変数のデータ点数を処理水 T-N 濃度と同じ 1 時間間隔に間引いた。

(3) 異常値の除外

データセットの中には、センサのメンテナンスや故

障期間中の測定不良であったデータセットが存在した。そこで、そのようなデータセットは異常値として除外した。

(4) 説明変数の選定

Table 3 に記載のセンサデータのうち、説明変数として用いるセンサデータを選定するため、2021/12/22～2022/6/6 のデータセットを標準化した後、T-N 濃度と各説明変数との相関分析 (Fig. 4) をした。その結果、無酸素タンクの NH₄-N 濃度 (NH1)、好気タンク出口の NH₄-N 濃度 (NH2)、曝気量 2 (AF2) が正の相関が高く、好気タンクの pH (pH)、水温 (TE1) は負の相関が高かった。一方で、各 ORP (OR1, OR2)、MLSS (ML2)、各流量 (FL1～3)、曝気量 1 (AF1)、I 区間の DO 濃度 (DO1) は相関係数の絶対値が 0.1 以下であった。そのため、流量および曝気量データを除く相関係数の絶対値が 0.1 以下の変数は説明変数から除外した。

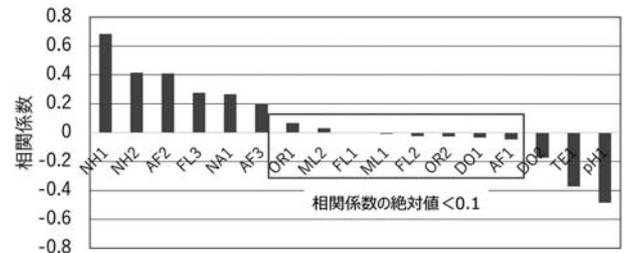


Fig. 4 Correlation coefficient between T-N and other variables

2.5 機械学習モデル

機械学習モデルとして、今回、部分的最小二乗法 (Partial Least Squares : PLS) を用いた。PLS とは、主成分間の無相関性を維持しながら目的変数の情報を考慮して主成分を計算し、主成分と目的変数との間で線形回帰モデルを構築する手法の一つであり、目的変数と主成分との間の共分散が最大になるように主成分軸の方向を決めることを特徴とする⁸⁾。モデルの構築では、Python を使用し、ライブラリー「Scikit-learn」を用いた。推定精度は絶対平均誤差 (MAE : Mean Absolute Error) を指標とし、目標精度は、MAE 1.0 mg/L 以下と設定した。これは本研究の曝気量制御の演算シミュレータおよび活性汚泥モデル (ASM1)⁹⁾ を組み込んだシミュレータを用いて対象系列の運転および水質をシミュレーションすることで T-N 濃度の推定誤差の影響を確認した結果に基づいて設定した。

2.6 削減率の算出方法

曝気量削減率、T-N 濃度低減率の算出手法について以下に示す。なお、算出に際しては、取得したトレンドデータの異常値を除去した上で解析した。また、

雨天時は流入負荷が低下することで、実験系、比較系ともに曝気量が下限値で推移するなどして、曝気量削減率が低下する傾向にある。今回、異なる期間のデータを比較するため、A 下水処理場にて降雨を観測した日や停電等で実験が一時的停止した日については、除外して、評価した。

(1) 曝気量削減率

曝気量削減率は、実験系と比較系の曝気量を比較することで算出した。ここで、両系で同一の曝気量制御をした場合、理想的には同量の曝気量が供給されるはずである。しかし実際には、系列間における散気効率等の違いにより曝気量に差異が生じる。よって、本報告では 2-1、2-2 式に基づいて曝気量削減率を算出した。まず、比較系における処理水 1 m³あたりの曝気量に対する実験系における処理水 1 m³あたりの曝気量の比を相対曝気率とした。さらに、予め実施していた両系ともに DO 一定制御をした期間の相対曝気率を系列間の補正值として求め、本実験時の相対曝気率をその補正值で割ることで正味の相対曝気率とした。最後にその相対曝気率の削減率を曝気量削減率とした。

相対曝気率 =

$$\frac{\text{実験系の処理水 } 1 \text{ m}^3 \text{ あたり曝気量 (実験系)}}{\text{比較系の処理水 } 1 \text{ m}^3 \text{ あたり曝気量 (比較系)}}$$

2-1 式

曝気量削減率 [%]=

$$\left(1 - \frac{\text{本実験時の相対曝気率}}{\text{DO一定制御時の相対曝気率}}\right) \times 100$$

2-2 式

(2) T-N 濃度削減率

T-N 濃度低減率も実験系と比較系の処理水 T-N 濃度を比較することで算出した。

処理水 T-N 濃度低減率 [%]=

$$\left(1 - \frac{\text{実験系処理水 T-N 濃度 (実験系)}}{\text{比較系処理水 T-N 濃度 (比較系)}}\right) \times 100$$

2-3 式

3. 結果と考察

3.1 推定モデル構築および精度検証

学習データにより構築した推定モデルで、検証データの T-N 濃度を推定した結果を Fig. 5 に示す。yy プロットは、横軸を検証データの実測値、縦軸を検証データでの推定値としてプロットしたグラフである。このプロットが対角線に近づくほど、推定精度がよいことを表す。推定の結果、検証データにおける T-N 濃度の推定精度は MAE で 0.73 mg/L と目標精度に対して良好な精度を有していた。

3.2 オンライン推定における精度検証

本モデルに基づいた推定プログラムを A 処理場の実験系に実装し、実機場のリアルタイムデータから T-N 濃度を推定した。推定結果を Fig. 6 に示す。検証期間中、T-N 計測定不良が頻発し、T-N 実測値が想定される値から大きく外れる期間があった。今回、推定モデルの推定精度を正しく検証するためにそれらの測定不良が起こった期間のデータを除外して評価した。その結果、検証期間を通じての推定精度は MAE

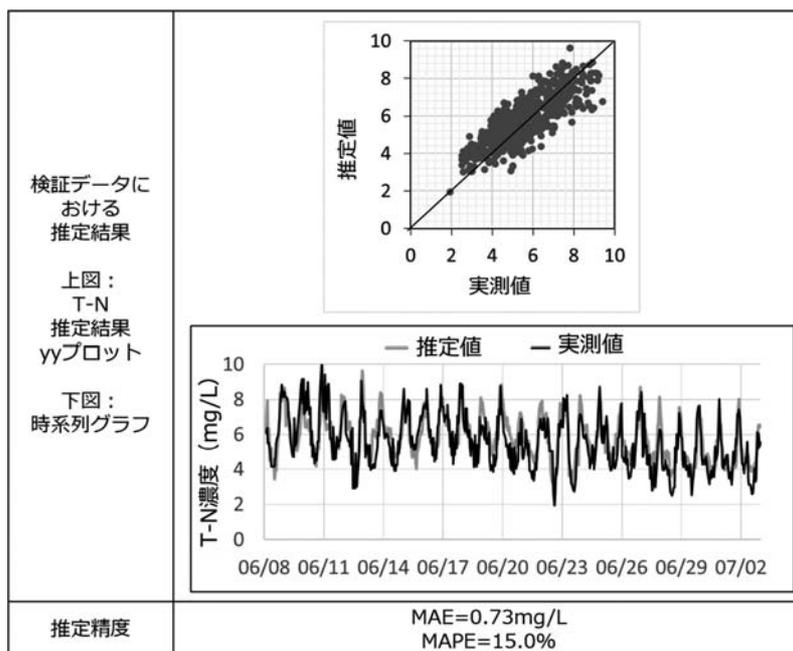


Fig. 5 Estimation accuracy of T-N using verification data

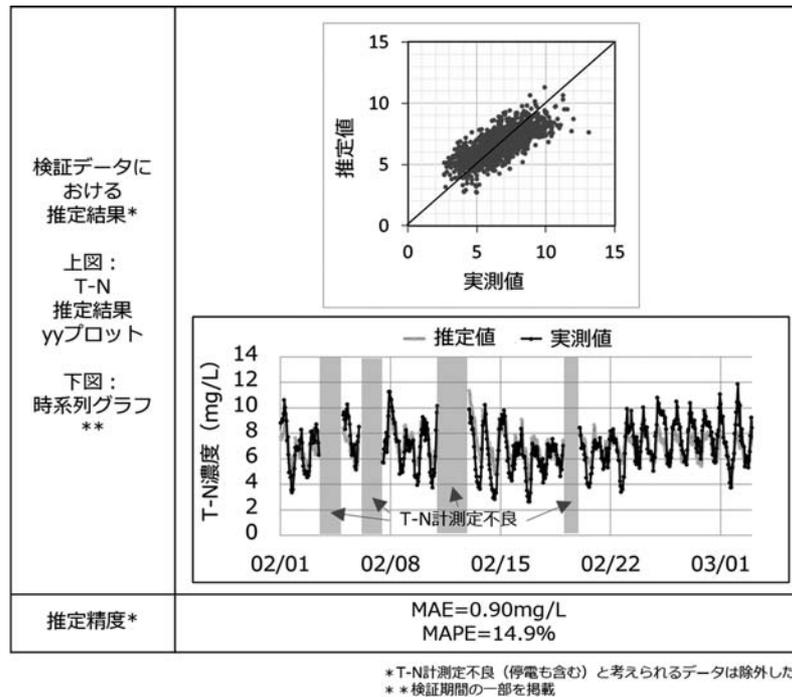


Fig. 6 Estimation accuracy of T-N using real-time data

で 0.90 mg/L であり、目標精度に対して良好な精度であった。今回、モデル構築に用いた学習データは、2021/12/22~2022/6/6 の期間であったのに対し、検証データはその半年後の 2022/12/21~2023/3/8 の期間のデータであるにも関わらず、モデルの劣化は見られず、良好な精度を有していた。そのため、比較的レジリエンスが高いモデルであることが見込まれた。下水処理場のデータは季節性があり、水温や流入負荷等が季節により異なる。例えば、夏季は冬季に比べ水温や生物活性が高く、流入水量も多いが、流入濃度は低い傾向にある。今回評価した検証データは、冬季(12~3月)であったのに対し、学習データは同季節を含む12~6月のデータであったことで良好な精度が得られた可能性がある。

3.3 曝気量制御への影響評価

T-N 計測定値に基づく曝気量制御(運転①)をした期間と T-N 推定値に基づく曝気量制御(運転②)をした期間のそれぞれの比較系に対する曝気量削減率および T-N 濃度削減率を比較することでその影響を評価した。

Table 4 に曝気量削減率、T-N 濃度削減率の比較結果を示し、Fig. 7 に曝気量、T-N 濃度および $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度の1時間毎の経時変化を示す。T-N 推定値に基づく曝気量制御をした期間における T-N 濃度の推定精度は MAE で 1.0 mg/L であり、この推定誤差を含む T-N 推定値を制御目標値自動設定機能に入力し、曝気量制御した。その結果、曝気量削減率の比較評価においては、運転①では、削減率 5.6% であったのに

Table 4 Comparison of aeration rate and T-N reduction rates

	曝気量削減率 (%)	処理水 T-N 濃度低減率 (%)	備考
T-N 計測定値に基づく曝気量制御(運転①)	5.6	34.0	—
T-N 推定値に基づく曝気量制御(運転②)	4.7	38.5	期間中の T-N 推定精度: MAE 1.0 mg/L

対し、運転②では 4.7% とわずかに低下した。しかしながら、著しい削減率の低下や曝気量制御の異常は確認されず、曝気量削減効果を維持しつつ運転することができたと考えられる。さらに、T-N 濃度削減率の比較評価においては、運転①では、削減率 34.0% であったのに対し、運転②では 38.5% と同程度以上であった。また、1時間毎の経時変化において、運転①と同様に、運転②でも実験系の好気タンク出口の $\text{NH}_4\text{-N}$ 濃度は設定値最大値である 2 mg/L 以下で、実験系の処理水 T-N 濃度も 10 mg/L 以下で凡そ推移したことが確認でき、T-N 推定値に基づいたとしても曝気量制御が不安定になることなく、安定して窒素除去可能であることが見込まれた。

以上より、T-N 推定値に基づいて曝気量制御をした結果、わずかに曝気量削減率は低下する可能性が示唆されたが、著しい削減率の低下や曝気量制御の異常は確認されず、また、T-N 濃度削減の効果を維持可能であり、窒素除去も安定的に実施可能であることが想定された。そのため、開発した T-N 濃度の推定技術が実用的であることが見込まれた。

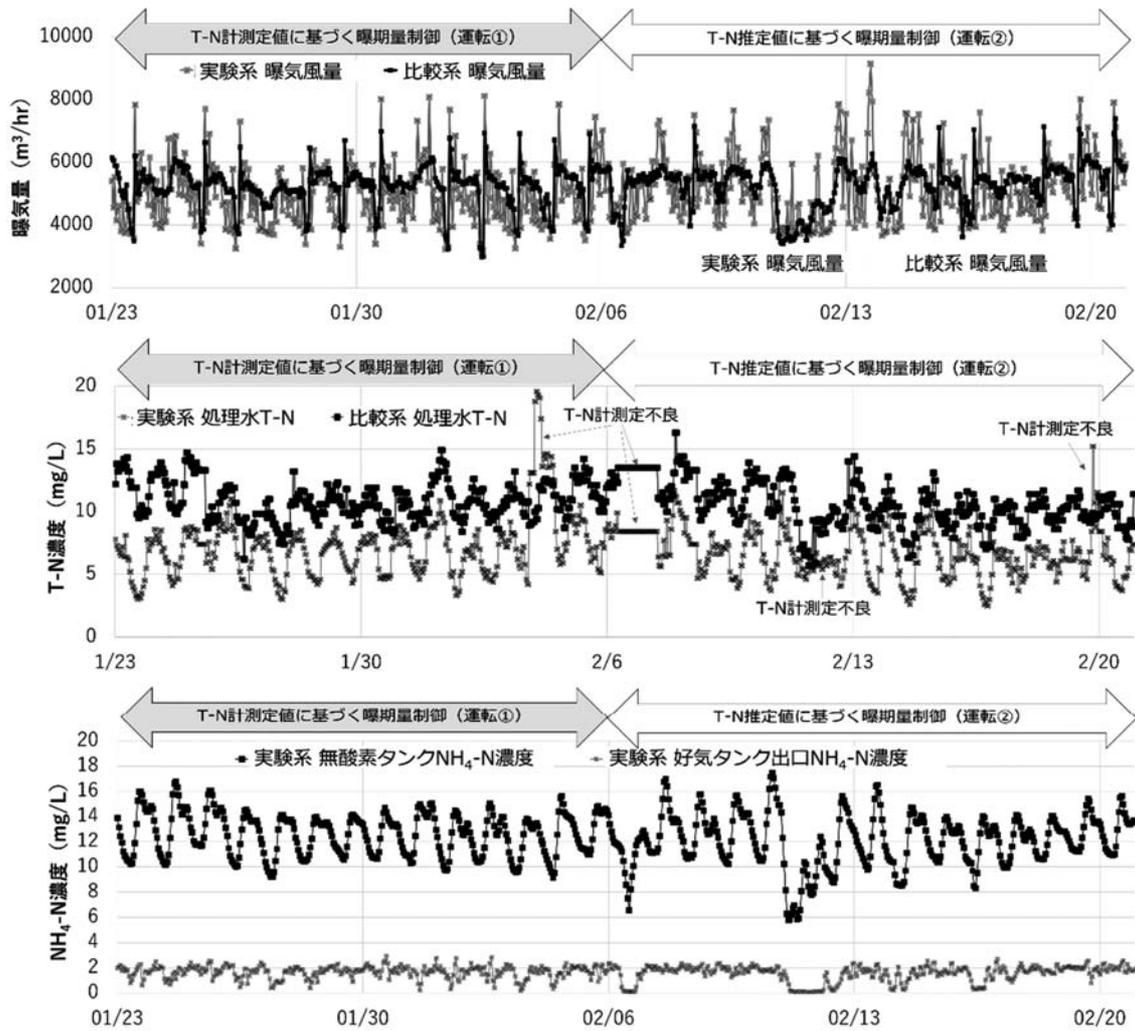


Fig.7 Transitions of aeration rate, T-N, NH₄-N concentration

4. 結 論

下水処理場の種々のセンサデータを使用して下水二次処理水中の T-N 濃度を機械学習により推定する技術を開発した。本稿では、実機場の運転データを用いて機械学習により T-N 濃度の推定モデルを構築し、その推定モデルの推定精度およびその T-N 推定値に基づいて曝気量制御をすることによる曝気量削減率および T-N 濃度削減率への影響を評価した。得られた結果は以下の通りである。

- ・ 反応タンク内の NH₄-N 濃度等の水質や曝気量を説明変数として6か月分の学習データを用いて構築した処理水 T-N 濃度の推定モデルを、実機場に実装し、約2カ月半の間、T-N 濃度をリアルタイムデータを用いて推定した。その結果、MAE 0.9 mg/L (目標 1.0 mg/L 以下) と良好な推定精度を示した。
- ・ T-N 推定値に基づいて曝気量制御をした結果、わずかに曝気量削減率は低下する可能性が示唆されたが、著しい削減率の低下や曝気量制御の異常は確認されず、また、T-N 濃度削減の効果を維持可能であり、窒素除去も安定的に実施可能であることが想

定された。そのため、開発した T-N 濃度の推定技術が実用的であることが見込まれた。

参 考 文 献

- 1) 日本下水道協会：令和2年度版下水道統計第77号，日本下水道協会 (2023)
- 2) 星加昭代，新井義人，尾又広喜，勅使河原秀和，中東寛和，高須 弘，山本孝幸，天野博史，千明 聡，高橋好子，森田健史：好気槽における脱窒に関する調査 (浅川処理場と小菅処理場の共同調査)，東京都下水道局技術調査年報 2001, pp. 74-91 (2001)
- 3) 植田怜央，吉田 航，林 佳史，今村英二，木本 勲，霜田健太：窒素除去と省エネを両立する曝気量制御技術の開発，環境システム計測制御学会誌，Vol. 28, No. 2/3, pp. 65-69 (2023)
- 4) Alessandro Moretti, Heidi Lynn Ivan, Jan Skvaril: A review of the state-of-the-art wastewater quality characterization and measurement technologies. Is the shift to real-time monitoring nowadays feasible?, Journal of Water Process Engineering, Vol. 60, 2024, 105061
- 5) 船津公人，金子弘昌：ソフトセンサー入門，コロナ社，pp. 7-8 (2014)
- 6) Chang Peng, Li ZeYu: Over-complete deep recurrent neural network based on wastewater treatment process soft sensor

- application, *Applied Soft Computing*, Vol. 105, 2021, 107227
- 7) Bing Lia, Siyuan Maa, Tuo Tianb, Huaibin Bib, Yuxin Tianb, Xueyan Mab and Yong Qiu: Design and application of soft sensors in rural sewage treatment facilities, *AQUA – Water Infrastructure, Ecosystems and Society*, Vol. 72, 2023, pp. 2001–2016
- 8) 金子弘昌：化学のための Python によるデータ解析・機械学習入門，オーム社，p. 62（2019）
- 9) 味埜 俊：活性汚泥モデル－ASM1, ASM2, ASM2d, ASM3, 環境新聞社（2005）

Estimation of Total Nitrogen Concentration in Secondary Sewage Effluent by Machine Learning

Yoshifumi Hayashi^{1) †}, Wataru Yoshida¹⁾, Reo Ueda¹⁾, Eiji Imamura¹⁾, Isao Kimoto¹⁾, Kenta Shimoda²⁾

¹⁾ Mitsubishi Electric Corporation Advanced Technology R & D Center

²⁾ Mitsubishi Electric Corporation, Kobe Works

† Correspondence should be addressed to Yoshifumi Hayashi:

Mitsubishi Electric Corporation Advanced Technology R&D Center

E-mail: Hayashi.Yoshifumi@eb.MitsubishiElectric.co.jp

Abstract

We developed an energy-saving aeration control method using the $\text{NH}_4\text{-N}$ concentration and the T-N concentration as indicators. However, due to the high cost of T-N analyzer, we conducted a demonstration test to estimate the T-N concentration using machine learning with the online data of a sewage treatment plant, aiming to substitute or backup the T-N analyzer. As a result of the test, the mean absolute error of the T-N estimation was 0.9 mg/L throughout the verification period. Furthermore, following the aeration control test with the estimated T-N values, the aeration reduction rate only slightly decreased compared to that when using the real values, and the nitrogen removal was at the same level. Those results suggest that stable operation may be possible even when using the estimated T-N value.

Key words: machine learning, soft sensor, effluent quality estimation, total nitrogen concentration