

一般論文

関連するSDGs



AIを活用した放流水質予測技術の開発

AI-based Prediction of Quality of Water Discharged from Sewage Treatment Plant

大久保 章 竹原 輝 巳
 Okubo Akira Takehara Terumi
 黄 嵐 森本 充
 Huang Lan Morimoto Mitsuru
 粕谷 幸太郎
 Kasuya Kotaro

概要

当社は、下水処理場内の監視制御装置に保存されている過去の計測データを基に、AIにより2時間後の放流水質（化学的酸素要求量（COD）、全窒素含有量（TN）、全りん含有量（TP））を予測する技術を開発した。これにより、維持管理者は放流水質の悪化前に運転変更などの対応ができ、その結果、労力をかけずに水質悪化を未然に防止することが可能となる。本論文では、上記技術を紹介する。

Synopsis

We have developed a technology to predict the chemical oxygen demand (COD), total nitrogen content (TN), and total phosphorus content (TP) after 2 hours using artificial intelligence (AI) based on the past measurement data stored in the monitoring and control equipment in the sewage treatment plant. As a result, the maintenance managers can change the operation before the deterioration of the discharged water quality. Therefore, it is possible to prevent the deterioration of the water quality without any effort. In this paper, we introduce the foregoing technology.

1. はじめに

下水処理場は、水質汚濁防止法により放流水の排水基準が定められており、化学的酸素要求量（COD）が管理対象となっている。瀬戸内海などの特定地域内の下水処理場では、全窒素含有量（TN）、全りん含有量（TP）が追加規制の対象となっている。これらの管理・規制対象に対し、処理場では、自動測定装置を使って監視を行っているが、流入する汚水の水質や下水処理工程の状況によっては放流水質が悪化することがある。その水質を正常状態に戻すためには、維持管理者の経験やノウハウが求められるとともに、一定の経過時間が求められるため、維持管理者の労力が必要となる。

維持管理者が水質悪化を事前に察知できるようにするために、これらの管理・規制対象の過去の実績データを基に、AIを用いて将来の水質変動を予測する技術

を開発した。この技術により、維持管理者の負担を軽減しつつ、水質悪化を未然に防止することが可能になる。

2. 下水処理場の構成と技術開発要件

一般的な下水処理場は以下のような構成となっている（図1）。

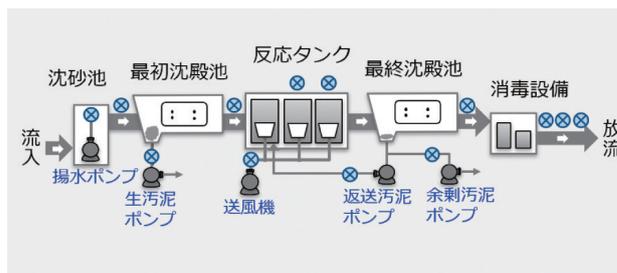


図1 下水処理場の概略図

流入した汚水は、各処理工程を経て河川などに放流される。ただし、各処理工程には、処理場の規模や処理方式に細かい差異がある。また、各処理工程では、各種センサにより処理状況の監視が行われ、これらの測定結果（センサ値）は、監視制御装置内に蓄積される。

今回の技術開発においては、多様な下水処理場に適用できるように、以下を考慮した。

- ① 特別なセンサや新たなセンサを用いない。
- ② 多様な下水処理場で共通の汎用的なセンサのみを用いる（表1）。
- ③ センサ取り付け位置を問わない。
- ④ 処理の系統数、処理方式を問わない。

表1 使用するセンサ

入力センサ名	使用	入出力	備考
流入汚水水温	×		処理場により設置有無に差異あり（非共通）
流入汚水PH	×		処理場により設置有無に差異あり（非共通）
ポンプ揚水量	○	入力	
返流量	○	入力	
初沈流入流量	×		ポンプ揚水量の変動と差異なし
生汚泥引抜流量	×		定周期・定量運転のため非対象
生汚泥濃度	×		処理場により設置有無に差異あり（非共通）
反応タンク流入流量	○	入力	
反応タンク送気量	○	入力	
溶存酸素濃度(DO)	○	入力	
混合浮遊物濃度(MLSS)	○	入力	
反応タンクPH	×		処理場により設置有無に差異あり（非共通）
酸化還元電位(ORP)	×		処理方式により設置有無に差異あり（非共通）
反応タンク水温	×		処理場により設置有無に差異あり（非共通）
循環水量	×		処理方式により設置有無に差異あり（非共通）
返送汚泥流量	×		流量比率運転のためポンプ揚水量の変動と差異なし
返送汚泥濃度	○	入力	
余剰汚泥引抜流量	×		定周期・定量運転のため非対象
次亜塩注入量	×		流量比率運転のためポンプ揚水量の変動と差異なし
残留塩素濃度	×		処理場により設置有無に差異あり（非共通）
放流流量	×		ポンプ揚水量の変動と差異なし
COD	○	入出力	
TN	○	入出力	
TP	○	入出力	

3. 放流水質予測の技術

本章では、放流水質の予測に用いた技術について説明する。まず、第1節にはデータ整理方法、第2節には予測方法をそれぞれ記述する。

3.1 データ整理方法

汎用センサからの入力値には、意図しない挙動（高周波ノイズなど）が存在する。そのため、ローパスフィルタ（以下、LPF：Low-Pass Filter）を用いることにより、高周波ノイズの除去を行った。

LPF適用前後のグラフを図2に示す。LPFを適用した場合、位相遅れ（図2 After(fn)）が生じるため、目的としている放流水質の予測に影響を及ぼす。本技術では、その位相遅れを防止するために、対象の区間にLPFを順方向および逆方向の2回適用する工夫を施し、位相遅れを抑えた零位相（図2 After(yn)）となるようにした。

今回適用したLPFの漸化式を以下に示す。

<漸化式>

$$f_n = \sum_{k=0}^N b_k x_{n-k} - \sum_{k=1}^N a_k f_{n-k} \quad (0 \leq n < l), \quad f_n = x_0 \quad (-N < n < 0)$$

$$y_n = \sum_{k=0}^N b_k f_{n+k} - \sum_{k=1}^N a_k y_{n+k} \quad (0 \leq n < l), \quad y_n = f_{l-1} \quad (l \leq n < l+N)$$

x_n : n番目の入力データ値

l : 入力データのデータ長

a, b, N : LPFのパラメータ

f_n : n番目のLPF（順方向）出力データ値

y_n : n番目のLPF（逆方向）出力データ値

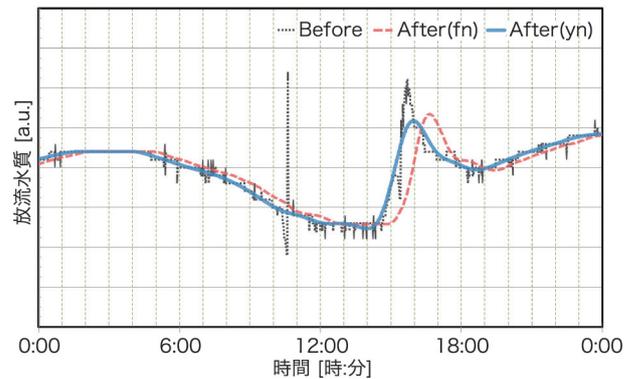


図2 LPF前後の時系列データ

3.2 予測方法

放流水質は下水処理場の周辺環境に依存するため、放流水質の予測には、暦を考慮する必要がある。そこで本技術では、AI技術の手法である長短期記憶ニューラルネットワーク（以下、LSTM：Long Short-Term Memory）を用いた。LSTMはネットワーク内部で短期記憶を長期間活用できる構造を持つため、長期的な依存関係を考慮できるメリットがある。

LSTMによる放流水質の学習イメージを図3、予測イメージを図4に示す。LPFを適用した過去の時系列データから実測値 $M(T-V) \sim M(T)$ と実測値 $M(T+W)$ の関係を図3のようにスライドさせつつ、LSTMで学習し、学習モデルを生成した。

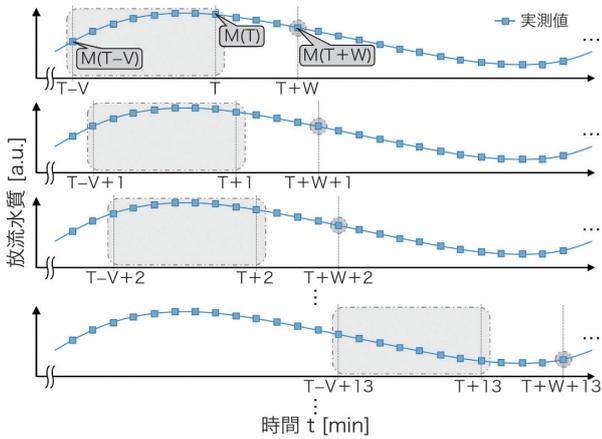


図3 LSTMによる学習イメージ

その学習モデルに、LPFを適用した直近の時系列データ（実測値 $M(T-V) \sim M(T)$ ）を入力し、 W 分後のデータ（予測値 $P(T+W)$ ）を予測するシステムを構築した。

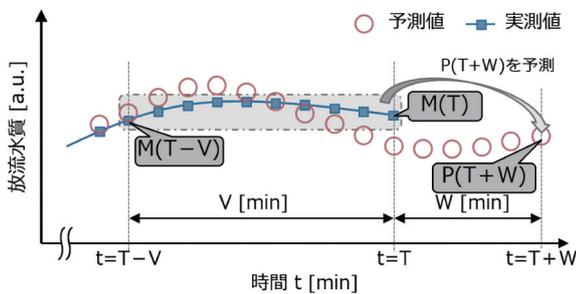


図4 LSTMによる予測イメージ

4. 放流水質予測の評価

本章では、某処理場のデータを用いた放流水質予測の評価結果について説明する。第1節には某処理場の概略、第2節には判定基準、第3節には某処理場の過去データを基にした評価結果、第4節には某処理場での実地検証を行った結果をそれぞれ記述する。

4. 1 某処理場の概略

図5に放流水質予測の対象とした某処理場の概略を示す。某処理場では、流入した下水を、系統毎に処理が異なる3系統に分割して処理を行い、まとめて放流する仕組みを採用している。

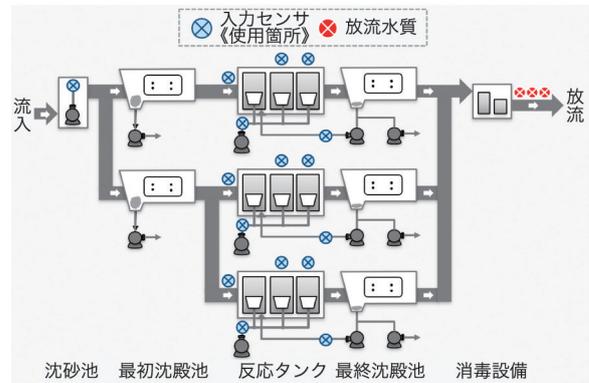


図5 某処理場の簡易モデル

4. 2 開発技術の判定基準

放流水質予測の判定基準として、各放流水質（COD, TP, TN）の誤差 $E(t) (= | \text{予測値}P(t) - \text{実測値}M(t) |)$ を基に設定した。誤差のイメージを図6に示す。その判定基準を表2に示す。

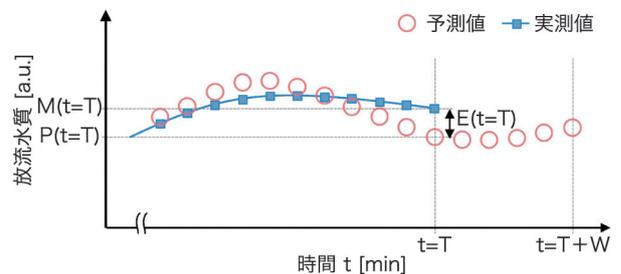


図6 放流水質予測の誤差のイメージ

表2 各放流水質の誤差に対する判定基準

放流水質	判定基準 [mg/L]
COD	誤差 $E(t) \leq 2.0$
TN	誤差 $E(t) \leq 10.0$
TP	誤差 $E(t) \leq 1.0$

4. 3 過去データによる評価結果

某処理場における過去（2019年1月1日～2019年11月5日）の時系列データを用いて学習モデルの作成および評価を行った。作成した学習モデルは、過去の時系列データから抽出した実測値 $M(T-1440) \sim M(T)$ と実測値 $M(T+120)$ の関係を学習している。

作成した学習モデルの誤差E (t) に対する評価結果を表3、評価データから48時間 (2880分) を抜粋したグラフを図7(a) ~ (c) に示す。

表3に示すように、全放流水質における誤差E (t) の最大値が判定基準を満たす学習モデルを作成することができた。また、図7(a) ~ (c) に示すように、予測値P (t) に大きな変動があっても、実測値M (t) が追従できていることから、作成した学習モデルがW (=120)分後の実測値を精度良く予測できていることを確認できた。

表3 某処理場における過去データを基にした評価結果

放流水質	誤差E(t) [mg/L]			判定
	最大値	平均値	標準偏差	
COD	0.410	0.068	0.056	○
TN	5.701	0.767	0.681	○
TP	0.497	0.074	0.066	○

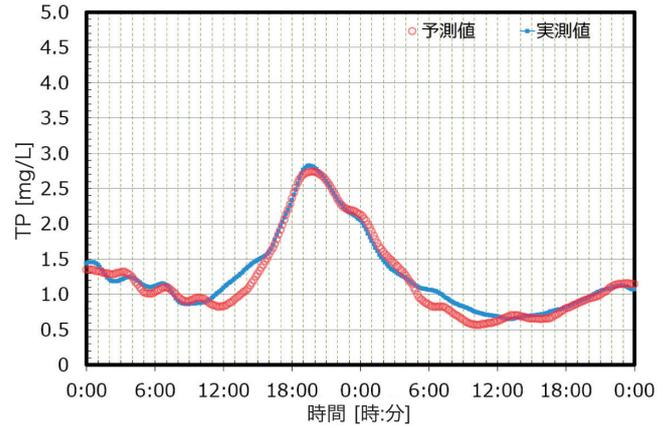


図7(c) 評価データのグラフ (TP)

4.4 リアルタイムデータによる評価結果

前節にて評価が完了した学習モデルを使用し、某処理場において、実計測データに基づく評価試験を、非連続な4日間で実施した。監視制御装置に蓄積されたリアルタイムな計測データを、10分周期でLPF適用によりノイズ除去を行ったうえで学習モデルに入力し、2時間後の予測を実施した。試験結果を表4、試験結果の抜粋グラフを図8(a) ~ (c) に示す。全ての試験日において判定基準を満足したため、作成した学習モデルは高い予測精度を有することを確認した。

表4 リアルタイムデータによる試験結果

		実施日	1日目	2日目	3日目	4日目			
天候			晴	曇	曇	雨			
降雨量(mm/日)			0.0	0.0	0.0	184.2			
最高気温(℃)			9.0	12.0	10.2	9.5			
最低気温(℃)			-2.9	6.4	1.9	4.5			
		判定基準	実施結果				集計		
		実施日	1日目	2日目	3日目	4日目			
COD	全体誤差	平均値	-	0.5	0.4	0.4	0.3	0.4	
		最大値	-	1.0	0.9	0.8	0.8	1.0	
	2時間平均	平均値	-	0.5	0.4	0.3	0.4	0.4	
		最大値	2.0以下	0.6	0.5	0.5	0.5	0.6	
TN	全体誤差	平均値	-	1.5	1.2	1.7	0.6	1.2	
		最大値	-	3.2	2.2	2.8	1.8	3.2	
	2時間平均	平均値	-	1.4	1.0	1.5	0.6	1.1	
		最大値	10.0以下	2.6	1.9	2.2	0.7	2.6	
TP	全体誤差	平均値	-	0.15	0.26	0.09	0.10	0.15	
		最大値	-	0.28	0.33	0.17	0.20	0.33	
	2時間平均	平均値	-	0.15	0.26	0.10	0.08	0.15	
		最大値	1.00以下	0.25	0.30	0.14	0.11	0.30	

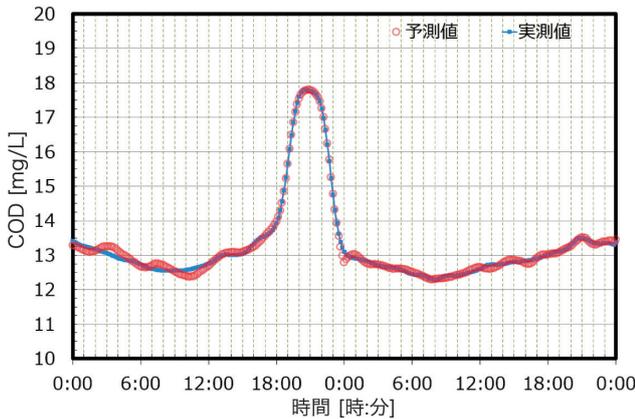


図7(a) 評価データのグラフ (COD)

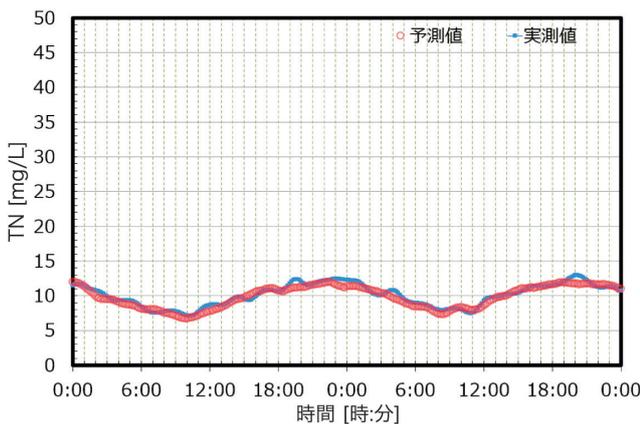


図7(b) 評価データのグラフ (TN)

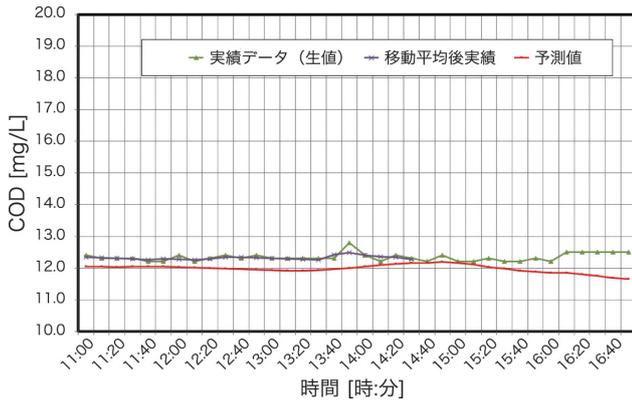


図 8 (a) 試験結果のグラフ (COD)

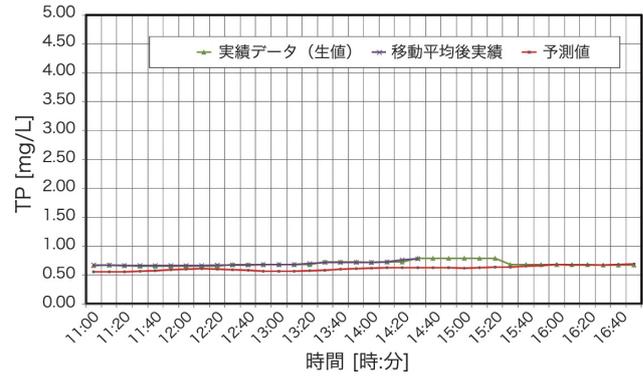


図 8 (c) 試験結果のグラフ (TP)

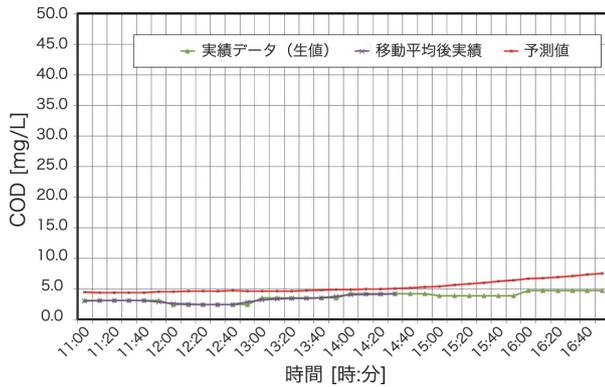


図 8 (b) 試験結果のグラフ (TN)

5. まとめ

下水処理場において、AIにより放流水質（COD、TN、TP）を予測する技術を開発した。本技術においては、処理方式を問わずに汎用的なセンサを用いて、放流水質を予測できるため、多様な下水処理場に適用可能である。

今後は、下水処理場の維持管理効率化に向けて、本技術の導入を推進するとともに、さらなるAIによる予測適用範囲の拡大を目指す予定である。

執筆者紹介



大久保 章 Okubo Akira
電力・環境システム事業本部
システムエンジニアリング部
ソリューション技術部 グループ長



竹原 輝巳 Takehara Terumi
研究開発本部
技術開発推進センター 主幹



黄 嵐 Huang Lan
研究開発本部
技術開発推進センター



森本 充 Morimoto Mitsuru
研究開発本部
技術開発推進センター
博士(工学)



粕谷 幸太郎 Kasuya Kotaro
電力・環境システム事業本部
システムエンジニアリング部
環境技術部長