

AIを活用した下水処理場の放流水質予測技術

AI-based Water Quality Prediction Technology for Sewage Treatment Plant Discharges

大久保 章*
Akira Okubo

竹原 輝巳
Terumi Takehara

黄 嵐
Lan Huang

森本 充
Mitsuru Morimoto

粕谷 幸太郎
Kotaro Kasuya

日新電機(株)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、労力を掛けずに水質悪化を未然に防止することが可能となる。

We have developed a technology that uses artificial intelligence to predict the chemical oxygen demand (COD), total nitrogen content (TN), and total phosphorus content (TP) in discharged water two hours after measurement, based on the past measurement data accumulated in the monitoring and control equipment of sewage treatment plants. The technology enables maintenance managers to change the operation of sewage treatment before the water quality deteriorates. This prevents the deterioration of the water quality without effort.

キーワード：下水道、AI、予測、放流水質、監視制御

1. 緒 言

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）。流入した汚水は、各処理工程を経て河川等に放流される。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。

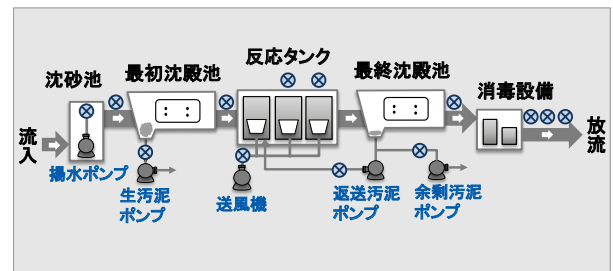


図1 下水処理場の概略図

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	

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、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。

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 (高周波ノイズ等) 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>

$$f_n = x_0 (-N < n < 0)$$

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

$$y_n = f_{l-1} (l \leq n < l + N)$$

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

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

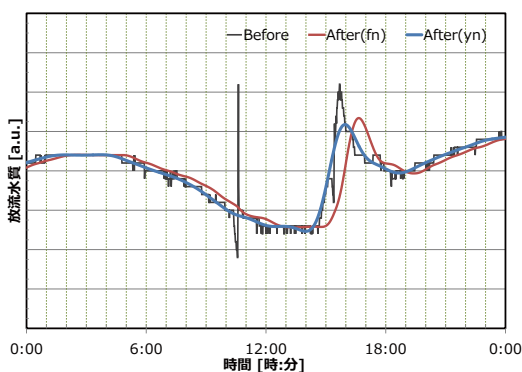


図2 LPF 前後の時系列データ

3-2 予測手法

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。

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。

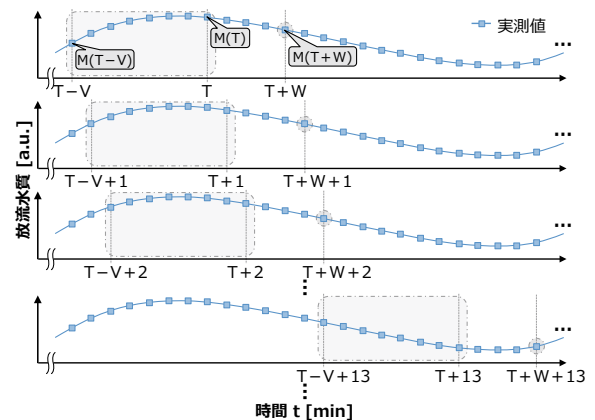


図3 LSTMによる学習イメージ

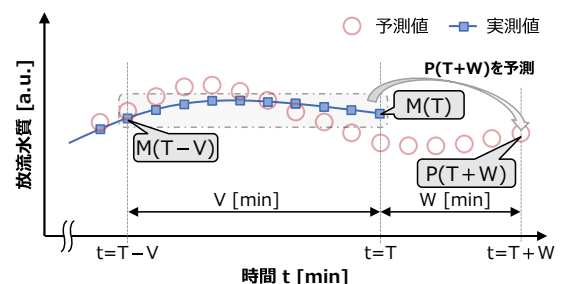


図4 LSTMによる予測イメージ

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図を示す。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。

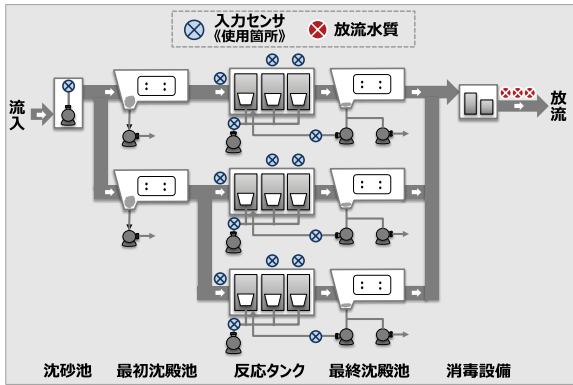


図5 某処理場の簡易モデル

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。

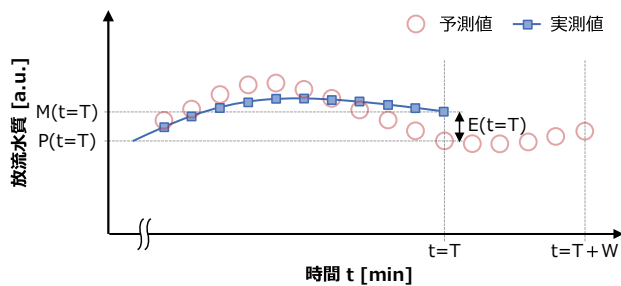


図6 放流水質予測の誤差のイメージ

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

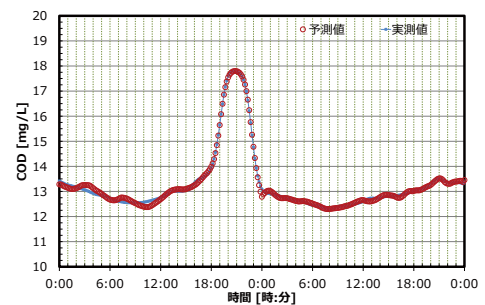
某処理場における過去 (2019年1月1日~2019年11月5日) の時系列データを用いて学習モデルの作成および評価を

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。

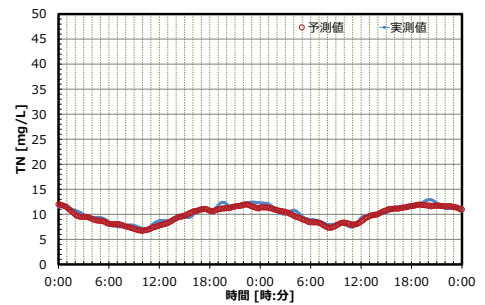
表3に示すように、全放流水質における誤差 $E(t)$ の最大値が判定基準を満たす学習モデルを作成することができた。また、図7 (a) ~ (c) に示すように、予測値 $P(t)$ に大きな変動があっても、実測値 $M(t)$ が追従できていることから、作成した学習モデルが $W (= 120)$ 分後の実測値を精度良く予測できていることを確認できた。

表3 某処理場における過去データを基にした評価結果

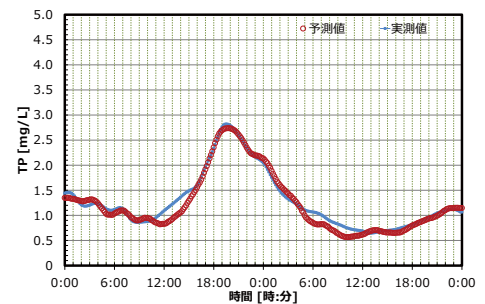
放流水質	誤差 $E(t)$ [mg/L]			判定
	最大値	平均値	標準偏差	
COD	0.410	0.068	0.056	○
TN	5.701	0.767	0.681	○
TP	0.497	0.074	0.066	○



(a) 評価データ (COD)



(b) 評価データ (TN)



(c) 評価データ (TP)

図7 評価データのグラフ

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 (°C)		9.0	12.0	10.2	9.5		
最低気温 (°C)		-2.9	6.4	1.9	4.5		
		判定基準	実施結果				集計
COD (mg/L)	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	0.6
TN (mg/L)	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	2.6
TP (mg/L)	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

5. 結 言

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

大久保 章* : 日新電機(株) グループ長



竹原 輝巳 : 日新電機(株) 主幹



黄 嵐 : 日新電機(株)



森本 充 : 日新電機(株) 博士 (工学)

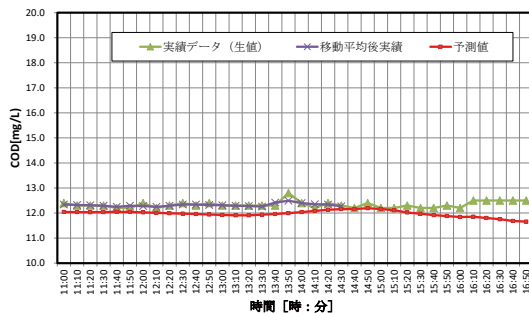


粕谷幸太郎 : 日新電機(株) 部長

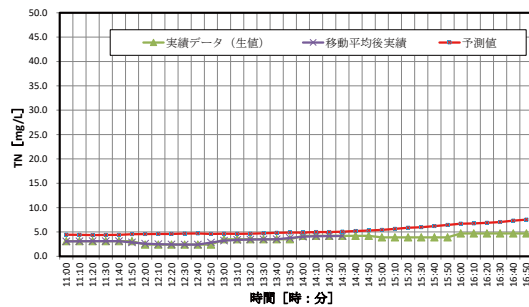


* 主執筆者

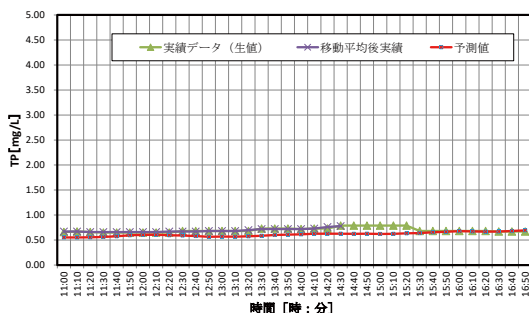
出典元: 大久保章 他、「AIを活用した放流水予測技術の開発」、日新電機技報 Vol.66、No.1 (通巻155号) (2021年6月)



(a) 試験結果 (COD)



(b) 試験結果 (TN)



(c) 試験結果 (TP)

図8 試験結果のグラフ