

ニューラルネットワークを用いた流入下水有機物成分濃度の推定

(株)西原環境テクノロジー 研究開発部 (正会員) 和田真澄
 山梨大学 大学院医学工学総合研究部 (正会員) 藤田昌史
 日揮(株) 産業プロジェクト本部 BS 部 (正会員) 小針昌則
 東京大学 大学院工学系研究科 (正会員) 古米弘明

1. はじめに

IWA により提案された活性汚泥モデル(ASM)¹⁾ は下水処理施設の合理的な設計・運転管理方策検討の有力なツールとして注目されている。このモデルをオンラインで用いる場合、計算条件として流入下水の成分濃度、生物反応槽の成分濃度および運転操作条件を与えることが必要である。ASM では流入下水の生物分解可能な有機物を易分解性有機物(S_s)と遅分解性有機物(X_s)に分けており、 S_s 、 X_s の濃度が窒素除去の計算に大きく影響を与えるため、これらの有機物濃度をオンラインで測定することが必須となる。そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いて ORP、pH 電極データからこれらの有機物濃度を推定することを目指し、ORP、pH 電極データをニューラルネットワークへ入力する方法について検討した。

2. 実験および解析方法

2.1 流入下水有機物組成を変更した応答実験

回分式実験装置として、有効容量 100L の角型反応槽を用いた。流入下水には、有機物成分としてグルコースおよびペプトンを含む人工下水²⁾を用いた。グルコースおよびペプトンは、それぞれ易分解性有機物(S_s)、遅分解性有機物(X_s)にモデル上で分類され得ると考えた。流入下水 25L をサイクル初期 60 分で流入させた。この流入時間を含め攪拌工程 120 分、曝気工程 180 分、沈殿排水工程 60 分、合計 360 分の嫌気好気運転を行った。HRT は 1 日である。曝気工程では、反応槽内の溶存酸素濃度を 2.5 mg/L に制御した。SRT を 20 日に設定して、曝気工程終了直前に余剰汚泥の引抜きを行った。また、サイクルを通じて水温は 20 に制御した。処理が安定した後、表-1 に示すように、流入下水有機物成分を S_s のみに変更するケース 2、 X_s のみに変更するケース 3 の計 2 ケースの応答実験を行った²⁾。処理が安定していた通常運転のケース 1 に加え、これら 2 ケースの応答実験の 1 サイクルにおける ORP、pH を測定した。

表-1 流入下水の有機物組成

実験ケース	成分	濃度
1	グルコース+ペプトン	150 + 179 = 329
2	グルコース	320
3	ペプトン	350

単位 mgCODcr/L

2.2 ニューラルネットワークによる解析

(1) 概念

ORP、pH 電極データからニューラルネットワークにより流入下水有機物成分濃度を推定する概念を図-1 に示した。教師信号として、入力層に ORP、pH 時系列データを与え、それに対応した S_s 、 X_s 濃度を提示して学習させる。学習を終了したニューラルネットワークに、未知の ORP、pH 時系列データを入力し想起させることにより、 S_s 、 X_s 濃度の推定が可能となる。

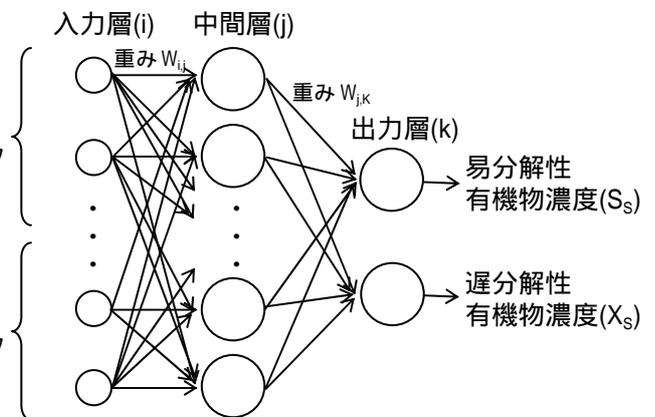


図-1 ニューラルネットワーク概念図

キーワード : 流入下水有機物成分濃度, ニューラルネットワーク, 活性汚泥モデル

連絡先 : 和田真澄 〒108-0023 東京都港区芝浦 3-6-18 Tel:(03)3455-4873/Fax:(03)3454-7619

E-mail: Masumi_wada@nishihara.co.jp

(2) 構造および学習方法

入力層のひとつのニューロンには、サイクル開始直後から 120 分の間に、1 分毎に測定した ORP と pH 電極データの 3 分間隔での平均値を求め、それぞれ 40 個の入力信号として布置した。したがって、入力層で使用するニューロンの数は 80 となる。続く中間層は入力層と同じ 80 とし、出力層は 2 とした。また、中間層ではシグモイド伝達関数を、出力層では線形伝達関数を使用した。この 3 層構造のニューラルネットワークに対し、表-1 に示した 3 ケースの教師信号を与え、誤差逆伝播学習法により学習を行った。

3. 実験および解析結果

3.1 ORP, pH 電極データ

ケース 2 における攪拌工程での ORP, pH 測定結果を図-2 に示す。ORP は、サイクル開始から減少し続け、約 30 分で屈曲点が観察された。そして、その後も減少し続けた。サイクル開始時に 2.8mg-N/L 残存していた硝酸性窒素濃度が、30 分で既に 0 に達していたことから、この屈曲点は脱窒終了に伴うものであると言える。一方 pH は、ORP 屈曲点とほぼ同時刻まで上昇し、その後下降することが観察された。この pH の上昇および下降は、脱窒に伴う OH⁻ の生成と、脱窒終了後に起こる発酵すなわち有機酸生成にそれぞれ関係していたものと考えられる。

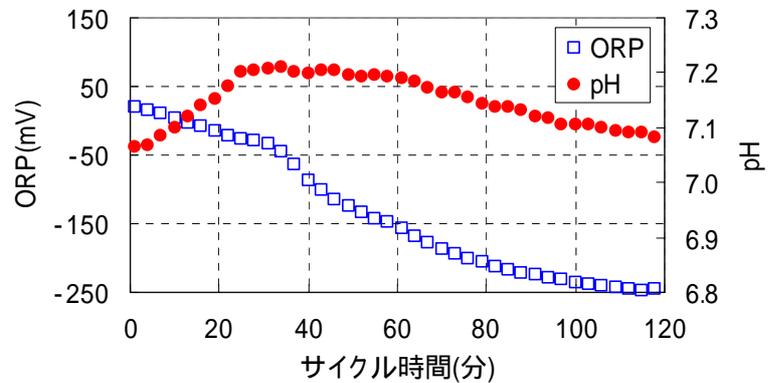


図-2 ケース 2 における ORP, pH 時系列データ

3.2 学習および想起

平均処理済みの 3 ケースの ORP, pH 時系列データをそのまま入力信号として用いて計算したところ、ニューラルネットワークの学習が収束することはなかった。これは両データの絶対値の大きさが大きく異なるためであると考えられる。そこで ORP, pH データを正規化した後に入力信号として用いることとした。ORP, pH データの値とその変動傾向の情報を反映させるために、全ケース通じての ORP, pH の各最小・最大値を用いて正規化することを試みた(式 1, 式 2)。

$$\tilde{P}_{ORP,t} = (P_{ORP,t} - P_{ORP,MIN}) / (P_{ORP,MAX} - P_{ORP,MIN}) \dots (式 1) \quad \tilde{P}_{pH,t} = (P_{pH,t} - P_{pH,MIN}) / (P_{pH,MAX} - P_{pH,MIN}) \dots (式 2)$$

ここで、
 $\tilde{P}_{ORP,t}$ = 入力層への ORP 入力値
 $P_{ORP,t}$ = ORP 実測値
 $P_{ORP,MIN}$ = 全データの ORP 最小値
 $P_{ORP,MAX}$ = 全データの ORP 最大値

$\tilde{P}_{pH,t}$ = 入力層への pH 入力値
 $P_{pH,t}$ = pH 実測値
 $P_{pH,MIN}$ = 全データの pH 最小値
 $P_{pH,MAX}$ = 全データの pH 最大値

このように正規化した電極データを入力信号とした結果、学習は収束した。そこで、ケース 1 と同じ流入条件の別なサイクルで測定した ORP, pH データを同様に平均処理および正規化し、学習済みニューラルネットワークの入力信号として想起させたところ、表-2 に示すように設定した濃度に近い S_s, X_s 濃度が得られた。

表-2 想起結果

	分析値	想起した値
S_s 濃度	150	147
X_s 濃度	179	182

単位 mgCODcr/L

4. まとめ

回分式の生物反応槽に設置した ORP, pH 電極の時系列データとそれに対応した流入下水有機物成分濃度をニューラルネットワークに学習させた。そして、ORP, pH 電極データの絶対値とその変動傾向の情報を反映させる形で正規化したデータを用いることで、妥当なニューラルネットワークの学習、想起結果を確認できた。

参考文献

- 1) IWA task group: Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2d and ASM3, Scientific and Technical Report No 9
- 2) 藤田昌史, 古米弘明, 中島典之: 回分式活性汚泥処理におけるリン除去過程のモデル解析, 環境工学研究論文集, 36, (1999)