

奨励金No.1573

深層学習を用いて嫌気性下水処理のバイオガス生成量に対する予測モデルの開発

紀 佳淵

東京大学 未来ビジョン研究センター 特任講師

Development of a predictive model for biogas production in anaerobic wastewater treatment using deep learning

Jiayuan Ji

Institute for Future Initiatives, The University of Tokyo, Project Lecturer



下水の嫌気性処理は、利用可能なバイオガスを生成できるため、将来的に大規模な応用が期待されている。ガス生成量は下水の COD 濃度と関係しているが、COD 濃度は変動があるため、従来の数的手法やモデル化による予測は困難である。人工ニューラルネットワークの発展に伴い、深層学習を用いた予測モデルが様々な分野に応用され始めている。本研究では、深層学習を用いて予測モデルを設計し、嫌気性下水処理のガス生成量の予測を目指す。

Anaerobic treatment of sewage has great potential for large-scale application in the future, as it can generate usable biogas. The amount of gas produced is related to the COD concentration in the sewage; however, due to fluctuations in influent COD, it is difficult to make accurate predictions using conventional mathematical methods or modeling approaches. With the advancement of artificial neural networks, prediction models using deep learning have begun to be applied in various fields. In this study, we aim to develop a prediction model using deep learning to estimate the biogas production from anaerobic sewage treatment.

1. 研究内容

1.1 研究背景

現在、下水処理場で広く用いられている処理プロセスである活性汚泥法は、汚水の浄化効果に優れる一方、プロセスが複雑で、処理槽への曝気が不可欠であり、大量のエネルギーを要する。持続可能な社会を実現するためには、下水処理の省エネ運転と脱炭素化が求められている。近年に注目されている嫌気性生物処理は、汚染物質を除去するとともに、有用なバイオガスを生成できるため、将来的な大規模応用が期待される。また、温室効果ガス排出量が少ないため、低炭素社会の構築とカーボンニュートラルの実現にも寄与し得る。し

かし、安定処理のための制御が厳格で、実験の周期が長く、数理モデリングが難しいことより、プロセスの革新は進みにくいという課題がある。特にガス生成量は下水の化学的酸素要求量（COD）の濃度に依存するが、COD 濃度が大きく変動するため、従来の数的手法や既存モデルによる予測は困難である。近年、人工ニューラルネットワークの発展に伴い、深層学習を用いた予測モデルが様々な分野に応用され始めている。本研究では、深層学習を活用した予測モデルを構築し、嫌気性下水処理におけるバイオガス生成量の高精度予測を目指す。

1.2 研究方法

本研究では、2基の嫌気性膜分離リアクターのデータ（2年間連続運転）をもとに、深層学習用のデータセットを構築した。具体的には、運転条件（水理的滞留時間（HRT）、温度、ろ過速率）や水質指標（pH、水温、COD濃度）、反応槽内で測定されたパラメータ（環境温度、酸化還元電位（ORP）、ガス組成）およびその他パラメータ（膜間差圧、COD除去率）をInputとし、バイオガス生成量をOutputとして設定した。長期運転実験で測定された有効なバイオガス生成量は946サンプルであるが、COD濃度が測定頻度により、データ数は334サンプルである。InputとOutputのデータ数を一致させるために、Inputの不足データについては項目ごとに補間法を適用した。

データセットの構築および最適化を検討するため、異なるInputを組合せ、深層学習の訓練（トレーニング）を行った。具体的に、案1（para16）では、ガス組成、膜間差圧、ろ過速率、HRT、pH、ORP、温度、COD濃度およびCOD除去率をInputに用いた。案2（para12）は案1のもとに、ガス組成とCOD除去率を除いた。案3（16para-i）では、案1とパラメータ項目は同じであるが、ガス組成の補間に関して、案1では平均法を使用したのに対し、案3は最近傍法による補間を行った。

深層学習のニューラルネットワークには、DenseNetと、本研究の先行研究として提案されたAttentionNetを使用した。モデルの開発は、この二つのニューラルネットワークをもとに開発された。また、データ読み込み方法と最適な条件を検討するため、訓練の部分において1組、5組、6組、7組、8組、9組、10組、15組のデータをセットとして同時に学習させる手法をそれぞれ実施した。予測結果に対して、平均二乗誤差（MSE）、平均二乗誤差の平方根（RMSE）、および決定係数（ R^2 ）を用いて評価を行った。

1.3 実験結果と考察

深層学習の実施において、同時学習するデータ組数によるモデルの性能を考察するため、予測結果により算出されたMSEを図1に示す。本研究で開発された二つのモデルで得られたMSE結果により、同時に学習するデータ組数が増えるほどMSEは大きくなり、性能が低下する傾向が確認された。またAttentionNetはDenseNetより一貫してわずかに高い性能を示した。同時に学習するデータ組数の増加は、運転の連続性に関する情報を含めているが、学習の幅が広がるものの、モデルの性能が低下する可能性と考えられる。したがって、Outputを逐次予測する場合は、学習プロセスにデータを1組ずつで処理する方法が適していると考えられる。

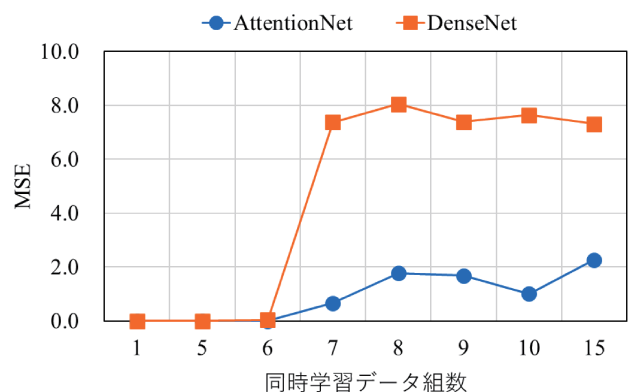


図1. 同時学習するデータ組数によるモデルの性能

異なるInputの組み合わせによる予測結果については、MSE、RMSE、および R^2 の値が表1に示されている。各Input組合の結果は大きな差異は見られなかったが、AttentionNetはAttention layerという注意機構を備えているため、全体的にDenseNetモデルより優れたパフォーマンスを示した。ただし、一部のケースではAttentionNetの性能がDenseNetを下回ることがあり、偶然性や誤差によるものと考えられる。それらのファクターを消すため、深層学習の実施に関して複数回の訓練と予測を行った。複数回の予測結果に対して評価関数の平均値を求め、図2に示す。二つのモデルを比較すると、

表 1. 異なる Input 組合せによる予測結果の評価

Plan*	MSE	RMSE	R ²
AT-1	5.05E-04	2.25E-02	1.18E-01
AT-2	5.16E-04	2.27E-02	9.76E-02
AT-3	4.74E-04	2.18E-02	1.72E-01
DE-1	5.37E-04	2.32E-02	6.23E-02
DE-2	4.61E-04	2.15E-02	1.95E-01
DE-3	5.60E-04	2.37E-02	2.10E-02

* AT と DE は AttentionNet と DenseNet を表れ、横の数字は方法の部分に述べる Input に対するパラメータ組合せ（案 1、案 2、案 3）である。

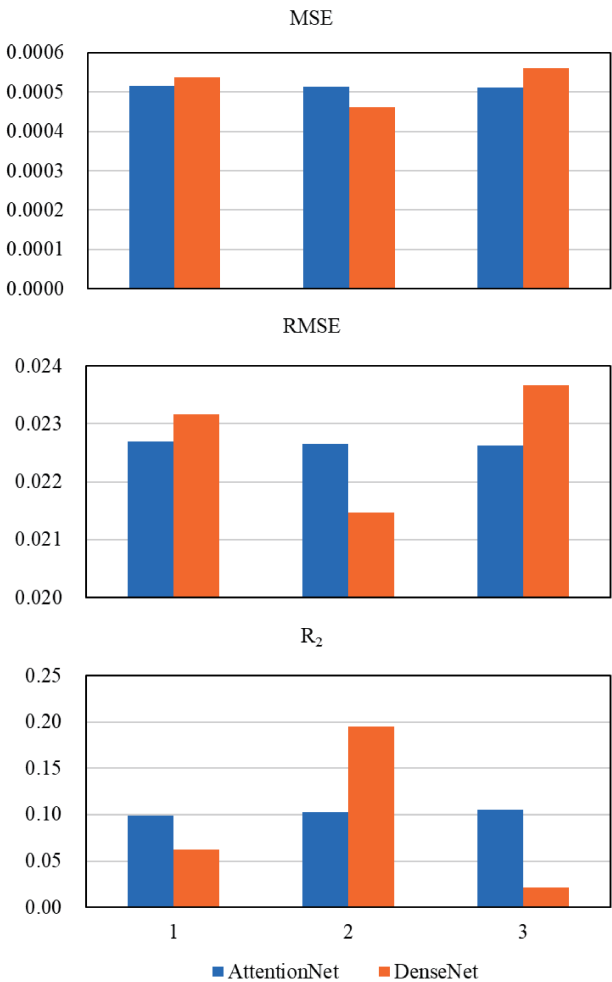


図 2. 複数回計算で得られた二つのモデル性能の結果

AttentionNet は Input の構成組合せとは関係なく、評価関数の値が比較的に安定であることが示唆された。これは、AttentionNet のパフォーマンスをさらに確認でき、注意機構を活かした効果である

ことを明らかにした。

1.4 結論

嫌気性下水処理プロセスのバイオガス生成量に対する予測モデルの開発に関して、本研究ではデータセットの構築方法を確立した。Output を逐次予測する場合は、学習プロセスもデータを 1 組ずつ逐次処理する方法が適していると考えられる。また、提案された AttentionNet を基にした予測モデルは注意機構を備えているため、従来の DenseNet モデルよりも優れた性能を示した。今後は開発されたモデルにとって重要な Input パラメータを解析し、Input に追加・削除し、さらなる計算を行う予定である。

2. 発表（研究成果の発表）

紀佳淵、CHEN Shuai、「機械学習を用いた下水の嫌気性処理におけるガス生成量の予測モデル設計」、第 59 回日本水環境学会年会、2025.3.17-3.19、札幌、口頭発表。