

第Ⅱ部門

水質予測への深層学習の適用及び精度検証

大阪大学工学部

学生会員 ○石崎 裕大

大阪大学大学院工学研究科

正 会 員 中谷 祐介

大阪大学大学院工学研究科

正 会 員 西田 修三

1. はじめに

一般に流動・水質の再現には、物理過程や生物化学過程をモデル化した流動モデル・水質モデルなどが用いられる。しかし河川感潮域や河川の合流域など、複雑な挙動を示す水域においては、それらのモデルによる再現が困難な場合がある。そこで本研究ではそのような水域における新たな水質予測の手法としてニューラルネットワーク（以下 NN と表記する）と、その NN を高度化した新たな手法である深層学習を用いて解析を試みた。NN とは神経回路網を模した回帰モデルであるが、深層学習は NN の多層化によって、より高度な回帰式を構築する手法である。これらのモデルを用いて水質予測を行い、その精度と適用性を検証した。

2. 対象領域概要

本研究で予測対象としたのは、大阪市を流れる東横堀川の上流水門外側の溶存酸素（DO）・25℃に換算した電気伝導度（EC-25）である。予測地点の周辺図を図-1に示す。予測地点は河川感潮域に位置し、潮汐による水位変動やそれに伴う塩水遡上の影響を受ける。また上流の大川と寝屋川の水質は異なっており、淀川から導水された大川の水質は比較的清浄であるのに対し、下水処理水を含む寝屋川の水質は汚濁している。そのため東横堀川・道頓堀川においては、上流水門の操作により清浄な大川の水を導水する施策が行われている。しかし、現在この操作は上流水門外の水位のみに基づいて行われており、寝屋川の汚濁水を導水しているケースが多々みられる¹⁾。水門操作の改善には、導水される上流水門外の河川水の水質を精度良く予測することが



図-1 予測地点周辺図

必要であるが、予測地点周辺では潮汐流及び水質の異なる 2 河川の合流により複雑な流動・水質構造が形成されており、流動モデル・水質モデルによる再現は困難と考えられる。

3. 解析手法

本研究では、NN モデルとして①階層型 3 層 NN、②階層型 7 層 NN を用いた。深層学習モデルとしては③オートエンコーダーによる事前学習を行った階層型 7 層 NN、④中間層に LSTM ユニットを使った再帰型 3 層 NN を用いた。③は事前学習により多層 NN の学習を可能にしたものであり、④は中間層に再帰構造を持たせることで時間方向に多層化したものである。また LSTM ユニットとは内部に記憶機構を持たせたものである。これら 4 つの中間ユニット数を表-1 に示す。全てのモデルにおいて、平均 2 乗誤差 RMSE を学習における損失関数とした。階層型 NN は Adam を用いた確率勾配降下法で学習を行い、再帰型 NN は 48 時刻毎に Adam による誤差逆伝播を行った。また出力層以外のユニットの活性化関数には ReLU 関数、出力層には恒等関数を採用した。

4. 使用データ

NN への入力データには予測時点を現在としたときの、2 時間前の大川導水量、現在の大阪港潮位、直前の

表-1 モデルの中間ユニット数

	中間ユニット数				
①階層型 3 層					50
②階層型 7 層	34	34	34	34	50
③階層型 7 層 (事前学習)	34	34	34	34	50
④再帰型 3 層 (LSTM)					50

干潮位、直前の干潮位からの経過時間、累積降雨量（2～24・24～48・48～72 時間前）の 7 データ及び、大川・寝屋川・土佐堀川での DO・EC-25・水温の観測データ（1・2・3 時間前）の 27 データ、計 34 データを用意した。出力データには検証用に採取した、上流水門外の東岸から 1m 地点中層での DO と EC-25 のデータをそれぞれ用いた。観測期間は 2015/8/17～10/30、観測間隔は 10 分である。また今回はこれらのデータのうち 9/15～9/30 のデータを NN のテストデータとして予測精度の評価に用い、残りをトレーニングデータとした。

5. 結果と考察

(1) 全ての入力データを用いた予測

表-2 に予測値と観測値の誤差 RMSE と相関係数を示す。最も精度が高かったのは③事前学習を行った階層型 7 層 NN であった。図-2 にその予測値と観測値の時系列比較を示す。DO に関しては通常の NN モデルに比べ、深層学習モデルの RMSE が小さかった。このことから深層学習の適用により精度が向上したことがわかった。しかし DO、EC-25 共に、RMSE を用いた 4 つのモデルの精度評価の優劣が、相関係数によるものとは異なっていた。このことから、相関係数など RMSE 以外も考慮した評価指標を NN の学習における損失関数に用いることで、予測精度の向上が図れることが示唆された。

(2) 入力データに大川導水量・気象・潮位のみを用いた予測

(1) での入力データには周辺 3 河川でのモニタリングデータも用いたが、河川水質のモニタリングデータが存在しない場合を想定し、大川導水量・潮位・累積降雨量などの 7 つデータのみを入力データとして①階層型 3 層 NN による予測を行った。図-3 に DO の予測結果を示す。RMSE は 14.21%，相関係数は 0.687 であった。予測値は観測値の変動と概ね合致しており、河川水質のモニタリングデータを用いない場合でも DO の変動をある程度予測できることがわかった。

6. まとめ

本研究では NN、深層学習を用いて東横堀川上流水門外の DO・EC-25 の予測を行った。その結果、NN モデル・深層学習モデルともに DO と EC-25 の変動を捉えることができ、既存の流動モデル・水質モデルでの再現が困難な現象に対する NN 及び深層学習の有用性が示された。また NN に比べ深層学習を用いた予測精度が高く、深層学習により水質予測の精度が向上することが示された。

謝辞

本研究の調査に当たり、大阪市には多大なご協力を賜りました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1)中谷ら（2016）：東横堀川における貧酸素化抑制に向けた水質浄化運転の評価検討，土木学会論文集 B1.

表-2 予測精度

	DO (%)		EC-25 (mS/cm)	
	RMSE	相関係数	RMSE	相関係数
①階層型 3 層	11.34	0.817	0.260	0.696
②階層型 7 層	11.80	0.784	0.288	0.683
③階層型 7 層 (事前学習)	10.54	0.841	0.238	0.755
④再帰型 3 層 (LSTM)	10.97	0.816	0.285	0.707

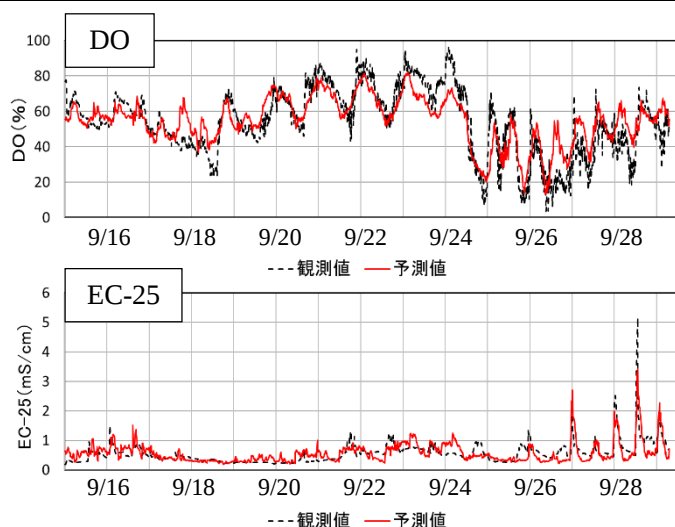


図-2 モデル③による予測値と観測値の時系列比較

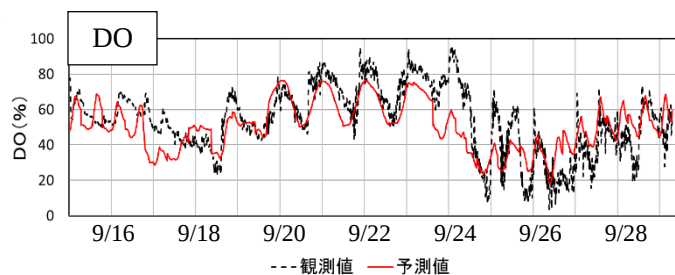


図-3 河川水質のモニタリングデータを用いない場合の予測値