

ニューラルネットワーク手法を用いた閉鎖性水域における水質予測

長崎大学工学部 学生会員○有富 真吾 長崎大学大学院 学生会員 岡崎 久典  
 長崎大学工学部 正会員 西田 渉 長崎大学工学部 フェロー 野口 正人

1.はじめに

近年、閉鎖性水域では、工業排水や生活排水などの流入により水域内の栄養塩が増加し、富栄養化に代表される水質汚濁が問題となっている。このため、水域の水質の保全・管理を行うには、水質予測を精度良く行うことが重要である。多くの場合、物質の循環をモデル化した数値モデル手法が利用されている。一方で、モニタリングや分析技術が向上し、各種の観測データが蓄積されており、これらの情報を活用することにより水質の予測を行うことが可能になると考えられる。そこで、本研究では、これらの観測データを用いたニューラルネットワークモデル構築し、閉鎖性水域における水質の予測を試みた。

2.モデルの概要と計算条件

本研究で水質予測に用いたニューラルネットワークモデルを示すと図-1のとおりである。このモデルは入力層、中間層、出力層の3層構造で成り立っており、それぞれに7個、14個、1個のニューロンを配置している。入力層のニューロンからの出力値は式(1)で評価されており、ニューロンの動作関数は、式(2)のシグモイド関数で計算され、次の層へ出力される。中間層から出力層に関して同様の式を用いて評価している。

$$y_j = \sum_i x_i \cdot W_{ij} - \theta_j \dots (1) \quad f(y) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha \cdot y)} \dots (2)$$

ここに、 $x_i$ 、 $y_j$  : ニューロン  $j$  の入出力値、 $\theta_j$  : 閾値、 $\alpha$  : 係数である。学習計算手法については、バックプロパゲーション法が適用されている。

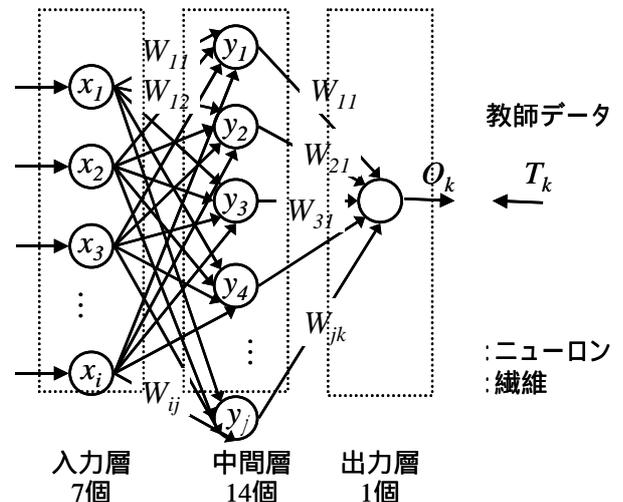


図-1 ニューラルネットワーク

このニューラルネットワークモデルを諫早湾調整池に適用し、その妥当性を検討した。入力データとして当日、1日前、2日前の日雨量、当日の1時間最大雨量、12時間ごとの最大風速、水温を用いた。

今回は、学習用教師データとして、諫早湾調整池における水質調査結果<sup>1)</sup>の1998年1月6日~2001年12月25日までの期間(以下、学習期間と呼ぶ)の実測結果を用いている。予測計算に関しては、2004年1月5日~2005年3月28日までの期間(以下、予測期間と呼ぶ)の値を用いることにした。なお、モデルの再現性については、適合度として実測結果と計算結果の誤差の2乗の総和で評価することにした。

表-1 適合度と適合度の関係 (学習計算回数 3万回)

表-2 計算回数と適合度の関係 ( $\alpha = 0.7$ )

	実測結果と計算結果の誤差の2乗の総和			
	再現		予測	
	無機態リン	有機態リン	無機態リン	有機態リン
0.5	0.9395	0.8947	0.2323	0.1705
0.7	0.7184	0.7596	0.2669	0.2210
1.0	0.6681	0.4459	0.3251	0.9648
1.5	0.6943	0.3174	0.8038	0.9613

計算回数	実測結果と計算結果の誤差の2乗の総和			
	再現		予測	
	無機態リン	有機態リン	無機態リン	有機態リン
3万回	0.7184	0.7596	0.2669	0.2210
3万5千回	0.6769	0.7104	0.3125	0.2387
4万回	0.6542	0.6494	0.3433	0.2842
4万5千回	0.6432	0.5920	0.3490	0.3640
5万回	0.6385	0.5330	0.3451	0.4343

ここで、このモデルの計算条件について示すと以下のとおりである。まず、 $\alpha$  に関しては、この値を変化させ、予測誤差を小さくするような値を検定した。表-1に  $\alpha$  の値と適合度との関係を示す。表-1をみると  $\alpha$  の値が大きくなるにつれて再現結果の適合度が良くなるが、予測結果に関しては、逆の傾向がみられる。そのため、 $\alpha$  の値の決定は容易ではないが、ここでは再現結果と予測結果を比較的良く再現できている 0.7 とした。

つぎに学習回数に関しても、その回数を変化させ適切な回数を検定した。表-2に学習回数と適合度との関係を示す。表-2をみると、再現結果の適合度は学習回数を増やすと良くなっているが、予測結果では改善できていない。これは、計算回数を多くすることで過学習状態となり、その結果として、未学習データの再現精度が低下したものと推察される。以降の計算では、これらの計算結果から、学習回数を4万回とすることとした。

### 3. 計算結果と考察

先に、以上の計算条件から得られた学習期間での無機態リンと有機態リンの再現結果を示すと図-2と図-3のとおりである。

図-2を見ると1999年1月の低濃度となる期間や1999年10月付近の比較的高濃度となる期間で再現性が良くないが、その他の期間や2001年9月などの局所的に高濃度となる期間の水質変化は再現できたものと思われる。図-3を見ると1998年3月付近と10月付近を除けば、ある程度、実測結果を再現できているようである。これは、モデルの学習が適切に行われ、水質を予測に必要な閾値や結合荷重が算出された結果であろう。

つぎに、予測期間における無機態リンと有機態リンの計算結果を示すと図-4と図-5のとおりである。

図-4では、2004年4月において、実測結果との差が大きくなっているが、これ以外の期間にみられる高濃度から低濃度まで変化する傾向を再現できており、無機態リンに関して本手法はある程度有効であると推測される。その一方で、図-5では、2004年8月付近で実測結果と計算結果との差が大きくなるなど、あまり再現できていない。これらの再現性が乏しい部分に関しては、計算に用いた入力データに以外にも水質に変化を及ぼす他の要因も考えられるため、他の種類のデータを導入する必要もあると考えられる。とくに、河川等から降雨の流出に伴って流入する汚濁負荷量の時間変化は、水質に直接影響を及ぼすことが考えられるため、こうした量を入力データに利用することも考えていきたい。

### 4. おわりに

本研究では、ニューラルネットワークモデルを用いて諫早湾調整池の水質予測を試みた。その結果、無機態リンに関してはある程度の有効性が確認されたが、有機態リンに関してはさらなる検討が必要であることが示された。今後は、先述の課題について検討するとともに、モデル自身についても中間層の層数やニューロン数などの影響を検討することで予測精度の向上を目指したい。

参考文献 1)九州農政局：<http://www.kyushu.maff.go.jp/isahaya/kankyo/monitoring.html>

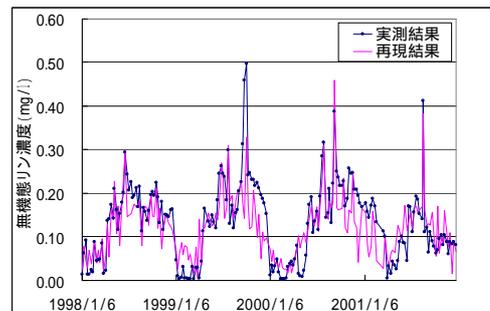


図-2 無機態リンの再現結果

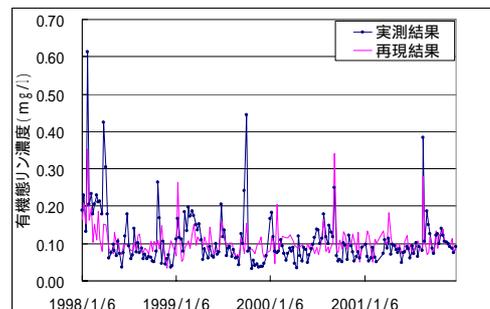


図-3 有機態リンの再現結果

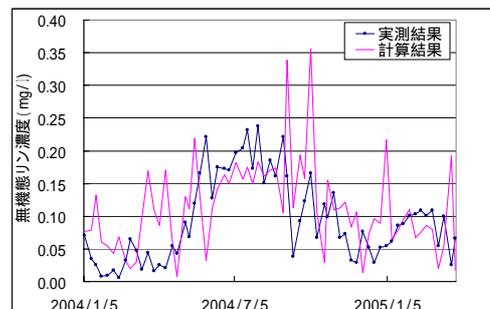


図-4 無機態リンの計算結果

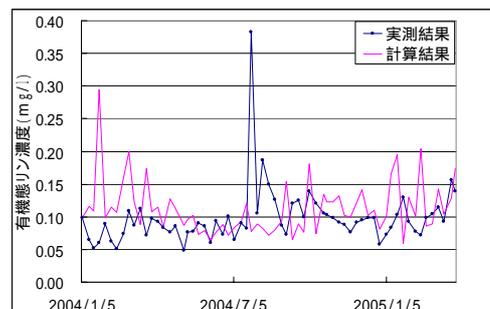


図-5 有機態リンの計算結果