

II - 25

七北田川感潮域における塩分変動の支配要因

東北大学工学部 学生員 ○遠藤 健

東北大学大学院 正会員 田中 仁

東北大学大学院 正会員 山路 弘人

1. はじめに

河口部では河川からの淡水と海からの塩水が混合しており、さらに様々な外力の影響を受けることによって塩分が時間的・空間的に大きく変化している。河口部において、何らかの人間活動や自然の外力の影響で海からの侵入塩水量が変化すると、河口部の生物環境に大きなインパクトとなることが予想され、さらに各河川は個性的で、各外力への依存特性が異なると考えられる。そこで、七北田川の河川感潮域において塩分・各種外力を測定し、それらの変動の対応を調べ塩水侵入量の支配要因を調べる。

2. 対象地域の概要

対象地域は宮城県七北田川河口部である。（図1）七北田川は、仙台市北西部の泉ヶ岳を源流とし、総流域面積229.1km²、幹川流路長は45kmの二級河川である。河口部の左岸には全国でも有数の渡り鳥の飛来地である蒲生干潟が広がっている。河口部では従来の研究により、高波浪時の Wave set-up が確認されている¹⁾。

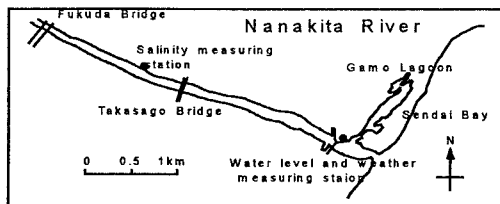


図1. 対象地域の地形

3. 観測データ

今回用いたデータは固定点における塩分の時系列データ、河口付近における風速データ、それに加え外部より取り寄せた潮位・河川流量・波浪のデータである。データの取得方法を以下に示す。

i) 塩分データ

河口から約3kmの地点に塩分計（株）アレック電子、MDS-T）を河床から1.3mと0.8mの位置に取り付けデータを得ている。今回は1.3mの値を使用している。

ii) 風速データ

風速は、河口から約0.5kmの地点に設けてある気象計によって測定している（DAVIS, Weather monitor II）。風速は河道軸方向成分に変換し用いた。

iii) 潮位・河川流量・波浪データ

これらのデータは外部からの取り寄せで、潮位と波浪については、仙台港における実測潮位と有義波高データを使用し、流量は泉区市名坂における観測水位を、水位-流量換算式により流量へと換算して用いている。

4. ニューラルネットワークの塩分変動への適用

これまで著者は実測による観察により、潮位・流量・波高・風速が塩分変動の支配要因であると考え、ニューラルネットワークにこれら外力の1時間毎のデータを入力・学習をさせ、塩分を出力して実測値と比較するという塩分変動のシミュレーションを行ってきた。

ニューラルネットワークとは脳の中で行われている情報処理作業を模倣し、その神経回路を数理的にモデル化したシステムである。その最大の特徴は、非線形な連続関数を近似することができ、自らのパターン認識能力を高められることである。本研究では、評価・予測等に適した階層型ニューラルネットワークを用いた。階層型ネットワークの構造は、図2に示されるように、入力層・中間層・出力層の3層から成る。このニューラルネットは学習期間で教師データを与えてトレーニングしていくうちに、教師が示す振る舞いと同様な振る舞いをするニューラルネットになる。ニューラルネットワークではニューロンの出力は0～1の範囲であるため、用いるデータを基準化する必要がある²⁾。

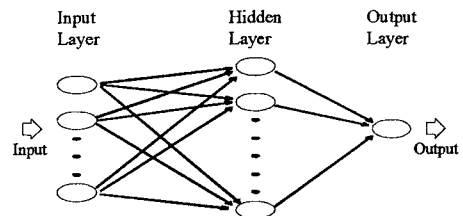


図2 階層型ニューラルネットワークの構造

しかし、上記の入力データだけでは長期間の学習・出力を行うと、実測値と出力値の誤差が大きくなってしまふ。特に、日潮不等が顕著な時に合っていないことが確認された。よって、潮汐の変動を入力データに加えることとしたが、ニューラルネットワークではそのシステム上、潮汐のような長周期的変化を学習することが困難である。そこで、ニューラルネットワークに適する形の潮汐を表すパラメータを新たに考え、それを入力することにした。パラメータには、卓越周期の相違に伴う tidal excursion の違いを表現する量として、潮位の積分値を用いた。

5. 結果および考察

まず、上記の通り潮位の積分をおこない、その積分値の和を順次求めた。計算は 2002 年 3 月 14 日から 4 月 21 日までの間(期間 A)で行った。積分値の和は次第に低下する傾向があったため、移動平均を用いその傾向を除いた。潮汐の変動と積分計算の和のグラフの一部を図.3 に示す。

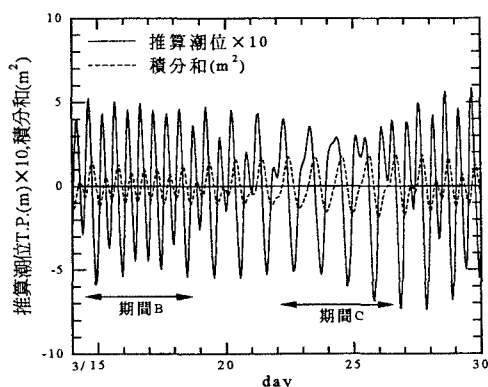


図.3 潮汐と積分和の時間変化

この図から、積分和の振幅は期間 B に見られる一日二回潮の時より期間 C における日潮不等時の方が大きくなっており、潮汐の長周期的変化を表すことが出来たので、これを潮汐を表すパラメータとした。

期間 A でこのパラメータと潮位・流量・波高・風速、5 つの外力データを入力値としてニューラルネットワークにより塩分を学習・出力した。塩分の実測値と出力値の一部をグラフにして図.4 に示す。また、以下の式によって実測値と出力値との平均誤差を求めた。

$$\text{平均誤差} = \sqrt{(\text{実測値} - \text{出力値})^2 / \text{入力データ数}}$$

比較のため、同じ期間 A において入力データを数ケース変えて、ニューラルネットワークで塩分を出力した

場合の平均誤差とともに表.1 に示す。

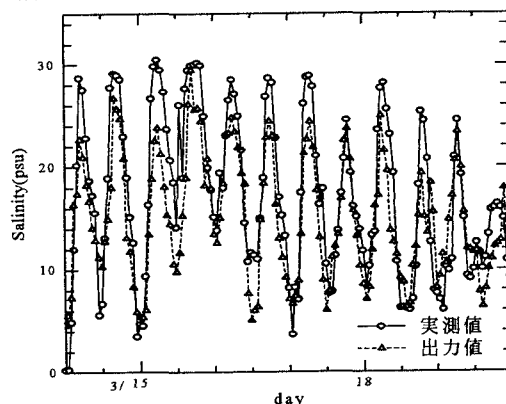


図.4 塩分の実測値と出力値(case3)

表.1 各 case の平均誤差

	入力データ	平均誤差(psu)
case1	潮位・流量・波高・風速	5.39
case2	case1の潮位の代わりに積分和を入力	5.68
case3	case1のデータ+積分和を入力	4.20
case4	case3から潮位を1時間ずらして入力	4.00

Case 4 で潮位を 1 時間ずらして入力することを試みたのは、塩分の測定地点が河口より約 3km の地点にあるので、潮位の変動に対し塩分の応答が約 1 時間遅れていることを考慮したものである。

表.1 より、潮汐のパラメータを入力データに加えることにより誤差が小さくなるように改善されているので、潮汐を塩分変動の支配要因の 1 要素としてニューラルネットワークに適用できることが確認できた。しかし、図.4 をみると変動周期は捉えているものの、塩分の値にはまだ誤差が目立つのでさらなる入力データの改善が必要である。

6. 結論

以上の結果より、入力データに潮汐のパラメータを塩分変動の支配要因の 1 要素として加えることによってニューラルネットワークの出力誤差を低減させることが出来た。また、塩分変動の潮位変動に対する応答の遅れを考慮することで、出力塩分の精度を多少あげることができた。

参考文献: 1) 田中 仁・長林久夫・山内健二: 河口感潮域における wave set-up 高さに関する研究, 海岸工学論文集, 第 45 巻, pp.436-440, 1998.

2) 市川 紘: 階層型ニューラルネットワーク, 非線形問題への応用, 共立出版