

## ニューラルネットワークを用いた汀線変動予測に関する研究

豊橋技術科学大学建設工学系

○若江直人

豊橋技術科学大学建設工学系

正会員 加藤 茂

豊橋技術科学大学建設工学系

竹内麻衣子

## 1. はじめに

我が国は四方を海に囲まれた島国であり、国土の総面積に比べ海岸線の総延長は長く、海洋からの豊かな恵みを受けると同時に、それらに関わる諸問題も多数存在していることを意味している。近年それらの問題の一つとして、自然海岸率の減少が深刻な状況となっている。本研究で対象としている遠州灘海岸は海水浴や釣りなどのレクリエーションの場であり、砂浜海岸が産卵場所であるウミガメ等の生物にとっても貴重な生息領域である。しかし、近年遠州灘海岸の侵食が顕著となっており、その原因は1950年から1970年の間に建設された砂防ダムや各種の海岸構造物などの影響で沿岸漂砂、岸沖漂砂による漂砂平衡が崩れたことなどが考えられる。そこで本研究では砂浜が気象、海象条件によりどのような変化をするか定量的に予測するために、非線形性の強い連続関数の近似に適しているニューラルネットワークを用いた予測方法の検討を行った。

## 2. 対象海岸と観測データ

前浜断面測量は、遠州灘海岸の表浜にある高塚、寺沢、小島の3海岸において1999年5月から2005年12月まで約1週間に1回の頻度で干潮時に行っている(現在も継続中)。本研究では、これら3海岸での測量データの中から、汀線位置データが平均的に分散している高塚海岸でのデータを用いることにした(図-1)。

汀線変動の予測に用いる気象、海象データとして



図-1 観測場所

は、汀線測量の期間に合わせて1999年から2005年までの舞阪験潮所により1時間毎に取得された潮位、竜洋沖波浪観測所により1時間毎に取得された有義波高、有義波周期、波向、風速を用いた(図-1)。

## 3. ニューラルネットワークを用いた解析

## (1) ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワークの最大の特徴は、学習により自らのパターン認識能力を高めることができることである。本研究では、パターン認識能力に適している3層の階層型ニューラルネットワークを用いる(図-2)。本研究では、ニューロンの応答特性を表す入出力関数として、式(1)にシグモイド関数を用い、閾値の取り扱いは式(2)を用いた。

$$f(u_j) = \frac{1}{1 + e^{-u_j}} \quad (1)$$

$$u_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j \quad (2)$$

ここに、 $f(u_j)$ :ニューロンの出力値、 $x_i$ :入力値、 $\omega_{ij}$ :重み付け係数、 $\theta$ :閾値、 $n$ :ひとつ前のユニット数である。また、学習法には誤差逆伝播法(バックプロパゲーション法)を使用し、誤差関数は式(3)に示す平均2乗誤差を使用した。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{nc} (f(u_{k,c}) - y_{k,c})^2 \quad (3)$$

ここに $f(u_{k,c})$ :ある入力パターン $c$ を与えたときの実際の出力値、 $y_k$ :教師データ、 $nc$ :出力ユニット数(本研究では $nc=1$ )である。

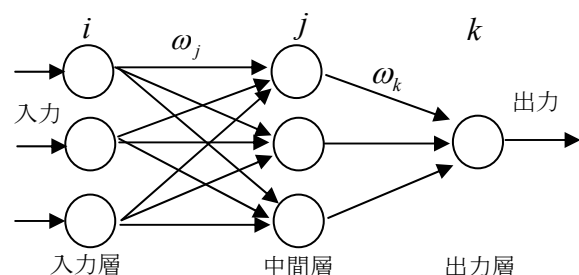


図-2 ニューラルネットワークの構造

## (2) ネットワークの構築

入力層には汀線測量日の日平均有義波高、有義波周期、波向、風速、潮位と前回の汀線位置を入力データとして与えた。出力層には推定日の汀線位置を対応させ、これらの関係を一つのパターンとして扱うモデルとする。汀線位置の変動については、前回の汀線位置がその後の変動に大きく影響することがこれまでの研究から指摘されているため<sup>1),2)</sup>、今回の予測においても前回の汀線位置を入力データとして用いることにした。

ニューラルネットワークモデルを構成する中間層のユニット数はシステム構築の過程で個数を数種変化させ計算した結果、10個として解析を行った。入力データは全て線形変換により基準化して用いる。学習過程における収束条件は、学習回数 500 の制約の下で平均 2 乗誤差:  $E < 0.001$  とした。また教師データと出力データを対応させる学習期間として最も変動の少なく、季節的変動も捉えられる 2000 年としネットワークを構築した。

## 4. ニューラルネットワークを用いた解析

### (1) ネットワークの検証

構築した上記のネットワークによる汀線位置の予測の再現性を検討する(図-3)。実測値は各年の台風が頻発する7月から10月の時期に実測値の大きな変動があるのに対して、予測結果はそれを再現しきれていないことがわかる。しかし、その他の変動は同

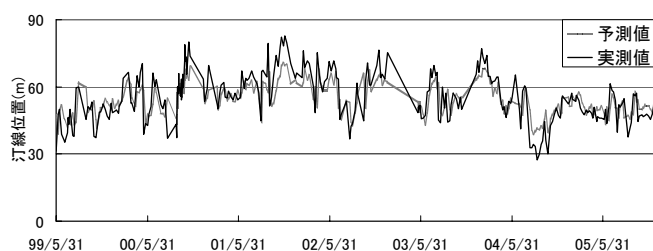


図-3 ニューラルネットワークによる再現性

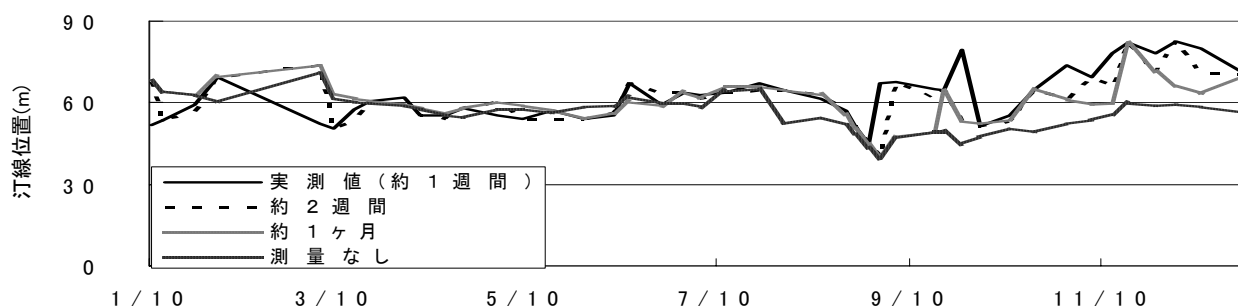


図-4 2001年の汀線位置を各測量間隔によって予測

じ挙動を示しており、常時の気象、海象条件についてはある程度の変動特性が再現できていると言える。

### (2) ネットワークによる現在の測量手法の検討

ニューラルネットワークによって汀線の予測がある程度可能であることがわかったので、汀線の測量間隔については毎週行う必要があるのか検討することにする。図-4は2001年の実測値と測量間隔の異なるケースによる値と一年間測量をせずニューラルネットワークのみで予測した値をプロットしたものである。7月下旬まではどのケースも実測値と同じ変動を繰り返しているが、8月ごろからどのケースも予測値が大幅にずれてきている。これは2001年8月に東海地方に接近した台風により、汀線位置が急激に後退し、その後安定な位置に戻ろうとする漂砂の動きで堆積している。この急激な変動に対してそれぞれのケースでは予測しきれていないのがわかる。これは測量データがないので、前回汀線位置の影響をうける出力値に対して精度が劣ることがわかり、台風の前後に必ず測量を行う必要があることがわかった。

## 5. おわりに

ニューラルネットワークにより汀線変動の定量的予測は台風の影響はあるものの、予測できることがわかった。今後は、ニューラルネットワークのパターン認識の種類を堆積時・侵食時にわけるとしてどのような状況にも対応できるようにしたい。

### 【参考文献】

- 1) 加藤一正・柳嶋慎一・村上裕幸・末次広児(1987): 汀線位置の短期変動特性とそのモデル化の試み, 港湾技術研究所報告, 第26巻第2号.
- 2) 加藤 茂・竹内麻衣子・青木伸一・栗山善昭(2006): 判別分析を用いた定性的汀線変動予測とその予測精度に関する考察, 海岸工学論文集, 第53巻, pp. 561-565.