

ニューラルネットワークを併用した順応的管理のための 汀線モニタリング法の検討

Shoreline Monitoring Method Using Neural Network for Adaptive Management

加藤 茂¹・若江直人²・青木伸一³

Shigeru KATO, Naoto WAKAE and Shin-ichi AOKI

Continuous shoreline monitoring is necessary for coastal management. It is however difficult to conduct shoreline measurements frequently because of high cost and hard work. In this research, a short term prediction method using the neural network was investigated as a tool of shoreline monitoring for the adaptive coastal management. The neural network could reproduce the measured shoreline position with a high accuracy of 6.2m for a maximum change of 50m. A combination use of the neural network and shoreline measurement is an effective method for the continuous monitoring although the development of the neural network needs field data for the network construction and its performance is affected by quality and quantity of the data.

1. 緒 言

海岸の保全・管理には、継続的なモニタリング（計測）が必要不可欠である。しかし、対象が比較的狭い範囲に限られている場合でも、測量等による地形のモニタリングには非常に大きな労力・経費を要するため、必要な頻度（日～週単位）で継続的に実施することは容易ではない。そのため、実際に実施されている例も少ない（加藤ら, 1987; 松富ら, 2000; 鈴木・栗山, 2006; 加藤ら, 2006）。海岸管理のために継続的に実施される海岸測量は、多くても年数回程度（季節ごと）であり、地形計測の精度は高くその時点での地形については非常に多くの情報を有しているものの、海岸の短期的な変化の様子を適切に把握するには情報が少なすぎることが問題点として挙げられる。したがって、海岸管理に要求される精度を維持しつつ、できるだけ効率的に地形をモニタリングできる技術を開発することは、広域の海岸（土砂）管理を行う上で非常に重要な要素である。さらに、広域での動的な土砂管理により、ある程度の海浜地形の変動を許した状態で海岸保全を達成しようとする場合、短期的な汀線変化を適切にモニタリングして順応的に砂浜を管理していくことは防災上重要であり、汀線の変動を効率的にモニタリングしつつ、同時に短期的な変動を予測する手法の開発が望まれる。その方法の一つとして、既存データの解析等に基づく汀線予測と現地での測量（計測データの取得）を併用したモニタリング手法が考えられる。本研究では、遠州灘に面する愛知県表浜海岸を対象とした1週間に一度というきわめて高い頻度の汀

線測量データとニューラルネットワークを併用した短期汀線変化予測を試み、継続的なモニタリングに適した効率的な測量頻度および実測データの取得タイミングを検討した。また、汀線変化の度合いに合わせた汀線計測・モニタリング方法の構築に関する考察を行った。

2. 高塚海岸での汀線変動

本研究では、遠州灘に面した高塚海岸（愛知県）で得られた汀線位置データを用いた。高塚海岸では1999年5月以降、ほぼ週1回の頻度で継続的に汀線測量が実施されており、専用に設けられた基準点から波打ち際まで5m毎に地盤高を計測し、基準点から汀線位置までの地形断面を求めている。汀線測量は、毎回、可能な限り干潮時に実施している。この測量結果を基に、朔望平均満潮位（以下、H.W.L.）と測量結果による砂浜表面との交点位置を汀線と定義し、上述の基準点からこの交点までの距離を汀線距離としている。なお、汀線測量の詳細については小畑(2000)および加藤ら(2006)を参照されたい。

図-1は1999年5月から2005年12月までの約6年半の汀線位置変化を示している。この海岸は離岸堤背後に位置しており、周辺の海岸に比べて、汀線変動（堆積や侵食のピーク）が明確に現れている。ほぼ毎年生じている夏から秋にかけての大きな変動は、主に台風による高波浪の来襲が影響していると考えられる。2004年には台風の統計資料の収集が始まった1951年以降で過去最多の10個の台風が日本に上陸し、太平洋沿岸にも高波浪が頻発したため、その影響で汀線が期間中で最も後退した。太平洋沿岸の海岸での汀線変動に関しては、台風などの大きな気象・海象イベントは汀線を短期間に大きく後退させる要因であり、汀線変動のモニタリングにおいては特に重要な変動要因として考慮する必要があると言える。

1 正会員 博(工) 豊橋技術科学大学准教授工学教育国際協力研究センター

2 豊橋技術科学大学大学院建設工学専攻

3 正会員 工博 豊橋技術科学大学教授建設工学系

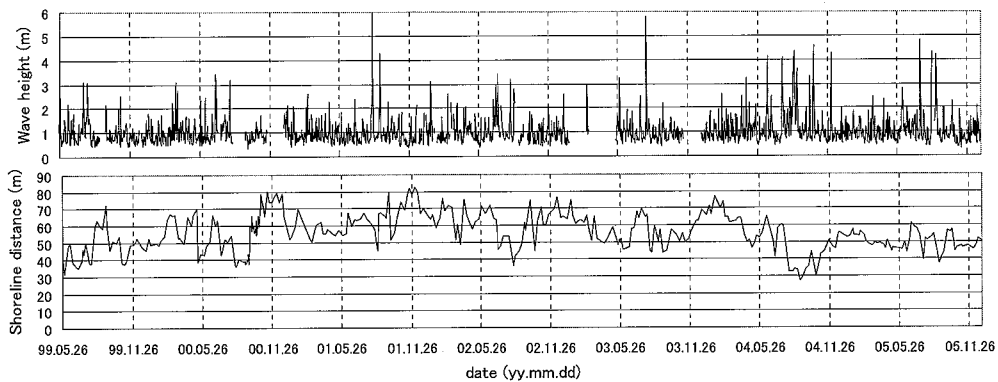


図-1 波高と汀線位置の経時変化

3. ニューラルネットワークを用いた汀線変動の再現

(1) 階層型ニューラルネットワークの概要

本研究では、汀線位置の変動解析にパターン認識に適した階層型ニューラルネットワーク (Layered Neural Network, 以下 LNN) を用いることとした。LNN は入力層、中間層、出力層から構成され、中間層には複数層の存在が考えられるが、今回の解析ではもっとも単純な 1 層とし、全体で 3 層の LNN とした (図-2)。

入力層から中間層、または中間層から出力層への応答特性を表す入出力関数には、式(1)で表されるシグモイド関数を用い、その閾値の取り扱いには式(2)を用いた。

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

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

ここに、 $f(u_j)$ ：入力層から中間層、または中間層から出力層への出力値、 x_i ：入力値、 ω_{ij} ：重み付け係数、 θ_j ：閾値、 n ：1つ前のユニット数である。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) に示す平均二乗誤差を用いた。

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

ここに、 $f(u_{k,c})$ ：ある入力パターン c を与えたときの実

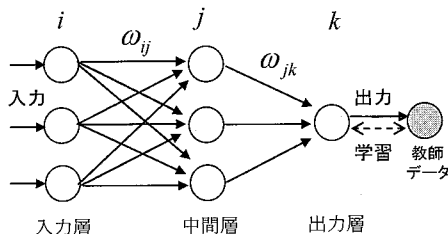


図-2 階層型ニューラルネットワークの構造

際の出力値、 y_k ：教師データ、 n_c ：出力ユニット数 (本研究では $n_c=1$) である。

(2) 使用データとデータの基準化

LNN による汀線変動解析を行うための入力データとしては、静岡県袋井土木事務所によって天竜川河口沖南東 2 km、水深 40 m 地点に設置された波高計で得られた 1 時間毎の有義波高、有義波周期、平均波向を用いた。また、天竜川河口東岸で得られた平均風向・風速データも入力データとして用いた。高塚海岸周辺での前浜断面の短期変動に関して、青木・小畑(2000)は、汀線変動と平均潮位の変動との対応関係が汀線変動と波浪外力との対応関係よりも明確に現れており、汀線変動に対する潮位変動の影響の大きさを指摘している。そこで、本研究でも静岡県浜松市の舞阪験潮所で得られた 1 時間毎の潮位データ (T.P. 換算値) を入力データとして用いた。さらに加藤ら(1987)は、茨城県波崎海岸での海浜断面測量データの解析から、汀線変動は波浪条件だけでなく現状の汀線がどこに位置するかによって変わることを指摘しており、加藤ら(2006)が判別分析を用いて行った汀線変動傾向の予測においても、変動前の汀線位置が変動傾向の予測には重要なパラメータであることが示されているため、今回の LNN を用いた汀線変動解析においても、前回汀線位置を入力データとして用いることとした。

ニューラルネットワークでは式 (1) のシグモイド関数を用いるため、入力層または中間層からの出力は 0～1 の範囲に限定される。また、入力データは変数の種類やその次元 (単位) によってデータの変動範囲 (散らばり具合) が異なり、有次元のデータをそのまま LNN の入力データとして用いると、各変数の変動の特徴を正確に学習できない場合がある。そのため、通常、用いるデータを基準化する必要がある。本研究では、次の式 (4) を用いて基準化を行った。

$$x'_i = \frac{4}{5} \left(\frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \right) + 0.1 \quad \text{.....(4)}$$

式(4)では、入力データが学習データの範囲を多少オーバーしても対応できるように、変数の変動幅に余裕を持たせて0.1～0.9の範囲で基準化を行っている。ここに、 x_i' :基準化されたデータ、 x_i :基準化を行うデータ、 x_{imax} , x_{imin} :各データの期間内での最大値と最小値である。また、現実の海浜では波浪外力は時々刻々変化しており、ある時刻*t*における海浜地形は、その瞬間の波浪外力だけでなく、その時刻以前の波浪外力の影響を継続して受けた結果、形成されたものである。このような地形変動のメカニズムを考慮するため、計算に用いる波浪外力は、直前の5日間分のデータを平均したものをを用いた。データに欠測期間がある場合は、その分のデータを除いて平均したものをを用いた。

(3) ネットワークの構築とその再現性

前述の波浪(有義波高・周期, 平均波向), 風向・風速, 潮位および前回測量時の汀線位置を入力データとし、予測する汀線位置を出力データ、そのときの測量結果を教師データとしてネットワーク構造の構築(重み係数の決定)を行った。このとき、対象としている問題に適した中間層ユニットの数(図-2の*j*)を設定することが構築されたネットワークの性能を左右する要因の1つであるが、通常、入力層のユニット数の2倍程度が適切であることが知られている(市川, 1993)。そこで今回の解析では、中間層のユニット数を15個とした。また、学習回数と式(3)による学習結果の誤差の関係を調べ、学習回数の増加と共に学習結果の誤差も増加(精度が低下)する過学習が発生しない5000回を学習回数とした。

図-1からもわかるように汀線変動には季節的な特徴

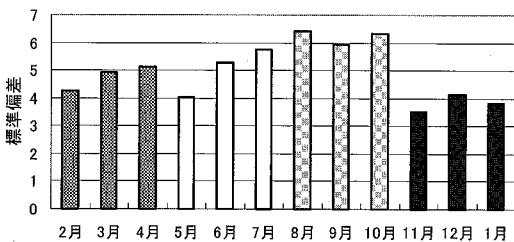


図-3 月毎の汀線変動量の標準偏差

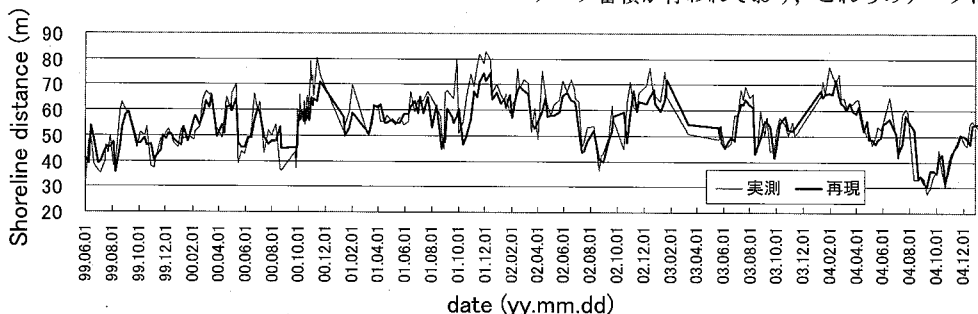


図-4 構築したネットワークによる汀線変動の再現性

がある。図-3は、1999～2004年のデータから月ごとに求めた汀線変動の標準偏差を示している。5月と11月では、それまで徐々に大きくなりつつあった汀線の変動幅が急に小さくなる。その後また大きくなる傾向が見て取れ、この特徴から1年間を大きく5～10月と11～2月の2つの区間に分けることが出来る。さらに各区間を前・後半に分けることにより、本研究では1年間を2～4月、5～7月、8～10月および11～1月の4区間に分割し、1999～2004年のデータによる季節変動を考慮した学習(重み係数の決定)を行い、その学習結果を用いて1999～2004年の汀線変動の再現を行った。図-4は、その再現結果と実測結果の比較を示している。堆積のピークは再現値が実測値よりも少し小さい値を示しているが、侵食のピークは比較的再現できているのがわかる。このときの再現結果と実測結果の相関係数は0.85と高い値を示しており、変動の傾向は概ね再現できていると判断できる。また、誤差(実測値と再現結果の差)のrms(二乗平均平方根)(以下、これを精度と呼ぶ)は6.2mであり、最大変動幅が約50mであることを考慮すると、精度よく再現されていると言え、今回構築したLNNは汀線変動解析に有効な手段であると考えられる。

4. LNNを用いた汀線モニタリングへの適用

(1) 予測精度に及ぼす教師データの影響

汀線変動のモニタリングのために高頻度かつ継続的な測量を実施することは、多大な労力や費用を要するため非常に困難である。そこで、LNNを用いた汀線変動予測と実測を併用した効率的な汀線変動モニタリングの実施方法を検討する。LNNは前述のとおり、過去の実測データ(教師データ)を用いて過去の汀線変動パターンを学習することにより重み係数(図-2参照)を決定し、入力データ(波浪条件や前回汀線位置など)と汀線位置との関係(ネットワーク)を構築して予測を行うため、LNNによる予測精度は学習に用いる教師データの量に影響される。今回、LNN構築の入力データとして用いた波浪や潮位、風向・風速の情報は、近年では日本各地で豊富なデータ蓄積が行われており、これらのデータは比較的容

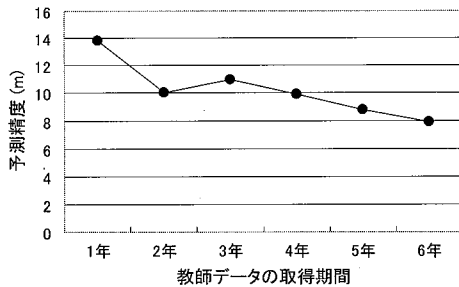


図-5 教師データ長による予測精度の比較

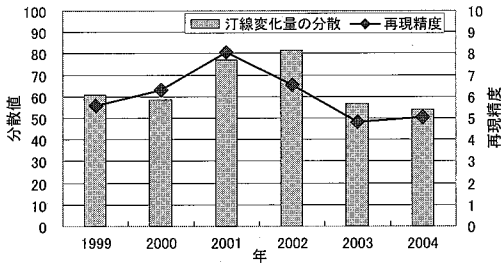


図-6 各年の汀線変動量の分散と6年間の教師データを用いて学習を行ったLNNによる再現精度の比較

易に取得することが可能であると思われる。しかし、汀線変動に関しては、一般的にはデータの蓄積が少ないため、今後新たにLNNを用いた汀線モニタリングを実施しようとする場合、これから蓄積するデータも含めて、どれだけの実測データの蓄積が必要であるかは大きな問題である。そこでここでは、学習に用いる教師データの量（データ長）と予測精度の関係について調べる。図-5は、実測実績（教師データ長）と予測結果の精度の関係を示している。ここでは2005年の汀線変動を1週間ごとに予測することとし、教師データとなる測量実績が1年（2004年のみ）、2年（2003～2004年）、3年（2002～2004年）、以下同様に1年ずつ長くした場合を仮定している。測量実績が1年しかない場合には、予測精度は13.8mであるが、データの蓄積が長くなるほど予測精度は高くなり、測量実績が6年の場合には7.9mまで向上する。このとき、測量実績が2年（2003～2004年）と3年（2002～2004年）の場合で、予測精度に逆転が生じている。これについては、図-6に示すように、1回（約1週間）の汀線変動の度合いを表す汀線変化量（前回汀線位置－今回汀線位置）の分散では、2002年がもっとも変動の度合いが大きい。また、2003年と2004年のLNNによる再現精度は5m以下であるが、2002年は6.5mで前述の2年間よりも精度がやや低い。したがって、1回の汀線変動量がそれほど小さくなく、再現性の高い2年間（2003～2004年）のデータを用いて構築したLNNでは、教師データの量が増える（1年→2年）と予測精度は良くなるが、変動量が大きく、再現精度のやや劣る2002年の

データを加えた3年間のデータを用いた場合では、データ量が増えたものの、データの質の違いにより、予測精度が低下したものと考えられる。2001年を加えた4年間の場合には、2001年も汀線変動の度合いは2002年に次いで大きく、1年での再現精度はもっとも低い、データ量がさらに増えたために予測精度がやや回復したと推測する。

(2) 予測精度に及ぼす実測データの影響

図-8は、図-7に示すように(a)毎週測量を実施し翌週を予測、(b)2週間毎に測量を実施し、間の週はLNNで予測、(c)4週間毎に測量を実施し、間の3週はLNNで予測、(d)全く測量は実施せずLNNで全て予測（結果は図-5と同様）を行った場合の測量間隔と予測精度の関係を示した図である。測量間隔を短くするにつれて予測精度も向上し、4週間に1回程度の測量でも、(d)の全て予測する場合に比べて改善が見られる。今回用いた教師データには、前述のような年によって汀線変動の特

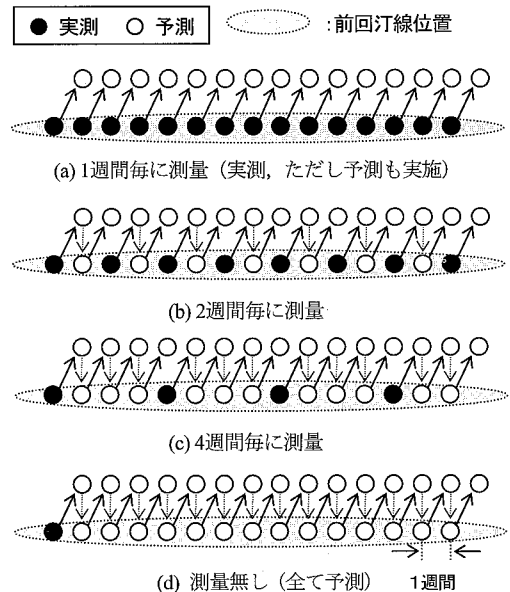


図-7 汀線測量実施間隔のパターン図

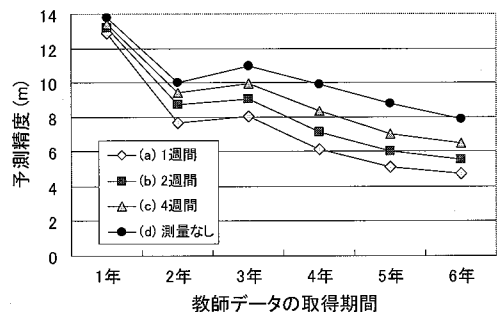


図-8 測量実施間隔による予測精度の比較

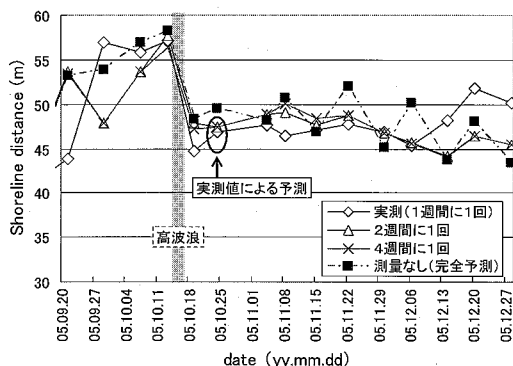


図-9 大規模な変動後の予測精度の比較

性に明らかな違いがあるため、測量実施間隔の違いによる定量的な予測精度の改善性能を議論することは困難であるが、LNNによる予測と実測の併用は測量の実施頻度を多少なりとも減少させ、効率的な汀線モニタリングを可能とする方法であると判断する。

図-9は高波浪による大規模な汀線変化後の予測精度の違いを示している。2および4週間毎に実測値を入力するケースは、矢印で指し示したデータの予測に前回汀線位置を実測値で与えている。大幅な汀線後退の後に測量を実施し、実測値を前回汀線位置として与えたLNNの計算($\times$, $\triangle$)では、実測結果($\diamond$)と同様の変動傾向を示しているが、予測のみの結果($\blacksquare$)では変動が振動しており、大規模な変動の直後に測量を実施しLNNに実測値を反映させることが精度の確保に有効である。

5. 結 語

本研究では、汀線変動解析に階層型ニューラルネットワーク (LNN) を適用し、約1週間間隔で得られた汀線変動の実測データを用いてその再現性を検証すると共に、LNNによる短期汀線変動の予測と実測を併用し、実際の汀線管理に適用するためのモニタリング方法の検討を行った。本研究で得られた主な結果は以下のとおりである。

- (1) 高塚海岸の場合、6年間の約1週間隔の実測データ (教師データ) に基づいて構築されたLNNを用いれば、その変動傾向に関しては高い再現性 (相関係数0.85) が得られた。また、定量的にも最大変動幅が約50mに対して、その約1割である6.2mの精度 (実測値と再現値の偏差のrms) で再現することが可能であり、汀線変動の解析にLNNが有効な方法であることが示された。
- (2) LNNを用いた高塚海岸の2005年の汀線変動予測では、実測データが6年の場合でも7.9mの精度しか得られず、再現精度に比べて予測精度は低下する。さ

らに、データ蓄積が少なくなるにつれて精度は低下し、1年しかない場合には14m程度の精度しか得られない。しかし、低頻度での実測でも実測データを併用することにより、予測精度の向上が可能である。

- (3) 大きな汀線変動が生じた場合、その変化直後に実測を実施し、その値をLNNに入力することにより、予測精度の低下が生じやすい大幅な変動後も予測精度を維持することが可能となる。
- (4) 本手法により、数週間に1回程度の汀線測量と、LNNによる間の週の予測を併用することにより、汀線の短期変動を把握することができ、且つ実測の労力を軽減した効率的な汀線変動の管理 (モニタリング) が実施できる。さらに、台風等による急激な汀線変化や教師データには含まれていない想定外の汀線変動が生じると推測される場合には、適宜実測を行い、測量データを追加することにより、汀線の変化状況に合わせた順応的な実測・予測併用モニタリングが可能となると考えられる。

今後の課題としては、LNN構築に用いる入力データや実測データ (教師データ) の量・質と予測精度の関係を詳細に検討し、実務に適用するための必要条件をより明確にすること、などが挙げられる。

謝辞：静岡県袋井土木事務所には、天竜川河口沖の波高計データを提供していただいた。海岸測量に関しては、豊橋技術科学大学 建設工学系 技術専門職員・片岡三枝子氏をはじめ水工学研究室の皆さんにご協力頂きました。ここに記して謝意を表します。また、本研究は科学技術振興調整費「先端技術を用いた動的土砂管理と沿岸防災」 (代表：青木伸一、豊橋技術科学大学) の一部として実施されたことをここに記します。

参 考 文 献

- 青木伸一・小畑浩子 (2000)：汀線および前浜断面の短期変動に及ぼす異常潮位の影響，海岸工学論文集，第47巻，pp. 586-590。
- 市川 紘 (1993)：階層型ニューラルネットワーク 非線形問題解析への応用，共立出版株式会社，184p。
- 小畑浩子 (2000)：汀線および前浜断面の短期変動特性に関する研究，豊橋技術科学大学修士論文，55p。
- 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。
- 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。
- 鈴木崇之・栗山善昭 (2006)：波崎海岸における汀線位置の長期変動特性，土木学会海岸工学論文集，第53巻，p. 621-625。
- 松富英夫・金光紀代太・富樫宏二 (2000)：秋田県南部海岸における汀線位置変化の基礎的検討，海岸工学論文集，第47巻，pp. 666-670。