

ニューラルネットワークを用いた捨石防波堤の安定性評価

間瀬 肇*・坂本雅信**・酒井哲郎***・後藤仁志****

1. はじめに

被覆石の安定重量算定公式を最初に提案したのは Hudson (1958) である。Hudson 公式では、被覆石の安定性に及ぼす周期の影響、堤体の透水性の影響、波の不規則性の影響が考慮されていない。

最近になって、Van der Meer (1988) は不規則波を用いた多数の実験データから捨石堤の安定公式を、賀来ら (1991) は Van der Meer の実験データに基づき被災レベルの算定式を提案した。Smith ら (1992) は不規則波を用いた捨石堤の安定実験を行い、被災レベルについて実験値と経験式による算定値の比較を行ったが、経験式に含まれる係数を変えなければ実験結果をうまく表すことができなかった。すなわち、ある特定の経験式では、異なる研究者の実験データを整理できない状況である。そのため、因果関係の複雑なデータをうまく表現し得る経験式、あるいは、手法の確立が望まれる。

本研究では、ニューラルネットワークを用いた捨石防波堤の安定性評価を試みる。ニューラルネットワークは、人間の神経細胞のモデルを用いた情報処理システムである。このシステムの最大の特徴は、あいまいさを含むデータや因果関係が不明確な情報を処理するのに有効である、という点である(中野ら, 1989; 市川, 1993)。こうした情報処理により、捨石防波堤の被災レベルや安定係数の評価が可能であるかどうか検討する。

2. 捨石防波堤の安定公式

Van der Meer (1988) は捨石防波堤の斜面勾配、透水性、捨石の粒度、密度、入射波のスペクトル、有義波高、周期を変化させて数多くの安定実験を行った。本研究で解析するのは、静的安定性に関する小規模実験および相似率を検討した大規模実験のデータである。捨石防波堤の被災度を表すパラメータとしては、次の damage level (被災レベル) が導入された。

$$S = A/D_{n50}^2 \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 A は捨石防波堤の破壊部分(侵食部分)の断面積、 D_{n50} は捨石の中央粒径である。Van der Meer (1988) が提案した捨石防波堤の安定公式は、次式で表される。

$$N_s = 6.2P^{0.18}(S/\sqrt{N})^{0.2}/\sqrt{\xi_m}; \xi_m < \xi_c \dots\dots\dots (2)$$

$$N_s = 1.0P^{-0.13}(S/\sqrt{N})^{0.2}\sqrt{\cot \alpha} \xi_m^p; \xi_m \geq \xi_c \dots\dots\dots (3)$$

N_s は次式で定義されるもので、安定係数と呼ばれる。

$$N_s = H_s/\Delta D_{n50} \dots\dots\dots (4)$$

H_s は防波堤前面における有義波高、 $\Delta (= \rho_s/\rho_w - 1)$ は捨石の相対密度、 N は作用波数、 ξ_m は surf similarity parameter

$$\xi_m = \tan \alpha / \sqrt{2\pi H_s/gT_m^2} \dots\dots\dots (5)$$

であり、式(2)および式(3)の両式を分ける ξ_c は

$$\xi_c = (6.2P^{0.31}\sqrt{\tan \alpha})^{1/(p+0.5)} \dots\dots\dots (6)$$

である。また、 P は透水性を表すパラメータ、 α は斜面角度である。

図-1 は、安定係数 N_s に関して、実験結果と式(2)および式(3)による算定結果を比較したものである。横軸は実験値、縦軸は算定値である。この図によると、両者の一致は良い。

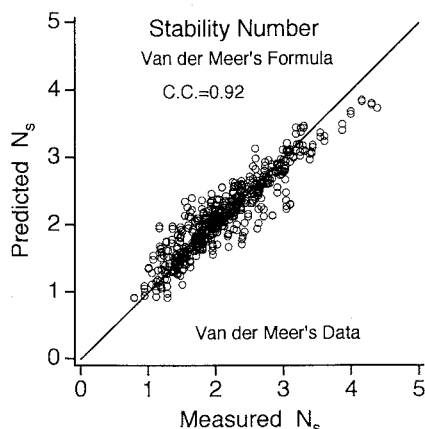


図-1 安定係数に関する実験値と算定値の比較

* 正会員 工博 京都大学助教授 工学部土木工学科

** 工修 清水建設(株)

*** 正会員 工博 京都大学教授 工学部土木工学科

**** 正会員 工博 京都大学助手 工学部土木工学科

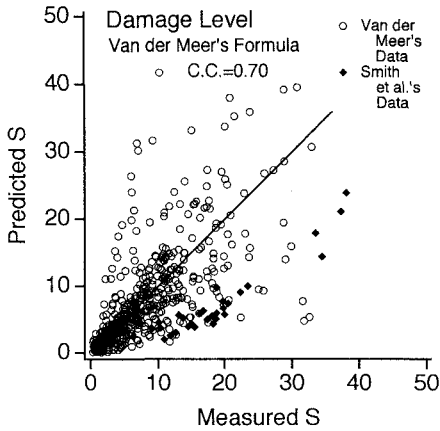


図-2 被災レベルに関する実験値と算定値の比較

式(2)および式(3)を変形すると、被災レベル S に関する経験式が得られる。

$$S = \sqrt{N} (N_s \sqrt{\xi_m} / 6.2 P^{0.18})^5; \xi_m < \xi_c \dots\dots\dots (7)$$

$$S = \sqrt{N} (N_s P^{0.13} / \xi_m \sqrt{\cot \alpha})^5; \xi_m \geq \xi_c \dots\dots\dots (8)$$

図-2は、被災レベルについて上式による算定結果と実験結果 (Van der Meer の実験値を○印で示す) を比較したものであるが、両者の一致の程度はあまり良くない。したがって、被災レベルの算定式として式(7)および式(8)は不十分である。

賀来ら (1991) の算定式は次のように表される。

$$S = S_0 (1 - e^{-KN}) \dots\dots\dots (9)$$

式(9)の S_0 および K は別途定められた。その際、式に含まれる各種係数は最小2乗法により決定された。式(9)を用いた算定値と Van der Meer (1988) の実験値を比較した結果は、Van der Meer の公式を用いたものと比べ、相関係数の値で見ると、それほどの改善は見られなかった (賀来ら, 1991)。

Smithら (1992) の実験結果と Van der Meer (1988) の式による算定結果を比較したものを図-2に◆印で示した。Smithら (1992) の実験条件は $P=0.4\sim 0.5$ であるので、 $P=0.4$ を用いた。図によると算定値が小さくなっており、実験値との不一致が顕著である。 $P=0.1$ として算定値を求めると実験値との対応は良くなるが、そもそも $P=0.1$ は実験条件と異なる。また、賀来ら (1991) の式(9)による算定結果と Smithら (1992) の実験結果を比較しても算定値が小さくなり、実験値との一致の程度はよくない。式中に含まれるパラメータのうち2つの係数を変えて算定値を求めると実験値との対応は良くなるが、実験ごとに係数を変えなければならないようでは式の一般性がない。

3. ニューラルネットワークによる情報処理

人間の神経細胞のモデルであるユニットとしては、図-3に示す簡略化されたモデルが通常用いられる。ユニット間は神経繊維に対応する線で結ばれ、信号は一方方向に伝わる。ユニットにつながっている結合路からの多入力信号は、ある重み(結合荷重)がかけられて加算され、さらに閾値が差し引かれてユニットに入力される。そして、ユニットは応答関数に応じた値を出力する。応答関数としてよく用いられるのは次のシグモイド関数である。

$$f(x) = 1 / \{1 + \exp(-2x/u_0)\} \dots\dots\dots (10)$$

これを微分したものはシグモイド関数で表される。

$$f'(x) = (2/u_0) f(x) \{1 - f(x)\} \dots\dots\dots (11)$$

本研究で用いるのは、入力層、中間層、出力層の3層からなる階層型ニューラルネットワークであり、図-4のように示される。入力層ユニットは入力データを中間層へ伝達する。情報は図-3に示したような変換過程を経て、中間層から出力層へ伝達される。出力層からの出力が予測値となる。入力データと同時に、望ましい出力値(教師信号)を与え、ネットワークからの出力値と教師信号との誤差をフィードバックすることにより、教師

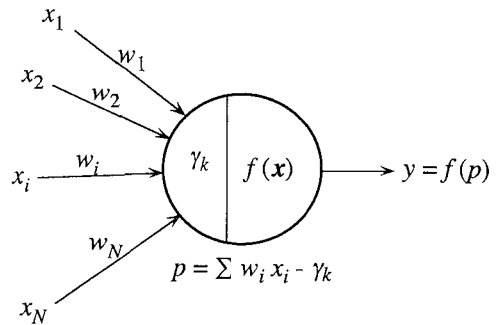
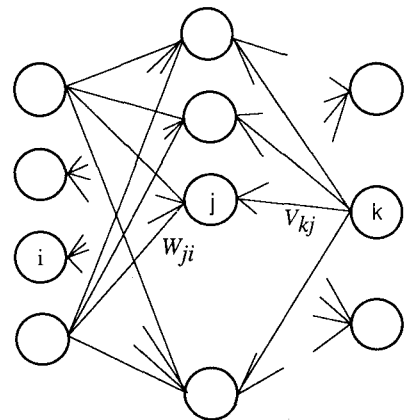


図-3 神経細胞のモデル



Input Layer → Hidden Layer → Output Layer

図-4 階層型ネットワーク

信号に近い値がでるようにネットワークを調整する。これが自己学習である。学習によって得られる知識は、結合荷重と閾値に蓄えられる。

いま、中間層ユニット j からの出力を H_j 、出力層ユニット k の出力を O_k 、中間層と出力層の結合荷重を V_{kj} 、出力層ユニット k の閾値を γ_k とする。

$$O_k = f(S_k), \quad S_k = \sum_j V_{kj} \cdot H_j - \gamma_k \dots \dots \dots (12)$$

O_k と教師信号 T_k との 2 乗誤差 (評価関数ともいわれる)

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \dots \dots \dots (13)$$

を最小化するため、最急降下法を用いる。その方法は、 E_p の V_{kj} についての偏微分

$$\frac{\partial E_p}{\partial V_{kj}} = \frac{\partial E_p}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial V_{kj}} = -(T_k - O_k) f'(S_k) H_j \dots \dots \dots (14)$$

に比例した量だけ結合荷重を変化させる。 $\delta_k = T_k - O_k$ とおき、式(11)を用いると、変化量は次のようになる。

$$\delta V_{kj} = \alpha (2/u_0) \delta^* O_k (1 - O_k) H_j \dots \dots \dots (15)$$

α は比例定数である。誤差として

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial S_k} = (2/u_0) \delta^* O_k (1 - O_k) \dots \dots \dots (16)$$

を定義すると、式(15)は

$$\delta V_{kj} = \alpha \delta_k H_j \dots \dots \dots (17)$$

と書ける。閾値 γ_k の修正量については、常に 1.0 を出力するユニットが結合荷重 γ_k で結合していると見なし、次のようにする。

$$\delta \gamma_k = \beta \delta_k \dots \dots \dots (18)$$

β は比例定数である。

入力層から中間層への結合荷重および閾値についても同様に最急降下法を用いる。

具体的な方法として、ここでは学習時間が少なくてすむ修正モーメント法を用いる。

モーメント係数は、初期値を 0.6、上限を 0.9 とし、学習とともに 0.02 ごとに増加させた。

修正量に現われる比例定数 α および β は 0.1 とした。結合荷重および閾値の初期値は -1 から 1 の一様乱数で与えた。また、入力パターンは 0 から 1 に収まるようにスケールした。

4. ニューラルネットワークを用いた捨石防波堤の安定性評価

最初にニューラルネットワークの特性を被災レベルの予測を例に取り検討する。階層型ニューラルネットワークを適用するにあたって、その選択根拠が不明確なものとして、1) 中間層の層数、2) 中間層のユニット数、3)

学習回数、がある。学習回数に関しては、所定の誤差レベルを設定することによって、誤差が設定値よりも小さくなると自動的に学習を終わらせるようにできる。

本研究では中間層の層数は 1 層に固定した。中間層ユニット数は 4, 8, 12, 16, 20 と変化させ、学習回数は 1000, 5000, 10000, 30000, 50000 と変化させた。入力層のユニット数は、Van der Meer (1988) が指摘した 4 つの支配的な要因である P, N, N_s, ξ_m の 4 つ、出力ユニット数は S の 1 つとした。

Van der Meer (1988) の実験データからランダムに 100 個 (100 入力パターン) 選び出したデータに対して、中間層のユニット数を 16、学習回数を 5000 回としてニューラルネットワークによる予測値を求め、実験値と比較したのが図-5 である。学習回数が 5000 回でも予測値と実験値は図のように十分一致するが、学習回数が 50000 回となると両者はほとんど一致する。

中間層のユニット数および学習回数を変えて、予測値と実験値の相関係数を示したものが図-6 である。入力パターン数が 50 個のものとは比べると、中間層ユニット数の影響がはっきり現われる。中間層のユニット数を 16 以上にすると相関係数が大きくなる。ユニット数が 8 の場合 (入力ユニット数の 2 倍)、ユニット数が 12 の場合の相関係数より大きくなり、その値もユニット数が 16 および 20 のそれとあまり変わらない。

Van der Meer (1988) のすべての実験データ (579 個) についてニューラルネットワークを適用したところ、全ての入力パターンを表わせるネットワーク構造は構築できなかった。そこで、Van der Meer (1988) の実験値からランダムに 100 個データを選び出してニューラルネットワーク構造を決定し、このネットワーク構造を全ての実験データに適用して予測値を出した。この予測値と実

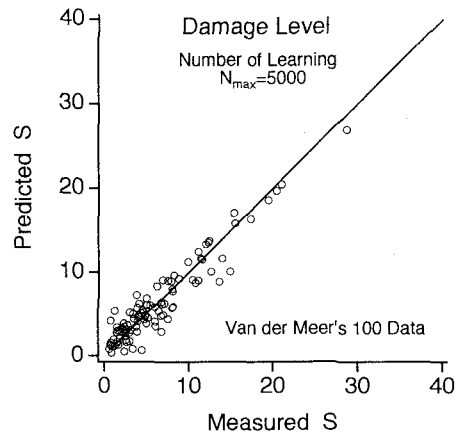


図-5 被災レベルに関する予測値と実験値の比較

験値との相関係数を示したものが図-7である。学習回数が5000回を越えると、相関係数が小さくなる。この図からは中間層のユニット数が4の場合が一番良いように見えるが、ネットワーク構造を決定するために用いた入力パターンについて予測値と実験値をある程度一致させるためには、ある程度のユニット数が必要であることは図-6に示されるとおりである。また、特定の入力パターンに対してネットワーク構造を詳細にあわせすぎると、他のパターンについての予測精度は逆に低下することになり、これが図-7に現れている。これは過学習といわれるものである。

これまででは、入力層のユニット数は4個とした。捨石防波堤の安定性に影響を及ぼすであろうと考えられる無次元水深 h/H_s は、Van der Meer (1988) によると、1) 設置水深により捨石防波堤の侵食場所は変化するが、全体の被災量には関係がない、2) 波高として防波堤前面における有義波高を用いており、有義波高には設置水深の影響が含まれている、として使われていない。

浅海域での不規則波浪の変形特性を調べた研究 (Mase・Kobayashi, 1990) によると、波高分布形状は場

所によって異なる。したがって、有義波高が同じでも、それより大きな波高の出現率が異なるので捨石防波堤の被災レベルが変わるものと思われる。そこで、本研究では無次元設置水深を入力パラメータに加える。

その他、Van der Meer (1988) は波の波群性の影響は少ないとしているが、Ryu・Sawaragi (1986) や Medina et al. (1990) は波群性の影響を指摘している。波群性は、概ね波のスペクトル形に依存する。Van der Meer (1988) はスペクトルのモーメントから求めた平均周期を用いることでスペクトル形の影響を取り入れたが、直接的にスペクトル形を考慮したものではない。ニューラルネットワークでは、定性的なデータについてもそれらを数値化することで入力値として用いることができるので、本研究ではスペクトル形が狭帯域、広帯域あるいはその中間であることを、それぞれ1.0, 0.0, 0.5として入力値として用いることにする。もちろん、具体的なスペクトル特性を表わすパラメータが実験データとして与えられていれば、それを使えばよい。

以上、入力層ユニットには P, N, N_s, ξ_m に加えて、 h/H_s およびスペクトル形パラメータの6つを用いる。

前と同様に Van der Meer (1988) の実験データからランダムに100個データを選び出し、中間層ユニットの数を12 (入力ユニット数の2倍)、学習回数を5000回としてネットワークを構築し、全ての実験データに対して予測値を求めた。このネットワークによる予測値を縦軸に取り、実験値を横軸にして両者の比較をしたのが図-8である。予測値と実験値の一致の程度は、入力ユニット数を4個とした場合に比べかなり改善されることがわかった。この図-8と Van der Meer (1988) および賀来ら (1991) の安定公式を用いた結果 (例えば、図-2) と比較すると、図-8は予測値と実験値の一致の程度がかなり良くなっているのがわかる。

次に、図-8において用いたニューラルネットワークを Smithら (1992) のデータについて適用して予測値を求め、実験値と比較した。図-9がその結果である。Pは0.5とした。Van der Meer (1988) や賀来ら (1991) の安定公式による予測値に比べ実験値との一致度は良い。

最後に、安定係数 N_s についてニューラルネットワークを適用した。入力ユニットには $P, N, S, \xi_m, h/H_s$ およびスペクトル形パラメータの6個を用いた。Van der Meer (1988) の実験値からランダムに100個データを選び出し、中間層ユニットの数を12、学習回数を5000回としニューラルネットワークを作り、これを Van der Meer (1988) および Smithら (1992) のデータに適用した結果が図-10である。相関係数は0.91であり、図-1と同程度の精度で予測値と実験値は一致する。

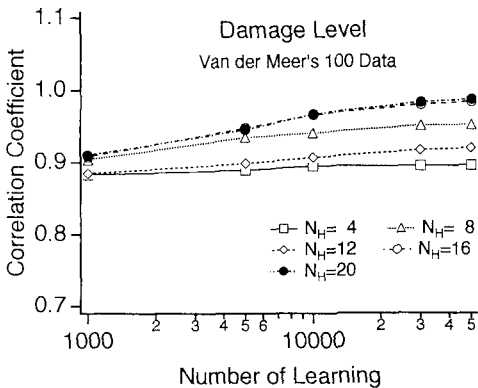


図-6 中間層ユニット数および学習回数の変化に伴う予測値と実験値の相関係数の変化 (データ数100個)

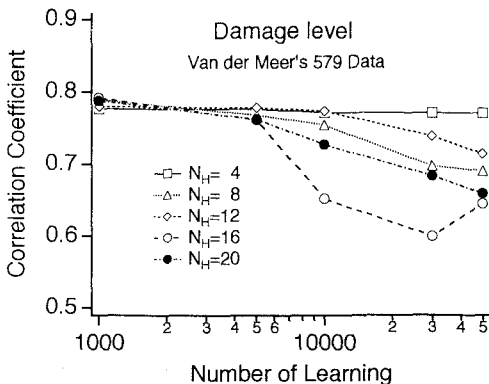


図-7 予測値と実験値との相関係数 (データ数579個)

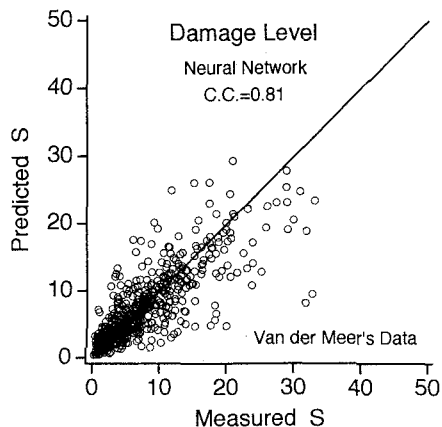


図-8 被災レベルに関する予測値と実験値の比較

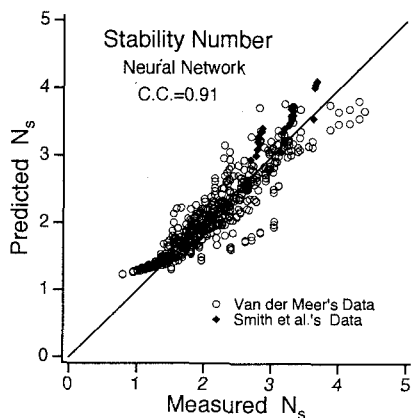


図-10 安定係数に関する算定値と実験値の比較

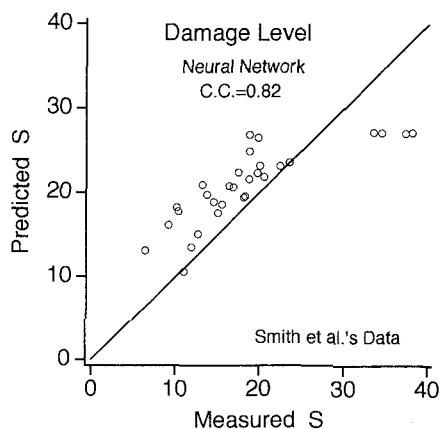


図-9 安定係数に関する算定値と実験値の比較

5. あとがき

本研究は、捨石防波堤の安定性評価に対するニューラルネットワークの適用性を検討した。用いた実験データは、Van der Meer (1988) および Smithら (1992) のものがある。Van der Meer (1988) のデータから任意に100個取り出し、このデータ群に対してネットワークを構築し、安定係数および被災レベルを算定した。算定結果と実験結果を比較したところ、実験データのソースに関わらず両者はかなり良く一致することがわかった。すなわち、捨石防波堤の被災レベルおよび安定係数の評価が可

能であることがわかった。

本研究は、文部省科学研究費試験研究(B) (代表間瀬肇) による研究であることを付記する。

参考文献

市川 紘 (1993): 階層型ニューラルネットワーク, 共立出版, 184 p.

賀来衆治・小林信久・柳 青魯 (1991): 不規則波に対する緩傾斜捨石堤の設計式の提案, 海岸工学論文集, 第38巻, pp. 661-665.

中野 馨 監修 (1989): ニューロコンピュータ, 技術評論社, 318 p.

Hudson, R. Y. (1958): Design of quarry stone cover layer for rubble mound breakwaters, Waterways Experiment Station, Coastal Eng. Res. Center, Res. Rept. No. 2-2.

Mase, H. and N. Kobayashi (1991): Transformation of random breaking waves and its empirical numerical model considering surf beat, Proc. Coastal Sediments '91, ASCE, pp. 688-702.

Medina, J. R., C. Fassardi and R. T. Hudspeth (1990): Effects of wave groups on the stability of rubble mound breakwaters, Proc. 22nd Coastal Eng. Conf., ASCE, pp. 1552-1563.

Ryu, C. R. and T. Sawaragi (1986): A new design method of rubble mound structures, Proc. 20th Coastal Eng. Conf., ASCE, pp. 2188-2202.

Smith, W. G., N. Kobayashi and S. Kaku (1992): Profile changes of rock slopes by irregular waves, Proc. 23rd Coastal Eng. Conf., ASCE, pp. 1559-1572.

Van der Meer, J. W. (1988): Rock slopes and gravel beaches under wave attack, Ph. D. thesis, Delft Univ. of Technology, Pub. No. 396, Delft, The Netherlands, 152 p.