

# 混成防波堤における衝撃碎波力の発生判定モデル

間 瀬 肇

正会員 工博 京都大学助教授 工学部土木工学科 (〒606 京都市左京区吉田本町)

本研究は、因果関係が不明瞭な情報を分類・整理するのに有効なニューラルネットワークの手法を用いた、混成防波堤における衝撃碎波力の発生判定モデルを提案し、その有効性を検討した。その結果、ニューラルネットワークは衝撃碎波力の発生に関する従来の実験結果を正確に分類でき、衝撃碎波力の発生判定モデルとして有効であることがわかった。

ただし、用いた実験データは条件がある程度限られているので、ここで決定されたニューラルネットワーク構造はあらゆる混成防波堤に対して適用できるものではないが、ここで示した手法・手順自体は普遍性を有するものであり、新たなデータを加えて最適なネットワークを構築できる。

**Key Words :** *neural network, impact breaking wave force, composite breakwater, vertical wall caisson, rubble mound foundation*

## 1. はじめに

混成防波堤の直立部に働く重複波から碎波にいたる波圧は、合田<sup>1)</sup>の式によって満足できる精度で算定される。しかしながら、条件によっては波圧式によって推定されるものよりはるかに大きな波力、すなわち、衝撃碎波力が働くことがある。そのため、衝撃碎波力発生危険性を別途考慮しなければならない。

谷本ら<sup>2)</sup>は、マウンド形状による波力の変化に関する模型実験を実施し、衝撃碎波力の発生条件を検討した。衝撃碎波力発生危険性を判定する表<sup>3)</sup>は、こうした波力実験の成果を基にして作成されたものである。

衝撃碎波力の発生条件を波の諸元や防波堤の形状に関連づけて一般的に表すことは困難である。谷本ら<sup>2)</sup>は、いくつかの要因を固定し、特定の要因の値を変化させて波圧強度の変化傾向を検討した後、無次元マウンド上水深および無次元波高を用いて衝撃碎波力の発生危険範囲を示した。そこでは、マウンドの無次元水平前肩幅や水深波長比といった影響は陽な形で含まれていない。その後、高橋ら<sup>4)</sup>はマウンド形状を考慮した衝撃碎波力係数の算定図を提案している。

本研究は、衝撃碎波力の発生の有無を簡単に判定す

るために、ニューラルネットワーク法を用いた衝撃碎波力発生判定モデルを提案する。用いた谷本ら<sup>2)</sup>の一連の実験データは条件がある程度限られているので、現在のところあらゆる混成防波堤に対して適用できるものではないが、手法自体は普遍性を持つものであり、新たなデータを加えて最適なネットワークを構築すればよい。

ニューラルネットワーク法は、因果関係が不明瞭な情報を分類・整理するのに有効である<sup>5), 6)</sup>。この手法を捨石防波堤の安定性評価<sup>7)</sup>および護岸の被災形態の分類<sup>8)</sup>に用いたところ、非常に有効であることが明らかになった。本研究は、海岸工学におけるニューラルネットワーク法の応用研究の一つとして、衝撃碎波力発生問題を取りあげ、モデル自体の有効性を調べるとともに、防波堤の安全設計といった実務に役立つ手法を供することを目的とするものである。

## 2. 解析に用いるデータ

本研究で用いる実験データは、谷本ら<sup>2)</sup>が行ったものである。実験に用いられた防波堤模型の断面図を図-1に示す。直立部に働く波力は、滑動限界重量か

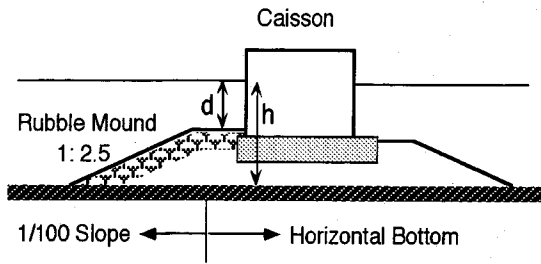


図-1 実験に用いられた模型断面

ら算定された。

混成防波堤の直立部に働く波力  $P$  は、以下の要因に支配される<sup>2)</sup>。

$$\frac{P}{wHL} = f\left(\frac{h}{L}, \frac{H}{h}, \frac{d}{h}, \frac{B_M}{h}, i_s, i_M\right) \quad (1)$$

ここで、 $l$  は直立壁の高さ、 $w$  は海水の単位体積重量、 $h$  は直立部の前壁面位置での原地盤水深、 $H$  は堤体がない状態での通過波高、 $L$  は波長、 $d$  はマウンド被覆工の天端上の水深、 $B_M$  は直立部の前壁面までのマウンド肩からの水平距離、 $i_s$  は海底勾配、 $i_M$  はマウンド沖側の法勾配である。ただし、実験においては、 $i_s = 1/100$  および  $i_M = 1/2.5$  と一定であった。

実験結果は図で示されている。縦軸に平均波圧強度がとられ、横軸はその影響を見たい要因とし、その他の要因は固定され、平均波圧強度の変化が調べられた。実験条件は  $h/L = 0.071 \sim 0.147$ 、 $H/h = 0.404 \sim 0.900$ 、 $d/h = 0.167 \sim 0.722$ 、 $B_M/h = 0.05 \sim 4.76$  の範囲であった。

ここでは、谷本ら<sup>2)</sup>の論文中の図-16 から図-26 をイメージスキャナーで読み込み、データ点の座標を読みとって数値化した。全データ数は 152 個である。

### 3. ニューラルネットワークを用いた衝撃碎波力の発生判定モデル

#### (1) ニューラルネットワーク

人間の神経細胞（ニューロン）のモデルを用いた人工のシステムはニューロと呼ばれ、ニューロンのモデルはユニットと呼ばれる。ニューラルネットワーク法は、脳の神経細胞の信号伝達系をモデルとした情報処理法である。

ユニットとしては、図-2 に示したような、多入力、1 出力素子といった非常に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

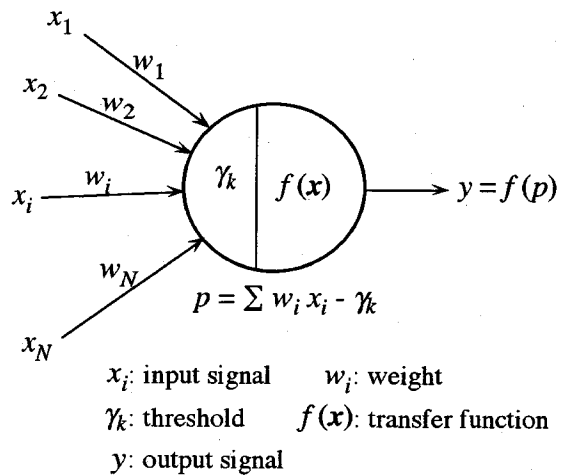


図-2 ユニットの模式図

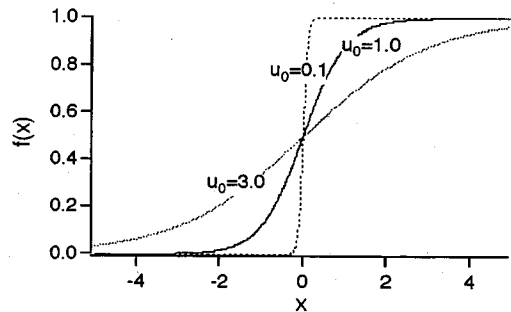


図-3 シグモイド関数

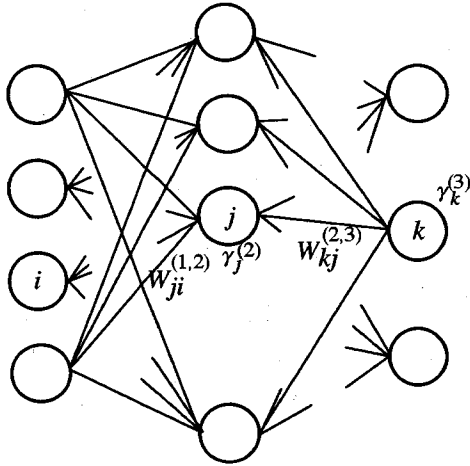
は一方に伝わる。図-2 のようにあるユニットにつながっている結合路からの多入力信号  $x_i$  は、ある重み（結合荷重） $w_i$  をかけられて加算され、さらに閾値  $\gamma_k$  が差し引かれた

$$p = \sum_i w_i x_i - \gamma_k \quad (2)$$

がユニットに入力される。そうすると、ユニットは応答関数  $f(p)$  に応じた出力値  $y$  を出力する。ユニットの応答関数として現在最もよく用いられるのはシグモイド関数と呼ばれるもので、次式で表される。

$$f(x) = 1 / \{1 + \exp(-2x/u_0)\} \quad (3)$$

式(3)の結果を図-3に示す。 $u_0$  はパラメータであり、この値が小さいほど 0 から 1 への変化が急になる。シグモイド関数の微分形は、次式のように、シグ



Input Layer → Hidden Layer → Output Layer

図-4 階層型ニューラルネットワーク

モイド関数で表される。

$$f'(x) = (2/u_0) f(x) \{1 - f(x)\} \quad (4)$$

図-4 は、こうしたユニットが結合してできている階層型ニューラルネットワークを示したものであり、左の層から入力層、中間層、出力層と呼ぶ。データは入力層より入るが、入力層のユニットは入力されたデータに何の処理も施さず中間層に伝達し、中間層および出力層のユニットを経る過程で以下に示される処理が施され、出力層より出力される。

入力層に与えられる数値データは、入力パターン（学習パターン）と呼ばれる。入力パターンと同時に、学習の指針として望ましい出力値（教師信号）を与え、ネットワークからの出力信号と教師信号との誤差をフィードバックすることにより、教師信号に近い値がでるようにネットワークを調整する学習法がある。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。バックプロパゲーションはこうした教師付き学習法のことである。

ニューラルネットワークは、入力データの特徴が学習によってネットワーク内に記録され、新たなデータが入力されればネットワークの構造に従って予測値を出力する。

## (2) バックプロパゲーション

いま、図-4を参照して、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  $W_{kj}^{(2,3)}$ 、出力層ユニット  $k$  の閾値を

$\gamma_k^{(3)}$  とする。出力層ユニットの出力

$$O_k = f(S_k), \quad S_k = \sum_j W_{kj}^{(2,3)} \cdot H_j - \gamma_k^{(3)} \quad (5)$$

と教師信号  $T_k$  との2乗誤差（評価関数ともいわれる）

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (O_k - T_k)^2 \quad (6)$$

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  $W_{kj}^{(2,3)}$  についての偏微分に比例した量

$$\begin{aligned} \delta W_{kj}^{(2,3)} &= -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial W_{kj}^{(2,3)}} \\ &= -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial W_{kj}^{(2,3)}} \\ &= \alpha (T_k - O_k) f'(S_k) H_j \end{aligned} \quad (7)$$

を変化量とするものである。  $\alpha$  は比例定数である。

$$\delta^k = T_k - O_k \quad (8)$$

とおき、またシグモイド関数の微分の式(4)を用いると、式(7)は次のようになる。

$$\delta W_{kj}^{(2,3)} = \alpha (2/u_0) \delta^k O_k (1 - O_k) H_j \quad (9)$$

誤差として

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial S_k} = (2/u_0) \delta^k O_k (1 - O_k) \quad (10)$$

を定義すると、式(9)は

$$\delta W_{kj}^{(2,3)} = \alpha \delta_k H_j \quad (11)$$

と書ける。

閾値  $\gamma_k^{(3)}$  の修正量についても最急降下法を用いて

$$\delta \gamma_k^{(3)} = -\beta \frac{\partial E_p}{\partial \gamma_k^{(3)}} = \beta \delta_k \quad (12)$$

となる。ここで、 $\beta$  は比例定数である。

入力層から中間層への結合荷重  $W_{ji}^{(1,2)}$  および閾値  $\gamma_j^{(2)}$  についても同様に最急降下法を用いる。

$$\begin{aligned} \delta W_{ji}^{(1,2)} &= -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}^{(1,2)}} \\ &= -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial H_j} \frac{\partial H_j}{\partial U_j} \frac{\partial U_j}{\partial W_{ji}^{(1,2)}} \\ &= \alpha \left( \sum_k \delta_k W_{kj}^{(2,3)} \right) H_j (1 - H_j) I_i \end{aligned} \quad (13)$$

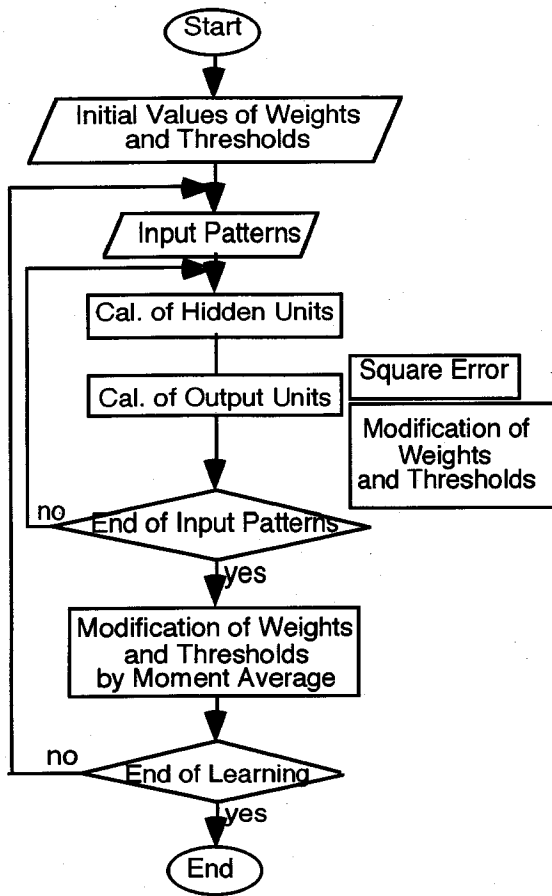


図-5 計算の手順

$$\delta\gamma_j^{(2)} = -\beta' \frac{\partial E_p}{\partial \gamma_j^{(2)}} = \beta \left( \sum_k \delta_k W_{kj}^{(2,3)} \right) H_j(1-H_j) \quad (14)$$

ここで、

$$H_j = f(U_j), \quad U_j = \sum_i W_{ji}^{(1,2)} \cdot I_i - \gamma_j^{(2)} \quad (15)$$

であり、 $U_j$  は中間層ユニットへの入力、 $I_i$  は入力層ユニットからの出力である。

以上のように、出力の誤差を順に前の層に伝えていくのでバックプロパゲーションといわれる。こうした修正法には、逐次修正法、一括修正法、モーメント法、修正モーメント法といったものがある。ここでは学習の高速化に有効であると言われている修正モーメント法を用いる。

修正モーメント法は、それぞれの入力パターンに対

する誤差から求めた結合荷重と閾値の修正量を入力パターン全体について加算し、その加算した修正量で結合荷重と閾値を修正する方法である。いま1ステップ前の加算された修正量を  $\delta W^{i-1}$ 、現ステップにおいて計算された修正量を  $\delta W^i$  として修正量  $\delta W$  を

$$\delta W = (1-m) \delta W^i + m \delta W^{i-1} \quad (16)$$

とするものである。 $m$  はモーメント係数で、初期値を0.6、上限を0.9とし、学習とともに0.02ごとに増加させる。計算の手順を図-5に示す。

これまでの研究<sup>6)</sup>により、

1) 必要なニューロンの数は入力および教師信号の情報量に依存する、

2) 必要なニューロン数はバックプロパゲーション学習に付加条件を導入すると変化する、

3) ニューロン数を必要以上に多くしてもネットワークの機能は大きく変化しないこと、が示されている。

また、過学習と呼ばれる問題が指摘されている。これは、学習に伴い個々のデータの微細構造を学習し、与えられたデータについての近似精度は向上するが、未学習データに対する精度が悪くなる現象をいう。

### (3) 衝撃砕波力の発生判定モデルとして

#### a) 入力層のユニットおよび中間層のユニット数

入力層のユニットは、式(1)に現れる水深波長比  $h/L$ 、波高水深比  $H/h$ 、無次元マウンド水深  $d/h$ 、無次元水平前肩幅  $B_M/h$  の4つとする。それぞれの値が0から1に収まるように、 $B_M/h$  については5.0で除す。

中間層は1層、ユニット数は8個とする

#### b) 教師信号および出力層のユニット

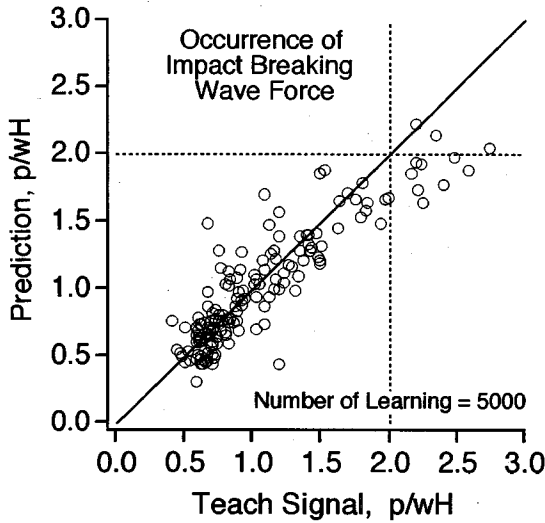
2通りの方法を考慮する。

1つは、教師信号として実験値である  $\bar{p}/wH$  を3.0で除したものとし、出力層ユニットは  $\bar{p}/wH$  の値(3.0をかけてもとの大きさに戻したもの)を出力する。出力値が  $\bar{p}/wH \geq 2$  であれば衝撃砕波力が発生すると判定するものである。

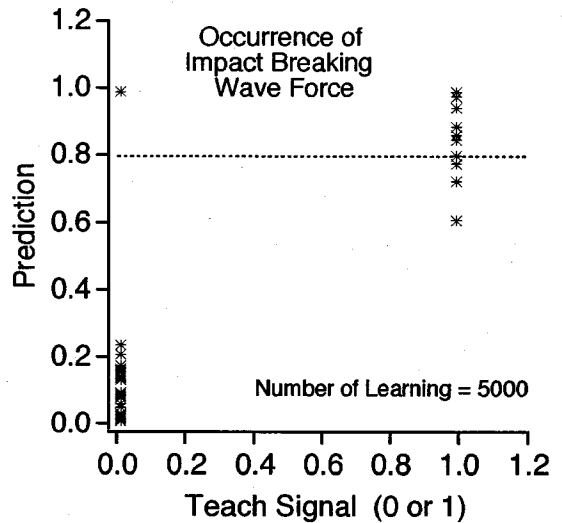
他の1つは、衝撃砕波力の基準を  $\bar{p}/wH \geq 2$  とし、実験値が  $\bar{p}/wH \geq 2$  であるとき教師信号を0.99、 $\bar{p}/wH < 2$  の時の教師信号を0.01とする。出力層ユニットからの出力は1以下の値となるが、ある値を設定し、それ以上であれば衝撃砕波力が発生すると判定するものである。

#### c) 比例定数および初期値

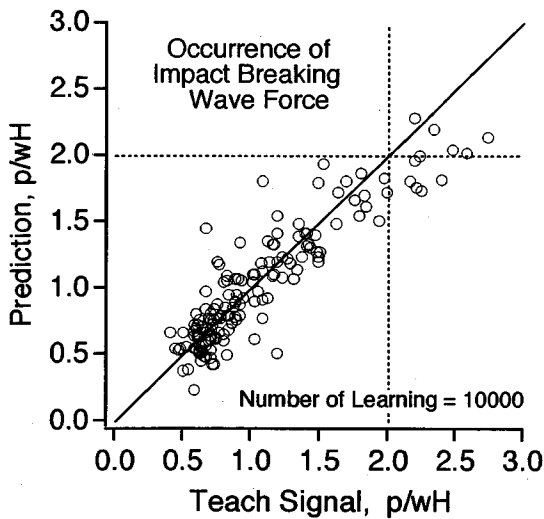
ニューラルネットワークの説明で現れた定数につい



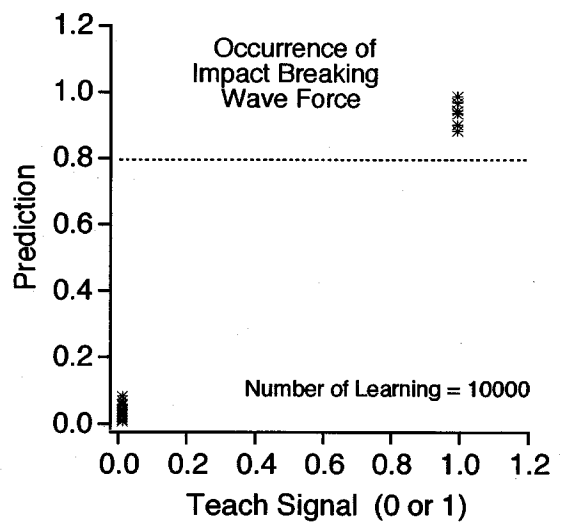
(a)



(a)



(b)



(b)

図-6 無次元波圧強度に関する実験値と予測値の比較

図-7 衝撃碎波力発生の有無の予測結果

ては、元来その選択根拠はないが、ここでは以下の値を用いる。

$$u_0 = 1.0, \alpha = \beta = 0.1 \quad (17)$$

また、結合荷重と閾値の初期値は

$$W_{kj}^{(2,3)}, W_{ji}^{(1,2)}, \gamma_k^{(3)}, \gamma_j^{(2)} \\ \equiv \text{uniform random number } (0, 1) \quad (18)$$

のように一様乱数で与える。

#### 4. 衝撃碎波力の発生予測結果と実験結果の比較

(1) 判定 (分類) は可能か?

図-6 は  $\bar{p}/wH$  ( $\bar{p} = P/1$ ) についての実験値 (横軸) とニューラルネットワークによる予測値 (縦軸) を比較したものであり、(a) 図は学習回数を 5000 回、(b) 図は 10000 回とした場合である。(a) 図と (b) 図を

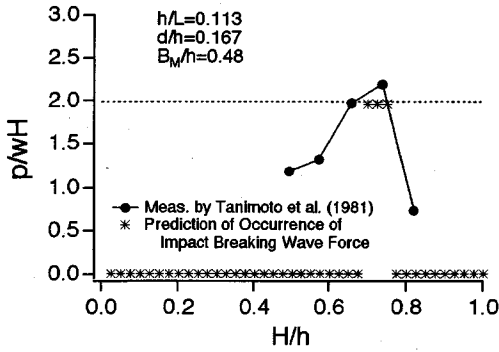


図-8 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ( $h/L=0.113$ ,  $d/h=0.167$ ,  $B_M/h=0.48$ )

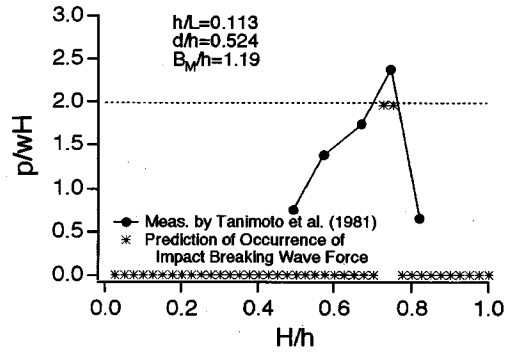


図-10 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ( $h/L=0.113$ ,  $d/h=0.524$ ,  $B_M/h=1.19$ )

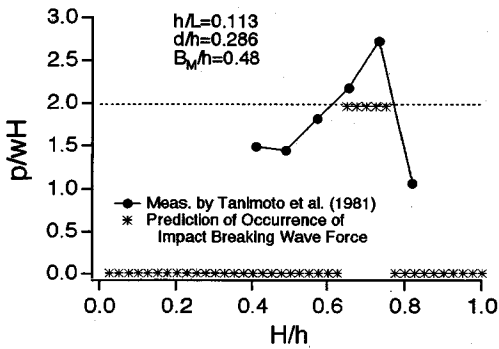


図-9 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ( $h/L=0.113$ ,  $d/h=0.286$ ,  $B_M/h=0.48$ )

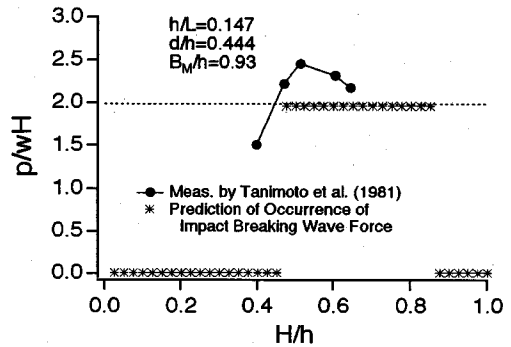


図-11 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ( $h/L=0.147$ ,  $d/h=0.444$ ,  $B_M/h=0.93$ )

比べてもそれほど差はみられない。衝撃碎波力の目安である  $\bar{p}/wH \geq 2$  が区別できるかという点から図をみても、(a) 図と (b) 図ともにそのような区別ができていない。また、 $\bar{p}/wH \geq 2$  となる実験値に対して、ニューラルネットワークはその値を小さめに見積もっている。

次に、 $\bar{p}/wH \geq 2$  の時の教師信号を 0.99、それ以外を 0.01 とした場合のニューラルネットワークの出力値を図-7 に示す。(a) 図は学習回数を 5000 回、(b) 図は 10000 回とした結果である。この場合は、学習回数による効果が現れている。(a) 図では教師信号が 0.01 に対して、ニューラルネットワークの出力値は 0.01 から 0.99 まで散らばっており、 $\bar{p}/wH < 2$  となる実験結果に対して間違った予測をしている場合が一つあった。また、教師信号が 0.99 のものに対しては、0.6 から 0.99 までばらついた値を出力している。

(b) 図では、ニューラルネットワークの出力値が収束しており、0.8 を境界値として、衝撃碎波力の発生の有無を区別することができる。

図-8 から図-11 は、衝撃碎波力の発生について、実験結果とニューラルネットワークによる予測結果を詳細に比較したものである。図-8 から図-11 に示した実験結果は、それぞれ谷本ら<sup>2)</sup> の図-19、図-20、図-22、および図-24 の  $\bar{p}/wH \geq 2$  が現れるものに対応している。ニューラルネットワークは谷本ら<sup>2)</sup> のすべての実験条件を用いて決定したものである。そのネットワークに実験条件の値、例えば図-8 においては、 $h/L=0.113$ ,  $d/h=0.167$ ,  $B_M/h=0.48$  を与えるとともに、 $H/h$  については 0.025 ごとに変化させて出力値を出し、その値が 0.8 以上であれば 2.0 を、0.8 未満であれば 0 として実験結果と比較しやすいようにプロットしたものである。

図-8および図-10では  $\bar{p}/wH \geq 2$  となる  $H/h$  の狭い範囲をニューラルネットワークでうまく分類できているのがみてとれる。 $\bar{p}/wH \geq 2$  の範囲が少し広がる図-9についても衝撃砕波力の発生領域をうまく分類できている。図-11では、 $H/h > 0.7$  の実験結果はないが、ニューラルネットワークは  $H/h$  が 0.85 まで衝撃砕波力の発生を予測している。

以上の図より、 $\bar{p}/wH \geq 2$  を衝撃砕波力の目安とし、その発生の有無に関しニューラルネットワークを用いて実験結果を整理・判定できるか否かを調べた結果、非常に正確に判定できることが確認できた。なお、全データを使わずに、衝撃砕波力が発生したケースのうち2つおよび発生しなかったケースのうち10の計12ケースを除いたデータを用いてニューラルネットワーク構造を決定し、取り除いた計12個のケースにそれを適用して予測結果が正しいかを調べたところ、的中率は100%であった。

## (2) 今後の課題

次元解析によれば、波圧強度は式(1)に示されるように6つの要因に支配される。ここで解析した谷本ら<sup>2)</sup>の実験データは  $i_s$  と  $i_M$  は固定されていたので、この影響は今回のネットワークには含まれない。これらのパラメータを含めて決定したネットワークの結合荷重および閾値を表の形で示せば利用の便に役立つので、 $i_s$  および  $i_M$  を変化させた実験を行い本研究の手順に従って予測モデルを確立することが望まれる。

その他、以下のことが指摘できる。

$i_s$  の影響はどこに現れるかといえば、波高である。この波高(防波堤のない状態での)は、波動理論の進展に伴ってかなりの精度で予測可能である。したがって、防波堤のない状態での波高の情報で良ければ、 $i_s$  を変えた実験はそれほど必要ではないと思われる。しかし、直接に砕波形式までの情報が必要な場合はこの限りでない。

残りは  $i_M$  の影響である。今回の実験条件は  $i_M = 1/2.5$  である。実際の捨石マウンドの  $i_M$  がこの値と顕著な差がないものであれば、今回の実験条件から決定したニューラルネットワークはかなり信頼性が高いものであろう。

今後の課題として次のことが挙げられる。 $i_s$  と  $i_M$  が谷本ら<sup>2)</sup>の条件と異なる実験を行って検証用のデータを得るか、あるいは、既に発表されている異なるデータを採りだし、今回構築したニューラルネットワークにより衝撃砕波力の発生の有無について予測結

果と実験結果を比較することである。これにより、ニューラルネットワークの有効性がさらに検証できる。

## 5. あとがき

本研究は、因果関係が不明瞭な情報を分類・整理するのに有効なニューラルネットワークの手法を用いることにより、衝撃砕波力の発生の有無が判定可能であるかを検討した。

衝撃砕波力の基準を  $\bar{p}/wH \geq 2$  とし、この時の教師信号を 0.99、 $\bar{p}/wH < 2$  の時 0.01 として 10000 回の学習によって決定したニューラルネットワークは衝撃砕波力の発生の有無を判定できることがわかった。

最後に、本研究を行うに当たり、京都大学工学部土木工学科 堀 智晴 助手にはニューラルネットワークについての貴重な御教示を頂き、ここに感謝いたします。また、本研究は文部省科学研究費試験研究(B)によるものであることを付記し、謝意を表する次第であります。

## 参考文献

- 1) 合田良実：防波堤の設計波圧に関する研究，港湾技術研究所報告，第12巻，第3号，pp.31-69, 1973.
- 2) 谷本勝利，高橋重雄，北谷高雄：混成防波堤のマウンド形状による衝撃砕波力の発生と対策，港湾技術研究所報告，第20巻，第2号，pp.3-39, 1981.
- 3) 合田良実：港湾構造物の耐波設計，鹿島出版会，237p., 1982.
- 4) 高橋重雄，谷本勝利，下迫健一郎，細山田得三：混成防波堤のマウンド形状による衝撃波力係数の提案，海岸工学論文集，第39巻(2)，pp.676-680, 1992.
- 5) 中野 馨 監修：ニューロコンピュータ，技術評論社，318p., 1989.
- 6) 市川 絨：階層型ニューラルネットワーク，共立出版，184p., 1993.
- 7) 間瀬 肇，坂本雅信，酒井哲郎，後藤仁志：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，海岸工学論文集，第41巻(2)，pp.761-756, 1994.
- 8) 後藤仁志，間瀬 肇，坂本雅信：ニューラルネットワークを用いた護岸被災形態の類型化，水工学論文集，第38巻，pp.833-836., 1994.

(1994. 8. 3 受付)

# ESTIMATION MODEL OF OCCURRENCE OF IMPACT BREAKING WAVE FORCE ON COMPOSITE BREAKWATER

Hajime MASE

This paper proposes a methodology to estimate the occurrence of impact breaking wave forces on composite breakwaters, by utilizing a neural network which is said to be useful to deal with the data of which a cause-and-effect relationship is ambiguous. Experimental data of Tanimoto et al. (1981) were well classified and arranged with respect to the occurrence of impact breaking wave force by the neural network.

Since the network was constructed by the experimental data of which condition was limited to some degree, the network is not applicable to all cases of composite breakwaters; however, the methodology proposed here is general. Adding other data, we can develop the more suitable network.