

構造物の設計とニューラルネットワーク

Application of Neural Network to Structure Design

間 瀬 肇

Hajime Mase

1. はじめに

情報処理は開発当初から生命科学との縁が深く、生命に学ぶ情報処理は多くのモデルを提供してくれる。そのなかには、脳の情報処理モデルとして始まったニューラルネットワーク情報処理と、生物の進化のメカニズムを模擬して始まった遺伝的アルゴリズムがある。

ニューラルネットワークは回路網的なネットワークで、学習に基づく適応のアルゴリズムにより情報を処理するものであり、規則・法則・因果関係がわからず数値データしかない場合の情報処理に適している。応用分野としては、パターン認識、制御、診断、予測・予知、最適化、信号処理などが挙げられる。

遺伝的アルゴリズムは一定の生物集団で、世代交代を前提とした遺伝関係の上に、淘汰、交叉および突然変異のアルゴリズムにより情報を処理するものであり、多くの組み合わせの中からの選択能力に優れている。応用分野は設計問題、スケジューリング問題、組み合わせ最適化問題、制御問題などが挙げられる。図-1 はこうした特徴を図化したものである。

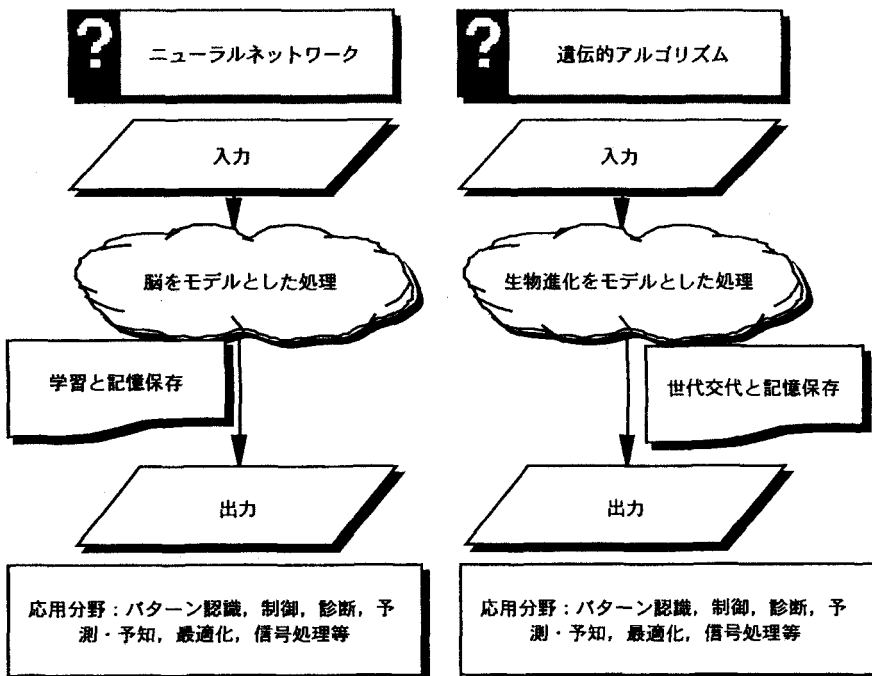


図-1 生命に学ぶ情報処理（ニューラルネットワークおよび遺伝的アルゴリズム）

生物を模擬したものとは直接には関係しないが、ファジィは人間の主観的な「あいまいさ」をもった情報を処理する。ニューラルネットワークは数値データを用いた処理に強く、遺伝的アルゴリズムは多くの組み合わせの中からの選択能力に優れており、ファジィは言葉で表せるようなルールの処理に強い。「もし～ならば、～である」というルールを作成し、それに基づいて専門家（エキスパート）の高度な推論を行うのが、エキスパートシステムと呼ばれるものである。

それぞれの手法は長所と短所があるが、両者の長所を融合させるニューロジェネティック学習といった研究も進められている。また、入力情報を学習させ、所定のカテゴリーに分類する学習型エキスパートシステムといったものもある。どの手法を適応すべきかは問題の性質、例えば、

- 1) ルールが充実しているか、
- 2) 十分なデータがあるか、
- 3) 多くの組み合わせの中から解を求めるような性質かどうか、
- 4) 解の評価法がしっかりしているか、

に依存する。

以下では、ニューラルネットワークの特徴および原理を解説した後、海岸・海洋構造物の耐波設計への適用例、および土木工学の諸問題における適用例を示し、ニューラルネットワークの有用性を講述する。

2. ニューラルネットワークとは？

ニューラルネットワークに関する成書は、中野 (1989)、桂井 (1992)、市川 (1993)、甘利 (1993)、萩原 (1994) があるので、ニューラルネットワークの基礎や他分野での応用等の詳細についてはそれらを参照されたい。

(1) 特徴

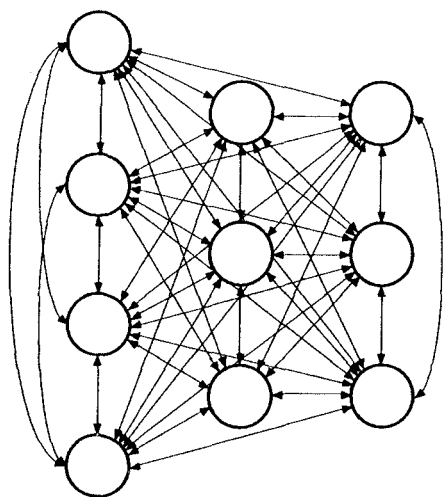
あるデータの分類をディジタルコンピュータを用いて行うとすると、すべてのパターンを想定し、分類するための手続き手順をプログラム化しておかなければならないが、因果関係が不明確である場合には、こうしたプログラム化は不可能である。ニューラルネットワークは、ユニットと呼ばれるノードを神経繊維に対応する結合路で結びつけ、繰り返し学習によってその結合の強さを変化させてデータの特性を具現化するネットワークを形成するので、プログラム作成過程が不要であり、因果関係の解析が困難なデータを処理する上で極めて有効である。すなわち、

- 1) 膨大なデータを判断させることができる、
- 2) 曖昧性を含んだデータの取り扱いが可能である、
- 3) 解きたい問題の定義やプログラムを作成する必要はなく、訓練すべきデータを十分に与えればよい、という特徴を有する。

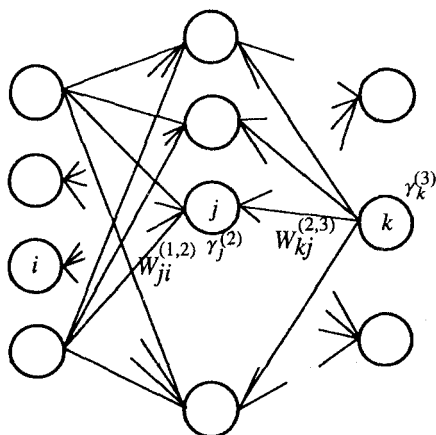
(2) アルゴリズム

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を「ニューロ」と呼ぶ。ニューロンの人工的なモデルを「ユニット」と呼ぶ。ユニット間は神経繊維に対応する線で結ばれる。各ニューロンは他のニューロンから入力を受けて、その総和がある値を超えると発火（興奮）してパルスを発生し、他のニューロンに伝えていく。ニューロのネットワークは一般的には各ユニットが相互に結合した「相互結合型ネットワーク」であるが、ユニットが層状にグループ化され、信号がグループ間を特定の方向だけに伝わるような構造は「階層型ネットワーク」と呼ばれる（図-2参照）。実際の応用に際しては、階層型ネットワークがよく用いられる。

ユニットとしては、図-3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



(a) 相互結合型ネットワーク



Input Layer → Hidden Layer → Output Layer

(b) 階層型ネットワーク

図-2 相互結合型ネットワークおよび階層型ネットワーク

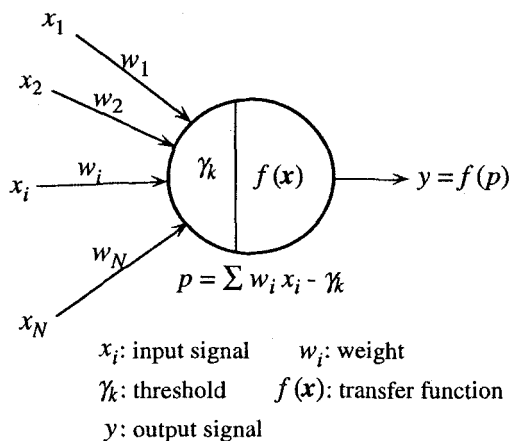


図-3 ユニット

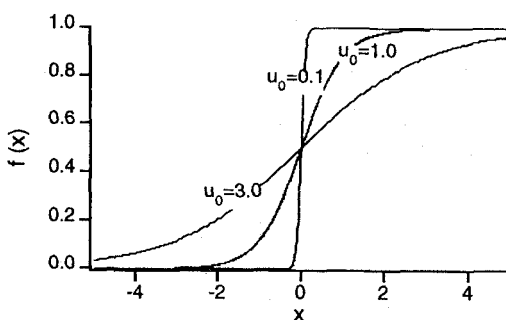


図-4 シグモイド関数

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 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 γ_k が差し引かれた

$$p = \sum_i w_i x_i - \gamma_k \quad (1)$$

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。

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

式(2)の関数形を図-4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、次式のようにシグモイド関数で表される。

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

図-2 (b) 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。

(3) バックプロパゲーション

3層以上のネットワークに対する教師信号付き学習法が、バックプロパゲーション法である。学習のプロセスは、

- 1) 結合係数および閾値の初期設定、
- 2) 学習データを入力し、評価基準を参照して評価する、
- 3) 評価結果に基づいて結合係数および閾値を調整して再び評価、
- 4) このプロセスを繰り返して、最適値に近づける、

である。バックプロパゲーション法の具体的方法には、

- 1) 学習パターンを1個入力する毎に結合係数および閾値を修正する逐次修正法、
- 2) 学習パターンそれぞれに対する誤差から求めた修正量を加算した修正量を用いる一括修正法、
- 3) 一括修正法に基づき1回前の修正量も考慮するモーメント法、
- 4) 学習が進んだ後は前回の修正方向に近い方向で修正する修正モーメント法、

がある。

結合係数および閾値の調整に当たっては、最急降下法が用いられる。これは、誤差が減少する方向に結合係数を修正する学習を繰り返して、誤差を結合係数空間の極小値にたどり着くようにするものである。

いま、図-2(b)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

$$O_k = f(S_k), \quad S_k = \sum_j W_{kj}^{(2,3)} \cdot H_j - \gamma_k^{(3)} \quad (4)$$

と教師信号 T_k との2乗誤差（評価関数ともいわれる）

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (O_k - T_k)^2 \quad (5)$$

を最小化するため最急降下法を用いるが、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

$$\delta W_{kj}^{(2,3)} = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial W_{kj}^{(2,3)}} = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial W_{kj}^{(2,3)}} = \alpha (T_k - O_k) f'(S_k) H_j \quad (6)$$

を変化量とするものである。ここで、 α は比例定数である。

$$\delta^k = T_k - O_k \quad (7)$$

とおき、またシグモイド関数の微分式(3)を用いると、式(6)は次のようになる。

$$\delta W_{kj}^{(2,3)} = \alpha (2/u_0) \delta^k O_k (1 - O_k) H_j \quad (8)$$

誤差として

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial S_k} = (2/u_0) \delta^k O_k (1 - O_k) \quad (9)$$

を定義すると、式(8)は

$$\delta W_{kj}^{(2,3)} = \alpha \delta_k H_j \quad (10)$$

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

$$\delta \gamma_k^{(3)} = -\beta' \frac{\partial E_p}{\partial \gamma_k^{(3)}} = \beta \delta_k \quad (11)$$

となる。ここで、 β 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。

$$\delta W_{ji}^{(1,2)} = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}^{(1,2)}} = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial H_j} \frac{\partial H_j}{\partial U_j} \frac{\partial U_j}{\partial W_{ji}^{(1,2)}} = \alpha \left(\sum_k \delta_k W_{kj}^{(2,3)} \right) H_j (1 - H_j) I_i \quad (12)$$

$$\delta \gamma_j^{(2)} = -\beta' \frac{\partial E_p}{\partial \gamma_j^{(2)}} = \beta \left(\sum_k \delta_k W_{kj}^{(2,3)} \right) H_j (1 - H_j) \quad (13)$$

ここで、

$$H_j = f(U_j), \quad U_j = \sum_i W_{ji}^{(1,2)} \cdot I_i - \gamma_j^{(2)} \quad (14)$$

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。学習の高速化に有効であると言われているのは、修正モーメント法である。修正モーメント法では、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。いま1ステップ前の加算された修正量を δW^{i-1} 、現ステップにおいて計算された修正量を δW^i として修正量 δW を

$$\delta W = (1 - m) \delta W^i + m \delta W^{i-1} \quad (15)$$

とするものである。 m はモーメント係数である。計算のフローを図-5 に示す。

(4) 注意点

ニューラルネットワークを適用するに当たっては、パラメータの設定、入力層の結合やネットワークの構成に工夫が必要である。これまでの研究により、

- 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、

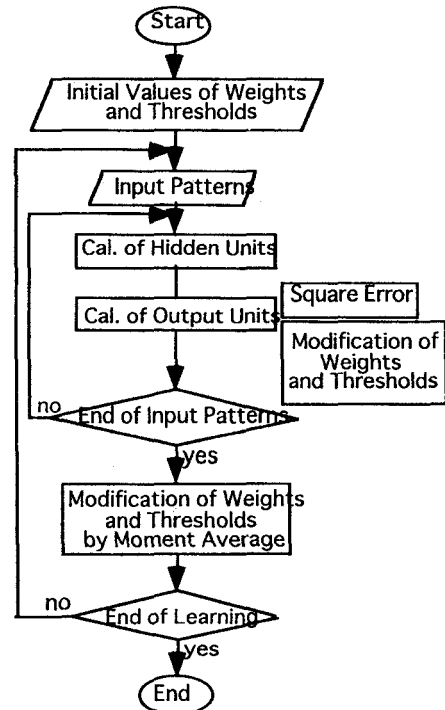


図-5 計算の手順

- 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。ひどい場合には、個々のデータに含まれる誤差なども因果関係に取り入れられてしまう。

最急降下法により誤差が減少する方向に結合係数を修正する学習を繰り返すと、誤差は結合係数空間の極小値にたどり着くが、一般に出力誤差には多数の極小解が存在するため、確率要素を内在しないバックプロパゲーション法では極小解に陥るとそこから脱出する術を持たない。そこで、修正量にゆらぎを与えて極小値に捕らわれることなく最小値を求める最適化法が提案されている。

3. 海岸・海洋構造物の耐波設計へのニューラルネットワークの適用

(1) 混成防波堤における衝撃碎波力の発生判定

(a) 背景

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 (1973) 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、衝撃碎波力発生の危険性を別途考慮しなければならない。谷本ら (1981) 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。衝撃碎波力発生の危険性を判定する表 (合田, 1982) 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 (1992) 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。

ここでは、海岸工学におけるニューラルネットワークの応用研究の一つとして、衝撃碎波力の発生判定の問題を取りあげ、ニューラルネットワークの有効性を示す (間瀬, 1995)。

(b) 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 (1981) 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-6に示す。直立部に働く波力は、滑動限界重量から算定された。

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。

$$\frac{P}{wHl} = f\left(\frac{h}{L}, \frac{H}{h}, \frac{d}{h}, \frac{B_M}{h}, i_s, i_M\right) \quad (16)$$

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。

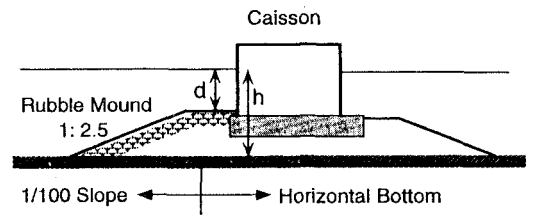


図-6 実験に用いられた模型断面

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(1981)の論文中的 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。

(c) 衝撃碎波力の発生判定モデルとして

入力層のユニットは、式(16)に現れる水深波長比 h/L 、波高水深比 H/h 、無次元マウンド上水深 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。修正モーメント法におけるモーメント係数の初期値は 0.6、上限は 0.9 とし、学習とともに 0.02 ごとに増加させる。

教師信号および出力層のユニットとしては、2 通りの与え方を考慮する。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 $\bar{p}/wH \geq 2$ であれば衝撃碎波力が発生すると判定するものである。他の 1 つは、衝撃碎波力の基準を $\bar{p}/wH \geq 2$ 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碎波力が発生すると判定するものである。

ニューラルネットワークの説明で現れた定数については、元来その選択根拠はないが、ここでは以下の値を用いる。

$$u_0 = 1.0, \alpha = \beta = 0.1 \tag{17}$$

また、結合荷重と閾値の初期値は

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

のように一様乱数で与える。

(d) 衝撃碎波力の発生予測結果と実験結果の比較

図-7 は $\bar{p}/wH$ ($\bar{p} = P/l$) 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

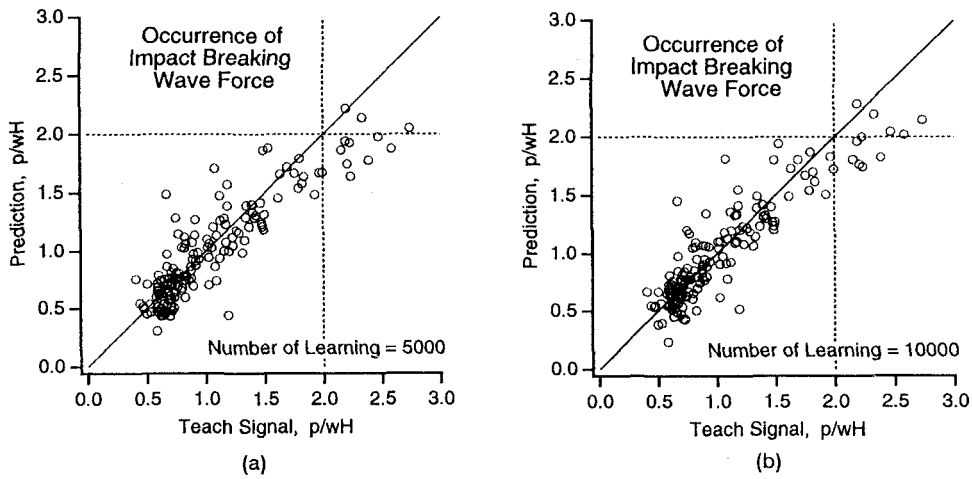


図-7 無次元波圧強度に関する実験値と予測値の比較

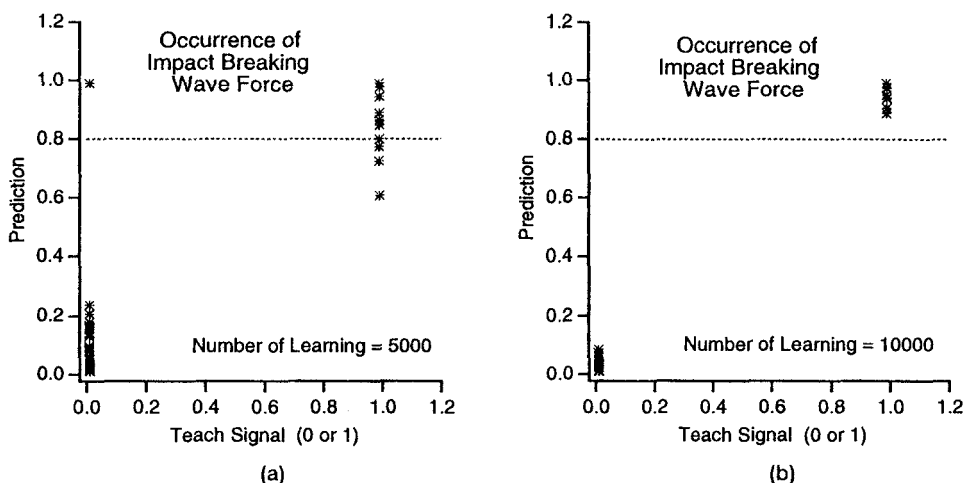


図-8 衝撃碎波力発生の有無の予測結果

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-8 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-9 から 図-12 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-9 から 図-12 に示した実験結果は、それぞれ谷本ら (1981) 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-9 においては、

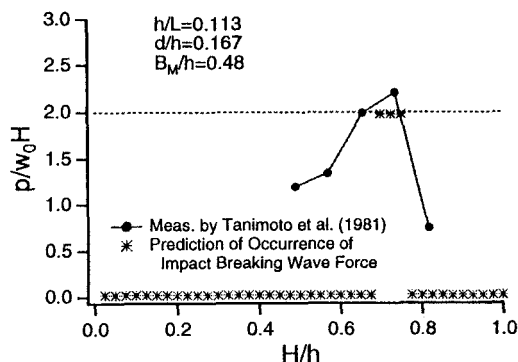


図-9 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ($h/L=0.113$, $d/h=0.167$, $B_M/h=0.48$)

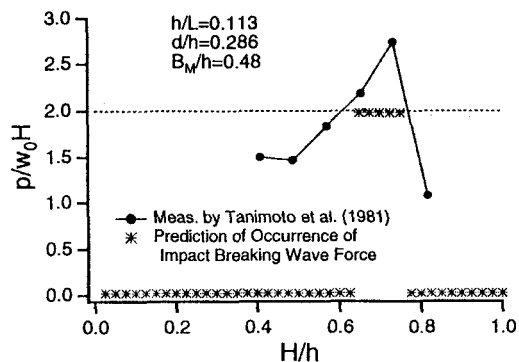


図-10 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ($h/L=0.113$, $d/h=0.286$, $B_M/h=0.48$)

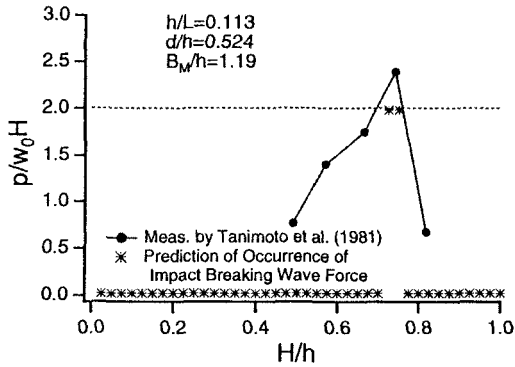


図-11 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ($h/L=0.113$, $d/h=0.524$, $B_M/h=1.19$)

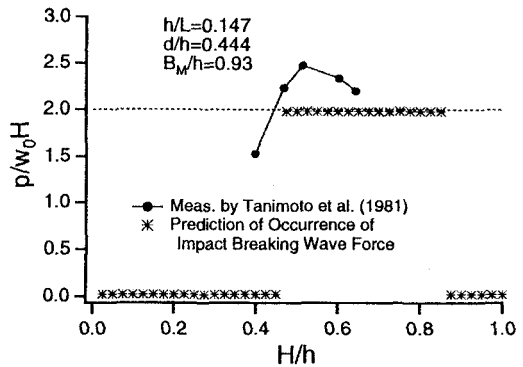


図-12 衝撃碎波力発生についての実験結果と予測結果 ($h/L=0.147$, $d/h=0.444$, $B_M/h=0.93$)

$h/L=0.113$, $d/h=0.167$, $B_M/h=0.48$ を与えるとともに、 H/h については 0.025 ごとに变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-9 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。 $\bar{p}/wH \geq 2$ の範囲が少し広くなる 図-11 についても衝撃碎波力の発生領域をうまく分類できている。図-12 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 まで衝撃碎波力の発生を予測している。

以上の図より、 $\bar{p}/wH \geq 2$ を衝撃碎波力の目安とし、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、衝撃碎波力が発生したケースのうち 2 個および発生しなかったケースのうち 10 個の計 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 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。

次元解析によれば、波圧強度は式(16)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。

i_s の影響はどこに現れるかといえは、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、直接に碎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。

課題として次のことが挙げられる。 i_s と i_M が谷本ら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探しだし、今回構築したニューラルネットワークにより衝撃碎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。

(2) 捨石防波堤の安定性評価

(a) 背景

捨石防波堤の安定性に関する研究は、欧米で盛んに行われてきた。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。

ここでは、ニューラルネットワークを用いた捨石防波堤の被災レベルや安定係数の評価が有用であることを示す (間瀬ら, 1994)。

(b) 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。

$$S = A/D_{n50}^2 \quad (19)$$

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。

$$N_s = 6.2P^{0.18} \left(S/\sqrt{N} \right)^{0.2} / \sqrt{\xi_m} ; \quad \xi_m < \xi_c \quad (20)$$

$$N_s = 1.0P^{-0.13} \left(S/\sqrt{N} \right)^{0.2} \sqrt{\cot \alpha} \xi_m^P ; \quad \xi_m \geq \xi_c \quad (21)$$

N_s は次式で定義されるもので、安定係数と呼ばれる。

$$N_s = H_s / \Delta D_{n50} \quad (22)$$

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

$$\xi_m = \tan \alpha / \sqrt{2\pi H_s / g T_m^2} \quad (23)$$

であり、式(20) および式(21) の両式を分ける境界値の ξ_c は

$$\xi_c = \left(6.2P^{0.31} \sqrt{\tan \alpha} \right)^{\frac{1}{P+0.5}} \quad (24)$$

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-13 は、安定係数 N_s に関して、実験結果と式(20) および式(21) 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。

式(20) および式(21) を変形すると、被災レベル S に関する経験式が得られる。

$$S = \sqrt{N} \left(N_s \sqrt{\xi_m} / 6.2P^{0.18} \right)^5 ; \quad \xi_m < \xi_c \quad (25)$$

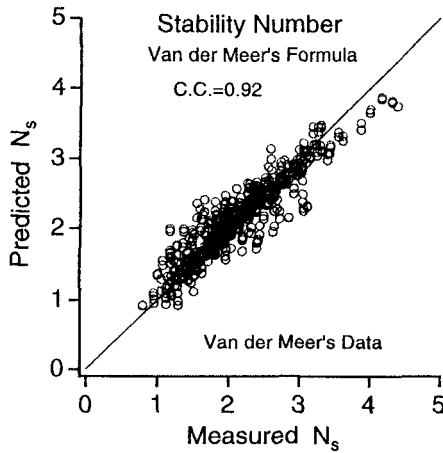


図-13 安定係数に関する実験値と算定値の比較

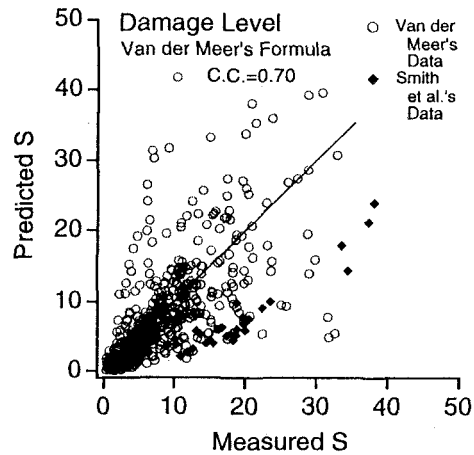


図-14 被災レベルに関する実験値と算定値の比較

$$S = \sqrt{N} \left(N_s P^{0.13} / \xi_m^P \sqrt{\cot \alpha} \right)^5 ; \xi_m \geq \xi_c \quad (26)$$

図-14は、被災レベルについて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は良くない。したがって、被災レベルの算定式として式(25)および式(26)は不十分である。

賀来ら(1991)が提案した S の算定式は次のように表される。

$$S = S_e (1 - e^{-KN}) \quad (27)$$

式(27)の S_e 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(27)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、それほど改善は見られなかった。

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-14に◆印で示した。Smithら(1992)の実験条件では $P=0.4 \sim 0.5$ 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(1992)の式(27)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良くない。式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。

(c) 捨石防波堤の安定性評価

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。ただし、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

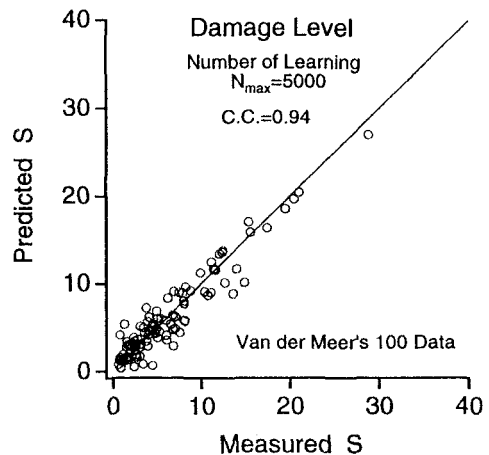


図-15 被災レベルに関する実験値と算定値の比較

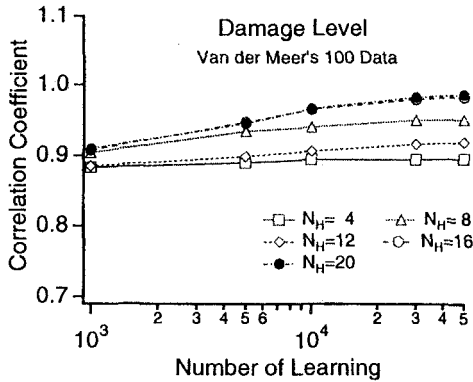


図-16 中間層ユニット数および学習回数の変化に伴う予測値と実験値の相関係数の変化（データ数 100 個）

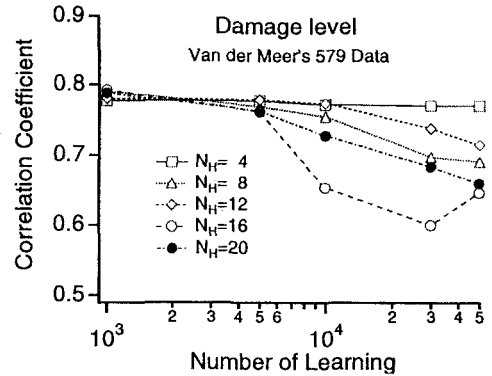


図-17 中間層ユニット数および学習回数の変化に伴う予測値と実験値の相関係数の変化（データ数 579 個）

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透水係数 P 、作用波数 N 、安定係数 N_s 、surf similarity parameter ξ_m の 4 つ、出力ユニット数は被災レベルの 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-15 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-16 である。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。この予測値と実験値との相関係数を示したものが図-17 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みえるが、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-16 に示されるとおりである。また、こ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-17 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 and Kobayashi, 1990) によると、波高分布形状は場

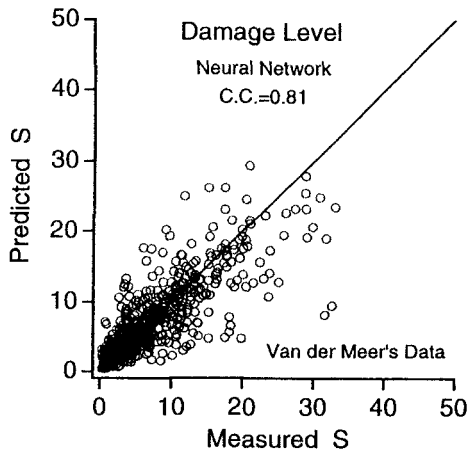


図-18 被災レベルに関する予測値と実験値の比較
(Van der Meer のデータ)

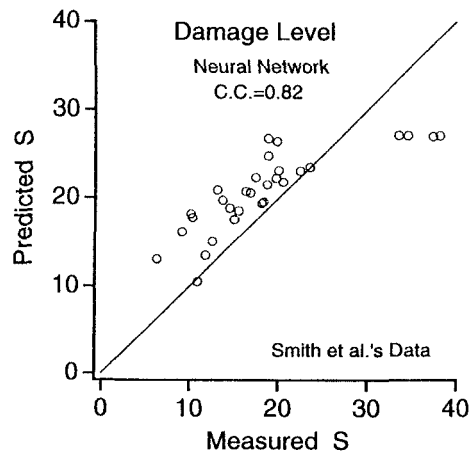


図-19 被災レベルに関する予測値と実験値の比較
(Smith らのデータ)

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 and 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、無次元設置水深 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-18 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-18 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-14) と比較すると、図-18 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-18 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-19 がその結果である。透水係数 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

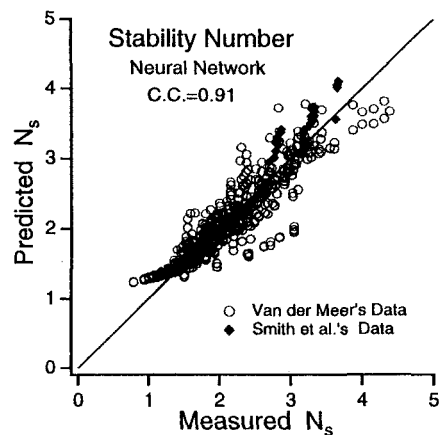


図-20 安定係数に関する予測値と実験値の比較

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 , ξ_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-20 である。相関係数は 0.91 であり、図-13 と同程度の精度で予測値と実験値は一致する。

(3) 消波ブロック被覆工の変形量評価

(a) 背景

防波護岸の設計に際しては、消波ブロック被覆工の変形量の定量的評価が必要である。捨石傾斜堤の安定性の研究は数多く種々の算定公式が提案されているが、消波ブロック被覆工の安定性や変形量評価の研究は少ない。最近、設計波に対して現行の設計法を満足し、超過波浪に対しては消波工としての機能が維持できる範囲で多少の変形は許容するという設計概念が提案されている。こうした設計概念を生かすためにも、被覆工の変形量の正確な予測・評価が重要となる。鹿島ら(1993) は不規則波を用いた水理模型実験結果から、Van der Meer (1988) が提案した被災レベルと安定係数を用いて、消波ブロック被覆工の変形量の算定公式を得た。これを詳細に検討してみると、実験結果との差異がみられる。

ここでは、消波ブロック被覆工の変形量評価におけるニューラルネットワーク法の有効性を示す(間瀬・酒井, 1995)。

(b) 解析に用いるデータ

解析に用いたデータは、鹿島ら(1993) のテトラポッドで被覆した消波ブロック被覆式ケーソン堤前面の被覆工の変形量を調べた実験データを読みとったものである。模型断面を実寸で示したものを図-21 に示す。波高はハドソン式から決まる消波ブロックの安定限界波高 H_D の 1 ～ 2 倍の範囲で変化させられた。実験条件については鹿島ら(1993) を参照されたい。

鹿島ら(1993) が実験結果を求めた実験式は次の通りである。

$$N_s = 8.5 \left(S/N^{1/2} \right)^{-1/2} \xi_m^{-1/2} \quad (28)$$

式(28) は S , N , ξ , P が与えられたとき N_s を算定するものであるが、形を変えれば、 N_s , N , ξ , P が与えて S を算定する式になる。

(c) 消波ブロック被覆工の変形レベル評価

消波ブロック被覆工の安定係数 N_s に関して、実験結果と Van der Meer の式による算定結果を比較したところ、Van der Meer の式で算定した安定係数は実験値より小さくなる。小さく算定するということは、波高、周期、ブロックの密度、斜面勾配が与えられたとき、実際に必要なブロックの径より大きく見積もることを意味する。これはまた、消波ブロッ

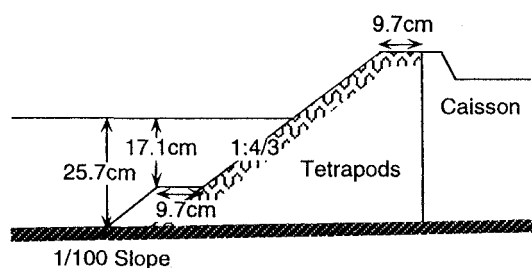


図-21 護岸模型の諸元

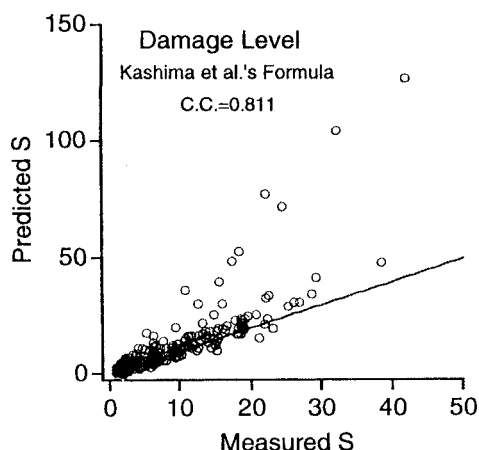


図-22 被災レベルの実験結果と鹿島らの式による算定結果との比較

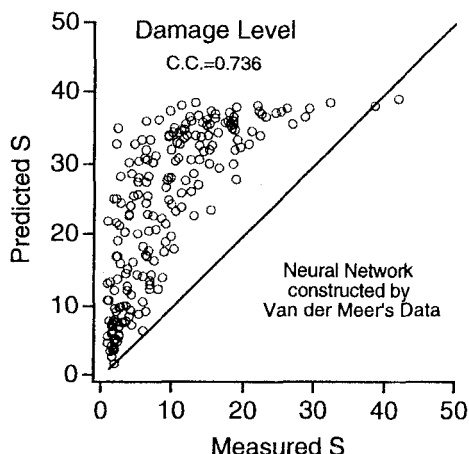


図-23 Van der Meer (1988) のデータを用いて
同定したニューラルネットワークによる被災
レベルの算定結果と実験結果との比較

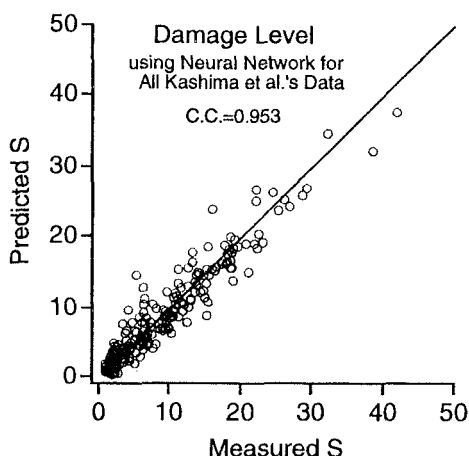


図-24 実験データにより同定したニュー
ラルネットワークによる算定結果と
被災レベルの実験結果との比較

クは相互のかみ合わせ効果により捨石に対して必要とされる粒径より小さくてもよいことを意味する。Van der Meer の式で消波工の被災レベルを算定すると、算定値は実験値とは比較にならないほど大きくなる。すなわち、波高、周期、ブロックの密度、粒径、斜面勾配が与えられたとき、変形を過大に見積もる。これも消波ブロックは相互のかみ合わせ効果を考慮していないためである。結局、捨石層に対して作成された公式は、消波ブロック被覆工には適用できないことがはっきりした。

鹿島らの式による算定結果と実験結果と比較したところ、被覆工の安定係数については両者の一致はよいのがわかった。被災レベルに関しては、図-22に見られるように、算定値は実験値と比べ非常に大きくなるケースがある。これらのケースは、入射波高が設計波高の2倍の時である。

Van der Meer (1988) の実験データによって間瀬ら(1994)が同定したニューラルネットワークを用いて、消波ブロック被覆工の被災レベルに関して算定結果と実験結果を比較した。その結果を図-23に示す。この図から、実験値が20までは算定値が大きくなるが、それ以上になると実験値に近づくのが見て取れる。これは、変形（被災）レベルが小さいうちは捨石と消波ブロックの被災過程に噛み合わせ効果が寄与して差異が生じるが、ある程度変形（被災）が進むと両者に差がなくなることを示すものである。このように、ニューラルネットワークを用いると、実験公式では表せない実験データに内在する特徴を掴むことができるものと思われる。

図-24は、鹿島らの実験データをもとにネットワークを同定し、そのネットワークを用いて新たに算定値を出力して実験結果と比較したものである。この図から、両者の一致の程度はかなり良いことがわかる。

4. 土木工学の諸問題へのニューラルネットワークの適用

(1) 生態系環境評価システム

環境変化に伴う個々の生物・植物種の生態系変化予測は、海岸工学や水産工学などの複合的知見が必要である。環境調査結果をもとに各環境因子の生態系への影響度を評価する方法があるが、専門家の知見・判断を必要とする。また、因子数が大量・多岐にわたる場合は正確な因子評価は困難となる場合がある。松原ら (1994, 1995) は、ニューラルネットワークを用いて生態系に対する環境因子の影響度ならびに因子間の相関度を評価できるか検討した。

その例の一つは、アワビ類の生息個体数データを目的変数として、環境因子データ（離岸距離、海域の

種類、平均水深、海底勾配、転石の状態、砂地からの距離、アワビの好きな海藻の有無、嫌いな海藻の有無、海藻境界線からの距離)を入力層ユニットに入力してネットワークを構築するものである。45ケースのデータを用いて学習と修正を繰り返してネットワークを決定し、6ケースのデータを検証用データとして、生息環境の評価が可能であることを示した。

他の一つの例は、琵琶湖のヨシ地帯の既存の物理環境データを対象にして、ニューラルネットワークによりヨシの生息地としての好適度を推定し、環境要因の感度分析によって、各要因とヨシ生息条件との因果関係を調べたものである。

(2) 橋梁景観評価システム

橋梁の建設に当たって、環境との調和から橋梁の景観の良否に関する意識が高まっている。美的価値は人の主観によるものであり、定量的に評価することは難しい。最近、橋梁景観の定量的評価の研究が盛んに行われるようになってきて、それらの成果は実際の橋梁の景観設計に適用されている。白木ら(1991, 1993)および保田ら(1994)は、橋梁の美的価値評価の問題のように与えられるデータが多種に渡り、問題の定義が難しいものは、ニューラルネットワークによる解析が有効であるとの認識から、ニューラルネットワークによる橋梁の景観評価システム構築の研究を行った。

白木ら(1991)は、まず入力層ユニットに用いる要素を考察し、河や山などの面積比、視線入射角に加えてサイコベクトル(視覚を刺激して人々の関心を引き起こす心理的な誘因力を表すもの)の概念を導入し、美的因子を決定した。実際の橋梁が美しいか否かについての指標は、 N 人に橋梁の写真を見せて、その橋梁景観を「好む」「どちらでもない」「好まない」の3段階で評価してもらい、写真を気に入らなかった人の数 m を用いて

$$p=100(N-m)/N \quad (29)$$

で定義した。こうした入力パターンおよび教師信号のもとで学習を通して決定される結合係数および閾値を検討することにより、橋梁美の評価の際に重要となる要因を抜き出した。さらに、白木・松保(1994)は橋梁景観の要素に色彩を導入し、白黒写真では橋の形式だけで美的評価が下されているのに対し、カラー写真では形式だけでなく色彩によっても評価が下されており、鮮やかな色彩の写真に関しては、色彩が美的評価に与える影響が非常に強いことを示した。

実用的な橋梁景観評価システムにするには、より多くのデータによる学習が必要であること、橋梁美のアンケートを行う際、少なくとも質の良い回答を得ることが重要であることが示された。

(3) 斜面崩壊予測システム

白木・松保(1993)は、降雨が原因と思われる斜面崩壊に対して、ニューラルネットワークを用いて、斜面崩壊規模の予測を行った。入力層ユニットに用いる要素は、斜面の角度、地質の状態、地被物の種類、地被物の密度、過去の崩壊の有無、既往最大時間雨量、既往最大日雨量、24時間雨量、連続雨量である。出力層ユニットは、崩土の到達距離である。

ここでの斜面崩壊は降雨が原因と思われるものに限定し、発生頻度の低い諸情報を含んだ斜面崩壊に対しては取り扱われていないので、特異な斜面形式および降雨パターンを有するもの、崩壊規模が大きくなることが予想される斜面に対しては、誤差が大きくなることが示された。

(4) コンクリート構造物健全度評価システム

安田ら(1994)は、塩害によるコンクリート構造物の劣化評価を行うニューラルネットワークシステムの構築を試みた。また、構築したシステムによる健全度評価の適合性の検証と、健全度を決定する要因に関する感度解析を行った。

コンクリート構造物の一般的な維持管理の流れは、保守点検での調査結果に基づいて劣化を判定し、必

要に応じて補修を行うものであるが、補修を行うか否かは、劣化の状態、構造物の重要性、耐用期間、補修の難易度を総合的に判断して決定されるが、健全度の判定や補修の要否には技術者の個人差や曖昧さが含まれるために、ニューラルネットワークの応用が試みられた次第である。

入力層は、ひび割れ幅、錆汁の有無、鉄筋露出の有無、遊離石灰の有無、漏水の有無、ずれの有無、剥離・剥落、浮き、ひび割れモード、ひび割れ深さ、ひびわれの本数であり、出力層には健全度の判定結果である劣化レベルI, II, III, IVに対応する4つのユニットを設け、各ユニット毎に0～1の実数で表される確信度を出力させた。ここで構築されたシステムは、コンクリート構造物の健全度評価に対して、高い精度で点検技術者と同じ判定を下すことができる有効なものであることが示された。

(5) NATM施工時の支保パターン選定システム

NATM 施工時における支保パターンの選定は、従来経験工学的な方法で行われていた。これらの判定過程を一種のパターン識別と考え、荒木ら(1994)は切羽観察記録、脆弱部の位置、発破後のズリの状況、土被り比を入力データとして、支保パターンを選定するネットワークを構築した。また、地山判定を学習したニューラルネットワークモデルの感度解析から、切羽観察記録では危険側にチェックされているものが重視される傾向にあることが示された。

(6) 超硬練りコンクリートの練混ぜ品質管理システム

コンクリートは複合材料であり、高粘性流体を仮定した物理モデルが成立しないため、コンシステンシーの数理モデルを介した予測が困難である。超硬練りコンクリートは、一般の有スランブコンクリートに比べて粘性的性質が乏しく、モデル化が一層困難であるということである。そのため統計的手法である回帰分析や数量化理論の援用に頼っていたが、統計的手法は非線形の強い問題に対して適用が難しい。そこで、安田ら(1995)は、超硬練りコンクリートの品質管理項目であるVC値の推定に、ニューラルネットワークの適用を検討した。

入力項目として、セメント量、フライアッシュ量、細骨材量、粗骨材量、単位水量、骨材表面水率、積算消費電力量、出力項目として、練り混ぜ後に得られるVC値を用いるシステムを構築した。そして、実プラントに適用した結果、VC値を精度良く推定できることを確認した。

(7) 地熱資源評価システム

地熱資源評価に関しては、巨視的に見て対象地域の特性をつかむことが重要であり、曖昧さを含むデータを効率的に処理してその中から特定のパターンを読みとる必要がある。この目的のためニューラルネットワークが用いられた(白木ら, 1995)。

(8) コンクリート製造管理システム

コンクリート製造の際には、所要の品質が得られるように配合設計が行われる。しかし、現場のように骨材の表面水量をはじめ変動要因が数多く、しかもその計測が精度良く行えていないところでは、指定された配合で計量しても練りあがったコンクリートの品質は一定とはならない。このため、材料の品質変動に対応して直ちに配合を修正し、所要のコンクリートが定常的に得られるように練り混ぜを制御する必要がある。

ニューラルネットワークは、理論的に推定が難しい問題に対してもデータを収集して学習させることに対応可能であり、学習後の結合係数から感度分析を行うことができるので、影響因子の抽出と定量的評価が行え、条件の変動に対する結果の変動を予測することができるので、これを利用したコンクリート製造管理システムが構築された(大矢ら, 1995)。

(9) 舗装管理システム

堀木・福田(1995)は、アスファルト舗装の路面性状調査に関するデータを用いることによって、ニュー

ラルネットワークモデルを構築した。またこのネットワークを用い、動的計画法に基づくプロジェクト型舗装管理システムを提案した。

以上、土木工学におけるいくつかのニューラルネットワークの適用例をあげたが、その詳細は参考文献にあげた個々の論文を参照されたい。また、他の分野に目を向ければこんなことにも応用できるのかと驚かされる応用例がある。

5. 感度解析

感度解析は、あるパラメータの変動に対して、解の受ける影響度の大きさを調べるものである。学習後のニューラルネットワークの結合係数と閾値から、感度は以下のように求められる。

3層型ニューラルネットワークの出力層ユニット k に対する、入力層ユニット i の感度 $\partial O_k / \partial I_i$ は

$$\frac{\partial O_k}{\partial I_i} = \sum_j \frac{\partial O_k}{\partial H_j} \frac{\partial H_j}{\partial I_i} = \sum_j f'(S_k) W_{kj}^{(2,3)} f'(U_j) W_{ji}^{(1,2)} = O_k (1 - O_k) \sum_j W_{kj}^{(2,3)} H_j (1 - H_j) W_{ji}^{(1,2)} \quad (30)$$

である。上式を使えば、ネットワーク各層の結合係数、閾値および各ユニットの出力から、任意の入力層ユニットの感度を計算できる。算定される感度の値は、解に対する影響因子の抽出、最適化手法による最適設計、パラメータの変動に伴う解の変動予測に用いることができる。

6. あとがき

本論文では、ニューラルネットワークの特徴と原理、海岸・海洋構造物の耐波設計への適用例、および土木工学の諸問題における適用例を示した。

いろいろな例を通してわかったことは、1) 問題の設定、2) 入力項目と出力項目の設定、3) ネットワークの構築、4) 出力結果の適合度の検証、といった流れである。何層のネットワークが最適であるか、ユニット数はいくつにするのがよいか、学習回数は何回にすればよいかについての理論的根拠はなく、経験に頼って設定するか、いくつか試してみて決定するといったことになる。しかし、こうした根拠がないので、あくまで便宜的な手法で使うには当たらないと考えるのは尚早である。現に様々な問題に適用され、人間の経験的判断と十分に匹敵すること、場合によっては人間の判断よりも確かな判断を下せることがある。

要は何に利用するかである。海岸工学の分野に限ってみてもいくつかの応用例が考えられる。波浪予測、災害発生予測、景観設計等である。

本論文がこの分野の研究の発展に寄与することができれば、著者の望外の喜びである。最後に、本論文をまとめるに当たり、関西大学総合情報学部の古田 均 教授には土木工学におけるニューラルネットワークの適用に関する文献・資料を提供して頂き、ここに謝意を表します。

参考文献

- 甘利俊一 編 (1993): ニューラルネットの新展開, サイエンス社, 225p.
荒木義則・鈴木昌次・宮崎智司・日永雅司・古川浩平・中川浩二 (1994): ニューラルネットワークを用いた NATM 施工時の支保パターン選定構造のモデル化に関する研究, 土木学会論文集.
市川 紘 (1993): 階層型ニューラルネットワーク, 共立出版, 184p.
大矢 孝・魚本健人・堤 知明 (1995): ニューラルネットワークを用いたコンクリート製造管理システムに関する研究, 土木学会論文集, No.514/V-27, pp.9-18.
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.

鹿島遼一・榊山 勉・清水琢三・関本恒浩・国栖広志・京谷 修(1993): 不規則波に対する消波ブロック被覆工の変形量評価式について, 海岸工学論文集, 第40巻, pp.795-799.

桂井 浩(1992): ニューラルネットワークアーキテクチャ入門, 森北出版, 258p.

合田良実(1973): 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.

合田良実(1982): 港湾構造物の耐波設計, 鹿島出版会, 237p.

白木 渡・松保重之・高岡宣善(1991): ニューラルネットワークによるアーチ橋の景観評価システム, 構造工学論文集, Vol.37A, pp.687-697.

白木 渡・松保重之(1993): 色彩を考慮したアーチ橋の景観設計へのニューラルネットワークの適用, 構造工学論文集, Vol.39A, pp.595-606.

白木 渡・松保重之(1993): ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測に関する研究, 第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, pp.153-158.

白木 渡・安田 登・篠原俊彦・伊藤則夫(1995): ニューラルネットワークを利用したグルーピングによる地熱資源評価システムの構築, 構造工学論文集, Vol.41A, pp.605-612.

高橋重雄, 谷本勝利, 下迫健一郎, 細山田得三(1992): 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, pp.676-680.

谷本勝利, 高橋重雄, 北谷高雄(1981): 混成防波堤のマウンド形状による衝撃碎波力の発生と対策, 港湾技術研究所報告, 第20巻, 第2号, pp.3-39.

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

萩原将文(1994): ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 188p.

保田敬一・古田 均・神野裕昭・坂本純男(1994): ニューラルネットワークと画像データベースを用いた橋梁景観設計支援システム, 第2回ファジィ土木応用シンポジウム講演論文集.

堀木賢一・福田 正(1995): ニューロパフォーマンスモデルを用いたプロジェクト型舗装管理システム, 土木学会論文集, No.520/V-28, pp.195-201.

松原雄平・野田英明(1994): ニューラルネットワークによる生態系環境評価システムの開発, 海岸工学論文集, 第41巻, pp.1136-1140.

松原雄平・野田英明・時吉 学(1995): ニューラルネットワークを利用した環境評価モデルに関する研究, 海岸工学論文集, 第42巻, pp.1141-1145.

間瀬 肇・坂本雅信・酒井哲郎・後藤仁志(1994): 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, pp.761-765.

間瀬 肇・酒井哲郎(1995): ニューラルネットワークを用いた消波ブロック被覆工の変形量評価, 海岸工学論文集, 第42巻, pp.891-895.

間瀬 肇(1995): 混成防波堤における衝撃碎波力の発生判定モデル, 土木学会論文集, No.515/II-31, pp.95-102.

安田 登・白木 渡・松島 学・堤 知明(1994): ニューラルネットワークに基づくコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価, 土木学会論文集, No.496/V-24, pp.41-49.

安田 登・堤 知明・恒國光義・村上祐治(1995): ニューラルネットワークを利用した超硬練りコンクリートの練混ぜ品質管理手法の実プラントへの適用, コンクリート工学年次論文報告集, Vol.17, No.1, pp.1291-1296.

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, PhD thesis, Delft Univ. of Technology, Pub. No.396, Delft, The Netherlands, 152p.