

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

Classification of Damage of Revetment by Neural Network

後藤仁志*・間瀬 肇**・坂本雅信***

By Hitoshi GOTOH, Hajime MASE & Masanobu SAKAMOTO

Disaster of revetments is very complicated one which is affected by many kinds of factors. In this study, the damage of revetment is classified based on the neural network, which is one of the most effective way to perform the non-linear regression analysis. By using the neural network, the adequately high correlation between the observation and the prediction was acquired; furthermore, the dominant factors of the disaster of revetment, including some qualitative ones, are estimated.

Keywords: disaster of revetment, regression analysis, neural network

1. まえがき

既存護岸の被災安全度の評価は河道計画上極めて重要であるが、護岸災害は様々な要因が複雑に関係する複合的災害で、被災形態も多様であるため、被災安全度の合理的評価は必ずしも容易ではない。これまでにも、護岸被災の支配的プロセスの抽出を目的とした辻本¹⁾および中川ら²⁾の調査や藤田ら^{3, 4)}による基本的メカニズムに関する実験的研究を通じて、典型的な被災機構の解明がなされつつあるが、これまでの研究では、多くの要因の中から支配要因を抽出する過程でしばしば直感に依存してきた。多くの経験を積んだ研究者・技術者の直感はかなり正確なものであり、著者らはこの種の直感の重要性を否定するものではないが、より普遍的な判断基準を検討することも重要であると考える。

本研究では、脳における信号の伝達系のモデルであるニューラルネットワークを用いて、護岸被災要因の重要度を検討する。あるデータの分類をデ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ぬが、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。一方、ニューラルネットワークでは、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付け、繰り返し学習によってその結合の強さを変化させて

* 正会員 工博 京都大学助手 工学部土木工学教室
(〒606 京都市左京区吉田本町)

** 正会員 工博 京都大学助教授 工学部土木工学教室
*** 学生員 京都大学大学院工学研究科

データの特性を具現化するネットワークが形成されるので、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。

2. ニューラルネットワークのアルゴリズムの概要⁵⁾

ニューラルネットワークは、人間の神経細胞（ニューロン）をモデル化したユニットと呼ばれる多入力、1出力素子（図-1参照）の間に神経纖維に対応する結合路で結んで構成される。ユニットへの入力は、多入力信号 x_i に結合路の重み（結合荷重） w_i をかけて加算し、さらに閾値 γ_k を差し引いて求められ、ユニットは応答関数 $f(x)$ 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は、シグモイド関数

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

が最もよく用いられる。

本研究で用いるのは、図-2に示すような入力層、中間層、出力層からなる階層型ネットワークである。入力データは、中間層における図-1に示したような処理過程を経て出力層へと伝達され、出力層でも同様の処理をへて予測値が求められる。予測値（ネットワークの出力）は、教師信号（望ましい出力として与えられた値）と比較され、予測値と教師信号との誤差がフィードバックされて、教師信号により近い予測値が得られるように結合荷重および閾値が調整される。この機能は自己学習と呼ばれ、自己学習によって得られる情報は、ユニット間の結合荷重と閾値に蓄えられる。

学習法としては、学習がある程度進行した後に前回の修正方向に近い方向の修正を行ことにより学習時間を短縮する方法、すなわち、修正モーメント法を用いる。計算に先立って、(-1,1)の一様乱数を用いて結合荷重および閾値を初期化し、入力パターンについては(0,1)に収まるようにスケーリングした。

3. ニューラルネットワークによる護岸被災形態別の要因分析

3.1 近畿地方における護岸被災に関する調査

中川ら²⁾は、1982年8月の台風10号と1983年8月の豪雨による洪水時に近畿地方の河川構造物が受けた被害について、各府県（直轄区間については建設省・近畿地方建設局）に対してアンケート形式の調査を実施し、報告書をまとめている。ここでは、中川ら²⁾の調査データの中から護岸のデータについて、ニューラルネットワークを用いた被災要因の分析を試みる。調査項目は多岐にわたるが、調査がアンケート形式であるため解答漏れもあり、全ての要因を対象としたのではサンプル数が不足するので、[1] 河道幅、[2] 河床勾配、[3] 河床材料の粒径、[4] 河道法線形状（直線、湾曲）、[5] 河床変動（上昇、平衡、低下）、[6] 堤体材料の粘着性の有無、[7] 法勾配、[8] 護岸工法についてのデータが揃っているものを対象に解析を行なった。

3.2 護岸被災形態別の要因分析

ネットワークは、入力層8ユニット（先の調査項目[1]～[8]）、中間層16ユニット、出力層5ユニット（[a] 根固め工、[b] 基礎工、[c] 低水護岸、[d] 高水護岸、[e] 堤体）を有する階層型である。用いたデータの特性を図-3,4,5に示す。なお、図-4,5の枠内の数値は各カテゴリーに対する値を示している。

一般に、ネットワークの適合度は学習回数とネットワークの構成（ここでは中間層の構造）に大きく依存

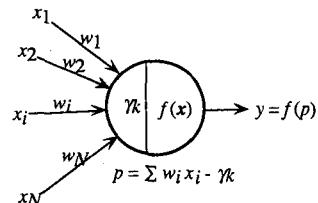
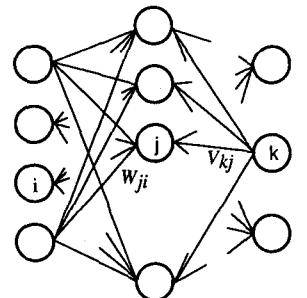


図-1 ユニット



Input Layer → Hidden Layer → Output Layer

図-2 階層型ネットワーク

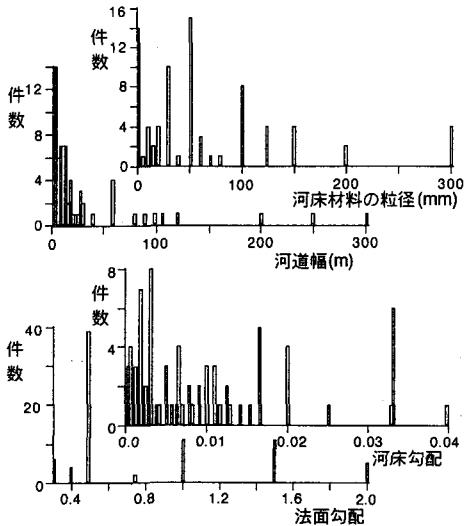


図-3 入力データの特性(1)

するが、適切な中間層の数や学習回数については定説がない。そこで、中間層を16に固定し、学習回数を試行錯誤的に変化させ、相関係数の変化を検討したところ、学習回数が30000回程度を越えると著しい結果の改善が見られなくなり、本研究で用いたネットワークでは、学習回数30000回程度が適当と判断した。この場合の各項目の適合度について、図-6に示す。なお、図中の r は項目別の相関係数、 f は項目別との的中率（教師信号±0.2）である。括弧内の数値は全項目についての値である。いずれの項目についても極めて高い相関係数と的中率が得られており、データの有する特性を良好に説明できるようにネットワークが同定されたことが分かる。

次に、[1] 河道幅、[2] 河床勾配、[3] 河床材料の粒径の3つを用いてニューラルネットワークを同定し、これに定性的指標（調査項目[4][5][6][8]）および[7]の何れか1項目を加えた際の相関係数の変化について検討したのが、図-7である。なお、基本3要素の内の[1]河道幅と[2]河床勾配は水流による外力を代表する量として、[3]河床材料の粒径は河床の抵抗力を代表する量として、データ収集の容易さを考慮に入れて選択した。

河道法線すなわち湾曲・蛇行の有無を考慮した場合、全項目について相関係数の増加が認められる。ここでは、直線河道か否かを区別しただけにもかかわらず、予測結果に顕著な相違が見られたが、湾曲・蛇行が護岸災害の直接的引き金となる水衝の形成と密接に

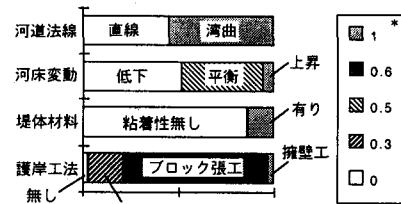


図-4 入力データの特性(2)

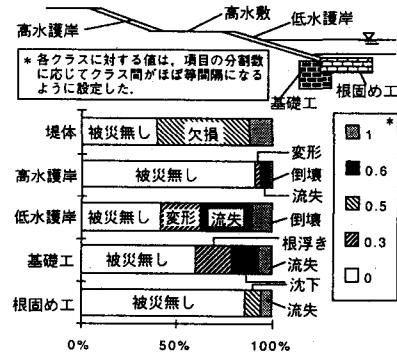


図-5 用いたデータの被災状況

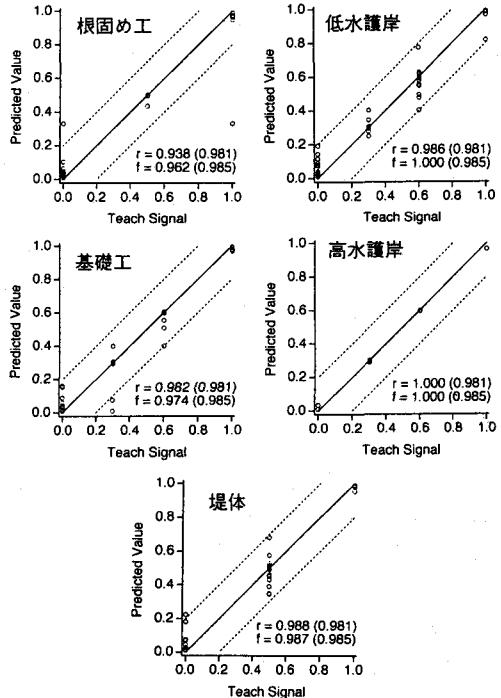


図-6 ニューラルネットワークの適合性

関連していることを考えると妥当な結果である。

河床変動を考慮した場合についても、やはり全項目について相関係数の増加が認められる。ここでは、河床が上昇・平衡・低下の何れの傾向にあるかを区別しただけであるが、予測結果は大幅に改善され河床変動が極めて重要な要素であることが示された。詳細に見ると、基礎工について特に顕著な改善が認められるが、基礎工の被災は局所洗掘によって引き起こされることを考えると妥当な結果である。また、高水護岸、堤体の結果にもかなり顕著な改善が見られるが、高水護岸、堤体の被災は、基礎工、根固め工、低水護岸等の被災の後に2次的に生じることが多いから、他の事象に對して従属的な面を持っている。ここでの顕著な改善は、基礎工、根固め工、低水護

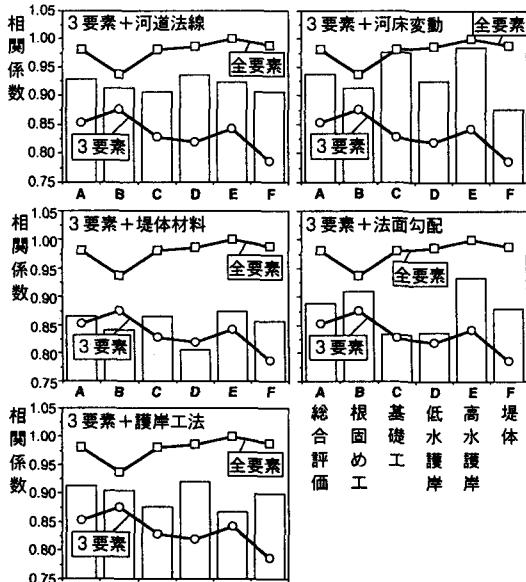


図-7 項目別の相関係数

岸の全てについての適合度の向上に伴って生じたものと判断される。

次に、堤体材料の粘着性を考慮した場合には、堤体の被災の予測精度は向上するが、根固め工、低水護岸については精度が低下し、全体としても顕著な予測精度向上は見られない。ここでは、材料の粘着性の有無(粘性土を含むか否か)を考慮しただけであり、堤体材料の粘着性のより詳細な考慮が必要であることが示唆される。

次に、法面勾配を考慮した場合には、高水護岸に関する予測精度が向上している。法面勾配が斜面の安定性を支配する要素であることを考えると、妥当な結果と言える。

最後に、護岸工法を考慮した場合、低水護岸に著しい改善が見られる。このことは、頻繁に水流にさらされる低水護岸の被災が護岸自体の耐侵食性に支配されることを示すものである。また、全ての場合を通じて堤体の被災の予測精度に向上が見られる。これは先にも述べたように、堤体の被災は他の部位の被災によって引き起こされる2次的側面を有するため、何れかの部位の予測精度と連動して挙動すためと判断される。

4. あとがき

本研究では、ニューラルネットワークを用いて、多くの要因が錯綜する複合災害である護岸災害の支配要因の抽出を試みた。付加的な要因について検討した結果、河床変動と河道法線形状を考慮することで被災形態の分類の精度向上が可能となることが明かとなった。なお、京都大学工学部・中川博次教授には、本研究の遂行にあたり、貴重なデータを御提供頂くとともに、現象の理解に関して示唆に富む御助言を賜った。また、京都大学工学部・堀 智晴助手にはニューラルネットワークの現状について有益な御助言を頂いた。ここに、謝意を表する次第である。

参考文献

- 1) 辻本哲郎：洪水による構梁災害について、金沢大学工学部紀要、第18巻、第1号、pp.43-52、1985.
- 2) 中川博次編：河川構造物の被災形態とその事例集、河川構造物災害調査研究会、182p., 1987.
- 3) 藤田裕一郎・木下晴由：超過洪水による中小河川の河道災害、京都大学防災研究所年報、第32号、B-2, pp.571-593, 1989.
- 4) 藤田裕一郎：傾斜地域における河道災害について、京都大学防災研究所年報、第34号、B-2, pp.301-317, 1991.
- 5) 中野 馨ら：ニューラルコンピュータ、技術評論社、318p., 1991.