

ニューラルネットワークを用いた河川の小規模河床形態の推定

佐賀大学大学院
佐賀大学理工学部

学生会員 武田隆太郎
正会員 渡辺訓甫

1. はじめに

移動床水路では、流水と河床との相互作用によって種々の河床形態が形成され、流れの抵抗や流砂量に大きな影響を与える。この河床形態の発生領域に関しては、河床安定理論や次元解析的手法などを用いて古くから研究が行われ、多くの領域区分図が提案されている¹⁾。

著者らは、ニューラルネットワーク法(ANN法)を用いて実験水路における河床形態をかなりの精度で推定できることを示した^{2,3)}。本研究は水路実験資料を用いて構築したネットワークの精度の向上、パラメータの感度解析、及びANN法による実河川における河床形態の推定を試みたものである。

2. 水路実験資料を用いて構築したネットワーク

河床形態を規定する無次元パラメータは次元解析により次式のように与えることができる¹⁾。

$$f(\Psi, Fr, Re, u_* / w_0, h / d_{50}, h / B, I) = 0 \tag{1}$$

ここに、 $\Psi = hI / sd_{50}$: 無次元掃流力、 $s = 1.65$: 砂礫の水中比重、 d_{50} : 砂の平均粒径、 h : 水深、 I : 河床勾配、 $Fr = u_m / \sqrt{gh}$: フルード数、 u_m : 平均流速、 g : 重力加速度、 B : 水路幅、

$Re = u_* d_{50} / \nu$: 砂粒レイノルズ数、 u_* : 摩擦速度、 ν : 動粘性係数、 w_0 : 砂粒の沈降速度である。

従来の研究は、これらのパラメータから二つあるいは、組み合わせた無次元量の二つを選定して河床形態の発生領域を区分するものである。著者らは、この7つのパラメータを全て考慮し、人工ニューラルネットワーク法⁴⁾を用いて従来の区分法との精度の比較を行った。ネットワークの基礎構造は、式(1)におけるパラメータ7個のニューロンから成る入力層、7個のニューロンから成る中間層、及び河床形態のタイプ(ripples, dunes, transition, antidunes)をデジタル数として表した4個のニューロンから成る出力層である。シグモイド関数のShape factor $\alpha = 0.75$ 、Learning rate $\epsilon = 0.15$ で誤差は18.2%となり、従来の区分法に比して最も高い精度で河床形態の予測を行うことが出来た。

3. ネットワークパラメータ値による精度への影響

Shape factor α 、及び中間層におけるニューロン数の予測精度に及ぼす影響を詳細に調べたものが図-1,2である。

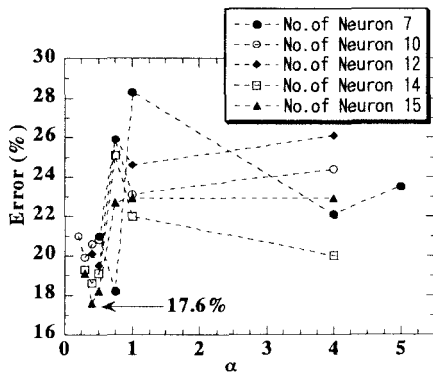


図-1 α の影響

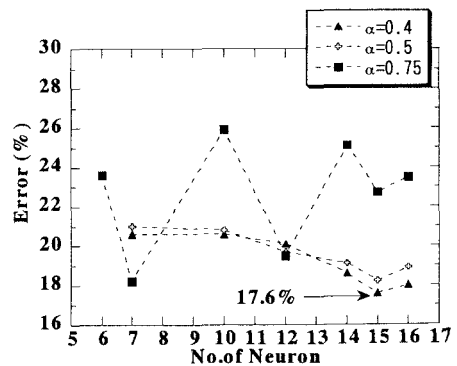


図-2 中間層のニューロン数の影響

α が1以下で誤差は急激に小さくなり、小さい α に対して中間層のニューロン数を増加させると誤差はゆるやかに減少する傾向にある。これらの図より、Shape factor $\alpha = 0.4$ 、中間層のニューロン数=15のときに、誤差17.6%と最も小さくなり、前回の数値よりも精度が向上することが分かった。

4. パラメータの感度解析

式 (1) の 7 個のパラメータについて水路実験資料を用いて感度解析を行った。

表-1 各パラメータの精度への影響

削除したパラメータ	I	h/B	h/d	Ψ	u_* / w_0	Re_*	Fr
Error (%)	20.8	18.2	22.9	22.3	22.1	22.0	25.5

上の表によると、 Fr を削除したときに最も予測精度が下がり、 h/B を削除しても精度に変化がないことが分かる。このことから、河床形態の形成に関しては Fr が最も重要な要素であり、 h/B は水路実験ではあまり影響がないと考えられる。

5. 河川の河床形態の推定

ここではニューラルネットワーク法 (ANN モデル) と以下に示す 4 通りの領域区分法について河川における河床形態の予測を試みる。Simons and Richardson (1966) は stream power $\tau_0 U$ と平均粒径 d_{50} 、Athallah (1968) は、 Fr と h/d_{50} 、Van Rijn (1984) は、粒径 d と transport-stage parameter T 、Engelund and Hansen (1967) は Fr と u/u_* の二つのパラメータで河床形態を分類している⁶⁾。ANN モデル①は水路実験資料で構築したネットワークを河川に適用したもので、誤差 42.8% と極めて精度が悪い結果となった。これは表-3 に示すように、特に h/d と Fr の河川における値が水路の値の範囲を大きく逸脱していることによるものと思われる。ANN モデル②では、河川資料の 159 個を 2 分して学習させ、残り半分 79 個について予測を試みた。誤差は 1.9% で殆ど正答したことになる。表-2 に示すように ANN モデルは他の方法より精度良く河床形態を予測するという結果を得た。

表-2 従来の領域区分法との比較

方法	データ数	河床形態を誤った数		Error (%)
		dunes	transition	
ANN モデル①	159	61	7	42.8
ANN モデル②	79	0	3	1.9
Simons ら(1961)	159	134	7	88.7
Athallah (1968)	159	3	7	6.3
Van Rijn (1984)	159	65	1	41.5
Engelund ら(1967)	159	0	7	4.4

表-3 データの値の範囲

		Range
I	実験	0.000055~0.0367
	実河川	0.000042~0.00017
h/B	実験	0.0064646~4.2062
	実河川	0.002174~0.06635
h/d	実験	17.778~4971.1
	実河川	12383~97500
Ψ	実験	0.016191~4.5091
	実河川	0.70592~4.14
u_*/w_0	実験	0.16169~7.6642
	実河川	1.4521~5.4065
Re_*	実験	1.0~743.51
	実河川	7.5768~55.34
Fr	実験	0.14~3.5775
	実河川	0.049414~0.32096

6. おわりに

ネットワークパラメータ (Shape factor α と中間層のニューロン数) は、予測精度に大きな影響を及ぼすため感度解析によりそれらの値を決定した。又、従来から Fr が河床形態の形成に重要であることが知られており、ANN 法でもそのことを確認した。今回、ANN 法を用いて実河川においてもかなりの精度で河床形態の予測が可能であることを示した。

参考文献

- 1) 河村 三郎：土砂水理学 1、森北出版、1982。
- 2) 武田隆太郎、渡辺訓甫、H.M.Nagy：平成 11 年度土木学会西部支部研究発表会講演概要集、2000。
- 3) 武田隆太郎、渡辺訓甫、H.M.Nagy：第 55 回年次学術講演会講演概要集、2000。
- 4) 市川 紘：階層型ニューラルネットワーク、共立出版、1993。
- 5) H.M.Nagy：Alluvial Bed Forms and Flow Resistance in the Lower Flow Regime, Doctoral Thesis, 1994。
- 6) Chang, H.H.：Fluvial Processes in River Engineering, 1988。