

ダムを含む水系の流出解析におけるニューロモデルについて

信州大学工学部 ○田村 拓朗

信州大学工学部 正会員 奥谷 巖

1. はじめに

資源の乏しいわが国においてダム建設は不可欠であり、その数はかなりの数に昇っている。そうしたことから、開発の進む流域や大規模河川流域では、洪水時においてダムが洪水流出量を抑制する役目をするところがあり、このダムからの放流量による流域下流端の評価地点（観測地点）への影響は、無視できなくなっている。したがって、評価地点における流出予測を行う場合、流域からの流出量だけでなく、このダムからの放流量をも考慮しなければならない。しかし、現実においてダム放流量の正確なデータは得られにくく従来の流出解析モデルでは対応しきれなくなっている。よって本研究では、治水時におけるダムの貯水操作が最適に行われることを前提とした流出予測について、複雑な流出機構に対してニューラルネットワークを適応した流出解析モデルを開発し、その適応性についてシュミレーションから得られたデータを用いて基礎的な検討を行うものである。

2. ニューラルネットワークの基本構造

図-1は、本研究で用いた階層型の3層ニューラルネットワークである。このニューラルネットワークの入出力関係は、以下のよう表される。

$$y_j = \sum_i u_{ji} x_i + \theta_j \quad (1)$$

$$H_j = f(y_j) \quad (2)$$

$$z_k = \sum_j w_{kj} H_j + \gamma_k \quad (3)$$

$$O_k = f(z_k) \quad (4)$$

但し、 x_i :入力層ニューロン i の出力、 y_j :中間層ニューロン j への入力、 z_k :出力層ニューロン k への入力、 H_j :中間層ニューロン j への出力、 O_k :出力層ニューロン k の出力、 u_{ji} :入力層ニューロン i から中間層ニューロン j への結合荷重、 w_{kj} :中間層ニューロン j から出力層ニューロン k への結合荷重、 θ_j :中間層ニューロン j のオフセット、 γ_k :出力層ニューロン k のオフセット、 T_k 教師信号（真値）であり、応答関数 f としては、次式で表されるシグモイド関数を用いる。

$$f(X) = 1 / \{1 + \exp(-\phi X)\} \quad (5)$$

さらに、本研究で用いるバックプロパゲーション法は、学習によって(7)式で与えられる二乗誤差 E を最小化するように、結合荷重とオフセットを修正するものであり、その修正値は、(6)式で与えられる。

$$\Delta W = -\alpha (\partial E / \partial W) \quad (\alpha: \text{修正パラメータ}) \quad (6)$$

$$E = \sum (T_k - O_k)^2 / 2 \quad (7)$$

また本研究では、誤差が収束するまでの学習時間を短縮させるため、前回の修正量も考慮するモーメント法をも用いて、次式によって結合荷重とオフセットの修正を行う。

$$\Delta W_t = d + m \cdot \Delta W_{t-1} \quad (m: \text{モーメント係数}) \quad (8)$$

尚、 ΔW_t :今回 t の修正量、 ΔW_{t-1} :前回($t-1$)の修正量、 d :誤差からの修正量である。

3. 流出過程のシュミレーションモデル

本研究においては、ニューラルネットワークの学習に使うための基礎データや教師信号（真値）には、全てシュミレーションから得られた値を用いる。シュミレーションにおいては、流域部からの流出過程として

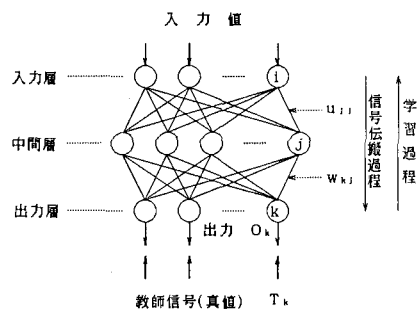


図-1 3層ニューラルネットワーク

各対象年時の都市化状況を組み込んだ総合化タンクモデルを用い、流域の降雨を流出量に変換して、それを河道部への河道流入量とする方法をとる。河道部における流出過程としては、河道貯流効果を表す貯留関数法を用い、流水の流下現象を表し洪水の追跡計算を行うものとする。またはじめに述べたように、わが国の河川流域には、ダムの存在する場合が多く、しかも複数のダムがあるような状況がある。そこで、シュミレーションにおける対象河川流域に、現実に近い状態で代表的なダム配置パターンを設定する。洪水時におけるダムの貯水操作については、動的計画法を用いた最適制御を行うものとする。

4. 流出解析モデルとしてのニューラルネットワークの適応性の検討

本研究では、単ダム、直列ダム、並列ダムについてのニューラルネットワークモデルの完成を目指して行うものであるが、ここでは、単ダムについて、流入時系列を入力しただけでダム放流量を得ることができるようなモデルについて説明する。

図-2は、単ダムのニューラルネットワークモデルである。このニューラルネットワークに使用する入力値 $I^*(t)$ 、教師信号 $O^*(t)$ としては、シュミレーションから計算された流入量 $I(t)$ の中から最大流入量 I_{max} 、最適放流量 $O(t)$ の中から最大放流量 O_{max} を定めたとき

$$I^*(t) = I(t) / I_{max} \quad O^*(t) = O(t) / O_{max} \quad (9)$$

のような値を用いる。このモデルにおいて出力層ニューロンの数は一個であるが、入力層及び中間層のニューロンの数は決まっておらず、これらのニューロン数の選定が必要である。ダム制御の場合、流入量を既知としてその前後関係から最適な放流量を求めるため、降雨→流出に達する時間遅れ lg 分だけ流入時系列にずれを与えるようにする。その結果として、

図-2からもわかるように入力層ニューロンの数 N_i は、

$$N_i = lg \cdot 2 + 1 \quad (10)$$

となる。ここでは、検討の結果 $lg=6$ としたが、そうすると N_i は13のように与えられる。中間層ニューロンの数 N_H に関しては、2つのテストパターンについて幾つかの離散的な値を与え試行錯誤を行った。表-1に平方根平均二乗誤差RMSEの値を示したが、これより中間層ニューロンの数としては20なる値を採用すれば良いことになる。図-3は、単ダムの場合の評価地点における洪水流出量の真値（シュミレーションから得られた値）と、構成されたニューラルネットワークによって推定された洪水流出量をテストパターン1についてプロットしたものである。

おしなべて言えば、かなり良い推定結果が得られたように判断される。しかし、ニューラルネットワークはニューロンの数によってだけ決まるものではなく、先にも述べたパラメータ ϕ 、 α 、そして m によっても結果は大きく左右される。よって、これらについても試行錯誤を繰り返し、より最適なニューラルネットワークの完成を目指さなければならない。

尚、直列ダム、並列ダムの場合については講演当日に発表する。

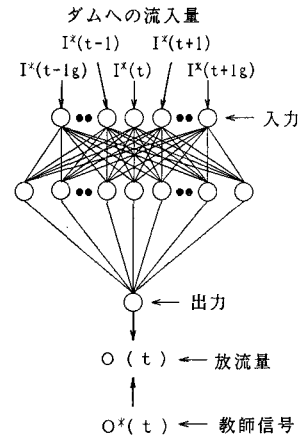


図-2 単ダムのニューラルネットワークモデル

表-1 中間ニューロン数の選定

テストパターン		1	2
N_i	N_H	RMSE	
13	10	23.417	28.044
	20	22.195	25.817
	30	22.829	26.480

図-3は、単ダムの場合の評価地点における洪水流出量の真値（シュミレーションから得られた値）と、構成されたニューラルネットワークによって推定された洪水流出量をテストパターン1について

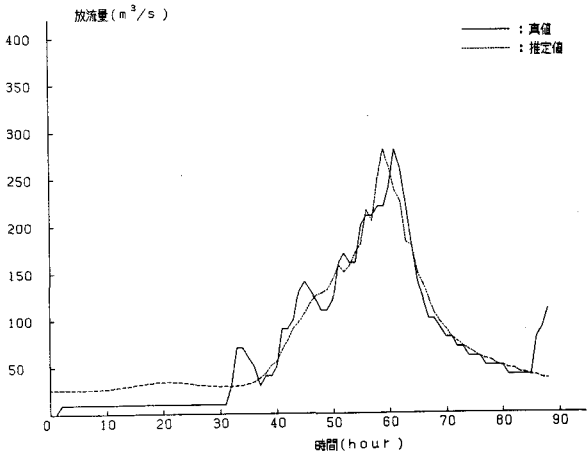


図-3 テストパターン1についての推定結果