

II-58

ニューラルネットワークによる
長期流出計算について

愛知工業大学 正員 四俣 正俊
愛知工業大学 院 学生員 安藤 大介

1. はじめに 流出解析ないしは流出予測への一つのアプローチとして、筆者等(1992)はニューラルネットワークの短期流出計算への適用を試みてきた。長い試行錯誤の結果、条件によっては既存のモデルと比較できる程度の計算を行うことが可能になった。外挿計算が極端に弱いことなどの欠点を克服してさらに一般的に使えるようにすること、ニューラルネットワークの得意とする場面を見つけることなど、短期流出計算への適用の課題はまだ始まったばかりであるが、ここでは少しそれから離れて、ニューラルネットワークの長期流出計算への適用性について調べてみる。なお、ここで述べたニューラルネットワークの計算はすべてFMR70Hにニューロボードを組み込んだパーソナル・ニューロコンピュータによっている。

2. 短期流出計算へのニューラルネットワークの適用の経験 図-1に示すリカレント型と呼ばれるネットワークを用いて短期流出計算を行って来た。一般論としては既によく知られている内容であるが、ニューラルネットワークを短期流出計算へ適用する時に注意すべき2、3の重要な点について述べておく。

まず、入力および出力の前処理の重要性である。流出計算でも、入力として雨量をそのまま用い、出力として流量をそのまま用いたのでは全く収束しない場合でも、同じデータに適当な前処理を施しておくとうまくいくことが分かった。我々の計算で最も成功した前処理は、出力は流量そのまま、雨は次の形の変換をして入力とするものである。

$$I_1 = R_{-1}, \quad I_2 = R_{-1} + R_{-2},$$

$$I_3 = R_{-1} + R_{-2} + R_{-3}, \quad \dots$$

ただし、 I_i : 一つの雨量計について i 番目の入力、
 R_{-j} : j 時間前の時間雨量

藤田等(1992)のように、出力を流量の変化量とする前処理で成功している例もある。

次に、オーバーラーニングの問題がある。学習の際の許容誤差を小さくし過ぎると、たとえ学習がうまく収束しても評価(別のデータセットでの)が悪くなる。言い換えれば、ある出水に合わせすぎると他の出水に合わなくなるといことである。実用上は、学習時の許容誤差をいくらにすべきか予め分かると良い。現時点では我々はそのための方法を持たない。そこで逆に、学習時の許容誤差の最適値から、与えられたデータを用いた場合の流出計算の精度の限界を見積もることができないか、調べてみたいと思っている。

もうひとつ、ニューラルネットワークが外挿に弱いことである。我々の計算では、この傾向は極めて鮮明に現れた。評価の際に非常に大きな降雨が与えられても、学習に用いた流量の最大値の1.5倍を越える流量を出力することはほとんどない。つまり、経験した

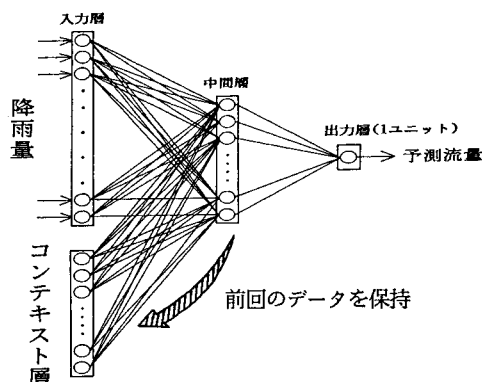


図-1 リカレント型ネットワーク

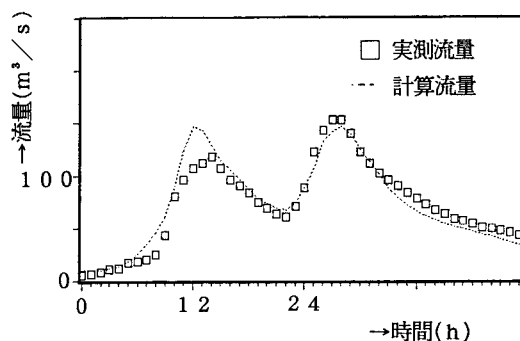


図-2 短期流出計算例

ことのない大きな出水には全く対応できないのである。現在この弱点を克服する方法を模索している。

図-2に短期流出計算の一例を示す。庄内川枇杷島地点（流域面積 705 km²）の流量を、過去6時間分の4地点の時間雨量から求めた。5つの出水で学習し、別の出水で評価した結果を図示してある。

3. 長期流出計算 ともかく長期流出計算を何とか出来るようにしようというのが当面の目標である。対象流域として、流量年表から紀の川水系妹瀬（流域面積 464 km²）を選んだ。雨量は流域内の2カ所の値を雨量年表から読んだ。計算時間単位は1日とし、試行錯誤によって以下のように条件を決めていった。

データの前処理は、処理無し、短期流出と同じタイプの累加雨量、流量の対数をとる、などを試みた。現在の段階では、出力はそのまま、入力の日雨量を次のように配分して与えるのが最もいいと判断している。

$r^i * R_{-i}$ あるいはこのタイプを配分雨量を何日分か加えたもの

ただし、 r は定数（ $0 < r < 1$ ）、 R_{-i} は*i*日前の日雨量

許容誤差を相対値で与えることができず、流量の対数処理もいい結果をもたらさなかったので、大きな流量は除くことにした。これで流量の時系列が不規則に飛び跳びとなったため、前回の計算結果を記憶しておいて新しい計算に利用するリカレント型ネットワークが適用出来ず、通常階層型のネットワークを用いることにした。通常階層型のネットワークは、図-1のネットワークから、下部のコンテキスト層を除いたタイプである。短期流出計算の経験では、通常階層型とリカレント型を比較すると、得られる結果はほぼ同様であるが、リカレント型の方が学習時間が短くて済む傾向がある。

図-3に長期流出の計算結果の例を示す。1985年のデータで学習し1986年のデータで評価したものである。50 m³/s以上の流量は除外してある（図では0 m³/sになっている）。図を見るとすぐ気づくように、評価が極端に良くないので、原因を追究して行って、初歩的なミスを見つけた。上流にダムがあったのである。流量の人為的な擾乱が相当入っている可能性が高いので、最適なデータの前処理の方法などを含めて、長期流出計算の全般にわたって再検討をする必要があり、現在その準備を進めている。

4. おわりに 長期流出計算へのニューラルネットワークの適用はうまく行かなかったが、その原因と思われるミスが見つかったので、これを避けることによって精度をあげることが期待できる。

参考文献

- 1) 四俵正俊、川本一喜、安藤大介（1992）：ニューラルネットワークを用いた流出計算、平成4年度土木学会中部支部研究発表会講演概要集、pp. 167-168
- 2) 藤田睦博、朱木蘭（1992）：ニューラルネットを用いた流出予測、水文・水資源研究のためのAI技術に関するシンポジウム論文集、pp. 53-60

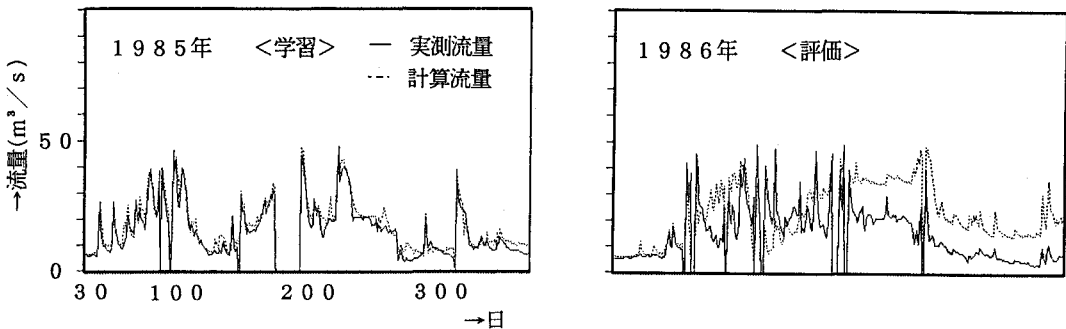


図-3 長期流出計算の学習と評価