

ニューラルネットワークによる流出予測における1, 2の考察

熊本大学 学生員 ○仲道 貴士
熊本大学 正会員 下津 昌司

1. はじめに

現在いろいろな流域でダムがつくられ、管理運営されている。その管理運営に際し、流量の予測は重要なファクターになっている。ニューラルネットワークはブラックボックスである¹⁾が、計算速度、システム構築の簡易性などにおいて有利である。本研究はニューラルネットワークによる流出予測を行う際、どのようなネットワークを構築し、どのようなことに留意すべきかを考察したものである。

2. ニューラルネットワーク 誤差逆伝播学習 (Error Back Propagation)

ニューラルネットワークにおける学習とは、与えられた入力に応じてそのネットワークを構成する各ニューロンの重みベクトルが変更され、その値が収束していくことをいう²⁾。この時どのような規範に従って重み更新するかにより多様な学習法が存在する。なかでも誤差逆伝播学習は最も典型的な教師あり学習である。まず式(1)に従い各層の出力を計算する。そして、式(2)に従って各層の重みを更新していく。これを収束するまで繰り返し、学習させていく³⁾⁴⁾。

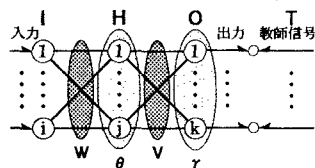


図-1 ニューラルネットワーク(3層)

$$\text{順伝播計算: } H_j = f \left(\sum_i W_{ji} \cdot I_i + \theta_j \right), \quad O_k = f \left(\sum_j V_{kj} \cdot H_j + \gamma_k \right) \quad \dots(1)$$

$$\text{出力関数(シグモイド関数): } f(x) = 1 / \left\{ 1 + \exp \left(-\frac{2x}{u_0} \right) \right\} = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left(\frac{x}{u_0} \right) \right\}$$

$$\text{逆伝播計算: } \begin{cases} V_{kj} = V_{kj} + \alpha \cdot \delta^k \cdot H_j \\ \gamma_k = \gamma_k + \beta \cdot \delta^k \end{cases}, \quad \begin{cases} W_{ji} = W_{ji} + \alpha \cdot \sigma^j \cdot I_i \\ \theta_j = \theta_j + \beta \cdot \sigma^j \end{cases} \quad \dots(2)$$

$$\text{但し, } \delta^k = (T_k - O_k) \cdot O_k \cdot (1 - O_k), \quad \sigma^j = \sum_k \delta^k \cdot V_{kj} \cdot H_j \cdot (1 - H_j)$$

また学習を高速化するために、モーメント、修正モーメント法がある。モーメント法は、出力層での誤差への寄与量から求めている重み修正量について、前回の修正量も考慮する方法である。修正モーメント法は、モーメント法におけるモーメント係数を直線或いは指数関数的に変化させることで、はじめは様々な方向への修正をし、学習進行後は前回の修正に近い方向で修正を行うことで学習を早めるものである。前回($t-1$)の修正量を $\Delta W(t-1)$ 、今回(t)の修正量を $\Delta W(t)$ 、誤差からの修正量を d 、モーメント係数を m とすると、修正モーメント法は式(3)で結合係数とオフセットの修正を行う。また、モーメント項が大き過ぎると誤差による修正が行われなくなるので、モーメント係数には上限を決めておく必要がある⁴⁾。

$$\text{修正モーメント法: } \Delta W(t) = d + m(t) \cdot \Delta W(t-1), \quad m(t) = m(t-1) + \Delta m \quad \dots(3)$$

3. 流出予測方法と結果

対象地域として、最上流部に位置するKダム流域(図-2)を採用した。基本的な予測方法は、流域内の4つのテレメータの定時観測降雨と1時間前からの累加降雨、およびダム部の定時流量をニューラルネットワークに入力し、ダム部における1, 2時間先の流量を出力するというものである。ネットワークの学習は、修正モーメント法による誤差逆伝播学習を行っている。そして流量データの必要性検討のために、流量データ入力無しと、流量の増分による学習方式の2パターンを、また入力方式の検討のために、域内の4測点から3~1測点を選択し観測降雨として入力するパターンを行った。その後、各予測結果の妥当性検討のために式(4)(5)に従って、 χ^2 誤差、水収支誤差を計算し、(χ^2 誤差-水収支誤差)散布図を作成した。

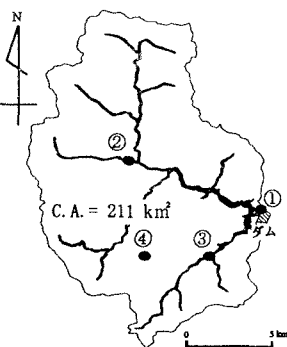


図-2 Kダム流域図

$$\chi^2 \text{誤差} : \frac{1}{N} \sum \frac{(Q_o - Q_c)^2}{Q_o} \quad \dots (4)$$

但し、 N : データ数

$$\text{水収支誤差} : \frac{|\Sigma Q_o - \Sigma Q_c|}{\Sigma Q_o} \quad \dots (5)$$

Q_o : 実測流量 Q_c : 予測流量

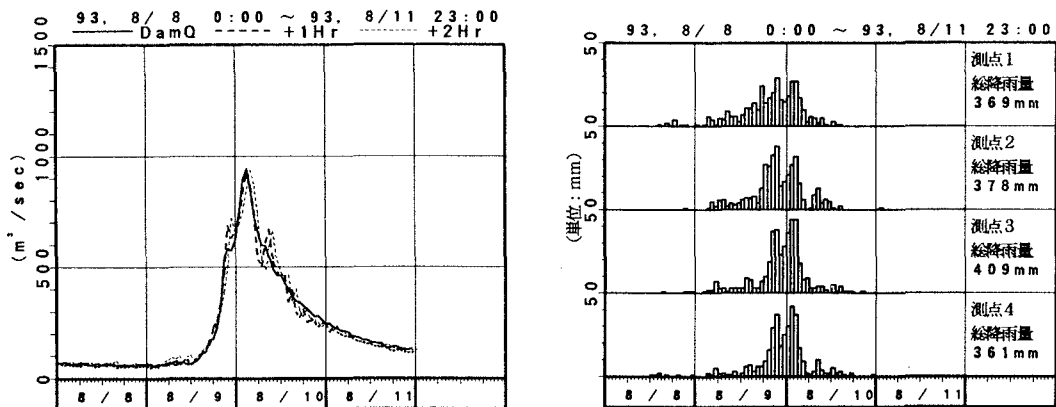
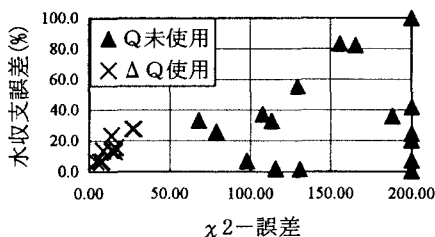
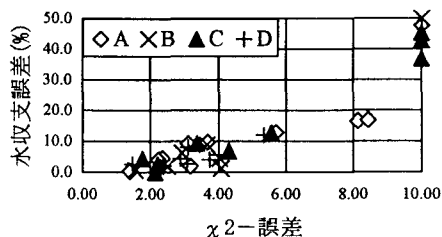


図-3 ハイドログラフ、ハイエトグラフ

(χ^2 -収支) 散布図



(χ^2 -収支) 散布図 3 測点選択



※右図の凡例におけるA~Dは、以下の選択方式に対応 (各数字は図-2 参照)。

A : ①②③ B : ①②④ C : ①③④ D : ②③④

図-4 (χ^2 誤差-水収支誤差) 散布図

4. まとめ

ニューラルネットワークによる流出予測システムにおいて、流量データを入力する方がより良好な結果を得られることが分かる。しかしその結果、流量データは欠かせないものとなり、流量の観測には最大限の努力を怠ってはならなくなる。一方流量データを入力しない場合、流量増分を出力するようにすれば流量データの入力は要なくなるのだが、予測結果が少々悪くなるようである。また、ピーク流量の低いデータで学習させたシステムは、よりピーク流量の高い洪水には対応しきれない、教師信号が局地的な降雨を含んでいる場合、それ以外の降雨にはあまり対応しきれない等の問題があるようである。即ち、ニューラルネットワークは学習させたこと以上のことには対応しきれないので、教師信号の選定において最大限の注意を払う必要がある。

テレメータデータに欠測が生じた場合でも、レーダー情報等で降雨分布を把握し、その分布に適合するニューラルネットの選定をすることができれば、かなりよい予測結果を期待できるようである。

<参考文献>

- 1) 藤田陸博：「流出予測におけるファジィ推論手法とニューラルネットワーク手法の比較」水工論文集 第37巻
- 2) 甘利俊一・向殿政男：「アドバンスド エレクトロニクス II-1 ニューロとファジィ」 培風館
- 3) 合原一幸ら：「ニューロ・ファジィ・カオス」 オーム社
- 4) 中野 馨・飯沼一元ら：「ニューロコンピュータ」 技術評論社