

ニューラルネットワークを用いた流出解析モデルの開発

信州大学工学部 正会員 奥谷 巖
 信州大学工学部 伊藤 吉樹
 信州大学工学部 ○野口 敦史

1. はじめに

わが国の多くの河川においては治水施設の整備は着々と行われているが、それにもかかわらず例年、河川堤防の破堤もしくは溢水により都市に大きな被害を与えている。現在、流出解析による予測流出量を利用して、堤防の高さや上流部のダム容量の計画や放流計画を行っているが、それら治水施設の安全性を高めるためには、流出予測がより正確であるものでなければならない。流出予測には様々な方法があるが本研究においては、学習の繰り返しによって情報を蓄積し、その伝播処理メカニズムを自動的に変化させるなどの優れた特性を持つニューラルネットワークを利用し、降雨のみではなく、流域の都市化状況や上流部におけるダムの水門操作等を総合的に考慮した、流出予測モデルの開発を行い精度向上の可能性について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的構成

本研究では、階層型ネットワークに対応する教師付き学習アルゴリズムである、Back Propagation法を使用した。階層型ネットワークは、入力層、出力層、及びいくつかの中間層からなり、入力から出力の方向に層間の結合がある。各層は、ユニットと呼ばれる素子から成りたっており、そのユニットとしては、通常図-1のような多入力、1出力の素子が用いられている。ユニット間の入出力関係を述べると、ユニット*i*の出力 x_i が結合荷重 u_{ji} での荷重和により、ユニット*j*の入力となり、オフセット θ_j と出力を規格化する関数 f によりユニット*j*の出力 O_j が決まるモデルを考える。

$$O_j = f(\sum u_{ji} \times x_i + \theta_j) \quad (1)$$

本研究では図-2に示すような4層構造のニューラルネットとし先に示したユニットが図-2のような形で繋がった構成で、入力値に降水量及び都市化指標が入り出力値に流出量が出てくる構造とする。ちなみに、図-2では第1中間層ユニット*j*の出力を H_j 、第2中間層ユニットの出力を G_k 、出力層ユニットの出力を O_p 、第2中間層ユニットのオフセットを γ_k 、第1中間層と第2中間層の結合荷重を W_{kj} 、第2中間層と出力層との結合荷重を V_{kp} で表す。尚、関数 f は次に示すシグモイド関数を用いる、シグモイド関数は出力が[0,1]の範囲以内で単調非減少という特徴を持つ。

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-\phi \times x)) \quad (2)$$

出力層での誤差を教師信号からのずれの程度とすると出力と教師信号との差の2乗すなわち2乗誤差が誤差関数となる。教師信号を T_p としたときの誤差と全パターンの誤差 E は次のように表される。

$$E_p = (T_p - O_p)^2 / 2 \quad (3)$$

$$E = \sum E_p \quad (4)$$

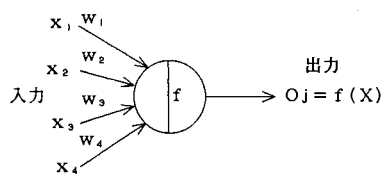


図-1

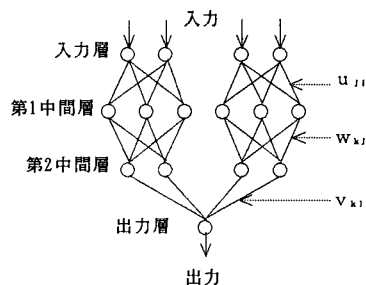


図-2

この誤差Eが最小となる状態を最適なネットワークとし、ネットワークの学習を考える。そこで、誤差Eを結合荷重とオフセットに関して最小化することになると、式(1)の u_{ji} と θ_j の更新値とは最急勾配法の原理を利用して、

$$\Delta u_{ji} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial u_{ji}} \quad \alpha: \text{定数} \quad (5)$$

$$\Delta \theta_j = -\beta \frac{\partial E}{\partial \theta_j} \quad \beta: \text{定数} \quad (6)$$

のように求められる。他の結合荷重とオフセットについても同様である。さらに本研究では誤差が収束するまでの学習回数削減のため前回の修正量も考慮する、モーメント法を用いた。モーメント法では次の式により結合荷重とオフセットの修正を行う。

$$\Delta W(s) = d + m \times \Delta W(s-1) \quad (7)$$

但し、 $\Delta W(s)$: 今回の修正量、 $\Delta W(s-1)$: 前回の修正量、 d : 誤差からの修正量、 m : モーメント係数。

3. 流出解析への具体的適用法

まず、河川の流域を河道位数2次から3次程度の単位流域に分割する。位数については単位流域内の河道での伝播時間が、主河道系での伝播時間に比べて無視できるような位数となるよう配慮する。

この分割された単位流域にニューラルネットワークを対応させる。ネットワークの入力値は先にも触れたように、単位流域における開発度と、単位時間ごとの降雨量である。実際の河川においては降雨から流出の間に時間遅れを生ずるので、単位流域からの出力にも、 $1=[0,1]$ の時間おくれを設け、次のような入出力関係となる。

$$H_j^*(t) = f(\sum_i u_{ji} \times x_i^*(t) + \theta_j) \quad (8)$$

$$G_k^*(t) = f(\sum_j w_{kj} \times H_j^*(t) + \gamma_k) \quad (9)$$

$$O^n(t) = f(\sum_k v_{kn} G_k^*(t-1)) \quad (\eta \text{ は単位流域数}) \quad (10)$$

結合荷重や、オフセットは先に述べたもので、出力 $O^n(t)$ は各単位流域の単位面積当たりの流量を表す。河道系における流下合流過程は、局所線形河道と線形合流の過程から、単純な遅れ過程と重ね合わせて表現できことになる。すなわち、各単位流域からの流量を、単位流域出口から流域下流端までの伝播時間だけずらせて、下流端で重ね合わせるにより流域全体からの流量が得られることになる。よって、最終的に評価地点流量の推定値は、次のように表される。

$$Q(t) = \sum_n A^n \times O^n(t - (TL + D^n)) \quad (11)$$

$Q(t)$: 流域下流端評価地点での流量の推定値、 O^n : ニューラルネットワークからの出力値、 A^n : 単位流域面積、 TL : 総合化によって決定される遅れ時間、 D^n : 単位流域流量が流域下流端に到達するまでの時間、このようにして与えられた流量の推定値を、流量の真値と比較して誤差を求める。同様な計算を幾つもの河川について行い、誤差が収束するまで計算を繰り返す。このようにして得られた最適なニューラルネットワークによって推定対象河川の流量推定を行うことができる。

また資源の乏しいわが国において、ダム建設は必要不可欠なものであるが、立地条件にも恵まれ、その数は着実に増加している。このようなことから、流域内に複数のダムが存在することが多く、これらの多目的ダムの放流による流域下流端でのピーク流量に与える影響は無視できなくなっている。そこでこのような多目的ダムに対して異常降水時での、適切な貯水池操作が行われていることを前提としやはりニューロ概念を導入した実時間操作下での、放流量推定モデルを構築し、これを組み込んだ新たな流出解析をも試みたが、紙面の都合上、詳細な説明は省略する。

なお具体的な計算結果については、当日講演時に発表する予定である。