

流出解析用ニューラルネットワークにおけるリカレント構造の考察

愛知工業大学工学部 正員 四俣 正俊

愛知工業大学大学院 学生員 ○ 寺西 隆司

み合わせた以下の方式を試みた。

1. はじめに

ニューラルネットワークを使用した流出解析の弱点として学習未経験のタイプの入力に対する予測結果が悪いことが挙げられる¹⁾。特に未経験ピーク流量の予測（以後、外挿予測と呼ぶ）は著しく不良であることが多い。

筆者等は流出解析に、時系列パターンを処理するのに優れているリカレント型ネットワークを使用しているが、本研究では、フィードバック部分のネットワーク構造を変えたモデルをいくつか検討することにより、外挿予測の精度の改善を試みた。

2. 流出解析用ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、既知の入力-出力セットの学習によってネットワーク内部の定数（重み、しきい値）を調整し、入力から出力を算出するシステムを構築するというものである。

2-1. 入力と出力

入力は流域内5地点の雨量データに6時間累加処理を施した計30個。最終的な出力は流量1個である。これにフィードバック用の出力として過去数時間分の流量の時間変化量を付け加えた（図1）。

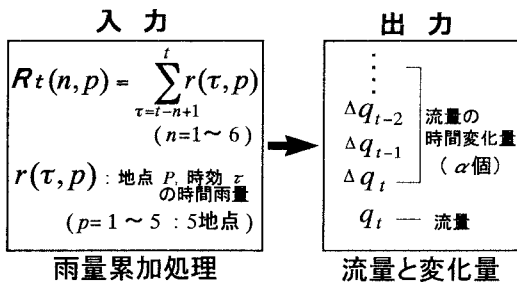


図1. 入力値と出力値

以上、入力層30個×中間層16個×出力層 $1+\alpha$ 個による3層の階層型ネットワークを基本にした。

2-2. ニューラルネットワークモデル

流出量計算用のニューラルネットワークにおいては、雨量だけでなく、少し前の流量を入力に用いると学習が早く終了し精度も非常に良くなる。そこで、これまで用いてきた中間層をフィードバックさせる *Elman* 型のネットワークに、出力層をフィードバックさせる *Jordan* 型のリカレント型ネットワーク²⁾を組

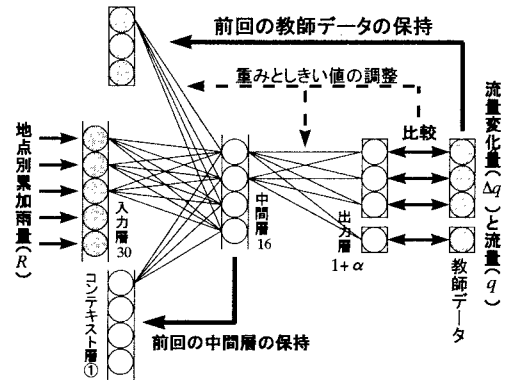


図2. 学習用ネットワーク

学習用ネットワーク（図2）は、中間層のフィードバックのみの *Elman* 型モデルで、入力に前回の実測流量である教師データをフィードバックさせて学習をする。つまり実際には、入力層30個に出力層 $1+\alpha$ 個が加わる。

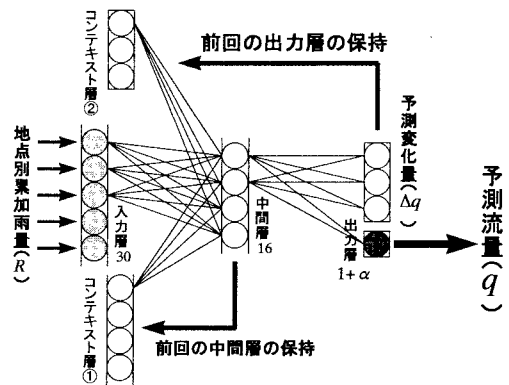


図3. 予測用ネットワーク

そして予測計算（図3）では、実測流量の代わりに出力層の予測流量をフィードバックさせてコンテキスト層とする。通常、コンテキスト層の初期値は、0から始まるが、ここでは基底流量を使用することにした。流量の時間変化量は、基底流量一定として0から始める。

この方式は、学習の段階では、入力に実測流量（教師データ）を用いるが、出来上がったネットワークを用いた予測計算においては、雨量のみの入力から結果

を求めることができる。

3. 対象出水

対象流域として、愛知県の中央を流れる庄内川上流部の多治見流域（流域面積 367km^2 ）を選定した。多治見地点の流量と流域内5地点の雨量データを使用し、過去の洪水出水の中から学習及び評価に使用する出水（表1）を選出した。

表1. 学習および評価用出水データ

水防レベル	学習用出水 (m^3/s)	評価用出水 (m^3/s)	
出動($3.70\text{m} \Rightarrow 950\text{m}^3/\text{s}$)		1991/9/17 (1080)	↑ 外挿
警戒($3.20\text{m} \Rightarrow 670\text{m}^3/\text{s}$)		1989/9/1 (840)	
通報($2.50\text{m} \Rightarrow 360\text{m}^3/\text{s}$)		1990/9/19 (510) 1996/7/7 (450)	
	1989/6/27 (340)		
	1988/6/1 (220)	1991/6/13 (310)	
		1990/6/14 (130)	
	1992/9/25 (100)		

多治見地点における通報水位レベル以下の流量の出水（最大 $340\text{m}^3/\text{s}$ ）を学習用として用い、それ以上の出水を外挿予測評価用として使用した。

4. 計算結果

出力層をフィードバックさせない通常 (Elman) のリカレント型モデルによる方式と、出力層もフィードバックする方式（以後、組み合わせ方式と呼ぶ）を比較する。組み合わせ方式については、フィードバックさせる出力層を、流量（1個）と流量の時間変化量（3個）の両方、流量のみ（1個）、変化量のみ（3個）と変え、その影響を考察する。

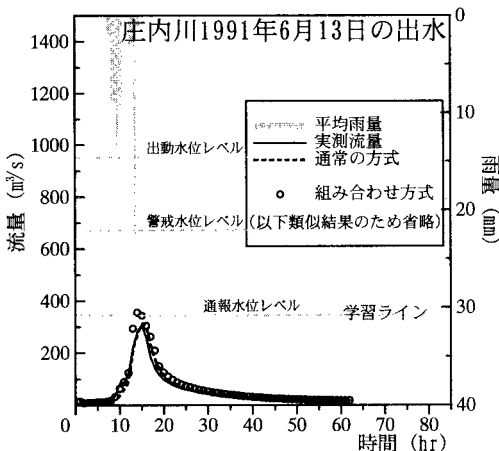


図4. 学習最大流量以下の出水の予測

学習最大流量以下の出水の予測については、いずれの方式においても大きな誤差が生じることはなく、良好な結果が得られた（図4）。

外挿予測の例を図5・6に示す。通常のリカレント型モデルを使用した方式では、出水の規模が大きくなるにつれ、ピーク流量の誤差が大きくなる結果となった。これに対し組み合わせ方式を用いた計算では、出水の規模に関係なく、比較的良好な予測が実行できた。特に流量の時間変化量のみのフィードバックでは、ピーク流量にかなり近い結果が得られた。

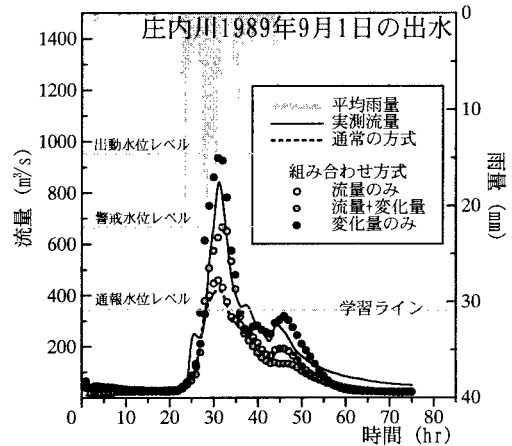


図5. 外挿予測1

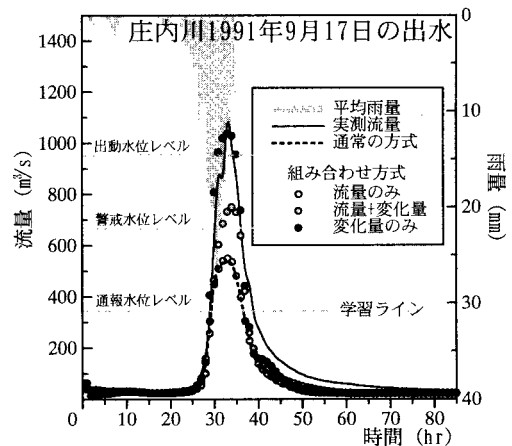


図6. 外挿予測2

5. まとめ

今回、流量の時間変化量をフィードバックして入力層に戻すことによって外挿予測でのピーク流量の改善ができた。また学習時間が短くなる効果も得られた。

参考文献

- 1) 自然災害シンポジウム(1993)ニューラルネットワークによる流出解析—外挿の試み 四俣正俊・山田正 著
- 2) ニューロ・ファジィ・カオス 合原一幸 編集
- 3) 流出解析法 菅原正巳 著
- 4) 入門と実習ニューロコンピュータ 中野馨・飯沼元・他 著
- 5) 庄内川洪水予測マニュアル 建設省庄内川工事事務所 編集