

ニューラルネットワークを用いた流出計算-重みについて

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 ○ 安藤大介

1. はじめに

流出計算に用いられる手法は古くから数多く考えられている。しかしながら降雨と流出との複雑な関係から流出モデルの決定版はなかなか見つからず、かなり古いモデルも使われているのが現状である。一方、ニューラルネットワークは入出力関係が明らかでない現象をブラックボックス的に表現することが可能という特徴が注目され、この2、3年流出解析に取り入れられてきた。

本研究はニューラルネットワークを流出計算に適用した際得られたネットワークの各ユニット間の結合の強さ(重み)を調べ、これを新たなネットワーク構築の入力の選択に利用して、学習時間の短縮および予測精度の向上を図ろうとするものである。

2. ネットワークと学習パターン

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を調整し、入力から出力を算出するシステムを築こうというものである。我々の流出計算では降雨を入力、流量を出力としている。これまでの研究よりネットワークに学習データを与える際、データの前処理が非常に重要である事が分かっている。我々のところで比較的成功的な前処理は、出力は流量をそのまま使い、入力の雨量を次のように変換する方法である。

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

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

ただし、 I_i ; 1つの雨量計について*i*番目の入力、

R_{-t} ; *t*時間前の時間雨量

I_i を累加雨量と呼ぶ。今回は、A~Dの4つの雨量計で*i* = 1~6とし、時刻*t* = 0の流量を予測するネットワークを出発点とする。これを図-1に示す。なおここでは時系列に適しているといわれるリカレント型のネットワークを使用し、中間層(隠れ層)の数は入力層ユニットの半分にした。

3. 重みについて

図-1のネットワーク(aとする)の学習で得られた入力-中間層、中間-出力層の各ユニット間の重みを図-2に示す。左から右に入力層のA-1からD-6、上から下に中間層の1より12まで、また右端には中間層から出力層につながる各ユニット間の重みを興奮(●)と抑制(■)で表示した。●と■の大きさは重みの大きさを表す。表-1は、各入力層ユニット毎に取った、中間層ユニットへの結合の重みの2乗和と絶対値の和を示す。

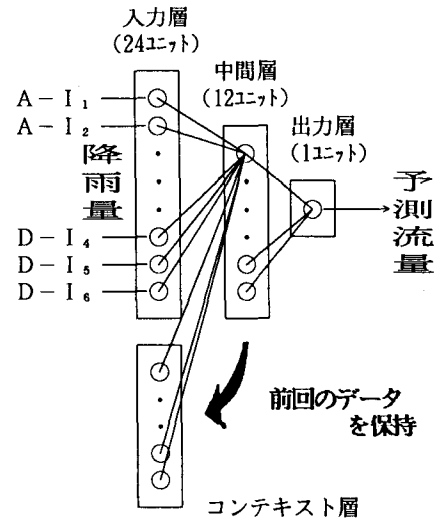


図-1. リカレント型ネットワーク

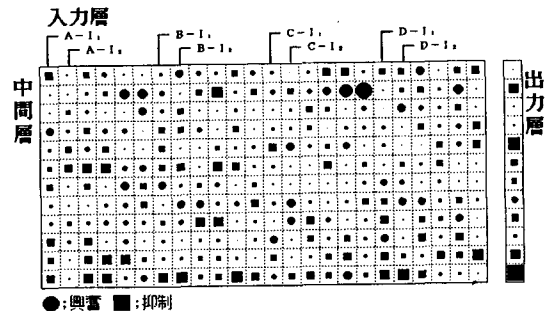


図-2. ネットワークの各ユニット間の重み

ネットワーク内のある層のニューロンは、前の層から受け取った信号に結合度に応じた重みを乗じて和を取り、この和を閾値処理して次の層のニューロンに出力する。今回は手始めとして、入力-中間層の重みのみに着目する。表-1から入力ユニットA-2、B-6はネットワークに対してあまり大きな影響を与えていないのではないかと考え、この2つの入力値を取り除いたネットワークを作成し学習を行った(b)。

4. 計算結果

入力を減らしたネットワークbは、24個の入力全部を用いたネットワークaの約1/12の時間で学習を終了した(許容誤差 $5.0\text{ m}^3/\text{s}$)。学習に用いていない洪水でa, bのネットワークを評価(予測)したものを図-3に示す。bの予測精度はaに対して遜色がないことが分かる。次に学習に用いたものより大きな洪水を予測した(図-4)。a, bとも明らかに予測値が低い。これはニューラルネットワークが外挿を苦手としているためである。実測値からかなり離れてしまっているが、この場合でもbがaと同程度の予測をすることは明らかである。

5. まとめ

必要以上の入力データは、最終的に無視されてとしても、ネットワークの学習に悪影響を及ぼすと考えられる。これまでは試行錯誤で適切な入力を選んでいたが、今回ネットワークのユニット間の結合の強さを用いて不要な入力の削除を試みた。24個の入力の中から僅か2個を捨てることにより、精度の低下なしに、1/10以下という学習時間の大幅な短縮が実現できた。

ここで得られた結果を逆に言えば、24個中わずか2つの余分なデータがある為に10倍もの無駄な時間を学習に費やすという事態が起こり得るということである。入力層の軽量化はまだ始めたばかりであり、今回の結果では精度を上げるまでには至っていない。そして実は逆にもっと増やすべき入力があるのかも知れない。そのようなケースに対しては、今回の削除の方法は役に立たない。しかし、多すぎる入力をチェックする方法について、一つの客観的な方向が示唆されたと考えている。

表-1. 各入力ユニットの中間層への影響度

入力No.	2乗和	絶対値和
A-1	5.80	7.48
A-2	2.52	4.61
A-3	6.81	8.40
A-4	5.79	7.16
A-5	5.34	6.95
A-6	5.05	6.39
B-1	4.85	7.08
B-2	5.70	7.24
B-3	4.22	6.41
B-4	6.72	7.70
B-5	4.71	6.13
B-6	3.11	5.26
C-1	3.87	6.10
C-2	4.13	5.71
C-3	3.74	5.81
C-4	4.95	6.55
C-5	7.20	7.58
C-6	6.54	6.82
D-1	6.04	7.43
D-2	5.12	6.46
D-3	5.47	7.33
D-4	3.58	5.94
D-5	5.82	7.63
D-6	4.89	5.54

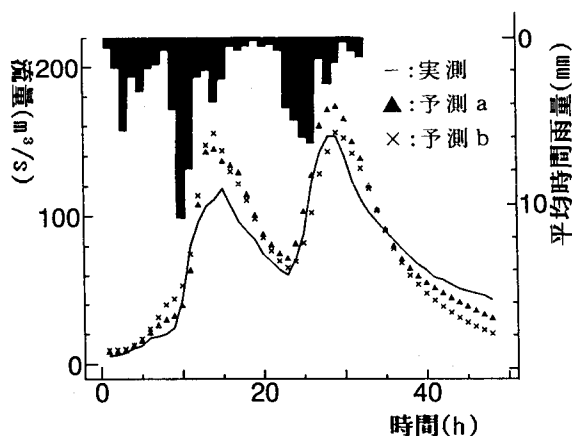


図-3. 1時間流量予測

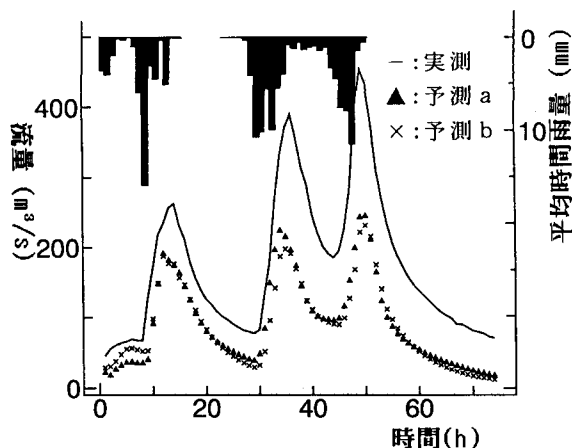


図-4. 学習にない大流量予測