

降雨が流出に影響を及ぼす日数の ANN^{*}を利用した推測

Estimation of Influential Period of Rain on Discharge Using ANN

山田 幸寿[†]

四俵 正俊^{††}

YAMADA, Yukihisa SHIDAWARA, Masatoshi

Abstract : Groundwater runoff is originated from the rain of the past. The influential period of rain on groundwater runoff is said to be from one month to one year. The authors carried out long term runoff estimation for Shonai River Basin, Chubu, Japan by means of artificial neural networks (ANN). The period of strong influence of rain on the runoff was sought by comparing the accuracy of estimations with various periods of rain used as inputs of ANN. One month was found probable as the influential period of rain on Shonai River long-term runoff in normal years.

1 はじめに

1・1 目的

地下水流出に大きな影響を与える降雨は、短いもので過去1ヶ月、長いもので過去1年間程度の間降ったものと言われている¹⁾。この期間を推定するには、雨量、流量データの統計的処理²⁾や、流出水の化学成分の分析³⁾などが考えられるが、決定的な方法はない。ここでは、種々の日数まで遡った降雨から流量を算定する流出解析を、ニューラルネットワークによって行い、算定された流量の精度を比較する。算定された流量の精度が最も良い時、その算定に使用した降雨の期間が、基底流出に影響を及ぼす期間であると推測する。ニューラルネットワークの1つの使い方として、このような方法を試みる。

1・2 流出過程

流域に降った雨水は、図1-1のように様々な経路を経て河川に流出する。地表に降った雨水は、地中に浸透する。降雨強度が、浸透能より大きい時には、浸透しきれない雨水は、地表面を流下する。地中に浸透した水は、間隙を満たしながら下方へ移動する。一般に、地層は、地表付近には、間隙の大きい透水性の高い層があり、その下に透水性の高い層や低い層が互層をなしている。透水性の低い層に達した水は、更に下方へ浸透するが、一部は、地層に沿って流れる。この側方浸透流は、地表面からの降雨の供給を受け、流下するにつれて、徐々に水深を増し、ついには、地表面に現れ、地表流になる。更に下方へ浸透した水は、地下水面に達し、地下水流となり、やがて一部は、河川に流出する。この地下水流出は、流量変化の少ない安定した成分で、無降雨時にも存在する河川の基底流を構成する。以上のように雨水から地下水流となって河川に流出するまでの経路は、たいへん複雑であり、物理的モデルによる解析は、容易

[†] 愛知工業大学大学院建設システム工学（豊田市）

^{††} 愛知工業大学工学部土木工学科（豊田市）

※ANN: artificial neural networks

ではない。ここでは、ブラックボックス的に降雨と流量の関係を解析できるニューラルネットワークを用いた。

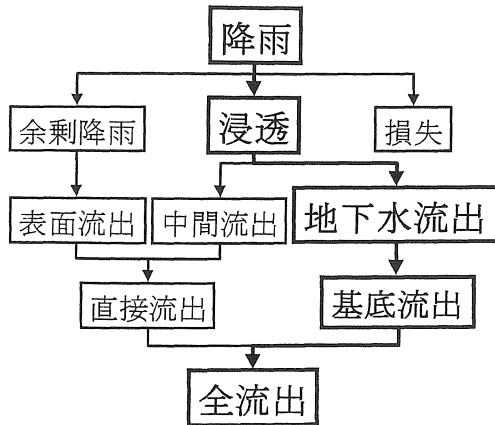


図 1-1 流出過程

2 解析対象流域

2.1 対象流域

本研究の対象流域は、岐阜県と愛知県の一部を流れる庄内川流域 (図 2-1) とした。庄内川は、全長 96km であり、流域面積は、1041km²である⁴⁾。また、愛知県を貫流する河川としては、矢作川に次ぐ河川で、豊川とならで愛知県の三大河川の1つである。そして、流域の形状は、細長い長方形である。

また、雨量観測地点は、名古屋と大川を使用し、流量観測地点は、枇杷島を使用している。枇杷島地点は、河口から 16km の場所にあり、この地点に対する流域面積は、705 km²である。これは、新川と堀川流域を除いた範囲であるが、庄内川本流域のほぼ総流出量が観測できる地点と言って

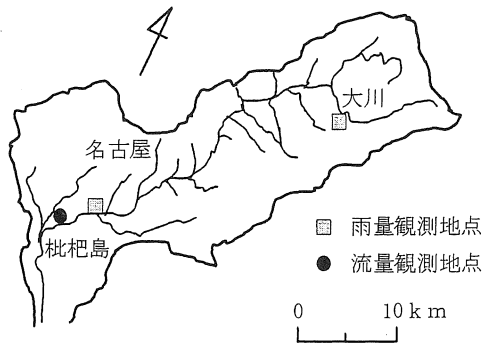


図 2-1 庄内川流域

よい。また、庄内川流域には、建設省の流量観測所が、いくつかある。しかし、比較的早くから資料が整っていて建設省河川局の流量年表に印刷公表されているのは、枇杷島地点のみである。

2.2 対象期間

本研究で解析に使用した期間は、1987 年から 1994 年^{5) 6)} の 8 年間である。

3 流出解析用ニューラルネットワーク

流出解析には、図 3-1 に示す入力層・中間層・出力層から構成された、3 層の階層型ネットワークモデルを使用した。

まず学習では、雨量を入力層に、流量を教師データに与える。そして、雨量を入力した入力層から、中間層を経て、出力層へ至る。出力層へ至った時点で、雨量は、流量へと変換されている。算定された流量と、既知である流量を比較する。この時点では、2 つの流量には、大きな誤差が生じているが、その誤差を減少させる方向で、重みとしきい値を調整する。調整された重みとしきい値を使用して、再度、入力層から出力層へと計算をする。誤差が、指定された範囲内に収まると計算終了となる。この過程をニューラルネットワークの学習と呼ぶ。

雨量実測値を入力層に与え、学習によって調整した重みとしきい値を使用して、出力層へ流量予測値を算定させる。この過程をニューラルネットワークの流量の予測と呼ぶ。

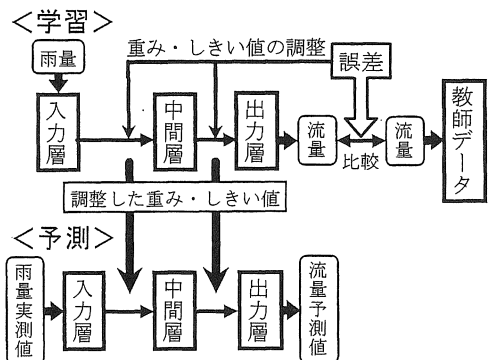


図 3-1 流出解析用ニューラルネットワーク

4 前処理

4・1 必要性

扱うデータの重要でない部分を排除できれば、ニューラルネットワークの性能を多くの場合、向上させることができると考えられる。そのためには、入出力データの適切な前処理が、重要だと言われている⁷⁾。また、扱うデータの分布に偏りがあると、ニューラルネットワークは低下する。そこで、扱うデータの分布の偏りを平均的に分布させる必要がある⁸⁾。そのために入出力データの前処理を行う。

4・2 流量の前処理

4・2・1 正規化

流量データは、桁の大きさが、広範囲に及ぶ。最大値が、ネットワークの範囲を超えることを避けるために正規化すれば、小さな値の変化は、誤差として失われる可能性がある⁹⁾。しかし、本研究では、流量の小さい値が重要となる。よって、流量データの対数を取り、その範囲を調整すれば、大きな値は、小さい値よりも大きく圧縮されるので、小さい値が、重要視され、データ値に依存せず正規化できる。

4・2・2 流量実測値

1988年から1994年の観測流量ハイドログラフを、図4-1に示す。

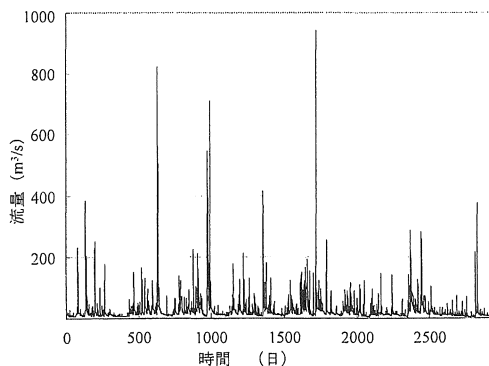


図 4-1 流量実測値のグラフ

4・2・3 実測流量値の最大値と最小値

流量の最小値は、 $2\text{m}^3/\text{s}$ であり、最大値は、 $942\text{m}^3/\text{s}$ である。また、ニューラルネットワークの計算で使用できる最小値は、0 であり、最大値は、1 である。よって、 $1\text{m}^3/\text{s}$ を 0 付近にし、 $1000\text{m}^3/\text{s}$ を 1 付近に正規化をする。正規化した流量実測値のヒストグラムを、図4-2に示す。

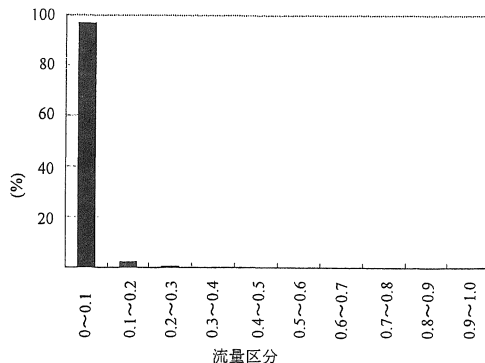


図 4-2 正規化した流量実測値のヒストグラム

4・2・4 常用対数による前処理

流量実測値データの分布は、偏りが大きいので、式4-1のように常用対数を用いて前処理を行う。この前処理の結果を図4-3に示す。このデータの分布をヒストグラムで表すと、図4-4のようになる。これは、図4-2よりも、偏りは、小さい。

$$\text{計算値} = \frac{\text{Log}_{10}(\text{実測流量値}) + 0.5}{4} \quad \dots \text{式 4-1}$$

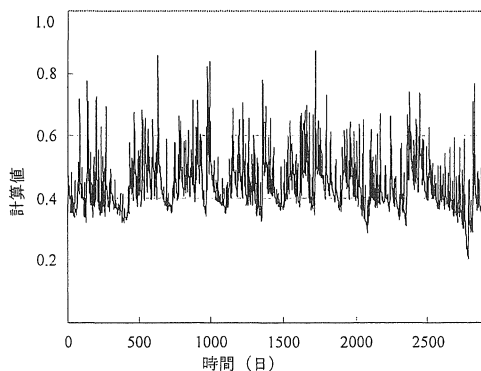


図 4-3 流量実測値の常用対数による前処理

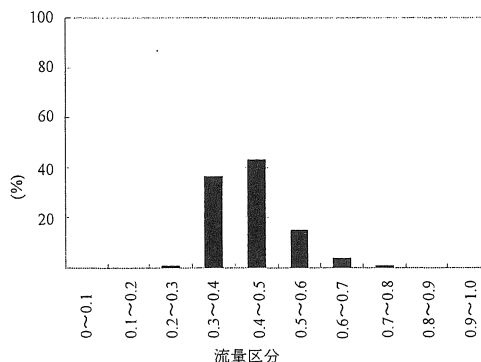


図 4-4 流量実測値の常用対数を用いて前処理した結果のヒストグラム

4・3 雨量の前処理

4・3・1 雨量の累積処理による前処理

どのような方法で降雨を, 入力層へ入力すれば, 雨量と流量の関係を適切に表現できる学習ができるのか, 様々な方法で検討した. その結果, 入力の前処理には, 雨量の累積処理を用いることにする. 例として, 観測地点1地点のみの場合の, 過去7日間の降雨を用いる場合の累積処理の方法を, 図4-5に示す. 1個目のユニットには, 流量の1日前のみの雨量を入力する. 2個目のユニットには, 流量の1日前と2日前の雨量の合計を入力する. 3個目のユニットには, 流量の1日前から3日前の雨量の合計を入力する. 4個目のユニットには, 流量の1日前から7日前の雨量の合計を入力する.

ただし, 実際の学習では, 雨量観測地点は, 2地点である. よって入力層のユニット数は, 8個となる.

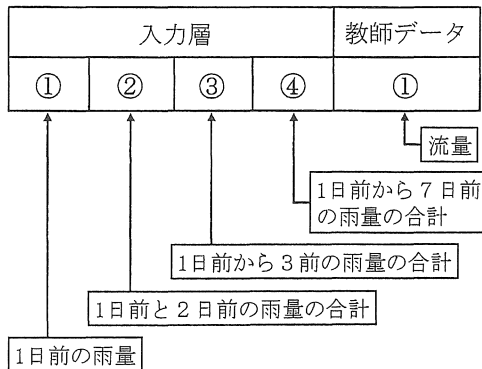


図4-5 雨量の累積処理による前処理

4・3・2 日雨量累積処置による前処理

本研究の目的は, 降雨が, 河川流出に影響を及ぼす日数の検討であるため, 入力として, 過去7日間の雨量を用いるものから, 過去1ヶ月・2ヶ月・3ヶ月・12ヶ月間の雨量を用いるものまで, 計5種類のネットワークを作ってその性能を比較した. 表4-1に, 各ネットワークにおける, 入力層の各ユニットの雨量累積日数を示す. この表で, ネットワークが1ヶ月と書いたのは, 過去1ヶ月間の雨量を用いたネットワークという意味である. そして, 雨量累積日数が7というの, 1日前から7日前までの雨量の合計を入力することを意味する.

表4-1 入力層の各ユニットの雨量累積日数

ネット ワーク	ユニット番号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
7日	1	2	3	7						
1ヶ月	1	2	3	7	15	30				
2ヶ月	1	2	3	7	15	30	45	60		
3ヶ月	1	2	3	7	15	30	60	90		
12ヶ月	1	2	3	7	15	30	60	90	180	360

5 解析結果の検討

5・1 解析結果検討の対象流量

本研究の目的は, 降雨が河川流出に影響を及ぼす日数を検討するものなので, 基底流出の影響が大きい流量の予測精度を検討する必要がある. そこで, 解析結果の精度を検討する流量は, 平水流量以下とした. 平水流量とは, 1年のうち185日は, この流量を下回らない流量と定義されている. 本研究の解析に使用している1987年から1994年までの8年間の平均平水流量は, 15.61m³/sであり, 15.61m³/s以下を解析結果検討の対象流量とした.

5・2 Root Mean Square

解析結果の精度を数値で表すため, 本研究では, 15.61m³/s以下の流量について, 式5-1に示すRMS(Root Mean Square)¹⁰⁾を使用する. 以下, RMSを予測誤差と呼ぶことにする.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum (\text{予測流量値} - \text{実測流量値})^2}{\text{合計日数 (日)}}} \dots \text{式 5-1}$$

5・3 学習する流量の制限

ニューラルネットワークの学習について, 全ての流量と, それに対応する雨量を学習させた訳ではない. 全てを学習させると, 少ない流量の流出過程と大きい流量の流出過程の両方ともを, 学習することになる. つまり, 基底流出の影響が大きい流出過程, 降雨の表面流出の影響が大きい流出過程の両方とも学習することになる. これでは, ニューラルネットワークの学習が, 両方の流出過程に対応した重みとしきい値を設定してしまうことになる. そこで, 学習する流量に制限を設定することにした.

表5-1は, 式4-1を使用して流量を正規化した

場合の、学習する流量の上限と予測流量 $15.61\text{m}^3/\text{s}$ 以下に対する予測誤差の表である。ただし、学習と予測の組合せは、1988年から1994年の内の1年間のみ学習し、学習で使用していない年全てを、予測した。この表によると、 $15.61\text{m}^3/\text{s}$ 以下の予測流量の精度に関しては、学習する流量の上限は、 $30\text{m}^3/\text{s}$ が最も良い。よって、学習には、 $30\text{m}^3/\text{s}$ 以下の流量と、それに対応する雨量のみを使用することにする。

表 5-1 学習する流量の上限と予測誤差

	学習する流量の上限 (m^3/s)				
	20	25	30	35	40
予測誤差	3.81	3.56	3.1	3.38	3.56

6 解析結果

6・1 1年間の学習

6・1・1 学習年と予測年の組合せ

学習方法として、1988年から1994年の内の1年間のみ学習させた方法で解析を行った。学習した年は、予測には、使用していない。解析結果を判断する予測誤差は、すべての組合せの平均予測誤差とする。

6・1・2 解析結果

図 6-1 は、 $15.61\text{m}^3/\text{s}$ 以下の流量を対象とした、横軸を影響日数、縦軸を予測誤差にとったグラフである。ただし、横軸の影響日数とは、以下のように仮定した。入力として、過去7日間の雨量を用いるものから、過去12ヶ月間の雨量を用いるものまで、計5種類のネットワークを使用している。よって、この5種類の日数を、影響日数と呼ぶことにする。つまり、影響日数360日とは、過去12ヶ月間の雨量を入力として用いたということである。

影響日数が7日間で1ヶ月の平均誤差を比べてみると、急激に予測誤差が良くなっていることがわかる。基底流出の影響が大きい流量については、過去1ヶ月間の降雨が、基底流出に大きく影響している可能性があると考えられる。

影響日数が1ヶ月から1年の平均誤差を比べてみると、除々に予測誤差が悪くなっていることがわかる。過去1ヶ月間の降雨が、基底流出に大きく影響している可能性があり、過去2ヶ月間から1年間の降雨の影響は、小さく、その期間の降雨

は、誤差に埋もれていると考える。

以上より、降雨が、基底流出に強く影響を及ぼす日数としては、1ヶ月であると推測できる。

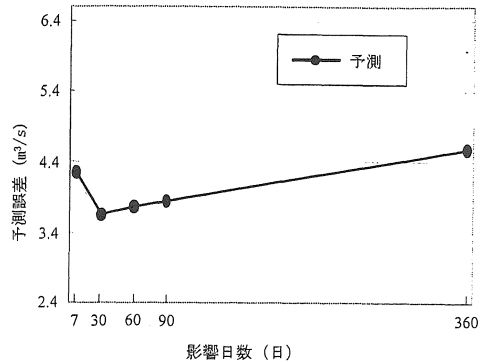


図 6-1 1年間の学習による予測誤差

6・2 複数年の学習

6・2・1 学習年の組合せ

表 6-1 は、解析に使用している観測年の洪水年と渇水年の判別表である。表中の平均値は、雨量に関して名古屋地点は、過去70年間、大川地点では、過去28年間の平均の年降水量であり¹⁾、流量に関して枇杷島地点は、過去56年間の平均の年流量である²⁾。各観測値から判断して、平均より大きい観測値の場合を、洪水年、平均より少ない観測値の場合を、渇水年と呼ぶことにした。ただし、1988年に関しては、各観測値は、平均値とほぼ同値で、しかも、前年1987年が平均値よりかなり少なかったため、渇水年とした。学習方法として、1988年から1994年の内、渇水年と洪水年の2年間を一度に学習させた方法、渇水年のみ2年間を学習させた方法、洪水年のみ2年間を学習させた方法の計3種類で解析を行った。

表 6-1 観測年の洪水年と渇水年の判別表

	観測地点	平均	観測年							
			1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994
年雨量(mm)	大川	1978	1625	1970	2514	2165	2246	1731	2099	1242
	名古屋	1484	996.6	1624	1582	1691	1929	1322	1715	1074
年流量(m^3/s)	枇杷島	9519	7489	9783	12883	10306	12396	7971	10726	5279
判定			渇水	渇水	洪水	洪水	洪水	渇水	洪水	渇水

6・2・2 学習年と予測年の組合せ

表 6-1 から、2年間のデータを用いて学習した場合の学習年と予測年の組合せを表 6-2 に示す。解析結果を判断する予測誤差は、学習が、渇水年と洪水年の組合せの場合は、予測年のすべての平均予測誤差と、予測年を渇水年と洪水年にわけた

平均予測誤差の2種を示す。また、学習が、渇水年のみの組合せの場合は、予測年を渇水年と洪水年にわけた平均予測誤差とする。学習が、洪水年のみの組合せの場合も、予測年を渇水年と洪水年にわけた平均予測誤差とする。学習した年は、予測には、使用していない。

表 6-2 学習年と予測年の組合せ

学習	予測	
	渇水	洪水
渇水+洪水	渇水	洪水
渇水+渇水	渇水	洪水
洪水+洪水	渇水	洪水

6・2・3 渇水年と洪水年の組合せの学習

図 6-2 は、渇水年と洪水年を学習し、横軸を影響日数、縦軸を予測誤差にとったグラフである。ただし、予測誤差は、全ての予測年の平均とする。

図 6-2 の渇水年と洪水年の2年間の学習による予測のグラフは、図 6-1 の1年間の学習による予測と似ている。

よって、降雨が、基底流出に強く影響を及ぼす日数としては、1ヶ月であると推測できる。

また、この2年間の学習方法は、1年間の学習方法より、予測誤差が全体的に良いことがわかる。

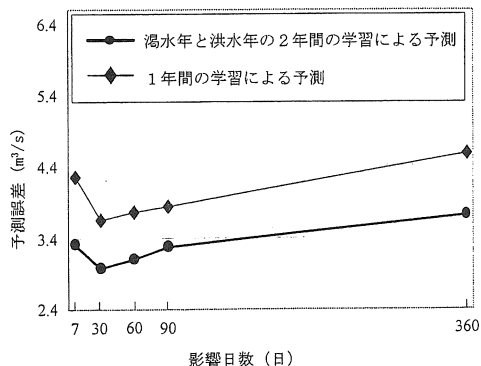


図 6-2 渇水年と洪水年の学習による予測誤差①

図 6-3 は、渇水年と洪水年を学習し、横軸を影響日数、縦軸を予測誤差にとったグラフである。予測誤差が2種類あるのは、予測する年を渇水年と、洪水年と区別したためである。

渇水年の予測精度は、洪水年の予測精度と比べると、全体的に良くない。これは、学習に渇水年と予測年の両方を使用しているため、ニューラルネットワークが、渇水年より洪水年に対応した偏

った重みとしきい値を設定し可能性がある。この理由として考えられることは、渇水年に比べて洪水年の方が、入力層と教師データに入力する各値が、大きい。そして、ニューラルネットワークは、大きい値に大きく影響されて、2つの係数を設定してしまう傾向がある。よって、これが、渇水年の予測精度を悪くした原因ではないかと考える。

洪水年の予測は、図 6-1 の1年間の学習による予測と似ている。

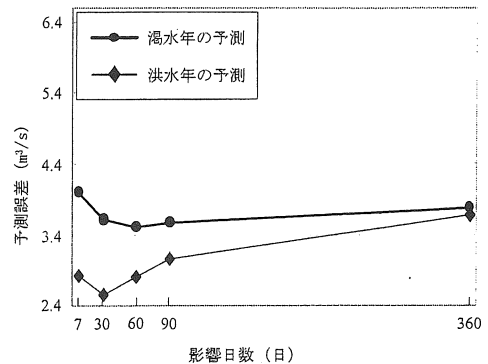


図 6-3 渇水年と洪水年の学習による予測誤差②

6・2・4 渇水年のみの学習

図 6-4 は、渇水年のみを学習し、横軸を影響日数、縦軸を予測誤差にとったグラフである。予測誤差が2種類あるのは、予測を学習と同じ流出過程である渇水年と、そうでない洪水年と区別したためである。

学習と同じ年である渇水年の予測誤差は、影響日数が7日間と1ヶ月の平均誤差を比べてみると、予測誤差が良くなっていることがわかる。これは、基底流出の影響が大きい流量については、過去1ヶ月間の降雨が、基底流出に大きく影響している可能性があると考えられる。影響日数が1ヶ月から3ヶ月の予測誤差を比べてみると、少しずつ悪くなっているものの、ほぼ横ばいである。渇水年の場合は、降雨が少ないために、土壌中が乾燥しており、土壌中への浸透の割合が大きい。つまり、降雨は、表面流出より地下水流出へ影響を与える割合が大きくなる。よって、降雨の地下水流出へ至る量が多くなれば、基底流出へ影響を及ぼす期間が長くなるのではないだろうか。そのため基底流出の影響が大きい流量について、過去1ヶ月間から3ヶ月間の降雨が、流出に大きく影響している可能性があると考えられる。

学習と違う年である洪水年の予測は、渇水年の予測より精度が悪い。学習に渇水年を使用しており、予測する洪水年の流出過程と異なっているため、ニューラルネットワークが、上手く予測できなかったと考える。

以上より、降雨が、基底流出に強く影響を及ぼす日数としては、渇水年の場合は、1ヶ月から3ヶ月であると推測できる。

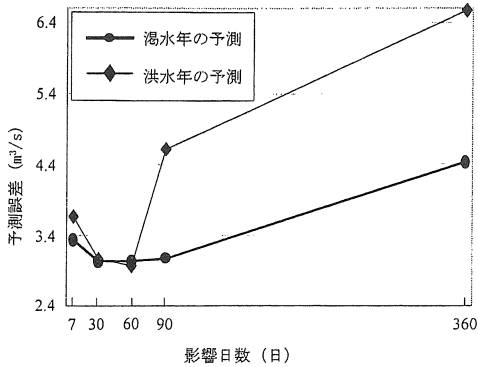


図 6-4 渇水年だけの学習による予測誤差

6・2・5 洪水年だけの学習

図 6-5 は、洪水年だけを学習し、横軸を影響日数、縦軸を予測誤差にとったグラフである。予測誤差が2種類あるのは、予測を学習と同じ流出過程である洪水年と、そうでない渇水年と区別したためである。

この図より、図 6-4 と同様に、学習と異なる年である渇水年の予測精度は、学習と同じ年である洪水年の予測精度より悪い。

また、洪水年だけを学習した図 6-5 は、渇水年と洪水年を学習した図 6-3 と似ている。学習方法が、渇水年と洪水年の学習と洪水年だけの学習について、両者の予測誤差の分布に同じような傾向

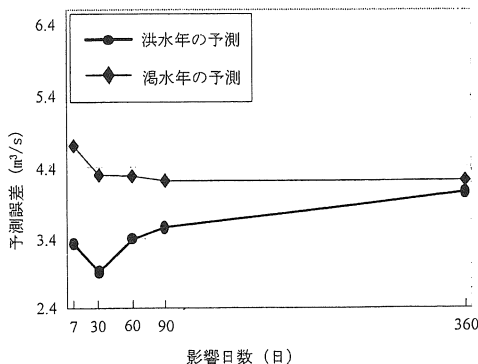


図 6-5 洪水年だけの学習による予測誤差

があることから、6・2・3 で示したように、やはり、ニューラルネットワークは、大きい値に大きく影響されて、2つの係数を設定してしまう傾向があると考えられる。

6・3 学習方法の違いと予測誤差

図 6-6 は、渇水年と洪水年の2年間の学習による予測、同じ流況の2年間の学習による同じ流況の予測、1年間の学習による予測、計3種類の学習方法と予測誤差を比較したものである。全体的に予測誤差の少ない学習方法は、渇水年と洪水年の2年間の学習したものであることがわかる。

ただし、影響日数1ヶ月に限っては、同じ流況の2年間の学習による予測の予測誤差が最も少ないが、この学習方法には、欠点がある。それは、実際に、予測する場合、予測する年が、渇水年か、洪水年かを、事前に判断する必要がある。しかしながら、この判断は、実際には、難しい。よって、本研究において、最も妥当な学習方法は、渇水年と洪水年の2年間の学習である。

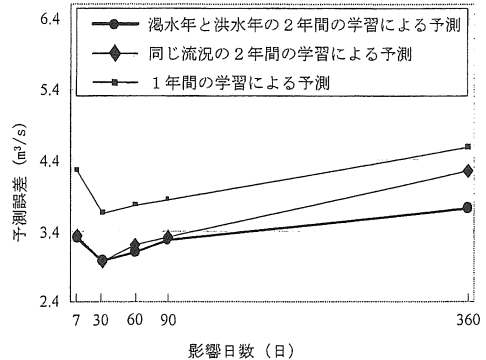


図 6-6 学習方法の違いと予測誤差

7 まとめ

本研究は、降雨が、基底流出に影響を及ぼす日数を検討した。ニューラルネットワークを利用した解析結果から、庄内川においては、その日数は、過去1ヶ月間までの降雨が、最も強く影響しているものと推測することができる。

しかし、渇水年に限ってであるが、降雨が、基底流出に影響を及ぼす日数として、過去1ヶ月から3ヶ月間と通常より長く影響しているものと推測することができる。

参考文献

- 1) 岩佐義朗: 河川工学, 49-50, 森北出版, 東京都, 1982.
- 2) 地下水ハンドブック編集委員会: 地下水ハンドブック, 33-47, 株式会社建設産業調査会, 東京都, 1979
- 3) 地下水ハンドブック編集委員会: 地下水ハンドブック, 131-149, 株式会社建設産業調査会, 東京都, 1979
- 4) 建設省中部地方建設局庄内川工事事務所: 庄内川流域史, 136, 建設省中部地方建設局庄内川工事事務所, 愛知県, 1982.
- 5) 建設省河川局: 雨量年表昭和62年-平成6年, 雨量年表, 35-42, 139, 1986-1996
- 6) 建設省河川局: 流量年表昭和62年-平成6年, 流量年表, 40-47, 238, 1986-1996
- 7) PHILIP D.WASSERMAN: ニューラル・コンピュータリング上級編, 260, 森北出版, 東京都, 1998
- 8) 富士通株式会社: ニューロシステム構築ガイド, 50, 富士通株式会社, 東京都, 1990
- 9) PHILIP D.WASSERMAN: ニューラル・コンピュータリング上級編, 263-264, 森北出版, 東京都, 1998
- 10) 阿部重夫: ニューラルネットワークとファジィシステム, 54, 近代科学社, 東京都, 1995
- 11) 建設省河川局: 雨量年表平成6年, 雨量年表, 42, 254-255, 1996
- 12) 建設省河川局: 流量年表平成6年, 流量年表, 47, 418-419, 1996

(受理 平成12年3月18日)