

ニューラルネットワークと情報量基準による 渇水期日流量予測の研究

Prediction by neural network and information criterion
on daily inflow in a dry season

長尾正志*・田沢孝和**・佐野正嗣***・鈴木正人****

By Masashi NAGAO, Takakazu TAZAWA, Masasi SANO and Masato SUZUKI

This study aims at the prediction of daily inflow into a reservoir area by neural network model and information criterion (e.g., AIC) in a dry season. The calculation of network is carried out by the back propagation learning with a modified moment method. Comparison with this method and the usual linear regression method shows that neural network is effective in the reduction of error variance and in the increase of correlation between the estimation and observation of inflow data

Keywords : prediction, neural network, information criterion, daily inflow, dry season

1. 研究目的と計算手法

1. 1 研究目的 利水用貯水池への流入量の予測は合理的な流水運用の基礎である。特に1994年の大渇水や1995年の夏までの水不足の事態に対して、その重要性は十分に認識された課題である。その際に、流量・雨量などの入力情報を用いた物理的・確率的なアプローチもあるが、前者では必ずしも物理的な因果関係が明確でなかったり、流域を総合した物理定数の決定などに曖昧さが残る。また、後者では時系列解析などの手法が通常とられるが、その確率的な構造選定などの問題がある。これらの難点を解消するために、近年関連分野で、ニューラルネットワークの応用が種々提案されている^{1)~6)}。

これらはいずれも新しい技術の開発を意図した先進的な研究であるが、ネットワーク構造の選定や他の手法との比較など、残された問題も多く存在する。そこで、この研究では階層型ニューラルネットワークを渇水期の日単位での貯水池流入量の予測に適用した結果を報告する。特に、定数学習の方法、ネットワーク構造の選定にAICなどの情報量基準の利用、および上流域降水量資料の勘案の有無による結果の相違、線形回帰モデルとの比較などを中心に記述している。

* 正会員 工博 名古屋工業大学教授 工学部社会開発工学科
(〒466 名古屋市昭和区御器所町)

** 学生会員 名古屋工業大学大学院 (同上)

*** 学生会員 名古屋工業大学大学院 (同上)

**** 正会員 工博 岐阜工業高等専門学校講師 環境都市工学科
(〒601-04 岐阜県本巣郡真正町)

1. 2 誤差逆伝播法における問題とその改良

教師信号付きの入力層、中間層、出力層からなる階層型のニューラルネットワークにおける定数計算には、誤差逆伝播法が利用されることが多い。この理由としては、定数の修正に対して実質的には、「一般化デルタ・ルール」といわれる最小二乗誤差が使用でき、その理論的背景が明確な点にある⁷⁾。まず、第 $r-1$ 層の j 番目ユニットから第 r 層の i 番目のユニットへの荷重係数を W_{jr} とすると、ある入力信号のパターン k に対する修正式は以下のようになる。

$$W_{jr}[k+1] = W_{jr}[k] + \eta \cdot \delta_{ir}[k] \cdot Z_{j(r-1)} \quad (1)$$

ここに、 η は学習係数といわれる定数、 δ_{ir} は出力誤差に対する係数 W の変化率、 $Z_{j(r-1)}$ は、第 $r-1$ 層の j 番目ユニットの出力である。しかし、このままでは学習に時間を要するので、次式で示す慣性係数 α をもつ慣性項を加えて、学習中の係数修正に伴う振動を抑制しながら、収束を加速する。

$$\Delta W_{jr}[k+1] = \eta \cdot \delta_{ir}[k] \cdot Z_{j(r-1)}[k] + \alpha \cdot \Delta W_{jr}[k] \quad (2)$$

ただし、本研究では諸係数につぎの値を採用している。 $\eta = 0.4$ （荷重係数更新の場合）、 0.3 （しきい値更新の場合）、 $\alpha = 0.4 + 0.5 \times \exp(-0.001 \times I)$ （ I は学習回数）すなわち、 α は学習回数が増すとともに、最大値 0.9 から最小値 0.4 へと次第に減少するように設定しており、このような手法は修正モーメント法といわれる。なお、ユニットの応答関数には、以下のシグモイド関数を採用している。

$$F(X) = 1 / [1 + \exp(-2X/U_0)] \quad (U_0 = 0.5) \quad (3)$$

2. 上流域雨量の有無による日流量の予測

2. 1 対象流域と資料整理

長野県牧尾ダムの渇水期における翌日の日流量を目的変数、それまでの日雨量、日流量を説明変数とする。なお、牧尾ダムの上流地点の水文資料としては、王滝、三浦の両ダムで観測されている日雨量があるので、これを説明資料に加える場合と加えない場合について、比較・検討する。これら観測点の位置を図-1に示す。なお、これまでの日流量時系列の研究から、関連するのはおおよそ2日前、せいぜい3日前位⁸⁾なので、その程度の範囲で、モデルを構築することにした。入力データとしては、観測範囲以外の日流量や日雨量にも対応できるように、 0.1 から 0.9 の範囲で基準化したものを用いている。

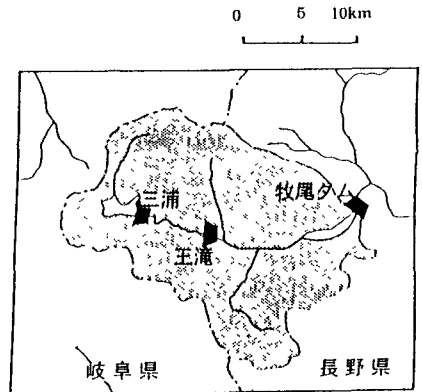


図-1. 牧尾、王滝、三浦ダムの位置

2. 2 構造選定の評価基準

まず、入力層、中間層、出力層をそれぞれ単層として、出力層のユニット数を1とする。さて、情報量統計量の要旨は、データの近似誤差とモデルの自由度の間の調整である。ここではネットワークを構成する荷重係数やしきい値係数のパラメータ数を自由度として用いる。各情報量統計量に採用した評価基準は、以下の3種である⁹⁾。

$$AIC = N \cdot \log \sigma^2 + 2p \quad (4) \quad BIC = N \cdot \log \sigma^2 + p \cdot \log N \quad (5) \quad MDL = (1/2)N \cdot \log \sigma^2 + p \cdot \log N \quad (6)$$

ここで、 σ^2 :最小自乗誤差、 p :パラメータ総数、 N :データ数、である。なおパラメータ数 p は、入力層、中間層、出力層のユニット数を、それぞれ IN, MI, OU とすると、結合係数の数 $MI(IN+OU)$ としきい値係数の数 $(MI+OU)$ の和で与えられる。

2. 3 計算手順

ネットワーク構造の選定の計算手順としては、まず入力層のユニット数決定のために適当な中間層のユニット数 MI を仮定し、勘案すべき先行雨量や流量のユニット数を決めた上で、ニューラルネットの計算に入り、各学習回数に応じた自乗誤差を求める。これから情報量基準を算出する。これに基づいて、適切な入力層のユニット数を設定し、再度中間層のユニット数を計算し直す。このような手順を繰り返しながら、最適となる構

造（入力層と中間層のユニット数）を求めていく。一般的には、上記の手順をとるが、ここでの具体的手順は以下のようである。

- 1) 従前の研究⁹⁾で、上流の雨量資料無しでは、入力層ユニット5（牧尾2日前までの雨量と3日前までの流量）、また、雨量資料有りでは、6ユニット（牧尾の2日前までの流量と、王滝、三浦のいずれも2日前までの雨量）が分かっている。そこで、中間層ユニット数を入力層ユニット数と同じ数から1ずつ減らしていき、最小1までを検討対象とする。
- 2) このシステムについて、学習回数100回ごとに、AICなどの評価量を計算し、上限5,000回までの平均を求める。
- 3) これより、中間層のユニット数を求める。結果は、上流の雨量無しの場合は、中間層ユニット数は3、有りの場合は6となった。
- 4) 決定されたネットで、100回ごとに、誤差分散、予測値と実測値の相関係数を求め、これを学習回数5,000回まで続ける。
- 5) 算出された量のばらつきを消去するために、10個ごとの移動平均を取り、これより最適な学習回数を求める。

3. 計算結果とその考察

3. 1 ネットワーク構造の選定における情報量基準の特徴

表-1に、牧尾上流の雨量資料を使わない場合、中間層ユニット数を5より1までとしたときのAIC,BIC,およびMDLの値を表-1に、その順位を表-2に示す。一般的な傾向として、採用されるパラメータ数として、AICは多め、MDLでは少なめ、BICでは、中間的な特性となることが多い¹⁰⁾が、ここでも、AICは5ユニットが最大、MDLは1ユニットと最小の構成となり、AICとBICは同じような結果である。ここでは、3つの情報量基準の順位がそろそろ3ユニットを採用した。

表-1. 各中間層ユニットの評価値

	AIC	BIC	MDL
MI=5	-760.7	-660.7	-249.0
MI=4	-738.6	-642.0	-242.4
MI=3	-741.8	-653.4	-254.8
MI=2	-714.0	-635.3	-253.6
MI=1	-703.1	-634.6	-261.6

表-2. 各評価基準の順位

	AIC	BIC	MDL
1位	MI=5	MI=5	MI=1
2位	MI=3	MI=3	MI=3
3位	MI=4	MI=4	MI=2
4位	MI=2	MI=2, 1	MI=5
5位	MI=1		MI=4

3. 2 上流域日雨量の導入による精度向上

王滝、三浦ダムの日雨量を説明変数に加えない場合のネットの構造は、入力層5ユニット、中間層3ユニット、出力層1ユニットが最適となった。1981年、1982年とも、予測値と観測値の誤差分散がかなり大きい値を示している。そこで牧尾ダムの上流に位置する王滝、三浦ダムの日雨量を説明変数に加えることによって予測精度の向上を試みた。牧尾、王滝、三浦ダムのそれぞれの日雨量の影響日数を0～6日と仮定し、すべての影響日数の組み合わせについて日流入量予測を行い、各予測値を評価した結果、牧尾ダムは0日、王滝ダムは2日前、三浦ダムも2日前の組み合わせが最適となった。牧尾ダムの日雨量が説明変数から除外されたのは、牧尾ダムで観測された日雨量はかなり早く流出してしまうので、直接牧尾ダムへの流入量には影響を与えない結果となったと思われる。他方、牧尾の上流に位置する王滝、三浦の雨量は牧尾の流入量となって影響するので、説明変数に加わったと思われる。

王滝、三浦ダムの日雨量を説明変数に加えた場合、入力層6ユニット、中間層6ユニット、出力層1ユニットが最適となった。1980年の予測値と観測値の誤差分散は図-2に示す。1980年の予測において、上流の日雨量を与えた場合、学習回数2,500回以降で予測精度の低下がみられる。この予測精度の低下は、過学習によるものと思われる。1981、1982年についてはほぼ同様の傾向を示しているので1981年を図-3に示す。これらの結果から、上流の日雨量を説明変数に加えた方が予測精度が向上するといえる。

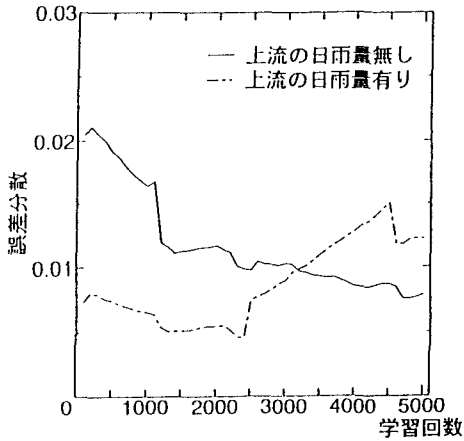


図-2 予測値と観測値の誤差分散(1980年)

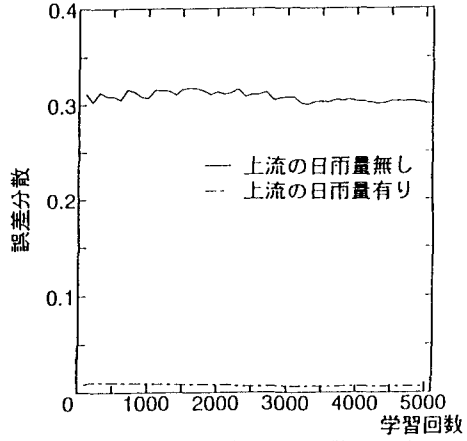


図-3 予測値と観測値の誤差分散(1981年)

3. 3 最適学習における予測の有用性

10個の移動平均により求めた最適な学習回数における予測値と観測値の比較を1980年については図-4に、1981年については図-5に示す。学習回数は1980年が2,500回、1981年が4,400回である。1980年の予測値については、上流の日雨量を加えない場合、大きな予測値が経過日数43日と46日の2回出現している。その原因は、1981年、1982年に出現した大きな観測流入量によるものである。これらの大きな流入量に対応できるように、各パラメーターが決定されていることや、牧尾の流入量と関連の小さい牧尾の日雨量が説明変数に加えられたので観測値との誤差が大きくなったと思われる。しかし上流の日雨量を加える場合、牧尾への流入量と関連の強い上流の2日前までの日雨量が説明変数に加わったことにより予測精度は向上している。なお上流の日雨量の有無による予測値と観測値の対応を1980年については図-6に、1981年については図-7に示す。各年ともばらつきはあるが、上流の雨量資料を勘案した方が、好ましい推定結果となっている様子が判読できる。

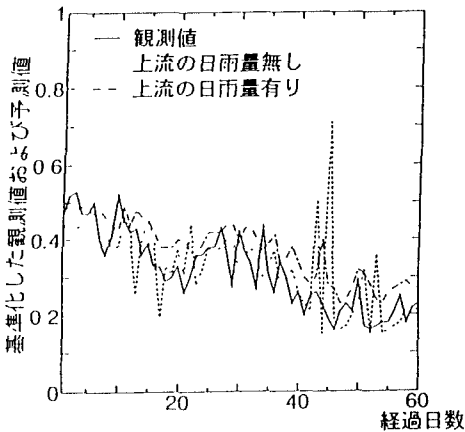


図-4 予測値と観測値の比較(1980年)

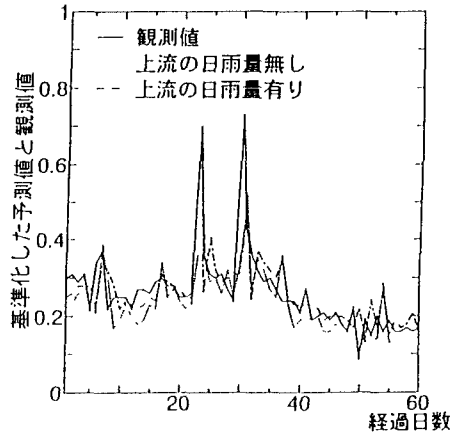


図-5 予測値と観測値の比較(1981年)

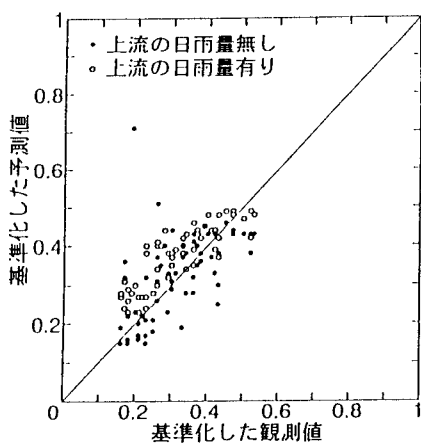


図-6.
上流の日雨量の有無での予測値の比較(1980年)

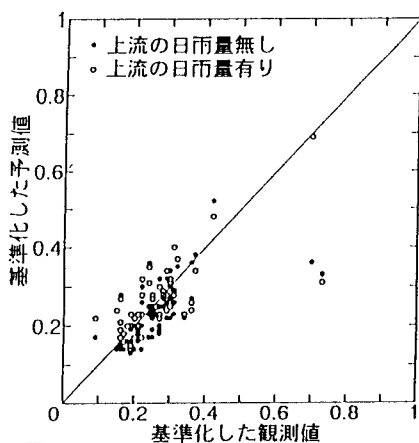


図-7.
上流の降雨の有無での予測値の比較(1981年)

1980年と1981年の予測を比較した場合、1980年の方が予測値と観測値の差が大きい。その原因は、1981、1982年に観測された大きな流入量によるものと思われる。他方1981年は、大きな観測流入量をもつ1982年を用いて学習し、各パラメーターが決定されているため予測値と観測値の差が小さくなっている。

3. 4 重回帰モデルとの比較

上流の日雨量を説明変数に加えた重回帰モデルとニューラルネットワークの最適な学習回数での予測値と観測値の誤差分散および相関係数を比較する。予測に用いた重回帰モデルは、1980 年を(7)式、1981、1982 年をそれぞれ(8)式と(9)式に示す。予測値と観測値の誤差分散は表-3 に、予測値と観測値の相関係数は表-4 に示す。

$$y_{t+1} = 0.067 - 0.125or_{t-1} + 0.16or_t - 0.046mr_{t-1} + 0.299mr_t + 0.324Q_{t-1} + 0.324Q_t \quad (7)$$

$$y_{t+1} = 0.062 - 0.093or_{t-1} + 0.057or_t - 0.109mr_{t-1} + 0.332mr_t + 0.212Q_{t-1} + 0.479Q_t \quad (8)$$

$$y_{t+1} = 0.038 - 0.046or_{t-1} + 0.267or_t - 0.143mr_{t-1} + 0.113mr_t + 0.375Q_{t-1} + 0.362Q_t \quad (9)$$

ここで、or:王滝ダムの日雨量 mr:三浦ダムの日雨量 Q:牧尾ダムの流入量

表-3. 予測値と観測値の誤差分散

予測年	重線形回帰	ニューラルネットワーク 学習回数
1980	0.0040	0.0042 (2500回)
1981	0.0077	0.0069 (4400回)
1982	0.0163	0.0157 (1300回)
平均	0.0093	0.0089

表-4. 予測値と観測値の相関係数

予測年	重線形回帰	ニューラルネットワーク 学習回数
1980	0.8233	0.8369 (2100回)
1981	0.6209	0.6365 (3000回)
1982	0.5438	0.5758 (1500回)
平均	0.6270	0.6831

誤差分散についてはニューラルネットワークの方が重線形回帰法より平均において約4%小さく、相関係数においても、ニューラルネットワークの方が重線形回帰法より平均において約3%大きい結果が得られた。これらから慣用の予測手法である重回帰法以上の予測精度であるといえよう。

4. 成果と今後の課題

4. 1 成果

1) 情報量基準を用いたネットワーク構造の選定が可能であることを示した。

- 2) 情報量基準間の比較としては採用パラメーター数についていうと、AICでは多め、MDLでは少なめ、BICでは両者の中間的な特性となった。
- 3) 重回帰モデルとの比較では、観測値、予測値の間の誤差分散および相関係数において本法の有効性が示された。
- 4) 入力情報の総合的な評価としては、牧尾上流域の雨量を勘案するが、牧尾の雨量は導入しない方が好ましい推定となることが分かった。

4. 2 今後の課題

- 1) できるだけ広範囲におよぶ、すなわち適用データが内挿的になるような、データの学習方法を開発する。
- 2) 過剰学習の回避のための最小限の学習回数の選択について研究する。
- 3) 各情報量基準の適用範囲の検討を行う。

参考文献

- 1) Mu-Lan ZHU・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、水工学論文集、第37巻、pp.75-79, 1993
- 2) 四俣正俊・川元一喜他:ニューラルネットワークを用いた流出計算、土木学会中部支部研究発表会概要集、pp.167-168, 1993
- 3) 西村聡・小尻利治他:ニューラルネットワークを用いたレーダ雨量の予測に関する研究、土木学会年次学術講演会概要集、第Ⅱ部門、pp.324-325, 1993
- 4) 今井里美・藤間聡:ファジィ・ニューラルネットワークを用いた洪水流量逐次予測、土木学会年次学術講演会概要集、第Ⅱ部門、pp.222-223, 1993
- 5) 磯部勇・大河内輝夫他:ニューラルネットワークによる水位予測システムの開発、水文・水資源学会誌、Vol.7, No.2, pp.90-95, 1994
- 6) 鈴木祐一・長尾正志:自己回帰モデルによる渇水期日流量の予測、土木学会中部支部研究発表会概要集、pp. 261-262, pp.324-325, 1993
- 7) 計測自動制御学会編:ニューロ・ファジィ・AIハンドブック、オーム社、pp.85-90,1994
- 8) 鈴木祐一・長尾正志:ARMAモデルによる渇水期日流量の予測、土木学会年次学術講演会概要集、第Ⅱ部門、pp.128-129, 1994
- 9) 長尾正志・田沢孝和:日流量予測のためのニューラルネットワークの入力情報の選定の研究、土木学会年次学術講演会概要集、第Ⅱ部門、pp.240-241, 1995
- 10) 長尾正志・鈴木祐一・佐野正嗣:ニューラルネットワークによる渇水期日流量の予測(Ⅰ)一階層型ネットワークの構造選定一、土木学会中部支部研究発表会概要集、pp. 261-262, pp.269-270, 1995