

場合分けを用いたニューラルネットワークでの 渇水期流入量予測

名古屋工業大学大学院 学生員 曾根 英雄
名古屋工業大学 フェロー会員 長尾 正志
名古屋工業大学大学院 学生員 藤田 享良

1. はじめに

水資源の有効かつ適切な運用にあたって、ダム流入量の正確な予測が必要である。そのために、ニューラルネットワークを用いて渇水期での予測問題を考えてきた。ところで、ニューラルネットの計算では、入力データを(0,1)の範囲に基準化する必要がある。渇水期の流入量はほとんど小さいが、その中に異常に大きなデータが含まれることがある。従来はその大きな流入量を含めて基準化してきたため、予測精度は小さい流入量に対してはあまり良くなかった。そこで、本研究では流入量の大小に応じた場合分けを行い、渇水期の小さい流入量に対する予測精度の向上を図った。

2. 対象資料および計算方法

(1) 対象資料

牧尾ダムの1969～89年12月から翌年2月まで（1期間約90日）の日単位のデータを使用した。ダム上流域での降雨による流量変化の特性について調べた結果、降雨がほとんどないと、次第にある特有の低減を示すようである。こうした流入量低減の特性が変わる限界を過去のデータから検討すると、ほぼ $6\sim 8\text{ m}^3/\text{s}$ になった。そこで、この $6\sim 8\text{ m}^3/\text{s}$ を境界値として、場合分けを考えた。

(2) 計算方法

目的変数は翌日の牧尾ダム流入量とする。説明変数はこれまでの研究より、2日前までの流入量および同ダム上流に位置する王滝、三浦ダムのそれぞれ2日前までの日雨量とする。入力が2日前までを使用することから、境界値より小さい流入量を（小）、大きい流入量を（大）と記すと、入力特性として（小）→（小）、（小）→（大）、（大）→（小）、（大）→（大）の4パターンが考えられる。このパターンごとの、先行2日分による流入履歴も勘案した予測システムを構築した。

具体的には、入力層、中間層、出力層がそれぞれ単層からなる階層型ニューラルネットワークを用い、モメント修正法を使ったバックプロパゲーション法により以下の3つの方法で計算を行った。

- ①場合分け無し…これまでの研究と同様、既存の流入量で基準化したモデルである。
- ②場合分け…入力が小さい流入量と大きい流入量で場合分けをする。1日前、2日前の流入量の両方が境界値より小さいものを学習させたモデルとそれ以上のものを学習させたモデルを用意する。つぎに、未学習データでの予測計算に際しては、入力による2通りの場合分けで計算した。
- ③場合分け…先行2日分の流入履歴で場合分けをする。②と同様に学習データを用いて、4パターンのモデルを構築する。予測計算は入力により4通りの場合分けをする。また、（小）→（大）、（大）→（小）の場合、ニューラルネットワーク上での区別が、つかないのではないかと考えた。そのために流入量の変化分（2日前の流入量－1日前の流入量）を新たに入力として加えることも検討した。

学習データとして1969～83年のデータを用いた。予測対象の未学習データは1984～89年で87年を除く5ヶ年分を採用した。なお、87年は期間中すべて流入量が小さく、場合分けの意味をなさないので予測対象からは除外した。

キーワード：ニューラルネットワーク、流入量予測、渇水、貯水池

〒466 名古屋市昭和区御器所町 TEL 052-735-5480 FAX 052-735-5480

3. 計算結果と考察

各予測年の方法ごとによる相対誤差 $\left(\sum_{i=1}^n |T_i - O_i| + T_i \right) / n$ [T :観測値 O :予測値 n :データ個数]を表1に示す。

表1 予測結果の相対誤差

	場合分け無し	2 場合分け	4 場合分け	
			変化分無し	変化分有り
84 年	0.439	0.285	0.306	0.273
85 年	0.344	0.126	0.117	0.131
86 年	0.547	0.261	0.270	0.288
88 年	0.368	0.278	0.248	0.276
89 年	0.697	0.213	0.232	0.232
平均	0.479	0.232	0.235	0.240

(1) 境界値

今回、場合分けの境界値を $6 \sim 8 \text{ m}^3/\text{s}$ で計算をした。やはり、少ない流入量を正確に予測するには、境界値が小さい方が良い。しかしながら、それ以上の流入量に関していえば、境界値が小さい分、予測精度が悪くなる。したがって、流入量の大小全体での予測精度を考え、 $8 \text{ m}^3/\text{s}$ を境界値とした結果を報告する。なお、 $8 \text{ m}^3/\text{s}$ 以下の流入量出現頻度は過去の牧尾ダムデータ（総個数 1,845 個）のなかで 90% を占めている値に対応していた。

(2) 流入量の変化分

4 場合分けにおいて流入量の変化分を加えた場合を種々の正規化変換を通して検討してみた。しかし、変化分を入れた効果はそれほど大きくなく、有効な入力とはならなかった。

(3) 予測結果の比較

予測の 1 例として 85 年予測結果の比較を図 1、図 2 に示す。表 1 から判断できるように従来の方法よりも場合分けを考慮することによって、相対誤差は小さくなった。また、図 1 から従来の予測が変化の乏しい平均的な予測をしているのに対して、場合分けのほうは観測値に追随した予測をしているのがわかる。場合分けに関してみると、2 場合分けと 4 場合分けではほとんど変わらない結果となった。先行 2 日分の履歴を考慮した効果はあまり顕著には認められなかった。

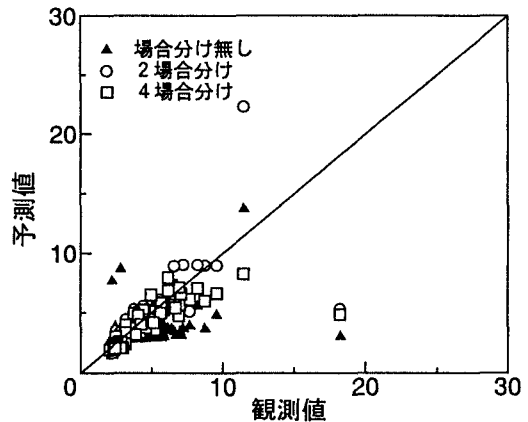
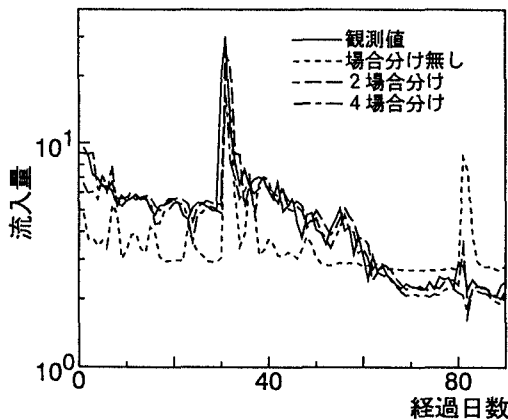


図1 1985年の観測値と予測値の比較 図2 1985年の観測値と予測値の対応

4. まとめ

場合分けを考慮することによって、従来のように大きな値を含めて基準化をしたニューラルネットワークよりも相対誤差を小さくできることが分かった。場合分けの結果、降雨時のダムの流入量が比較的大きい場合と、晴天が続き流入量が比較的小さい場合のそれぞれに対応したニューラルネットワークが構築されたように思われる。また、流入量の変化分を入力として勘案してみたが、その結果はあまり効果的ではなかった。したがって、これら変化分を直接導入しない場合でも、ニューラルネットワークでは間接的に組み込んだ結果となっているものと考えられる。