

Ⅱ-4

ニューラルネットワークによる渇水期日流量の推定可能性

岐阜工業高等専門学校 正員 鈴木正人
名古屋工業大学 正員 長尾正志

1. はじめに

入出力の関係が物理的に解明されていない場合でも、入力と出力が与えられるとその対応関係を満たすように学習し、自らシステムを構築するニューラルネットワークは数多くの分野で成果をあげている。著者らはニューラルネットワークを渇水期の日流量の推定へ適用し、推定日より前の日流量・降水量を入力とすることで、1日先の日流量の推定がある程度の精度で可能なことを示した¹⁾。その結果を踏まえ、本研究は推定期間を5日間に設定し、推定値と実際のデータとの比較によりニューラルネットワークによる渇水期日流量の推定可能性を検討したものである。

2. 計算方法

牧尾ダムにおける1969～1991年の12月の日流入量を対象として計算を行った。全23年分のデータの内、各1年分を除外した22年間のデータを教師信号として与えて学習させた後、学習済みのネットワークを用いて除外した1年分の日流量を推定し、推定値と実際のデータとの比較により推定精度を検討した。具体的には、12月1～5日の実際の日流量・降水量（10個）を入力として12月6～10日の日流量（5個）を推定、12月6～10日の日流量・降水量を入力として12月11～15日の日流量を推定・・・、というように、1年当たり5組のデータを対象とし、5日間の日流量を一度に推定した。なお、便宜上1組5日分の推定値で、例えば12月6～10日の推定値の場合、12月6日を1日先、12月7日を2日先、・・・、12月10日を5日先、といった表現をする。また、ネットワーク構築の計算にはデータそのものではなく、流量・降水量それぞれの最小値と最大値を用いて、0～1の値になるように基準化したものを用いた。

用いたネットワークは、入力・中間・出力層の3層から構成される階層型のニューラルネットワークで、各ユニット数は、入力層が10個（前5日間分の日流量・降水量）、出力層が5個（先5日間分の日流量）、中間層は入力層と出力層のユニット数の中間的な値として8個とした。学習アルゴリズムは教師付き学習法では一般的なバックプロパゲーション法²⁾を用い、学習の収束を早めるために修正モーメント法を併用した。また、学習の収束程度をニューラルネットワークからの出力値と教師信号との差の絶対値の和により判断し、この値が小さいほど学習程度がよいと表現することで、学習の程度と推定精度の関係について検討している。

3. 適用計算

まず最初に、1組の推定値のうち1日先の値だけに着目して、推定値と実データの相対誤差（ $= | \text{実データ} - \text{推定値} | \div \text{実データ}$ ）の出現頻度を図-1に示す。横軸で0.2というのは相対誤差が0.1以上0.2未満の場合に相当する。また、図中のerrorは、先述の学習段階における教師信号と出力値との差の絶対値の和を表し、それぞれ14,12,10,8はデータ1個当たりの相対誤差でほぼ42,37,32,27%に当たる。図でわかるように学習程度がよい（errorが小さい）ほど頻度のピークが相対誤差の小さい方によっており、推定精度も高くなる。しかし、相対誤差の平均値はerror8の場合が29.4%であるのに対し、error10の場合が26.0%と小さくなっている。これは、error8の場合は全体的には相対誤差が小さくなるものの、わずかではあるが相対誤差が異常に大きくなる推定値が存在し、全体の平均を引っ張るためだと思われる。この傾向は1日先の流量を単独で推定した場合にもみられた¹⁾。ニューラルネットワークは過剰に学習させ過ぎる（過学習する）と、教師信号と類似の性質の入力値については非常に良い精度を持つ出力値が得られるが、教師信号と異質の入力値に対する出力値の精度は極端に悪くなる特性があることが知られているが、この現象が起きているものと思われる。また、学習段階における教師信号と出力値との差の絶対値の和を10とした場合の、1,3,5日先推定値の相対誤差の頻度を図-2に

示す。1日先推定値の場合は図-1にも示したように最頻値が0.1であるのに比べ、3日先の場合は0.2, 5日先の場合は0.3となっており、推定精度が悪くなっていることがわかる。3,5日先の場合は相対誤差が1.5以上になる場合もいくつかみられる。

つぎに、1~5日先の各推定値の相対誤差の平均を表-1に、相対誤差の最大を表-2に示す。まず、表-1をみると、全体的にみて2~5日先の場合と比較して1日先の推定精度がよいことがわかる。また、1日先の場合は学習程度がよい（errorが小さい）ほど相対誤差の平均も小さくなる傾向がみられるが、他の場合は逆に学習程度がよいほど相対誤差の平均が大きくなっている。この結果からは、今回用いたニューラルネットワークでは2~5日先の流量推定はむずかしいと思われる。表-2の相対誤差の最大値もほぼ平均値と同じ傾向を示している。

さらに、実データと推定値の相関係数を表-3に、実データから推定値への回帰直線の傾きを表-4に示す。1日先の場合は相関係数が約0.6程度で回帰直線の傾きも1に近い値を示しており推定の有効性がうかがえるが、2~5日先の場合には、ほとんど有為な相関が認められない。

4 まとめ

本研究ではニューラルネットワークを用いて1~5日先の流量を一度に推定することを試みた。その結果、1日先の流量はある程度の推定精度が得られるが、2~5日先の推定は精度が著しく悪くなることがわかった。その原因として考えられるのは、ネットワークの入力に用いた流量・降水量からはそれ以後の降雨による流量の変動をうまく推定できないためだと思われる。推定期間内の降雨の有無などによる、教師信号の分類・選択などの検討が必要であろう。

5. 参考文献

1) 鈴木正人・長尾正志・岡本祐司：ニューラルネットワークによる渇水期流量の推定精度に関する実証的研究，土木学会中部支部平成6年度研究発表会講演概要集，pp.267-268。
2) ニューロンネットグループ・桐谷滋：入門と実習ニューロコンピュータ，技術評論社，pp.28-84，1989。

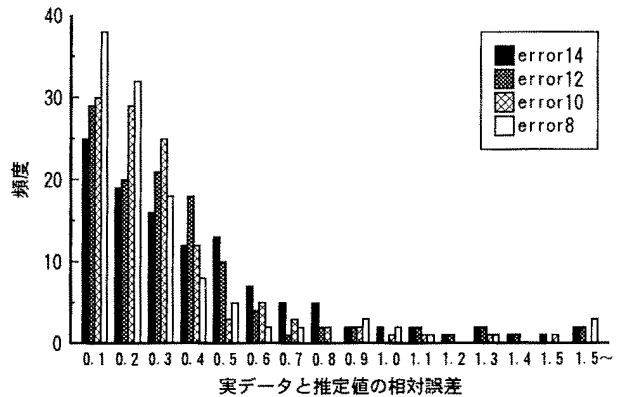


図-1 1日先流量の実データと推定値の相対誤差頻度

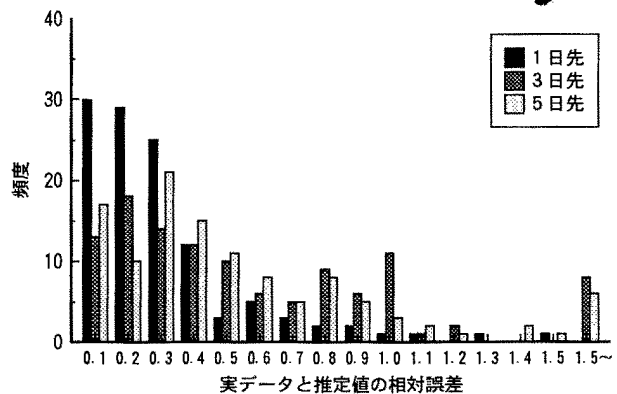


図-2 error10における実データと推定値の相対誤差頻度

表-1 推定値と実データの相対誤差の平均(%)

	1日先	2日先	3日先	4日先	5日先
error14	38.9	48.4	53.3	69.1	57.9
error12	32.7	42.9	49.8	63.5	49.6
error10	26.0	80.5	80.6	67.8	54.6
error8	29.4	78.6	83.8	75.0	68.5

表-2 推定値と実データの相対誤差の最大値(%)

	1日先	2日先	3日先	4日先	5日先
error14	230.7	226.5	220.9	929.7	440.4
error12	209.7	374.1	249.3	1684.3	365.9
error10	140.8	2463.0	2259.3	1581.0	499.5
error8	551.2	2461.6	2240.4	1797.4	720.4

表-3 推定値と実データの相関係数

	1日先	2日先	3日先	4日先	5日先
error14	0.61	0.25	0.03	0.14	0.01
error12	0.67	0.25	0.05	0.16	0.17
error10	0.52	0.04	0.05	0.24	0.18
error8	0.42	0.00	0.04	0.31	0.18

表-4 実データから推定値への回帰直線の傾き

	1日先	2日先	3日先	4日先	5日先
error14	1.21	0.13	0.01	0.20	0.10
error12	1.21	0.13	0.01	0.27	0.16
error10	0.44	-0.01	-0.06	0.44	0.19
error8	0.73	0.00	-0.05	0.63	0.28