

II-154 天気予報を用いたニューラルネットワークによる渇水期流量の推定

岐阜工業高等専門学校環境都市工学科 正会員 鈴木正人*)
 名古屋工業大学工学部社会開発工学科 正会員 長尾正志**)
 岐阜工業高等専門学校専攻科建設工学専攻 福元 敦

1. はじめに

渇水期において近い将来の流入量が推定可能になれば貯水池の操作に有用な情報を与えることになる。著者らは推定日より前の日流入量や日降水量を入力として与えたニューラルネットワークによって1日先の日流入量がある程度の精度で推定可能であることを示すとともに、より長い期間の推定についてもリカレント型のネットワークの導入を試みてきた¹⁾。また、推定精度の向上を意図して、将来の降水量を既知と仮定した計算を行った²⁾。本研究は、より実用的な観点から、将来の降水量の代わりに天気予報の情報をニューラルネットワークの入力として与えた推定を試みた。なお、推定対象の流入量は利水目的ということから半旬単位の流入量とした

2. 計算方法

(1)ネットワークの構造 入力・中間・出力の3階層のネットワークを用い、学習アルゴリズムにはバックプロパゲーション法を用いた。出力は5日までの日流入量の合計、すなわち半旬流量の1個である。また、入力層には推定期間より前5日間分の日流入量、日降水量の計10個に加えて、①5日先までの日降水量5個、②5日先までの日降水量の平均1個、③5日先までの天気予報を数値化したもの5個、④5日先までの天気予報を数値化したものの平均1個、⑤情報無し、の各場合について計算を行った。ここで5日先までの日降水量については推定時には本来未知であるものだが天気予報を用いた推定との比較のために用いた。したがって各層のユニット数は、出力層が1個、入力層が10～15個となり、中間層は入力層と出力層の平均とした。

(2)天気予報の数値化 計算に用いた天気予報は気象庁が毎日発表している週間天気予報である。予報は、“晴れ”、“曇り”、“雨”、の3種が、“後”、“時々または一時”の組み合わせでなされている。ニューラルネットワークへ入力するためには0～1の範囲内の値に数値化する必要がある。本研究では“晴れ”の予報が0、“雨”の予報が0.5となるように数値化したが、“晴れ時々雨”のように予報に“雨”が含まれると0.5に近くなるように“雨”の重みを大きくした数値化をした。

(3)学習の程度と推定 ニューラルネットワークは学習すればするほど教師信号の入出力関係については再現性が高くなるが未学習データについては必ずしも推定精度が高くなるとはいえない。そこで本研究では学習データについてその再現性を検討すると共に、既存のデータのうち各1年分を未知として除外したものを教師信号としてネットワークに与えて学習させた後、学習済みのネットワークにより未知と仮定して除外した年のデータ（未学習データ）を推定することにした。なお学習の程度を、学習段階における出力値と教師信号との相対誤差（ $\equiv | \text{教師信号} - \text{出力値} | \div \text{教師信号}$ ）の平均により表現し、相対誤差の平均（以下errorと表現する）が15,10,5,2.5%の4段階について計算を行った。この値が小さいほど学習の回数が多く学習データについては再現性が高いことを意味する。

3. 適用計算

木曽川水系牧尾ダムの12月の日降水量、日流入量を基礎資料とした。対象年次は週間天気予報が1988年以降しか収集できなかったことにより1988～93の6年間である。天気予報の収集は新聞の縮刷版によったが、1987年以前は週間天気予報の掲載が週2回であった。なお、天気予報と実際の降水量データとを比較してみると、1日程度の時間的ずれを容認すれば天気予報は比較的よく当たっているようであった。

最初に、日単位の天気予報を情報として与えた場合の学習データの推定値と教師信号との関係を図-1に示す。横軸、縦軸とも基準化した値を用いているため無次元量である。また、凡例のerrorは学習段階における出力値と教師信号との相対誤差を意味する。図を見るとerror2.5%の場合には教師信号と推定値が傾き1の直線上にほぼのっており両者が一致している。一方error10%の場合にはどの教師信号に対しても推定値は0.12～0.13の値を取っており教師信号と推定値が一致していない。教師信号の平均値が0.123であることから、どのような入力に対しても平均的な値を出力する学習しか行えていないと思われる。なお学習回数はerror10%の場合が130回、error2.5%の場合が85392回であり学習回数には大きな

キーワード：渇水期流量、推定、ニューラルネットワーク、天気予報

*) 〒501-04 岐阜県本巣郡真正町 TEL 058-320-1397 FAX 058-320-1409

**) 〒501-04 名古屋市昭和区御器所町 TEL 052-735-5480 FAX 052-735-5480

差があった。比較のため、図-1と同じ程度に学習させたネットワークを用いた未学習データに対する推定値と実データとの関係を図-2に示す。図-1と比較するとerror2.5%まで学習した場合でも右上りの傾向みられない、つまり、実データを再現できていないことがわかる。特に、量が多い実データに対しても平均的な値を推定している。実データとの相対誤差の平均はerror10%の場合で12%、error2.5%の場合で8.7%であるので学習による精度の向上は若干あるはずであるが、図で確認できるほどではない。このように未学習データに対する推定精度が悪い原因の一つとして、教師信号の少なさが考えられる。今回は6年分のデータを半旬単位で区切って用いたため、教師信号は全部で30組であった。図からもわかるように0.14以上の大きな値は3個しか無い。さらに未学習データとして各1年分のデータを除外したことにより教師信号の組数が25組に減少した。学習回数も図-1で示した全ての教師信号を与えて学習させた場合に比べて多くなり、1993年のデータを除外して学習させた場合には30万回の学習を行っても、出力値と教師信号との相対誤差の平均が2.5%まで収束しなかったため計算を打ち切った。

つぎに、日単位の降水量と天気予報それぞれを情報として与えて、学習段階の相対誤差が5%まで学習させたネットワークを用いた未学習データに対する推定値と実データとの相対誤差の頻度を図-3に示す。降水量を情報として与えた場合の方が相対誤差0.05以下の頻度が大きく、自明ではあるが予報よりも降水量そのものを情報として用いた方が精度が高くなる。

最後に、各入力条件における学習の程度と未学習データに対する推定値と実データとの相対誤差の平均を表-1に示す。最も精度が良いのは降水量を日単位で情報として与えて、学習段階の相対誤差が2.5%まで学習させた場合であり、そのつぎに精度が良いのは降水量の平均を与えた場合、天気予報を日単位で与えた場合の順であることがわかる。情報を与えない場合は学習段階の相対誤差を小さくしても推定精度は変わらず、学習の意味はほとんどないと思われる。なお情報を与えない場合は所与の精度まで学習が収束しない場合が多かった。このように学習が収束しなかったのは入出力の関係の対応づけが困難であることを意味する。

4. まとめ

今回の計算では、学習データについては教師信号が再現できたことから、ニューラルネットワークにより天気予報と渇水期の半旬流量との関係を構築する可能性を示すことができた。しかし、未学習データの推定精度は著しく劣るので天気予報の数値化の影響や教師信号を増やす等の対応をしていきたいと考えている。

5. 参考文献

1) 鈴木正人・長尾正志：リカレント型ニューラルネットワークによる渇水期日流入量系列の推定精度の研究，
水工学論文集第40巻，pp.353-358,1996. 2) 鈴木正人・
長尾正志・福元敦：予測降雨量情報を用いたニューラルネットワークによる渇水期流入量の推定，土木学会
中部支部平成8年度研究発表会講演概要集，pp.231-
232,1997.

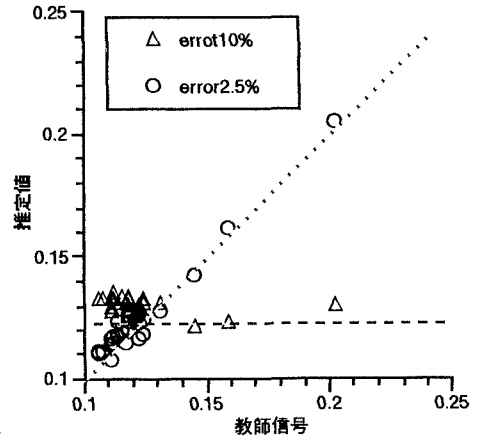


図-1 天気予報を用いた推定値と教師信号との関係（学習データ）

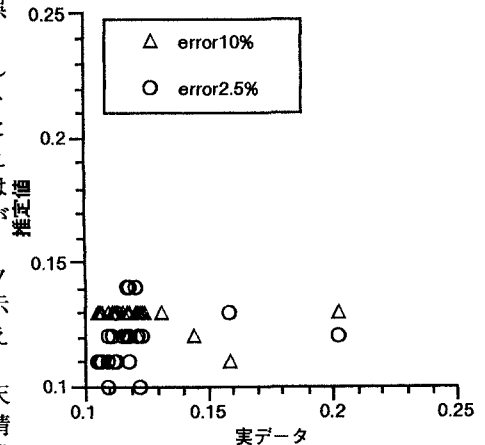


図-2 天気予報を用いた推定値と実データとの関係（未学習データ）

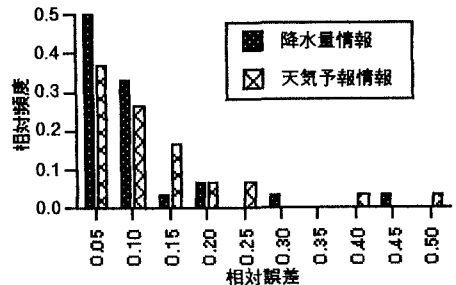


図-3 学習段階の相対誤差2.5%における推定値の相対誤差頻度（未学習データ）

表-1 推定値の相対誤差の平均（未学習データ）

学習段階の相対誤差	日降水	日予報	降水平均	予報平均	情報無
10.0%	0.123	0.120	0.121	0.121	0.121
5.0%	0.074	0.106	0.094	0.128	0.144
2.5%	0.135	0.087	0.082	0.106	0.138