

ニューラル・ネットワークによる渇水期日流量の予測(2)

ー 未学習データに対する過剰学習の回避 ー

名古屋工業大学大学院 学生員 鈴木祐一、 名古屋工業大学 正員 長尾正志、
名古屋工業大学大学院 学生員 田沢孝和

1. はじめに

(1) 目的 ニューラル・ネットワーク手法を用いた予測では、学習回数を多くしすぎると、モデルのパラメータを選定するために過剰な学習が進行し、学習データのへ適合精度は向上するが、未学習データに対しては適合精度が低下する。これを過剰学習と呼ぶ¹⁾。この現象は将来予測など学習データと性質の異なるデータへの適合を行なうような際に出現する。そこで、本研究では学習回数と未学習データの適合精度との関連から過剰学習を回避する方法を検討する。また、重線形回帰法における適合性との対比から、学習データ、未学習データそれぞれの適合精度を評価する。最後に、未学習データの適合精度を考慮して最適な学習回数での推定値を求め、その適合性を検討する。

(2) 対象資料 牧尾ダムの渇水期について、前日までの日流量、日雨量を説明変数、翌日の日流量を目的変数とする。なお、本研究ではこれまでの日流量時系列の研究から、日流量については2日前から前日までを用いる。計算には1980-81, 1981-82, 1982-83年の1期間60日(合計3期間180日)を使い、2期分をモデル選定用の学習データに、残り1期分を検定用の未学習データに用いる。

2. 予測モデル

計算に先立って、評価基準AICを用いてネットワークの構造選定を行った。AICが最小になる入力層のユニット数5、中間層のユニット数3を求め、それに出力層ユニット数1を加えた階層型ネットワークを選定した。なお、入力層のユニット数5とは、3日前からの日雨量と、2日前からの日流量を意味する。

3. 計算方法

- 1) 計算に際し、次のように3組のデータを設定した。3期間のうち年代順で先行する期間から1期間ずつ未学習データに用いる。これを順に、パターン1、2、3とする。すなわち、パターン1では未学習データに1980-81年分を用い、残り2期間を学習データとした。
- 2) 最大学習回数を5,000回として、階層型ネットワークモデルのパラメータを求め、学習回数100回ごとに学習データ、未学習データそれぞれの観測値、推定値間の平均2乗誤差、相関係数を調べる。
- 3) 学習回数に対する平均2乗誤差のトレンドを取る。この学習回数と平均2乗誤差の関係から、未学習データの適合精度による過剰学習の回避を検討する。
- 4) 未学習データの平均2乗誤差から最適な学習回数を求める。最適学習回数における推定結果と重線形回帰法の推定結果からの平均2乗誤差、相関係数について比較・検討する。
- 5) 過剰学習の回避を考慮した最適モデルを示し、その評価を行なう。

4. 結果と検討

4. 1 適合精度の傾向と過剰学習の回避

学習回数に対する学習、未学習データの平均2乗誤差のトレンドを求める。例としてパターン1のものを図1に示す。これより、学習回数と平均2乗誤差との関連性を調べ、未学習データの平均2乗誤差から過剰学習の回避を検討する。

(1) 学習回数と学習データの平均2乗誤差
学習回数が増えるとともに減少傾向を示す。

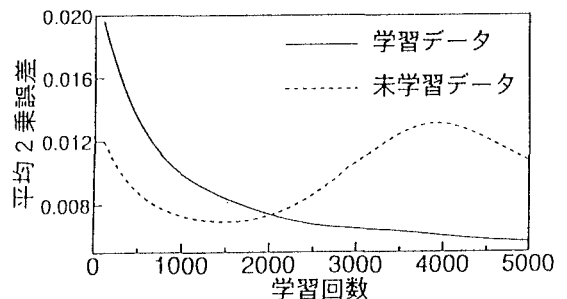


図1 平均2乗誤差のトレンド(パターン1)

すなわち、学習データでは学習回数とともに適合精度は向上する。

(2) 学習回数と未学習データの平均2乗誤差 1,000回までは減少傾向、1,000回から2,000回の間で最小、その後は増加傾向を示す。よって、未学習データでは学習回数1,000~2,000回の間で適合精度が高い。

(3) 過剰学習の回避 未学習データの適合精度は過剰学習のため学習回数2,000回以降で低下する。よって、1,000~2,000回程度の学習回数を用いれば過剰学習は回避される。

4. 2 最適な学習回数と重線形回帰モデルとの比較

(1) 最適な学習回数

未学習データの平均2乗誤差が最小になる学習回数を、各パターンにおける最適な学習回数とすると次のようになる。パターン1で1,700回、パターン2で1,300回、パターン3で1,100回。

(2) 重線形回帰モデルとの比較

重線形回帰法の適合結果と最適な学習回数での適合結果を比較する。これを平均2乗誤差について表1に、相関係数について表2に示す。表1、表2より、学習データにおいては重線形回帰法と比べて適合精度はかなり高く、平均すると平均2乗誤差が約20%小さく、相関係数が約10%大きい。他方、未学習データにおいては平均して重線形回帰法より平均2乗誤差が約10%小さく、相関係数が約4%大きく、同様に結果は良い。

4. 3 最適モデルの評価

未学習データの平均2乗誤差が最小となる学習回数での未学習データでの推定値を示す。例としてパターン1のものについて示す。まず、図2で出現日数順に観測値と推定値を対比させる。これより、20日目の付近で多少ずれが見られるが、ほぼ観測値に近い値が推定されていることが認められる。

次に、図3において観測値とその推定値とを比較し、ばらつきの程度を検討する。なお図中の直線上では観測値と推定値が等しい。これより観測値と推定値の間には多少の誤差が確認される。しかし、相関係数が0.72と予測の精度は低くない。よって、最適な学習回数では未学習データに対してもある程度観測値に近い値が推定されるといえる。

5. 結論

- 1) 過剰学習による未学習データの適合精度の低下を確認した。
- 2) 未学習データの適合精度を考慮した最適な学習回数により、過剰学習は回避された。
- 3) 本手法では最適な学習回数での結果から、重線形回帰法に比べ優れた適合精度が得られた。
- 4) 最適な学習回数においては、未学習データに対しても比較的良好な推定結果が得られた。

参考文献：1) 計測自動制御学会編：ニューロ・ファジィ、AIハンドブック、1994, pp.1162

表1 重線形回帰モデルとの対比(平均2乗誤差)

パターン	重線形回帰		ニューラルネットワーク		
	学 習	未学習	学習回数	学 習	未学習
1	.011	.006	1,700	.008	.006
2	.009	.008	1,300	.007	.007
3	.006	.017	1,100	.005	.015

表2 重線形回帰モデルとの対比(相関係数)

パターン	重線形回帰		ニューラルネットワーク		
	学 習	未学習	学習回数	学 習	未学習
1	0.69	0.74	1,700	0.77	0.72
2	0.70	0.59	1,300	0.77	0.64
3	0.74	0.55	1,100	0.79	0.59

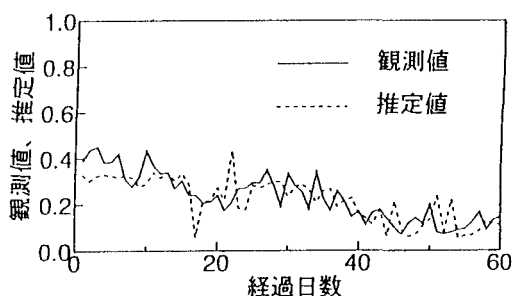


図2 出現日数順の観測値と推定値の対比

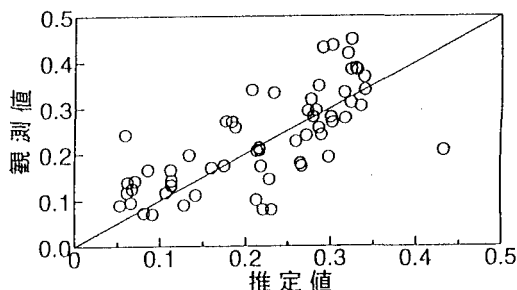


図3 観測値とその推定値の比較