

II-379

ニューロモデルによる予測流量の安定性と情報量基準の相違

名古屋工業大学大学院 学生員 佐野 正嗣

名古屋工業大学 正会員 長尾 正志

株式会社フジタ 田澤 孝和

1. はじめに

平成6年に発生した全国的な少雨による深刻な渇水をはじめとして、近年わが国では水不足が多発している。水資源の確保の必要性から、流入量予測は合理的な貯水池の運用の基礎となる。こうした予測問題にニューラルネットワークの適用が試みられている。ニューラルネットワークは入出力関係をブラックボックス的に表現できるという利点があるが、その予測精度はニューラルネットの構造の中核となる中間層のユニット数に影響を受ける。そこで本研究では中間層の構造選定にAIC, MDLの情報量基準を利用し、各基準より選択されたモデルの予測精度の差を比較・検討する。

2. 対象資料および計算方法

(1) 対象資料

目的変数は牧尾ダムの翌日の日流量とし、説明変数は従前の研究より、牧尾ダムの2日前までの日流量および同ダムの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。学習・予測期間は1979、80、81、82、83年のそれぞれ12月14日から翌年2月11日までの1期間60日を使用し、データの基準化には1969年から1990年までの22年間の期間を使用する。

(2) 計算方法

入力層、中間層、出力層からなる階層型ニューラルネットワークを用い、モー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計算を行った。(0, 1)への基準化は、日流量については岩井法により対数正規分布に従うように変換したものの非超過確率を、日雨量は雨量0の日が突出して多いので0を除いた観測値を指数分布にあてはめたものの非超過確率を使用した。モデルの構築は、1期間のデータを教師信号として与え、中間層ユニット数を入力層ユニット数と同数から1つつ減らしていき、出力層ユニット数と同数までの各モデルの出力値と教師信号の誤差分散を算出した。誤差分散は学習回数100回ごとに4,000回まで算出した。誤差分散より各評価基準AIC, MDLを求め、それら評価基準の平均値により各モデルを評価し選定した。つぎに、各モデルで学習回数100回ごとに最大4,000回まで教師信号を使い学習させて、各学習回数で教師信号のつぎの年のデータに対する予測値と観測値の誤差分散を求めた。誤差分散の10個ごとの移動平均を求め、過剰学習の傾向が見られる学習回数以前の最小の誤差分散の学習回数で予測を行った。

3. 結果と検討

(1) ニューラルネットワークの構造選定

学習データに対する情報量基準の順位を表1に示す。なおMIは中間層ユニット数を表す。この表よりMDLでは少なめのユニット数を、AICではそれよりも大きめのユニット数を選択する傾向がある。以後AICで選択されたモデルをAICモデル、MDLで

表1 各情報量基準の順位

年度 順位	1979		1980		1981		1982	
	AIC	MDL	AIC	MDL	AIC	MDL	AIC	MDL
1位	MI=2	MI=1	MI=1	MI=1	MI=3	MI=1	MI=4	MI=2
2位	MI=4	MI=2	MI=2	MI=2	MI=4	MI=2	MI=2	MI=3
3位	MI=1	MI=3	MI=3	MI=3	MI=2	MI=3	MI=3	MI=1
4位	MI=3	MI=4	MI=4	MI=4	MI=6	MI=4	MI=6	MI=4
5位	MI=5	MI=5	MI=6	MI=6	MI=1	MI=6	MI=1	MI=6
6位	MI=6	MI=6	MI=5	MI=5	MI=5	MI=5	MI=5	MI=5

択されたモデルをMDLモデルと呼ぶ。1980年はAIC, MDLともにまったく同じ順位になった。各モデルで学習させた後につぎの年を予測させた時の予測値と観測値の誤差分散を求めたが、例としてAICモデルによる1982年の学習に

よる誤差分散と学習回数を図1に示す。すべての年について両方のモデルを使いこのような計算を行ったが、いずれも未学習データの誤差が学習データの誤差より上回りかつ学習回数の増加に伴い学習データの誤差は低下するのにも未学習データの誤差はある段階から増加傾向にあった。こうした過学習が起こる以前で未学習データの誤差が最小になる学習回数を求めると1982年のAICモデルでは2,100回となった。すべての年での最適な学習回数を求めると表2となる。AICモデルによる1981年の学習では学習回数100回から学習が進むにつれて未学習データに対する誤差分散が大きくなっており、早い段階で過学習が起こっているようである。

(2) 予測精度の比較

最適な学習回数での予測値と観測値をもとのデータの大きさに再現し、それらの誤差分散と相関係数を表3と表4に示す。この表からはAICモデルとMDLモデルのどちらがいいかは必ずしも明確ではない。そこで予測実態としてたとえば1980年の経過日数と観測流量と予測流量の比較を図2に、1982年の観測流量と予測流量の比較を図3に示す。この両図よりAICモデルは観測値の変化に対応するように変化した予測をするのに対して、MDLモデルはほとんど変動の乏しい予測をする傾向が認められる。これはこの両年のMDLモデルが

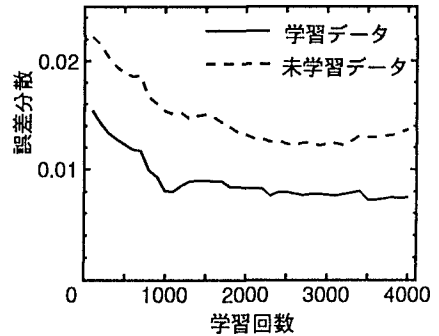


図1 AICモデルでの1982年の学習 (MI=4)

表2 最適な学習回数

学習年度	1979	1980	1981	1982
AICモデル	1700回	300回	100回	2100回
MDLモデル	700回	300回	1500回	2700回

表3 誤差分散

予測年度	1980	1981	1982	1983
AICモデル	0.448	0.449	1.602	0.995
MDLモデル	0.670	0.449	1.289	0.872

表4 相関係数

予測年度	1980	1981	1982	1983
AICモデル	0.643	0.602	0.324	0.918
MDLモデル	0.613	0.602	0.392	0.887

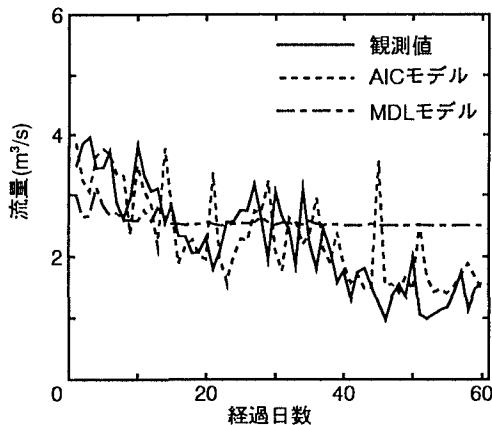


図2 経過日数と観測流量と予測流量の比較

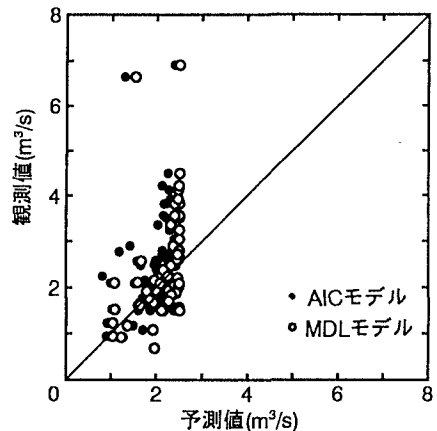


図3 観測流量と予測流量の比較

MI=1という単純な構造をとっているため、入力データの微妙な変化に対応し切れていないのではないかと考えられる。以上よりAICモデルの方が予測モデルとしてふさわしいといえよう。

4. 結論

1) ネットワーク構造の選定において、各評価基準の特性を示した。すなわち、MDLは単純な構造を、AICはそれよりは複雑な構造を最適とする結果となった。

2) MDLモデルがその単純さから変動の乏しい予測をしやすいのに比べ、AICモデルでは変化にうまく対応できる構造になっていた。よって予測のためには評価基準としてAICを用いたほうがよいように思える。