

## 情報量規準 EIC による流出モデルの性能評価

防衛大学校 正会員 ○多田 毅

### 1. はじめに

流出モデルに限らず、一般に、複雑なモデルほど観測データに対する再現精度は高い。そして、再現精度の高いモデルほど、予測精度も高くなる傾向がある。しかし、過剰な複雑さを持つモデルは、現象の持つ誤差や不確定性に対する過剰な適応が原因となり、逆に予測精度が低下することが知られている。現在、多種多様な流出モデルが存在し、再現精度はそれらのモデルの重要な評価指標となっている。しかし、観測データが不足している場合、データに多くの誤差や不確定性が含まれている場合には、再現精度以外のモデル評価指標が必要となる。そこで、統計モデルで実績のある情報量基準を流出モデルに適用し、その適用性を検討した。

### 2. ブートストラップ情報量規準 EIC

例えば、ある測定データからモデルを同定し、そのモデルを用いて予測を行うとする。この場合、モデルが複雑であるほど、その測定データの再現精度を高めることができる。しかし、過剰に複雑なモデルを用いると、ノイズなどの偶発的(測定対象の構造と無関係)な変動にも無理に合わせてしまうオーバーフィッティングのため、同定に用いたもの以外のデータで予測を行った場合、著しく予測精度が低下することがある。そこで、データの持つ情報量とモデルの複雑さのバランスを考慮したモデルの選択基準として、情報量規準が用いられている。情報量基準は「モデルの誤差分布と真の誤差分布の近さ」を評価する基準であり、誤差の大きなモデルを避けるだけでなく、過剰な再現精度(過小な誤差)を持つモデルを選択することを避けることができる。

情報量規準には、赤池の情報量基準(AIC)をはじめとして、GIC,TIC,EIC など多くのものが提案されている。その中で今回、EIC を用いて流出モデルの評価を行う。他の情報量基準はモデルのパラメータ数と誤差分布との間に緊密な関係があることを前提としており、そのような性質を持たないことが多い流出モデルには適用することができない。一方 EIC は、ブートストラップ法を用いて観測データと同様の統計的性質を持つ擬似的な観測データを多数作成し、そこから真の誤差分布を推定することから、適用範囲が広く、流出モデルへの適用が可能である。

### 3. 計算方法

#### (1) リサンプリング手法

ブートストラップ法では、モデルの計算結果に人工的な誤差を付加することで擬似的な観測データを生成する。人工誤差を生成する方法として、誤差の確率分布を解析的に表現し乱数で生成するパラメトリック法と、実際の誤差から重複を許したリサンプリングを行うノンパラメトリック法がある。しかし、流出モデルの場合、ランダム誤差だけでなく系統誤差の成分が多いため、どちらの手法も非現実的なデータしか生成できない。そこで、観測データ自身から重複を許したリサンプリングを行い、元の観測日時を記憶したまま全観測期間分のデータを揃え、それをブートストラップサンプルとする。このデータは不連続かつ重複する期間を持つことになるが、計算流量との誤差を RMSE 等で評価することが可能であり、モデルの同定に利用できる。また元の観測データと同じ誤差分布を持つことから、EIC の算定に利用することも可能である。

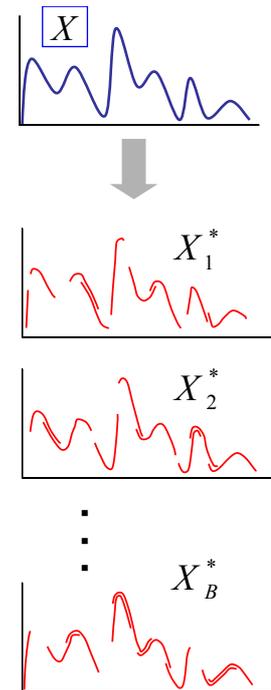


図-1 リサンプリングの概念

(観測データ  $X$  から重複を許してリサンプリングすることにより、ブートストラップサンプル  $X^*$  を多数生成する)

キーワード 情報量規準, EIC, モデル選択

連絡先 〒239-8686 横須賀市走水 1-10-20 防衛大学校建設環境工学科 TEL: 046-841-3810 E-mail: tada@nda.ac.jp

## (2) EICの算定

ブートストラップ法を適用する観測データ  $X$  を決定する。  $X$  に対し、対数尤度を最大とする最適パラメータ  $\hat{\theta}$  を最適化により求め、そのときの対数尤度を  $\ell(X|\hat{\theta})$  とする。次に、  $X$  から重複を許した再サンプリングを行い、ブートストラップサンプル  $X^*$  を  $B$  組作成する。そして、  $i$  番目のサンプル  $X_i^*$  に対する最適パラメータ  $\hat{\theta}_i^*$  を求め、そのときの対数尤度を  $\ell(X_i^*|\hat{\theta}_i^*)$  とする。また、  $\hat{\theta}_i^*$  に対する  $X$  の対数尤度を求め、  $\ell(X|\hat{\theta}_i^*)$  とする。以上の結果から、次式により EIC が算定できる。この値が小さいほど良いモデルと判断される。

$$\text{EIC} = -2\ell(X|\hat{\theta}) + \frac{2}{B} \sum_{i=1}^B \left\{ \ell(X_i^*|\hat{\theta}_i^*) - \ell(X|\hat{\theta}_i^*) \right\} \quad (1)$$

本研究では、貯留関数法、AWBM、4段タンクモデルの3種の概念型流出モデルを用い、岩井流量観測所の10年間の流域平均日雨量と日流入量を使用し、各モデルのEICを算定した。ブートストラップサンプルの数  $B$  は50とした。

## (2) 検証方法

EICの有用性を確認するために、再現精度から予測精度(いずれも Nash-Sutcliffe Efficiency)の良否が推定可能か、また EIC から推定可能かを確認した。まず、全期間10年間から1年間を任意に取り出し最適パラメータを求め、そのときの精度を再現精度とする。次にこのパラメータを用いて全期間の流出計算を行い、その精度を予測精度とする。この作業を50回繰り返し、1年間のデータで同定した場合の、再現精度と予測精度の平均値、最大値、最小値を得た。また、各年毎にEICを算定し、1年間のデータによるEICの平均値、最大値、最小値を得た。

## 4. 結果と考察

再現精度と予測精度の関係を図-2に、EICと予測精度の関係を図-3に示す。いずれも平均値と最大値、最小値を示している。再現精度が最も高いモデルは貯留関数法である。しかし、貯留関数法は予測精度が極めて低い場合がしばしば存在し、そのため、予測精度の平均値は最も低くなっている。したがって、再現精度でモデルを選択することは適切でない。一方、EICの最も良い(値の小さい)モデルはタンクモデルである。タンクモデルは、予測精度の最大値は貯留関数法より低いが、予測精度が非常に安定しており、平均値は最も高い。したがって、EICを用いることにより、予測精度の安定性を考慮したモデルの選択が可能であるといえる。

## 5. おわりに

観測期間が短いほど、またデータの質が低いほどオーバーフィッティングの問題は深刻となり、高精度なモデルによる予測が困難となる。したがって、貧観測流域での予測における、予測精度の安定性を考慮した適切なモデルの選択、モデル構造の決定、さらには空間解像度の決定などに、本手法が有効であると期待される。

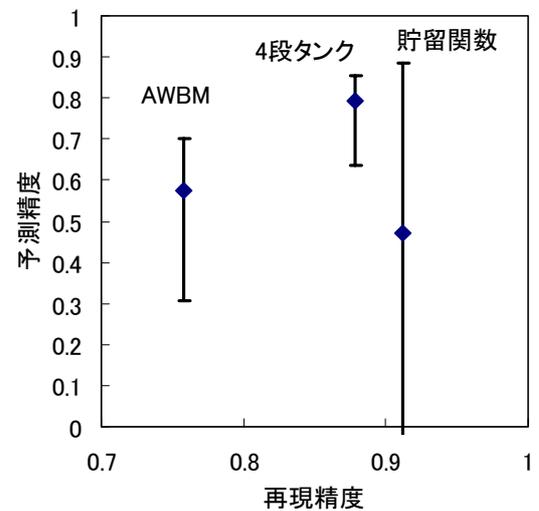


図-2 再現精度と予測精度の関係

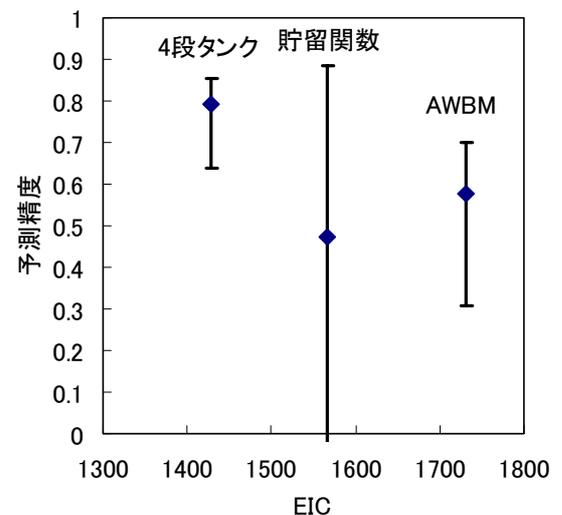


図-3 EICと予測精度の関係