

情報量規準による流出モデルの性能評価

防衛大学校 学生会員 ○久木田 誠
 防衛大学校 学生会員 中島 貴
 防衛大学校 正会員 多田 毅

1. はじめに

従来、流出量の予測において再現精度の高さが重視されてきた。しかし、ある流域の流出予測を行うにあたり、水文データが十分に入手できるとは限らない。不十分なデータを用いて最適化によりパラメータセットを同定すると、その値がデータによって大きく変動し、信頼性に欠けることが知られている。さらに、予測精度も大きく変動することが予想される。そこで、精度のみを重視せず、確実に安定した結果が得られることを重視したモデルの性能評価の基準が必要である。本研究では、予測精度の安定性という観点から、情報量規準を用いた流出モデルの性能評価を試みた。

2. ブートストラップ情報量規準 EIC

情報量規準とは、モデルの良さを評価するための指標の一つであり、「モデルの誤差分布が真の誤差分布に近いモデルを選択する」ために使用される。例えば、ある測定データから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、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ため、他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。この問題を避けるためには、モデルを単純化することが一つの方法である。しかし、そのことによって再現精度が極端に低くなる場合があり、モデルを単純化する方法も困難な問題である。そこで、再現精度および予測精度、そしてそれらの安定性をも考慮した、モデルの選択基準として情報量規準が用いられる。情報量規準には、AICをはじめとして、BIC, GIC, EIC など多くの規準が提案されているが、本研究ではブートストラップ法を用いる EIC でモデルの性能評価を行う。

ブートストラップ法とは、統計的性質が類似したデータ(ブートストラップ標本)を多数作成し、評価したいパラメータや統計量の分布などを推定する手法である。本研究では、元データから復元抽出(同じデータを複数回抽出することを許す)を行うことで標本を作成する、ノンパラメトリックブートストラップ法を採用した。概要を図-1に示す。

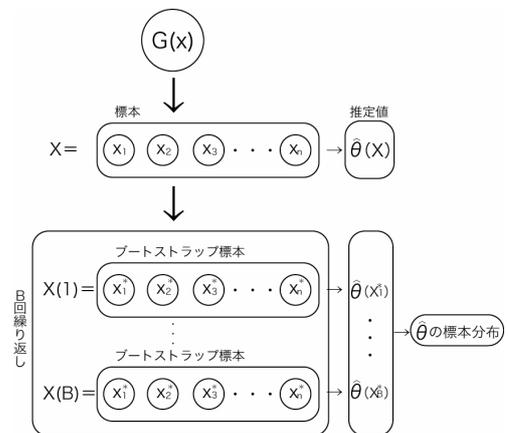


図-1 ブートストラップ法の概要

3. 計算方法

(1) 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る。そのときの対数尤度を $l(X|\hat{\theta})$ とする。 X から重複を許した再サンプリングを行い、ブートストラップ標本 X^* を B 組作成する。次に、 i 番目の標本 X_i^* に対する最適パラメータ $\hat{\theta}_i^*$ を求め、

キーワード 流出モデル モデル選択 ブートストラップ法 情報量規準 AWBM

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 TEL0468-41-3810 E-mails51217@ed.nda.ac.jp

そのときの対数尤度を $l(X_i^* | \hat{\theta}_i^*)$ とする. また, $\hat{\theta}_i^*$ に対する X の対数尤度を求め, $l(X | \hat{\theta}_i^*)$ とする. 以上の作業を B 個の全標本について計算し, 次式より EIC を求めることができる.

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

この値が小さいモデルが良いモデルであると判断できる.

今回は, 岩井川流域の 1992~2002 年の 11 年間の流域平均日雨量と同流域の日流入量を使用した. 流出モデルとして, 貯留関数法, AWBM, 4 段タンクモデルの 3 種を採用し, 性能の比較を行った. AWBM は比較的広い流域を対象としたモデルで, 地表面の飽和遮断・蒸発を概念化した 3 つのタンクがあり, 溢れた流出は表面流タンクと基底流タンクに貯留される. 両タンクは並列に働き, 分流の割合はパラメータで決められる (図-2). また, ブートストラップ法を適用する対象期間を 1992 年の 1 年間および 1992-2002 年の 11 年間とし, いずれのケースでも X^* をそれぞれ 50 組作成した.

(2) 検証

本研究では, 予測精度のばらつきと EIC との間に関連性がないか考察するために, 以下に示す作業を行う. 一定の同定期間を定め, 全期間から任意に取り出し, 最適化により最適パラメータを求める. このパラメータを検証期間に適用し, 予測精度を求める. この作業を複数回繰り返し, 予測精度の平均値を算定する. このときの精度の評価には, Nash-Sutcliffe 効率を用いた. Nash-Sutcliffe 効率の値が大きいほど精度は良いと判断できる. 今回は同定期間を 1 年間, 検証期間を 11 年間とした. また, 繰り返し回数は 50 回とした.

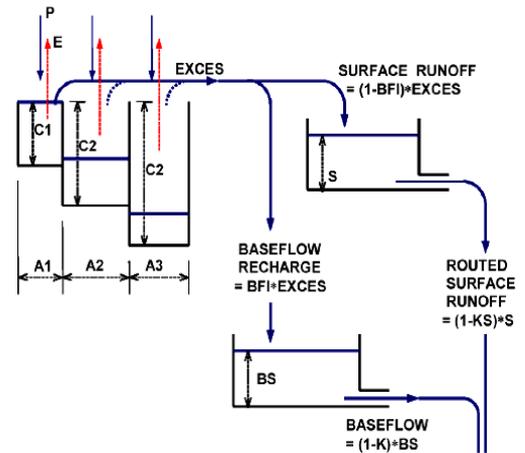


図-2 AWBM モデルの概要

4. 結果

EIC と予測精度 (Nash 効率) の関係について表-1 に示す. この結果より, 3 種のモデルのブートストラップ適用期間 11 年の EIC を比較すると, タンクモデルが最も良い結果となっている. 次に予測精度を比較すると, タンクモデルが最も予測精度の平均が高く, 標準偏差が小さい結果となった. また, 予測精度が高くて, 精度のばらつきが大きい場合, EIC は悪くなるのが分かった. 以上より, 11 年間のデータで算定した EIC は予測精度の高さおよび安定性の指標となり得ることが示唆された. しかし, 1 年間のデータで算定した EIC を比較すると, AWBM が最も良い結果となっているにもかかわらず, 予測精度に良い傾向はみられない. したがって, 1 年間分のデータでは, 情報量規準の値だけで安定性を重視したモデルの性能を評価することは困難であることが分かった.

表-1 EIC と検証における予測精度 (Nash 効率) の関係

	貯留関数法	AWBM	タンクモデル
EIC (ブートストラップ期間 1 年)	39.2	16.8	54.1
EIC (ブートストラップ期間 11 年)	257	192	98.3
予測精度 (Nash 効率) の最小値	0.422	0.313	0.528
予測精度 (Nash 効率) の最大値	0.893	0.682	0.841
予測精度 (Nash 効率) の平均	0.770	0.573	0.775
予測精度 (Nash 効率) の標準偏差	0.133	0.088	0.078

5. 今後の予定

ブートストラップ法の適用期間を 1 年だけとして EIC を算定した場合, 予測精度の安定性との関連性を見出すには不十分であった. そこで, ブートストラップ法の適用期間と, 予測精度の安定性との関係を調査する予定である. それによって, モデルの選択基準として情報量規準が意味を持つために十分なデータは, いったいどれくらいであるのか確認する予定である.