

ベンチマークバーチャルハイエト・ハイドログラフの少量データを用いた 流出関数法による都市流出モデルのエミュレーション特性

首都大学東京 都市環境科学研究科 学生員 ○村井 雅姿
 首都大学東京 都市環境科学研究科 正会員 河村 明
 首都大学東京 都市環境科学研究科 正会員 天口 英雄

1. はじめに

一般的に、降雨流出解析モデルではハイエト・ハイドログラフを時系列としてそのまま用いて計算を行っている。これに対し、鈴木ら¹⁾は全ての時系列データから、ある閾値よりも上位の流出データおよびそれに対応する降雨データのみを抽出して用い、作成が容易で簡単な流出関数法を模した流出モデルを提案し、その有用性を検討している。このように、時系列データとしてではなく、ある出力とそれに対応する入力への応答としてデータを取り扱うモデルは、近年その有用性が数多く提示されている深層学習（ディープラーニング）などの AI モデル²⁾と同様の考えである。そこで本研究では、ハイドログラフ時系列データからある閾値以上の流出データのみを抽出し、それに対応する降雨データを入力として、簡易で伝統的な流出関数法がどの程度の精度で流出予測できるかを検討した。この場合、観測誤差などの影響を排除するため、著者らが既に公開しそのデータ特性が完全に把握されているベンチマーク用のバーチャルハイエト・ハイドログラフデータ³⁾（以下、それぞれ VH, VQ と記す）を使用し検討を行った。なお、本 VQ データは、都市中小河川を対象とした都市貯留関数モデル⁴⁾（以下、USF モデルと記す）により生成されたデータであるため、USF モデルのエミュレーション性能の評価となる。

2. 流出関数法およびデータ

流出関数法は以下の式で流出高を計算する簡単な流出モデルであり、3つのモデルパラメータ(n, f, K)が含まれる。

$$Q(t) = f \sum_{\tau=0}^T r(t-\tau) \cdot h(\tau) \quad (1) \quad h(\tau) = \frac{1}{K^n \Gamma(n)} \cdot \tau^{n-1} \cdot e^{-\frac{\tau}{K}} \quad (2)$$

ここに、 Q ：流出高(mm/min)、 f ：流出率、 r ：雨量(mm/min)、 K ：貯留係数、 n ：パラメータ。

使用するデータに関しては、VH, VQ からなる 100 個の洪水イベント³⁾、Event(1)~Event(100)のうち、Event(1)~Event(20)を用いてキャリブレーションを行い、Event(81)~Event(100)のそれぞれに対し検証(バリデーション)を実施する。なお、Event(1)~Event(20)および Event(81)~Event(100)はそれぞれピーク流出高が大きい順にソートされたデータとなっている。また VH は 1 イベントにつき 1 分値データで 24 時間の雨量データであり、VQ は VH に対する 27 時間(1620 分)分の流出高データである。キャリブレーションは 20 イベントの全データ(1620×20=32400)に対して流出高上位 1%,5%,10%,50%,100%の 5 パターンのデータ使用を検討した。USF モデルにより作成された VQ に対する流出関数法によるハイドログラフの再現性の指標としては、RMSE(二乗平均平方根誤差)、ピーク誤差、総流出高誤差を用いて検討を行った。

表-1 キャリブレーション結果

使用データの割合	1%	5%	10%	50%	100%
f	0.65	0.58	0.55	0.50	0.49
K	4.8	5.5	5.6	6.0	6.2
RMSE	0.0129	0.0287	0.0360	0.0548	0.0609

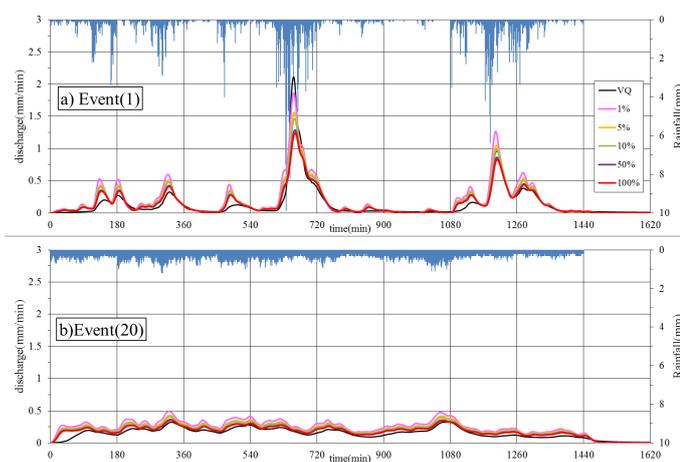


図-1 キャリブレーションのハイエト・ハイドログラフ

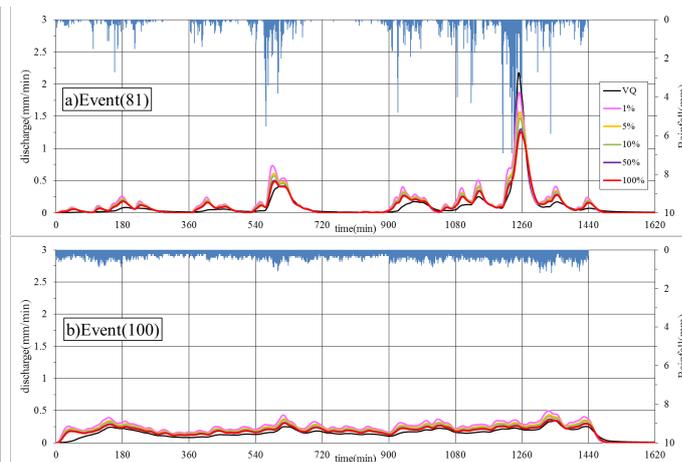


図-2 バリデーションのハイエト・ハイドログラフ

キーワード 流出関数法, 少量データ, バーチャルハイエト・ハイドログラフ, 都市貯留関数モデル, エミュレーション
 連絡先 〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1 首都大学東京 E-mail : murai-masashi@ed.tmu.ac.jp

3. 流出関数法によるエミュレーション結果および考察

本流出関数法ではモデルパラメータはわずか3つであるので、全探索を行い最もRMSEが小さくなるパラメータを最適パラメータとして同定した。すなわち、全探索として、 n は1~5(整数)の各整数、 f は0.01~1.00の範囲で0.01刻み、 K は0.1~50.0の範囲で0.1刻みとして全探索を行った。以上の全探索を上記の少量データ5パターンに対して実行した結果、 $n=4$ のモデルが最適となった。表-1にこの場合の最適パラメータ(f, K)およびその少量データに対するRMSEを示す。表-1より、使用するデータ数を上位に限定するに従い、次第に f は大きくなり、 K は小さくなっていることが確認できる。これは上位少量データに対する流出率 f を高くし、また貯留係数 K を小さくすることで流出関数 $h(\tau)$ のピークを大きくしていることを示している。

図-1には、表-1の最適パラメータを用いたキャリブレーション結果のうちEvent(1), Event(20)に対するハイドログラフの再現結果を、また図-2には、表-1の最適パラメータを用いた検証結果のうち、Event(81), Event(100)に対する結果を示す。図-1よりEvent(1)では、少量データパターンに関わらず最大ピークを過小評価しているが、上位少量データに対するほどその誤差は小さくなっている。逆に、それ以外のピークでは少量データパターンに関わらず過大評価となっており、上位少量データに対するほどその誤差は大きくなっている。一方、Event(20)はピークがほとんどない降雨であるため、少量データパターンに関わらず全体的に精度良くエミュレートできているものの、上位少量データに対するほどその誤差は大きくなっている。以上より、使用するデータを流出高上位のみに限定することは、非常に大きい洪水ピークには有効であるがそれ以外では全体的に精度が下がる。さらに、図-2の検証結果においても全く同様の傾向が見られる。

次に図-3に、表-1の最適パラメータを用いた検証結果すなわちEvent(81)~Event(100)の各洪水イベントに対するa)RMSE(二乗平均平方根誤差)、b)ピーク誤差、c)総流出高誤差を示す。なお、参考のため、図-3b),c)の上部にはそれぞれ各洪水イベントのピーク流出高、総流出高の値を併記している。図-3a)より、上位少量データに対するほどRMSEは大きくなった。ただし、検証イベントの中でピーク流出高が最も大きいEvent81に対しては、図-2に示したように上位少量データでも最大ピークでの誤差が小さくなるため、データ数の差によるRMSEの差は小さくなる。図-3b)よりEvent(81)~Event(100)のうち、ピーク流出高が大きい前半のイベントでは、上位少量データに対するほどピーク誤差が小さくなっていることが確認できる。また、Event(97)以降のピーク流出高が小さいイベントでは、キャリブレーションに使用するデータが多いほどピーク誤差が小さくなっていることも確認できる。また、図-3c)より、総流出高は少量データパターンに関わらず過大評価となっており、上位少量データに対するほどその過大評価は大きくなっていることが確認できる。これは表-1の流出率 f が大きくなり貯留係数 K が小さくなることに対応している。

4. むすび

本研究では、東京都の中小河川をUSFモデルで模擬した洪水イベント(バーチャルハイエト・ハイドログラフ)に対して、少量データを用いた流出関数法により降雨流出計算を実行し、USFモデルに対するエミュレーション特性を検討した。その結果、少量データパターンに関わらず流出関数法では各イベントのハイドログラフ全体を精度良く再現するのは難しいことを確認した。ただし、非常に大きい洪水ピークの再現に対しては上位少量データで同定した流出関数法の方が再現性が高くなる。また総流出高は少量データパターンに関わらず過大評価となった。今後は、著者ら5)がベンチマーク流域(神田川上流域)として公開している実際の洪水イベントで同様の検討をしていく予定である。

参考文献

- 1) 鈴木貴志, 諏訪美佐子, 池田弘, 松岡英俊, 河村明, 天口英雄, 下地誠, 高崎忠勝: モデル作成が容易な洪水時河川水位モデルの提案とハイドログラフ再現性の検証, 土木学会論文集G(環境), Vol.75, No.5, pp.I_267-I_273, 2019.
- 2) 深層学習は土木を変える? -AI活用の可能性を探る-, 土木学会誌, Vol.103, No.2, pp.7-37, 2018.
- 3) 藤塚慎太郎, 河村明, 天口英雄, 高崎忠勝: ベンチマークバーチャルハイエト・ハイドログラフを用いた深層学習による都市流出モデルのエミュレーション, 土木学会論文集G(環境), Vol.75, No.5, pp.I_289-I_296, 2019.
- 4) 高崎忠勝, 河村明, 天口英雄, 荒木千博: 都市の流出機構を考慮した新たな貯留関数モデルの提案, 土木学会論文集B, Vol.65 No.3, pp.217-230, 2009.
- 5) 高崎忠勝, 河村明, 天口英雄, 石原成幸: AI降雨流出ベンチマークテストに向けた都市中小河川実流域データセットの作成, 水文・水資源学会研究発表会要旨集, pp.28-29, 2019.

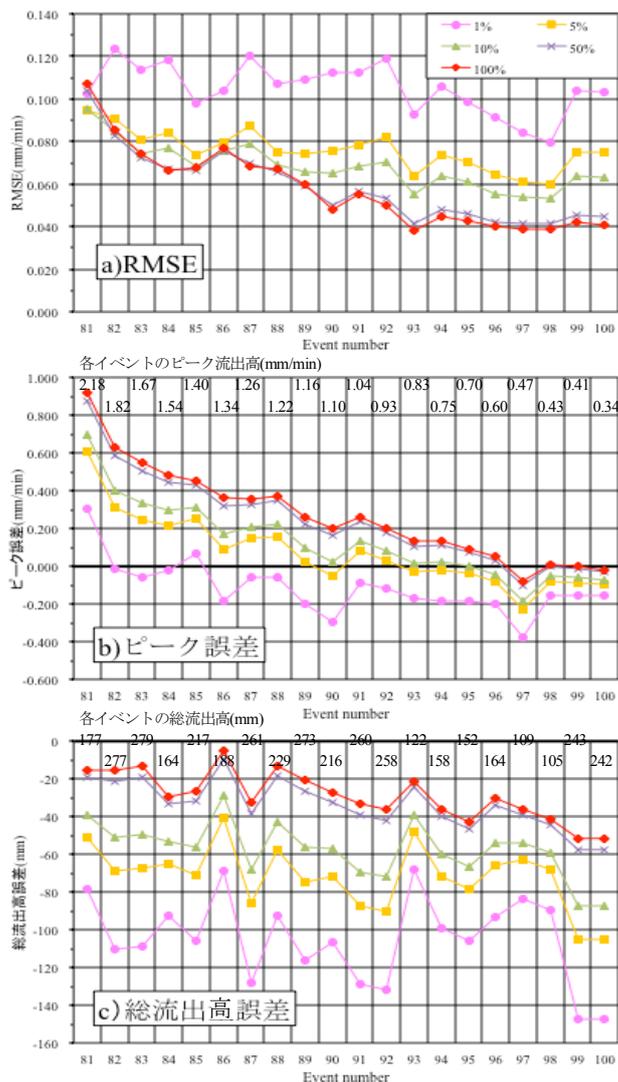


図-3 各バリデーション結果