

AI を用いた都市流出モデルエミュレーションのための ベンチマーク模擬ハイドログラフの構築

(株)建設技術研究所 正会員 ○藤塚 慎太郎 首都大学東京 正会員 河村 明
首都大学東京 正会員 天口 英雄 東京都 建設局 正会員 高崎 忠勝

1. はじめに

現在、深層学習技術の向上にともない第三次 AI ブームと呼ばれるほど人工知能 (AI) 技術の発展がめざましく、様々な分野への応用が進められており、洪水予測分野においては、過去の洪水事例の観測データを用いて、ニューラルネットワークやディープラーニングを用いた予測モデルの研究が試みられている¹⁾。人工知能による洪水予測は未経験の事象に対する精度が良好でなく、学習データに誤差を含む場合はその影響が予測精度に大きく影響するという課題がある。また、過去の洪水事例数は限られており、学習に必要なデータ数について詳しく検討した研究はほとんど見受けられない。本研究では流出モデルに与える模擬の入力降雨 (バーチャルハイドログラフ (以下、VH と呼ぶ)) を入力層とし、模擬の入力降雨を流出モデルに与えた場合の流出量 (バーチャルハイドログラフ (以下、VQ と呼ぶ)) を出力層とし、AI 洪水予測モデルにより流出モデルを模倣 (エミュレーション) できるか確認することを最終目的としている。まずそのための第一段階として、本稿では流出機構が複雑な都市流域を対象とし、著者らが作成した VH を用い、都市貯留関数モデル (USF モデル) により流出計算を実施し、VQ を作成した。これにより、既往の研究で課題となる観測誤差の排除および学習洪水事例数の変更が可能となり、AI 洪水予測モデルの適切な精度評価が行うことができると考える。

2. VQ の構築

(1) VH の概要

VQ の作成にあたり、まず著者らはランダムカスケードモデルを用いて VH を 100 事例作成し、VHo(1)~VHo(100)とした。VH の作成にあたっては、対象期間は 24 時間、対象流域は東京都の中小河川と設定し、(i)1 分最大雨量が 10mm 以下、(ii)10 分最大雨量が 50mm 以下、(iii)60 分最大雨量が 40mm 以上、120mm 以下の条件にあうものを採択した。作成方法の詳細や VH の特性については参考文献 2) を参照されたい。

(2) 流出モデルの概要

高崎ら³⁾が提案した USF モデル (Urban Storage Function Model) を VQ 作成のための流出モデルとして採用した。USF モデルは流出機構が複雑な都市中小河川の実時間洪水予測に適した集中型概念モデルである。総貯留高 s と流域からの流出量 (河川流出量 Q と合流式下水道による流域外への雨水排水量 q_s の合計) との関係を示す式(1)に、連続式を式(2)に示す。また、式(1)(2)のうち、地下水関連損失量 q_l は式(3)で、合流式下水道による流域外への雨水排水量 q_R は式(4)で示される。

$$s = k_1(Q + q_R)^{p_1} + k_2(d/dt)(Q + q_R)^{p_2} \quad (1) \quad \frac{ds}{dt} = R + I - E - O - Q - q_R - q_l \quad (2)$$

$$q_l = \begin{cases} k_3(s - z) & (s \geq z) \\ 0 & (s < z) \end{cases} \quad (3) \quad q_R = \begin{cases} \alpha(Q + q_R - Q_0) & (\alpha(Q + q_R - Q_0) < Q_{Rmax}) \\ q_{Rmax} & (\alpha(Q + q_R - Q_0) \geq Q_{Rmax}) \end{cases} \quad (4)$$

ここに、 s : 総貯留高(mm), t : 時間(min), Q : 河川流出量(mm/min), q_R : 合流式下水道による流域外への雨水排水量(mm/min), q_{Rmax} : 最大雨水排水量(mm/min), q_l : 地下水関連損失量(mm/min), I : 都市特有の流入量・流域外からの地下水流入(mm/min), E : 蒸発散量 (mm/min), O : 取水量(mm/min), Q_0 : 初期河川流出量(mm/min), α : 下水道排出係数, z : 浸透孔高(mm), k_1, k_2, k_3, p_1, p_2 : モデルパラメータ。

表-1 USF モデルパラメータ

このうち $k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, z, \alpha$ については、同様に都市域 (神田川流域) において USF モデルを構築した事例である Saritha ら⁴⁾による研究より表-1 の値を設定した。

パラメータ名	設定値
k_1 (mm ^{1+p1} ・min ^{p1})	40
k_2 (mm ^{1+p2} ・min ^{1+p2})	1000
k_3 (min ⁻¹)	0.02
p_1 (無次元)	0.4
p_2 (無次元)	0.2
z (mm)	10
α (無次元)	0.5

(3) VQ の作成

作成した VH を USF モデルに入力し、流出計算を実施した。VH は対象期間を 24 時間としているが、流出計算を実施する期間は降雨から流出までの時間を考慮し、30 時間と設定し、24 時間以降は無降雨として設定した。VHo(1)~VHo(100)を用い、流出計算を実施した VQ を VQo(1)~VQo(100)とした。

3. VH・VQ の並び替え

VH・VQ のうち、80 洪水は学習(training or test)データに用い、20 洪水は検証(validation)データとして使用することを想定している。一般に AI 予測モデルにおいて、学習・検証データの偏りは精度の低下を招くため、データに偏りがな

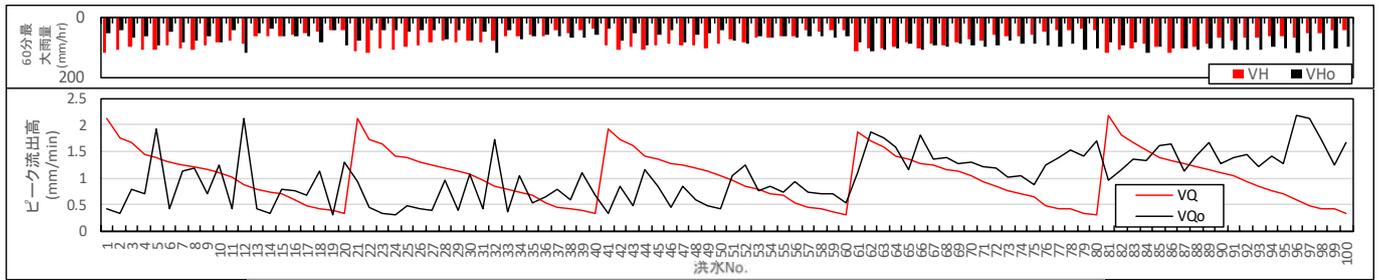


図-1 VQo・VQのピーク流出高およびVHo・VHの60分最大雨量の比較

学習用				検証用
VQ(1)~ VQ(20)	VQ(21)~ VQ(40)	VQ(41)~ VQ(60)	VQ(61)~ VQ(80)	VQ(81)~ VQ(100)
VQp(2)	VQp(3)	VQp(4)	VQp(5)	VQp(1)
VQp(6)	VQp(7)	VQp(8)	VQp(9)	VQp(6)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
VQp(97)	VQp(98)	VQp(99)	VQp(100)	VQp(96)

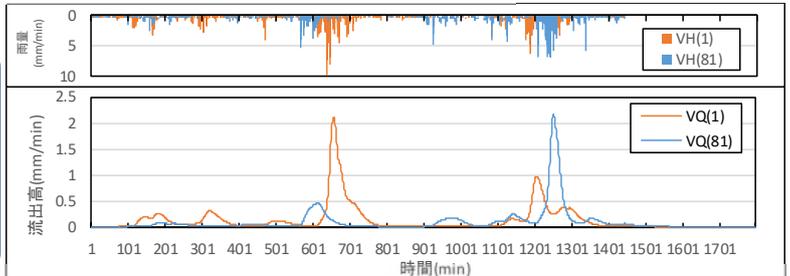


図-3 洪水イベント1および81のハイレート・ハイドログラフ

図-2 VQp から VQ への並び替え方法

いか確認することとした。データの偏りはVQのピーク流出高により確認するものとし、VQo(1)~VQo(100)について各洪水のピーク流出高を比較した結果を図-1に示す。ピーク流出高は100洪水のうち検証で用いる洪水(80洪水以降)を含む60洪水以降に比較的大きいデータがかたまっているが、これはVHの作成方法によるもので、60分最大雨量が大きいVHが後半部分に偏るためである(VHの特性については参考文献2)を参照されたい)。

VQo についてのピーク流出高の偏りが確認されたことから、並び替えを実施することとした。並び替え後のVQをVQ(1)~VQ(100)とした場合、学習に用いる洪水はVQ(1)~VQ(80)と設定し、検証に用いる洪水はVQ(81)~VQ(100)と設定することとした。また、学習に用いる80洪水は、20洪水ごと(VQ(1)~VQ(20), VQ(21)~VQ(40), VQ(41)~VQ(60), VQ(61)~VQ(80))にデータの偏りがなく並び替えを実施する。

並び替えの方法は図-2に示すとおりである。まずVQo(1)~VQo(100)をピーク流出高の順番(降順)で並び替えを実施し、VQp(1)~VQp(100)とする。最もピーク流出高が大きいVQp(1)を検証用の洪水のVQ(81)とし、次に学習用の洪水に20洪水ごとにピーク流出高の大きな洪水が偏りなく配置されるようVQp(2)をVQ(1)に、VQp(3)をVQ(21)、VQp(4)をVQ(41)、VQp(5)をVQ(61)と並び替えた。その後は、同様に繰り返すことでVQp(1)~VQp(100)をVQ(1)~VQ(100)に並び替えることとした。また、VQに対応した降雨をVH(1)~VH(100)とした。

以上の方法で並び替えを実施したVQ(1)~VQ(100)についてピーク流出高を再度比較した結果を図-1に示す。20洪水ごとにデータに偏りがなく(ピーク流出高が大きなものから小さなものまで含まれている)、学習に用いるデータとして妥当であると考えられる。ただし、学習に用いる際には20洪水内でピーク流出高が降順に並んでいることに注意が必要である。参考までに学習用および検証用のピーク流出高が最大の洪水であるVQ(1), VQ(81)のハイレート・ハイドログラフを図-3に示す。ピーク流出高は似通っているが、さまざまな降雨波形・流出波形が得られたことがわかる。

4. むすび

本研究では、AIを用いた都市流出モデルエミュレーションのためのベンチマーク模擬ハイドログラフを構築した。今後は本研究の成果として作成したVHおよびVQをもとにAI洪水予測モデルを構築し、そのモデルのエミュレーション性能について研究を実施していく予定である。作成したベンチマーク用のVH・VQは以下のURLよりダウンロード可能である。今後AIを用いた洪水予測モデルを作成する際、構築した予測モデルのベンチマークテストのためのデータとして活用していただければ幸いである。<http://www.comp.tmu.ac.jp/suimon/virtual/>

参考文献

- 一言正之, 桜庭雅明, 清雄一: 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集B1(水工学), 72巻, 4号, p. I-187-I-192, 2016
- 村井雅姿, 高崎忠勝, 河村明, 天口英雄: 東京都の中小河川を対象としたバーチャルハイレートグラフの作成, 第46回土木学会関東支部技術研究発表会公演概要集, 2019, CD-ROM版
- 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.
- Saritha Gopalan Padiyedath, Akira Kawamura, Tadakatsu Takasaki, Hideo Amaguchi, Gubash Azhikodan: An effective storage function model for an urban watershed in terms of hydrograph reproducibility and Akaike information criterion, Journal of Hydrology 563, pp.657-668, 2018