

シミュレーション技術と AI

— 河川分野への応用 —

東京理科大学理工学部土木工学科水理研究室教授 二瓶 泰雄

1. はじめに

豪雨災害は毎年発生し、全国各地で河川氾濫が生じている。平成30年西日本豪雨では、記録的な豪雨により、死者・行方不明者は245名に達するという平成最悪の被害となった。特に、岡山県倉敷市真備町では、高梁川水系小田川やその支川の堤防決壊により、広域氾濫が生じた。この豪雨は気候変動の影響を受けたと気象庁に初めて認定された。今後も豪雨災害の拡大が懸念され、気候変動適応策の整備が喫緊の課題である。被害への重要なソフト対策として、河川の高密度の水位観測ネットワークの構築と高精度でロバストな洪水予測システムの整備がある。前者に関しては「危機管理型水位計」¹⁾が導入され、現在、全国的に設置されている。後者に関しては、観測値を予測システムに取り込むデータ同化手法として様々な手法がある。特に、立川ら²⁾が開発した粒子フィルタに基づく洪水予測システムが全国的に整備されつつあるが、多地点の水位データ同化を行うと計算負荷が大きいという課題が残る。

一方、著者らは、多地点水位観測値のデータ同化を容易に行える洪水予測手法 (Dynamic Interpolation and EXtrapolation method for Flood prediction, DIEX-Flood) を開発し、江戸川の洪水予測解析を行い、本手法の基本的な有効性を示した³⁾。DIEX-Floodでは、各観測所の水位「点」データを同化し、運動方程式・連続式を用いて水位「線」データ (水位縦断分布) を推定できる。しかし、DIEX-Floodを他の河川や洪水イベントへ適用した結果、水位のデータ同化に伴う流量計算値の不自然な増減や計算結果の不安定化・発散という事象が確認された。また、水位縦断分布の将来予測を行う際に、境界条件やパラメータ設定等の課題が残る。これらの課題解決には、AIが有力なツールとなり得るが、AI

と物理数値シミュレーション技術を融合した洪水予測モデル開発は皆無である。

著者らは、上記課題を解決するため、数値シミュレーション技術 (改良版 DIEX-Flood) と AI (深層学習モデル) を組み合わせた水位縦断分布の現況再現・将来予測手法を提案している⁴⁾。DIEX-Floodの改良では、計算コスト削減とロバスト性向上のために、基礎方程式系を見直す。本手法では、現況再現計算では水位の「点」観測値を、将来予測計算では深層学習により求める水位の「点」予測値を求め、それぞれ改良版 DIEX-Flood に代入し、現況・将来の「線」水位データを求める (図-1)。本稿は、伊藤ら⁴⁾に準じて説明する。

2. シミュレーションモデルの概要

(1) DIEX-Floodの基本構成

DIEX-Floodは元々、事前計算、本計算としての現況再現計算 (Nowcast)、将来

予測計算 (Forecast) の3つから構成される³⁾。Forecastは、次章に記述する深層学習を用いるため、ここでは除外し、事前計算とNowcastの概要を述べる。まず、事前計算では、既往洪水時の痕跡水位から一次元不等流解析により粗度係数の縦断分布を推定する。次にNowcastでは、得られた粗度係数を縦断方向にスムージングした値を用いて、水位観測値をデータ同化しつつ一次元不定流解析により水位縦断分布を算出する。

(2) 計算手順

DIEX-Floodでは、数値計算の不安定性を大幅に減らすため、水位の同化計算結果を流量算出に反映させず、また、運動方程式から非定常項と移流項を除く拡散波法 (Diffusion wave) を用いる改良を行った。DIEX-Floodの従来法と改良法の計算手順を図-2に示す。このように、Nowcastの改良法では、データ同化時 (水位データの計測間隔、例えば60分間隔)

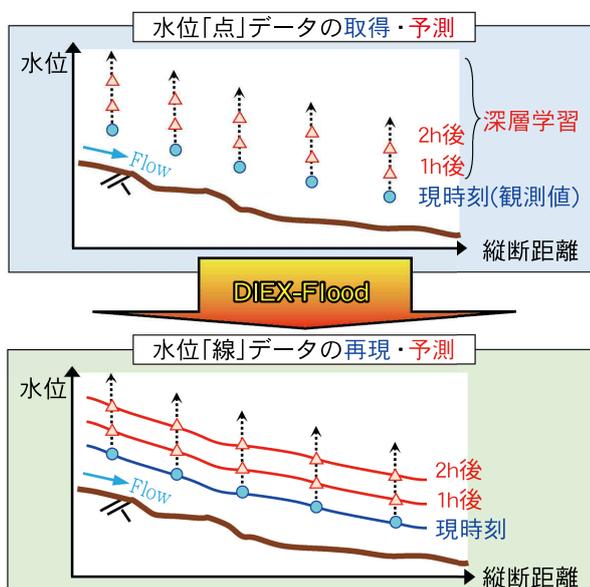


図-1 本手法の基本構成の概念図

と非データ同化時を分けて実施する。また、運動方程式から非定常項と移流項を除く拡散波法 (Diffusion wave) を用いることで数値計算の安定性向上を図る。改良法では、非データ同化時の時々刻々の不定流計算を、データ同化時には不等流計算をそれぞれ行う。流量と同化水位を連成させないため、計算安定性が向上することに加え、データ同化に用いられる付加項を含む計算をデータ同化時のみに限定できるので、計算負荷を飛躍的に減らすことが可能となる。なお、水位観測点で得られた F_a の内挿方法としては、①観測点間で一様に与える、②観測点間を線形補間する、③スプライン補間を用いる、等が挙げられるが、本稿では②の線形補間を採用する。

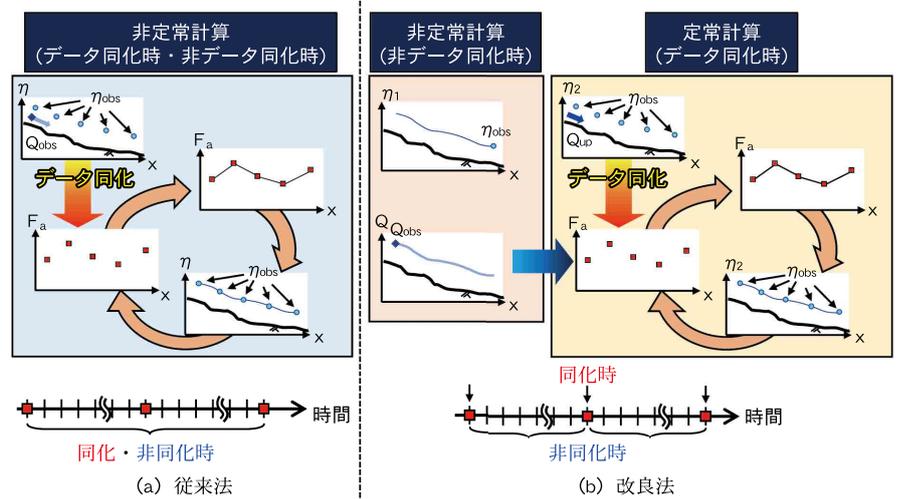


図-2 DIEX-Floodの従来法と改良法の計算手順の比較

3. 深層学習による将来水位の予測モデル

上述した通り、従来のDIEX-Floodの将来予測 (Forecast) では、境界条件の予測誤差や付加項の時間変化の取扱いに課題があった。このため、本稿では、これらの課題を解決し得る手法として、深層学習を用いた「点」水位予測を行い、予測結果をDIEX-Floodで「線」水位データに拡張することを試みる。

近年、深層学習に基づく水位予測手法が提案されているが、本研究では長期時系列データ処理に適したLSTM (Long short-term memory) ⁵⁾ を用いる。具体的には、図-3に示すように、5時間前から現時刻までの説明変数 X_{t-i} を入力すると、同地点の1時間後から6時間後までの目的変数 Y_{t+j} を出力するモデルを構築した。ここで、入出力データは後述の鬼怒川水位観測所5地点の水位あるいは水位変化量 (一時間毎の水位差) とする。本モデルでは、LSTM層を3層連結し、各層では過学習を防止するため、ドロップアウト (ランダムにネットワーク中のニューロンを除外) およびリレントドロップアウト (LSTM層内の一部を除外) を20%ずつ行う。また、各LSTM層の処理後には、学習の効率化を図るためにBatch Normalization ⁶⁾ を行う。その他の条件としては、学習回数は50回、1回の学習で用いるデータ数 (バッチサイズ) は128とし、学習時のパラメータの更新アルゴリズムにはAdam²¹⁾ というオプティマイザーを、損失関数にはRMSEを用いた。

本モデルの学習を適切に行うべく、複

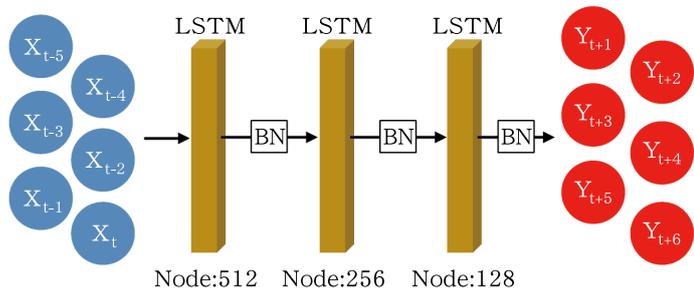


図-3 LSTMを用いた将来予測モデルの概念図 (X_{t-i} : 時刻 t から i 時間前の説明変数, Y_{t+j} : j 時間後の目的変数)



図-4 鬼怒川における水位予測計算の対象区間

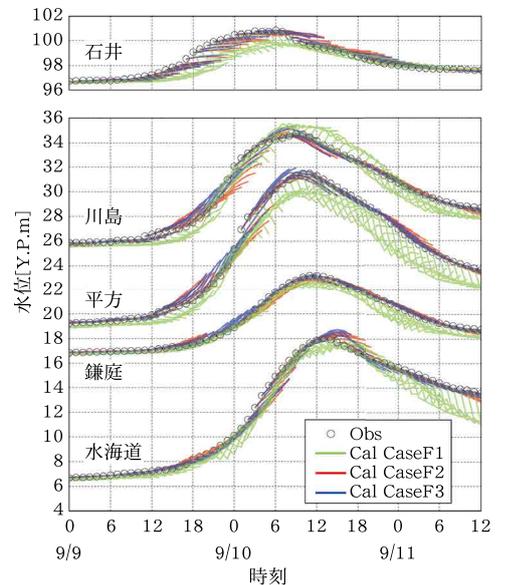


図-5 将来の水位予測結果 (1~6時間先)

数の学習データを設定し将来水位の予測精度を調べる。学習データには、鬼怒川における平成14年1年間の水位 (Case F1) と水位変化量 (Case F2) とした。さらに、変数を水位変化量として、期間を平成14年1年間に加え、3. に示した洪水期間を以下の擬似洪水データに置き換えて得た1年間を合わせた計2年間

とした (Case F3)。ここで、擬似洪水データとは、3. に示した洪水期間における上流端流量を2倍にした不定流計算を行って得られた水位データとする。これらの3ケースにて予測対象を平成27年9月洪水として検討する。

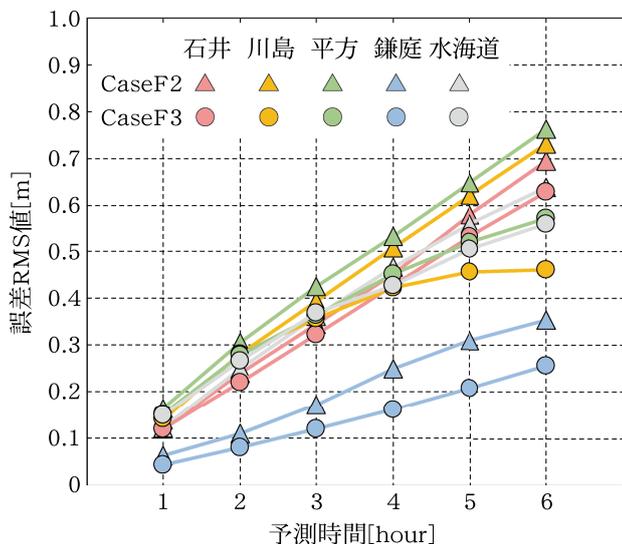


図-6 水位予測誤差のRMS値 (Case F2, F3)

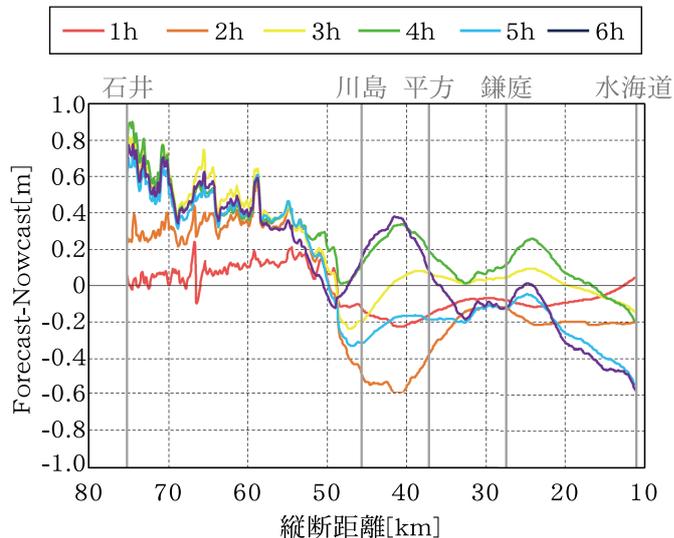


図-7 1～6時間先のForecastとNowcastの水位差の縦断分布 (平成27年9月10日10時, Case F3の結果を使用)

4. 鬼怒川洪水に対する水位縦断分布の将来予測

(1) 対象サイト・洪水

シミュレーション (DIEX-Flood) と AI (深層学習) の融合技術の妥当性を検討するため、鬼怒川の既往洪水シミュレーションを行う。計算対象区間は図-4に示す石井 (利根川合流地点から75.1km) から水海道 (同11.0km) までの約64kmとした。この区間内には、石井、川島 (同45.7km)、平方 (同37.3km)、鎌庭 (同27.4km)、水海道の5地点の水位観測所があり、これらの地点において水位データ同化を行う。縦断方向の格子間隔は約80mであり、計算区間内に格子数771個を設定する。計算対象は、既往最大洪水である平成27年関東・東北豪雨時 (平成27年9月9日0時～11日12時) とする。

(2) 将来水位の「点」予測結果

鬼怒川における水位観測所5地点の将来水位予測結果を図-5に示す。ここでは、各時刻の1～6時間先の予測結果が表示されている。変数として、水位 (Case F1) よりも、水位変化量 (Case F2, F3) を用いた方が予測精度が高いことが確認できる。より詳細に検討するために、Case F2とF3における1～6時間後の水位予測誤差 (= 予測値 - 実測値) のRMS値を図-6に示す。これより、全地点共に、誤差のRMS値はCase F2 > Case F3となっており、特に5, 6時間後の差は顕著である。これは、Case F3にて用いた擬似洪水データが平成27年9月洪水

の規模を超過しているためと考えられる。よって、未経験規模の洪水に対する予測精度を維持・向上させるには、擬似的な大規模洪水データの学習が有効であることが示された。

(3) 将来水位の「線」予測結果

良好な精度を示したCase F3の「点」水位予測データを用いて、DIEX-Floodによる「線」水位データの推定を行った。結果の一例として、9月10日10時の水位縦断分布における予測時間毎のForecastとNowcastの差を図-7に示す。これより、上流域の水位差は最大0.9mに達し、これは石井観測所の水位「点」予測精度が全地点の中で最も低いためである (図-6)。それに対して、川島～水海道観測所では、予測誤差は-0.6m～+0.4mの範囲内であり、概ね良好と言える。このように将来の点水位予測精度の向上が、線水位予測の精度に大きく影響する。

5. おわりに

本稿では、深層学習による「点」水位予測とシミュレーション技術 (DIEX-Flood) により、将来時刻の「線」水位データを予測する新たな洪水予測手法を提案し、本モデルの有効性を確認した。本モデルは、物理型洪水予測モデルの境界条件予測誤差等の課題と、AIにおける「線」水位予測の課題を合わせて解決する点で今後の拡張が期待できる。

謝辞：本研究の一部は、平成29年度河川情報センター研究助成制度 (研究代表者：二瓶泰雄) によるものである。鬼怒川の横断測量データは国交省・関東地方整備局よりご提供頂いた。ここに記して謝意を表する。

《共同執筆者》

伊藤 毅彦：東京理科大学大学院理工学研究科土木工学専攻修士課程

【参考文献】

- 国土交通省：危機管理型水位計の概要, http://www.mlit.go.jp/river/mizubousaivision/pdf/honshou_kouhyoushiryou.pdf (閲覧日：2019年5月26日)。
- 立川康人, 須藤純一, 椎葉充晴, 萬和明, キムスミン：粒子フィルタを用いた河川水位の実時間予測手法の開発, 水工学論文集, Vol. 55, pp. 511-516, 2011.
- 柏田仁, 二瓶泰雄：水位データ同化手法を組み込んだ河川洪水予測手法 (DIEX-Flood) の開発と江戸川への適用, 土木学会論文集B1 (水工学), Vol. 74, No. 4, pp. 1471-1476, 2018.
- 伊藤毅彦・柏田仁・原山和・金子凌・片岡智哉・小野村史穂・仲吉信人・二瓶泰雄：改良版DIEX-Floodと深層学習に基づく河川水位縦断分布の現況再現・将来予測手法の提案, 土木学会論文集B1 (水工学), Vol. 75, No. 2, 2019 (印刷中)。
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long Short-term Memory, Neural computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- Ioffe, S. and Szegedy, C.: Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift, arXiv eprints, 2015.