

学習事例を上回る大洪水に対する深層学習水位予測モデルの検証 Applicability of the deep learning flood forecast model against the flood exceeding the training events

一言正之*¹

Masayuki HITOKOTO

桜庭雅明*¹

Masaaki SAKURABA

*¹ 日本工営株式会社 中央研究所
Nippon Koei Co., Ltd. R&D Center

Although artificial neural networks (ANN) is widely used for real-time flood prediction model, it is pointed out that the weak point of the model is poor applicability for the inexperienced magnitude of flood. In this study, the ANN models were applied to Abashiri River catchment. The training period of the ANN models were 1998-2015. The validation data was the 2016's largest flood since the river-stage observation had started. The main component of the model was the four-layer feed-forward network. As a network training method, the deep learning based on the denoising autoencoder was applied. The river-stage prediction up to 6 hours showed very good accuracy, and proved it can nicely predict the such a large flood.

1. はじめに

全国の一級河川で洪水予測システムが稼働しているが、住民の適切な避難判断に役立てるためには、予測精度が不十分な場合も多い。河川の水位予測には様々な手法が提案されており、その一つにニューラルネットワーク (Artificial Neural Network; ANN) を用いた予測手法がある。これまでの研究で、様々な河川において ANN モデルの適用性が報告されている [Dawson 2001, Maier 2010]。近年では、深層学習を適用した洪水予測モデルも開発されており、高い予測精度が報告されている [一言 2015, Hitokoto 2017]。

しかしながら、ANN をはじめとする機械学習モデルの一般的な弱点として、学習事例を上回るような事例に対しては予測性能が担保されない、という点が挙げられる。洪水予測においては、学習事例を上回るような大規模洪水への対応こそが重要である。そのため、ANN による洪水予測モデルは十分な信頼性を得られておらず、防災現場への実用化が進んでいない。

こうした課題への対応として、本検討では 2016 年の台風 10 号で生じた網走川における過去最大の洪水事例を対象として、ANN 洪水予測モデルの適用検討を行った。学習事例を上回るような高い水位の洪水に対しても、「水位変化」に着目して学習を行うことで、予測モデルの適用性が保たれることを示した。

2. 対象流域と対象洪水

2016 年の台風 10 号は、北海道に記録的な大雨をもたらし、27 名の死者・行方不明者が生じた。網走川においては、下流の観測所 (川尻漁場) において過去最大の水位を観測した。

網走川流域の流域図と観測所の位置を図 1 に示す。流域面積は 1319km²、水位観測所が 5 地点、雨量観測所が 8 地点である。対象洪水として、水文・水質データベースで主な地点のデータが入手できる期間 (1998~2016 年) のなかから、はん濫注意水位を超過した 17 洪水を抽出した。そのうち、1998~2015 年までの 16 洪水を学習データ、2016 年の 1 洪水を検証データとした。学習データについては、ピークの 72 時間前から 48 時間後までを 1 洪水と定義した。したがって、16 洪水×121 時間=1936 データを学習データとした。

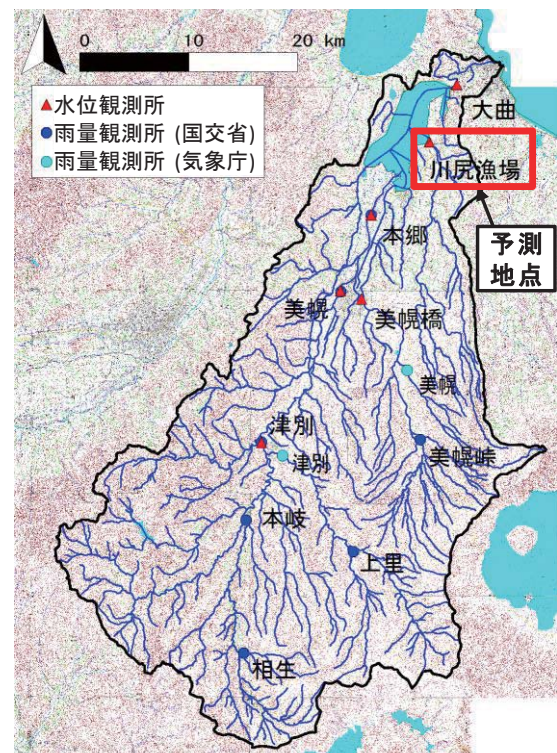


図1: 対象流域 (網走川) と観測地点の位置

3. ニューラルネットワーク水位予測モデル

階層型の 4 層 ANN モデル (図 2) を構築した。モデルの出力データは、予測地点 (川尻漁場) の 6 時間あたりの水位変化とした。入力データは、予測地点や上流域や雨量・水位および水位変化のデータとした。これらの観測データはオンラインでリアルタイムに入手可能である。各観測地点からの洪水到達時間の検討より、水位予測に影響を及ぼしうる時系列のデータをできる限り包含するように設定した。入出力データの一覧を表 1 に示す。

1998~2015 年の洪水により学習を行い、2016 年の洪水で検証計算を行った。学習には確率的勾配降下法を用い、学習係数の設定は AdaGrad を適用した。誤差関数の勾配の算出には誤差逆伝搬法を用い、過学習による精度低下を避けるため、ドロップアウトを適用した。主な設定内容を表 2 に示す。

連絡先: 一言正之, 日本工営株式会社, 茨城県つくば市
稲荷原 2304, 029-871-2034, hitokoto-ms@n-koei.jp

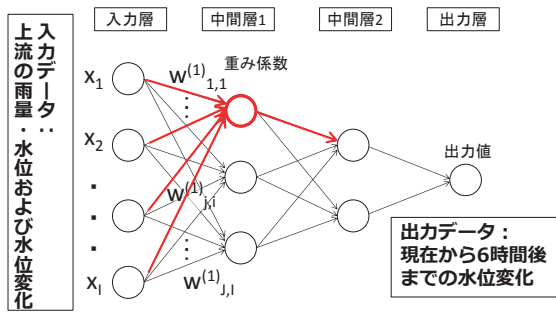


図2: ANN水位予測モデルの概念図

表 1: ANN モデルの入出力の組合せ

出力	入力データ数 (時系列数 × 地点数)				
	時間雨量	上流 ΔH	自己 ΔH	自己水位	合計
川尻漁場 ΔH	7 × 6	9 × 3	9 × 1	2 × 1	80

表 2: ANN モデルの主な設定

種別	設定内容
学習データ期間	過去 19 年間の洪水データ
学習データ種類	水位, 水位変化, 時間雨量
ミニバッチのサイズ	100
モーメンタム	0.5
学習率の設定方法	AdaGrad (初期値 0.1)

4. 計算結果と考察

4.1 計算結果

2016 年洪水における 6 時間後の水位予測結果を図 3 に示す。計算は 1 時間ごとに行っており、毎回の予測結果を連続的につないだものが図 3 である。図の黒丸が実績水位、赤線が予測水位である。予測と実績はほぼ一致しており、予測精度は十分に高かったことを表している。なお、ANN の出力は 6 時間先までの水位変化であるが、出力結果に現時刻水位を足し合わせることで水位に変換している。

図 4 には、学習データの実績値と、検証データの実績値・計算値を時刻ごとにプロットしたものを示す。図の横軸が水位、縦軸が直近 6 時間における水位変化である。学習データは 1998 ~ 2015 年の 16 洪水分(1936 データ)、検証データは 2016 年の洪水(1003 データ)である。検証事例の計算結果(◇)は、実績値(●)をよく再現している。図 4 の水位(横軸)について見ると、検証洪水の実績(●)は過去最大であるため、学習洪水(×)を上回る最大水位を示している。一方で 6 時間あたりの水位変化(縦軸)について見ると、検証洪水よりも、学習洪水の方が大きな水位変化を記録している。

4.2 考察とまとめ

ANN を始めとする機械学習を用いた洪水予測モデルの欠点として、学習事例を上回るような大洪水に対する信頼性の欠如が指摘される場合が多い。言いかえると、ANN は学習事例の内挿となるような問題に対しては適切なアウトプットを出すことができるが、外挿は適用性が無いと言われている。

しかしながら、本事例では学習事例を上回るような大洪水に対しても、十分な水位予測精度を示すことができた。ANN の出

力層を、水位そのものではなく「水位変化」とすることにより、過去最大の洪水についても内挿に近い問題に落とし込むことができた。このように、入出力応答の工夫を行うことで、ANN による洪水予測モデルの適用性を拡張することができると思われる。

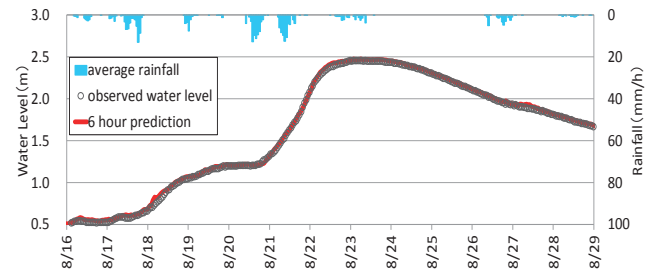


図3: 6 時間予測の結果

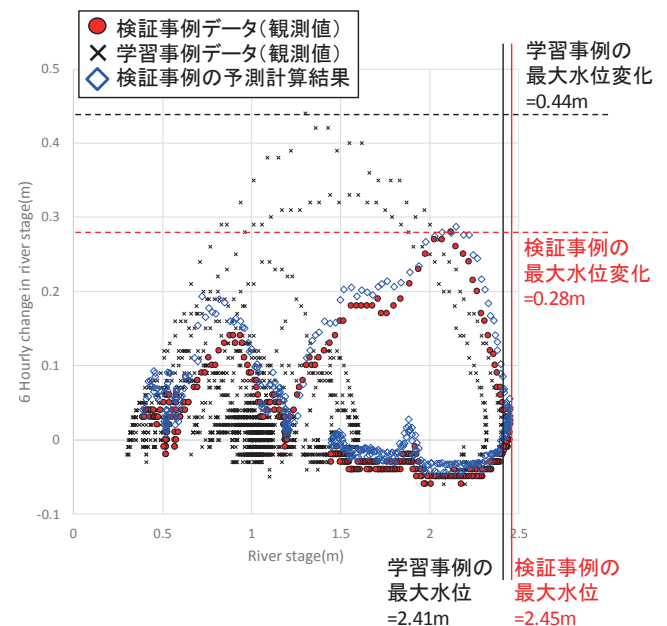


図4: 対象流域 (網走川) と観測地点の位置

参考文献

[Dawson 2001] C. W. Dawson, R. L. Wilby: Hydrological modelling using artificial neural networks, Progress in Physical Geography, Vol.25, No.1, pp.80-108, 2001.
 [Maier 2010] H. R. Maier, A. Jain, G. C. Dandy, K. P. Sudheer: Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions, Environmental Modelling & Software, Vol.25, pp.891-909, 2010.
 [Hinton 2006] G. E. Hinton, S. Osindero, Y. Teh, A fast learning algorithm for deep belief nets, Neural Computation, Vol.18, pp.1527-1544, 2006.
 [Hitokoto 2017] M. Hitokoto, M. Sakuraba, Y. Sei, Development of the Real-time river stage prediction method using deep learning, Journal of JSCE, Vol.5, No.1, pp. 422-429, 2017.
 [一言 2015] 一言正之, 櫻庭雅明, 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(4), pp.187-192, 2015.