ディープラーニングを用いた洪水予測モデルの開発と今後の展望

DEVELOPMENT OF DEEP LEARNING FLOOD PREDICTION MODEL AND FUTURE PERSPECTIVES

一言　正之 *・桜庭　雅明 *
Masayuki HITOKOTO and Masaaki SAKURABA

This paper introduces a real-time flood prediction model, using the deep learning based artificial neural network model. The developed model is applied to one catchment of the OOYODO River, one of the first-grade rivers in Japan. Input of the model is hourly change of water level and hourly rainfall, and output data is the change of water level at HIWATASHI station. The hyper-parameters of the model were set from the case study. The prediction result in the top 4 floods was compared with other prediction models but it showed the best performance. Also in the other floods, the developed model showed good performance, except for the case when input data had an error. At the end, future tasks and perspectives are stated.

Keywords：*flood prediction, real-time prediction, deep learning, artificial neural network*

1. はじめに

近年、人工知能（AI）の発展が著しい。最近では AI の囲碁ソフトがトッププロを破ったことで大きな話題になった。近年の AI のカギとなっているのが機械学習と呼ばれる手法であり、特にディープラーニング（深層学習）[1] という新しい学習手法の登場により技術革新が急激に進んでいる。ディープラーニングの特徴として、学習モデル自らが、大量の入力データの中から本質的な情報の抽出を行うことが挙げられる。ディープラーニングは、画像認識や音声認識、自然言語処理など様々な分野で研究が進んでいる。

本研究では、河川の水位予測の精度向上を目的として、AI 技術を用いた予測モデルを構築した。全国の一級河川で洪水予測システムが稼働しているが、予測精度は必ずしも十分ではなく[2]、住民の避難判断などに役立っていない場合も多い。洪水災害の被害低減に向けて、予測精度の向上は重要である。様々な洪水予測手法の中の一つとして、AI の一種であるニューラルネットワーク（Artificial Neural Network: ANN）を用いたモデルが研究されている[3)～5)]。ニューラルネットワークの学習能力には限界があるため、水位予測モデルの精度向上のためには、適切な入力データを選定することが必要となる[3)～5)]。しかしながら、複雑な降雨－流出過程を表現するためには、限られた入力データから精度向上を図るのは難しい。

筆者らは、ニューラルネットワークモデルの発展形として、ディープラーニングを適用した河川水位予測手法を構築し、精度向上を図ってきた[6)～9)]。ディープラーニングは従来手法に比べて高い学習能力が報告されており[6)]、高い予測精度が期待される。本稿では、ディープラーニングを用いた洪水予測のモデル構築と実河川への適用結果、および今後の展望について記す。

* 技術本部 中央研究所 総合技術開発第1部

2. ディープラーニングの概論

（1）ディープラーニングと人工知能

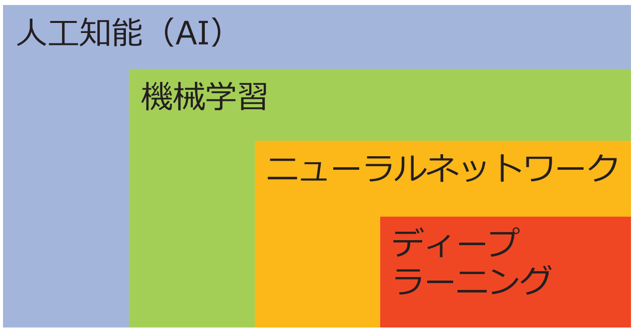
ディープラーニングとは、AI 技術の中で機械学習と呼ばれる分野の、さらにニューラルネットワークと呼ばれる手法の中の一つである（**図－ 1**）。機械学習を用いた AI は以前から様々な分野で用いられてきたが、近年になってディープラーニングが開発されたことにより、AI の技術革新が生じている。

（2）機械学習とは

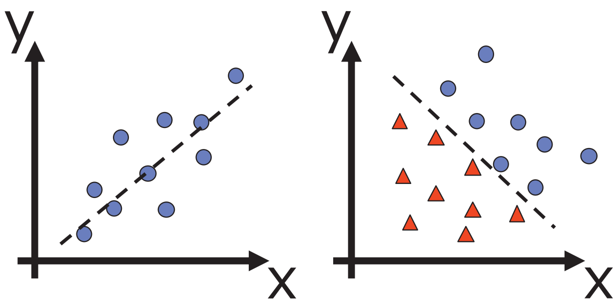
機械学習とは、数理的なモデルによってデータ間に潜む関係（ルール）を見つけ出す技術である。ごく大雑把にいえば、回帰 + 分類（**図－ 2**）+ α を行う技術だと言えるだろう。回帰とは複数の因子の間の関係を求めるものである。例えば気温から電力需要を予測したり、過去の株価の動きから将来の株価を予測したり、といった使い方が考えられる。分類とは、データを複数のカテゴリーに分けることである。例えば、使用単語から迷惑メール／通常メールを分類する、累積雨量から土砂災害の発生／非発生を分類する、といった使い方がある。

回帰式による機械学習の例として、図－3に示すような観測データが得られた場合を考える。データは時間とともに周期的に増減しており、潮位や日射量などをイメージしている。このデータを、三次の多項式で近似した例を図－3の赤線で示す。赤線はデータの真の関係を表現できており、学習がまずまず成功した例とみなせる。一方、六次の多項式を用いてデータを近似した例を図－4に示す。学習結果の赤線は観測値をピッタリ通っているが、データの周期性を全く表現できていない。こうしたモデルでは、将来のデータを正しく予測できないことは明らかである。このように、観測データに過度にフィッティングして汎化に失敗することを過学習と呼ぶ。過学習を避けるために様々なテクニックが考案されている。

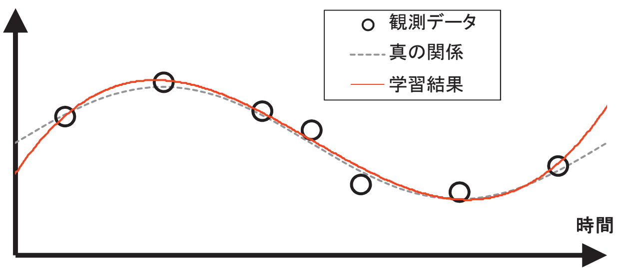
実世界の複雑な現象において、多量のデータ群の間の関連を見つけ出すことは困難な場合が多いため、上で見た回帰式よりも柔軟なモデルがよく用いられる。代表的なモデルの一つがニューラルネットワークであり、その最新形がディープラーニングである。特にディープラーニングは、データ間の隠れた特徴を自ら見つけ出す能力に秀でていると言われている。



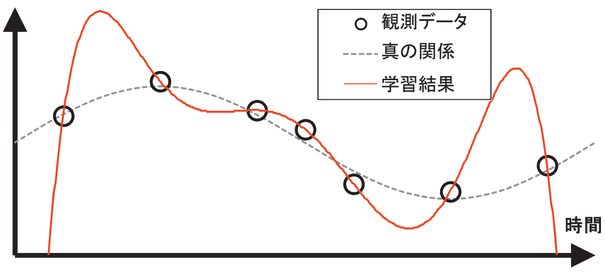
図－1 ディープラーニングと関連するAI技術の包含関係



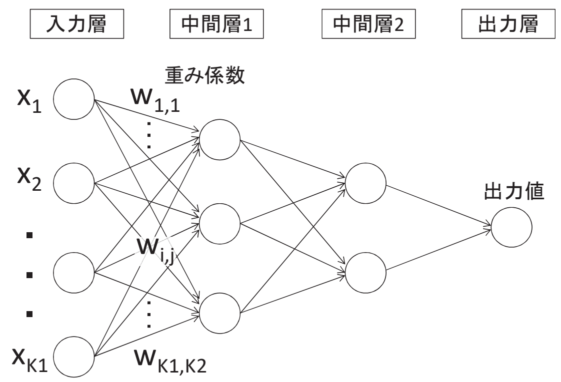
図－2 機械学習による回帰と分類の模式図



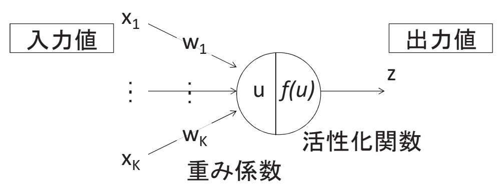
図－3 機械学習の模式図（三次の多項式を用いた例）



図－4 機械学習の模式図（六次の多項式を用いた例）



図－5 ニューラルネットワークの概念図



図－6 ニューラルネットワーク構成素子の概念図

3. ニューラルネットワークの概要

(1) ニューラルネットワークの概要

1) ニューラルネットワークの基本構成

これまでに様々な構造のニューラルネットワークが提案されているが、本研究では最も一般的な階層型ニューラルネットワークを用いた。階層型ニューラルネットワークは図－5のように入力層・中間層・出力層で構成される。各素子の構成は図－6のとおりであり、以下のように計算が行われる。

$$u = \theta_i + \sum_{i=1}^{K} w_i x_i \tag{1}$$

$$z = f(u) \tag{2}$$

ここで、u ：各素子の入力和
x ：入力値
w ：重み係数
θ ：バイアス
K ：各階層の構成素子数
$f(u)$：活性化関数
z ：素子の出力

本稿では以下、バイアスも含めたパラメータベクトル w を改

めて重み係数と呼ぶ。なお活性化関数には様々な関数が使われるが、本研究では最も適用事例の多いシグモイド関数を用いた。

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)} \tag{3}$$

2）勾配降下法によるネットワークの学習

ネットワークの学習では、出力層と目標出力（実測値）との誤差が小さくなるように、各素子間の重みを最適化する。最適化手法として、本研究では最も一般的な勾配降下法を用いた。出力と実績の誤差は以下の二乗誤差 E で評価する。

$$E(w) = \frac{1}{2}\sum_{n=1}^{N}\left(d_n - y(x_n; w)\right)^2 \tag{4}$$

ここで、 N ：サンプルデータ数

d ：目標出力

y ：ネットワークの出力値

ランダムに初期化された w に対して、学習データの各サンプルを用いて勾配降下法の計算を繰り返すことで、E を極小化する w を得る。勾配降下法では次式のように重みを更新する。

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \varepsilon \nabla E \tag{5}$$

ここで、 ε ：学習係数（w の更新量を決めるパラメータ）

t ：学習のステップ数

ディープラーニングでは、学習は確率的勾配降下法により行った。確率的勾配降下法は、全学習サンプルに対して一部（ミニバッチ）をランダムに取り出して誤差関数を評価するもの[10]である。

3）誤差逆伝搬法

勾配降下法の適用にあたっては、評価関数の勾配 ∇E を求める必要がある。一般に、∇E の算出は誤差逆伝搬法が用いられる。誤差逆伝搬法では、学習データが与えられた時の各素子の誤差関数の勾配は次のように求められる。

$$\frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}^{(l)}} = \delta_j^{(l)} z_i^{(l-1)} \tag{6}$$

ここで、$\delta_j^{(l)} \equiv \dfrac{\partial E_n}{\partial u_j^{(l)}}$ はネットワーク第 l 層の u_j による E の微分である。$\delta_j^{(l)}$ は第 l+1 層の諸量を用いて次式で表わされる。

$$\delta_j^{(l)} = \sum_k \delta_k^{(l+1)}\left(w_{kj}^{(l+1)} f'\left(u_j^{(l)}\right)\right) \tag{7}$$

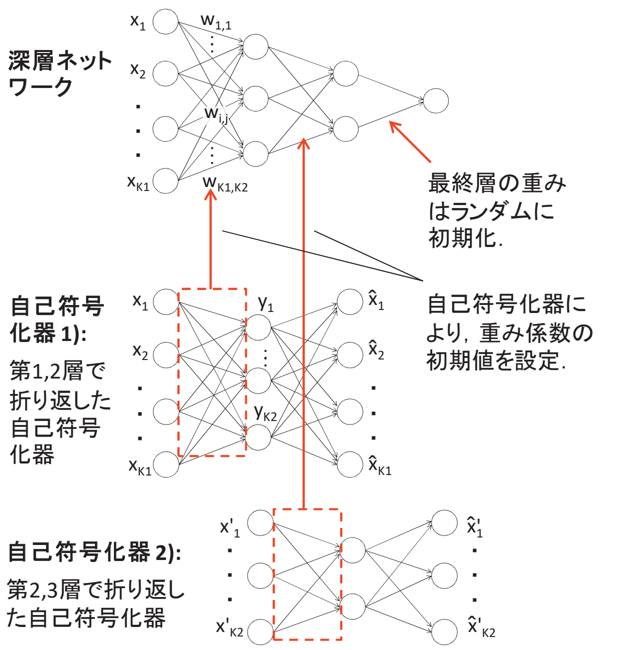
ここで、 f' ：f の微分

以上より、式（6）、(7）の適用により、出力層より順に計算することで、全てのネットワークにおける ∇E を算出することができる。

なお、これらの詳細については文献[10]に詳しい。

4. ディープラーニングを用いた河川水位予測

ディープラーニングは複数の中間層を用いたニューラルネットワークに対する学習手法であり、様々な方法論が提案されている[10]。本研究では、自己符号化器を積み重ねた階層型の



図－７ 自己符号化器による事前学習の概念図

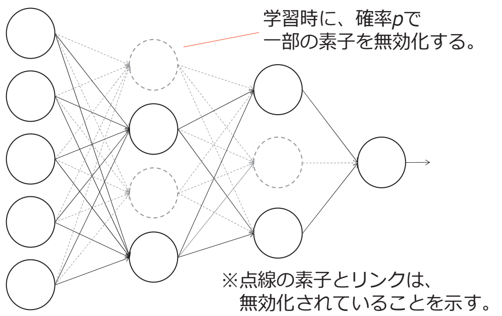
ネットワークを用いた。

深い階層のネットワークは、従来の手法では学習が困難であったが、近年のディープラーニングでは様々な技術により学習が可能となっている。代表的な技術として、本研究でも適用した自己符号化器とドロップアウトについて以下に示す。

（1）自己符号化器によるネットワークの事前学習

従来型ニューラルネットワークにおける学習では、重み係数 $\boldsymbol{w}$ の初期値はランダムに与え、勾配降下法により最適化を行っていた。こうした手法では、階層の深いネットワークにおいて勾配消失問題と呼ばれる課題が知られており、学習が困難であった。本研究では自己符号化器[11]を積み重ねた階層型のネットワークを用い、事前学習を導入することで勾配消失問題への対応を図った（**図－７**）。事前学習では、まず深層ニューラルネットワークを各層で折り返した自己符号化器に分割する。各々の自己符号化器では、入力 x と出力 $\hat{x}$ ができるだけ同じになるよう、重み係数 $\boldsymbol{w}$ の調整（学習）を行う。**図－７**の例では、はじめに第 1、2 層で折り返した自己符号化器（自己符号化器①）を用いて学習を行い、$\boldsymbol{w}$ を決定する。その際に得られた 1、2 層間の $\boldsymbol{w}$ を深層ニューラルネットワークの初期値に用いる。続いて、自己符号化器①の中間層からの出力を学習データとみなして、第 2、3 層で折り返した自己符号化器（自己符号化器②）の学習を行う。得られた自己符号化器②の $\boldsymbol{w}$ を、深層ニューラルネットワークの 2、3 層間の初期値に用いる。以下同様の手順を繰り返すことで、さらに階層が深いネットワークについても事前学習を行うことが可能である。

事前学習を行ったあとは、従来の方法と同様に勾配降下法によって $\boldsymbol{w}$ を最適化する。以上の手順により、従来の方法に比べ効果的に学習が進むことが知られている。



図－8 ドロップアウトの概念図

一般に、自己符号化器は中間素子数が少ない砂時計型の構造をしている。入力層から入ってくる情報を、少ない中間層の素子数で再現できるように学習することで、情報の次元が圧縮されることが特徴である。階層が深くなるにつれ、次第に重要な情報が下位の層に集約される効果が得られる。

(2) ドロップアウト

学習データの関連性を十分に学習し、かつ過学習による精度低下を避けるため、ドロップアウト[12]を適用した。ドロップアウトは、学習計算時にネットワークの素子を確率 p の割合で無効化することで、ネットワークの自由度を強制的に小さくし過学習を避ける狙いがある（図－8）。学習後の推論時には、素子からの出力を $(1-p)$ 倍することで、推論時に学習時よりも素子が増えることを補償する。望ましいニューラルネットワークモデルを構築するためには、過学習を避け、入出力データ間の一般的な関係性を学習することが重要である。

5. 実河川へのディープラーニング水位予測の適用

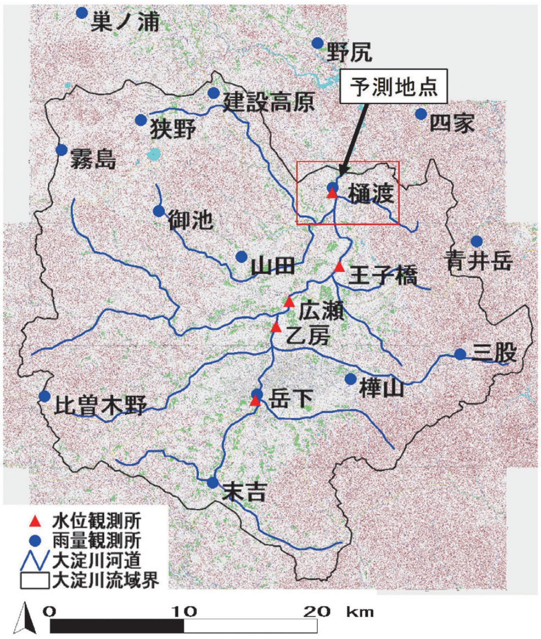
本章の詳細は文献[6),13)]に詳述されている。本稿では手順と結果の概要について以下に簡単に記す。

(1) 対象流域と対象洪水

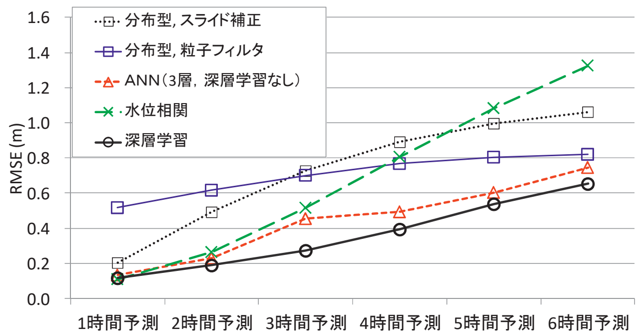
対象流域は、大淀川水系の樋渡（ひわたし）地点流域とした（図－9）。流域面積は $861km^2$、幹川流路延長は52kmである。周辺に雨量観測所が14箇所、流域内に水位観測所が5箇所設置されている。検討に用いた観測所の位置およびの実績の水位・地上雨量データは、水文・水質データベース（http://www1.river.go.jp/）より取得し、1982年～2014年のはん濫注意水位（6.0m）を超えた24洪水とした。各洪水のピークから72時間前～48時間後までを1洪水とし、全部で121時間×24洪水=2904セットの検討データを用意した。

(2) ディープラーニング水位予測モデルの設定

本研究では、入力層、2層の中間層および出力層からなる4層のネットワークを用いた。入力層は14の雨量観測所における時間雨量（5時間分）、5つの水位観測所における一時間当たりの水位変化（3時間分）、および樋渡水位観測所の



図－9 大淀川、樋渡地点流域および観測所の位置図



図－10 各予測モデルの予測誤差（RMSE、4洪水平均）

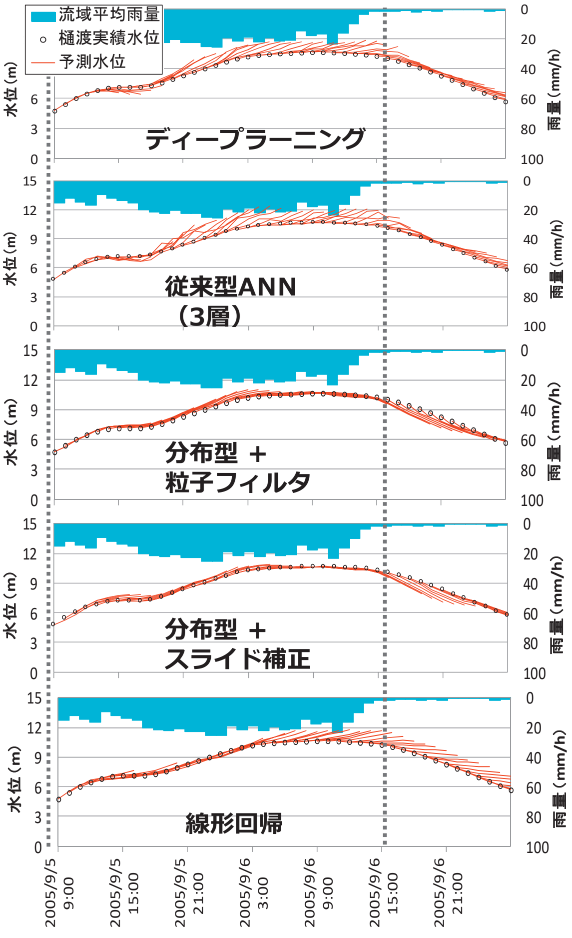
水位（2時間分）とした。出力層は樋渡の水位変化とし、1～6時間の予測時間ごとにネットワークを構築した。例えば3時間予測を行うネットワークでは、出力層は現時刻から3時間後までの樋渡の水位変化、入力層には樋渡自身の1時間前と現時刻の水位、流域内5水位観測所の2時間前～現時刻における1時間あたりの水位変化、流域内14地点の2時間前～2時間後の時間雨量となる。

モデルのパラメータ（中間層の素子数、学習計算の反復回数、ドロップアウト率）は、ケーススタディにより最適化した。

(3) 予測計算の実施

対象24洪水のうち、はん濫危険水位（9.2m）を超過した4洪水を対象として、leave-one-subject-out交差検証を行った。具体的には、対象24洪水のうち1洪水を検証データ、残り23洪水を学習データとした計算を1セットとし、同様の手順を検証対象4洪水について行うことで精度を評価した。

本研究で構築したディープラーニングによる水位予測結果と、①分布型モデル＋粒子フィルタ、②分布型モデル＋スライド補正、③従来型ニューラルネットワーク（3層）、④水位相関モデルについて、精度を比較した（図－10、11）。図－11の事例



図－ 11　各予測モデルの水位予測結果（1 ～ 6 時間予測）

では顕著な差は無いが、4 洪水平均（図－ 10）ではディープラーニングが最も精度が高く、次いで従来型ニューラルネットワークであった。ディープラーニングによる水位予測結果は、他の 4 手法に比べて各予測時間で高い再現性を示した。

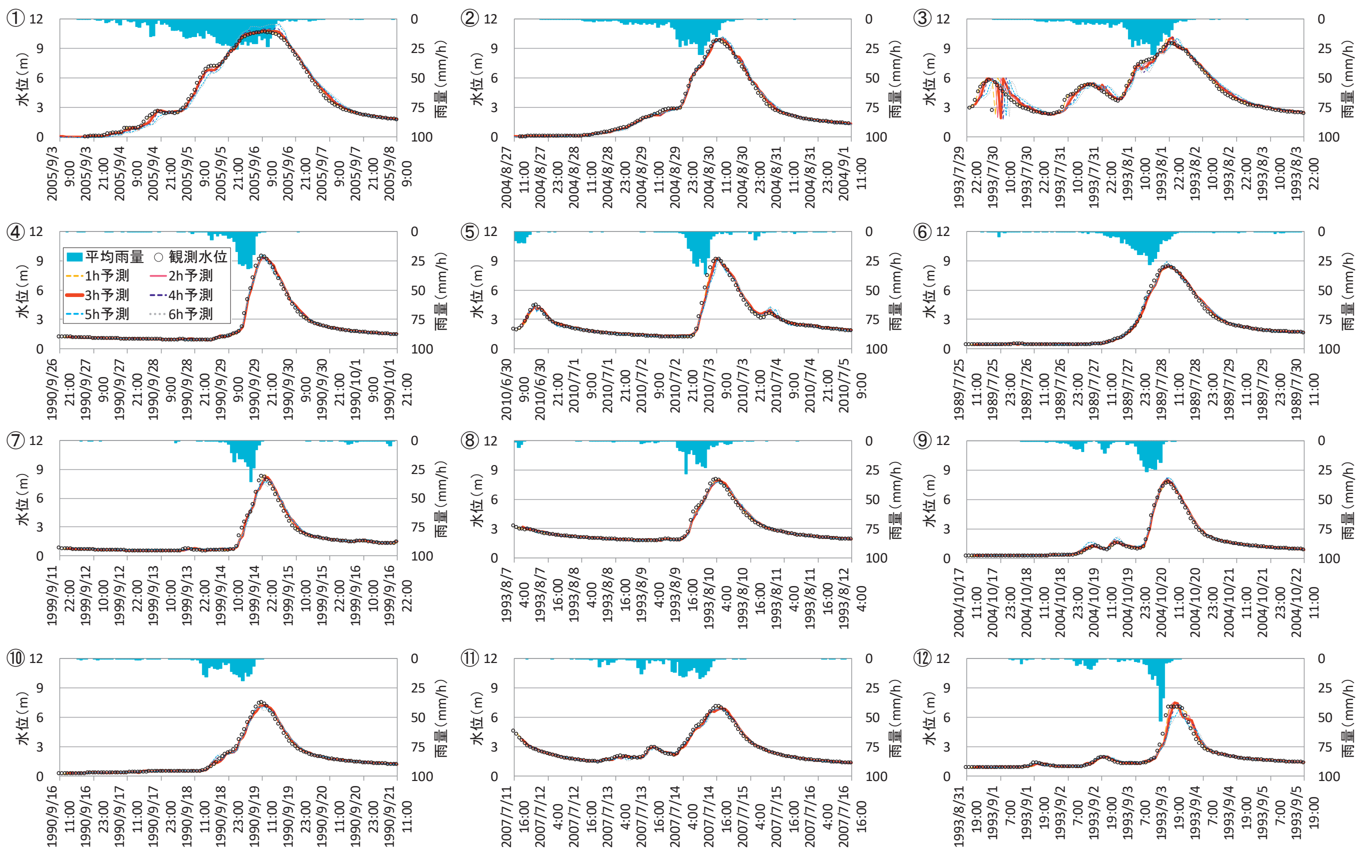
図－ 12 には、上位 12 事例の計算結果を示す。太線で書いている 3 時間予測を見ると、いずれの事例も適合性が高い。3 番目の事例では結果が乱れているが、これは実測の水位データに不自然な値が入っているためである。このような課題は、観測やシステム制御の側で対応が可能である。

6．今後の展望

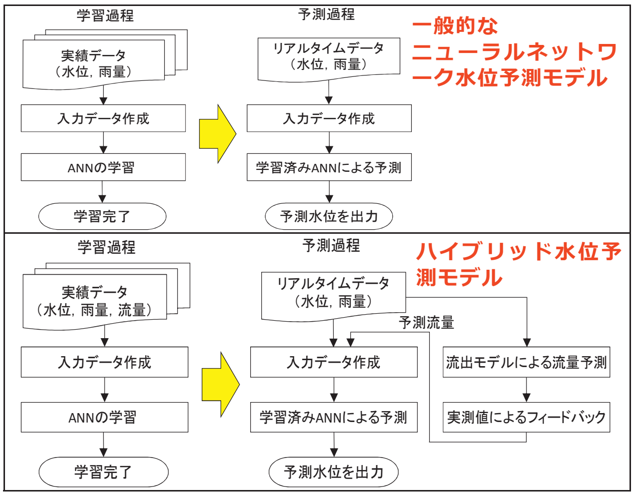
(1) ディープラーニング洪水予測の高度化・適用性検証

1) 未経験洪水に対する適用性

ディープラーニングを含めた機械学習モデルの弱点として、洪水流出の本質的な物理特性が反映されていないことが挙げられる。そのため、モデルの予測結果は学習に用いた過去の洪水履歴に拘束され、未経験の洪水規模に対する予測精度が担保されない。このことは、防災上の観点から大きな課題である。筆者らは近年の既往最大水位を記録した洪水で事例検討を行い、未経験洪水に対する適用性が実際にどの程度あるかを検証するとともに、入力層の工夫や以下に記すハイブリッドモデルにより適用性向上を図っている。



図－ 12　ディープラーニングモデルの水位予測結果（上位 12 洪水）



図－13　ハイブリッド水位予測モデルの構成概念図

2）ハイブリッドモデル

筆者らは、ディープラーニングモデルと流出モデルの組み合わせにより、統計モデル全般の課題である物理特性に対する脆弱さを補い、予測精度の向上を図るハイブリッドモデルを検討している[9]。これは現在、多くの一級河川で導入される洪水予測システムに採用される流出モデルに、ニューラルネットワークを組み込むことで構成が可能であり（図－13）、既存の計算機資産・モデル資産を有効活用しながら洪水予測の精度向上が可能となる手法である。

3）都市河川への適用

都市河川は、多くは流域規模が小さく、またアスファルトで覆われた土地利用などのために洪水到達が非常に早い。また、下水道網により降雨－流出の経路が複雑であり、データ配信・予測技術の両面から、都市河川の水位予測は困難とされてきた。しかしながら、近年ではXRAIN（レーダ雨量）や高解像度予測雨量などの配信が進んでおり、これらとディープラーニングを組み合わせた洪水予測が可能となってきている。

4）自己学習モデル

ニューラルネットワーク洪水予測の制約の一つとして、観測データの長期的な蓄積が必要である。また経年的に流出特性が変化した場合には、新しいデータで学習をやり直す必要がある。こうした課題に対し、洪水のたびにデータを取得し自動的に自己学習する仕組みを検討している。自己学習機能を組み込むことで、ニューラルネットワーク洪水予測の導入やメンテナンスが簡易化され、利便性の向上が期待される。

（2）様々な分野への展開

斜面災害予測や、高潮予測、インフラの維持管理（劣化予測）をはじめ、土木分野に関わらず様々な分野への適用を検討している。

7. おわりに

本研究では、ディープラーニングを用いた河川水位予測手法の開発を行い、実河川における適用性の確認を行った。提案手法の結果は、他の手法と比較して高い精度を示しており、今後の活用に向けた有効性が示唆される。

今後の課題として、様々な条件下で本手法の事例検討および精度検証を行うことで、信頼性を高めていくことが必要である。また、新たな工夫による精度向上、実用性向上の検討を進めるとともに、洪水予測を通じて蓄積されたAI技術を応用して様々な分野への展開を図っていきたい。

参考文献

1) Hinton, G.E., Osindero, S. and Teh, Y.: A fast learning algorithm for deep belief nets, *Neural Computation*, Vol.18, pp.1527-1544, 2006

2) 椿涼太、小林健一郎、内藤正彦、谷口丞：洪水予測技術の現状と課題について、河川技術論文集、Vol.19、pp.1-6、2013

3) Dawson, C.W. and Wilby, R.L.: Hydrological modeling using artificial neural networks, *Progress in Physical Geography*, Vol.25, No.1, pp.80-108, 2001

4) Maier, H.R. and Dandy, G.C.: Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications, *Environmental Modelling & Software*, Vol.15, pp.891-909, 2000

5) Maier, H.R., Jain, A., Dandy, G.C. and Sudheer, K.P.: 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.101-124, 2010

6) 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）、Vol.72（4）、pp.187-192、2015

7) 一言正之、櫻庭雅明：深層学習の適用によるニューラルネットワーク洪水予測の精度向上、河川技術論文集、Vol.22、pp.1-6、2016

8) 一言正之、桜庭雅明：多地点観測情報を活用した深層ニューラルネットワークによる河川水位予測の精度向上、河川技術論文集、Vol.23、2017

9) 一言正之、桜庭雅明：深層ニューラルネットワークと分布型モデルを組み合わせたハイブリッド河川水位予測手法、土木学会論文集（B1）、2017

10) 岡谷貴之：深層学習、講談社サイエンティフィック、2015

11) Bengio, Y., Lamblin, P., Popovici, D. and Larochelle, H.: Greedy layer-wise training of deep networks, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.19, pp.153-160, 2007

12) Srivastava, N., Hinton, G. E., Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Salakhutdinov, R.: Dropout: A simple way to prevent

neural networks from overfitting, *Journal of machine learning research*, Vol.15, pp.1929-1958, 2014

13) 一言正之、桜庭雅明、坂本俊二：流域内のリアルタイム観測情報を用いた洪水予測の不確実性低減方法の比較、河川技術論文集、Vol.21、pp.431-436、2015