(39) 排水機場遊水地に適用する不確実性を考慮したLSTM水位予測モデルの開発

木村　延明[1]・馬場　大地[2]

[1]正会員　農研機構　農村工学研究部門（〒305-8609 茨城県つくば市観音台 2-1-6）

E-mail: kimuran590@affrc.go.jp

[2]非会員　㈱アーク情報システム アドバンストテクノロジー部（〒102-0076 東京都千代田区五番町 4-2）

迅速性・簡便性の観点から河川・水路などの水位予測に利用されるニューラルネットワーク（ANN）について，モデルに起因すると考えられる不確実性を可視化するために，ANN にベイズ推定を導入したベイジアンニューラルネットワーク（BNN）を構築し，ケーススタディとして低平地の排水管理に重要な遊水地の水位予測に適用した． BNN の構築のために，予測時にモンテカルロドロップアウトを利用し，ドロップアウト率（0.1～0.9）の予測精度に対する感度解析を実施した．その結果，BNN で出力された予測結果の平均値は，ANN と比較して，平常時・洪水時の排水区間で僅かながら予測精度の改善が見られた．

Key Words: *Bayesian neural network, Water level prediction, Agricultural drainage management*

1. はじめに

近年，大量のデータさえあれば，将来予測が可能なニューラルネットワーク（ANN）は，リアルタイム予測が可能な迅速性とモデル構築の簡便性の利点から，河川洪水予測[1)]や農業水利施設の内水氾濫予測[2)]などに適用され，時系列データの予測において有用性を発揮してきた．一般に，これらのシミュレーションは，決定論的に求められ，１つの予測結果しか提示されない．しかし，時系列データを予測できるような回帰型モデルでは，次のような要因から不確実性が発生する可能性がある[3)]．モデルの学習に用いるデータ量の大小に起因するもの，回帰モデルの構造自体から発生するもの，観測データに含まれる誤差（ノイズ）から発生するものである．これらの不確実性をまとめると，Hüllermeier and Waegemang[4)]が例示した，入力データ自体（異常値のような大き過ぎるノイズやデータの曖昧さ等）によって発生するような「偶然の不確実性」とモデル自体（入力データに対するモデルの訓練不足やスペック不足等）から発生するような「認識の不確実性」に分類できそうである．これらの不確実性は，通常の ANN では分離ができないものの，主に認識の不確実性を分離することが可能なモデルとして，ベイズ推定を導入した ANN（ベイジアンニューラルネットワーク，以下「BNN」という）が開発された[5)]．BNN は，予測値に対してどの程度の確信を持って予測できたかの情報を提供できる．

BNN の適用事例として，水文・水理分野では，予報雨量の不確実性を反映させたダム流量の予測に導入された事例[3)]があるものの，排水機場等の農業水利施設の運転判断に利用される，用排水路や調整池の水位予測に適用された事例は見当たらない．また，現場の利点として，不確実性を可視化することで，特に豪雨時に施設管理者が内水氾濫リスクの度合いを事前に把握でき，洪水時排水のためのポンプ操作などの対応について，彼らの経験知を補強することもできる．

本研究では，農業水利施設用の排水機場の運転操作に利用される，遊水地の水位予測情報に不確実性を可視化できる BNN モデルを，深層学習の汎化性能を保つための手法の１つであるドロップアウト（以下「モンテカルロドロップアウト，MC Dropout」という）を用いて構築する．さらに，BNN モデルのハイパーパラメータのキーとなる ドロップアウト率（Dropout 率）の感度解析を実施する．

2. 方法

本章では，対象地区とデータ，従来型 ANN および BNN モデルの概要，モデルの予測結果の評価方法などについて簡潔に説明する．

(1) 対象地域とデータ

本研究では，低平地（農地や宅地を含む）を対象にする．低平地の特徴では，約 100 km^2 の流域面積を有し，日常的に常時排水を行う信濃川下流部に広がる地区である．農地は水田などに利用され，灌漑期・非灌漑期の排水管理は排水機場のポンプで行われている．**図-1** に対象地区のイメージ図を示す．排水機場のポンプ操作のために利用する情報として，遊水地の水位を連続的に観測している．本研究では，2010 年 4 月～2019 年 3 月の期間，9年間分の1時間毎に観測された水位データ（約8万点）を用いる（**図-2**）．この水位変化について，長期にわたりほぼ基準点（-2.5 m）を上下するものの，大規模洪水に起因する複数の水位上昇が見られる．加えて，灌漑期と非灌漑期で常時排水のポンプ操作が異なり，概ね灌漑期で一日 2 回，非灌漑期で 1 回の水位変化が見られる．このように，水位データは，常時排水や洪水時排水などで生じる水位変化が含まれ，灌漑期・非灌漑期が季節変動の中でそれぞれ一定期間見られるので，1 年サイクルを単位にして，モデルの予測計算を実施する．また，雨量データについて，約 0.5 km 離れた近郊のアメダスデータを利用した．低平地共に地形の起伏が少なく，水位観測地の降雨量との間に大きな差異はないと考えられる．

(2) ベイジアンニューラルネットワーク（BNN）

本手法で用いた ANN は，連続データの予測に頻繁に利用される長・短期記憶（LSTM）[6]のアーキテキチャを採用する．モデルの駆動部分として，LSTM を組み込んだモデル構造は，**図-3a** に示すように，LSTM 層と全結合層を結合したものになっている．ここでは，この構造を「従来型 ANN」と定義する．詳細な説明は，著者らの先行研究を参照されたい[7]．

従来型 ANN の学習では，ノード間の 1 つ 1 つのネットワーク上に定義された重み付き係数とバイアスの値は一意に決まるものの，それらの係数やバイアスを確率分布に基づいて，ばらつきを与えることで，不確実性を表現することができる[8]．ここで，ANN の予測結果に不確実性を表現するために，ベイズの定理を考える．データ y を与えるモデルパラメータ θ を決める場合に，ベイズの定理により，データ y を観測した後に，モデルパタメータ θ が取り得る条件付き確率（事後確率分布：$P(\theta|y)$）は，次数で与えられる．

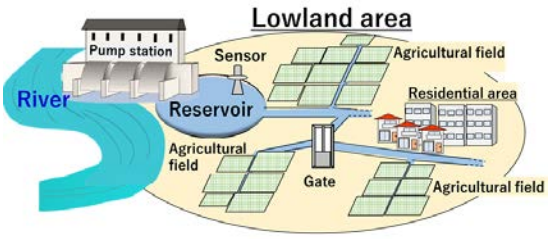


図-1 対象地区のイメージ図．

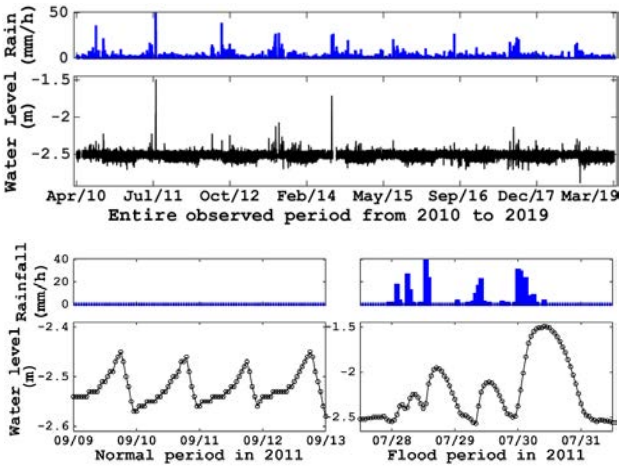


図-2 排水機場近隣の観測データ（雨量・水位）：全期間（上段），常時排水（下段左），洪水時排水（下段右）．

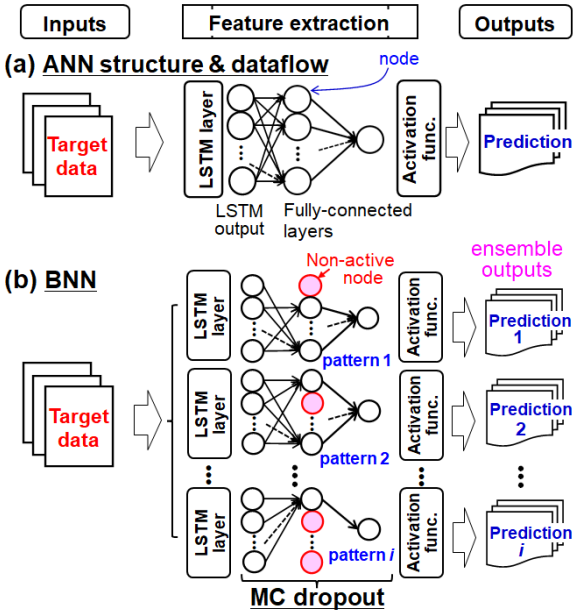


図-3 モデル構造：(a) 従来型 ANN，(b) BNN

$$P(\theta|y) = \frac{p(y|\theta)P(\theta)}{\sum_y P(y|\theta)P(\theta)} \quad (1)$$

ここで，$P(\theta)$ は事前確率分布と呼ばれ，データを観測する以前における θ の値に対する発生確率を示し，$P(y|\theta)$ は尤度関数と呼ばれ，θ の値が決まった条件下におけるデータ y の確率分布を示す[5]．

BNN におけるパラメータ θ の事後分布 $P(\theta|y)$を解析的に導出するのは困難なために，その分布を推定するための手法を代替するものとして，近似的に等価な計算手法である MC Dropout を利用[9]し，従来型 ANN の予測時に適用し不確実性を表現する（**図-3b**）．なお，ドロップアウトの処理は，従来型 ANN の学習時にも過学習を防ぐために利用されている．この MC Dropout を予測時にも利用し，複数回予測することで，確率的に複数個の出力結果が生成される．これは，気象モデルの初期値にばらつきを与えて複数のシミュレーションを実施するアンサンブル予測の複数個の出力結果に類似し，本研究では，疑似的なアンサンブル予測と見なす．疑似アンサンブル予測で生成されるメンバー数を 100 個とした．予測結果の評価は，疑似アンサンブル予測の平均値を用いることにする．

従来型 ANN と BNN のハイパーパラメータは，予測対象データを用いた場合に，Dropout 率の変化に対しても，過学習や計算の発散が起こらない値を設定した（**表-1**）．なお，入力データに対して標準化（z-score）を行い，出力時の活性化関数に恒等変換を採用した．

(3) 精度検証方法

K 分割交差検証法を用いて予測精度の誤差評価を行い，Nash-Sutcliffe 係数（NSE）で定量化する．なお， K = 9 とし灌漑期・非灌漑期を含む季節変化が 1 年のサイクルで行われることを考慮して，予測期間はそれぞれ 1 年間（約 8800 個のデータ数に対応）とする．残りのデータはモデルの学習用に利用される．本研究の対象データに，常時排水と洪水時排水の特徴的な水位変化が見られるので，典型的な常時排水の区間（2011 年 9 月中旬：**図-2** 下段左）と期間最大級の洪水イベントが発生した区間（2011 年 7 月下旬：**図-2** 下段右）を予測精度の評価と不確実性の表現の程度を対象にする．なお，これらの区間は，2011 年の予測期間に含まれ，モデル学習は，2011 年以外の期間（8 年間分）のデータを用いて実施されたものである．本モデルを将来的に社会実装することを目指して，予測時間（リードタイム，以下「LT」という）6 h までの予測精度を検証する．

3. 結果と考察

(1) 従来型 ANN と BNN の予測結果の比較

従来型 ANN を用いた常時排水・洪水時排水区間の LT＝1 h, 3 h, 6 h の水位予測結果を**図-4** に示す．無降雨状態の常時排水区間において， LT＝3 h までの予測結果は，良好に観測値を再現できているものの，LT＝6 h では波形の山と谷の部分の再現性が低いことが分かる．一方，

表-1　ANN のハイパーパラメータなどの設定

項目	設定値
誤差評価：NSE*	$=1-\sum_i(V_{c,i}-V_{o,i})^2/\sum_i(V_{o,i}-\langle V_o\rangle)^2$
損失関数：二乗和誤差*	$=\sum_i(V_{c,i}-V_{o,i})^2$
入力	雨量・水位, 現時点～6 h 前まで (1 h 間隔)
出力 (Lead Time)	水位，1～6 h (1 h 間隔)
中間層の要素数	77
エポック数	300
バッチサイズ	100
学習率	0.001
オプティマイザー	確率的勾配降下法
Dropout 率	0.1～0.9 (0.1 間隔)

* V_c= 予測値; V_o= 観測値; $<>$ = 平均値.

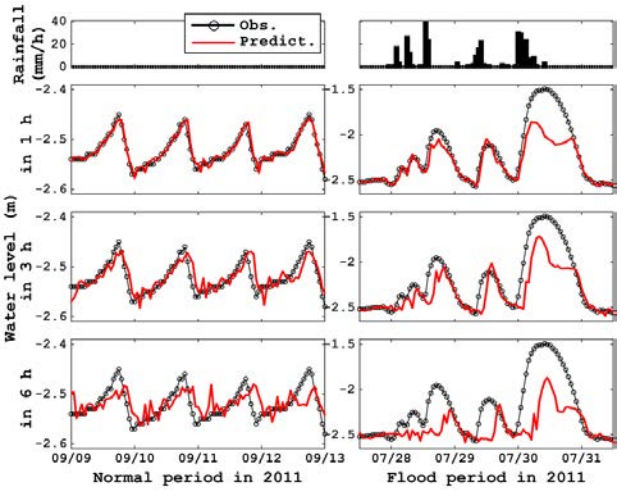


図-4　従来型 ANN の予測結果：常時排水区間（左側），洪水時排水区間（右側），（黒＝観測値，赤＝予測値）．

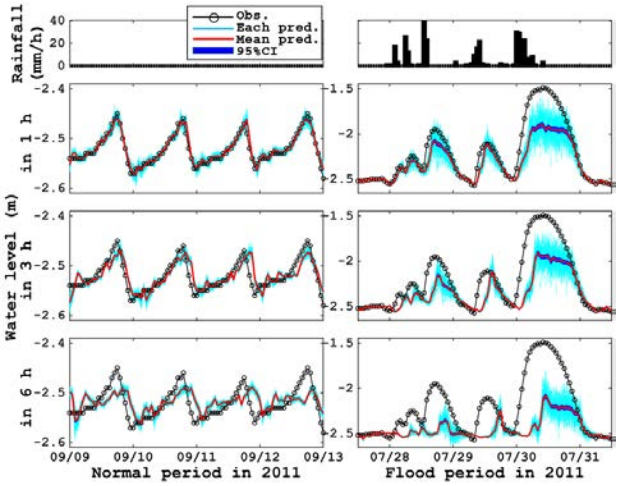


図-5　BNN の予測結果，Dropout 率=0.5（黒=観測値，赤=平均予測値，シアン=各予測値，青=95%信頼区間）. 但し，95%信用区間は各予測値とほぼ重なるので省略.

豪雨が発生した洪水時排水区間では，LT＝3 h まで 2～3

番目の波形の山は，良好に再現できているものの，ピーク水位の再現性は困難であった．この理由は，期間最大洪水のピーク水位を学習できていないからである．また，LT＝6 h では，ある一定時間のタイムラグが生じているので，さらに再現性が低下している．このタイムラグは，LSTM の構造上の問題で発生している．次に，Dropout 率＝0.5 の場合の BNN の予測結果について述べる．図-5 に 100 個の疑似アンサンブル予測を示す．水位変化が激しい波形の山や谷で，ばらつきが見られ，特に洪水時排水区間のピーク水位付近では，強い上下振動が見られる．また，赤線で示される疑似アンサンブル予測結果の平均値の時間変化は，概ね従来型 ANN の予測結果に類似しているものの，ピーク水位付近の水位変化では，どの LT でも比較的緩やかな変化を示している．

(2) 予測精度に対する Dropout 率の感度解析

モデルの学習時と予測時に用いる Dropout 率を 0.1 の間隔で 0.1～0.9 と変化させ，NSE を用いて従来型 ANN と BNN モデルの予測精度の比較を行った（図-6）．なお，Dropout 率＝0 で，従来型 ANN と同様な構造になる．Dropout 率が増加すれば，図-3b の pattern *i* のように不活性化ノードが増加し，少ないノード数で予測を行うことになる．常時排水区間では，Dropout 率＝0.9 を除き，従来型 ANN と比較して高々数%の改善が見られた．他方，洪水時排水区間では，TL＝1 h で Dropout 率が 0.6 まで，2～16%の改善が見られたものの， Dropout 率が大きくなれば，予測精度が低下した．TL ≥ 3 h の予測結果でも，従来型 ANN よりも予測精度の低下が見られた．

ここで，幾つかの条件の下で予測精度の改善が見られたことについて考察する．BNN で予測された平均値は，アンサンブル学習を実施したことと同じである．この方法では，他の機械学習（例：ランダムフォレスト）でも行われるように，少しづつ異なる複数の予測モデルの全ての結果を平均化すれば，バイアスを小さくするなどして過学習の度合いを減じることが可能で，結果的に予測精度の向上につながったと考えられる．

4. まとめ

水位予測が可能な ANN にベイズ推定を導入した BNN を構築し，低平地排水管理に適用した．BNN のキーパラメータである Dropout 率の平均予測値の精度に関する感度解析を行った．Dropout 率が小さい場合に，すべての LT の常時排水区間において，また LT＝1 h の洪水時排水区間において，多少の予測精度の改善が示された．

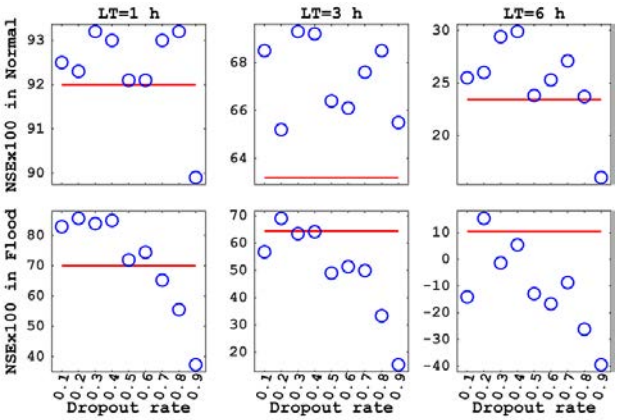


図-6　Dropout 率の変化による BNN の予測精度の評価（TL=1, 3, 6 h）：常時排水区間（上段），洪水時排水区間（下段），（青丸=BNN の NSE，赤線=従来型 ANN の NSE）．

謝辞：本研究は，JSPS 科研費 JP 21H02310, JP 21K05838 の支援を受けた．研究資金の提供，並びに関係者のご協力に謝意を表明する．

参考文献

1) 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 巻 4 号，pp. I_187-I_192，2016.
2) 木村延明，中田達，桐博英，関島建志，安瀬地一作，吉永育生，馬場大地：LSTM モデルを用いた低平地排水機場の水位予測，土木学会論文集 B1（水工学），75 巻 2 号，pp. I_139-I_144，2019.
3) 三浦奈都，宮本崇，天方匡純，安野貴人，石井明（2021）：ベイズ深層学習を用いた予報雨量の不確実性を考慮したダム流入量の確率的予測，AI・データサイエンス論文集，2（J2），pp. 933-943，2021.
4) Hüllermeier, E. and Waegeman, W. : Aleatoric and epistemic uncertainty in machine learning: An introduction to concepts and methods. Mach. Learn, Vol. 110, Issue 3, pp. 457-506, 2021.
5) Neal, R.M. : Bayesian learning for neural networks, LNS, Vol. 118, Springer Science & Business Media, 1996.
6) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long short-term memory, *Neural Comput.*, Vol. 9, Issue 8, pp. 1735-1780, 1997.
7) Kimura, N., Yoshinaga, I., Sekijima, K., Azechi, I., Kiri H. and Baba, D. : Recurrent Neural Network Predictions for Water Levels at Drainage Pumping Stations in an Agricultural Lowland, *Jpn Agric. Res. Q.*, Vol. 55, Issue 1, pp. 45-58, 2021.
8) くる@qiita_kuru：ベイジアンニューラルネットワークと予測の不確実性について，<https://qiita.com/qiita_kuru/items/>，（入手 2023.6.12）.
9) Gal, Y. : Dropout as a Bayesian approximation: representing model uncertainty in deep learning, *In proc. 33rd Int. Conf. Mach. Learn.*, New York, USA, JMLR: W&CP, Vol. 48, 2016.