

ニューラルネットワークによる洪水予測の精度向上に関する研究

日本工営株式会社 正会員 ○一言正之, 小野寺勝, 桜庭雅明, 邱驍

1. はじめに

ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network: ANN) による洪水予測は, 実績水文データの学習により予測計算を行うものであり, 複数の河川で適用性が確認されている¹⁾. ANNによる洪水予測の精度向上のためには, 適切な学習データの設定が重要と考えられるが, 既往研究では学習データや入力層の適切な設定手法は明らかになっていない. 本研究では, ANNにおける適切な学習データの設定手順について検討を行い, 斐伊川における水位予測モデルを構築し高い精度を確認した.

2. 対象流域の概要

斐伊川流域は図1に示すような, 流域面積 2540km², 河道延長 153km の1級河川である. 本研究における対象地点は, 洪水予測システムの予測対象地点のうち, 最も下流に位置する灘分地点とした. また雨量データには図1に示す地上雨量観測所データを用いた.

3. ニューラルネットワークによる洪水予測

3.1 予測手順の概要

本研究では, フィードフォワード型のネットワークを用い, 学習は誤差逆伝搬法により行うものとした. 出力層は予測水位, 入力層は地上観測雨量や観測水位とした. ネットワークの概念を図2に示す. 1時間後の予測を行う場合, 入力層には現時刻から過去数時間分の水位・降雨データを, 出力層には1時間後の水位を設定する. 2時間後以降の予測をする場合には, 予測値も含めた数時間分の水位・降雨データを入力層に用いるものとした.

3.2 対象出水の選定

対象出水には2004~2009年の出水のうち, 水位上昇が大きく, データ欠損の少ない24出水を抽出した. 選定にあたっては, 短時間集中型の降雨や, 継続時間の長い降雨など様々なパターンを網羅するように留意した.

3.3 相関分析による学習データの選定

ANNによる洪水予測モデルでは, 実績の各種水文データ(入力層)と予測対象(出力層)との関連性を学習する. 学習の効果は, 入出力層データの組み合わせに依存すると考えられる. 入力層の選定にあたっては, ①どの観測所の, ②どの時刻の値を用いるかを適切に選定する必要がある. 本研究では, 各降雨観測所・各水位観測所における各時刻の相関分析を行い, 予測対象と関連性の高い観測所および時刻のデータを入力層候補として選定するものとした. なお洪水予測においては現時刻から数時間後までの水位変化を予測することが本質となるため, 相関分析の従属変数は, 予測地点における1時間前~時刻0の間の水位変化値とした. また相関分析の独立変数として, 時刻0から10時間前の各時刻における各観測所の時間降雨および水位変化値を設定した. 分析の結果, 雨量については木次観測所の5時間前時間雨量, 水位については大津観測所の2, 3時間前水位変化値の相関が最も高かった. これらの時刻は, 木次~灘分および大津~灘分の洪水流下時間と概ね近

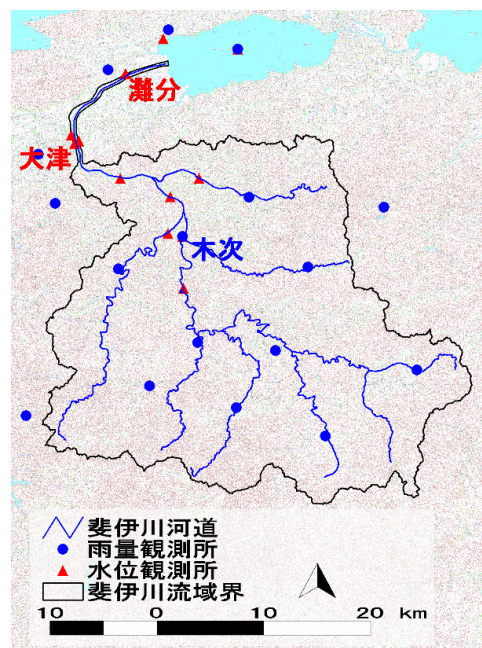


図1 斐伊川流域図

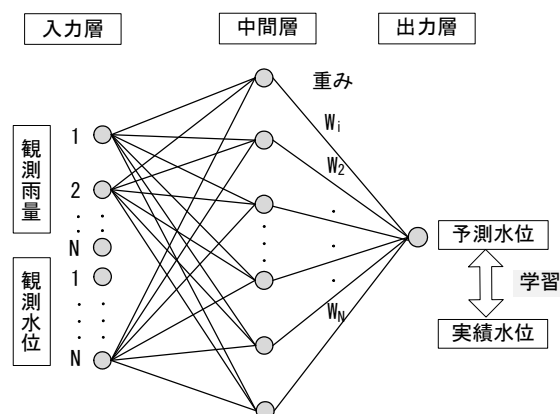


図2 ANNの概念図

キーワード 洪水予測, ニューラルネットワーク, 入力層, 相関分析, 斐伊川

連絡先 〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原 2304 日本工営株式会社 中央研究所 TEL 029-871-2035

い値であると考えられる。両地点の各時刻の相関係数を図3に示す。

3.4 ニューラルネットワークによる洪水予測の精度検証

相関分析による入力層選定の妥当性を確認するため、ANNによる予測精度検証計算を行った。入出力層の設定は表1に示す10ケースとし、出力層は対象地点水位とした。入力層については、①対象地点水位、②木次雨量、③大津水位変化、の各時刻の値を組み合わせ設定した。なお、対象地点水位の1,2時間前値は全てのケースに共通して入力層に与えるものとした。ケース1-1から1-5では、入力層に1時間ずつずらした3時間分の時間雨量を加え、予測精度の変化を調べた。ANNによる予測水位と実測水位とのRMSEは図4に示す通りである。ケース1-1

～1-5の中で最も精度の高かったケース1-4は、4～6時間前の降雨を入力層に用いたものであり、相関分析で選定した時刻帯と一致した。次にケース2-1から2-5では、ケース1-4の入力層に加え0～4時間前の大津水位変化値を入力し、予測精度の変化を調べた。ケース2-1から2-5の中で最も精度の高かったケース2-4は、3時間前の大津水位変化値を入力層に用いたものであり、相関分析で選定した時刻と一致した。また、大津の水位変化値データを追加したケース2-4の方がケース1-4よりも精度が高くなった。以上より、相関分析により選定した観測所・時刻のデータを入力層に用いることで、精度の高いANNを構築することができた。なお、ケース2-4における3時間後水位予測結果の一例は図5に示す通りであり、高い予測精度が確認された。

4. おわりに

本研究では、ANNを用いた洪水予測の精度向上を目的とし、学習データの適切な選定に関する検討を行った。予測対象と降雨・水位の時刻と場所に関する相関分析から、入力層候補の選定を行った。選定した入力層を用いて斐伊川における洪水予測検証計算を行い、高い精度を確認した。

謝辞：

本研究は国土交通省中国地方整備局出雲河川事務所によるデータ提供等のご尽力を得て行われたものであり、ここに深く感謝申し上げます。

参考文献

1) 例えば、槻山敏昭他：ニューラルネットワークによる阿武隈川洪水予測の基礎的検討，河川技術論文集，第9巻，pp173-178，2003。

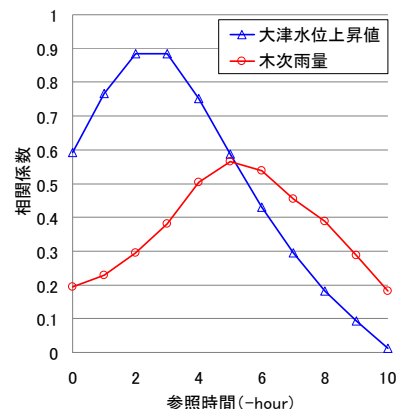


図3 対象地点水位変化値との相

表1 洪水予測における入力層－出力層の設定ケース

CASE	出力層	入力層
1-1	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-1}, R_{-2}, R_{-3}$ (滲分水位 , 木次雨量 , -)
1-2	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-2}, R_{-3}, R_{-4}$ (滲分水位 , 木次雨量 , -)
1-3	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-3}, R_{-4}, R_{-5}$ (滲分水位 , 木次雨量 , -)
1-4	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-4}, R_{-5}, R_{-6}$ (滲分水位 , 木次雨量 , -)
1-5	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-5}, R_{-6}, R_{-7}$ (滲分水位 , 木次雨量 , -)
2-1	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-4}, R_{-5}, R_{-6}, \Delta H_0$ (滲分水位 , 木次雨量 , 大津水位上昇値)
2-2	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-4}, R_{-5}, R_{-6}, \Delta H_1$ (滲分水位 , 木次雨量 , 大津水位上昇値)
2-3	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-4}, R_{-5}, R_{-6}, \Delta H_2$ (滲分水位 , 木次雨量 , 大津水位上昇値)
2-4	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-4}, R_{-5}, R_{-6}, \Delta H_3$ (滲分水位 , 木次雨量 , 大津水位上昇値)
2-5	H_0	$H_{-1}, H_{-2}, R_{-4}, R_{-5}, R_{-6}, \Delta H_4$ (滲分水位 , 木次雨量 , 大津水位上昇値)

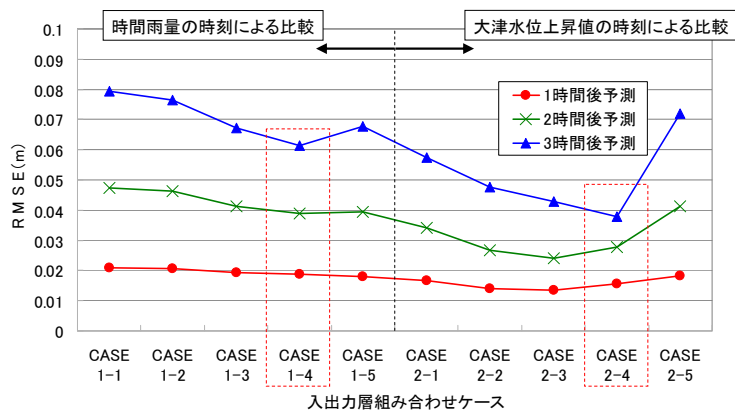


図4 観測水位と予測水位のRMSE

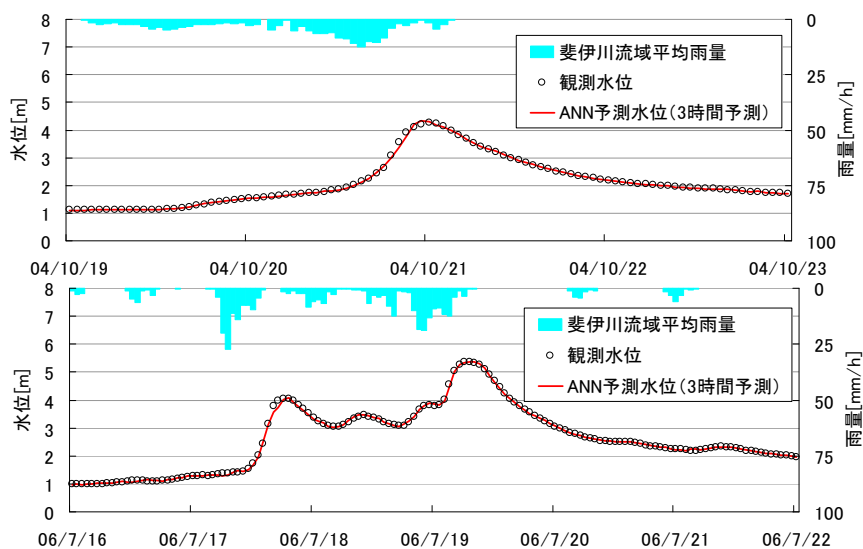


図5 洪水予測の検証計算結果 (2004年10月, 2006年7月洪水)