

斐伊川を対象としたニューラルネットワーク 洪水予測の精度向上に関する研究

ACCURACY IMPROVEMENT OF FLOOD FORECASTING MODEL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR THE HII RIVER

一言正之¹・服部洋佑²・梶正範²・小野寺勝³・桜庭雅明⁴

Masayuki HITOKOTO, Yohsuke HATTORI, Masanori KAJI, Masaru ONODERA
and Masaaki SAKURABA

¹正会員 工修 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)

²非会員 国土交通省中国地方整備局 出雲河川事務所 (〒693-0023 島根県出雲市塩冶有原町5-1)

³正会員 工修 日本工営株式会社 社会システム事業部 (〒102-0083 東京都千代田区麹町4-2)

⁴正会員 博(工) 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)

The Artificial Neural Network (ANN) can be used as a robust flood forecasting model that can be applied to a wide range of river systems. To achieve good prediction accuracy with the ANN model, it is particularly important to select appropriate inputs and outputs for the learning data. However, few studies have been conducted to determine appropriate inputs and outputs. In this study, we used correlation testing to identify the strongest causal relationships between predictor variables and objective variables. We found that change in water level is better as an objective variable to determine appropriate inputs than water level per se. Consequently, we developed the ANN flood prediction model in the Hii-River in Shimane prefecture, and confirmed good accuracy between observed and predicted flood water level. Using the ANN flood prediction model, we constructed a MS Excel®-based hand-operated prediction system.

Key Words : Flood Forecast, Artificial Neural Network, Rainfall-runoff

1. はじめに

洪水災害に対するソフト対策として、洪水予測技術の高度化が求められている。洪水予測手法として、降雨一流出過程を概念的に表現した集中型モデル、物理的に表現した分布型モデルなどが全国の河川で適用されている。しかし、いずれの手法においてもモデルの精度やパラメータ付与、予測降雨の時空間的な精度やH-Q式の精度など、様々な誤差要因を含んでおり予測の信頼性向上が課題となっている。一方で上記モデルとは別に、降雨や水位等の水文観測データに基づいた予測手法の研究が進められている。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降雨一流出を表現するものであり¹⁾、既往の研究にて広く適用性が確認されている¹⁻⁵⁾。我が国においてもANNを用いた洪水予測システムが開発されており⁶⁻¹¹⁾、感潮域^{6),7)}やダム下流域⁸⁾においても適用性が確認されている。ANNモデルの利点として、計算に

用いるデータが少ないため、分布型モデルと比べ計算量が小さく、データ設定も手動で可能である。一方で、ANNモデルの課題の一つとして、学習データ (水位や雨量など) をどのように設定するかが挙げられる^{1-6), 10)}。中でも入力層・出力層の選定は予測精度に大きく影響する。既往研究では試行錯誤や、相関分析などにより入出力層の設定が行われているが、確立された手法はない。本研究では、ANNにおける適切な入力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。また構築したANNを用いて、エクセルからの手動データ入力により予測を行う洪水予測システムを構築した。

2. 対象流域の概要

本研究の対象である斐伊川流域を図-1に示す。図に示す灘分を基点とした流域面積は921km²、河道延長は83kmである。水位観測所の位置は図中に▲で示す通りであり、

本研究の洪水予測対象地点は、最下流に位置する灘分地点とした。雨量観測所の位置は図中に●で示す通りである。



図-1 斐伊川流域と水位観測所・降雨観測所の位置図

3. 対象流域の概要

(1) ANNによる洪水予測の概要

ANNとは、人間の神経回路を模倣して数理的にモデル化したものである。ANNは非線形回帰分析、非線形判別分析（パターン認識）など、ノイズを含んだ非線形のデータ処理を得意としている。また、高い学習能力もANNの大きな特徴である。本研究では、洪水予測において最も実績例の多い階層型のネットワークを用いた。階層型ネットワークの模式図は図-2に示す通りである。ネットワークを構成する素子の模式図は図-3に示す通りであり、各ユニットにおいて以下の計算を行う。

$$u = \theta_i + \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad (1)$$

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)} \quad (2)$$

ここで、 u は各ユニットへの入力値、 $f(u)$ はユニットの出力値、 x は入力値、 w は結合荷重、 θ は閾値、 N は各階層の構成素子数である。ANNによる学習は、出力層と実績の誤差が小さくなるように、各素子間の重みを繰り返し計算によって最適化することで行われる。本研究では、ANNの学習にはバックプロパゲーション法¹²⁾により行うものとした。

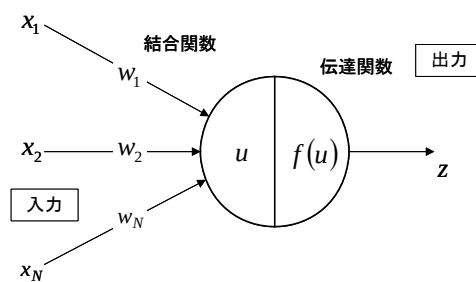


図-2 ANN構成素子の模式図

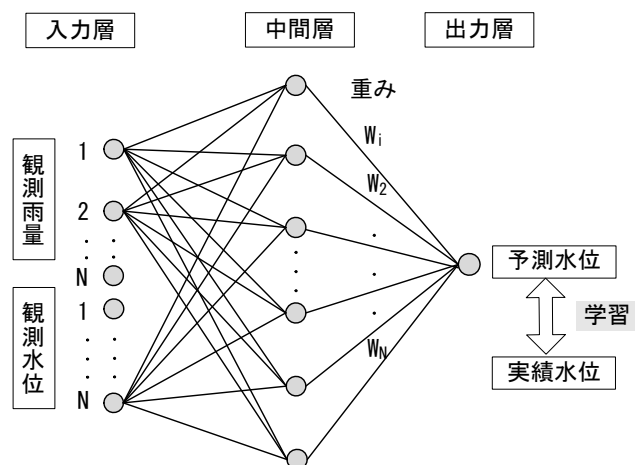


図-3 階層型ニューラルネットワークの概念図

(2) ANNの計算設定

本研究で用いるANNは、入力層・中間層・出力層の3層で構成する。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。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観測データを、出力層には1時間後の灘分水位を設定した。中間層数の設定については確立した手法は得られていないが¹⁾、本検討では入力層数の2倍程度に設定すると計算収束性が良かったため、すべてのケースで入力層数の2倍に設定するものとした。学習の繰り返し計算回数は10,000回を上限とし、収束判定は 1.0×10^{-5} とした。

4. 斐伊川におけるANN洪水予測モデルの構築

(1) 対象データ

本研究で用いた観測データは、対象流域内における14箇所の雨量観測所、7箇所の水位観測所である。このうち、洪水予測の対象地点は流域最下流に位置する灘分地点とした。予測に用いる入力データとして、各降雨観測所の時間雨量および対象地点上流の水位もしくは水位変化を用いた。対象出水については、2004～2009年の中から水位上昇が大きくデータ欠損の少ない24出水を選定した。選定に際し、短時間集中型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留意した。

(2) 相関分析による入出力データの選定方針

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ことで将来の予測精度を向上させる。したがって、入出力層の組み合わせは予測精度に大きく影響を及ぼす。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定める必要がある。そこで本検討では、相関分析により入力層候補の中から相関の高いデータを抽出するものとした。

(3) 相関分析のケース設定

相関分析の入出力の組合せを表-1に示す。相関分析の目的変数は、灘分における時刻0の水位および水位変化、説明変数は時刻0～10時間前における各観測所の時間雨量および水位・水位変化とした。なお時刻0の水位変化とは、1時間前～時刻0における水位の変化分である。

(4) 相関分析の結果

水位変化－降雨の相関については、木次観測所の5時間前時間雨量との相関が最も高くなった。これは、木次における降雨が灘分まで流下する時間と概ね対応するものと考えられる。一方、水位－降雨の相関については、大馬木観測所の10時間前時間雨量との相関が最も高くなった。水位に対しては、雨量の積算値が概ね対応しているものと考えられる。最も相関が高かった時刻の相関分布を図-4に、各時刻の相関係数を図-5に示す。

水位変化－水位変化の相関については、大津の2, 3時間前水位変化との相関が最も高くなった。これは、観測所間の流下時間と概ね整合する。水位－水位の相関については、各観測所とも高い相関を示しているが、これは水位の絶対値に対して水位変化の幅が小さいためと考えられる。各時刻の相関係数を図-6に示す。

(5) 入力層の選定方針

本報告で構築する予測モデルでは、現時刻までの水位が既知である状況を想定している。従って水位予測の精度を高めるためには、現時刻から予測時刻までの水位変化と相関の高いデータを用いる必要がある。以下の検討では、水位変化と相関の高い木次雨量および大津水位変化の値をANN入力層の候補とし、精度の検証を行った。

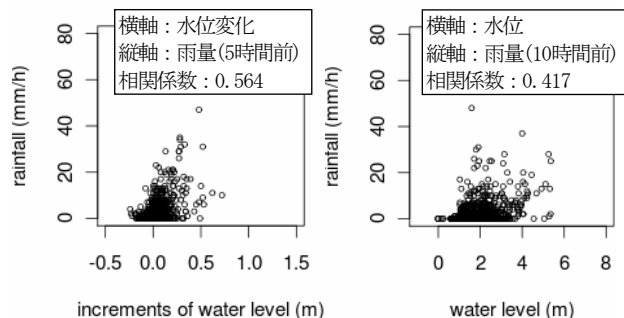


図-4 相関分布（左：水位変化－雨量，右：水位－雨量）

表-1 相関分析のケース一覧

ケース	目的変数 (出力値)	対象諸量	説明変数 (入力値)	参照時間
1	灘分 水位変化	観測雨量	阿井	0～10 時間前
2			吉田	
3			久野	
4			三成	
5			宍道湖湖心	
6			上口	
7			大東	
8			大馬木	
9			鳥上	
10			田井	
11			東	
12			鍋山	
13			平田	
14			木次	
15		観測 水位変化	新三刀屋	
16			町上	
17			木次	
18			大津	
19			灘分	
20			上島	
21			新伊萱	
22	灘分 水位	観測雨量	阿井	
23			吉田	
24			久野	
25			三成	
26			宍道湖湖心	
27			上口	
28			大東	
29			大馬木	
30			鳥上	
31			田井	
32			東	
33			鍋山	
34			平田	
35			木次	
36		観測 水位変化	新三刀屋	
37			町上	
38			木次	
39			大津	
40			灘分	
41			上島	
42			新伊萱	

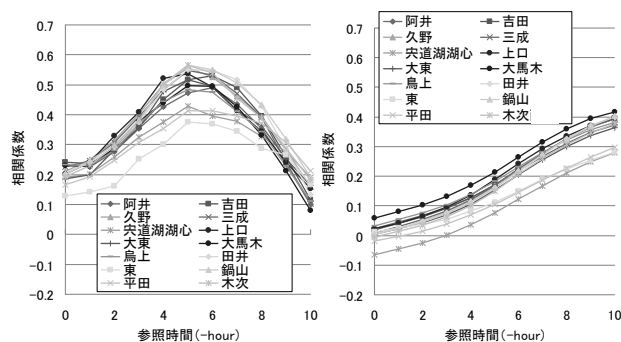


図-5 相関係数（左：水位変化－雨量，右：水位－雨量）

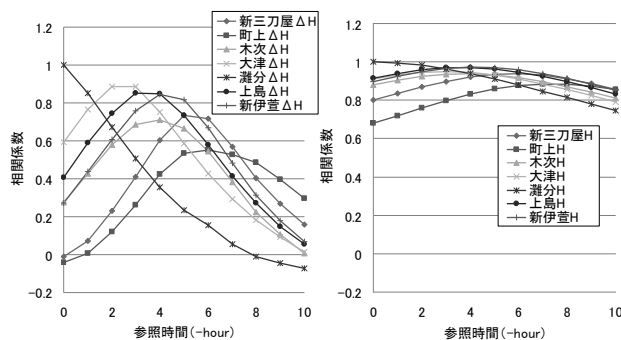


図-6 相関係数（左：水位変化－水位変化，右：水位－水位）

(6) ANN洪水予測の精度検証

相関分析の結果を踏まえ、ANN洪水予測の精度検証を行った。入出力層の設定は表-2に示す10ケースとした。入力層には木次の時間雨量、大津の水位変化を用いた。また、灘分の1,2時間前水位は全てのケースに共通して与えた。出力層は予測対象である灘分水位とした。ケース2-4を例に、1,2,3時間後予測の入出力層の設定を表-3に示す。表のように、2,3時間後予測の際は前時間の予測値も入力層に加えるものとした

a) ケース1

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た。全24出水における、予測水位と実測水位とのRMSE（Root Mean Square Error：二乗平均平方根誤差）の平均値を図-8に示す。ケース1-1から1-5の中で最も精度が高かったのはケース1-4である。ケース1-4では、4～6時間前の降雨を入力層に用いたものであり、水位変化との相関が最も高かった参照時間と一致した。

b) ケース2

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を入力層に追加した。こ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。ケース2-4における3時間後水位予測結果の一例は図-7に示す通りであり、実測水位を精度良く再現している。この時の3時間後予測のRMSEは、24出水の平均で0.038m、24出水中の最大で0.074m（図-7下の事例）となり、波形全体を通じ高い再現性が示された。またピーク水位の誤差は、24出水の平均で0.037m、24出水中の最大で0.23m

（ピーク時実測水位1.74m）となった。このようにピーク水位については出水によって精度の違いが現れ、またピーク付近以外でも予測にノイズが生じる場合も数件見られる。しかしながら、ほとんどのケースにおいては十分に高い精度が確認された。

表-2 入力層－出力層の設定ケース

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

表-3 入力層－出力層の時系列設定 (case2-4)

1時間後予測									
case2-4	5時間前	4時間前	3時間前	2時間前	1時間前	現在	1時間後		
灘分水位					○	○	●		
木次雨量	○	○	○						
灘分水位変化				○					
↓									
2時間後予測									
case2-4	5時間前	4時間前	3時間前	2時間前	1時間前	現在	1時間後	2時間後	
灘分水位						○	○	●	
木次雨量		○	○	○					
灘分水位変化					○				
↓ ↓									
3時間後予測									
case2-4	5時間前	4時間前	3時間前	2時間前	1時間前	現在	1時間後	2時間後	3時間後
灘分水位							○	○	●
木次雨量			○	○	○				
灘分水位変化						○			

○：入力層 ●：出力層

○:入力層、●:出力層

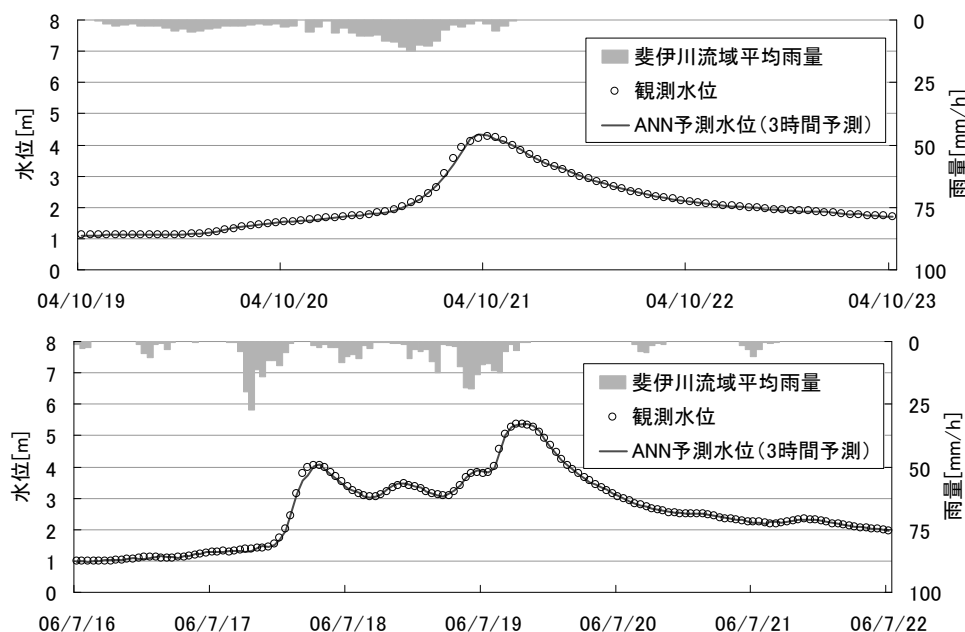


図-7 灘分地点における洪水予測の検証結果（上：2004年10月，下：2006年7月洪水）

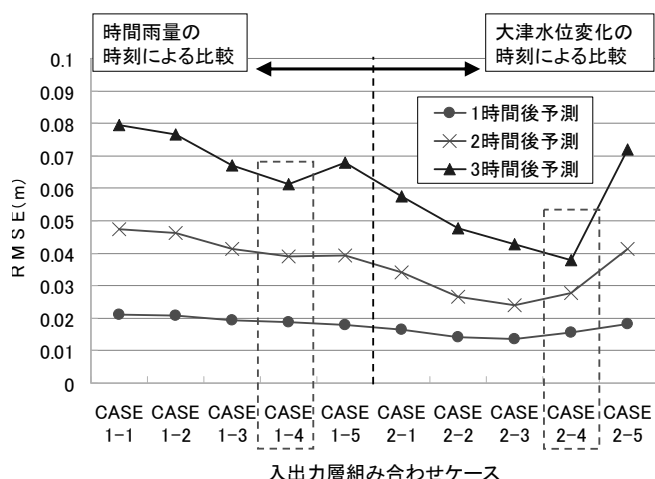


図-8 観測水位と予測水位のRMSE

5. エクセルによる簡易予測システムの構築

ANNの計算は、わずかな入出力データのみで実施可能なため、大規模なメッシュを用いた分布型モデルの計算に比べ計算負荷が小さい。本検討で構築したANNを用いて、一般的なノートPCで手動にて3時間後まで予測を行

う簡易予測システムを構築した。本検討では、ANNの計算にはオープンソフトウェアであるRを用いた^{13),14)}。計算の入出力データ作成は、エクセルVBAとコマンドプロンプトのスクリプトを組み合わせ、バッチ処理にて行うものとした。またRによる予測計算の実施は、エクセルVBAにより計算実行ファイルを制御するものとし、すべての処理をエクセル上からボタン一つで操作できるようにシステムを構築した。システムの構成および仕様は表-4のとおりとした。また、予測システムの表示画面例を図-9に示す。

表-4 予測システムの構成

項目	構成・仕様
データの入力	マイクロソフト・エクセル上で手動にて水位・雨量を入力する。時刻更新ボタンにより入力したデータがシートに蓄積され、次時刻のデータ入力に移動する。
計算結果の出力	3時間先までの予測水位を、エクセルのグラフと表で表示するものとした。
演算方法	「R」の ANN 演算機能を用いた。なお、R による演算は、エクセルより実行ファイルを制御するような構成とした。
データの蓄積	24 時間分の入力データおよび計算履歴がエクセルシート上に保存され、後から計算精度の検証が可能である。

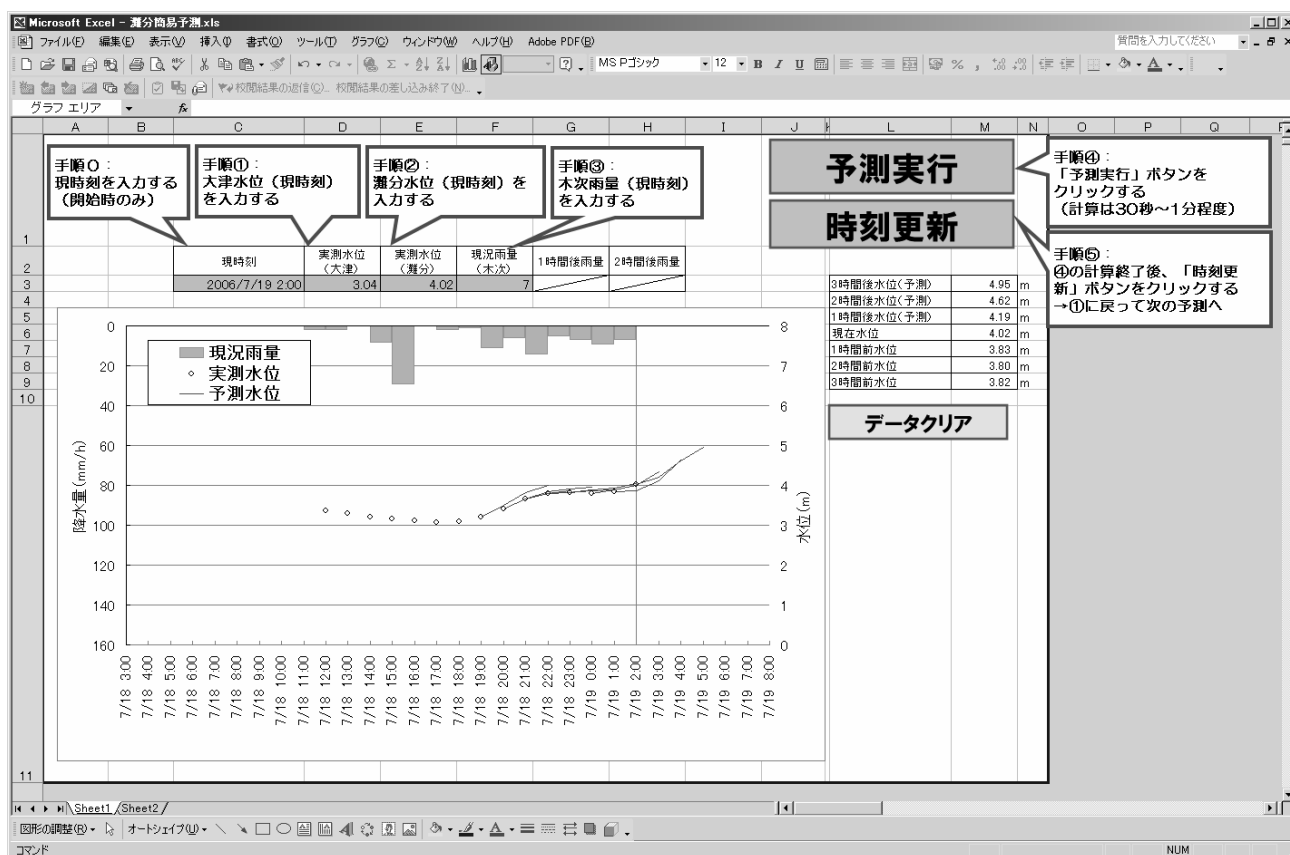


図-9 予測システムの表示画面例

6. おわりに

本研究では、ニューラルネットワーク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。予測対象地点の水位変化を目的変数として相関分析を行い、相関の高い観測所・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。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。構築したニューラルネットワークを用いて、手動によるエクセル操作で予測を実施できる予測システムを構築した。一般にANNの弱みとして、計算過程を物理的に表現することが難しく、モデルがブラックボックスとなっている点が挙げられる。しかしながら本検討より、入出力層の選定において、流域の物理的な降雨－流出過程を踏まえて、適切な観測位置・観測時間のデータを選定することで、予測の精度が向上することが可能となることが確認された。なお、今後の課題としては、学習経験のないような新しい降雨パターンに対し、精度の検証を行う必要があると考える。

参考文献

- 1) ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology : Artificial neural networks in hydrology. I : Preliminary Concept, Journal of Hydrologic Engineering, Vol.5, No.2, pp.115-123, 2000.
- 2) ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology : Artificial neural networks in hydrology. II : Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, Vol.5, No.2, pp.124-137, 2000.
- 3) Dawson, C. W., Wilby, R. L. : Hydrological modeling using artificial neural networks, Progress in Physical Geography, Vol.25, No.1, pp.80-108, 2001.
- 4) H. R. Maier, G. C. Dandy : Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications, Environmental Modelling & Software, Vol.15, 2000.
- 5) 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, 2010.
- 6) 磯部勇, 大河戸輝夫, 羽生田英彦, 小田誠一, 後藤祐輔 : ニューラルネットワークによる水位予測システムの開発, 水文・水資源学会誌, Vol.7, No.2, pp.90-97, 1994.
- 7) 高崎忠勝, 河村明, 天口英雄 : ニューラルネットワークによる都市中小河川感潮域の水位推定, 水工学論文集, Vol.55, pp.1603-1608, 2011.
- 8) 春原常男, 内海博, 井上勝矢, 眞間修一, 吉田武司, 竹村仁志 : ニューラルネットワークモデルによるダム諸量予測と相模川洪水予測システムの検討, 河川技術論文集, Vol.12, pp.229-234, 2006.
- 9) 槻山敏昭, 外山久典, 笹原和彦, 眞間修一, 関基, 竹村仁志 : 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, Vol.9, pp.173-178, 2003.
- 10) 稲吉明男, 長江幸平, 田宮睦雄, 宮田達磨, 眞間修一, 竹村仁志 : ニューラルネットワークモデルによる二級河川での洪水予測の基礎的研究, 河川技術論文集, Vol.9, pp.179-184, 2003.
- 11) 藤間聡, 外山かおり, 大坂忠史 : ファジィ・ニューラルネットワークを用いた洪水流出実時間予測, 水工学論文集, Vol.41, pp.173-178, 1997.
- 12) 例えば, 熊沢逸夫 : 学習とニューラルネットワーク, 森北出版株式会社, 1998.
- 13) The R Project for Statistical Computing, <http://www.r-project.org/>
- 14) 例えば, 金明哲 : R によるデータサイエンス, 森北出版株式会社, 2007.

(2012. 4. 5受付)