

ニューラルネットワークモデルの洪水予測への適用可能性と課題

THE APPLICATION POSSIBILITY AND THE SUBJECT TO FLOOD PREDICTION
OF A NEURAL NETWORK MODEL

真間修一¹・関基¹・竹村仁志¹

shu-ichi MAMA,motoi SEKI and hitoshi TAKEMURA¹

¹正会員 八千代エンジニアリング（株）（〒153 8639 東京都目黒区中目黒 1-10-23）

The purpose of this report is summarizing the example in three rivers which applied the neural network model to flood prediction until now, and clarifying the applicability and subject to flood prediction of a neural network model. Even if the input value changed with an upstream water level, rain, and the amount of dam discharge, the value with practically appropriate prediction accuracy was acquired. Moreover, as offer of new flood information, it is possible to develop an easy flood prediction graph using a neural network model.

Key Words : Neural network model, flood prediction, water level prediction, simple prediction graph

1. はじめに

従来より洪水、浸水などの水災害の防止は、直接的に被害発生を抑制する治水事業などの「予防措置」と、水害発生時に住民を避難させたり、被災箇所拡大を阻止する水防活動などによる「減災措置」から成り立ってきた。近年、平成11年の那須集中豪雨、平成11年6月の福岡市博多区の浸水、平成12年9月の東海豪雨を始めとした重大水害発生を契機として、「減災措置」のなかでも住民の適切な避難行動に寄与する洪水予報の重要性が再認識されている。この結果として、これまで国交省管理の1級河川でのみ実施されてきた洪水予報が、都道府県管理の2級河川についても、必要に応じて実施できるように水防法の一部が改正され、平成13年7月に施行された。

洪水予報とは洪水予報指定河川において、「河川管理者は、洪水のおそれがある場合に、気象庁長官と共同してその状況を水位または流量を示して水防管理者（市町村長など）等に通知する」ものである。従って、洪水予報の実施には、ある程度の予測精度を有する洪水予測システムの整備が前提となる。

本検討はこのような背景を踏まえ、流出モデルを構築・検証するのにかならずしも十分な水位・流量資料が得られていない都道府県管理の2級河川へも適用可能であり、また、大河川においても従来型の相関予測より精度向上の可能性が見られるニューラルネットワークモデルを利用した洪水予測について、適用可能性と今後の検討課題について報告するものである。

2. 洪水予測モデルの概要

(1) 洪水予測の基本的考え方

表-1には、洪水予測モデルの概要を示した。洪水流出

現象を降雨、流出、流下の流れで捉えた場合に、観測値による降雨から流出までの時間差（遅れ時間 t ）を利用した予測は、次の場合に成立する。

$$\text{予測必要時間} \leq \text{遅れ時間 } t$$

従って、流域規模が小さく遅れ時間 t が予測必要時間に満たない場合は、その差分を入力値である「降雨量」を予測することで補う必要が生じる。

予測モデルとしてニューラルネットワークモデルを適用する場合でも、降雨から流出、流下までの遅れ時間と予測必要時間の関係に応じて、予測雨量が必要となる条件は基本的に同様である。

表-1 洪水予測モデルの概要

現象	降雨 → 流出 → 流下		
場	流域		河道
	遅れ時間 t		
単位	降雨量	流量	水位
観測手法	・地上観測所雨量 ・レーダー雨量		・水位計
計算手法		物理モデル ・貯留関数 ・等価粗度 ・準線形貯留 ・その他	・不定流計算 ・不等流計算 ・等流計算 ・H-Q曲線
		相関モデル ・単相関解析 ・重相関解析 ・ニューラルネットワークモデル	
予測方法	①降雨量を予測	②降雨から流下までの時間差を利用 (大流域に適用可能な方法)	

(2) 洪水予測へのニューラルネットワーク適用の考え方

一般的な流出計算モデルは流出定数を固定しているため、降雨パターンに応じた流出遅れ時間の変化を再現することが難しい。流出ピーク生起時刻のズレが大きいことは、洪水予測にとっては致命的な問題となりうる。ニューラルネットワークモデルの場合、実績データの非線形的関係に基づいたパターン認識により、降雨パターンや降雨量に基づく洪水到達時間の変化、非線形性もある程度考慮することが可能になると期待した。

さらにこの手法の利点としては、図-1に示すように観測値である水位、雨量から予測地点の水位を直接予測する点にある。つまり、水位観測地点での流量観測が実施されておらず、流出モデルの構築が困難な場合（都道府県管理の2級河川が多い）でも、洪水予測モデルを構築可能となる。

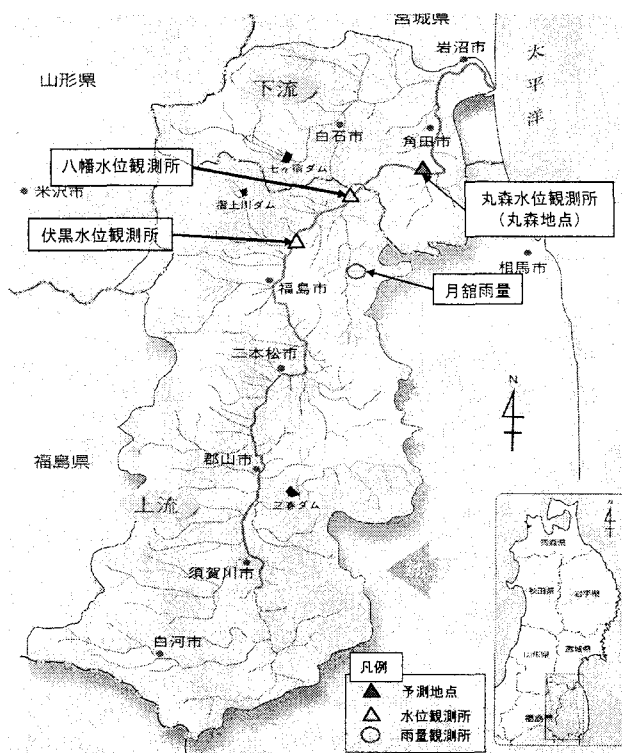


図-1 洪水予測の例（予測地点と入力値の観測所）

3. ニューラルネットワークモデルを利用した洪水予測モデルの概要^{3)～5)}

(1) ネットワーク基本構造

今回の検討では、構造には一般的に用いられている入力層、中間層、出力層からなる階層型ネットワークを利用した。中間層は1層とし、そのユニット数は入力値を6～11程度を想定して7と設定した。

洪水予測においては、図-2の入力層に水位、雨量、ダム放流量等を与え、出力層が予測地点の観測所水位となる。重み $w_1 \sim w_n$ を求める学習には、実測値と予測値の誤差の総和を最小化するバックプロパゲーション

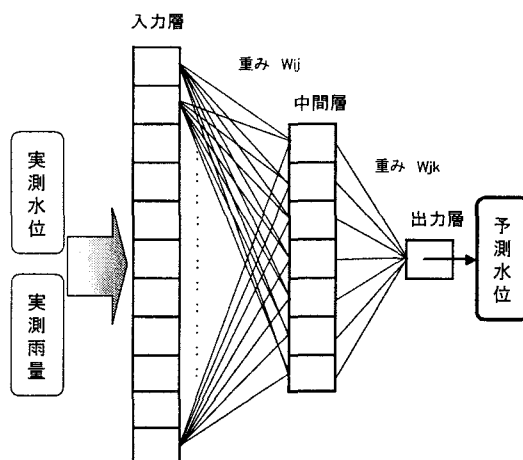


図-2 ニューラルネットワーク基本構造

（逆伝播）法を用いた。学習における収束条件は、学習回数 100,000 回の制約の下で、平均 2 乗誤差 $E < 0.001$ とした。⁸⁾

(2) 理論式⁶⁾

しきい値や重み付けに関わるニューロンの応答特性を表す入出力関数として、代表的なモデルであるシグモイド関数を用い、入出力値は0.0～1.0の範囲をとった。

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

$$u_i = \sum_{j=1}^n \omega_j \cdot x_j - \theta$$

ここで、 x_j ：入力値、 ω_j ：重み、 θ ：しきい値

(3) 解析フロー

解析の基本的流れは、図-3に示すように、入力値パターンの検討、学習パターンの検討、予測値の検証と評価の手順を踏んだ。

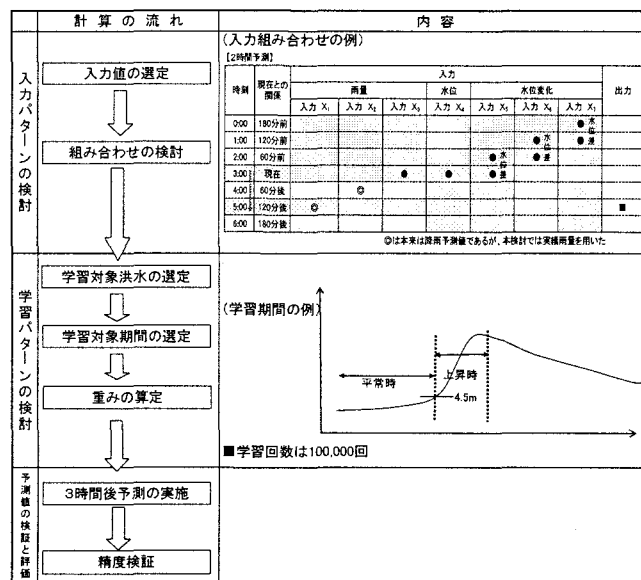


図-3 計算の流れ

4. ニューラルネットワークモデルの適用性

(1) 適用可能性

これまでに表-2 に示す 3 河川で、ニューラルネットワークモデルを洪水予測手法として適用してきた。3 つの河川は流域規模、入力値としたデータも異なることから、大枠で洪水予測におけるニューラルネットワークモデルの適用性を評価できる段階にきたものとする。

表-2 洪水予測モデルの概要

河川名	阿武隈川	天白川	S 川
流域面積 (km ²)	5,400km ²	118.8km ²	195.9km ²
入力値	①観測水位 ②観測雨量	①予測雨量	①観測ダム放流量 ②観測雨量
出力値	水位	水位	水位
特徴	上流水位から下流水位を予測	雨量から水を予測	ダム放流量から水位を予測
図-5分類	③～④	⑦	①～②

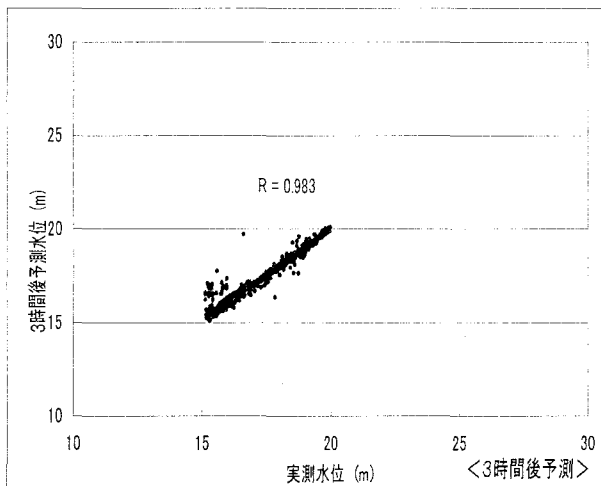


図-4 各時刻の予測水位と実測値の相関（3時間後）

紹介した3事例では、いずれのケースでも3時間後の予測水位と実績水位について、図-4に示すように概ね $R=0.98$ 程度の相関（非学習洪水を含む結果）を得ることができ、視覚的にも図-6に示すように洪水予測上重要な水位上昇部を再現可能な結果が得られている。

また、入力値の組み合わせから、大まかに期待される精度の相対的關係も把握された。図-5 に示すように、予測地点の上流水位、上流側ダム放流量、流域内雨量等のデータが揃っているほど予測精度が高くなる傾向が確認された。3 事例では、S 川が分類①～②、阿武隈川が分類③～④、天白川が⑦に相当した。

(2) 適用における留意事項

ニューラルネットワークモデルにおいて所定の予測精度を得るためには、入力値となる観測所の適切な選定、学習洪水と学習期間の適切な設定が不可欠である。以下、それぞれの要点について述べることにする。

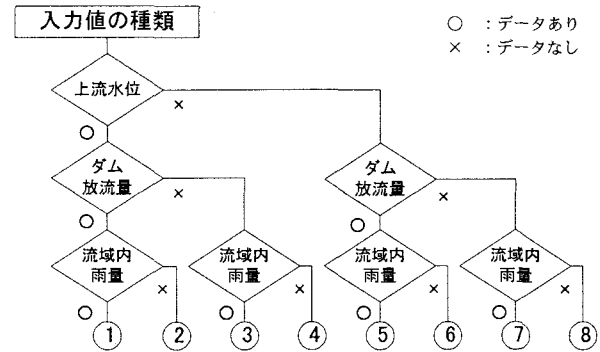
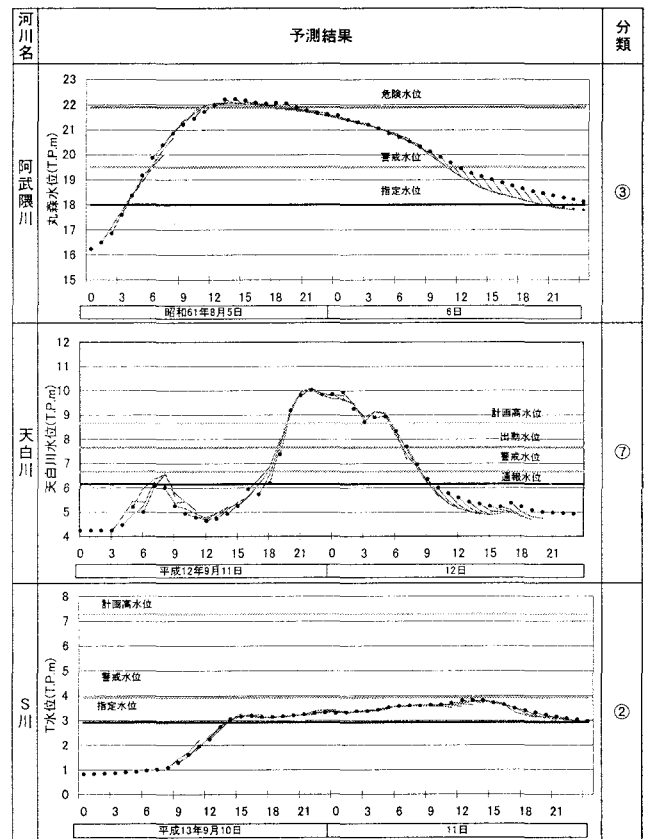


図-5 入力値の種類と予測精度の目安



※天白川は、3時間先までの雨量が100%予測できたものとして実測雨量を利用した結果

図-6 ニューラルネットワークモデル洪水予測例

1) 入力値の設定

洪水予測では、予測地点の上流にある水位、流域雨量、等が多いほど、良好な結果を得られるデータの組み合わせを選択することが可能となるが、現実的には十分な数の観測所が得られていることは希である。効率化の点から、入力値は次の方法で選定することが適当である。

①入力値として水位を選択する場合は、予測必要時間（通常3時間）以上の流下時間を要する上流側の水位観測所を選択する。また、上流側に複数の水位観測所がある場合は、単相関解析を行い相関係数が高い観測所かつ流下時間が確保できる観測所を採用する。ただし、上流水位観測所と予測地点の間に他の支川が流入してくる場合は、その支川に水位観測所がある場合はその水位観測所も採用する。

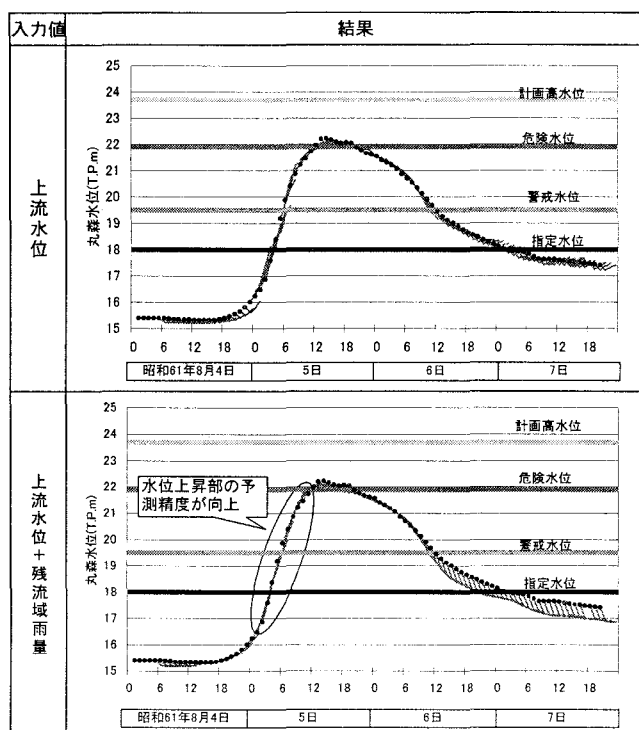


図-7 上流水位+残流域雨量による予測

②入力値として雨量を選択する場合は、水位観測所で流出状況を把握できない支川流域にある観測所を採用する。

図-7 には、入力値に残流域（予測地点と上流水位観測所間の流域）にある降雨観測所（図-1 の月館雨量観測所 参照）を加えることで、水位上昇部の予測精度

が向上したケースを示す。

2) 学習洪水の選定

学習洪水は、洪水予測の目的を考慮して選定した。洪水予測の発表基準は、洪水注意報基準水位として警戒水位、洪水警報基準水位として危険水位が設定されている。つまり、避難等の判断や水防活動を円滑に進めるためには、警戒水位を超えるような洪水の予測精度を確保する必要がある。従って、学習洪水は基本的に警戒水位を超える規模の洪水を対象に選定した。

警戒水位に満たない規模の小さな洪水も学習させた場合に、最も重要となる危険水位に達するような規模の大きな洪水に対する予測精度の低下が見られた。従って、学習洪水は警戒水位を超えた洪水を基本に選ぶ必要がある。

3) 学習期間の選定

洪水波形は、時間経過ごとに大まかに平常時、水位上昇時、水位低減時に分けることができる。平常期から水位低減期までも含めて洪水波形の全体を学習させると予測精度が低下し、特に洪水予測において最も重要な水位上昇時の予測精度が著しく低下することが明かとなった。この原因は、水位上昇時と水位低減時の流量～水位の水理的關係が異なることと、一つの洪水波形のなかでは水位低減時が時間的にも長く、データ数も最も多くなることがあげられる。

このため、学習対象期間は、図-8に示すように、上昇時と平常時に分けて設定した。上昇時は、立ち上がりか

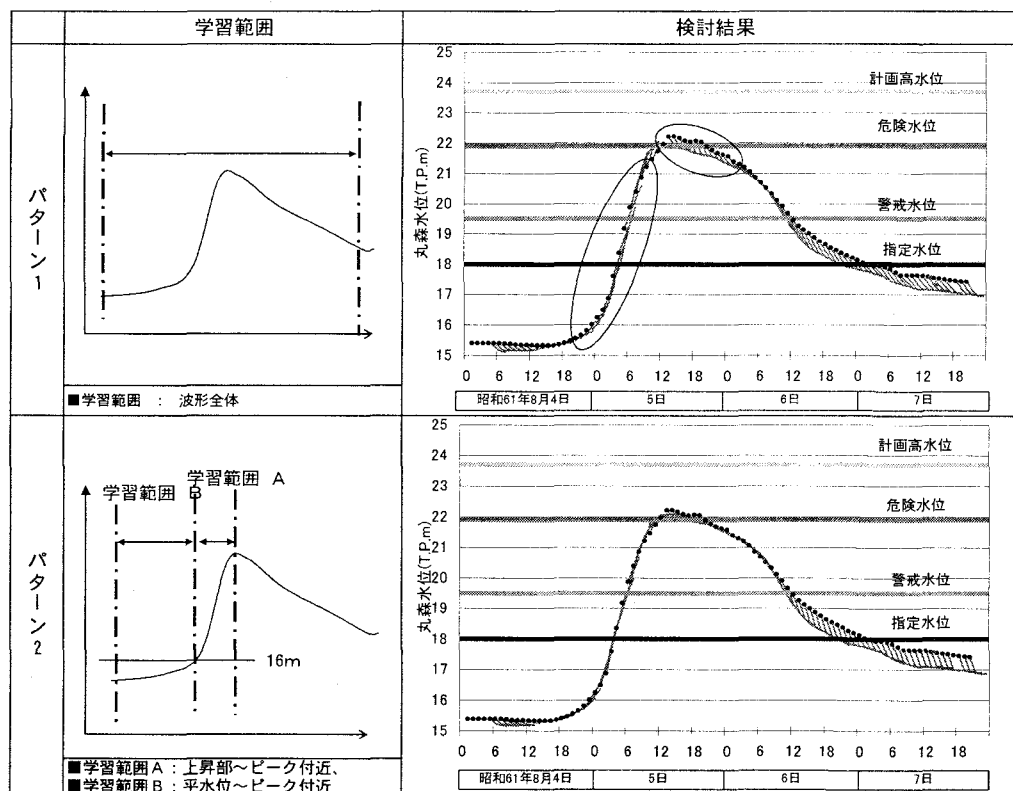


図-8 ニューラルネットワークモデルによる洪水予測検証（学習洪水）

らピークを越えるまでの時間帯を選んで学習させた。この結果、水位上昇時の予測水位が実績水位より低めとなる頭打ち現象が解消され、安全側の予測を実施することが可能となった。学習期間を意図的に選定する場合は、運用においては、重みやしきい値を水位条件で切り替えることが必要となる。

5. ニューラルネットワークモデルの洪水予測適用における課題と今後の展開

(1) ニューラルネットワークモデル適用上の課題

1) 想定外洪水への対応

ニューラルネットワークモデルは、観測データに基づいた解析である。このため、想定外つまり未経験の洪水規模に対しては外挿予測となり、精度が著しく低下する可能性を有している。

実用上は、警戒水位を超え、計画洪水水位付近の出水を経験していれば、前出のような問題はあまり意識する必要はないものと考えられる。しかし、観測期間が少ないなどの理由で警戒水位を超える規模の出水を経験していない場合は、ニューラルネットワークモデルの適用には充分注意が必要となる。

表-3 ニューラルネットワークモデルの利点と課題

項目	概 要
モデルの利点	◆実績データの非線形的な関係を用いた水位予測のため、多様な降雨パターンによる洪水到達時間の変化もある程度再現することが可能となる。 ◆流出モデルを利用した洪水予測では、雨量データを流量に変換しさらに水位に変換するため、流量変換誤差、水位変換誤差が生じる。ニューラルネットワークモデルは、実測値から実測値への直接的予測が可能となるため、流出モデルに比較し物理量の変換に伴う誤差が生じにくい。 ◆流量観測未実施の河川にも適用可能である。
モデルの課題	◆未経験の適用外の洪水規模に対する予測は外挿予測となることから、予測精度が著しく低下する可能性が高い。 ◆上限、下限値の設定については、既往最大水位、計画洪水水位、堤防天端高等を考慮して設定しないと、実降雨に対して過少な水位予測を行う可能性がある。
流出モデル併用の意義	◆非線形流出モデルは、雨量等の物理量に基づいて計算を行うため、極端な結果を算出する可能性が低い。未経験の洪水規模に対しては、非線形流出モデルとの併用が不可欠である。

一方で、計画高水規模付近の大洪水を多く経験し、これらの洪水への適合度を高めた予測モデルでは、生起頻度が高い小規模出水時に水位を高め予測する傾向が懸念され、いわゆる「予報のからぶり」を生じさせる場合も考えられる。予測モデル構築の際には、どのレベルの水位予測精度に重点をおくのか等の調整についても検討すべきである。

以上を踏まえ、ニューラルネットワークモデル構築に十分なデータを有している場合でも、洪水予報の重要性を勘案すれば、システムの安全性確保の点からも表-3に示すように、ニューラルネットワークモデルと同時に通常の流出モデルによる洪水予測も併用すべきと考える。

2) 予測雨量の精度向上

流域規模が小さく、降雨から流出までの遅れ時間が十分に（3 時間程度）確保できない場合の洪水予測では降雨予測が不可欠となる。紹介した 3 事例でも、天白川は予測雨量の利用を前提に構築したモデルである。モデルの検証は 100%降雨が予測されたものとして行ったものであるため、降雨予測精度により水位予測も大きく影響を受ける。

これまでの半年間の仮運用によれば、1 時間程度の降雨予測精度はある程度確保されていると判断できるものの、2～3 時間後の雨量予測精度は降雨毎に大きく異なり、安定的とは言えない状況にある。しかし、僅か 1 時間であっても予測精度が確保されるのであれば、減災効果を期待し、洪水予報に利用するという考え方もありうると考えている。

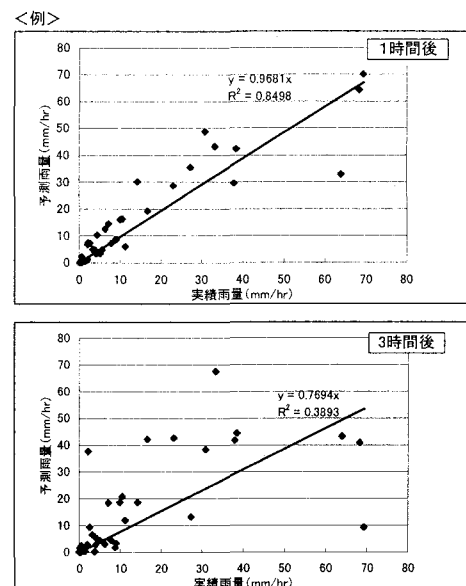


図-9 実測雨量と予測雨量の比較

(2) ニューラルネットワークモデルの新たな展開

現在、洪水予報は河川管理者が気象庁と共同で行い、その結果が水防管理者を通じて地域住民に伝えられる。この情報伝達プロセスは、状況により伝達遅れが生じ、場合によっては住民が十分な避難時間を確保できなくなるケースも考えられる。今後、洪水予測を住民自らがを行い、避難行動の判断基準の一つとすることでより効果的な減災措置として機能する可能性もある。

ニューラルネットワークモデルを利用した洪水予測は、雨が降れば河川水位が高くなるというような直感的な関係が分かりやすいこと、計算が流出モデルに比較して単純であること、等の点から住民へ提供する洪水予測ツ-

ルとしての可能性を有していると考えられる。しかし、今回紹介した阿武隈川の事例においても入力値は 10 前後あり、一般の方が手計算で処理できるものではない。そこで、最適予測モデルをベースに入力値の絞り込みを行い、1～3 時間後の予測水位を読みとれる簡易的なグラフの作成を検討した。

簡易予測モデルの作成の要点は、実用上問題のない予測精度を得ながら、入力値を縛り込むことにありと考え、最終的に 1 つのグラフで入力値を 2 つに絞り込むこととした。上流側水位データについては、1 つのデータで 2 つのデータの意味を付与させるために、一定時間の水位差を入力値とする予測モデルを採用した。この結果、実用上問題のない程度の予測精度を確保できた。

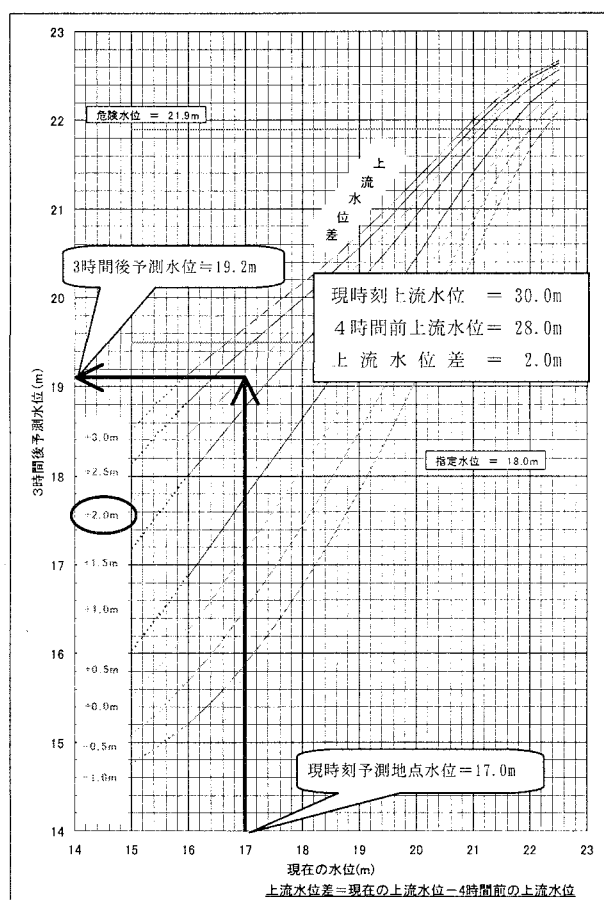


図-10 簡易水位予測図（3 時間後予測）

図-10 は、簡易予測モデルより作成した 3 時間後簡易水位予測図である。視覚的にも、非線形性というニューラルネットワークモデルの特性が表現されている。

阿武隈川の浸水常襲地域では地域に光ファイバケーブルを利用した水位、雨量、画像情報が提供されている。今後この簡易水位予測図を地域で利用することも可能と考えられる。また近年は、リアルタイム水位情報がイン

ターネットや i モードで誰でも入手可能であることから、より多くの河川への適用も考えられ、新しい形の防災情報提供になることも期待される。

(3) 予測時間の長時間化への対応

近年、1 級河川ではより長時間（6 時間程度）の洪水予測が求められている。予測が長時間化するほど予測精度は低下するため、あくまで水位上昇、下降の傾向把握に用いることが目的と考えられる。

流出モデルを用いた洪水予測では、予測の長時間化は予測雨量の利用に直結する。しかし、ニューラルネットワークモデルについては、現在観測された雨量、水位の 6 時間後予測地点水位への影響を解析するという視点から、予測雨量を利用しなくとも予測の長時間化対応は可能である。精度低下は否めないものの、より簡単・経済的に長時間化に対応出来る点もニューラルネットワークモデルの特徴と言える。

参考文献

- 1) 辻本哲郎：豪雨災害と治水安全度・耐水危機管理，河川技術論文集，第 7 巻，pp.1-6, 2001.
- 2) 柿崎恒美，廣瀬昌由，安部友則，大内忠臣：東海豪雨の出水状況と今後の課題，河川技術論文集，第 7 巻，pp.19-24, 2001.6.
- 3) 土木学会構造工学委員会：新しい構造システム最適化手法－人工生命技術の応用－，土木学会構造工学委員会，pp.3-14, 1996.3
- 4) 市川紘：階層型ニューラルネットワーク～非線形問題解析への応用～，共立出版，1993.
- 5) 安田登：土木工学におけるニューラルネットワークモデルの応用技術に関する研究，1997.
- 6) 阿部清明，菊池英明，古川浩平，塩月善晴：ニューラルネットワークによる流出解析手法（日流量）に関する研究，土木学会論文集 No.656/II-52，pp.1-13, 2000.8.
- 7) 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，第 7 巻，pp.90-97, 1994.
- 8) 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検討，河川技術論文集，第 9 巻，pp.179-184, 2003.6.
- 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，第 9 巻，pp.173-178, 2003.6.