

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

Water Volumes Estimation of Dams and Flood Forecasting System of the Sagami River
Using Artificial Neural Networks

春原 常男¹・内海 博¹・井上 勝矢²・眞間 修一³・吉田 武司⁴・竹村 仁志³
Tuneo SUNOHARA, Hiroshi UTUMI, Katuya INOUE, Shu-ichi MAMA
Takeshi YOSHIDA and Hitoshi TAKEMURA

¹神奈川県 県土整備部 河川課 (〒231-8588 神奈川県横浜市中区日本大通り1)

²神奈川県 相模川総合整備事務所 河川部 (〒243-0016 神奈川県厚木市田村町2-28)

³正会員 八千代エンジニアリング株式会社 総合事業本部 河川部 (〒161-8575 新宿区西落合2-18-12)

⁴八千代エンジニアリング株式会社 技術推進本部 開発企画部 (〒161-8575 新宿区西落合2-18-12)

With designating the first class Sagami river that is under the control of Kanagawa prefecture as a river flood control implemented, a flood forecasting system to predict the water level during flood from 1 to 3 hours in advance was studied. It is necessary to ensure the water volumes estimation accuracy of dams for keeping the water level accuracy of each prediction point. In this study, artificial neural networks model that is one of the correlation analysis methods was employed to estimate water volumes of dams such as water volume discharge and flowing. As a result, following conclusions were obtained. First, application of artificial neural networks indicated the possibility of estimating water volumes of dams to 3 hours in advance by using only actual measured values. Second, the application of both correlation analysis and runoff analysis at the same time indicated that it would ensure the stable estimation accuracy and perform as a backup system. It successfully predicted reaching to the warning water level about 3 hours in advance during the tentative operation in the fiscal 2004 year.

Key Words : artificial neural networks, water volumes estimation of dams, flood forecasting system, designation of a river flood control implemented

1. はじめに

平成10年8月の那須集中豪雨、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。平成13年には水防法と気象業務法が一部改正され、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、都道府県知事が河川を指定して気象長官と共同して洪水予報を実施できる制度へ拡充された。

このような背景の中、神奈川県は平成18年出水期までに、相模川を県内で初めての洪水予報河川に指定する予定である。相模川流域の想定氾濫区域内の人口・資産は、人口約19万人（流域内人口は約59万人）、資産2兆9,839億円に及び、同時にJ R東海道本線・東海道新幹線、東名高速道路、国道246号線などの主要交通網を横切るように流下しているため、相模川の氾濫は社会的に大きな影響を及ぼしうる状況にある。

現在も河川改修は進められているが、治水上の危険箇

所は未だ残っており、人口・資産の集積状況、主要交通網の存在等を勘案すれば、相模川における洪水予報により、洪水被害の防止・軽減を図ることは重要である。

本検討では、相模川の洪水予報河川指定に向けて、洪水時に1~3時間後の水位状況を予測可能な洪水予測システムの検討を行った。

相模川の特徴的な点は、洪水予報基準地点である上依知地点（930km²）、相模大橋地点（1,180km²）の直上流に位置する城山ダム（885km²）による洪水調節にある。基準地点流量はダム放流量に75~95%程度が支配されるため、洪水予測モデルで水位予測精度を確保するためには、ダム流入量・放流量の予測精度確保が最重要となる。そのため、相関解析の一つであるニューラルネットワークモデルによるダム諸量予測を取り入れた相模川洪水予測システムを検討した。

2. 相模川中流の洪水予報

(1) 洪水予報区間

相模川は河口から神川橋までの約7km区間（以下、直

轄区間という)を国土交通省が管理し、その上流から山梨県境までの区間を神奈川県が管理している。直轄区間では、従来から国土交通省と気象台が洪水予報を実施している。神奈川県は気象台と共同で、県管理区間の内、図-1に示した小倉橋～神川橋の区間で、相模川中流の洪水予報を開始する予定である。

(2) 洪水予報基準地点

相模川中流の洪水予報基準地点は上依知地点、相模大橋地点の2地点である(表-1)。

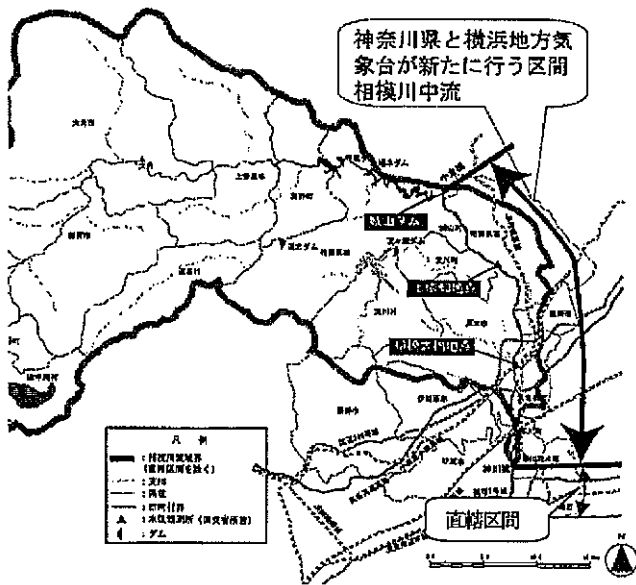


図-1 相模川中流予報区間と基準地点

表-1 基準地点と城山ダムの関係

基準地点	上流域の流域面積	城山ダムからの放流量の占める割合	城山ダムからの到達時間
上依知	930km ²	約95%	約1時間
相模大橋	1,180km ²	約75%	約2時間

3. 相模川洪水予測モデルの検討

(1) 水位予測モデルの基本的な考え方

城山ダム放流量を上流端、ダム下流残流域の流出量を横流入とした次元不定流計算による計算水位と実績水位の比較を図-2に示した。実績水位をよく再現できているため、水位予測モデルには、ダム放流量を上流端する次元不定流計算とする手法を選択した。城山ダムから基準地点までの流下時間は1~2時間程度であるため、全ての基準地点で3時間予測を行うには、ダム放流量は実績値に加えて2時間先程度までの予測が必要となる。

また、ダム下流域の残流域は、都市部で流出時間が短い。特に残流域流出量が約25%を占める相模大橋地点では、予測雨量の適用が予測精度の確保には不可欠となる。

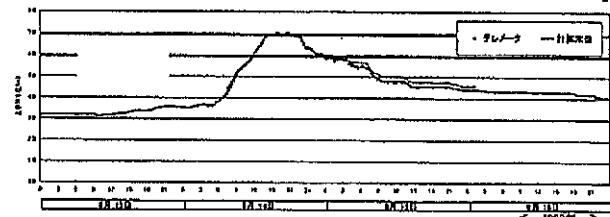


図-2 次元不定流計算水位の再現性(上依知地点)

(2) ダム流入量・放流量予測モデルの検討方針

水位予測モデルで3時間先までの予測精度を確保するため、城山ダム流入量・放流量予測モデルを検討する。城山ダム流入量・放流量の予測モデルは、表-2のケースを比較検証して、最適な組み合わせを検討した。

メインとサブで特性の異なる2手法を併用して、各々のモデルで発生する誤差の相互補完を可能とすることとした。メインモデルは、入力(雨量)と出力(流量)の関係性が量的に保たれるA:流出計算モデルとした。サブモデルは、相関モデルを用いて一般的なダム流入量から洪水調節計算によりダム放流量を予測計算するケース(B)と、直接ダム放流量を予測計算するケース(C)の2ケースを比較検討した。

表-2 ダム流入量・放流量予測モデルの検討ケース

モデル	流出計算モデル (N.N.)モデル	相関モデル (N.N.)モデル	相関モデル (N.N.)モデル
入力	■降雨量(実況、予測)を入力値として、連続貯留型モデルでダム流入量を予測計算する。	■降雨量(実況)、河川水位(実況)、ダム諸量(実況)を入力値として、N.N.モデルでダム流入量を予測計算する。	■降雨量(実況)、河川水位(実況)、ダム諸量(実況)を入力値として、N.N.モデルによりダム放流量を予測計算する。
出力	流出計算モデル 河道モデル ダム流入量予測 ダム調節計算 ダム放流量予測	N.N.モデル ダム流入量予測 ダム調節計算 ダム放流量予測	N.N.モデル ダム放流量予測

凡例

- ▽ : 流出計算モデル
- : 河道モデル
- ◡ : ダム調節計算
- ◇ : N.N.モデル
- ↓ : ダム流入量予測
- ↓ : ダム放流量予測

(3) ニューラルネットワーク (サブシステム) の検討

表-2に示したニューラルネットワークの2ケースを比較してサブシステムのモデルを選定した。具体的な解析方法は、後述(4)に示した。予測結果を比較して図-3に示したが、ダム流入量を予測して洪水調節計算によりダム放流量を予測計算する「B : N.N. モデル+洪水調節計算モデル」では実績値よりも過大な予測をするケースが多かった。「B : N.N. モデル+洪水調節計算モデル」で予測計算精度が低下した理由は、ダム流入量自体に誤差が内包されていること、操作規則を踏まえた洪水調節計算と実際のダム操作が同一とならないこと等が考えられる。従って、サブシステムには、ダム放流量を直接予測計算する「C : N.N. モデル」を利用する方針とした。

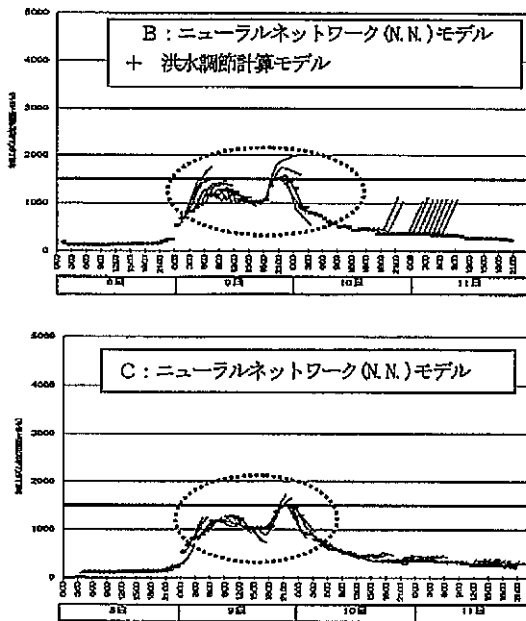


図-3 予測結果の比較
【学習させていない出水 (2004年10月8日~11日)】

(4) メイン、サブシステムの比較による併用方法の検討
流出計算モデル「A : 準線形貯留型モデル+洪水調節計算モデル」(メイン)とニューラルネットワークモデル「C : N.N. モデル」(サブ)を比較して併用方法を検討した。

a) メイン、サブシステムの予測精度の比較

ダム放流量予測精度の比較結果の一例を図-4に示した。2手法とも洪水予測で重要となる立ち上がり部分での予測精度は確保できている。2手法とも解析手法が異なるため、予測精度が低下する時間帯が各々のモデルで異なる傾向が見られた。

b) 併用方法の検討

メインとサブシステムの併用方法は、2手法の解析手法が異なることより生じる予測精度を踏まえて、基本的には各々のダム放流量の予測精度を照査したうえで、安

全側となる予測値(大きい値)を採用した(表-3)。図-4の下段の図には、併用した場合の予測結果を示した。解析手法の異なる2手法を併用することで、安定した予測精度を確保でき、さらに実運用時には各システムがバックアップシステムとしても機能することも期待できる。

ただし、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ため、未経験規模の洪水(ここではダム放流量3,000m³/s以上)に対しては流出計算モデルのみを利用することとした。

表-3 メイン、サブシステムの併用方法

洪水規模	3,000m ³ /s未満	3,000m ³ /s以上
併用方法	・ダム放流量の予測精度を照査したうえで、安全側として予測値の大きい方を採用する。 ・採用する。	・採用しない。 ・予測値の単位時間当たりの上昇量が、過去の実績最大放流量に安全率を乗じた上昇量を超えた場合に棄却する。

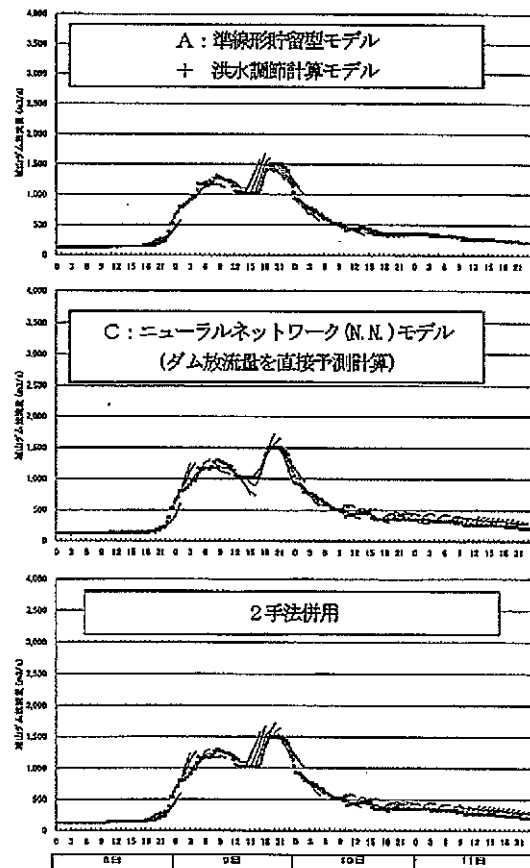


図-4 ダム放流量の予測精度
【学習させていない出水 (2004年10月8日~11日)】

c) 2手法併用による相互補完の関係

2手法による誤差発生要因の相互補完の関係について表-4に整理した。

流出計算モデルでは、一般的に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く、また、ダム洪水調節計算と操作が異なってくると実際のズレが大きくなる課題がある。

一方、ニューラルネットワークモデルでは、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をある程度考慮することが可能になること、実運用の操作に基づいた予測が可能となる利点があるが、未経験の洪水規模に対する課題がある。

特徴の異なる2手法併用による情報の2重化により、各々のモデルで発生する誤差への相互補完が可能となることが利点となる。

表-4 誤差発生要因の相互補完の関係

	A : 流出計算モデル	C : N.N.モデル
利点	<ul style="list-style-type: none"> ■入力(雨)に対して出力(流量)が計算可能である。極端な結果を算出する可能性が低い。 	<ul style="list-style-type: none"> ■実運用の操作に基づいた予測モデルにより放流量の予測が可能となる。 ■非線形的な関係を用いた予測により、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。
欠点	<ul style="list-style-type: none"> ■ダム洪水調節計算と操作が異なってくると実際のズレが大きくなる。 ■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。 	<ul style="list-style-type: none"> ■適用範囲を超える入力値(雨)に対して、予測精度が著しく低下する可能性が高い。

4. ニューラルネットワークモデル解析

ダム放流量を直接予測する「C : N.N.モデル」について、具体的な解析方法を整理した。

(i) ネットワーク基本構造と理論式^{1),2)}

a) 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層を9~21程度を想定して7と設定した。

洪水予測においては、図-5の入力層に水位、雨量、ダム放流量等を与え、出力層がダム諸量となる。重みw

1・・wn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(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乗誤差が<0.001とした。

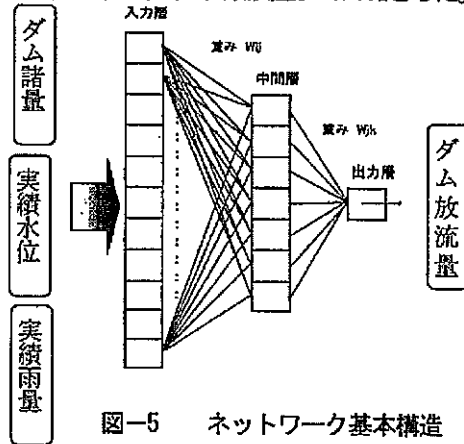


図-5 ネットワーク基本構造

b) 理論式

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。

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

$$u_i = \sum_{j=1}^n \omega_j \cdot x_j - \theta \quad (式2)$$

ここで、 x_j : 入力値、 ω_j : 重み、 θ : しきい値

(2) ニューラルネットワークモデルの解析方法^{3),4),5)}

a) 解析手順

解析の基本的流れは、図-6に示すように、モデル構造の検討、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。

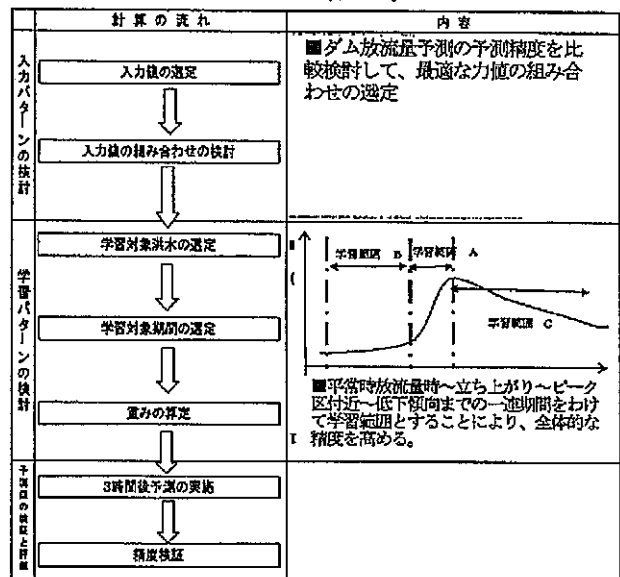


図-6 解析手順

b) 入力値の設定

入力値の組み合わせを図-7に示す。水位観測所については、洪水予測におけるリードタイムを確保することを考慮して、ダム流入までに適当な流達時間を有する水位観測所を対象とした。また、雨量観測所については、水位観測所間の残流域流出成分を把握する目的で用いるものとした。

具体的には、大月水位とダム放流量の遅れ時間は1時間程度であったため、大月水位は1時間分の余裕を考慮して前2時間とした。残流域雨量は出水毎にピーク時刻差にばらつきがあるものの約3~4時間に発生しているケースが多いため、前4時間を入力値とした。入力値の組み合わせによる予測結果の比較を図-8に示したが、入力値に残流域（城山ダムと上流水位観測所の間の流域）にある雨量観測所を加えることで、予測精度が向上した。従って、入力値は水位、ダム諸量、残流域雨量の実績値を選定した。

	入力値						学習	出力値
	城山ダム、相模ダム、道志ダム 流入量	下流 放流量	貯水位	赤倉	甲東	道志		
CASE1							10洪水	城山ダム放流量
CASE2								城山ダム放流量

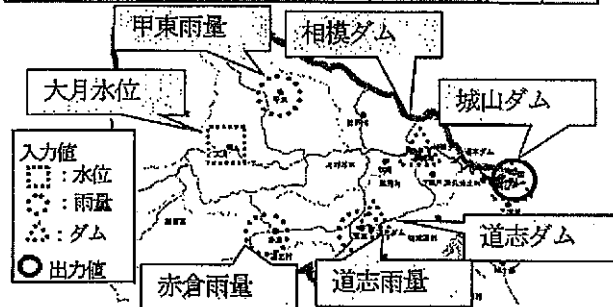


図-7 入力値の組み合わせ

c) 学習出水の選定

学習出水は、洪水予報の目的を考慮して選定した。洪水予報の発表基準は、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、学習出水は基本的に警戒水位を超える規模の出水を対象に選定した。

d) 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低下する場合があった。このため、学習対象期間は、図-6で示したように、上昇時と平常時、低下時に分けて設定した。上昇時は、立ち上がりからピークを越えるまでの時間帯を選んで学習させた。

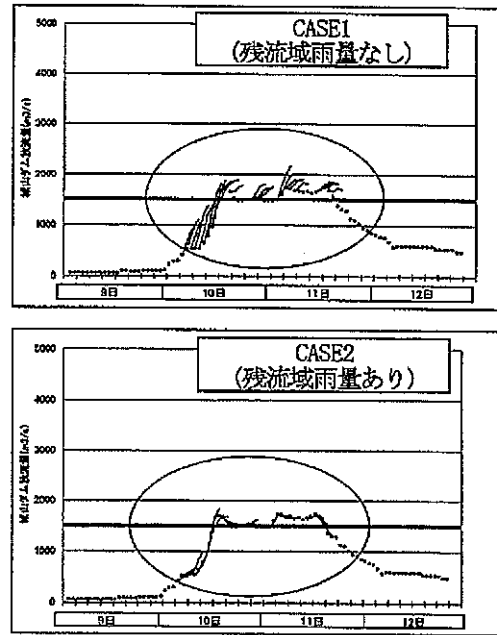


図-8 予測結果の比較

【学習させた出水 (2001年9月9日~12日)】

5. 相模川洪水予測システムの検証

平成16年台風22号 (2004年10月8日~11日) で仮運用により予測した結果を図-9に示した。この予測結果は、実運用を想定して3時間先までの雨量は気象庁提供の予測雨量を利用した結果である。警戒水位付近に到達することを約3時間前に予測することができ、良好な予測精度が確保できている。

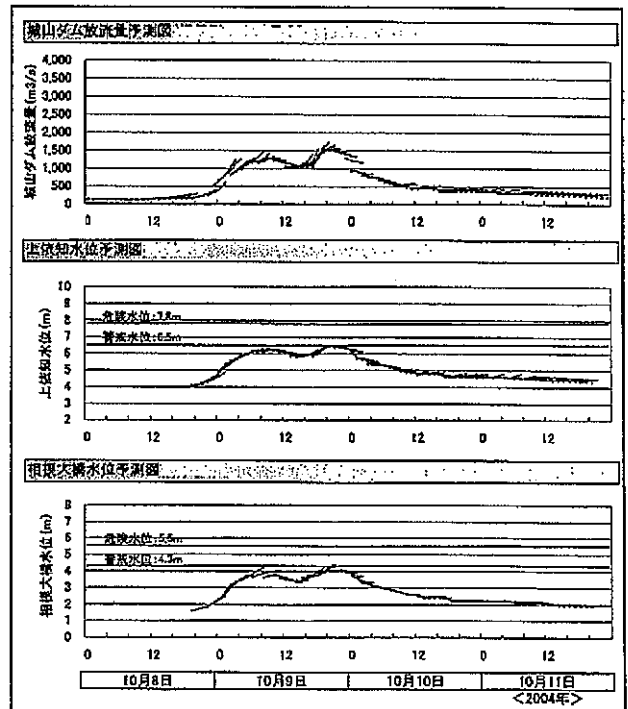


図-9 水位予測精度の検証

6. まとめ

本検討では、洪水予報河川の指定に向けて洪水予測システムの構築を行い、良好な水位予測精度が確保できていることを示した。今後は実運用により予測精度を検証して、適切な時期にモデルを見直すことも必要がある。

本検討の成果は主に次の2点である。

- ①ニューラルネットワークでは、水位、雨量等の実績値を利用してダム放流量を直接3時間先まで予測できる可能性を示した。
- ②流出計算解析と相関解析の異なる2手法で算定するシステムとすることで、各々のモデルで発生する誤差への相互補完が可能となることを示した。

7. ニューラルネットワークモデルの課題と洪水予測システムの今後の展望

(1) ニューラルネットワークモデル適用上の課題

a) 実績洪水による検証

ニューラルネットワークモデルは、適切な時期に学習データの追加を行い、新しい洪水波形にも対応させるための更新が必要となる。

b) 予測雨量の利用⁹⁾

ニューラルネットワークモデルの入力値として、気象庁提供の予測雨量を利用した場合に予測精度が向上する可能性がある。今後、相模川流域における予測雨量精度を検証した上で、入力値としての利用を検討する必要がある。

(2) 洪水予測システムの今後の展望

今後さらに防災情報の提供の充実を図る上で、本システムにより実施可能な防災情報の提供内容を2点とりまとめた。

a) リアルタイムの水位縦断情報の提供⁷⁾

的確な判断・行動を実現するための防災情報の提供の一つに、「リアルタイムの水位縦断情報の提供」がある。相模川での一次元不定流計算による縦断的な計算水位と痕跡水位を比較して図-10に示したが、一次元不定流計算水位は痕跡水位をよく再現できている。一次元不定流計算により、縦断的に任意地点での河川水位を予測することも可能であり、箇所毎の危険水位とあわせて情報提供の判断に役立てることも考えられる。

b) 河川利用者への情報提供として利用⁸⁾

相模川では城山ダム放流により河川流量が支配されている状況の中で、下流区間の高水敷で河川利用が進んでいる。ダム管理として、放流時や洪水時には河川利用者にも河川水位の予測情報が利用できることも重要である。本システムでは、特に高水敷等が利用されている

地点では、河川利用者への情報提供に活用できるように河川区域内の浸水予測図も図-11のように付加しているが、河川利用者が多く集まる場所への情報提供についても、体系的に実施していく必要がある。

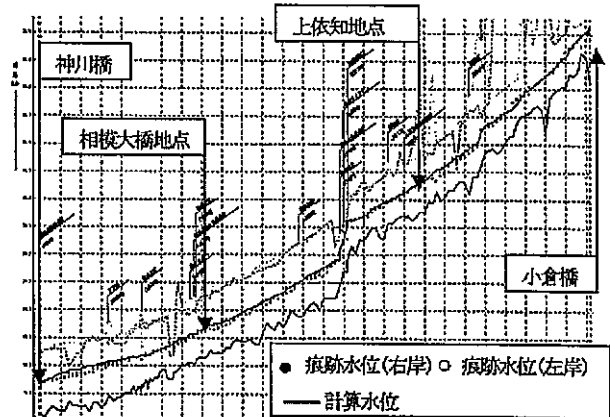


図-10 痕跡水位と計算水位の比較

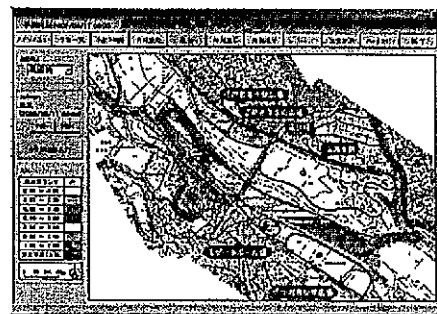


図-11 浸水予測図の情報提供画面(例)

参考文献

- 1) 市川絃：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。
- 2) 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。
- 3) 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. 666/II-52, pp. 1-13, 2000. 8。
- 4) 稲吉明男、長江幸平、田宮陸雄、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。
- 5) 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。
- 6) 辻村豊：気象庁における短時間降水予測の現状と今後の課題，河川，No. 716, pp. 34-39, 2006. 3。
- 7) 社会資本整備審議会河川分科会豪雨災害対策総合政策委員会：総合的な豪雨災害対策の推進について(提言)，2005. 4. 8。
- 8) 新しい時代のダム管理を考える研究会：新しい時代のダム管理のあり方報告，2001. 7。

(2006. 4. 6受付)