

# 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

BASIC STUDY OF THE USE OF A NEURAL NETWORK MODEL  
TO PREDICT FLOODING ON SECOND CLASS RIVERS

稲吉明男<sup>1</sup>・長江幸平<sup>1</sup>・田宮睦雄<sup>2</sup>・宮田達磨<sup>2</sup>・眞間修一<sup>3</sup>・竹村仁志<sup>3</sup>

Akio INAYOSHI, Kouhei NAGAE, Mutsuo TAMIYA, Tatsuma MIYATA

Shu-ichi MAMA and Hitoshi TAKEMURA

<sup>1</sup>愛知県建設部河川課 (〒460-8501 愛知県名古屋市中区三の丸3-1-2)

<sup>2</sup>愛知県尾張建設事務所 (〒460-0001 愛知県名古屋市中区三の丸2-6-1)

<sup>3</sup>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)

A flood prediction system able to predict the water level during flooding from 1 to 3 hours in advance was studied in order to contribute to flood predictions on second class rivers required by the revised Flood Fighting Act. The applicability of a neural network model as a flood prediction method was also studied. The rainfall used was actual measured rainfall premised on using short term rain predictions from the Meteorological Agency. The suitability of the system was evaluated with priority on prediction precision of the arrival time of the water level that is the criterion. It guaranteed at least three hours from the predicted time until the actual time that the river reaches the critical water level at floods equal to 100% of the warning water level and equal to 60% of the call out water level. Using it in conjunction with a non-linear discharge calculation model guaranteed 80% at the call out water level.

*Key words: Neural network, non-linear discharge calculation, flood prediction, second class river*

## 1. はじめに

平成12年9月の東海豪雨を始めとした近年の重大水害発生を契機として、都道府県管理の2級河川についても住民の適切な避難行動に寄与する洪水予報の必要性が認識され、これにより水防法の一部を改正する法律が平成13年7月に施行された。

本検討は、この水防法改正を踏まえて、愛知県管理の2級河川天白川における洪水予報支援のために、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を検討したものである。

2級河川天白川は平成12年9月の東海豪雨により多大な被害を発生し、現在「河川激甚災害対策特別緊急事業」により河道改修を含む対策が講じられている。しかし、被害の再発を防ぐためにはこのような予防措置としての治水対策とともに、洪水予報に基づいた的確な避難誘導による減災措置への取り組みが望まれる<sup>1)2)</sup>。

洪水予測手法としては、従来型の流出計算モデルに加えてニューラルネットワークモデルの適用を検討した。

一般的に流出計算モデルでは、流出にかかわる定数を

固定化しているため、流出毎に流出の遅れ時間が異なる実現象の特性を反映させることが難しい。そのため、ピーク生起時刻のズレが大きくなり、洪水予測手法としては致命的な問題となりうる場合もある。

ニューラルネットワークモデルとは、これまでの実績データの非線形的な相関関係に基づいて将来水位予測を行うものである。従って、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となる。この手法の利点としては、直接の観測値である雨量、水位から基準地点の水位をダイレクトに予測するため、流出計算モデルによる計算誤差、流量の水位への変換誤差が発生しないこともあげられる。

ただし、ニューラルネットワークモデルは、あくまで観測結果に基づいた予測となるため、未経験の洪水規模における水位予測では信頼性が低くなる可能性もある。

従って、信頼性の高い水位予測精度を確保するには、従来型の物理モデルとの併用が必要である。情報の2重化により、各々のモデルで発生しうる誤差へのリスク管理が可能となることもふまえて、特徴の異なる2手法併用による洪水予測システムの構築を検討した。

## 2. 対象河川の特徴

2級河川天白川は、河川延長 22,740m、流域面積 118.8km<sup>2</sup>である。土地利用状況は、市街地が57%に達する典型的な都市型流域を持つ河川である。対象基準点は、現在の水防基準点である河口約7k400m上流の天白川水位観測所である。現在実施している天白川改修工事は、河口から 8.5km までの区間であるため、現天白川水位観測所は一時的に撤去され、改修後に再設置する方針である。

近年の、天白川水位観測所で警戒水位 (=6.66m) に達した洪水の水位上昇特性を表-1に示した。この結果によれば、最大で1.2/10分、2.0m/30分、2.8m/60分、に及ぶ水位上昇が生じており、降雨から流出までの時間間隔が短い典型的な都市型流域の特性を有していることがいえる。

平均で2.4m/120分に達する水位上昇量から逆算した水位、TP.4.26m (=6.66m(警戒水位) - 2.4m) は天白川観測所における平常時の水位 4.2m前後と大差ないものである。

表-1 単位時間当りの水位上昇量

	単位時間当りの水位上昇量 Δh(m)			
	10min	30min	60min	120min
最大値	1.2	2.0	2.8	3.7
平均値	0.5	1.2	1.8	2.4

図-1は、東海豪雨での水位、各水位到達時間等を整理したグラフである。

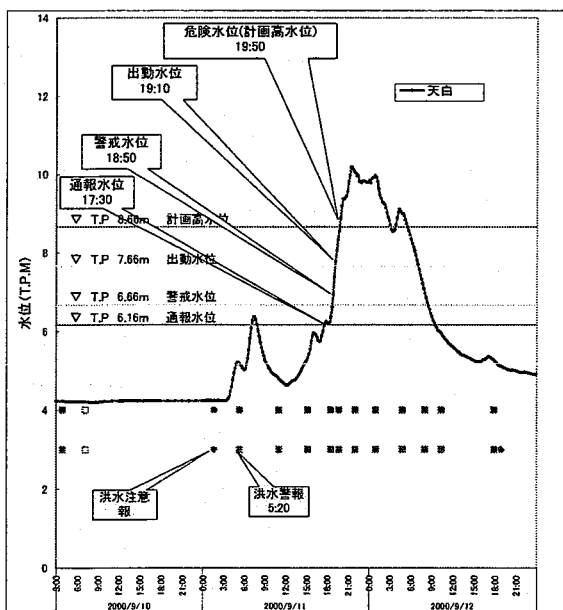
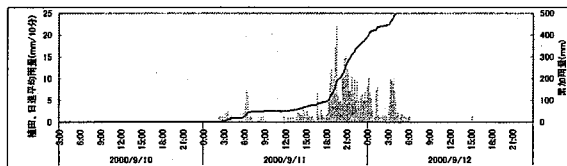


図-1 東海豪雨での水位波形

警戒水位から計画高水位まで到達時間は1時間程度しかないため、洪水に対する準備や避難行動を適切に行うには、洪水予測による洪水注意報、警報の発令が重要な視点となるといえる。

## 3. 洪水予測手法

### (1) ニューラルネットワークモデル

#### a) 概要<sup>3)-5)</sup>

ニューラルネットワークとは、脳の中で行われている情報処理作業を模擬したものであり、工学的に応用しようとして研究・開発されたシステムである。その最大の特徴は、非線形的な連続関数を近似することが可能であり、自らのパターン認識能力を学習・記憶・判断といった直感的な処理により高めることができることである。今回の検討では、構造には一般的に用いられている階層型のネットワークを設定し、バックプロパゲーション(逆伝播)法による学習を行った。洪水予測においては、図-2の  $x_1, x_2 \dots x_n$  が水位、雨量等の入力値になり、 $y$  が天白川観測所の水位となる。重み  $w_1 \dots w_n$  は、実測値と予測値の誤差の総和を最小化するような繰り返しの学習(計算)により求めた。

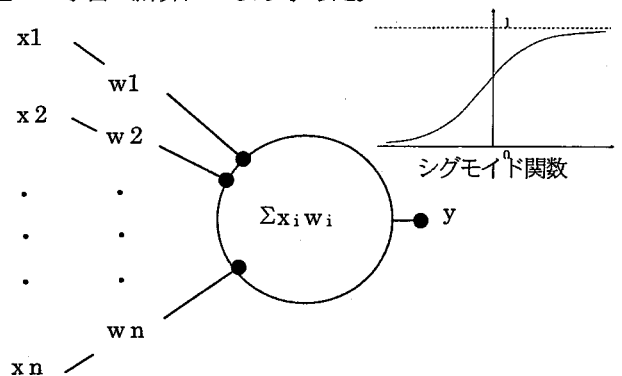


図-2 ニューラルネットワークモデルの考え方

#### b) 理論式<sup>6)</sup>

計算には、入力層、中間層、出力層からなる階層型ネットワークを用いる。

これら入力層、中間層、出力層の各ニューロンはシナプス結合で結ばれており、ニューロンの刺激を入力層から出力層へと順次伝えるようになっている。刺激の強さはニューロンやシナプスを伝わる間にしきい値や重み付けにより変化する。すなわち、このしきい値や重み付けを適当に変化させることによって、さまざまな入出力関係を実現することができる。

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次式に示すシグモイド関数を用いる。この関数の微分可能な連続関数であり、入出力値は0.0~1.0をとる。

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

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

ここで、 $x_j$  : 入力値、 $\omega_j$  : 重み、 $\theta$  : しきい値

### c) 解析フロー

ニューラルネットワークによりシステムを構築する際、入力値パターン、学習パターンの選定の良否が予測結果に大きく影響する<sup>7)</sup>。計算の流れを図-3に示す。

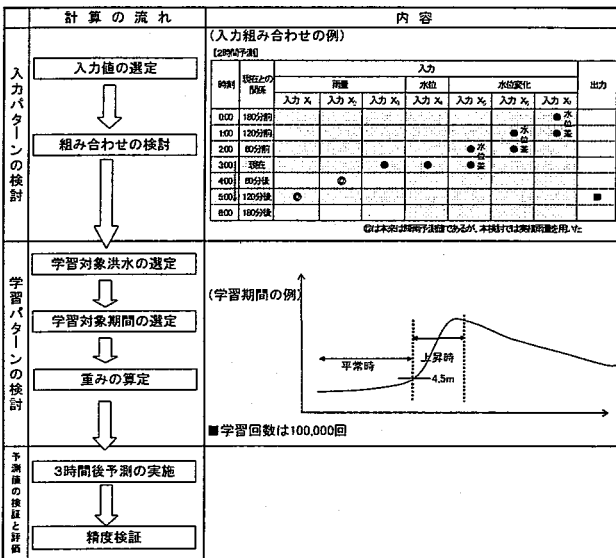


図-3 計算の流れ

入出力の組み合わせを図-4に示す。入力値(X)は、3時間分の雨量、直前の水位、水位変化とした。例えば、2時間先の水位予測には、2時間先までの予測雨量、過去1時間実績雨量、実績水位等を入力値と与えた。天白川のように流出時間の短い都市型流域では、水位を予測するに予測雨量は不可欠であるが、本検討では3時間先までの雨量が100%予測できたものとして実績雨量を利用した。学習には過去最大、二山型、ダラダラ型など代表性の高い主要な5洪水を用い、学習回数は100,000回とした。学習対象期間は、水防上重要となる水位上昇時の予測精度高めることができるように、上昇時と平常時に分けて設定した。上昇時には、主要な5洪水で立ち上がりからピークを越え、水位が低下傾向となるまでの時間帯を選んで学習させた重み、しきい値を用いることで、水位上昇時の予測精度を高めるようにした。

### d) ニューラルネットワークモデルの適用限界

未経験の洪水規模における水位予測では信頼性が低くなる可能性もある。天白川では、解析時に計画規模に相当する東海豪雨が存在するため、モデルの信頼性は東海豪雨相当まで確保可能となる。

図-4 入出力値の組み合わせ

### (2) 非線形流出計算モデル (準線形貯留モデル)

非線形流出計算モデルは準線形貯留モデルを基本とし、一次元不定流計算による河道水位計算を行い、予測値を修正するフィードバック機能を付加した。

洪水予測では、警戒水位あるいは危険水位到達時刻をより精度良く予測することが重要であることから、特に立ち上がり部分の予測精度を高めることに留意し、流出モデルの定数を調整した。

## 4. 予測結果

### (1) 評価方法

天白川のように、降雨から流出までの時間間隔が短い都市型河川では、流出予測で僅かな洪水到達時間設定の差により、予測水位に大きな誤差が生じる可能性もある。

洪水予測は通常の解析と異なり、絶対的な水位の予測精度と同等以上に水位生起時刻のずれが大きな意味を持つ。例えば、仮に同時刻の水位に誤差が生じていても、対象とする水位発生時刻が前倒し(つまり早めの時刻に)方向の予測になれば、予測時刻誤差が洪水予測における安全側の余裕時間としてカウントできる(図-5)。

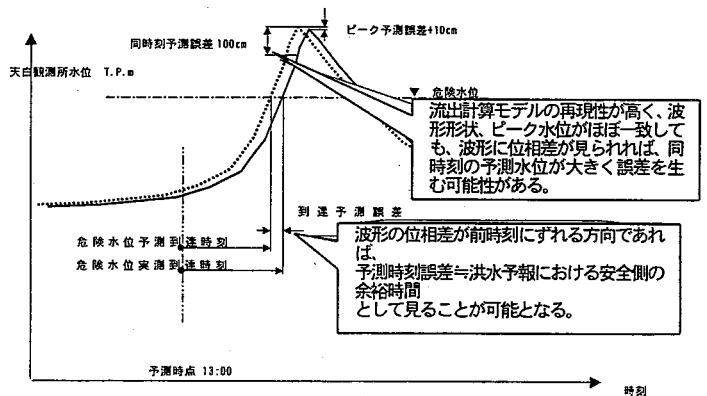


図-5 予測誤差の概念

従って、洪水予測システムとしての妥当性は基準となる水位への到達時刻の予測精度に重点を置いて評価した。具体的には、基準水位への到達を予測した時刻から実際にその基準水位に到達した時刻までの差を予測余裕時間(図-6)として定義し、予測余裕時間が確保されれば、洪水予測としてのモデルの妥当性は高いと判断した。なお、予測は10分雨量を用いて10分ピッチで実施した。

## (2) 予測結果

結果の一例として、東海豪雨時の状況を図-7に、警戒水位への到達予測精度を表-2, 3に示す。ニューラルネットワークでは、警戒水位は100%、出動水位は60%の洪水で予測余裕時間は3時間以上が確保された。

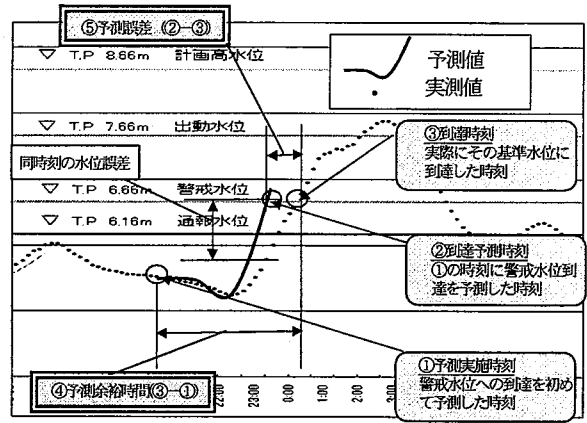


図-6 予測余裕時間(例：警戒水位予測)

表-2 ニューラルネットワークによる警戒水位予測精度

	①予測実施時刻	②到達予測時刻	③到達時刻	評価	
				④予測余裕時間(③-①)	⑤予測誤差(②-③)
1	S63.9.24	/ 25 9:40 / 25 12:40	/ 25 13:00	3時間20分	-20分
2	H2.9.16	/ 17 20:30 / 17 23:30	/ 17 23:40	3時間10分	-10分
3	H2.9.19	/ 19 19:30 / 20 22:30	/ 19 22:50	3時間20分	-20分
4	H3.9.18	/ 19 1:10 / 19 4:10	/ 19 4:30	3時間20分	-20分
5	H6.9.16	/ 17 17:10 / 17 20:10	/ 17 20:10	3時間00分	0分
6	H6.9.29	/ 29 20:20 / 30 23:20	/ 29 23:40	3時間20分	-20分
7	H11.6.29	/ 29 21:20 / 30 0:20	/ 30 0:20	3時間00分	0分
8	H11.9.14	/ 14 18:30 / 14 21:30	/ 14 21:30	3時間00分	0分
9	H12.6.24	/ 25 23:10 / 25 2:10	/ 25 2:30	3時間20分	-20分
10	H12.9.10	/ 11 14:40 / 11 17:40	/ 11 18:50	4時間10分	-1時間10分

■ : ニューラルネットワークモデルによる学習洪水

表-3 非線形流出計算による警戒水位予測精度

	①予測実施時刻	②到達予測時刻	③到達時刻	評価	
				④予測余裕時間(③-①)	⑤予測誤差(②-③)
1	S63.9.24	/ 25 9:50 / 25 12:50	/ 25 13:00	3時間10分	-10分
2	H2.9.16	/ 17 21:10 / 17 23:20	/ 17 23:40	2時間30分	-20分
3	H2.9.19	/ 19 20:40 / 19 23:40	/ 19 22:50	2時間10分	50分
4	H3.9.18	/ 19 2:00 / 19 5:00	/ 19 4:30	2時間30分	30分
5	H6.9.16	/ 17 18:40 / 17 20:20	/ 17 20:10	1時間30分	10分
6	H6.9.29	/ 29 21:20 / 30 0:20	/ 29 23:40	2時間20分	40分
7	H11.6.29	/ 29 21:00 / 30 0:00	/ 30 0:20	3時間20分	-20分
8	H11.9.14	/ 14 18:40 / 14 21:30	/ 14 21:30	2時間50分	0分
9	H12.6.24	/ 25 0:20 / 25 3:20	/ 25 2:30	2時間10分	50分
10	H12.9.10	/ 11 15:40 / 11 18:50	/ 11 18:50	3時間10分	-10分

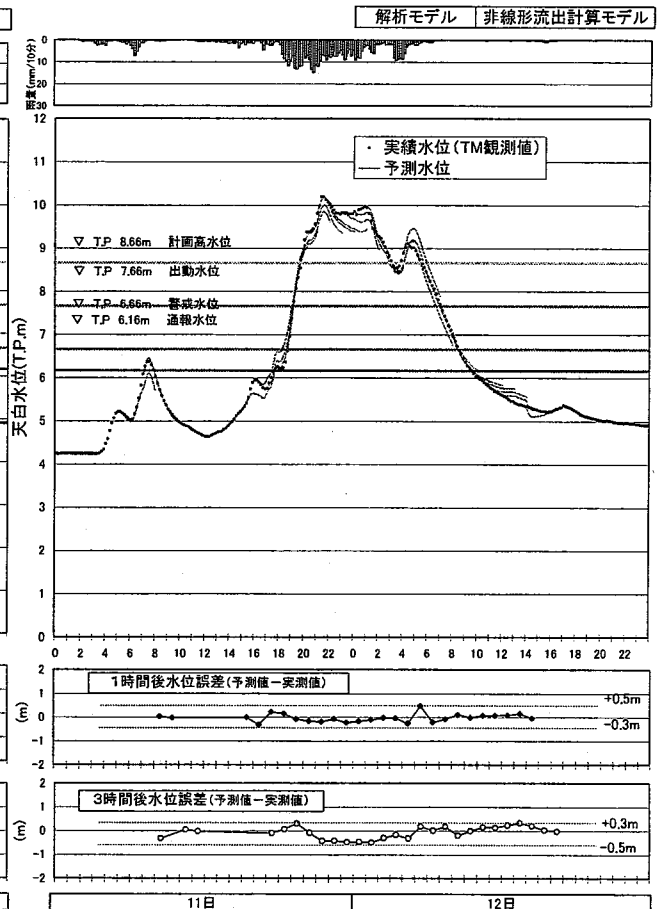
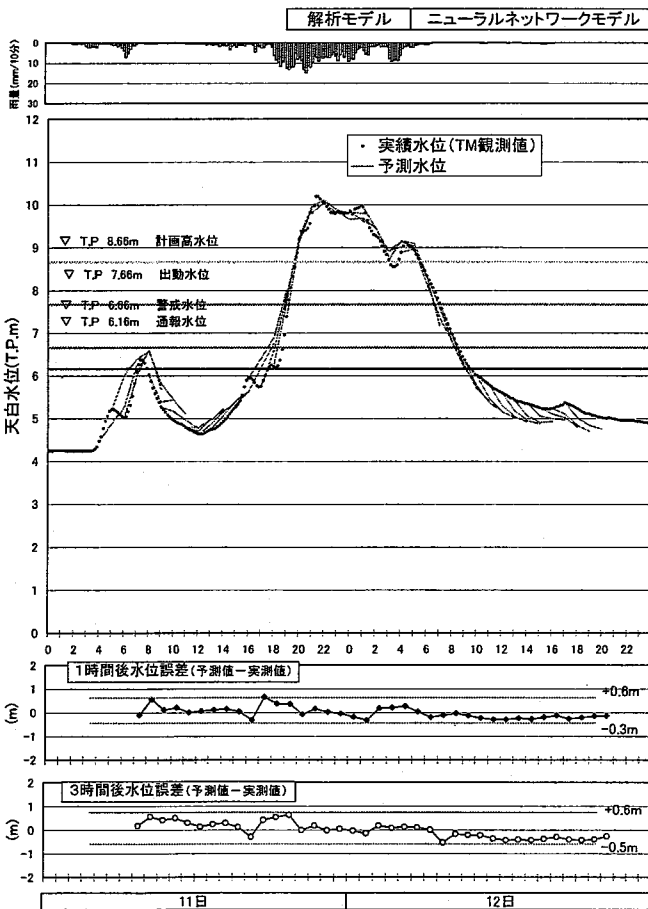


図-7 東海豪雨における水位予測結果(H12.9.11~12)

表-4 2手法併用による基準水位への到達時刻予測精度

No.	洪水名	警戒水位 (洪水注意報)			計画高水位 (洪水警報)			出動水位 (警報)			(解析によるピーク流量) m³/s
		非線形流出計算モデル	ニューラルネットワークモデル	2手法併用	非線形流出計算モデル	ニューラルネットワークモデル	2手法併用	非線形流出計算モデル	ニューラルネットワークモデル	2手法併用	
1	S63.9.24	○ 3:10	○ 3:20	○ 3:20				○ 3:10	× 1:10	○ 3:10	450
2	H2.9.16	× 2:30	○ 3:10	○ 3:10				○ 3:40	○ 4:00	○ 4:00	780
3	H2.9.19	× 2:10	○ 3:20	○ 3:20				○ 3:00	× 1:20	○ 3:00	200
4	H3.9.18	× 2:30	○ 3:20	○ 3:20	× 2:50	○ 3:00	○ 3:00	× 2:30	× 2:50	× 2:50	740
5	H5.9.16	× 1:30	○ 3:00	○ 3:00				× 2:30	○ 3:10	○ 3:10	520
6	H6.9.29	× 2:20	○ 3:20	○ 3:20				× 0:40	○ 3:10	○ 3:10	260
7	H11.6.29	○ 3:20	○ 3:00	○ 3:20				× 2:50	× 1:00	× 2:50	290
8	H11.9.14	× 2:50	○ 3:00	○ 3:00				× 2:40	○ 3:40	○ 3:40	370
9	H12.6.24	× 2:10	○ 3:20	○ 3:20				× 0:20	○ 3:10	○ 3:10	260
10	H12.9.10	○ 3:10	○ 4:10	○ 4:10	○ 3:20	○ 3:30	○ 3:30	○ 3:10	○ 3:30	○ 3:30	1150

○ : ニューラルネットワークモデルによる学習洪水  
 判定基準: ○ : 3時間以上、× : 3時間未満

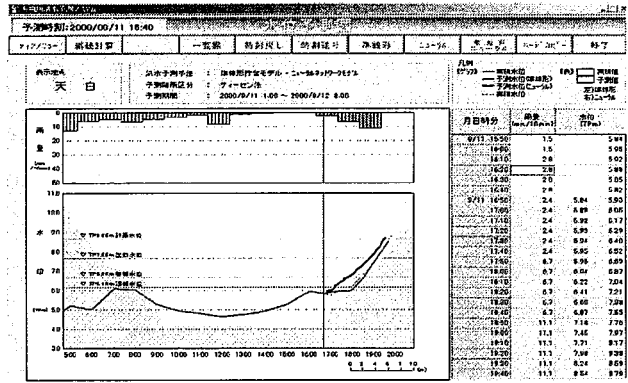


図-8 予測画面の一例

表-5 2手法の評価

	ニューラルネットワークモデル	非線形流出計算モデル
評価 (予測余裕時間)	<ul style="list-style-type: none"> <li>△ 水位立ち上がりからピークを越え、水位が低下傾向となるまでの時間帯の予測精度は高い。</li> <li>△ 警戒水位は100%、出動水位は60%の洪水で予測余裕時間として3時間以上が確保可能となる。</li> <li>▲ 表-4でNo.1,3,7洪水は学習をしていないパターンの洪水であるが、出動水位への予測精度が低下する傾向が見られた。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>△ 比較的大きな洪水での立ち上がり部分の予測精度が高い。</li> <li>▲ ピークを越え、水位が低下傾向となる時間帯の予測精度が若干劣る。</li> <li>▲ 表-4でNo.6,9洪水は出動水位での予測余裕時間が1時間も確保できないが、これらの洪水の流量規模自体は解析流量によれば250~260m³/s程度の中~小規模の出水である。これは、比較的大規模出水を再現しやすい値としたためであるといえる。</li> </ul>

△ : 利点、▲ : 欠点

表-6 2手法の課題と補完的役割

	モデルの課題	補完的役割
非線形流出計算モデル	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 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てさらに水位に変換する。このため、流量変換誤差、水位変換誤差が生じる。</li> <li>■ モデルの定数が固定化されていることから、洪水によってはピーク生起時刻のズレが大きくなり、洪水予測手法としては致命的な問題となる場合がある。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◇ 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な予測が可能であるため、流出モデルに比較し、より物理量の変換に伴う誤差が生じにくい。</li> <li>◇ 実績データの非線形的な相関関係に基づいて将来水位予測を行うため、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となる。</li> </ul>
ニューラルネットワークモデル	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 未経験の適用外の洪水規模に対する予測は実質的に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。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◇ 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。</li> </ul>

また、2手法併用による各基準水位への予測体制確保時間を表-4に取りまとめた。出動水位は洪水予報の対象となる基準水位ではないが、計画高水位(危険水位)に到達した洪水が2洪水のみと少ないため評価対象とした。

2手法で併用した場合、出動水位でも80%の洪水で3時間以上の予測余裕時間が確保可能となる。なお、計画高水位への到達は2洪水とも3時間以上前に予測可能であった。モデルの評価は表-5に、各々のモデルの課題と補完的役割を表-6に取りまとめた。

システム上の予測画面の水位予測図の一例を図-8に示す。ニューラルネットワークモデルと準線形貯留モデルの水位予測結果を同時に表示することにより、管理者が判断しやすいようにした。

例えば、①上昇時は降雨に対する反応の良い従来型、②ピーク到達水位や低減部は誤差の小さいニューラルモデルの様な組み合わせをとり、管理者の判断を支援することも可能となると考えられる。

## 5. まとめ

本検討では、水防法改正を踏まえた二級河川における洪水予報支援のために、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を検討し、表-6に示すとおり、相互補完的関係にある2つの手法を併用することがリスク管理の面からも妥当であると判断した。

得られた知見を以下にまとめる。

- (1) 洪水予測システムとしての妥当性は基準となる水位への到達時刻の予測精度に重点を置いて評価した結果、ニューラルネットワークモデルでは、警戒水位は100%、出動水位は60%の洪水で基準水位への到達を予測した時刻から実際に到達するまで3時間以上が確保された。2手法で併用した場合、出動水位でも80%の洪水で3時間以上確保可能となる。  
この結果、所期の目的である「一般住民が洪水に対する準備や避難行動を適切に行えるような時間を確保して必要な情報を提供すること。」を達成できる可能性は高いと考えられる。
- (2) ニューラルネットワークモデルは、これまでの実績データの非線形的な相関関係に基づいて将来水位予測を行うものであるため、学習をしていないパターンの洪水については予測精度が低下する傾向が見られた。
- (3) 天白流域では適切な上流側水位が存在していないことから雨量→水位の入出力関係を採用した。複数の水位観測所を持つ河川では、上流水位→下流水位の入出力関係を採用することで精度の高い予測を実施できる可能性もある。

## 6. 課題

天白川で洪水予測システム構築する上で解決すべき今後の課題を以下に示す。

### (1) 降水短時間予報を用いた検証

本検討では、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。

現在、気象台で降水短時間予報の改良が進められ、1～2時間先までの精度が向上しつつある。今後、最新の短時間予報を用いて水位精度の検証が必要となる。

### (2) 河道改修による影響を踏まえた検討

天白川では、今後の河道改修により水位、流量の関係が変化する可能性が高い。システムの最適化を図るには、モニタリング等により水位を監視し、必要に応じて学習

データを再検討し、重みやしきい値を更新していくことが不可欠である。

## 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.

(2003. 4. 11 受付)