

# 平成 23 年台風 12 号による河道閉塞箇所 ダム湖の水位予測に関する検討

北川眞一<sup>1</sup>・木下篤彦<sup>1</sup>

<sup>1</sup>近畿地方整備局 河川部 河川計画課 (〒540-8586 大阪府大阪市中央区大手前 1-5-44)

豪雨により天然ダムが発生した流域ではその後の降雨によって水位が上昇し、越流により決壊が生じる可能性があることから、リスク管理としての貯水池の水位予測を行う必要がある。天然ダム発生後の実績水文データの少ない状況において、比較的短期間で天然ダムへの流入量を予測する流出解析法として、平成 23 年台風 12 号災害では貯留関数法が用いられた。

本検討では 12 号台風で天然ダムが発生した 5 箇所について降雨流出特性を検討し、比較的損失雨量が大きいこと、降雨規模が大きいほど損失雨量の割合が小さくなること等の降雨・流出特性を把握した。また、その特性を踏まえて水位予測手法としての貯留関数法の適性を検討した。

貯留関数法は天然ダム上流からの流入量を予測する手法として比較的適性は高いものの、損失降雨の割合が大きい流域等に対しては適性が低いという結果となった。さらに、貯留関数法の適性が低い箇所に対してはニューラルネットワークによる水位予測モデルを構築し、その適性が高いことが明らかとなった。

キーワード 天然ダム，流出解析，貯留関数法，ニューラルネットワーク

## 1. はじめに

天然ダムの水位予測では、災害発生直後のように実績の水文データの少ない状況の中で、短期間に構築できる精度の高い流出予測モデルを構築する必要がある。

平成 23 年台風 12 号による天然ダム発生後は貯留関数法により天然ダムへの流入量を予測し、貯水池の水位を求めたが、実績水文データが少ないため、水位の予測精度が低く、地元への警報情報提供を行う上で問題となっていた。

本検討では天然ダムへの流入量の予測精度向上のため、台風 12 号後の実績水位及び実績降雨データを用いて、各天然ダムの降雨流出特性を把握するとともに、貯留関数法のパラメータ設定を適正化した。また、貯留関数法の適性の低い流域に対し短時間で予測モデルの構築が可能なニューラルネットワークによる流入量予測法を構築し、その適性を検討した。

## 2. 天然ダム発生流域の損失雨量の特性

天然ダムへの流入量予測を行う上で、湛水池に流入

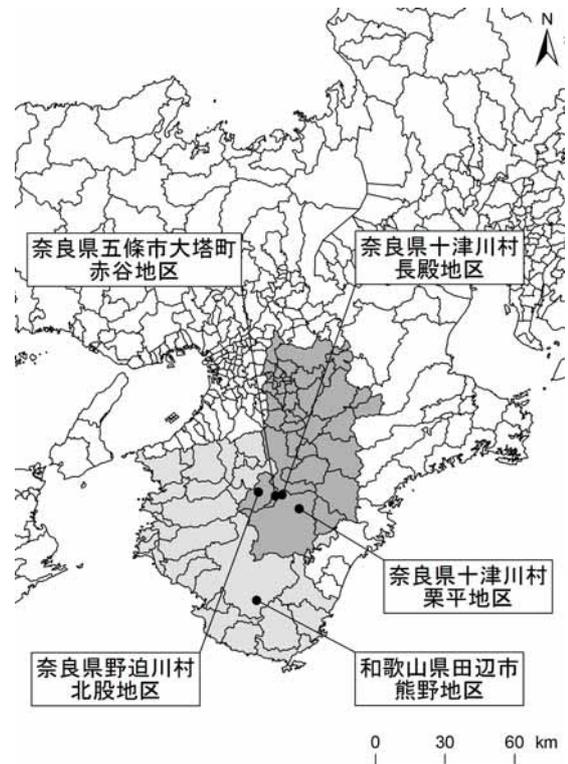


図-1 検討対象箇所位置図

せず、深層地下水となる損失雨量は天然ダムへの流入量を予測する上で重要な要素であることから、まず、実績水位データから各天然ダムの流域を対象に洪水毎の損失雨量を算定した。

損失雨量を求めるには、各降雨イベントの総流出量（天然ダムへの流入量）を求める必要がある。天然ダムへの流入量は、1時間毎の水位変動量から推定することとしたが、図-2の天然ダム周辺の水収支の概念図に示すように、天然ダムの湛水容量の変動は漏水量の影響を受ける。このため、まず無降雨期の貯水池の減水量から堤体周辺の漏水量を推定し、毎時の水位変動量による湛水容量の差分と漏水量の合計値を各時刻の天然ダムへの流入量とした。また、漏水量がダムの水位に応じて変化している箇所についてはそれを考慮して推定した。

なお、実績水位データのうち湛水が天然ダムを越流しているものや欠測がある降雨イベントについては、実績の流入量データとしての精度が低いため、損失雨量の算定対象外とした。

上記の方法で求めた総流出量を流域面積で除して流出高(mm)とし、総雨量(mm)との比率を流出率と定義した。なお、各流域の流出特性は損失率=(1-流出率)で表現するものとした。

各降雨イベントの損失率と総雨量との関係を図-3に示す。降雨損失率は60%より大きな降雨イベントがその多くを占め、どの天然ダムの流域でも総雨量が大きいほど損失率が小さくなる傾向を示している。また、北股のように200mm程度の比較的規模の大きい降雨イベントでも小規模降雨時と同様に90%程度の損失率となっている流域もあれば、長殿のように降雨規模によって損失率が大きく変化するなど、損失雨量の特性は流域により大きく異なる。

これらの各天然ダムの損失が大きいこと、降雨規模により損失率が異なること、各天然ダム間で損失降雨が異なる特性を考慮して水位を予測する必要がある。

### 3. 貯留関数法による天然ダム流入量の再現性

流域内の貯留効果の顕著な流域に対し、降雨と流出の関係性を非線形で表現できる流出解析法として貯留関数法は河川計画等において広く用いられている。

この貯留関数法は台風12号後の出水時の降雨予測における天然ダムへの流入量予測に用いられた。各天然ダムの台風12号後の実績水位及び実績降雨データを用いて再現計算を行う。

貯留関数法は式(1)の運動方程式と式(2)の連続式により流量を求めるものである<sup>1)-4)</sup>。

$$s = Kq^p \quad (1)$$

$$R_e - q = \frac{ds}{dt} \quad (2)$$

なお、上式の $K, P$ は定数、 $s$ は流域内の貯留高(mm)、 $q$ は流出高(mm)、 $R_e$ は有効雨量(mm)である。ただし、 $R_e$ は、 $R < R_{sa}$ の場合、

$$R_e = R \cdot f \quad (3)$$

$R_{sa}$   $R$ の場合、

$$R_e = R \cdot 1.0 \quad (4)$$

$R_{sa}$ は飽和雨量(mm)、 $R$ は雨量(mm)、 $f$ は一次流出率である。

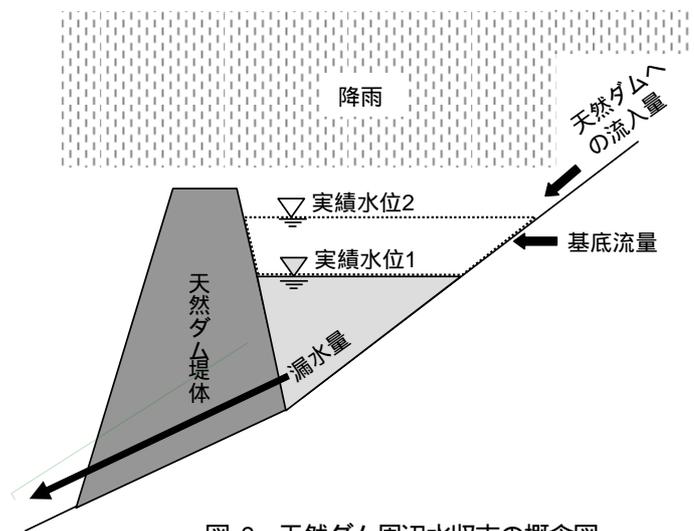


図-2 天然ダム周辺水収支の概念図

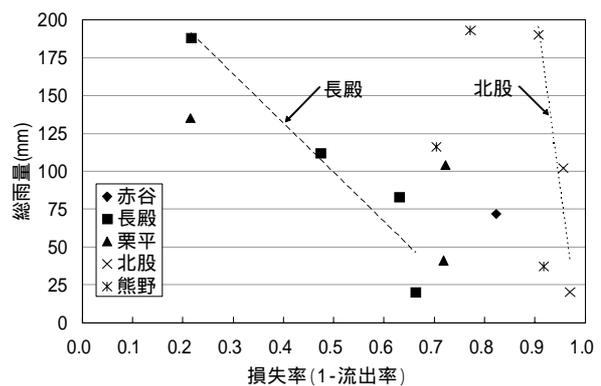


図-3 総雨量と損失率の関係

本検討では第2章に示した各天然ダム流域の損失特性を踏まえ、 $R_e$ を設定するとともに、天然ダムへの流入量波形の再現性を向上させるためのパラメータを検討した。

貯留関数法のパラメータのうち  $k$  については中小河

川計画の手引き<sup>5)</sup>に準じて式(5)で求めた値とし、 $\rho$ は1/3とした。

$$k = 43.4C \cdot L^{\frac{1}{3}} \cdot i^{-\frac{1}{3}} \quad (5)$$

式(1)の $C$ はリザーブ定数(自然流域0.12)、 $L$ は流域主流路長(km)、 $i$ は主流路平均勾配である。

飽和雨量 $R_{\infty}$ については損出雨量と同じ意味であり再現する降雨イベントの総雨量から総流出量を差し引いた値とし、一次流出率 $f$ についてはトライアルで実際の天然ダム流入量の波形に近いものを採用することとした。

図-4, 5, 6に示すようにほとんどの天然ダム流入量の波形再現例で $f=0.1 \sim 0.2$ 程度とすることで再現精度が高くなり、また、計算時間間隔 $t$ については、一般的に計算時間間隔が短いほど精度は高くなるが、図-8~10に示すように $t=60\text{min}$ と $10\text{min}$ では流入量とそれから求まる天然ダムの水位を求めたところ、両者の精度の差は大きいこと明らかとなった。

図-4, 5に示した実際の天然ダム流入量波形と貯留関数法による再現計算結果を比較すると、ピーク周辺時間のみ流量が大きく急激に変化するのに対し、貯留関数法による洪水波形は緩やかに変化している。

この他の降雨イベントの再現結果でも、実際の洪水波形の変動が緩やかなものについては実際の洪水波形をよく再現できているものが多いが、図-7に示すように二つのピークをもつ降雨波形の場合は再現性が低い結果となった。

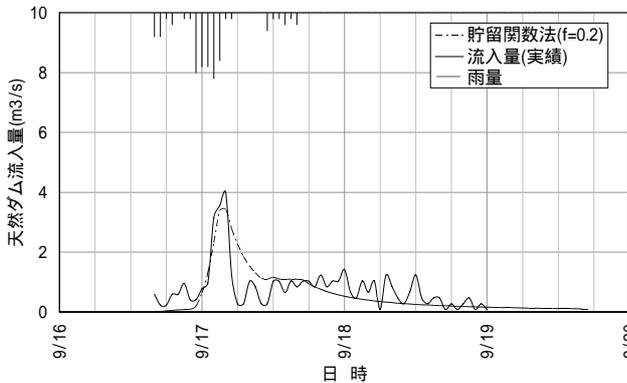


図-4 貯留関数法による流入量波形再現の例(赤谷)

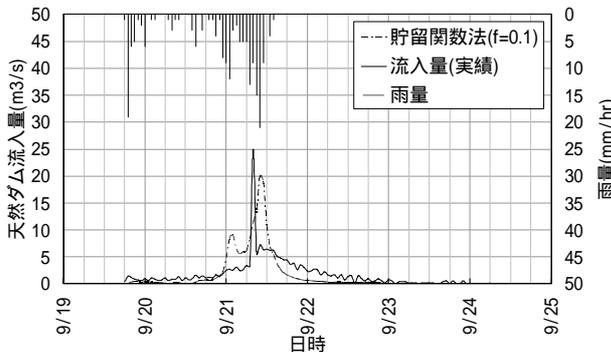


図-5 貯留関数法による流入量波形再現の例(長殿)

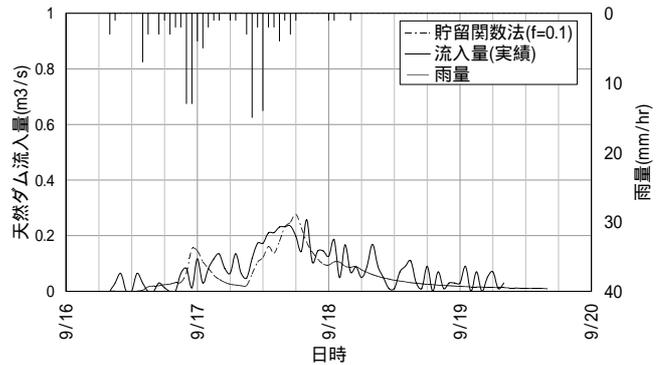


図-6 貯留関数法による流入量波形再現の例(熊野)

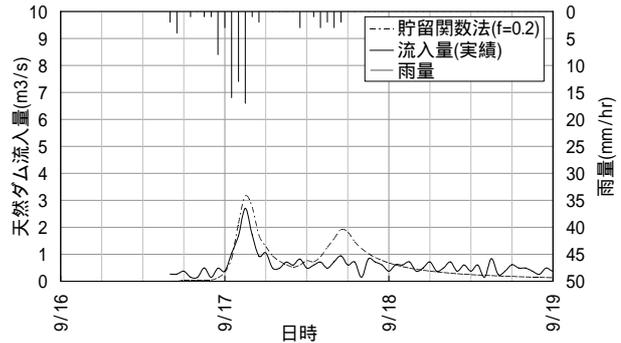


図-7 二山降雨の流入量波形再現の例(長殿)

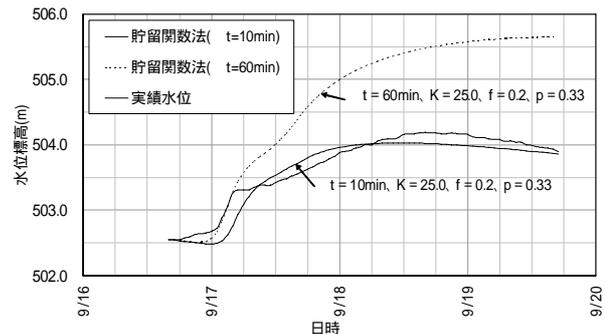


図-8 貯留関数法による水位再現の例(赤谷)

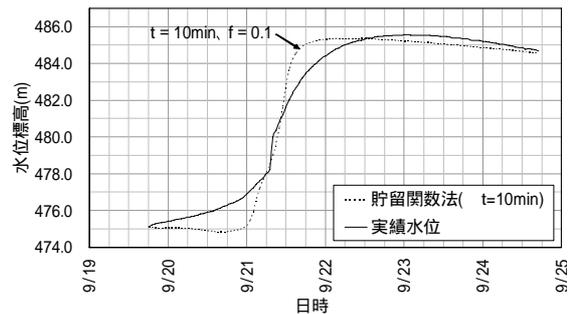


図-9 貯留関数法による水位再現の例(長殿)

また、洪水波形から求めた水位変動の再現性を確認したところ、図-9のように水位上昇時に1.5~2.0mの水位差が生じているものの、最高水位は再現できており、貯留関数法でもパラメータ設定を適正化することで天然ダムの水位予測に適応可能と考えられる。

しかし、また、図-10に示す水位再現例のように北股のような損失雨量の大きい流域では、特に再現性が低いことが明らかとなった。

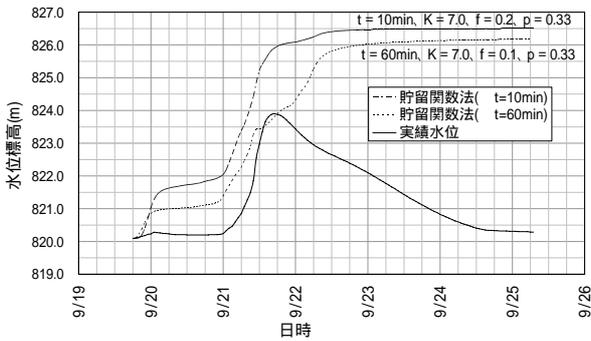


図-10 貯留関数法による水位再現の例(北股)

このように、貯留関数法による天然ダムへの流入量の再現性が低い流域に対し、比較的短期間で予測モデルの構築が可能なニューラルネットワークを用いた流入量予測法を検討し、その再現性を確認するものとした。

#### 4. ニューラルネットワークによる水位予測

##### (1) ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワーク(以下NNと記述)とは、人間の脳を模式化・定式化したものであり、一定の学習を行うことで、NNはそのパターンを認識し、入力された情報に対して、過去の学習パターンより妥当な回答を出力するというモデルである。

図-11はそのニューラルネットワークの最小単位であるニューロンの仕組みを模式化したものである。ニューロンとは神経細胞を意味しており、あるニューロンに情報が入力されると、結合係数によって情報量を増減させ、ニューロンに入る情報量が決定する。各ニューロンには閾値と呼ばれる情報量の基準があり、この基準を超えると次のニューロンに情報を伝達する。

ニューロンに入る情報量は結合係数によって変化し、この値を妥当な値とすることで、目的に合致した予測モデルを構築することができ<sup>6)</sup>、日流量予測等に適用された事例がある<sup>7)-9)</sup>。

図-12は3層階層型と呼ばれる簡易なNNの構造を示している。図中の印がニューロンにあたる。まず、データを入力層に配置されたニューロンに入力し、その情報が中間層のニューロンに伝達され、出力層に出力される。

例えば、降雨データで天然ダムへの流入量を予測する場合、短期降雨指標、長期降雨指標等を入力し(入力層)、脳(複雑な神経回路)によって過去の経験の掘り起こしや思考を行い(中間層)、最終的に流量等を定める(出力層)。このような判断を数値モデルとして検討し、妥当な結合係数(w, W)を算定するものである。図-13に入力データ、結合係数、出力値の例を示す。

結合係数を設定して、出力層を求めた場合に、出力

層の理想値(教師データ)との差が大きい場合はNNモデルの精度を向上させる必要がある。そのためには、結合係数(w, W)を変化させ、教師データとの誤差が小さくなるように出力層から入力層に向かって修正を加える。

このような計算の流れを図に示すと図-14のようになり、出力値が許容誤差以下になるか設定した学習回数に達するかどちらかで計算を終了し、そのときの結合係数が最終的な予測モデルとなる。

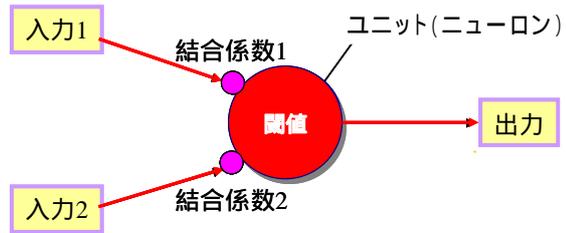


図-11 ニューロンモデル

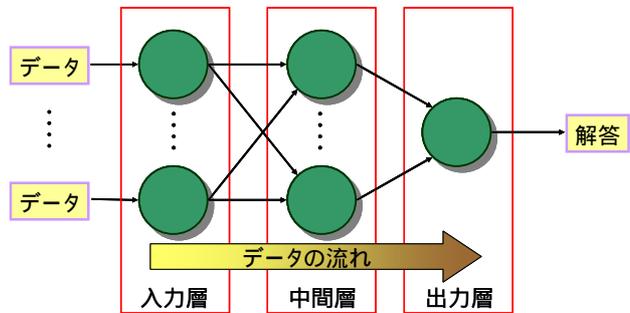


図-12 ニューラルネットワークの構造(3層階層型)

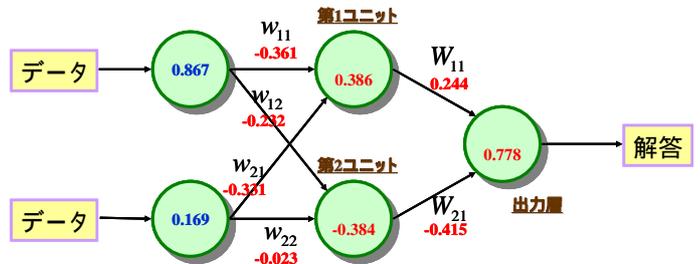


図-13 入力データと結合係数・出力値の例

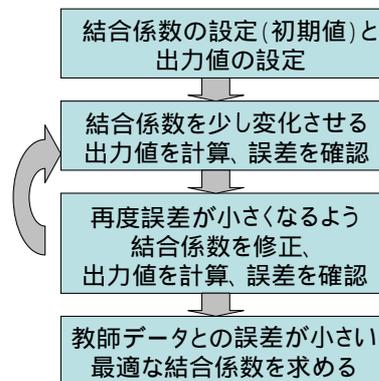


図-14 NNのモデル構築の流れ

(2) NN による天然ダム流入高予測モデル

北股, 長殿の実績雨量, 水位データを基に流入高の教師データを作成し, 入力層を2~3の半減期の異なる実効雨量やn時間遅れ実効雨量として, NNにより流入高(mm/hr)を求める予測モデルを構築した。

なお, NNの中間層の数は入力層(予測に用いる降雨指標の数)の2倍とし, モデル構築時の教師データの学習の回数(繰り返し計算)は10万回とした。

また, 学習期間は台風15号前後の出水時のみの期間のデータとする場合と1ヶ月程度の無降雨を含む期間のデータとする場合の予想モデルについても検討し, 予測値と教師データとの寄与率を求めた。

図-15と図-16に北股の再現モデルの計算例を示す。図-15は9月中旬~10月下旬の全ての期間の水位と流入高データを用いて計算したモデルであり, 図-16は9月20日前後の台風15号時の期間のデータでモデルを構築し, それにより全期間の降雨データを用いて流入高を再現したものである。

どちらも教師データと予測値の寄与率は0.9以上であり, 精度的にも問題はないが, 学習に使用していないデータ期間についても再現精度が高いという点で, 図-15のモデルの方が汎用性は高いといえる。

次に長殿の再現計算例を図-17に示す。学習データの期間を全期間とした場合でも, 教師データに対する寄与率は0.5程度と低く, 流出のピークを十分再現できていないことがわかる。

(3) NN による天然ダムの水位予測モデル

NNにより予測モデルを構築する場合, 流入量を予測するのではなく, 直接天然ダムの水位を教師データとすることも考えられる。

そこで, NNによる再現性の高かった北股を対象に, 2~3の半減期等の異なる実効雨量を入力データとし, 天然ダムの水位を教師データとするモデルを構築した。

図-18に水位の再現例を示す教師データと水位予測値の寄与率は0.9を超えており, 精度の高いモデルを構築することができた。また, 図-19に示すように流出高を教師データとするモデルでは再現性の低かった長殿(図-17)でも良好な再現結果を得た。

実用性を考慮し, 北股のデータを用いて9月までの水位データを教師データとして, 10月以降の水位を再現したものを図-20に示す。

10月15日前後のピーク水位は再現できているものの, 無降雨期については9月の最低水位以下には水位が下がらないという結果となった。

これは, モデル構築の際にない水位以下の値を出力しないような学習をしているためである。

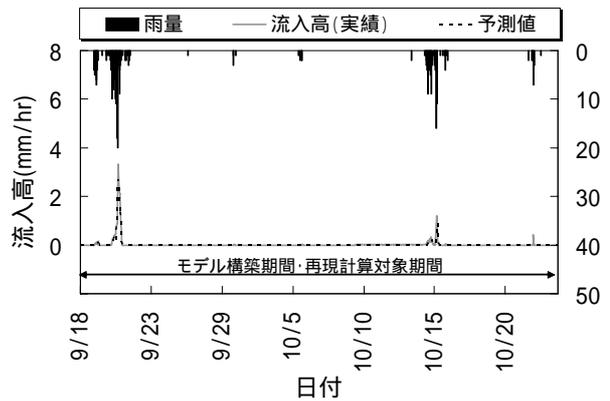


図-15 NNによる北股の流入高計算モデルの例  
(教師データ:全期間, 寄与率0.919)

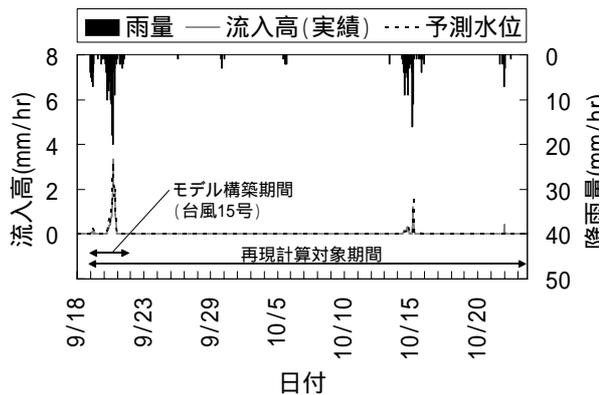


図-16 NNによる北股の流入高予測モデルの例  
(教師データ:台風15号時前後のみ, 寄与率0.903)

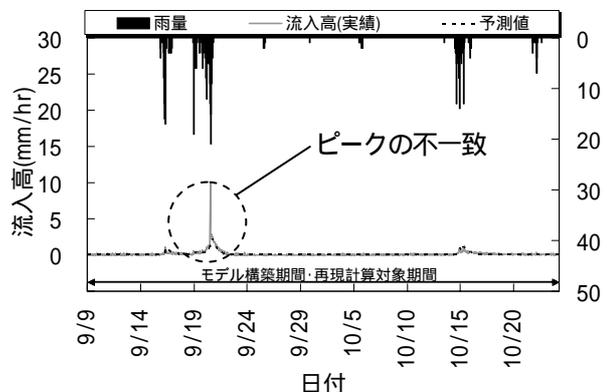


図-17 NNによる長殿の流入高予測モデルの例  
(教師データ:全期間, 寄与率0.516)

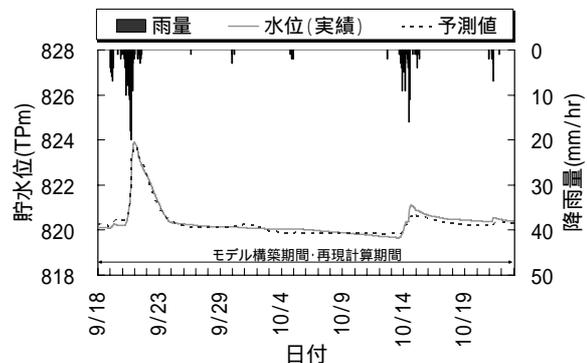


図-18 NNによる北股の水位予測モデルの例  
(教師データ:全期間, 寄与率0.874)

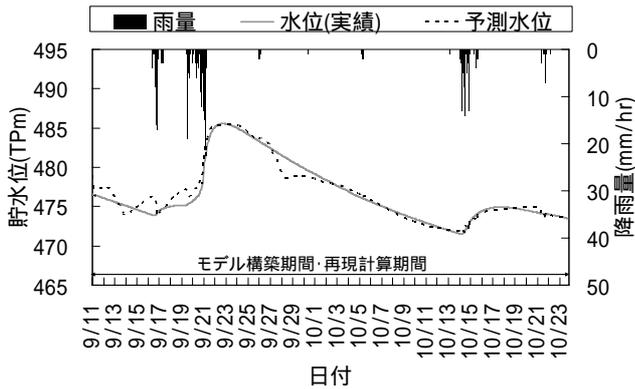


図-19 NNによる長殿の水位予測モデルの例  
(教師データ：全期間，寄与率0.956)

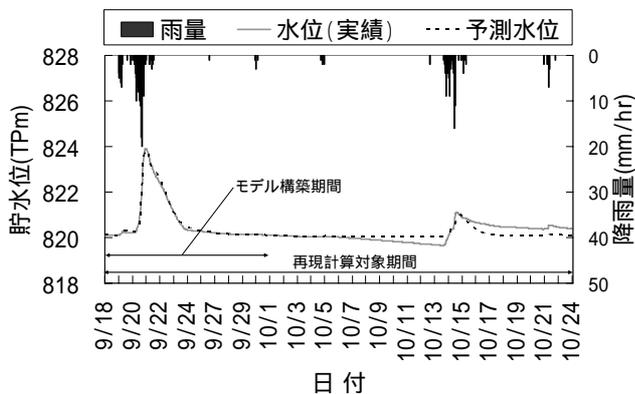


図-20 NNによる北股の水位予測モデルの例  
(教師データ：9月末まで，再現期間：10月)

## 5. おわりに

本検討では天然ダム発生流域の水位予測精度向上のため，流出特性把握と貯留関数法とNNによる天然ダムへの流入量波形や水位変動の再現性の検討を行い，以下のような結果を得た。

- 1) 検討対象の損失雨量の割合は60%以上の降雨イベントが多く，中には200mmと比較的大きな降雨でも90%の損失率となっているものもある。
- 2) どの流域でも損失率は総雨量が大きいほど損失雨量は小さくなる傾向にあるものの，流域間の損失雨量特性の差が大きい。
- 3) 前述した各流域の損失雨量の特性を踏まえてパラメータ設定を行えば，貯留関数法による流入量波形の再現性が高くなるが，鋭敏なピークをもつ洪水波形や二つのピークを持つ降雨波形では適合性が低く，また，損失率の大きい北股等では再現精度が低い。
- 4) 貯留関数法による洪水波形の再現性が低い流域についても，NNを使用することで精度の高い流入量予測

モデルを構築することができる。

5) NNによる予測モデルのうち，水位を学習させたモデルでは学習期間の水位以下とならないという課題がある。

以上のような結果から，天然ダム発生流域の水位予測では，実績の天然ダム流入量データを整理し，流域の損失特性を十分把握することが，適切なパラメータ設定を行う上で最重要事項といえる。天然ダムの水位予測法として貯留関数法は適性が比較的高い流域もあるものの，適性が低い流域も存在するため，天然ダムの降雨時の水位予測手法は，貯留関数法やNNといった複数の予測モデルを使い分けることで，様々な流出特性の全く異なる流域に対応できる可能性がある。

NNによる水位予測モデルの場合，貯留関数法と同様に比較的短期間でモデルを構築できるメリットもあるが，土砂の堆積等により貯水池の形状が変更となった場合は，精度が低下するが，変更された池の形状で別途学習用の教師データを作成しモデルを再構築するなど，工夫次第で対応可能となる。

今後は天然ダム堤体周辺の漏水やダムへの流入量を直接計測して水位予測に関連するデータを計測することで水位予測精度を向上させることが望まれる。

## 参考文献

- 1) 建設省河川局：建設省河川砂防技術基準(案)同解説 調査編，1997
- 2) 角屋睦，永井明博：流出解析手法(その10)貯留法—貯留関数法による洪水流出解析—，農業土木学会誌，Vol.30，No.10，1980
- 3) 木村俊晃：貯留関数法，河鍋書店，1975
- 4) 加藤英郎，上野亮介：洪水流出に対する森林の効果を考慮した流出解析の一手法 貯留関数法の適用事例，砂防学会誌，Vol.57，No.4，pp.26-32，2004
- 5) 中小河川計画検討会：中小河川計画の手引き(案)～洪水防衛計画を中心として～，1999
- 6) 矢川元基：ニューラルネットワーク，賠風館，1992
- 7) 藤間総，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，第42巻，pp.173-178，1997
- 8) 長尾正志，田沢孝和，佐野正嗣，鈴木正人：「ニューラルネットワークと情報量基準による渇水期日流量予測の研究」，水工学論文集，第40巻，pp.359-364，1996
- 9) 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.658/ -52，pp.1-13，2000