

## II-54 ニューラルネットワークを用いた出水予測について

東北電力株式会社 正会員 ○石崎 正志  
東北電力株式会社 正会員 清野 則和

## 1. はじめに

当社では、新潟県岩船郡関川村の一級河川荒川水系荒川にダム式発電所として最大使用水量  $150\text{m}^3/\text{s}$ 、最大出力  $15,700\text{kW}$  の新鷹の巣発電所を建設中である。この発電所は既設鷹の巣発電所を拡大再開発するもので平成8年9月から建設工事を行っており、平成13年1月に運転を開始する予定である。

本報告では、出水時における災害防止に非常に重要な業務である出水予測（ダム流入量予測）をニューラルネットワークを用いて検討を行なったのでその概要を述べる。

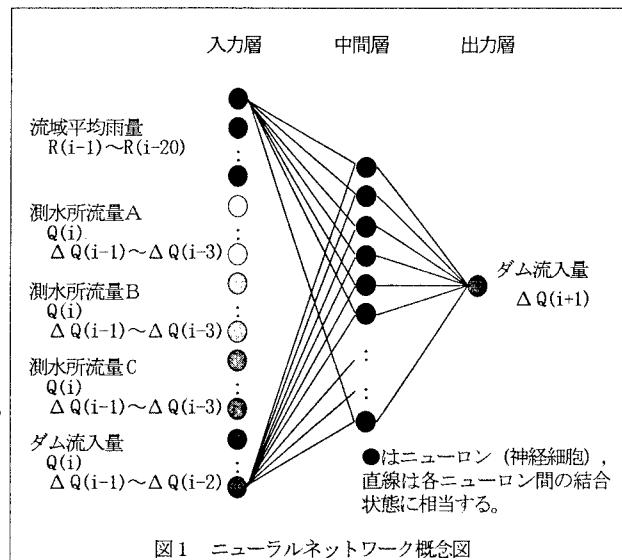
## 2. ニューラルネットワークの概要

従来、出水予測手法としては、タンクモデルや貯留関数法などが主に適用されてきたが、予測モデルのパラメータ調整が困難であり十分な予測精度が得られない場合があった。このため、近年では入出力データの非線形関係を学習可能なニューラルネットワークによる予測手法の研究が行われている。

ニューラルネットワークとは、脳の構造や情報処理のメカニズムを模擬し、脳の優れた情報処理能力を人工的に実現するものである。脳を構成する基本素子であるニューロン（神経細胞）は、他の複数のニューロンと結合しており、神経纖維を通じて情報を伝達している。各ニューロンは他のニューロンから入力を受け、その総和がある値を超えるとパルスを発生し、次のニューロンに情報を伝えている。このニューロンおよびニューロン間の結合状態をモデル化したのが、ニューラルネットワークであり、図1が概念図である。

ニューラルネットワークは入出力データ間の非線形関係を学習することにより構築することができ、今回、学習データとして既往出水時の降雨量や流量の変化量などを用いた。ここでいう学習とは、各ニューロン間の結合状態（重みなど）を決定することを意味する。

図1は、ダム管理上重要となる2時間先予測用ニューラルネットワークの構造である。入力層のデータは、3流域の降雨から出水までの時間遅れを考慮した流域平均雨量（1時間前～20時間前）、ダム流入量（予測時点、1時間前からの流入量変化量、2時間前からの流量変化量）、上流3箇所の測水所流量（予測時点、1時間前からの流量変化量、2時間前からの流量変化量、3時間前からの流量変化量）の35入力である。出力層は1個であり、予測時点から2時間先のダム流入量の変化量を出力する。従って、予測時点のダム流入量にニューラルネットワークの出力値を加えることで、2時間先の予測値を得る。



### 3. 予測の精度向上

出水予測の精度を向上させる1つの要因として、  
入力層データの精度向上が挙げられる。そこで、  
入力因子である流域平均雨量の精度向上を目的に、  
現在設置されている雨量観測所のデータが流域内  
の雨量を代表しているかについて検討を行なった。  
検討方法は、まず気象庁のレーダー・メダス解析  
雨量を当該地域周辺にあるすべての地点の雨量で  
補正し、メッシュ雨量を算出した。次にこのメッ  
ッシュ雨量を基準値として、各雨量観測所毎に雨量  
データとの相関係数をすべてのメッシュについて  
計算した。図2に解析結果を示す。相関係数が1  
に近いほどそのメッシュは対象としている雨量観  
測所との相関が高いことになる。図2の印の付近  
では、他のメッシュと比べて相関係数が低く、こ  
の付近（荒川の支川である玉川上流域）の流域内  
雨量を正確に把握できないことを示している。

	0.8以上				0.70~0.80				雨量観測地点			
0.66	0.64	0.60	0.60	0.66	0.70	0.73	0.72	0.69	0.67	0.66	0.67	0.66
0.68	0.67	0.64	0.63	0.67	0.71	0.74	0.75	0.74	0.73	0.72	0.69	0.58
0.74	0.74	0.73	0.74	0.76	0.78	0.80	0.81	0.82	0.79	0.74	0.70	0.65
0.77	0.76	0.78	0.79	0.81	0.83	0.85	0.84	1.00	0.76	0.73	0.71	0.66
0.77	0.79	0.83	0.85	0.87	0.89	0.91	0.88	0.84	0.82	0.79	0.76	0.72
0.77	0.80	0.85	0.87	0.89	0.91	1.00	0.85	0.84	0.83	0.77	0.76	0.71
0.73	0.76	0.82	0.84	0.86	0.90	0.91	0.88	0.83	0.81	0.80	0.79	0.76
0.74	0.77	0.83	0.85	0.90	0.94	0.96	0.95	0.89	0.86	0.82	0.80	0.83
0.80	0.81	0.85	0.82	0.91	0.95	1.00	1.00	0.88	1.00	0.79	0.81	0.86
0.83	0.81	0.82	0.83	0.87	0.88	0.90	0.89	0.85	0.82	0.82	0.87	0.90
0.82	0.84	0.87	0.88	0.89	0.88	0.84	0.84	0.80	0.82	0.86	0.89	0.94
0.83	0.87	0.90	0.91	1.00	0.83	0.82	0.80	0.80	0.82	0.85	0.86	0.90
0.86	0.85	0.85	0.89	0.76	0.78	0.78	0.81	0.86	0.89	0.91	0.90	0.87
0.77	0.81	0.82	0.84	0.76	0.77	0.82	0.85	0.91	0.95	0.96	0.93	0.86
0.72	0.74	0.76	0.75	0.74	0.74	0.82	0.86	0.93	0.97	1.00	0.91	0.86
0.65	0.68	0.70	0.69	0.68	0.72	0.8	0.86	0.90	0.91	0.91	0.89	0.87
0.58	0.59	0.62	0.61	0.65	0.68	0.76	0.82	0.85	0.88	0.80	0.81	0.83
0.58	0.59	0.59	0.60	0.61	0.65	0.71	0.78	0.81	0.77	0.74	0.76	0.77

— : 太線は流域を示す。

図2 各メッシュ雨量の相関係数

### 4. シミュレーション結果

2時間先の予測と同様に、1時間先および3~6時間先についてもニューラルネットワークを作成し、1時間先~6時間先の流入量予測シミュレーションを行なった。出水ケースとしては、ピーク流量の大きさにより2ケースとした。結果を表1、図3に示す。図3は2時間先の出水予測結果である。

表1 シミュレーション結果 (値は相関係数)

出水ケース	ピーク流量( $m^3/s$ )	1時間先	2時間先	3時間先	4時間先	5時間先	6時間先
No1 流量小	232	0.991	0.978	0.978	0.978	0.981	0.975
No2 流量大	1431	0.996	0.975	0.984	0.980	0.964	0.946

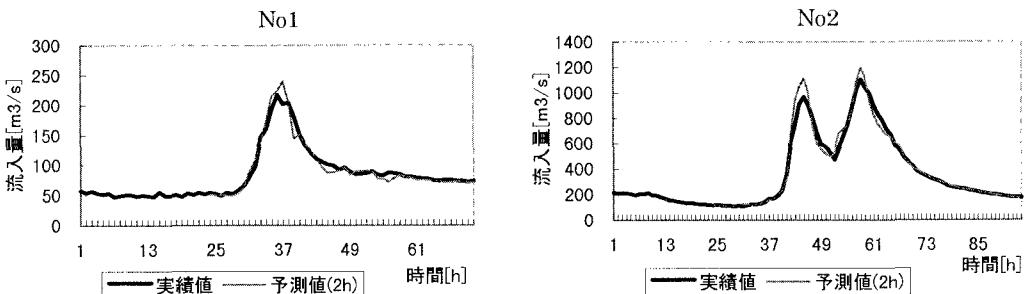


図3 予測結果 (2時間先予測)

### 5. まとめ

流量の大きいケースおよび小さいケースとも、全体的に良好な予測結果であり、特にダム管理上重要である出水の立上がり部分においても高い相関を得ることができた。今後は、3時間以上先の出水予測入力データである短時間降雨予測値の精度向上の研究を行い、更なる出水予測の精度向上を図る計画である。この結果を踏まえ、最終的には1~12時間先までの出水予測を完成させる予定である。

以上