ニューロ・ファジーによるダム流入量予測システムの開発

正 員 飯 坂 達 也 (富士電機総合研究所)

正 員 松 井 哲 郎 (富士電機総合研究所)

正 員 植 木 芳 照 (富士電機総合研究所)

The development of the water flow forecasting system into the dam
by neural networks and fuzzy theoryTatsuya Iizaka, Member Tetsuro Matsui, Member Yoshiteru Ueki, Member
(Fuji Electric Corporate R&D Ltd.)

It is important to forecast the water flow into the dam in order to operate gates safely. The water flow in the river is a complex natural phenomenon, therefore it is difficult to make the high performance forecasting system by conventional mathematical methods.

We have developed a high performance water flow forecasting system into the dam using neural networks and fuzzy theory. To improve forecasting performance and to decide the structure of the forecasting system, we propose two new methods. One is to decide the structure of neural networks and fuzzy parameters by the relation to the data. The other is to use two neural networks to improve forecasting performance when the river condition changes. One neural network is for normal river condition, and the other one is for flood condition. Forecasts obtained with two neural networks are combined by fuzzy theory which infers river condition. The forecasting results show the effectiveness of the proposed methods.

キーワード：流入量予測，ニューラルネットワーク，ファジー理論

1. まえがき

ダムへの流入量予測は，出水時における下流域の災害防止のための放流量と放流時期の決定や，水力発電における水力エネルギーの有効利用のため非常に重要である。ダム流入量予測は，予測対象期間により発電や放流などの運用計画を行うための1日から数ヶ月先の中長期予測と，当日のゲート操作を行うための数時間先の短期予測に分けられる。特に短期予測は水系の安全運用のため高精度な予測が要求されている。従来，この予測業務は熟練運用者が行ってきたが，熟練運用者の負担軽減及び予測精度の向上のために高精度な予測技術の開発とその自動化が望まれている。

従来から行われてきている流入量予測手法としては，単位流量図法⁽¹⁾，タンクモデル⁽²⁾，貯留関数法⁽³⁾，伝達関数法⁽⁴⁾など様々な数学的モデルで表す方法があるが，流域

形状などダム固有の特性に大きく左右されるため，必ずしも普遍的なダム流入量予測手法とは言い難く，しかもパラメータ調整などが困難であり，満足できる予測精度が得られない場合があった。

上記問題を解決するため，近年ニューラルネットワークによる流入量予測の研究が行われている^{(5)~(12)}。ニューラルネットワークは入出力データを与えるだけでその非線形相関関係の学習が可能な汎用的な手法である。

筆者らは，ニューラルネットワークとファジー理論を応用し，降雨，河川流量などの観測値から数時間先のダム流入量を高精度で予測するシステムを開発したので報告する。

本手法は，定常時（流入量小）と洪水時（流入量大）をそれぞれ学習した2つのニューラルネットワークの出力値をファジー推論により融合し予測値とするものである。ファジー理論の応用により河川状況の判断が容易に

なり、予測条件に応じた高精度予測を実現している。また、メンバーシップ関数の形状、ニューラルネットワーク構造をデータの相関関係より決定するため試行錯誤的な調整が不要である。

開発手法の有効性を、夏季の大雨時の720時間分4320サンプルのデータを用いて検証し、有効性を確認した。

2. 予測手法

<2.1>入力データの決定方法

今回、予測対象としたダムの単純化したモデルを図1に示す。ダムへの流入量は降雨による出水分と上流ダムの放流分に分けられる。降雨の一部は直接河川を通じて流入するが、一部は地面に浸透した後にゆっくりと流入する。また、放流分は時間遅れをとらない流入する。このため河川の出水現象には強い非線形の関係があり、非線形性を考慮したデータ選択が重要である。

河川の水非線形性は、過去数時間における降雨・放流・流入状態に強く影響される。降雨の地面への浸透度合いは過去の降雨状態によって変化するため複数時点の降雨データが必要である。流下時間は河川状況により変化するため、複数時点の放流データも必要である。また流入量は降雨・放流量を合算したものであると同様に複数時点の流入量データが必要と考えられる。通常これらのデータは時系列的に入力⁽⁵⁾⁽⁶⁾するが、入力時間の決定方法は確立されていない。それが、ニューラルネットワーク構造の決定を難しくしている要因の1つである。本手法では、入出力データの相関より決定する。

図2は今回予測対象としたダムの出水事例における流入量と各入力データとの相関を表している。流入量の自己相関は、1時間先までは他の入力データよりも高い相関を示している。上流ダム放流量は1、2時間先の流入量との相関が高く、流域平均雨量は6時間先の流入量との相関が高い。これらより、流入量は現在よりも1時間前までを、放流量は2時間前までを、流域平均雨量は6時間前までを入力とした。ただし、図2に示されるように、入力データである流入量と放流量データはその変化が直ちに流入量に現れると予想されるため10分間隔で入力したが、流域平均雨量は数時間後に現れるので1時間間隔で入力した。

<2.2>データの与え方

ニューラルネットワークへのデータの与え方は、データをそのまま(絶対量)与える方法⁽⁵⁾⁽⁶⁾とデータの変化分(差分)を与える方法⁽⁷⁾がある。流入量予測や水位予測にニューラルネットワークを用いる場合、絶対量を用いる方法では流入量・水位の大きいところに誤差が表れやすく、差分にすることにより精度が向上するとの報告がある⁽⁷⁾⁽¹³⁾。一方、河川の流下時間は、その流量により大きく変化するので流下時間変化を考慮するには絶対量を用いる方が有利である。筆者らはすでに、流入量ピーク時

図1 流域モデル

Fig. 1 A water flow model

図2 流入量と各入力データとの相関

Fig.2 The relationships between the water flow and each input datum.

表1 入出力変数

Table 1 Input and output variables

	データ種別	時間	
		差分	絶対量
入力	自ダム流入量	-60, -50, ..., 0[min.]	
	上流ダム放流量	-120, -110, ..., 0[min.]	
	流域平均雨量	-6, -5, ..., -1[h]	
出力	自ダム流入量	+60 [min.]	

(注)-60とは60分前と現在値との差分データを示す。

0とは現在値そのもの(絶対量)を示す。

における予測精度向上と河川の流下時間変化への対応のためには、入力データに差分と絶対量の両方を用いることが有効であることを明らかにしている⁽¹⁰⁾。そこで、表1に示すように、河川流量を示すデータとして自ダム流入量と放流量の現在値を絶対量で、他のデータは差分で与えた。

<2.3>ニューロ・ファジー予測手法

河川状況は流入量に応じて、降雨の影響や流下時間などが大きく異なる。そこで、提案手法では定常時(流入量小)と洪水時(流入量大)の2種類の状況ごとにニューラルネットワークを学習させ、ファジー推論により河川状況を判断して各々の出力を融合することで予測精度を向上させている。

出水特性に応じて複数の予測モデルを用いる予測手法

も提案されているが、累積雨量ごとに予測モデルを構築する手法⁽⁶⁾は、梅雨時期など降雨開始終了時期を明確に特定できない場合も考えられ完全な自動化は難しい。流入量毎に同一構造のモデルを構築する方法⁽¹⁴⁾は、流入量ごとに多くの予測モデルを構築しなければならない欠点がある。また、いずれの方法も、流入量境界を試行錯誤的に決定しなければならず、また境界点において予測モデルを切り替えるため予測値が不連続になる可能性がある。

これに対し、図3に示す本手法ではファジー推論を用いることにより、構造の異なる2種類の予測モデルを構築するだけでよく、流入量境界においてもなめらかな予測が実現可能である。また、流入量境界は雨量と流入量の相関より一義的に決定できる。

図4は流入量と相関が高い5時間前、6時間前の流域平均雨量について流入量との相関係数を流入量範囲ごとにプロットしたものである。ここで、横軸を100, 200 [m³/s]のようにとると、河川出水現象の複雑さ、データのばらつきのため良好な相関が表れないが、0~100, 0~200[m³/s]のようにすることで相関関係を見いだすことができる。雨量と流入量の相関係数は、流入量100[m³/s]以下は0, 500[m³/s]以上で値が飽和している。つまり、流入量が少ない時には雨量データは不要と考えられる。そこで、流入量が少ないときには雨量データを除いたニューラルネットワークで予測を行い、流入量が多いときには雨量データを用いたニューラルネットワークで予測を行う。また、流入量が少ないときに予測するニューラルネットワークの学習データは流入量500[m³/s]以下のデータだけを用い、流入量が多い時に予測するニューラルネットワークの学習データは流入量100[m³/s]以上のデータだけを用いることにした。

ファジー推論部は、予測対象時刻における河川状況を推論する。大雨時など急激に流入量が増加するときには河川状況が変化し、予測時点の流量が少ない場合でも予測対象時点では流量が多くなることがある(図5)。そこで、予測対象時刻における河川の状況を推定するため予

測時点の流入量だけでなく流入量変化も考慮したファジー規則を構築している。

規則1: If 流入量大 then 流入量大ニューロで予測
規則2: If 流入量小 and 流入量増加小 then 流入量小ニューロで予測
規則3: If 流入量小 and 流入量増加大 then 流入量大ニューロで予測

メンバシップ関数のパラメータは図4の雨量と流入量の相関関係、及び図6の流入量と流入量変化の関係より決定した。つまり流入量に関するファジーパラメータは100, 500[m³/s]とし、流入量100[m³/s]未満を流入量小、流入量500[m³/s]以上を流入量大、その間を曖昧領域と定義した。また過去において流入量小時における1時間の流入量変化分は全て33[m³/s]未満であり、曖昧領域における1時間の流入量変化分は全て220[m³/s]未満であることから33, 220[m³/s]を流入量変化に関するパラメータとした。図7にメンバシップ関数を示す。

ファジー理論による両ニューロの統合式は、以下に示す簡略推論法を用いた。

$$y = \frac{\omega_s NN_s + \omega_b NN_b + \omega_d NN_d}{\omega_s + \omega_b + \omega_d}$$

ただし、
 ω_s : 適合度 (流入量小), NN_s : 予測値 (流入量小)
 ω_b : 適合度 (流入量大), NN_b : 予測値 (流入量大)
 ω_d : 適合度 (流入量変化大)

ニューラルネットワークとファジー推論を融合する手法は多く提案されている⁽¹⁵⁾。なかでもファジー・ニューラルネットワーク^(15~18)は学習機能によりメンバシップ関数の自動調整が可能であり近年注目を集めている。しかし、上記手法はメンバシップ関数形状が予想外の形状になったり説明困難な規則が構築される欠点もある。提案手法は単純な手法ではあるが、メンバシップ関数形状、ニューロ構造、学習データ範囲をデータ相関関係より決定しているため、明確で分かりやすいという特徴がある。

図3 ファジー融合概念図

Fig. 3 The combining concept by fuzzy theory

図4. 流入量と雨量との相関係数
Fig. 4 Coefficient of correlation between water flow and rainfall

図5. 予測時と予測対象時の流入量の関係
Fig. 5 The relationship of water flow quantity between forecasting time and forecasted time

図6 流入量の変化分
Fig. 6 The difference of water quantity

図7メンバシップ関数
Fig. 7 The member ship functions

3. ニューロ・ファジー予測手法の評価

<3.1>学習・予測条件

流入量予測に用いるデータは表 2 に示す 3 ケース、計 7 20 時間分のデータである。このうち 2 例を学習用に、残りを予測用に用いた。入力データは 0.0~1.0 の範囲で正規化した。出力データの正規化範囲は 0.1~0.9 とし学

表2 流入量データ

Table 2 The water flow data

データ名	日付	データ数
データ 1	6/25~6/30	864
データ 2	7/ 7~7/18	1728
データ 3	9/13~9/24	1728

表3 学習条件

Table 3 Teaching condition

項目	値
学習係数	0.6
慣性係数	0.9
学習回数	100000
中間層素子数	10
正規化範囲	入力 0.0~1.0
	出力 0.1~0.9

習範囲外のデータもある程度予測できるようにした。予測に用いるニューラルネットワークの重みは学習時のまま固定とし、10分毎に予測を行った。表 3 にニューラルネットワークの学習条件を示す。ここで、学習係数、中間層素子などの数値は予備実験より決定した。

<3.2>ニューロ・ファジー予測手法の検証

提案する予測手法の検証を行う。その構造は図 3 に示すように 2 つのニューラルネットワーク出力を、河川状況に応じてファジー融合し予測値を得るものである。

60 分先の予測結果を表 4、表 5 に示す。表 5 より雨量データを用いない流入量小用のニューラルネットワークは流入量の少ない範囲で予測精度が良好である。雨量データを用いる流入量大用のニューラルネットワークは、流入量が多い範囲の予測精度が良好である。それぞれのニューラルネットワークは予測範囲に応じて学習データを与えているため、各予測範囲の学習精度が向上している。また、二つのニューラルネットワークの予測精度が良好な部分をファジー推論により融合するため、さらに予測精度を向上させることができた。流入量の多い部分は、ダム運用の安全性の観点から精度の高い予測が特に要求されるが、本手法では流入量の多い範囲（500~700 [m³/s]）においてその効果が著しい。

ファジー推論は、現在の河川状況から予測対象時刻の河川状況を推定して 2 つのニューラルネットワーク出力値を融合するものであり、この推定結果が予測性能にも影響を与える。図 8 に示すように、流入量の多い部分においては流入量大用のニューラルネットワーク出力値が多く、流入量の少ない部分においては流入量小用のニューラルネットワーク出力値が多く融合されており、予測時点の状況だけから予測対象時の河川状況を良好に推定できていることが分かる。

その結果、図 9 に示すように、流入量の大小に関わらず良好な結果を得ることができた。また、一般に予測が難しいとされる流量が急増する場合や流入量ピークが複数存在する場合でも良好な結果を得ることができた。図 10 にデータ 1 のピーク部分を示すが、ピークにおいても誤差はほとんどみられない。

図8. 各ニューロの予測値に占める融合割合

Fig. 8 The combination rate of two neural networks

表4. 予測誤差 (60分先予測)

Table 4 Forecasting errors for an hour later

	流入量小	流入量大	ファジー融合
データ1	4.55	5.48	4.53
データ2	3.55	5.42	3.38
データ3	5.58	7.45	5.57
平均	4.56	6.25	4.48

単位: 絶対平均誤差[%]

表5. 流入量別予測誤差 (60分先予測)

Table 5 Forecasting errors classified by water flow quantity for an hour later

流入量 (m³/s)	~100	~200	~300	~400	~500	~600	~700	平均
ニューロによる予測	4.70	4.49	4.44	4.23	3.00	5.23	8.38	4.60
流入量小ニューロによる予測	4.61	4.49	4.15	4.10	4.58	(6.57)	(9.74)	4.56
流入量大ニューロによる予測	(7.28)	4.82	3.87	4.34	3.90	4.03	6.84	6.25
ファジー融合した予測	4.61	4.45	3.84	4.17	3.88	3.90	6.83	4.48

注) 括弧内は、学習範囲外の予測

単位: 絶対平均誤差[%]

(a) データ1
(a) data1

図10 ファジー融合予測結果 (データ1の一部)

Fig. 10 Forecasting result of a part of the data 1 using fuzzy theory

(b) データ2
(b) data2

(c) データ3
(c) data3

図9 ファジー融合予測結果

Fig. 9 Forecasting results using fuzzy theory

4. あとがき

ニューラルネットワークとファジー推論を応用した流入量予測システムを開発しその有効性について確認した。開発システムは、流入量に応じて二つのニューラルネットワークを構築し、各予測値をファジー推論により河川状況に応じて融合する。提案するニューロ・ファジー融合予測手法は、流入量の大小に関わらず良好な予測結果を得ることができた。特にダム運用の安全上最も予測精度が要求され、かつ予測が難しいピーク部分においても良好な結果が得られた。

提案する予測手法は、メンバシップ関数の形状、ニューラルネットワーク構造をデータの相関関係より決定するため試行錯誤的な調整が不要であり他水系への適用も容易と考えられる。

今後は、各ニューラルネットワークの精度向上とファジー融合手法の改良を続け、他季節・翌日予測への適用、発電計画への応用などを図っていく予定である。

(平成10年12月17日受付, 同11年5月19日再受付)

文献

- (1)和歌森, 松本, 大成:「河川出水予測モデル」, 計測と制御, Vol.19, No.7, (1980)
- (2)尾崎, 駒木:「非線形系の統計的システム同定とその河川流量予測への応用」, システム/制御/情報, Vol.35, No.6, pp331-341, (1991)
- (3)山城, 仲村, 開, 館小路:「出水予測を考慮した接続水系の最適運用計画」, 電学論B, Vol.111-B, No. 2, pp.164-170, (1991)
- (4)一柳, 小林, 水野, 松村, 鬼頭:「降雨パターンに対応した出水伝達関数による発電用ダム流入量予測手法」, 電気学会論文誌, Vol.108-B, No.1, (1988)
- (5)K.Ichianagi, Y.Goto, Y.Yokomizu, T.Matsumura, Y.kito, "A PREDICTION OF RIVER FLOW RATE INTO A DAM FOR A HYDRO-POWER PLANT BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TAKING ACCOUNT OF ACCUMURATED RAINFALL", IPEC'95, Vol.2, pp702-706, (1995)
- (6)一柳, 後藤, 小林, 松村, 鬼頭「発電用ダム流入量予測に適したニューラルネットワークの構成」, 電力技術研究会, PE-93-178, pp.69-78, (1993)
- (7)飯坂, 松井, 植木「差分データを用いたニューラルネットワークによるダム出水予測」, 電気学会全国大会 1426, (1997)
- (8)飯坂, 松井, 植木「ニューラルネットワークによる翌日流入量予測」, 電気学会電力・エネルギー部門大会, 112, (1998)
- (9)飯坂, 松井, 植木「ニューロ・ファジーによるダム出水予測」, 電気学会電力・エネルギー部門大会, 185, (1997)
- (10)飯坂, 松井, 植木「ニューロ・ファジーによる出水予測手法」, 電力技術電力系統技術合同研究会, PE-97-27, PSE-97-27, pp.63-68, (1997)
- (11)飯坂, 松井, 植木「河川状況変化を考慮したダム流入量予測」, 電気学会全国大会 1372, (1998)
- (12)松井, 飯坂, 植木「ニューラルネットワーク応用のダム流入量予測システム」, 富士時報, Vol.71, No.3, pp.157~160, (1998)
- (13)磯部, 大河戸, 羽生田, 小田, 後藤「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, Vol.7, No.2, pp.90-97, (1994)
- (14)井本, 中村「雨量情報に基づく数時間先行のダム流入量のオンライン予測法」, 電学論B, Vol.113-B, No.3, (1993)
- (15)林, 古橋「ファジー・ニューラルネットワーク」, ソフトコンピューティングシリーズ6, 日本ファジ学会編, 朝倉書店, (1996)
- (16)堀川, 古橋, 中川「ファジニューラルネットワークの構成法と学習法」, 日本ファジ学会誌, Vol.4, No.5, pp906-928, (1992)
- (17)石, 水本, 湯場崎, 大谷「再急降下法によるファジ規則の自動チューニング手法」, 日本ファジ学会誌, Vol.8, No.4, pp.757-767, (1996)
- (18)野村, 若見「遺伝アルゴリズムによるファジー推論ルールの決定法」, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J77-A, No.9, pp1241-1249, (1994)

飯坂 達也

(会員) 1969年5月20日生まれ。
1994年3月埼玉大学理工学研究科電気工学専攻博士前期課程修了。同年4月富士電機㈱に入社。現在に至る。主として電力システムのインテリジェントシステムに関する研究に従事。

松井 哲郎

(会員) 1965年3月31日生まれ。
1988年3月横浜国立大学工学部情報工学科卒業。同年4月富士電機㈱に入社。現在に至る。主として電力システムのエキスパートシステム, インテリジェントシステムに関する研究に従事。

植木 芳照

(会員) 1951年11月14日生まれ。
1977年3月大阪大学大学院基礎工学研究科制御工学専攻修士課程修了。同年4月富士電機㈱に入社。現在に至る。主として、電力システムの解析・制御, 現代制御理論応用研究, システム開発, インテリジェントシステムに関する研究に従事。計測自動制御学会会員。