

京都大学大学院 学生員 ○玉川隆二
 京都大学防災研究所 正員 小尻利治
 正員 友杉邦雄

1 研究の目的 わが国は急峻な地形をしているため、洪水到達時間が短く氾濫の危険性が高い。その方策としてダム、遊水地等貯水施設の建設が挙げられるが、堆砂による貯水池の機能障害や、流出土砂に基づく二次災害が問題になっている。それらの災害を防止・軽減するためには、降雨量、流量、濁質を予測する必要がある。本研究では、貯水池における入力予測と制御効果の向上を目指して、まず、ファジィ推論により降雨量を予測し、ついで、その結果を用いて、ニューラルネットワークにより流量・濁質の予測を行う。最後に、実在の発電用ダムを対象とした実時間貯水池操作のシミュレーションを行い、提案している手法の実用性を検証するものである。

2 貯水池実時間操作の概要 水力発電は、高いところにある貯水池から水を落とし、下流側の発電所に設置された発電機によって電力を生じさせるものである。すなわち、水の位置エネルギーを電力エネルギーに変えるわけであり、水の落ちる高さ(落差)が大きいほど、また、水量が多いほど大きなエネルギーが得られる。従って、その操作ルールは、常に満水状態にしておくという簡単なものであり、豪雨が発生すれば、あらかじめ予備放流水位まで貯水位を下げるだけである。

以上の点を考慮して、本研究のフローをまとめると図1のようになる。具体的には、観測された降雨量ハイトグラフを入力情報とし、ハイトグラフを予測し、その結果と観測された流入流量と濁度により、貯水池への流入流量、濁度を予測し、その予測結果と貯水量により放流量を決定し、濁度を算定するというプロセスをとる。

降雨量予測に当たっては、ハイトグラフの形状が必要であり、過去の制御降雨を知識とするファジィ推論を適用する。また、流量、濁質に関しては、降雨一流出の非線形性や濁質流出の複雑性のためにニューラルネットワークを導入する。ただし、放流操作に関

しては、発電用ダムを対象にするため、不確定操作(最適操作)ではなく、操作規定に従う固定的放流方式とする。

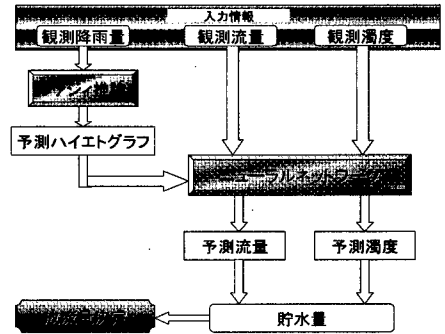


図 1: 貯水池実時間操作のフローチャート

3 ファジィ推論による降雨量予測 対象降雨の時刻 t における降水量を $HE(t)$ 、知識ベース内の第 n ハイトグラフの時刻 t における降雨量を $FHE(n, t)$ とすると、2つのハイトグラフの距離 $DSE(n)$ は、

$$DSE(n) = \min \max(|HE(t) - FHE(n, t)|) \quad (1)$$

または、

$$DSE(n) = \min \sqrt{\sum (HE(t) - FHE(n, t))^2} \quad (2)$$

で求められる。ここで、ファジィ推論でのメンバーシップ関数を

$$fh_{ye}(n) = (A_{hye} - DSE(n)) / A_{hye} \quad (3)$$

と設定すると、類似度 $fh_{ye}(n)$ が求められる。ただし、 A_{hye} はメンバーシップ関数の傾きを示す定数である。よって、予測ハイトグラフ $PREH_{YE}(t)$ は、

$$PREH_{YE}(t) = \frac{\sum fh_{ye}(n) \cdot REH_{YE}(n, t)}{\sum fh_{ye}(n)} \quad (4)$$

で表すことができる。 REH_{YE} は、知識ベース内のハイトグラフの現在以後の値である。

4 ニューラルネットワークによる流量・濁質予測

貯水池を操作する際に、最も重要な情報となるものは、貯水池への流入量とその濁度である。したがって、豪雨が起きたとき、これらの予測をいかに正確に行うかが、貯水池操作の効果を大きく左右する。ここでは、前節で求めた予測降雨量と現在までの流量・濁質の情報をもとに、ニューラルネットワークを用いて、その一時間後の流量・濁質の予測を行う。ここで用いるニューラルネットワークは、3層のパーセプトロン型と図2に示すような時系列データでの履歴解析に有効とされているリカレント型のものを用いて、各時間ごとに予測する。

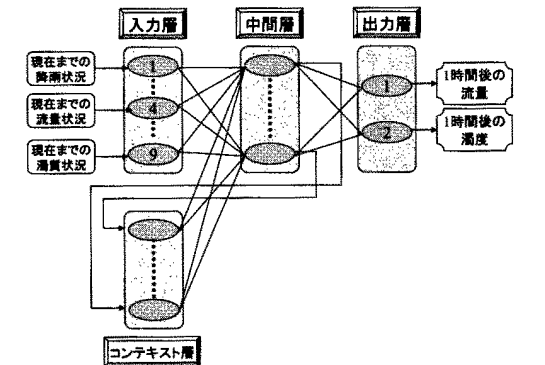


図 2: 流量・濁質予測のネットワーク

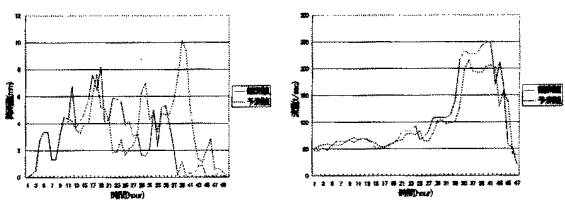
5 実流域への適用結果と考察 本実時間貯水池操作の適用例として、下記のような発電用ダムを考える。

貯水面積	1.78 (km ²)
総貯水容量	7620 万 (m ³)
有効貯水量	1620 万 (m ³)
計画堆砂量 (100 年)	7000 万 (m ³)
予備空容量	764 万 (m ³)
設計洪水量	1400 (m ³ /s)
直接集水面積	131 (km ²)

- a) 降雨量の予測では、知識ベース内のハイトグラフの数が少ないことから、あまり正確な値を得ることが出来なかった。しかし、誤差を算定し、知識ベース内のハイトグラフを補正することによって、かなり精度の高い値を算定することができた。
- b) 流量・濁質予測では、リカレント型とパーセプトロン型のニューラルネットワークを適用し、構造による予測の違いとしてわずかにリカレント型のほうが正確な値を算定した。また、中間ユ

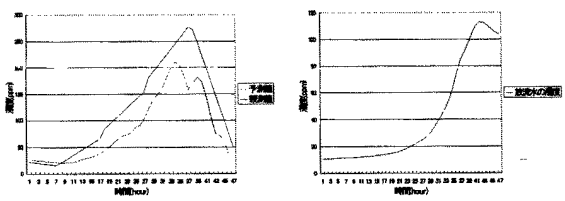
ニット数が多いほど正確に行えることがわかった。ファジィ推論による降雨予測の曖昧さが、流量・濁質予測にも大きく影響していることが言えた。ただ、知識の減少する後半部分の誤差が大きくなり、今後の課題である。

- c) 貯水池操作では、洪水が発生すると予測された時点からの操作をシミュレートした。貯水池内の濁度は、流量が洪水量に達すると、急激に増加することが予測できた。また、実時間操作はスムーズに行うことができた。



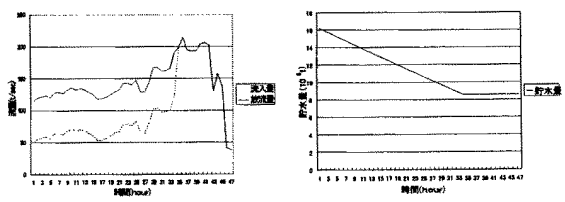
(a) 降雨量予測の結果 (b) 流量予測の結果

図 3: 降雨量・流量予測結果



(a) 濁質予測の結果 (b) 放流濁度予測の結果

図 4: 流入・放流濁度予測結果



(a) 放流量の決定 (b) 貯水量の推移

図 5: 貯水池操作結果

6 おわりに 以上、降雨量、流量、濁質の予測を行い、発電用ダムの実時間操作をシミュレートすることができた。

[参考文献]

1) 高棹琢磨・池淵周一・小尻利治: 濁質水を考慮したダム制御に関する一考察、京都大学防災研究所年報、pp.167-178、1979