

II-112 ニューロ概念による貯水池の実時間操作

岐阜大学工学部 学生員 榊間繁樹
正会員 小尻利治

1. はじめに 貯水池操作を行う場合、計画高水以下の通常洪水時は操作規則に従う操作によって処理できる。しかし、異常洪水と予測される場合には、上位管理者の判定に負うところが多く、但し書き操作へと移行する。すなわち、人的管理の域を出ていないのが現状である。そこで、本研究では、異常洪水時での適切な貯水池操作を目的として、ニューロ概念による実時間での放流量決定法を構築するものである。

2. ニューロの概要 ニューロとは、人間の神経細胞のモデルを用いた人工システムの総称である。図1のようなニューロンが多数連なり、これらが互いに影響を及ぼし合いながら同時に動作する。さらに、ニューロには、一度出した結果と外部から与えられる評価基準とを比べ、基準に合うようにニューロン間の重みを変えていくという自己学習能力がある。

3. 貯水池操作へのモデル化

3.1 ニューラルネットワークモデルの構成 貯水池操作のモデル化をはかる第一歩として、ニューラルネットワークモデルを構成する必要がある。ここでは、単純パーセプトロンモデルを対象として、貯水池操作成分との対応を明らかにする（図2参照）。

(1) Sユニットは、貯水池操作に影響を及ぼす要素に反応するニューロンの集まりである。Sユニットに情報が入力されると、それぞれのニューロンは、それがダムの上水に対して安全だと判断されるときには0、危険だと判断されるときには1に近い数字で反応する。

(2) Aユニットは、Sユニットで判断された危険度を受けて、それぞれの危険度を主要要素にまとめて判断するニューロンの集まりである。

(3) Rユニットは、Aユニットで判断された危険度を受けて、現時点での総合的な危険度を判断するニューロンと定義することができる。このとき、出力値によって放流レベルを定めておけば、放流量を決めることができる。

3.2 シグモイド関数の設定 Sユニットのニューロンに危険度を判断させる場合、応答関数としてシグモイド関数を設定する。

(1) 台風経路：伊勢湾台風の経路を基準（最悪の場合）とし対象となる台風の経路がどの程度伊勢湾台風のものと似ているかを判断し、これを相違度と名付ける。相違度は北緯20度線をx軸、東経120度線をy軸とした図形上の最短距離で求める。単位は度（ $1^{\circ}=110[\text{km}]$ ）になる。この相違度が、安全か危険かを定める基準値（ニューロではこれをしきい値とよぶ）を 5° として、次のようなシグモイド関数を定める。

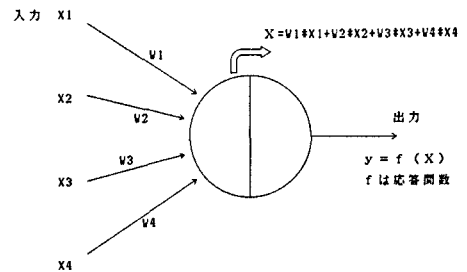


図1 ユニットモデル

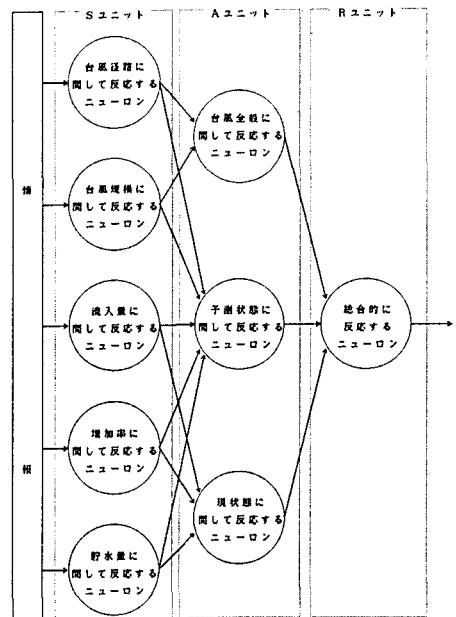


図2 貯水池操作の単純パーセプトロン

$$f(ds) = (1 + \tanh((5.0 - ds)/5.0/ud))/2 \quad (1)$$

(2) 台風規模：台風の規模を表わすのは中心示度である。中規模台風の中心示度を980[m]程度と考え、これをしきい値として中心示度に関する危険度を判断させる。

$$f(tp) = (1 + \tanh((980.0 - tp)/980.0/ut))/2 \quad (2)$$

(3) 現流入量：どのダムにおいても、そのダム固有の計画流入量が設けられているのは明らかである。そこで、計画流入量の半分 Hq_{max} [m³/s]をしきい値とみなす。よって、流入量に関する危険度は次のように定まる。

$$f(qi) = (1 + \tanh((qi - Hq_{max})/Hq_{max}/uq))/2 \quad (3)$$

(4) 流入量増加率：増加率については、-1.0～1.0の実数を入力値とし、しきい値0で危険度を判断させる。

$$f(dq) = (1 + \tanh(dq/udq))/2 \quad (4)$$

(5) 現貯水量：流入量と同様に、貯水量に関しても各ダム固有の洪水調節容量が設定されており、その半分を Hs_{max} [m³]としきい値とする。よって、貯水量に関する危険度は次のように定まる。

$$f(s) = (1 + \tanh((s - Hs_{max})/Hs_{max}/us))/2 \quad (5)$$

3.3 教師信号の決定 教師信号は各時点での最適放流量を意味しているから、最適化理論の一つであるDynamic Programming(DP)を導入し、教師とする。しかし、学習過程で教師信号を与える場合は、シグモイド関数によって危険度に変換する必要がある。よって、各ダムに設定されている計画放流量の半分を Hrq_{max} [m³/s]としてこれをしきい値とみなし、教師としての危険度を次のように定める。

$$f(rq) = (1 + \tanh((rq - Hrq_{max})/Hrq_{max}/ur))/2 \quad (6)$$

4. 学習過程の定式化 学習過程では、出力結果と教師信号との誤差が極小となるように定式化する必要がある。ここでは、最急降下法によって結合係数を更新していく。この学習を何度も入力パターンを変えて繰り返し実行することにより、最適な結合係数が計算され理想的なニューラルネットワークモデルが決定するわけである。

5. 実流域での適用と考察 本実時間操作の適用例として淀川水系名張川にある青蓮寺ダムを取り上げた。また、適用方法として、①算術平均でパラメータを決める、②知識ベースを導入してパラメータを決める、③複数出力、④流入量系列に予測を取り入れる、の4種類を行い、通常洪水、異常洪水への実時間操作での適用を図った（図3、4参照）。適用結果をまとめると次のようになる。

I) ①の方法では良い制御結果は得られない。

II) ③の方法は、多少の問題点は残るものの、制御効果は上がるものと期待できる。

III) ②の方法により非常に良い制御結果が得られた。さらに、④の方法を加えると、異常洪水への対応も可能であることがわかった。

6. おわりに 本研究では、貯水池の実時間操作でのニューロ概念の適用可能性について基礎的モデルの定式化を図ったが、今後、気象の地域特性を加え、ダム操作支援システムを完成させたい。

7. 参考文献 中野馨，他；入門と実習・ニューロコンピュータ，技術評論社，初版第一刷（1989）

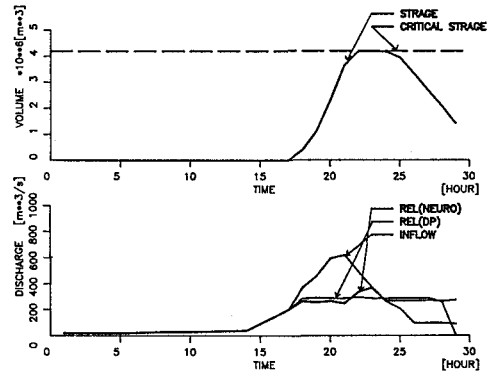


図3 適用方法②による通常洪水への適用結果

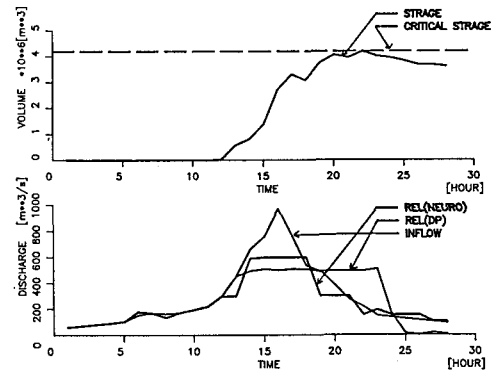


図4 適用方法④による異常洪水への適用結果