

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 正会員 小尻利治  
 学生員 ○ 榎間繁樹

1. はじめに 豪雨や台風によって異常洪水が起こると予測される場合の貯水池操作は、上位管理者の判断に負うところが多い。そこで本研究では、管理者の操作基準をニューラルネットワーク概念に照らし合わせ、異常出水への適切な対応ができるように、操作システムのモデル化をはかるものである。

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. 貯水池操作への適用 本研究においては、操作の対象となる青蓮寺ダムを念頭に議論を進める。

3.1. ニューラルネットワークモデルの構成 図2のような単純パーセプトロンモデルでは、貯水池操作は以下のように対応する。

(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になる。Sユニットに情報が入力されると、それがダムの治水に対して安全だと判断される時には0、危険だと判断される時には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する。この時、出力値によって放流レベルを定めれば、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) 台風の径路：伊勢湾台風の径路を基準（最悪の場合）とし、対象となる台風の径路が、どの程度伊勢湾台風のものに似ているかを判断し、これを相違度と呼ぶことにする。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°=110[km]）になる。相違度が安全か危険かを定める基準値（以下しきい値と呼ぶ）を5°として、次のようなシグモイド関数を定める。

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

(2) 台風の中心示度：中規模台風の中心示度を980[mb]程

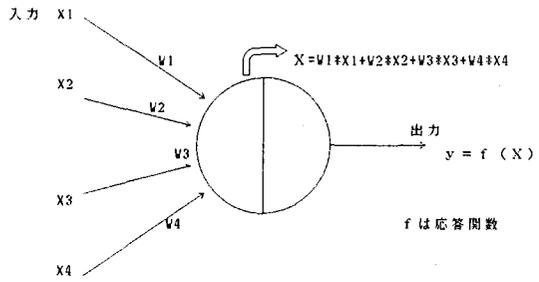


図1 ニューロンモデル

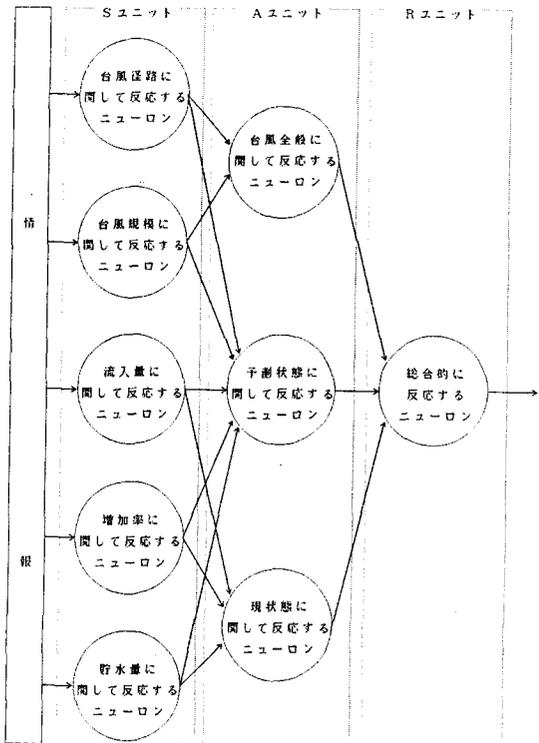


図2 単純パーセプトロンモデル

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できるようなシグモイド関数を次のように定める。

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

(3) ダムへの流入量：青蓮寺ダムにおける洪水流入量は100 [m<sup>3</sup>/s]、計画最大流量は1100 [m<sup>3</sup>/s]となっているので、その中間の600 [m<sup>3</sup>/s]をしきい値としてシグモイド関数を定める。

$$f(qi) = (1 + \tanh((qi - 600.0) / 600.0 / uq)) / 2 \quad (3)$$

(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。

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

(5) ダムの貯水量：青蓮寺ダムの洪水調節容量は8400000 [m<sup>3</sup>]であるから、半分の4200000 [m<sup>3</sup>]をしきい値としてシグモイド関数を定める。

$$f(s) = (1 + \tanh((s - 4200000.0) / 4200000.0 / us)) / 2 \quad (5)$$

(6) ダムの放流量：学習過程において教師信号（評価基準）を与える場合、最適な放流量そのものを教師とするのではなく、シグモイド関数によって危険度に変換された値を教師にする必要がある。よって、放流量に関するシグモイド関数として、青蓮寺ダムの計画放流量が最大600 [m<sup>3</sup>/s]であるので、以下のようにする。

$$f(rq) = (1 + \tanh((rq - 300.0) / 300.0 / ur)) / 2 \quad (6)$$

**4. 学習過程** 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定める必要がある。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（図3参照）。

**5. 実時間での適用** 過去の台風データ（1958年台風22号、1959年台風7号、1961年台風26号）を教師として学習させた結合係数、及び、しきい値を使ってニューラルネットワークを組み、システムの構成を行った。図4はある時刻での収束進行を示している。概ね、このように収束しており、最適な係数、しきい値が得られたと考えられる。

**5. 終わりに** 本研究では異常洪水時での貯水池管理者の思考経路を、ニューロ概念に基づいてシステム化し、実時間で適切な放流量を求める方法を提案した。なお、詳しい適用結果、ならびにRユニットのニューロンが複数の場合の適用などは講演時に述べる。

**6. 参考文献**

中野馨、飯沼一元、ニューロンネットワークグループ、桐谷滋：入門と実習 ニューロコンピュータ、技術評論社、1989

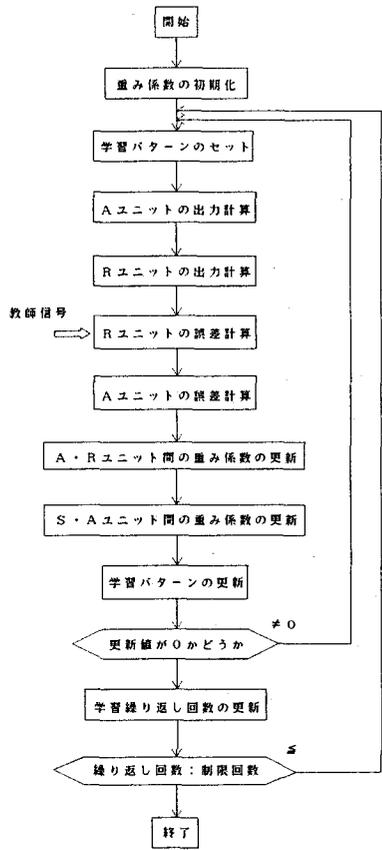


図3 フローチャート

**図4 収束過程**

(入力パターン、及び、教師信号は、1961年10月27日午後6時、台風28号のデータ)

