

II-62

ファジィ・ニューラルネットワークを用いた洪水流量逐次予測

室蘭工業大学大学院 学生員 今井里美

室蘭工業大学工学部 正員 藤間 聡

1. はじめに

洪水災害の防止、軽減には、正確で速やかな流量の逐次予測と、その予測に基づいた適切な対応が求められる。一般に使用されている流出解析法は、降雨量、流量等の長期にわたる観測データから、流域特性を表すパラメータを同定する作業があるため、逐次予測として用いるには誤差を含む測定値からパラメータを迅速に同定する必要があるため、このような解析法の使用は困難である。

本研究では、観測降雨量、流量をあいまいなデータとみなし、降雨と流出との関係は神経系の情報処理システムをモデルにしてブラックボックス的に扱い、洪水流量の逐次予測を行うことを目的とする。

2. 流量予測法

まず、誤差を含むあいまいな観測値は、それが真値である可能性を0～1で示すメンバーシップ関数を与え、ファジィ数として扱う¹⁾。本研究では、時刻 t の観測雨量強度を r_t 、流出高さを q_t 、時刻 $t-1$ から t までの流出高さの変化量を Δq_t (mm/h)とし、各メンバーシッ

プ関数 $Mr_t, Mq_t, M\Delta q_t$ を図-1および(1), (2), (3)式で表す。

$$Mr_t = 1 - 2|r_t - x_r|/k_r, \quad Mr_t \geq 0 \quad (1)$$

$$Mq_t = 1 - 2|q_t - x_q|/k_q, \quad Mq_t \geq 0 \quad (2)$$

$$M\Delta q_t = 1 - 2|\Delta q_t - x_{\Delta q}|/k_{\Delta q}, \quad M\Delta q_t \geq 0 \quad (3)$$

ここで、 k (mm/h)はメンバーシップ関数が0より大きくなる範囲、

x は雨量強度、流出高さ、変化量(mm/h)である、

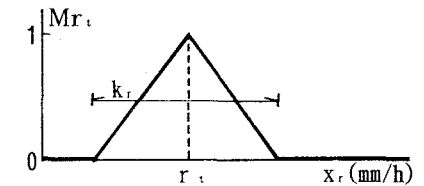


図-1 雨量強度 r_t のメンバーシップ関数

生物の神経系は、神経細胞(ニューロン)間で電気パルスの信号を交換し合うことで情報を処理し、与えられた情報処理パターンを満たすように自身の構造を調節する自己学習機能を有する。したがって、これを応用すれば、降雨と流出のように複雑な関係を扱う場合にも、外部からアルゴリズムを定めてやる必要がない。ここでは、 $q_t, \Delta q_t, r_t, r_{t-1}, r_{t-2}, r_{t-3}$ から Δq_{t+1} を予測することを目的とし、入力層ニューロンに与えられる信号が中間層ニューロンを介して出力層ニューロンに伝達される3層構造のニューラルネットワークを使用する。図-2に示すように、このネットワークは、入力層で流出高さ、変化量、雨量強度を表し、各メンバーシップ関数を入力信号とする。出力層が発生する信号を $M\Delta q_{t+1}$ とみなし、最大の信号を発生するニューロンが表す変化量を q_t に加算して予測流量とする。中間層は、入出力パターンを広意に解釈できるように流量情報と雨量情報を扱うグループに分割し、中間層および出力層ニューロンにおける信号処理は(4)式に従う^{2)・3)・4)}。

$$x_j = 1 / [1 + \exp\{-(\sum x_i w_{ij} - \theta_j) / u\}] \quad (4)$$

ここに、 x_j はニューロン j の出力信号、 θ_j は j の閾値、 x_i はニューロン i から j に送られてくる信号、 u は変換感度を表す正の定数、 w_{ij} は i, j 間の信号伝達効率、信号の最大値は1、最小値は0である。また、先に述べた神経系の学習機能としてバックプロパゲーション則を用い、入出力関係を再現できるようにネットワークを最適化する。これは、ネットワークの出力信号とその理想的値との誤差が最小となるように信号伝達効率および閾値を繰り返し修正するものであり、この学習には過去の洪水事例等を使用する。

3. 予測結果と考察

本研究では、北海道北部に位置する天塩川、石狩川上流部、および道南の鶴川における流量予測を行う。

図-3に、1981年8月3日の天塩川(流域面積 3698km²)の流出予測結果を示す。この流量予測には、

1975年8月22日の洪水データで80回繰り返し学習を行ったニューラルネットワークを用い、流量予測時にも逐次的に学習を重ねた。流量の急増部では、予測値が観測値に比べて遅れる傾向があるが、ピーク流量は比較的良く一致する。同じく、1981年8月3日の石狩川上流部(流域面積 3087 km²)の流量予測を図-4に示す。このネットワークの学習は1975年8月22日の洪水データで80回行い、天塩川と同様に、流量予測時にも逐次学習を行った。流量急増部、およびピーク流量ともに観測値を良く再現できたと思われる。図-5に、1992年8月8日の鵜川(流域面積 1270km²)の流量予測を示す。この河川では、他の洪水データが得られなかったため、学習は流出予測時に逐次的に行うだけとした。観測値と比較して、流量増加部で予測値が1時間程度遅れる傾向がある。このように、過去の洪水事例でネットワークを学習しない場合には、参考となる降雨-流出パターンが乏しくなるため、天塩川、石狩川でも同様の傾向を示す。ただし、入力層、中間層、出力層のニューロン数はそれぞれ96個、30個、32個であり、信号の処理感度 u は1.0とした。

4. 結 び

以上のように、ファジィ数とニューラルネットワークを用いて、誤差、不確実さを含む観測降雨量と流量から、洪水流量を逐次的に予測することができる。過去の洪水事例によるネットワークの学習には、計算時間を要するが、予測計算(逐次学習を含む)そのものは短時間で実行するため、洪水到達時間が短い河川でも逐次予測法として使用できる。また、ネットワークの学習はバックプロパゲーション則を適用するだけで良く、一般的洪水解析でのパラメータ同定作業より単純である。特に、流域特性などを考慮する必要がなく、降雨流出機構をブラックボックス的に取り扱える長所を有する。

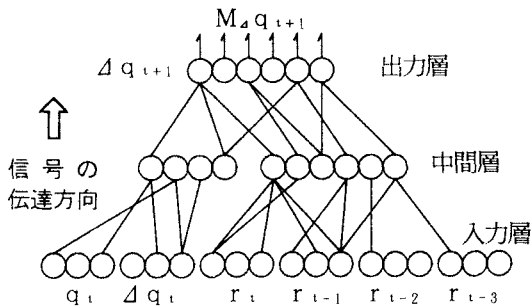


図-2 ニューラルネットワークモデル

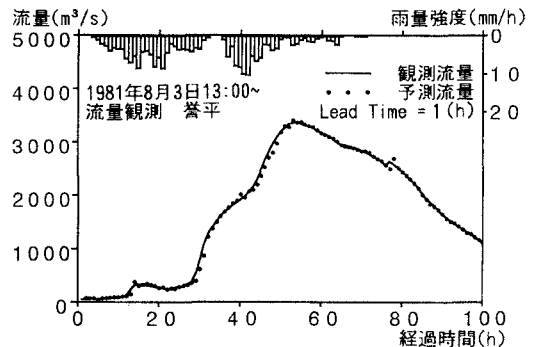


図-3 天塩川のハイト・ハイドログラフ

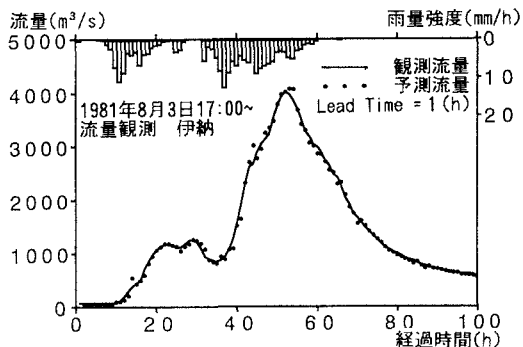


図-4 石狩川上流部のハイト・ハイドログラフ

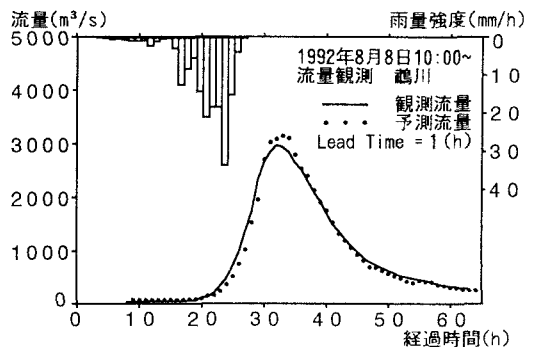


図-5 鵜川のハイト・ハイドログラフ

参考文献 1) 本多中二・大里有生 ファジィ工学入門 海文堂, 1991. 2) 菊池豊彦 入門ニューロネットワーク オーム社, 1991. 3) 中野馨・飯沼一元・他 入門と実習ニューロネットワーク 技術評論社, 1989. 4) 今井里美・藤間聡 ファジィ・ニューロを用いた道南中小河川の洪水解析 土木学会北海道支部論文報告集第49号, 1993.