

II-26

ファジィ・ニューロを用いた道南中小河川の洪水解析

室蘭工業大学大学院 学生員 今井里美
室蘭工業大学 正員 藤間 聡

1. はじめに

洪水災害の防止、軽減には、正確かつ迅速な流量の逐次予測と、その予測にもとづいた適切な対応が必要である。一般に使用されている流出解析法は、流域特性を表すパラメータの決定に、降雨量、流量等の長期にわたる観測と同定計算を要する。現在のところ、中小河川では一級河川と比較して観測体制の整っていない場合が多く、また観測精度も低いため、降雨量、流量測定値は誤差を含みパラメータの同定を必要とする従来の解析法を使用することは困難である。本研究では、誤差を含むあいまいなデータをファジィ集合として処理すると共に、ニューラルネットワークで降雨と流出との関係をブラックボックス的に扱い、限られたデータしか得られない中小河川の洪水予測を行うことを目的とする。

2. 研究方法

洪水解析に用いるファジィ理論とニューロ理論について、以下に述べる。

2.1 ファジィ理論の概説

ファジィ集合とは、ある集合に所属するか否かがあいまいな要素を、所属する度合もしくは可能性で表現した集合である。この所属度を0～1で表す関数をメンバーシップ関数といい、1に近いほど所属度が大きく、0に近いほど所属度が小さいことを意味する。このように、あいまいなデータにあいまいさの程度を付加するならば、一般のデータと同様に取り扱える¹⁾。例として、降雨量約5 mm/hのファジィ集合を示す。降雨量が観測地点で5 mm/hと測定された場合、流域全体の降雨量 r は何mm/hか。図-1のメンバーシップ関数(実線)は、 $r=5$ である可能性を1.00とし、 $r=2$ である可能性を0.20、 $r=7$ である可能性を0.40と表している。また、降雨量が似ていれば流出量も似ていと仮定すると、降雨量約7 mm/h(破線)に対する流出量は、降雨量約5 mm/hでの流出量をどの程度参考にできるのか。これは、2者のメンバーシップ関数から斜線部のように、最大で0.55程度と求められる。つまり、メンバーシップ関数には、データの応用範囲を規定する働きもある。

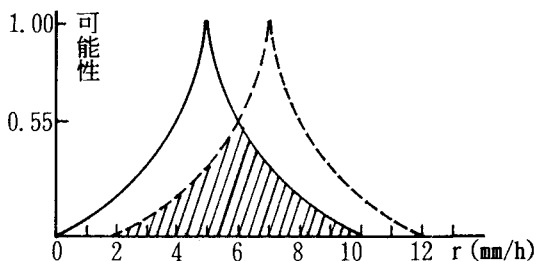


図-1 メンバーシップ関数

2.2 ニューロ理論の概説

生物の神経系は、多数のニューロン(神経細胞)がシナプス部で結合して、複雑なニューラルネットワーク(神経回路網)を構成、電気パルスの信号を交換し合うことで情報を処理している。ニューロンが信号を発生するのは、シナプスを介して入力された信号の総和が閾値を越えたときで、信号の変換と伝達は並列に行われる。また、情報処理の際に信号が通ることによって、シナプス部の信号伝達効率(荷重)が変化し「記憶」をなすという説がある²⁾。つまり、神経系には、参考とする処理パターンを与えるとそれを満たすように自身で荷重を修正し、ネットワークを最適化する自発的学習能力がある。この情報処理システムを応用すれば、外部からアルゴリズムを定めてやる必要がなく、数学的解法が十分にわからない問題を取り

Flood Forecasting for The Mountainous Rivers Using Fuzzy Inference and Neural Networks
by Satomi IMAI and Satoshi TOHMA

扱うこともできる³⁾。

図-2のようなユニットでニューロンの仕組みをモデル化する。ユニット j は n 個のユニットから入力を受けている。ユニット i の発生する信号を x_i 、 i と j 間の荷重を w_{ij} とすると、 j が i から受ける入力は $x_i w_{ij}$ である。入力信号の総和 $\sum x_i w_{ij}$ に応じて j は信号 x_j を発生する。この応答特性は(1)式、および図-3で示される。

$$x_j = \frac{1}{1 + \exp\{-(\sum x_i w_{ij} - \theta_j)/u_0\}} \quad (1)$$

ただし、出力信号 x_j の最大値は1、出力がない場合は0、 θ_j は j の閾値、 u_0 は応答の感度を表す正の定数である。

本研究では、このユニットを基本素子とし、図-4のような階層構造のニューラルネットワークをモデルする。ユニットは、その役割に応じて入力層、中間層、出力層グループに分かれ、入力層ユニットに与えられた信号情報は、中間層ユニットを通して出力層ユニットに伝達される。また、入・出力層のユニット数は対象とする問題により決定される。入力層ユニット i に与えられる信号を S_i 、入力層ユニットからの信号を受けて中間層ユニット j が発生する信号を A_j 、中間層ユニットからの入力を受けて出力層ユニット k が発生する信号を O_k 、 j および k の閾値をそれぞれ h_j 、 θ_k 、 i と j および j と k 間の荷重をそれぞれ u_{ij} 、 v_{jk} とし、 A_j および O_k の発生は(1)式に従うとする³⁾。

また、神経系の学習能力は、以下に述べるバックプロパゲーション則(BP則)で実現される。BP則とは、出力を様々に変化させて誤差を最小にすることが目的であり、最急降下法と等価である。図-5の(2)~(9)式に入力信号パターン $\{S_i\}$ に対する理想的出力パターンを $\{T_k\}$ として、出力パターン $\{O_k\} = \{T_k\}$ となるようにネットワークの閾値と荷重を修正する方法を示す。1回の修正が完了すると、再度 $\{S_i\}$ を入力、各ユニットの信号誤差 δ_k 、 σ_j に応じて修正された閾値、荷重

((4), (5), (8), (9)式の左辺) を使

用して $\{O_k\}$ を求め、 $\{T_k\}$ と誤差があればさらに修正を行う。この修正は、誤差が許容値に入るまで繰り返される⁴⁾。また、閾値と荷重の初期値は乱数で与える。これは、中間層に個性を持たせ、ネットワークの各ユニットが分担する機能を明確にするためである²⁾。

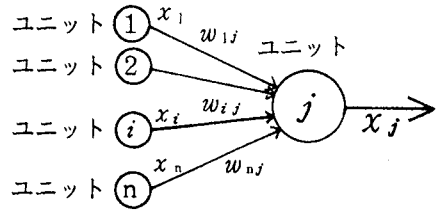


図-2 ニューロンモデル

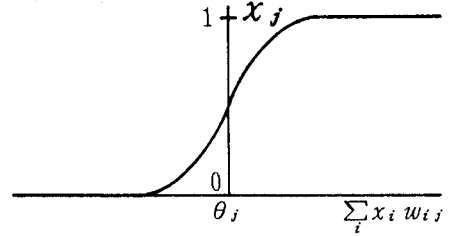


図-3 ユニットの応答特性

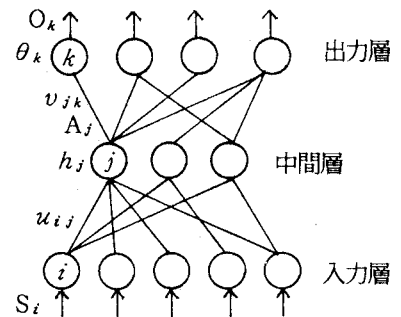
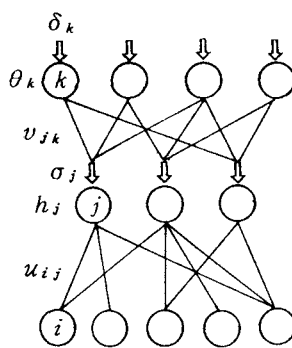


図-4 階層構造ニューラルネットワーク



$$\delta_k = T_k - O_k \quad (2)$$

$$\delta'_k = \delta_k O_k (1 - O_k) / u_0 \quad (3)$$

$$\theta_k = \theta_k + \alpha \delta'_k \quad (4)$$

$$v_{jk} = v_{jk} + \beta \delta'_k A_j \quad (5)$$

$$\sigma_j = \sum v_{jk} \delta_k \quad (6)$$

$$\sigma'_j = \sigma_j A_j (1 - A_j) / u_0 \quad (7)$$

$$h_j = h_j + \gamma \sigma'_j \quad (8)$$

$$u_{ij} = u_{ij} + \varepsilon \sigma'_j S_i \quad (9)$$

ただし、 α 、 β 、 γ 、 ε は正の定数とする

図-5 BP則によるネットワークの修正⁴⁾

3. 洪水解析

本研究で解析対象とした流域、および洪水予測システムについて述べる。

3.1 解析対象流域の概要

本研究では、図-6に示す胆振南西部の登別・白老地方に位置する胆振幌別川、敷生川および白老川の3つの二級河川を解析する。表-1のように、3河川とも20km前後の流路延長を有し、山地部が流域面積の80%前後を占める典型的な山地中小河川である。この地域は、1000m級の峰々が連なるオロフレ山系の南東斜面部にあたり、太平洋側から吹いてくる南東風がこの山系にぶつかり急激に上昇し積乱雲を発生、さらに積乱雲の下層の雲で雨滴が併合作用を起こすため豪雨が起り易く、年平均降水量が1800mmに達する道内有数の豪雨地帯である^{5)・6)}。

3河川とも、流域上流部では河川による開析が進み急傾斜な峡谷を呈し、中流部では段丘を展開、下流部では狭小な沖積地を形成している。地質的には、上層に安山岩礫を主体とする透水性の大きな粗粒砂、火山灰の層が薄く堆積し、下層に溶結凝灰岩が広く分布し

ている。そのため、弱い降雨の場合には、雨水がほとんど浸透し表面流出が生じないが、強い降雨の場合には、短時間で薄い表層が飽和し、その後急激な表面流出を生じる特性を有しており、豪雨時には洪水到達時間が短く、ピーク流量が非常に大きい治水上不利益な河川である⁵⁾。

胆振幌別川：南北15km、東西11kmの扇形状流域である。降雨量は流域のほぼ中央に位置する標高92mの鉾山町観測所、流量は河口から約4km上流にある幌別ダム観測所のデータを使用する。

敷生川：南北18km、東西11kmの矩形状流域である。流域内に降雨観測所がないため、近接の白老町のデータで代用し、流量は河口から約2km上流にある竹浦町観測所のデータを使用する。

白老川：南北21km、東西11kmのこの地方で最大の河川である。降雨量は河口から14km上流にある標高160mの森野観測所、流量は隣接する御料地観測所のデータを使用する。

以上のように、降雨観測地点は流域内で1点のみ、中には観測所が存在しない流域もある。また、流量は水位流量関係式を用いて、水位から変換したものである。胆振幌別川の流量は、ダム上流側の堰で測定されているため若干精度が良いと思われるが、敷生川、白老川の観測精度は高くはないと思われる⁷⁾。

3.2 洪水予測システム

本研究では、時刻 t における観測流量とその変化量、および時刻 $t-3 \sim t$ までの4時間の観測雨量から、1時間後の時刻 $t+1$ までに変化する流量を予測することを目的とする。以下に、洪水予測に使用するメンバーシップ関数と、ニューラルネットワークについて述べる。

はじめに、降雨量と流量のメンバーシップ関数 Mr_i 、 MQ_i は、それぞれ既往の研究において、解析対象流域での適合性が比較的高い、図-7、8に示す(10)、(11)式を採用する⁷⁾。

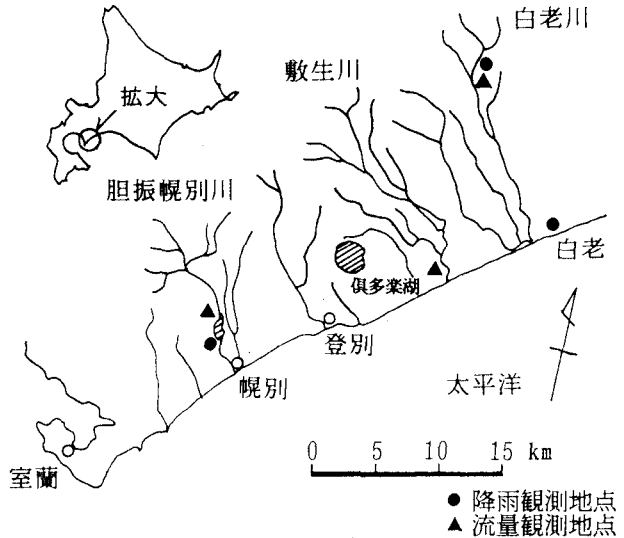


図-6 河川位置図⁵⁾

表-1 3水系の流域諸元

河川名	流路長	流域面積	山地部の割合
胆振幌別川	18km	104.9km ²	91.1%
敷生川	23km	136.1km ²	78.9%
白老川	24km	178.3km ²	84.1%

$$Mr_i(r) = \exp\{-0.4 \times |r_i - r|\} \quad (10)$$

$$MQ_i(Q) = \exp\{-0.8 \times |Q_i - Q|\} \quad (11)$$

ここで、 r_i 、 Q_i は時刻 t に観測された降雨量、流量である。次に、(12)式で示される流量の変化量は、ファジィな値である流量同士の計算であるから、そのメンバーシップ関数 $M_{\Delta Q_i}$ も、 MQ_i 、 MQ_{i-1} から (13) 式で求められる。

$$\Delta Q_i = Q_i - Q_{i-1} \quad (12)$$

$$M_{\Delta Q_i}(\Delta Q) = \max_{\Delta Q} [\min\{MQ_i, MQ_{i-1}\}] \quad (13)$$

ここに、 r は降雨量(雨量強度 mm/h)、 Q は流量(流出高さ mm/h)、また、 ΔQ は流量の変化量(単位時間当たりの流出高さの変化量 mm/h)である。

ネットワークは、図-9のような3層構造モデルとする。 Q_i 、 ΔQ_i 、 r_i 、 r_{i-1} 、 r_{i-2} 、 r_{i-3} の6つの要素から ΔQ_{i+1} を予測することが目的であるから、入力層ユニット i は流量、流量変化量、4時間の降雨量を表し、 $MQ_{i/2}$ 、 $M_{\Delta Q_{i/2}}$ 、 $Mr_{i/2}$ 、 $Mr_{i-1/2}$ 、 $Mr_{i-2/2}$ 、 $Mr_{i-3/2}$ を入力信号 S_i とする。中間層は、流量情報と降雨量情報を同等に変換することを避けるため、流量と変化量の信号を受けるグループと、降雨量の信号を受けるグループに分割し、出力層ユニット k の出力信号 O_k は、変化量の予測値 $\Delta Q'_{i+1}$ のメンバーシップ関数 $M_{\Delta Q'_{i+1/k}}$ を表す。ネットワークの修正は、理想的出力信号として実際の変化量のメンバーシップ関数 $M_{\Delta Q_{i+1/k}}$ を用い、BP 則に従う。ただし、修正をスムーズに行うため、前回の修正量も考慮するモーメント法⁴⁾を用いる。修正には過去の洪水事例を用い、予測計算は修正されたネットワークに他の洪水事例を入力して行う。また、予測流量 Q'_{i+1} は、図-10に示すように、出力信号 O_k が最大となるユニット k が表す変化量を予測値 $\Delta Q'_{i+1}$ とし、観測流量 Q_i に $\Delta Q'_{i+1}$ を加算して求める。また、予測計算と同時にその洪水事例を使用してネットワークの再修正を試みる。

4. 解析結果と考察

図-11に示す胆振幌別川の1970年(昭和45年)9月17日の洪水を用いたネットワークの閾値、荷重修正と、そのネットワークによる流量予測について考察する。ただし、以下に示すのは、入力層ユニット数を、流量、変化量グループ30個、降雨量グループ76個、中間層ユニット数を、流量、変化量グループ15個、降雨量グループ20個、出力層ユニットを21個とした例である。

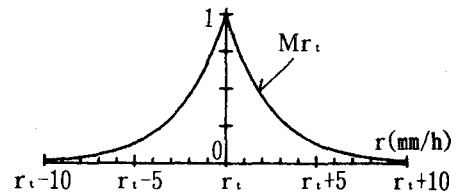


図-7 r_i のメンバーシップ関数

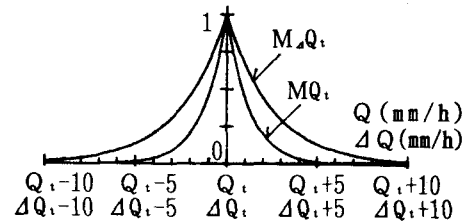


図-8 Q_i 、 ΔQ_i のメンバーシップ関数

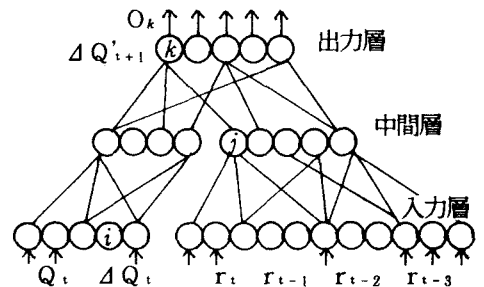


図-9 ニューラルネットワーク

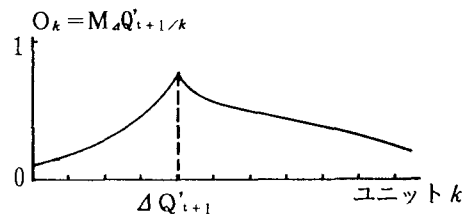


図-10 出力信号と $\Delta Q'_{i+1}$

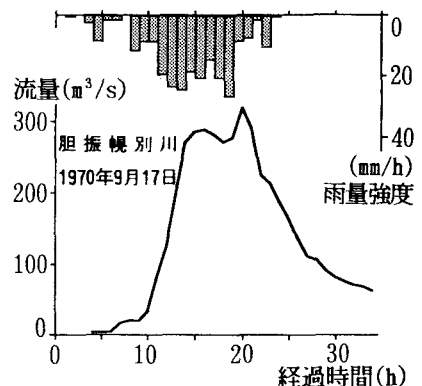


図-11 ハイエット・ハイドログラフ

4.1 ネットワークの修正

図-12は、出力信号と理想的信号との二乗誤差の修正回数に伴う変化を示す。ユニット数や、修正に使用する係数 (α , β , γ , ε) により若干の差異はあるが、25回程度の修正で誤差はほぼ収束する。ただし、25回目以降も閾値、荷重修正は続き、降雨と流量変化との関係をより強く記憶したネットワークを形成して行く。

4.2 胆振幌別川

上記のように修正されたネットワークによる

1981年(昭和56年)8月21日の洪水予測を、図-13に示す。観測値に比べ、ピーク流量の出現が1hrほど遅れるが、流量急増部分は遅れていない。また、観測データをファジィ集合とせずに入・出力信号を0または1として学習したネットワークに、同じく非ファジィデータを入力して予測した流量(記号△)の方が観測値を良く再現しているようにみえるが、観測値に加算する変化量予測値が0mm/hとなった結果、1時間前の観測値を平行移動しただけである。これは、図-14に示す非ファジィデータとファジィデータの出力信号を比較すると明らかである。したがって、データをファジィ集合とすることにより各事象が応用範囲を持つために、ネットワークの適用性は高くなると考えられる。

4.3 敷生川

1981年8月21日の敷生川の洪水流量予測を図-15に示す。観測精度があまり高くないため、予測性能を判断しづらいが、ピーク流量の出現時刻は一致している。流域外の観測降雨量を用いて、胆振幌別川の洪水事例で修正したニューラルネットワークによる予測であるが、流量の増加部分を除いて、全体の形状は良く再現できたと思われる。また、自己の洪水でネットワークを再修正しながら予測した流量(記号×)は、特に流量増加部分において観測値との一致度が高くなった。したがって、観測精度の良いデータが得られる場合には、流量予測にあたって、ネットワークを逐次修正していく方法が適切と思われる。

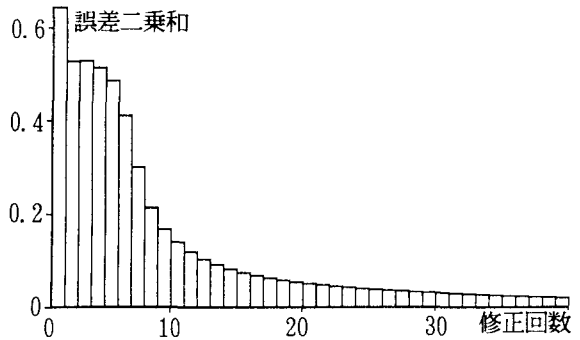


図-12 修正回数と誤差変化

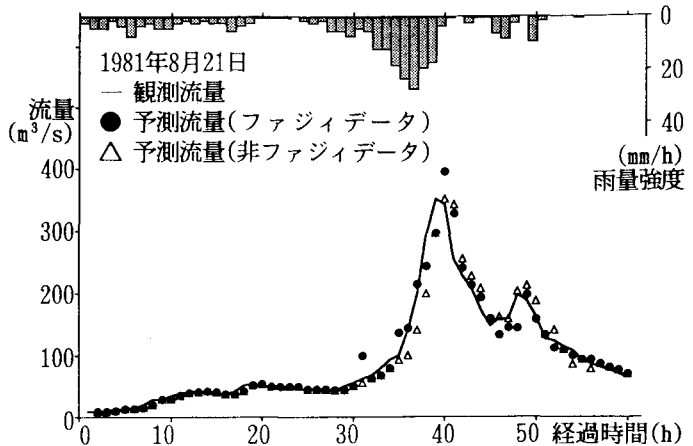


図-13 胆振幌別川のハイレート・ハイドログラフ

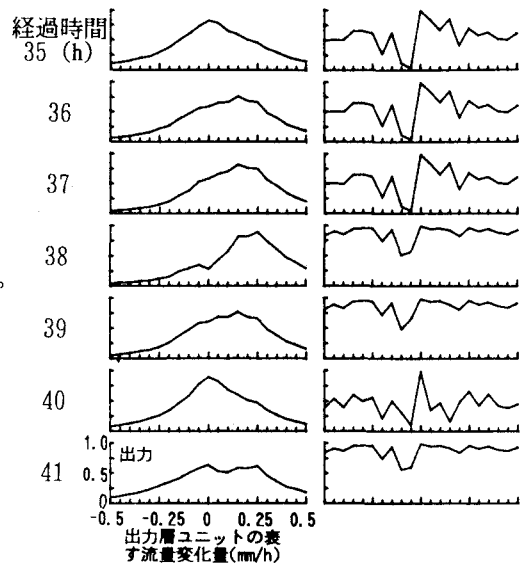


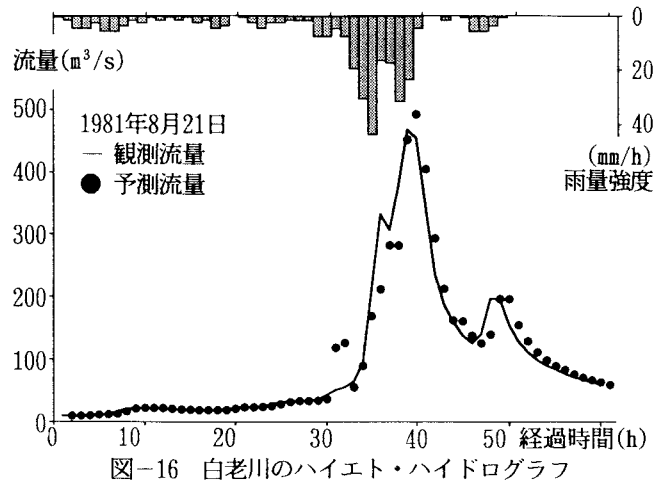
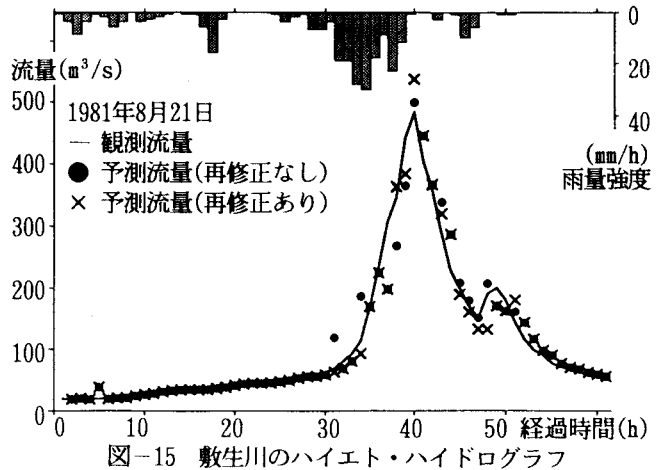
図-14 出力信号図

4.4 白老川

1981年8月21日の白老川の流量予測を行い、図-16にその結果を示す。敷生川と同様、観測精度があまり高くないため、予測性能を判断しづらいが、ピーク流量はほぼ一致する。胆振幌別川の洪水事例で修正したネットワークで予測したものであるが、全体の形状は比較的良く再現できたと思われる。

5. 結 語

以上のように、ファジィ集合とニューラルネットワークを用いて、誤差および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可能となった。このシステムでは、事前に過去の洪水事例からニューラルネットワークを学習させておく必要があり、この修正計算にはかなり時間がかかる。しかし、予測計算そのものは短時間でできるため、洪水到達時間が短い中小河川でも逐次予測法として用いることが可能と思われる。また、ネットワークの修正はBP則を適用するのみでよく、一般の洪水解析でのパラメータ同定作業より単純であり、流域特性などを考慮する必要がないため、降雨流出機構をブラックボックス的に取り扱える。今後は、洪水予測時のネットワークの再修正と、ネットワークのユニットに現れる個性などから降雨と流量と流量変化量との因果関係について考える所存である。



参考文献

- 1) 寺野寿郎, 浅居喜代治, 菅野道夫: ファジィシステム入門: オーム社
- 2) 中野馨: ニューロコンピュータの基礎: コロナ社
- 3) 菊池豊彦: 入門 ニューロコンピュータ: オーム社
- 4) 中野馨: 入門と実践 ニューロコンピュータ: 技術評論社
- 5) 藤間聡: 胆振地方の山地流域における豪雨出水過程の基礎的研究: 土木学会北海道支部 論文報告集 昭和56年度
- 6) 菊地勝弘, 武田栄一: 北海道の集中豪雨: 文部省科学研究費 自然災害特別研究成果 自然災害科学総合研究班 「集中豪雨に関する研究 p. 109」 昭和53年5月 代表研究者 磯野謙治
- 7) 藤田睦博: Fuzzy理論を用いた流出予測: 第21回 自然災害科学シンポジウム 1984, 10