

1 はじめに

今回の研究では、活動の激しい雲仙・普賢岳を対象にし、既存の土石流発生基準雨量決定法（手法(A)）に最近発展の著しい（例えば、森山ら 1992）Neural Network を応用し、主観的となる傾向のある発生・非発生基準線の決定を客観的に行い得る手法を検討した。

2 使用した Neural Network の概要

Neural Network（以下、NNW と省略する）は、脳の神経回路網をモデル化し、計算機に学習機能を持たせたものである。本研究で用いる NNW は図 1 のような 3 層完全結合型のもので、ユニット数は雨量を入力する入力層、ネットワークを構成する隠れ層、土石流発生・非発生の判定を出力する出力層の順に、それぞれ、2、2、1 とした。このユニット数は入力層・出力層では入出力する要因の数とするが、隠れ層については多すぎると学習概念の一般化が損なわれ、少なすぎると判断能力と計算の収束性低下をきたす（平野 1991）ことから 2 とした。NNW における情報伝達をつかさどる伝達関数 $f(x)$ （図 2）には、神経の信号伝達をモデル化した Sigmoid 関数（図 3）を用いるとともに、ニューロンからの信号がある電位（しきい値）を越えないと発せられない現象を模した“しきい値 h ”と 言うものを採用している。また、基準雨量を設定する学習方法は土石流基準雨量設定時に発生し易い線形分離不可能問題（発生・非発生降雨が入り交じる）にも適用できる（蔵本ら 1991）誤差逆伝播法（Back propagation）を用いた教師信号付学習とした。つまり、入力層に与えたサンプル入力に対し出力層から出される信号と教師信号の誤差を計算し、これを出力層から入力層に向かって伝播させ、誤差の自乗和が最小値を取るように（最急降下法）NNW の結合を変化させて行く方法により学習を行う（図 4）。最急降下法収束の許容誤差は、誤差自体も比較的小さく計算時間も短いことから 0.05 を採用した。また、NNW の内部では情報が 0～1 の値の信号として交換されるようになっているため、入力層にも最大値で標準化した雨量（最大値に対する比）が入力されるようプログラムした。さらに、学習・実行ともに、土石流発生・非発生の判定を明快にし余分な判定情報を出さないため、出力層からの信号が 0.5 以下で土石流非発生と判定させた。

3 使用する雨量の概要

本研究は、既往の土石流基準雨量検討手法のうち、使用実績も多く雨量データの整理・蓄積も多くなされている手法(A)（建設省 1984、瀬尾ら 1985）に準じて行うこととした。故に、対象の雨量も手法(A)で用いられる時間雨量及び、前期降雨（図 5）と土石流発生までの連続雨量の和である実効雨量とした。この場合、NNW 入力時の混乱を避ける意味で、図 5 の手法(A)とは異なり実効雨量は土石流発生 1 時間前までのものではなく、土石流発生時までのものとする。時間雨量も土石流発生時のものである。前期降雨の半減期は 24 時間とした。計算に実際に用いた雨量は気象庁雲仙岳測候所のものとし、雲仙・普賢岳の流域のうち水無川の土石流を対象にした。使用するデータは、とりあえず、土石流発生・非発生の整理がよくできていることから、火山活動の活発となった 1991 年 4 月 9 日から 1992 年 9 月 10 日までのものとし、土石流発生雨量は発生監視装置（ワイヤーセンサー等）により発

生が確認された時のものとした。

4 NNWによる基準雨量の解析

雲仙・普賢岳の基準雨量を解析するに当たり、火砕流が堆積したすぐ直後においてはその熱のため降雨量の一部が蒸発し土石流発生に寄与する量が減少するので、土石流の発生雨量が大きくなる可能性がある点（諏訪ら 1993）に留意せねばならない。従って、この火砕流発生が頻発し（建設省等 1993）、相当の降雨があつても土石流発生が見られない時期（火砕流期と呼ぶ）とそうでない時期を区別し解析した。勿論、火砕流期の是非を数値にし、NNWに学習させることで火砕流発生状態も勘案したNNWシステムが可能とも考えるが、このためには火砕流堆積物の温度や地形データの蓄積も必要であり、今後の課題と考える。ここでは、火砕流期・非火砕流期を事前に分けて計算機に判断させることにした。火砕流期は、1991年5月29日～1992年4月21日（火砕流期1）と1992年6月16日～8月14日（火砕流期2）の2回見られる。これ以外は非火砕流期としてまとめた。ただし、火砕流期1及び2とも学習に用いる土石流発生降雨が少ないので、土石流発生の予測は行わなかった。また火砕流期1のデータで学習を行い、火砕流期2の予測・判定を行うことは、火砕流規模・頻度・温度・地形変化状態などが異なるので、このNNWでは不可能と思われる。非火砕流期については、発生降雨が多い上に火砕流期相互間のように土石流発生条件の相違が著しくないと考え、火砕流期1以前の1992年4月9日～5月28日の雨量データを使用して学習させ、それ以後の非火砕流期の発生・非発生を判定させた。解析結果については、火砕流期1を図6に火砕流期2を図7に、そして非火砕流期を図8に示した。土石流発生・非発生判定の的中率は、すべて100%となった。一方、非火砕流期の予測的中率は89%である。学習結果である基準雨量設定も予測・判定結果も良好であった。火砕流期2に関しては線形分離性が極めて高いので基準雨量の設定は簡単であるが、従来の方法では基準線（C.L.）の傾きが問題になる。また、その他のものは線形分離不可能（発生・非発生降雨が入り交じる）であるにもかかわらず、NNWによつて的確な基準雨量が設定され判定が可能となっていると言えよう。

5 結語

上記のように、NNWによつてC.L.の傾きなどに悩まされない客観的な基準雨量が設定され土石流の発生・非発生が判定できることが分かったが、今回の学習用データの線形分離不可能度はそれほど強いものではないことから、今後は学習の許容誤差を大きくする、あるいは、小さな発生雨量を小さい順にそして大きな非発生雨量を大きい順に省く操作をデータに施すなど、限定条件を付けない限り学習が終了しない場合も生じると考える。しかし、そのような場合でも許容誤差又は的中率と言う形で、設定された基準雨量の信頼性が評価できる。従って、設定作業の客観性・一貫性の点において本研究の手法は優れたものであると思われる。

参考文献 1) 平野広美：Cでつくるニューラルネットワーク、パーソナルメディア社、1991。
2) 建設省：土石流災害に関する警戒の発令と避難の指示のための降雨量設定指針（案）、1984。
3) 建設省、長崎県：雲仙・普賢岳噴火と火山噴火対策砂防事業、1993。 4) 蔵本由紀ら：パターン形成、朝倉書店、1991。 5) 森山聡之ら：ニューラルネットワークを用いた土石流の発生予測について、水工学論文集36巻、1992。 6) 瀬尾克美ら：土石流の警戒・避難基準雨量の設定に関する研究、建設省土研資料第2215号、1985。 7) 諏訪浩ら：水無川における高温土石流の発生、文部省科学研究費（No. 04302045）総合研究(A)研究成果、1993。

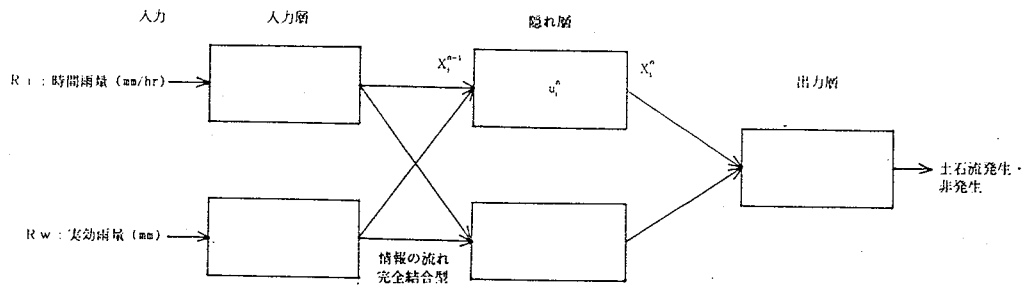
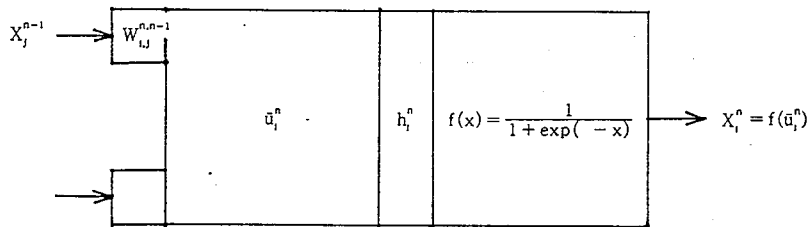
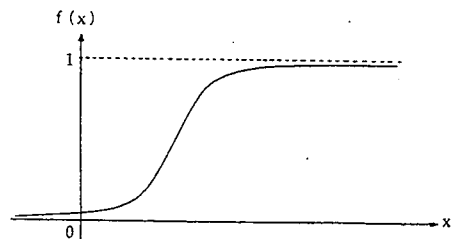


図1 Neural Network (NNW) の概要



$$u_i^n = \sum W_{ij}^{n,n-1} \cdot X_j^{n-1}$$

$$X_i^n = f(u_i^n - h_i^n)$$



伝達関数 $f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$

- u_i^n : n層 i 番目ユニットの内部状態
- $f(x)$: 伝達関数 シグモイド (Sigmoid; S字型) 関数
- h_i^n : n層 i 番目ユニットのしきい値
- $W_{ij}^{n,n-1}$: n層 i 番目ユニットに対する n-1層 j ユニットの結合の重み。

図3 伝達関数の説明

図2 NNWの作動説明

Start → [学習信号] → [結合の重み (W) の修正量計算] → [Wの修正] →
 → [しきい値 h の修正] → [入力・出力間の誤差 ε 計算] → [最急降下法] →
 → [ε > 0.05] → Startへ (Σ ε² を最小にする)
 → [ε ≤ 0.05] → 学習終了

図4 NNWの学習フロー

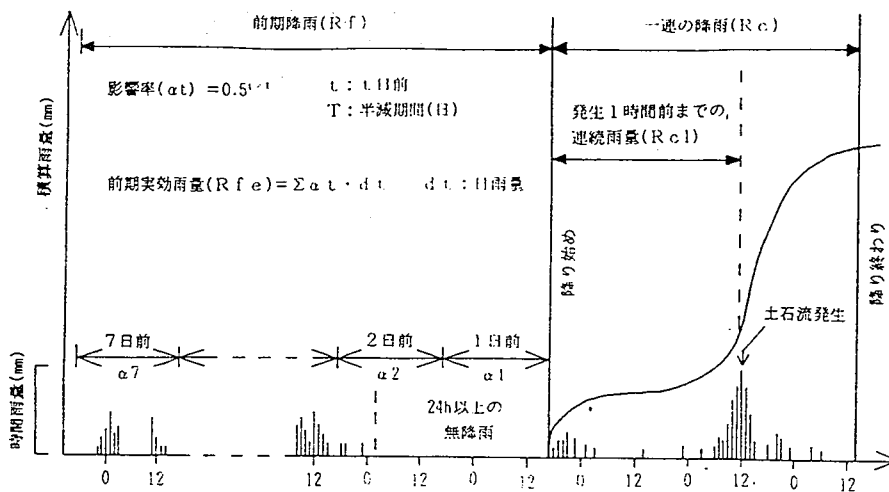
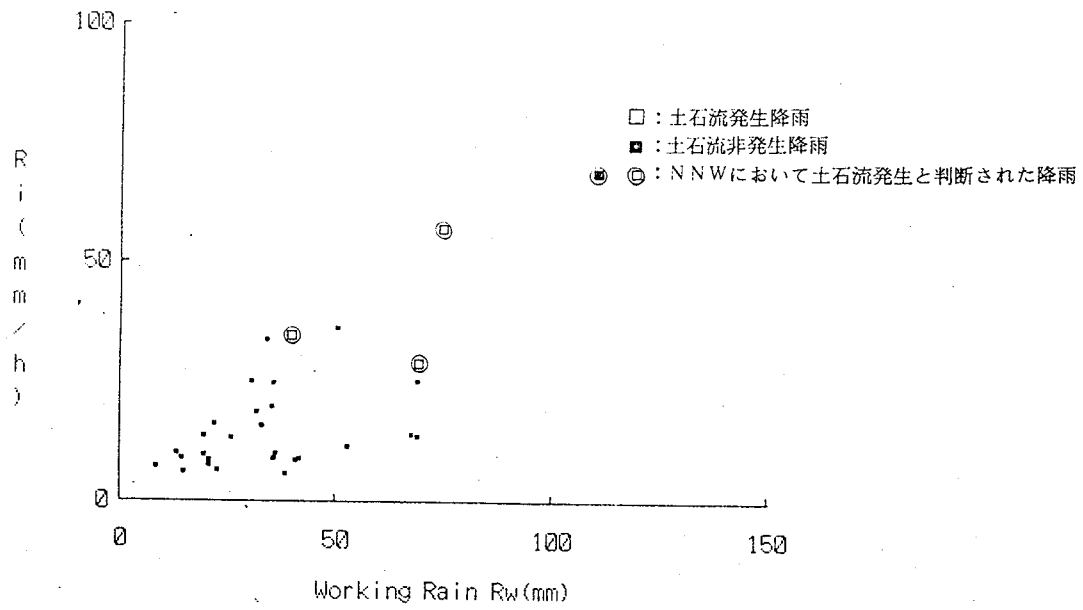
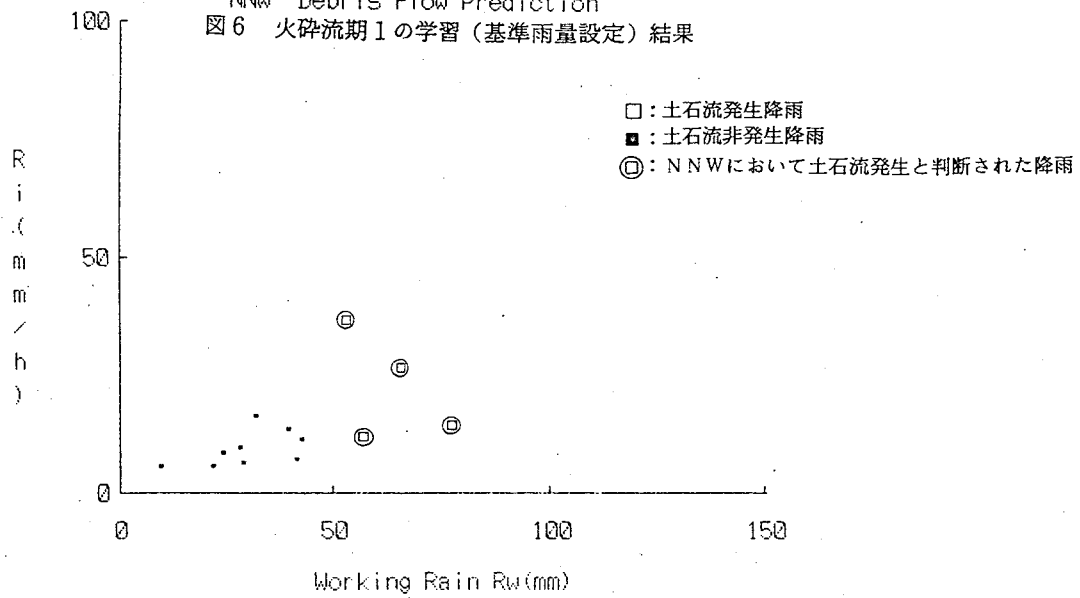


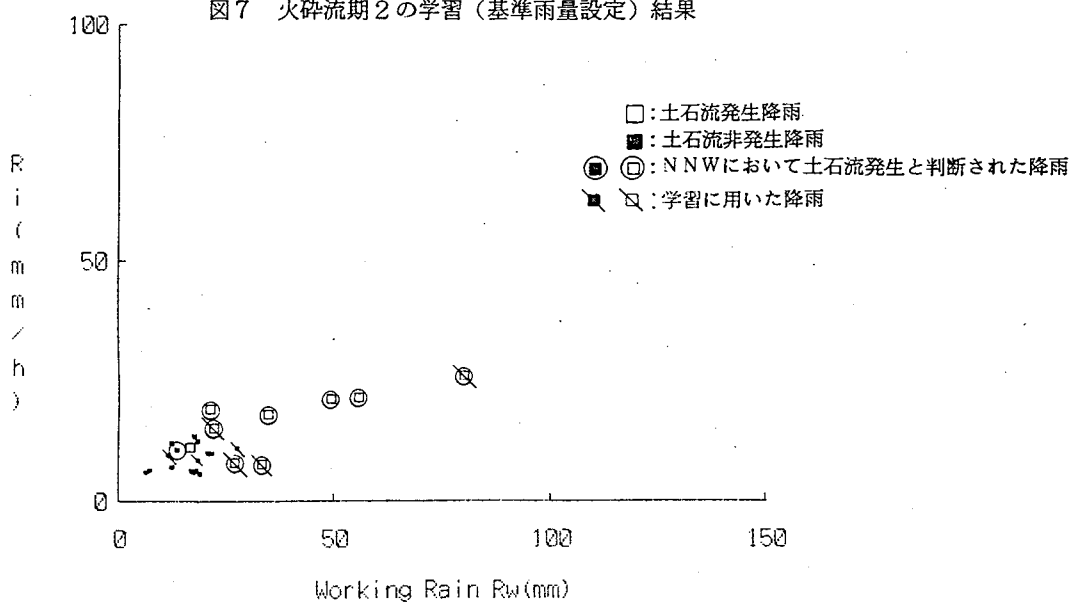
図5 手法(A)による基準雨量設定に関わる用語の定義図



NNW Debris Flow Prediction
 図6 火砕流期1の学習(基準雨量設定)結果



NNW Debris Flow Prediction
 図7 火砕流期2の学習(基準雨量設定)結果



NNW Debris Flow Prediction
 図8 非火砕流期の学習・予測結果