

# 土石流発生基準雨量に対する Neural Network の応用について\*

## A Study on a Neural Network System for Critical Rainfall Determination of Debris Flow Warning and Evacuation

久保田 哲也\*\* 池谷 浩\*\*\*  
Tetsuya KUBOTA Hiroshi IKEYA

### Abstract

In order to prevent debris flow disaster, warning and evacuation are very crucial in the area where it tends to occur. In this study, a critical rainfall determination method of debris flow warning and evacuation is studied for past disaster in Shimane, Kagawa and Kochi prefectures, and for Unzen Fugendake volcano in Kyusyu Island that has been pretty active recent years, using 3 layer neural network computer system combined with the critical rainfall determination system by debris flow discharge which is similar to the current method "A". And with this method, the debris flow critical rainfall seems to be determined more easily and precisely than before.

**Key Words:** Neural network, Debris flow, Evacuation

### 1. はじめに

土石流の発生を未然に予測し、警戒・避難を行うことは、土石流危険渓流周辺など土石流の頻発する地域では極めて重要となっている。全国には、7万余りの土石流危険渓流があり、砂防ダムなどによる対策が進められている。しかし、このような施設の整備には莫大な費用と長期間を要し、未整備の状態被災する恐れが生じる。また、整備後も計画規模を超過する土石流が発生する可能性がある。各都道府県では土石流に対する警戒避難体制の整備を進めている。現在実施されている、土石流の警戒や避難指示を発する基準には、比較的容易に入手できる降雨量に基づき、建設省の「土砂災害に関する警報の発令と避難の指示のための降雨量設定指針(案)」(建設省河川局砂防課, 1984)の手法により決められる「基準雨量」を用いることが最も一般的となっている。しかし、この手法による「基準雨量」は比較的主観的に設定され、発令する頻度が非常に高くなりがちである。つまり、いわゆる「空振り」が多くなる。(瀬尾ら, 1985)。そこで、二、三の改良案が提案されているが(矢野 1990, 藤井ら 1994)、いずれも人間の手作業によって基準雨量(基準線)を決定せざるを得ないため、熟練度と時間が要求される。その上に、担当者によって設定される基準雨量が異なる可能性を有する。

このような問題を解決する方法として、人間の判断に近い決定を行う Neural Network コンピューター(降雨, NNW と略記する)を応用した手法の発展が著しいが、最近では累加雨量により土石流発生・非発生を判断する研究がなされている(平野, 1992; 森山ら, 1992)。これによると発生・非発生は理論的に累加雨量のみで判断できる一方、発生時降雨強度  $r$  と発生時累加雨量  $R$  を用いれば、土石流の流量  $Q$  が次式(直角双曲線)のように計算できることも理論的に示された(平野, 1992)。 $A$  を流域面積,  $M$  を流域の地形・地質・土質に関する係数として、

$$Q/A = M \cdot r \cdot R \dots\dots\dots(1)$$

上記累加雨量による発生・非発生の判定は、表層破壊や渓床堆積物の移動条件により導かれ、土石流発生源における判定が可能となるが、土石流の警戒・避難において重要なことは、発生した土石流が保全対象まで達して影響を及ぼすかどうかである。ところが、小規模な土石流では運動量の不足などにより下流保全対象近傍まで流出しないものも生じると考え得る。 $R$  のみの判定では、たとえば、 $R$  として下流への流下が確認された土石流のデータを用いて下流にまで到達する規模の土石流発生限界を導こうとしても、土石流規模は降雨強度  $r$  の関数でもあるので流下最小規模(流量)の判断は難しくなる。本研究では平野の導いた(1)式の  $Q \propto (r, R)$  関係を用い、下流へ流出する最小規模の土石流発生限界を発生・非発生の限界(Critical Line, C. L.)と考え、従来の手法(建設省河川局砂防課, 1984 など)と同様に  $r \sim R$  平

\* 一部平成6年度砂防学会研究発表会で発表  
\*\* 鳥取大学農学部生環境科学大講座  
\*\*\* 建設省九州地方建設局河川部

面上に発生・非発生データを整理し、これに NNW を応用した。ただし、本研究では前述の“指針(案)”に示された一手法である「手法 A」に対する適用可能性をも検討するため、 $r$ には発生時の時間雨量を、 $R$ には発生時の実効雨量を用いた。これにより、主観的となる傾向のある発生・表発生基準の決定を客観的かつ効率良く行い得る手法を検討した。

## 2. 対象とする事例地域・時期と使用した雨量

### 2.1 事例地域・時期

今回の研究では、雨量・災害資料が整理されており、かつ、入手可能で、しかも、ある程度の頻度で土石流の発生した、あるいは発生している地域・時期を選んだ。

#### 1) 火山性土石流の事例

火山性土石流の事例として、活動の激しい長崎県雲仙普賢岳の島原市、深江町の災害のうち大土石流や火砕流の発生と流下が多く観測され、ワイヤーセンサーなどの設置により土石流の発生が特定できる水無川における 1991~1992 年の土石流災害を選んだ。

#### 2) 豪雨による土石流災害事例

この事例としては、土石流の発生がある程度の頻度で見られ、かつ、雨量資料の整理がなされている、島根県川本地区 1983 年の災害、香川県小豆島地区の 1965~1984 年の災害、高知県物部地区 1966~1986 年の災害を対象に考えた。

島根県川本地区は石見町他 5 町村からなる島根県中部の地域で、地質は砂岩・泥岩等よりなる第三紀層や中・古生層、花崗岩などからなり、昭和 58 年 7 月集中豪雨災害など土石流や崩壊災害の多い地域である。

香川県小豆島地区は内海町など 3 町からなる瀬戸内海に浮かぶ小豆島全島に相当する地域で、地質は主として花崗岩よりなるが、その上部に第三紀層(集塊岩、流紋岩、安山岩)なども分布する。昭和 49 年 7 月の台風 8 号の集中豪雨による大土石流災害など災害の多い地域である。

高知県物部地区は安芸市北部など 3 市村からなる高知県東部の地域で、地質は中央構造線周辺で弱変成を受けた秩父古生層(砂岩・粘板岩)から主として構成される。昭和 50 年 8 月台風 5, 6 号災害など土砂災害の多い地域である。

### 2.2 使用した雨量データの概要

本研究は、前述のように最小流量の流下土石流を基準雨量の設定に用いることにしているが、このことは既往の土石流基準雨量検討手法のうち手法(A)(建設省, 1984; 瀬尾ら, 1985)と類似の解析方法となる。使用実績が多く雨量データの整理・蓄積もなされているこの手法に対する NNW の適用可能性を検討する意味で、厳密

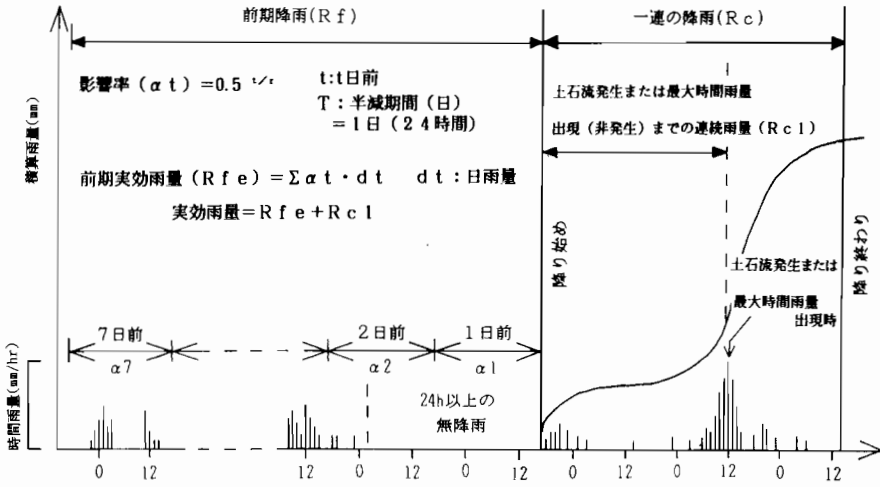
には発生直前雨量と累加雨量を使用すべきところ、手法(A)で用いられる、時間雨量及び前期降雨(図-1(a))と土石流発生までの連続雨量の和である実効雨量を使用する。また、前期降雨(先行降雨)を考慮したほうが NNW の的中率が上昇するとする研究もあり(平野ら, 1994)、実効雨量の使用はその意味でも検討に値すると思われる。さらに、理論的には土石流発生 1 時間前までの雨量ではなく、土石流発生時のものを使用せねばならないので、(平野 1992)、従来の手法(A)とは異なり、実効雨量は土石流発生時までのもの、時間雨量も発生時のものを使用した。なお、前期降雨の半減期は 24 時間とした。

計算に実際に用いた雨量は雲仙普賢岳水無川が、最も近くに位置する気象庁雲仙岳測候所のものとし、土石流発生雨量は発生監視装置(ワイヤーセンサー、監視カメラ等)により発生が確認された時のものとした。

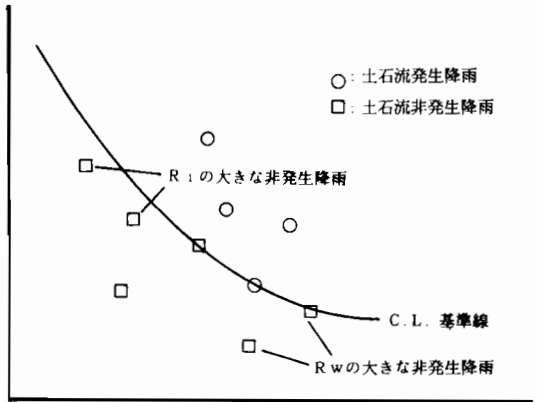
また、島根県川本地区については至近距離にある気象庁瑞穂測候所のものとした。香川県小豆島地区は香川県土庄土木事務所、他小豆島内の香川県管理の 7 観測所とし、発生雨量には可能な限り土石流発生地区に近い観測点を選んだ。ただし、非発生雨量はデータに一貫性のある土庄土木事務所で観測されたものを用いた。高知県物部地区については、最も近い気象庁の大板測候所のものを用いた。雲仙以外のこれらの地域では、土石流の発生は住民及び消防署や土木事務所などによって確認されているが、発生時刻の明確なものはその時の時間雨量と実効雨量を解析に用い、不明なものは発生時点を含むと考えられる一連の降雨の最大時間雨量の発生時を土石流の発生時刻と見なした。土石流発生時刻の不明なものの取り扱いについては、本研究の主要な課題が Neural Network の応用可能性にあるので、あくまで一次的近似(藤井ら, 1994)ではあるが上記のように取り扱う。

## 3. 使用した Neural Network の概要

NNW コンピュータは、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を意味するが、計算機のハードウェアそのものではなく、ソフトウェアによってそのような機能を持たせる。本研究で用いる NNW は図-2 のような標準的でシンプルな 3 層完全結合型のものであり、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、そして隠れ層の数は多くしても計算の収束が遅くなるだけであり計算結果は変わらないこと(森山ら, 1992) から 2 とした。ま



(a) 実効雨量などの定義  
(a) Definition of working rain etc



Rw: 実効雨量 (mm)  
(b) 時間雨量・実効雨量関係図  
(b) Relation between rain intensity and working rain

図-1 手法(A)による土石流基準雨量設定に関する用語定義図(一部変更)  
Fig. 1 Definition sketch on critical rain decision

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。

4. NNW による基準雨量の解析

4.1 火山性土石流の事例

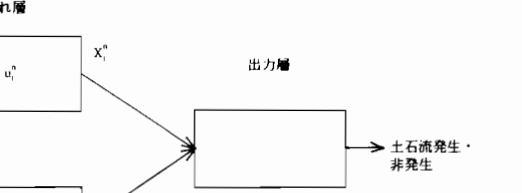


図-2 NNW の概要図  
Fig. 2 Neural network system overview

た, NNW における情報伝達をつかさどる伝達関数  $f(x)$  (図-3) には, 神経の信号伝達をモデル化した Sigmoid 関数 (図-4) を用いるとともに, 生物の神経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  $k$ ”を採用している。

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やす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-5)。最急降下法収束の許容誤差  $\epsilon$  の値については, 後に事例を用いて検討するが, 誤差自体も比較的小さく計算時間も短いことから一般に 0.01 がよく採用されている (森山ら, 1992)。また, 雨量をそのままの値で入力すると, NNW の内部情報信号の値である 0~1 などに比較して値のレンジが過大となり計算が発散するので, 入力層には後述するように基準とする雨量値で標準化した雨量 (基準値

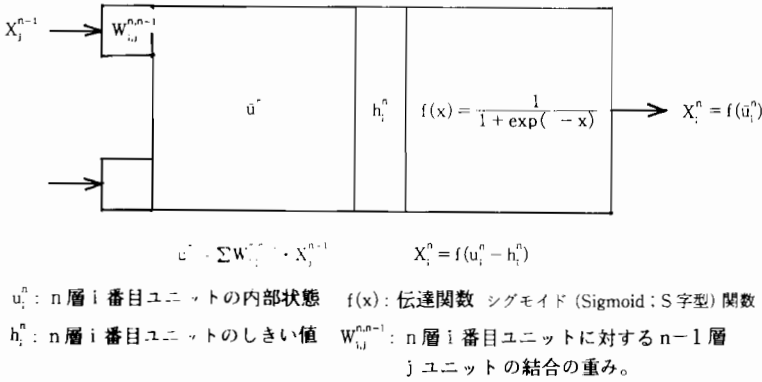


図-3 NNWの作動説明  
Fig. 3 Neural network system action

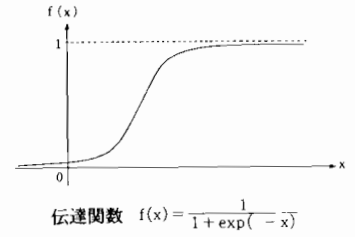


図-4 伝達関数の説明  
Fig. 4 Transmission function

活動中の火山で生じる火山性土石流の場合、通常の土石流と異なり、透水性の悪い火山灰が斜面を覆い、小さな降雨で土石流が生じることや、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、雲仙普賢岳の基準雨量を解析するに当たり、これらの特徴に注意し、火砕流発生が頻発し(建設省等, 1993)、相当の降雨があっても土石流発生が見られない時期(火砕流期と呼ぶ)と少量の雨でも発生する時期を区別し解析した。勿論、火砕流期であるかないかを数値にし、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。入力雨量データを基準化する基準値としては、発生・非発生の境界に近いものとして、発生雨量中で実効雨量最大のものを採用した。以降の基準値はすべて同じ考え方をとった。

土石流発生降雨データは通常少ないので、非発生降雨

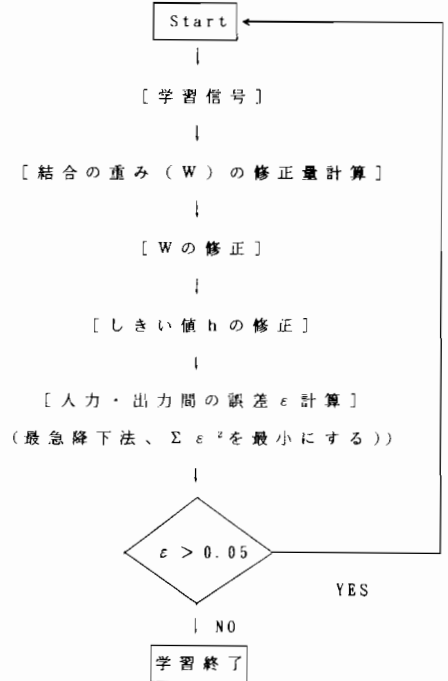


図-5 NNWの学習フロー  
Fig. 5 Flow chart of NNW learning

のデータに大きく影響され、学習が正しく行われな場合も生じる(川原ら, 1994)ので、学習は、どの場合も、発生・非発生降雨のデータ数をほぼ同一になるように考えた。そして、図-1(b)のように、基準線は非発生データをなるべく包絡するほうがよいので、学習に用いる非発生降雨としては対象時期の内から縦軸に対応する時間雨量の大きい順に必要なデータ数の約半数を選び、残りの半数を横軸に対応する実効雨量の大きい順に選んだ。時間雨量の大きいものと実効雨量の大きいものが重複する場合は、次の順位のものを追加した。この方法は、後述するように、発生・非発生の線形分離性が悪い場合にも有効である。

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。また、

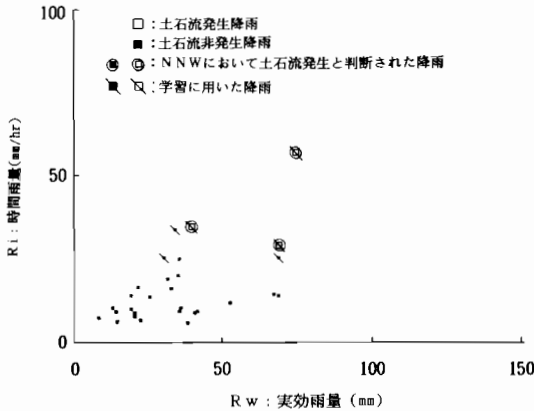


図-6 火砕流期1の学習(基準雨量設定)結果  
Fig. 6 Learning result for pyroclastic flow period 1

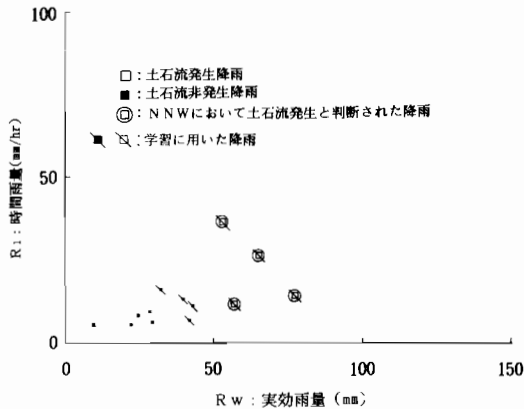


図-7 火砕流期2の学習(基準雨量設定)結果  
Fig. 7 Learning result for pyroclastic flow period 2

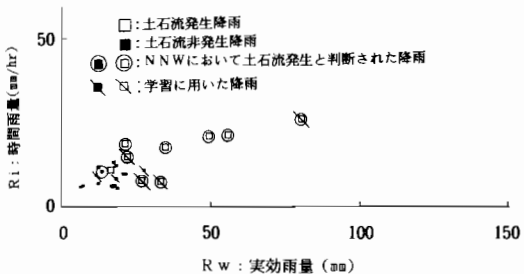


図-8 非火砕流期の学習及び予測結果  
Fig. 8 Learning result for non-pyroclastic flow period

土石流発生・非発生判定の的中率を、実際には土石流が発生したにもかかわらず、NNWでは認識できなかった率「見逃し率  $R_{mb}$ 」、NNWでは発生と認識したが非発生であった率「空振り率  $R_{sw}$ 」を用いて検討し、表-1に示した。これによると、火砕流期1の認識結果は学習用の雨に対して  $R_{mb}$ 、 $R_{sw}$  ともに0であり、予測(学習外)の非発生雨についても  $R_{sw}$  が0となっている。火砕流期2に関しても同様の結果である。非火砕流期では、学習用

表-1 学習及び予測の見逃し率  $R_{mb}$  と空振り率  $R_{sw}$   
Table 1 Missing a ball rate " $R_{mb}$ " and swing wide rate " $R_{sw}$ " in learning results

地区名		$R_{mb}$	$R_{sw}$	計算回数
普賢岳火砕流期1	学習	0	0	4,098
	予測	-	0	-
" " 2	学習	0	0	984
	予測	-	0	-
" 非火砕流期	学習	0	0	3,444
	予測	0.143	0.125	-
香川県小豆島地区	学習	0	0	354
	予測	0.071	0.267	-
" " 学習	学習	0	0	53,376
	予測	0	0.333	-
(過小発生降雨使用)				
高知県物部地区	学習	0	0	1,022
	予測	0.200	0.271	-
島根県川本地区	学習	0	0	684
	予測	-	-	-

表-2 許容誤差  $\epsilon$  と  $R_{mb}$  及び  $R_{sw}$  の関係  
Table 2 Relation between allowable error " $\epsilon$ " and  $R_{mb}$ ,  $R_{sw}$

種別	許容誤差 $\epsilon$	$R_{mb}$	$R_{sw}$	計算回数
学習	0.005	0	0	32,128
	0.01	0	0	31,200
	0.05	0	0	28,616
予測	0.005	0.600	0.330	-
	0.01	0.700	0.267	-
	0.05	0.700	0.270	-

の雨では  $R_{mb}$ 、 $R_{sw}$  ともに0であったが、学習外非発生雨と予測用の雨に対しては  $R_{mb}=1/7=0.143$ 、 $R_{sw}=1/8=0.125$  である。この値は小さなものと思われる(岩元ら, 1990)。

火砕流期2については、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。

#### 4.2 豪雨による土石流の事例

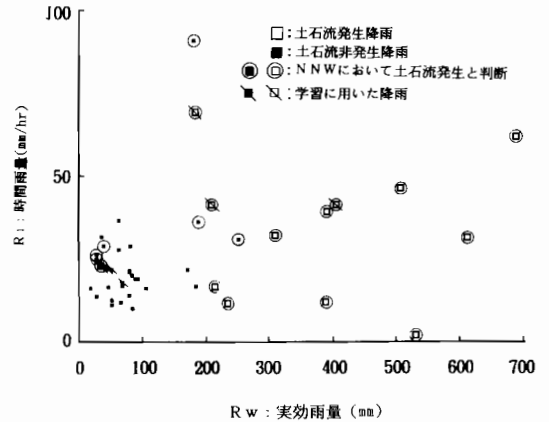
前述の火山性土石流の場合は、偶然にも線形分離性がそれほど悪いものが無かったが、豪雨の事例にはそのようなものが含まれるので、それに対する対応が必要とされる。つまり、計算の収束許容誤差を大きくすることや、過小な発生降雨並びに過大な非発生降雨を学習データより削除するなどの操作が必要となってくる。そこで、ここではまず発生降雨と非発生降雨の線形分離性が中庸の事例である香川県小豆島地区を対象に、許容誤差  $\epsilon$  の大小による NNW 認識結果の差を検討した(表-2)。この地区では、土石流発生データも多いことから、昭和40年~49年の降雨を対象に学習を行い、昭和50年~59年の

降雨を対象に土石流発生予測を行った。ただし、許容誤差のみの違いによる効果を見るため、上記学習降雨データのすべての発生降雨と非発生降雨を用いており、発生・非発生データ数の同一化や、過小発生データの省略などは行っていないが、非発生降雨には時間雨量90 mm, 実効雨量175.5 mm及び時間雨量30 mm, 実効雨量247.8 mmというような相当大きなものが二つ含まれており、これを学習に用いると、 $\epsilon=0.05$ でも収束しないので、この2データは学習には用いなかった。

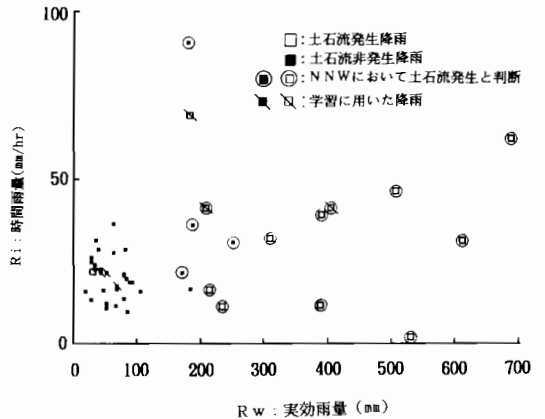
これによれば、学習用の降雨に対しては、許容誤差  $\epsilon$  が0.05, 0.01, 0.005いずれの場合でも、 $R_{mb}$ ,  $R_{sw}$ の値に差はない。しかし、予測に用いた降雨に対しては  $\epsilon$  が0.05, 0.01で同一の  $R_{mb}$ ,  $R_{sw}$ を得るが、0.005については両者の値とも変化する。すなわち、見逃し率は減少するが、空振り率も上昇する結果となる。NNWは一種のブラックボックスであるから、 $\epsilon$ はある程度小さくないとシステムの信頼性がない(川原ら, 1994)、従って、やはり従来より用いられている0.01の値を採用するのが良いと考えられる。また、線形分離性が悪く、 $\epsilon=0.01$ では学習が収束しない場合、上記の結果から、 $\epsilon=0.05$ でも止むをえないと思われる。しかし、上記の結果では余りに見逃し率が大きすぎるので、次に学習データの加工を考え、より良いNNWの学習を行わせる方法を検討した。すなわち、

- ① 過大な非発生雨量データを学習に用いない。
- ② 過小な発生雨量データを学習に用いない。
- ③ 前述のように、学習に用いる発生データ数と非発生データ数をほぼ同一とする。
- ④ NNWの適正な学習が行われるように、学習に使う非発生データを先の火山性土石流の場合と同じく、対象時期の非発生データから時間雨量の大きい順に必要なデータ数の約半数を選び、残りの半数を実効雨量の大きい順に選ぶ(図-1(b)参照)。

このような方法で、まず小豆島地区について、先述した時期を学習に使って解析を行うと、図-9のようになる。図-9(a)には過小発生雨量データを省かずに学習を行った結果が示されている。この過小発生データ周辺のみが飛び地のように分離して発生と認識され、明らかに学習が不適当と思われる。図-9(b)には、過小発生データ(時間雨量22 mm, 実効雨量34 mm)を省いた結果が示され適当な学習がなされていることが分かる。前者では学習収束に要する計算繰り返し回数は $\epsilon=0.01$ で53,376回、学習データに対する  $R_{mb}$ ,  $R_{sw}$  はそれぞれ0であるが、予測データに対しては、それぞれ0, 0.333となる。後者の過小発生データを省いた方では、計算繰り返し回数は $\epsilon=0.01$ で354回、学習データに対する  $R_{mb}$ ,  $R_{sw}$  はそれぞれ0, 予測データに対しては、それぞ



(a) 過小な発生降雨データも用いた場合  
(a) Using all data



(b) 過小な発生降雨を除いてより適切な学習がなされた場合  
(b) Eliminating small occurrence rainfall

図-9 香川県小豆島地区の学習及び予測結果

Fig. 9 Learning result for Shodoshima Area, Kagawa

れ0.071, 0.267となる。後者では、見逃し率がほんのわずかに悪くなるが、空振り率及び学習収束性はかなり改善され、しかも適正な学習がなされる結果となった。

以降、同様な手法で、高知県物部地区の解析を行った。この地区では、土石流発生データも多いことから、昭和41~49年の降雨を対象に学習を行い、昭和50~61年の降雨を対象に土石流発生予測を行った。また、この地区の線形分離性はかなり悪く、学習は困難と考えられるので、学習データの多少の加工が必要である。従って、学習に用いる発生データの最小降雨 ( $R_i=3.0$  mm/hr,  $R_w=84.3$  mm)については、学習を適切なものにするため、用いなかった。結果(図-10)は、計算繰り返し回数が $\epsilon=0.01$ で952回、学習データに対する  $R_{mb}$ ,  $R_{sw}$  はそれぞれ0, 予測データに対しては、それぞれ0.200, 0.227となった。見逃し率がかなり大きい、基準線の勾配などを人手により決定する必要もなく、効率よく、か

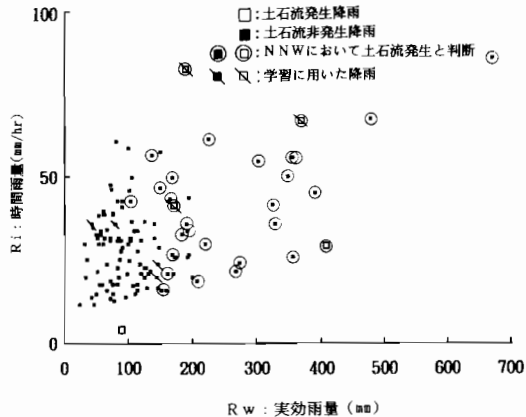


図-10 高知県物部地区の学習及び予測結果

Fig. 10 Learning result for Monobe Area, Kochi

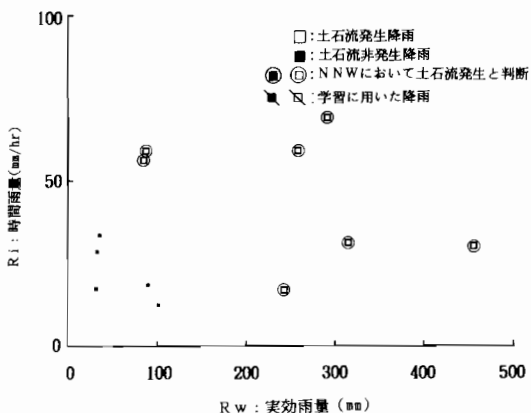


図-11 島根県川本地区の学習及び予測結果

Fig. 11 Learning result for Kawamoto Area, Shimane

つ、的確に土石流発生・非発生の区分がなされている。

最後に、島根県川本地区について同様な解析を行った。この地区に対しては昭和58年災害分のデータを入手したが、発生・非発生のデータ数がほぼ等しいので、これをすべて学習に用いた。結果は、図-11に示した。計算繰り返し回数が $\epsilon=0.01$ で684回、学習データに対する $R_{mb}$ 、 $R_{sw}$ はそれぞれ0となっている。この事例では、線形分離性がかなり良いので、NNWによらずとも基準線は容易に決定できると考えられるが、その場合基準線勾配の取り方などに恣意が入る余地がある。

いずれの事例においても、小豆島地区の例で示したように、NNWの認識結果が飛び地状態で現れるなど明らかに学習結果が正しくないと判断される場合や、学習が収束しない場合のように学習用データの選別が必要となる場合があるが、先述の①~④の方法により実行することによって、土石流発生・非発生の的確かつ効率的な識別が可能であると考えられる。

### 5. 結語

上記のように、NNWによってC.L.の傾きなどに悩まされない客観的・効率的な基準雨量の決定、つまり土石流発生・非発生降雨の識別が可能であると確信するが、学習の許容誤差を大きくする、あるいは、さらに過小な発生雨量を小さい順に、そして過大な非発生雨量を大きい順に省く操作を学習データに加えるなど限定条件を付加しない限り学習が終了しない場合も生じることが判明した。しかし、そのような場合でも、設定作業の効率性、客観性、一貫性を提供し、また、許容誤差 $\epsilon$ 及び、見逃し率 $R_{mb}$ や空振り率 $R_{sw}$ と言う指標により、設定された基準雨量の信頼性を評価・運用できるとと思われる。

最後に、本研究の一部は科学技術庁の平成5年度科学技術振興調整費による「火山地域における土砂災害予測手法の開発に関する国際共同研究」の一環として行ったこと、また、本研究の実施に当たっては京都大学農学部小橋澄治教授及び水山高久助教授のご助言・ご援助をいただきましたことを記して感謝いたします。

### 参考文献

- 1) 藤井恒一郎・久保田哲也・奥村武信: 土石流発生警報の発令及び避難指示の的確性向上に関する研究. 新砂防 Vol. 47, No. 2, pp. 35~42, 1994
- 2) 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, pp. 15~33, 1991
- 3) 平野宗夫: 土石流の発生予測と流出解析. 土砂移動現象に関するシンポジウム論文集, 京都大学防災研究所, pp. 23~38, 1992
- 4) 平野宗夫・森山聡之・川原恵一郎: 鹿児島市における土砂災害発生限界雨量. 文部省科学研究費 (No. 05306013) 平成5年8月豪雨による鹿児島災害の調査研究研究成果報告書, pp. 39~46, 1994
- 5) 岩元 賢・原田民司郎・平野宗夫: 土砂災害に対する警戒・避難基準雨量の設定について. 新砂防 Vol. 43, No. 3, pp. 3~8, 1990
- 6) 川原恵一郎・平野宗夫・森山聡之: ニューラルネットワークによる土砂災害発生危険度の評価. 土木学会平成6年度全国大会講演集, pp. 1~2, 1994
- 7) 建設省河川局砂防課: 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
- 8) 建設省・長崎県: 雲仙・普賢岳噴火と火山噴火対策砂防事業. pp. 3~33, 1993
- 9) 蔵本由紀・川崎恭治・山田道夫・甲斐昌一・篠本滋: パターン形成. 朝倉書店, pp. 187~224, 1991
- 10) 森山聡之・平野宗夫・上松泰介・川原恵一郎・白川朋道: 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, pp. 705~708, 1992
- 11) 瀬尾克美・原義文・五代 均: 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
- 12) 諏訪 浩・西村公志・清水 洋・馬越孝道: 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, pp. 23~34, 1993
- 13) 矢野勝太郎: 降雨によって発生する土石流災害予測システムに関する研究. 京都大学学位論文, 1990

(原稿受理 1994年9月16日)