

46 ニューラルネットワークを用いた土石流発生予測

九州大学工学部 森山 聡之
九州大学工学部 平野 宗夫
九州大学大学院 川原恵一郎

1. はじめに

土石流発生予測に関して、平野・疋田・森山^{1),2),3)}らは火山性土石流の発生機構及び流出過程についてモデル化を行い、土石流の発生と流出規模の予測手法の確立を目的として検討を行ったが、土石流発生予測を行うためには、限界降雨と到達時間を求める必要があり、これは多少の経験を必要とする。そこで今回はこれらを求めずに土石流発生予測を行うためにニューラルネットワークを導入した。ニューラルネットワークは人間の神経細胞のモデルを用いた情報処理システムのことであり、このニューラルネットワークには外部環境に合うように自分を変化させて調整する自己学習が可能であるため、従来の予測システムに比べ、より人間に近い判断を下すものとして期待できる。

2. ニューラルネットワーク

本研究では、図-1のような入力層*i*・中間層*j*・出力層*k*からなる階層型の構造をしたニューラルネットワークを使用し、教師付き学習法であるバックプロパゲーション（誤差逆伝播法）を利用した。バックプロパゲーションは出力層の各ユニットが実際に出力した値と教師信号との誤差を規則にしたがって入力層へ向かって伝播させるものである。ネットワークを構成する最小単位であるユニットは図-2のようになっており、応答関数には

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(rx - \theta)}} \quad (1)$$

で表されるシグモイド関数を使用した。ここに、*r*はシグモイド関数の傾き、*x*は入力及び θ はしきい値である。各ユニットからの出力は[0,1]の値を取るようになっている。階層型のネットワークではユニットからの出力は1方向のみ、入力層の各ユニットに出力された値*x*は応答関数*f*により変換され全ての中間層に向かって出力される。これに各々のユニット間に付けられている重み*w*を乗じたものが中間層への入力値として入力される。中間層と出力層の間においても同様の処理が行われ、最終的に出力層から出力されたものに教師信号を与え、ネットワーク間の重みを変えていく。ネットワークはこれをいくつかのパターンについて繰り返し学習することにより重みを決定し、理想的なネットワークを形成する。出力層のユニット*k*のパターン*p*が入力された時の出力*O_{kp}*と教師信号*T_{kp}*のずれの程度を出力層での誤差とすると、パターン*p*に対する誤差関数及び全パターンでの誤差はそれぞれ次式で表される。

$$E_p = \frac{(T_{kp} - O_{kp})^2}{2} \quad (2) \quad E_T = \sum_p E_p \quad (3)$$

この*E_T*が最小となったものを最適なネットワークとしてこの*E_T*を極小化するように重みを変化させる。これを学習と呼ぶ。ここで*E_T*を極小化するためには、*E_p*の極小化が必要であり、これは非線形最小化問題である。この問題の解法としてよく挙げられるのが前述のバックプロパゲーションである。バックプロパゲーションの計算手法としては最急降下法を採用する。

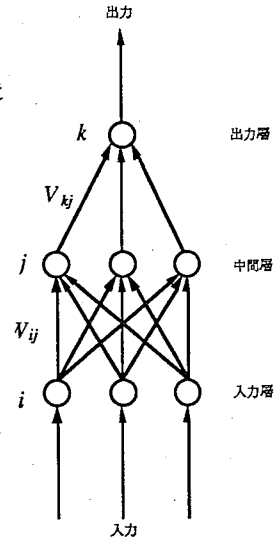


図-1 ニューラルネットワーク

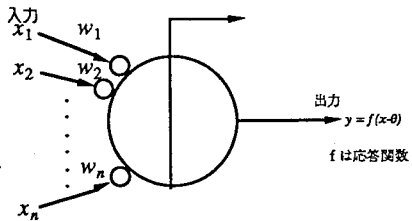


図-2 ユニットモデル

3 理論的検討

3.1 土石流発生限界理論

図-1のような砂質斜面の表面流の発生条件は次式で表される。

$$\frac{1}{T} \int_0^T R(t - \tau) \cos \theta dt \geq \frac{Dk \tan \theta}{L} \quad (4)$$

ここに D は堆積層の厚さ、 L は斜面長、 k は透水係数、 θ は斜面の傾斜角、 R は降雨強度及び T は到達時間とする。

上式において右辺は斜面に関する項、左辺は到達時間内の平均降雨強度を表している。従って、ある斜面において到達時間内の降雨強度がある値を超えると、表面流（土石流）が発生することになる。つまり土石流の発生を予測するためには、到達時間とその間の限界降雨強度を見出す必要がある。

3.2 模擬降雨を用いた学習

乱数を用いて200個の降雨時系列を発生させ、そのうちの1~5単位時間の累加雨量最大値を計算した。その一例を図-4に示す。これらの降雨時系列の3単位時間の累加雨量最大値に対し、次の式により土石流の発生確率を与えた。

$$F(z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} dz \quad Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (5)$$

ここに σ は標準偏差、 μ は期待値、 X は3単位時間の累加雨量最大値である。ここでは $\mu = 50$ 、 $\sigma = 20$ として200個の降雨時系列に対する土石流の発生確率を求めた。学習用データとしては、そのうち100個の降雨時系列の累加雨量最大値を入力値とし、教師信号としては、(5)式で求めた発生確率に $[-0.1, 0.1]$ の乱数を加え、発生確率が0.9以上のものに対しては、発生とみなし0.99を、それ以外のものについては不発生とみなし0.01としたものを用いた。この学習後のニューラルネットワークに、残りの100個の降雨時系列の累加雨量最大値を入力し、土石流の発生確率を求め、(5)式により得られた発生確率と比較したものを図-5に示す。図-5より $0.8 < F(z) < 0.9$ でネットワークの出力が0.01付近から0.99付近へ変わっていることがわかり、ネットワークが3単位時間の累加雨量最大値により土石流の発生、不発生を決めていることを示している。

4 実降雨に対する予測

4.1 阿蘇の降雨を用いた予測

阿蘇山における降雨の実測データを使い学習を行った。学習に使ったネットワークは入力層が15個、中間層が10個のものである。学習に使った降雨は図-6に示す通りであり、25個の累加雨量データのうち土石流の発生が確認されたものは5個で、入力には、1h~15hの累加雨量最大値を使った。学習後、続く降雨を入力し出力させ0.8以上の出力をしたものについては、土石流の発生が予測されたとした。図-7にネットワークが発生と予測した降雨のうち土石流が発生したものと、実際に不発生であるのに、ネットワークが発生と予測し空振りしたものと、実際に発生であるのに見落とされたものを示す。空振りしたものは土石流が発生しなかった降雨90個のうち23個で、見落とししたものは土石流が発生した降雨8個のうち1個であった。土石流の発生を見落としした事例は、予測に使った降雨のうち

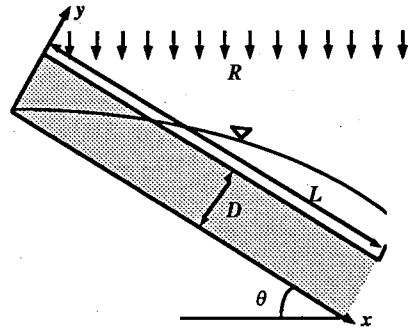


図-3 斜面の模式図
累加雨量

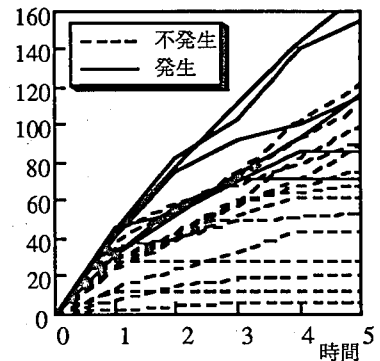


図-4 学習用降雨

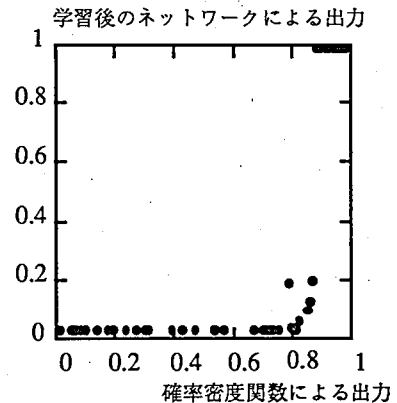


図-5 学習後の出力

土石流の発生が確認されたものなかでは、10時間以上の累加雨量が多いという他の降雨と異なるパターンを示している。

そこで、入力層の数を増やし1h~30hの累加雨量最大値を入力として学習を行ってみたが、結果は同じであった。このことからネットワークは5h~10hの累加雨量最大値で土石流の発生、不発生を判断していると思われる。

4.2 桜島の降雨を用いた予測

使用データは、1983-1986年の野尻川における土石流発生について、建設省九州南部レーダのデータのうち野尻川源流部の降雨データを用いた。このデータよりそれぞれ5分-60分、30分-60分、5分-120分、60分-120分の5分間隔の最大累加雨量を求めた。そのうちの1983年8月-1984年12月の累加雨量21個を用い、3層ニューラルネットワークの各入力層に各累加雨量を入力し出力層に対して土石流発生を0.99、不発生を0.010とする教師信号を与え学習を行った。ここで、入力層の数はそれぞれ12個、7個、24個、13個で中間層の数は3、5、7の3通りの場合について試みた。学習後のネットワークに1985年1月-1986年8月の各累加雨量を入力して、出力させたものを予測結果とする。この場合出力値が0.80以上のものを土石流発生、それ以外のものを不発生と判断し、実際に観測されたものと比較してそれを表-1・2・3に示す。表-1・2・3より、土石流の発生が確認されている降雨に対してネットワークが0.80以下の出力をして不発生と予測したものを見逃し、土石流の発生が確認されていない降雨に対してネットワークが0.80以上の出力をして発生と予測したものを空振りとする。中間層のユニット数の違いで出力結果にそれほどの差は見

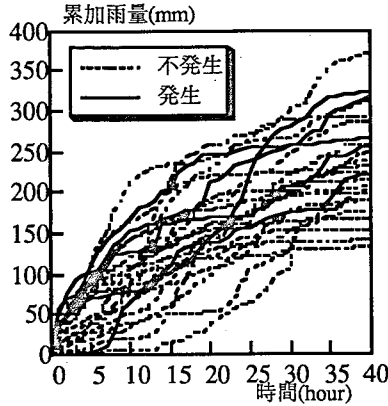


図-6 学習後の出力

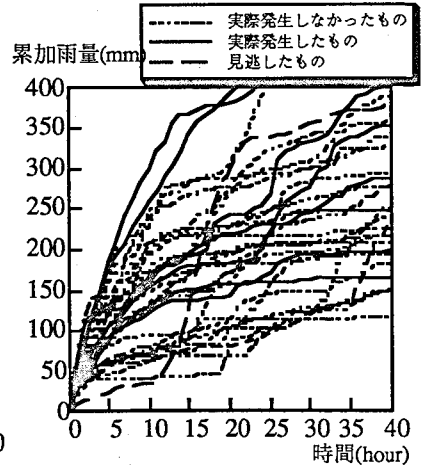


図-7 発生と予測された降雨

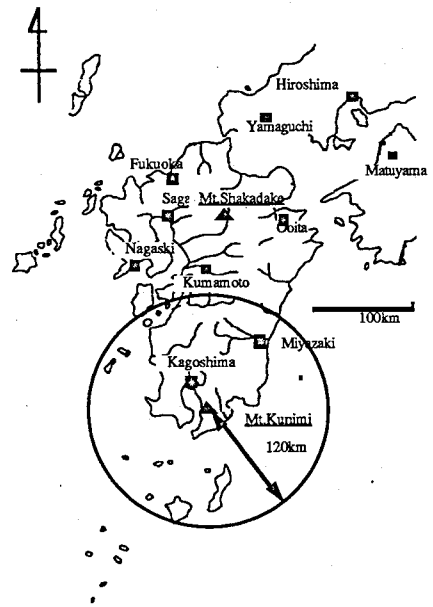


図-8 建設省九州南部レーダの観測範囲

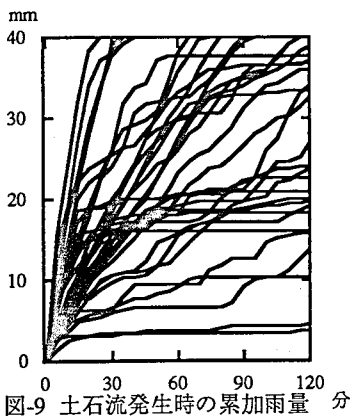


図-9 土石流発生時の累加雨量 分

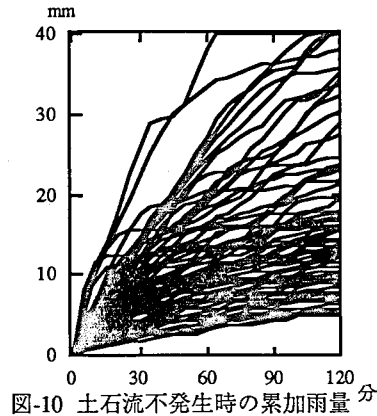


図-10 土石流不発生時の累加雨量 分

表-1 中間層のユニット数3

予測	5分-60分		30分-60分		5分-120分		60分-120分	
	発生	不発生	発生	不発生	発生	不発生	発生	不発生
実測								
発生	21	5	20	6	20	6	21	5
不発生	20	121	19	122	17	124	19	122

表-2 中間層のユニット数5

予測	5分-60分		30分-60分		5分-120分		60分-120分	
	発生	不発生	発生	不発生	発生	不発生	発生	不発生
実測								
発生	21	5	21	5	20	6	20	6
不発生	19	122	27	114	18	123	17	124

表-3 中間層のユニット数7

予測	5分-60分		30分-60分		5分-120分		60分-120分	
	発生	不発生	発生	不発生	発生	不発生	発生	不発生
実測								
発生	19	7	21	5	21	5	21	5
不発生	17	124	29	112	21	120	19	122

れないが、どの場合を見ても5個ないしは6個の見逃しがあつた。また、30分-60分の累加雨量で中間層のユニット数が5個、7個の場合空振りの個数が他と比較して増えていることがわかる。それ以外の結果はほとんど変わらないことから、入力及び中間層のユニット数が少ないことから中間層3、5分-60分累加雨量最大値を採用することが妥当と思われる。

5 結論

今回の結果よりニューラルネットワークが土石流発生予測に利用できることがわかつた。空振りの回数が十数回あつたのは、雨量データのみを入力値として与えたためだと思われ、以前の土石流発生からの経過時間などの他の土石流発生の要因もデータとして考慮に入れなければならないと思われる。また、火山性土石流のように短時間で土石流が発生するものについては、降水レーダによる観測時間ステップの短いデータによる予測が可能であることを示した。同様の手法で雲仙普賢岳の土石流発生予測も可能であると思われる。しかし現行の河川情報センターの端末では、5分毎の雨量値が得られず、また、降雨時には電話回線が不足して使用出来ないなどの問題があり、早急に専用のミニレーダを設置するのが望ましい。

参考文献

- 1) M.Hirano, M.Hikida, T.Moriyama, Field Observation and Prediction of the Hydrograph of Volcanic Debris Flow, 4th Congress APD IAHR, 287-297, (1984)
- 2) 平野宗夫・疋田誠・森山聡之、活火山流域における土石流の発生限界と流出規模の予測、第30回水理講演会論文集、181-186、(1986)
- 3) M.Hirano, T.Moriyama, M.Hikida, Modeling of Deposition of Volcanic Ash and Runoff of Debris Flow in Sakurajima Volcano, Journal of Hydrosience and Hydraulics Engineering Vol.5 No.2, (1988)
- 4) 中野馨, 他、入門と実習・ニューロコンピュータ、技術評論社、(1991)
- 5) 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)

謝辞 本論文を作成するにあたり、九大工学部水土木学専攻の安道竜也・同学部生の上松泰介(現中部電力)・白川朋道(現三菱信託銀行)の各氏に協力頂いた。記して感謝の意を表す。