

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

九州大学大学院○学生員 川原恵一郎

九州大学工学部 正 員 平野 宗夫

九州大学工学部 正 員 森山 聡之

1.はじめに

豪雨に起因する土石流や崖崩れ等の土砂災害の発生に関して、降雨パターンから災害の発生を予測するシステムとして、ニューラルネットワークの利用¹⁾が検討されている。

ここでは、1993年の鹿児島県の豪雨災害を例にとり、土砂災害の発生を規定する雨量パターンを危険度により評価するシステムの構築と検証を行った。その際、ニューラルネットワークの学習能力の向上を図るために、発生パターンの再帰入力と先行雨量の挿入を試みた。

2.ニューラルネットワークによる評価システムの構築

ニューラルネットワークによる土砂災害の危険度評価システムの概要を図-1に示す。ニューラルネットワークの構造は3層型で、各層には最小素子であるユニットがある。中間層・出力層のユニットは前層のユニットの出力値に重みを乗じた値の総和としきい値の差をシグモイド関数で変換して出力する。ニューラルネットワークは、乱数で与えられた重みとしきい値を学習用の入力パターンとそれに対応する教師信号の誤差を最小にするように重みとしきい値を修正する。このパラメータの修正を学習といい、誤差が収束するまで繰り返す。学習法には出力の誤差量を出力層から入力層へ向かって順次伝えるバックプロパゲーション法を用いる。

入・出力の関係については、斜面崩壊の発生が到達時間とその間の雨量によって規定される²⁾と考え、一連の降雨データから種々の時間における累加雨量の最大値を算定する。また、降雨の履歴として、解析対象となる降雨波形の先行雨量を24時間ごとに累加計算する。そして、それらの雨量値を[0, 1]で正規化し、入力信号とする。また、教師信号としては土砂災害発生時のパターンには0.99、不発生時のパターンには0.01を与える。よって、システムの出力結果は1になるほど発生の危険性が高いことを示しており、危険度とみなせる。

ここで、各降雨波形の雨量パターンに対し一つの教師信号があり、これを全部の降雨波形で学習するが、一般に発生のデータ数は不発生のデータ数より少ない。1回の学習による重みの修正は、学習用の全パターンの誤差の総和を一括して行うため、発生の件数が少ない場合は不発生の教師信号が大きく影響し、偏った学習をする危険性がある。そこで、両者の数がほぼ等しくなるように発生のデータを繰り返して入力する。

3.1993年鹿児島県災害への適用

1993年の鹿児島県市内で発生した土砂災害を対象とし、雨量データは鹿児島県地方気象台の時間雨量記録を用いた。図-2は1月から9月までの時間雨量時系列を98個の降雨波形に分類し、1~24時間の累加雨量の最大値を計算したものである。また、図-3は発生した4つの波形の雨量値に、1~10日間の累加した先行雨量を表したものである。

まず、過去のデータより災害の発生と不発生を分類するときの有効な降雨パターンを選択するために、要素の異なる5つの入力パターンで認識結果を調べる。危険度が0.8以上で発生を認識しているとして比較すると表-1ようになる。また、各ケースの認識内容を危険度の出力順位で比較したものが図-4である。これら

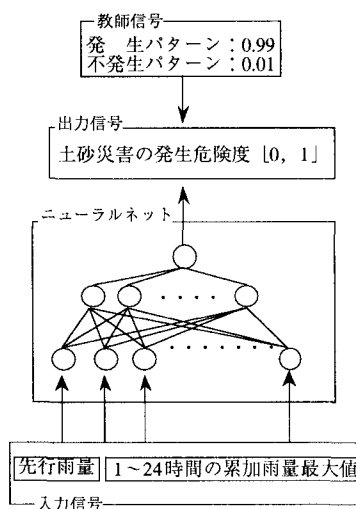


図-1 危険度評価システムの概要

より、先行雨量を入力の方が学習の精度がよく、ケース4の場合は教師信号とほぼ一致していることがわかる。したがって、鹿児島市の土砂災害に関しては、1週間の先行雨量との相関が高いと考えられる。

そこで、1週間の先行降雨と1～24時間の累加雨量最大値を用いて、予測を試みる。学習には発生と不発生両者のデータが必要なので、4回の災害のうち2回目以降の発生に関して、その前の降雨パターンまでを学習し、発生危険度を予測させる。その結果は表-2に示すように、2回目の発生は見逃したものの、その後のデータを追加学習することで、3回目と4回目の発生は的中した。したがって、適切な入力データを学習として与えれば、少ない発生データでも予測が可能であるといえる。

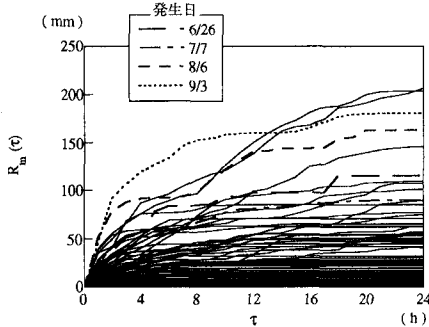


図-2 各降雨波形の累加雨量の最大値

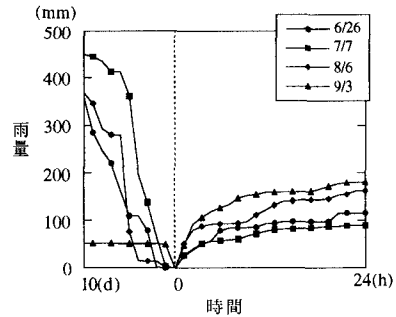


図-3 発生時の累加雨量と先行雨量

表-1 入力パターンの雨量要素の違いと認識内容

	入力データ		認識結果		
	累加雨量最大値	先行雨量	見逃し	空振り	的中 (率)
ケース1	1～24時間	—	0	6	4 (40.0%)
ケース2	1～24時間	1～3日	0	5	4 (44.4%)
ケース3	1～24時間	1～5日	0	1	4 (80.0%)
ケース4	1～24時間	1～7日	0	0	4 (100%)
ケース5	1～24時間	1～9日	0	1	4 (80.0%)

見逃し：実際は発生しているが認識できなかったもの
 空振り：発生と認識したが実際は発生していないもの
 的中：発生と認識して実際に発生しているもの

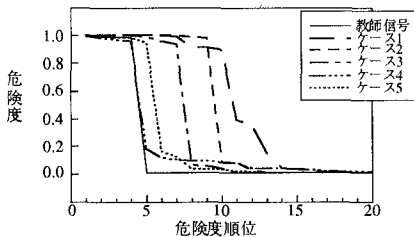


図-4 各ケースの認識と教師信号との比較

表-2 2回目以降の発生時の降雨パターンに対する危険度の予測

学習データの期間	認識結果的中率 (%)	予測データ	予測危険度
6月2日～7月5日	100	7月7日	0.01
6月2日～8月5日	100	8月6日	1.00
6月2日～9月2日	100	9月3日	0.98

4. おわりに

土砂災害の発生に起因する雨量パターンの要素について、ニューラルネットの認識状況から判断することができた。また、予測システムとしても有効であることが分かった。ただし、ニューラルネットは入・出力の関係をブラックボックス的に処理するため、学習時に誤差が十分小さくなるとともに、学習データが正しく認識しているかを確認することが重要である。今後は1993年以前の鹿児島市の土砂災害に対して、同様な結果が得られるか研究を進める予定である。

参考文献

- 1) 平野宗夫・疋田誠・森山聡之：水理講演会論文集，p.181-186，（1986）
- 2) 森山聡之・平野宗夫・上松泰介・川原恵一郎・白川朋道：第36回水工学論文集，p.705-708（1992）