

ニューラルネットワークを用いた土石流の発生・非発生の判別に関する研究

(株) 東建ジオテック
中電技術コンサルタント(株)
山口大学工学部
山口大学工学部

正会員○太田博之
正会員 荒木義則
正会員 菊池英明
正会員 古川浩平

1. はじめに

わが国では毎年全国各地で土石流等の土砂災害に見舞われている。特に、最近では山間溪流部の宅地開発に伴い、土砂災害の人的被害も顕著となってきた。本研究では、過去に幾度も土石流災害に見舞われている広島県加計町周辺地域を対象とし、地形要因と降雨要因を加味したニューラルネットワークを用いた土石流の発生・非発生の判別システムを構築した。

2. 判別要因

判別に採用した地形要因と降雨要因を以下に示す。
地形要因：水系模様、流域平均勾配、主溪流長、流域面積、最急溪床勾配、0次水系の数、流域最大傾斜、
溪床堆積厚評価、降雨集中度評価、溪床危険度評価
降雨要因：1時間最大雨量、降雨継続時間、降雨パターン、累積雨量、実効雨量

3. ネットワークモデル

ネットワークモデルの構築に際しては表-1に示すように被災形態、データ構成について4パターン、降雨要因の選定に関して2ケースを設定した。ただし、降雨データに関しては観測値(生データ)を直接用いるように設定した。判別に用いたネットワークモデルは入力層、中間層、出力層の3層構造とし、学習アルゴリズムはバックプロパゲーションを用いた。

a) 判別結果と考察

各パターンの判別結果を表-2～表-5に示す。これより、教師及びテストデータに対する判別率はケース1のパターン1と2の場合が良いことが分かる。ここで、この2つのパターンのネットワークの学習回数と収束状況(最小2乗誤差)を見るとパターン1の学習回数5,387回、最小2乗誤差0.000691であるのに対しパターン2の学習回数は25,346回、最小2乗誤差0.000988であった。このことから、ネットワークの学習時間、収束状況を考慮に入れるとパターン1の場合が良いことが分かる。更に、パターン3と4の結果より被災形態の判別が困難であることが分かる。これは被災形態のあいまい性によるものと考えられる。従って、本研究では被災形態は土砂害発生・非発生、データの構成は地形要因：カテゴリ、降雨要因：生データとし判別システム

表-1 ネットワークモデルのパターンとケース

パターン	被災形態	データ構成	
		地形要因	降雨要因
1	土砂害発生・非発生	カテゴリ	生
2	土砂害発生・非発生	生	生
3	安定・崩壊・土石流	カテゴリ	生
4	安定・崩壊・土石流	生	生
ケース	選定した降雨要因		
1	1時間最大雨量、累積雨量、継続時間、降雨パターン		
2	ケース1の降雨要因+実効雨量(時間最大雨量×累積雨量)		

表-2 パターン1の判別率

ケース		土砂害非発生		土砂害発生	
1	教師データ	57/57	100.0%	25/25	100.0%
	テストデータ	26/28	92.9%	10/11	90.9%
2	教師データ	57/57	100.0%	25/25	100.0%
	テストデータ	26/28	92.9%	8/11	72.7%

表-3 パターン2の判別率

ケース		土砂害非発生		土砂害発生	
1	教師データ	57/57	100.0%	25/25	100.0%
	テストデータ	28/28	100.0%	10/11	90.9%
2	教師データ	56/57	98.2%	25/25	100.0%
	テストデータ	26/28	92.9%	10/11	90.9%

の構築を行った。

b) 数値化Ⅲ類によるデータの分析

使用したデータの判別要因と被災形態との関係を見るために数値化Ⅲ類を用いてグルーピングを行った。その結果を図-1に示す。図-1より上側に崩壊、土石流データが分布しており、下側に安定データが分布している。しかしながら崩壊と土石流はデータが混在しており明確な分類ができていない。このことから、分析に用いたデータで崩壊と土石流の区別をすることが困難であることを示すとともに、a)で述べたネットワークの土石流の判別率が低かったことを裏づけている。

4. 半減期を考慮した実効雨量によるネットワークモデル

土石流の発生は発生したときの降雨だけでなくその前に降った降雨の影響も受けておりこの影響を考慮したもののが半減期を考慮した実効雨量である。そこで、累積雨量の代わりに実効雨量を用いてネットワークを構築し累積雨量の場合と比較しこの実効雨量が判別要因として有用であるかの検討を行った。

a) 判別結果と考察

半減期の時間を6時間、12時間、24時間と設定してネットワークに入力して土砂害判別した結果を表-6に示す。これらの判別率より判断すると半減期が12時間の場合と24時間の場合が判別率が良い。しかしネットワークの確信度から判断すると半減期が12時間の方が良い。ここで、累積雨量を用いた場合のネットワーク（表-2参照）と比較すると累積雨量を用いた方が良いことが分かる。よって今回の土石流災害に対しては従来通り累積雨量を用いた方が良い判別システムを構築できることが分かる。

5. 結論

- 1) 土砂害判別システムを構築する場合、入力するデータは地形要因：カテゴリー、降雨要因：生データとし、被災形態を土砂害発生・非発生に分けたネットワークモデルが判別率の良いシステムである。
- 2) 使用データを数値化Ⅲ類で分類したところ土砂害発生・非発生の分類は特異なデータがあるものの比較的明確にグルーピングできた。また、ネットワークの判別率と数値化Ⅲ類のグルーピングには相関が見られる。
- 3) 累積雨量と実効雨量とでシステムの判別率を比較すると累積雨量を用いた方が判別率が良い。
- 4) 本研究で構築した土砂害判別システムはテストデータの土砂害発生・非発生の判別率が90%以上と高く信頼性のあるシステムである。

表-4 パターン3の判別率

ケース		安定		崩壊		土石流	
1	教師データ	57/57	100.0%	16/16	100.0%	9/9	100.0%
	テストデータ	27/28	96.4%	6/7	85.7%	1/4	25.0%
2	教師データ	57/57	100.0%	16/16	100.0%	9/9	100.0%
	テストデータ	27/28	96.4%	6/7	85.7%	1/4	25.0%

表-5 パターン4の判別率

ケース		安定		崩壊		土石流	
1	教師データ	57/57	100.0%	16/16	100.0%	3/9	33.3%
	テストデータ	27/28	96.4%	6/7	85.7%	0/4	0.0%
2	教師データ	56/57	98.2%	16/16	100.0%	7/9	77.8%
	テストデータ	27/28	96.4%	6/7	85.7%	1/4	25.0%

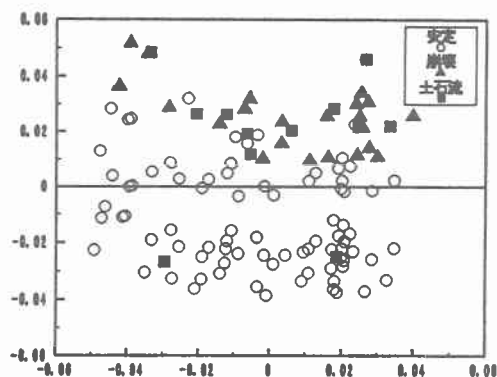


図-1 数値化Ⅲ類の結果

表-6 実効雨量の判別率

半減期		土砂害非発生		土砂害発生	
6	教師データ	57/57	100.0%	25/25	100.0%
	テストデータ	26/28	92.9%	8/11	72.7%
12	教師データ	57/57	100.0%	25/25	100.0%
	テストデータ	26/28	92.9%	9/11	81.8%
24	教師データ	57/57	100.0%	25/25	100.0%
	テストデータ	26/28	92.9%	9/11	81.8%