

VI-97

ニューラルネットワークを用いた降雨継続中の土石流発生予測システムに関する研究

東建ジオテック	正会員○太田博之
中電技術コンサルタント	正会員 荒木義則
山口大学工学部	正会員 菊池英明
山口大学工学部	正会員 古川浩平

1. はじめに

降雨期間中に土石流が発生するか否かの判別を行うことは防災管理上重要であると考えられる。本研究では広島県加計町周辺で発生した土石流災害を対象とし、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リアルタイムの土石流発生予測システムを構築した。その際、一連の降雨の中で、学習データの効率的な作成方法を検討し、予測システムの信頼性の向上を図った。

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：時間雨量、降雨継続時間、降雨パターン、累積雨量又は実効雨量

3. 累積雨量を用いたリアルタイムシステム

a) 検討方法 1時間ごとの降雨量に対して土砂害発生・非発生の判別を行うためにはネットワークに学習させる降雨データをどのように選定するかが重要となってくる。土砂害発生データに関しては災害発生時刻が明らかでないことから、1時間最大雨量を示す時間を発生推定時刻と設定し、その時間の降雨要因と地形要因を教師データとし、土砂害非発生データに関しては以下に示す4ケース選定して学習させた。

- CASE 1. 1時間最大雨量を示す時間における降雨要因+地形要因
- CASE 2. CASE 1 + 降雨期間中の時間雨量の多い時間における降雨要因+地形要因
- CASE 3. CASE 1 + 累積最大雨量を示す時間における降雨要因+地形要因
- CASE 4. CASE 2 + 累積最大雨量を示す時間における降雨要因+地形要因

b) リアルタイムの判別結果 リアルタイムの判別（予測）の評価基準として、以下の項目を考え、各ケースごとに比較したものを表-1に示す。

- 1. 発生降雨の発生推定時刻に「発生」と判別できた発生溪流数
- 2. 発生降雨の発生推定時刻数時間前から「発生」と予測できた発生溪流数
- 3. 非発生降雨の降雨継続期間中常に「非発生」と判別できた非発生溪流数

表-1よりリアルタイムの判別（予測）率が一番良いのはCASE 2の場合であることが分かる。そこで、一例として図-1に発生降雨を図-2に非発生降雨を示しその時のテストデータのリアルタイム判別（予測）結果を図-3に示す。図-3より発生降雨に関しては発生推定時刻1時間前から発生の危険を示し、発生推定時刻に「発生」と判別している。また、非発生降雨に関しては降雨期間中常に「非発生」と判別していることから、構築したシステムは十分な判別（予測）ができていることが分かる。

4. 実効雨量を用いたリアルタイムシステム

a) 検討方法 ネットワークに学習させる教師データの選定を土砂害発生データに関しては累積雨量の場合と同様にし、土砂害非発生データに関しては累積雨量のCASE 1～3に相当するケースを設定し学習させた。

b) リアルタイムの判別結果 リアルタイムの判別（予測）の評価基準は累積雨量と同じとし各ケースごとの判別結果を表-2に示す。表-2よりリアルタイムの判別（予測）率が一番良いのはCASE 3の場合であることが分かる。ここで、累積雨量の場合と比べると非発生溪流の判別率は良いが発生溪流の判別率と予測

表-1 累積雨量を用いたリアルタイム判別（予測）結果

CASE		発生と判別できた 土砂害発生溪流		発生と予測できた 土砂害発生溪流		非発生と判別できた 非発生溪流	
1	教師データ	18/25	72.0%	16/25	64.0%	26/57	45.6%
	テストデータ	8/11	72.7%	8/11	72.7%	14/28	50.0%
2	教師データ	25/25	100.0%	23/25	92.0%	54/57	94.7%
	テストデータ	10/11	90.9%	6/11	54.5%	23/28	82.1%
3	教師データ	25/25	100.0%	23/25	92.0%	57/57	100.0%
	テストデータ	7/11	63.6%	4/11	36.4%	26/28	92.9%
4	教師データ	25/25	100.0%	23/25	92.0%	57/57	100.0%
	テストデータ	6/11	54.5%	5/11	45.6%	21/28	75.0%

表-2 実効雨量を用いたリアルタイム判別（予測）結果

CASE		発生と判別できた 土砂害発生溪流		発生と予測できた 土砂害発生溪流		非発生と判別できた 非発生溪流	
1	教師データ	25/25	100.0%	16/25	64.0%	35/57	61.4%
	テストデータ	8/11	72.7%	4/11	36.4%	21/28	75.0%
2	教師データ	25/25	100.0%	19/25	76.0%	37/57	64.9%
	テストデータ	8/11	72.7%	6/11	54.5%	22/28	78.6%
3	教師データ	25/25	100.0%	14/25	56.0%	54/57	94.7%
	テストデータ	9/11	81.8%	5/11	45.6%	26/28	92.9%

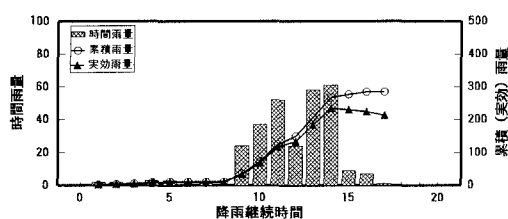


図-1 発生降雨

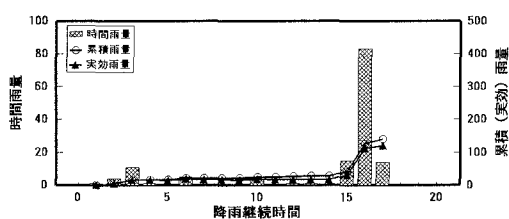


図-2 非発生降雨

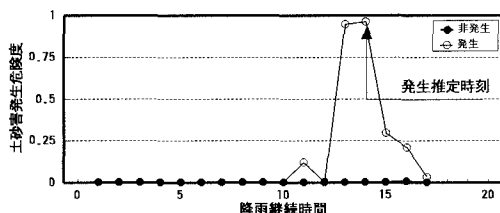


図-3 リアルタイム判別結果（累積雨量）

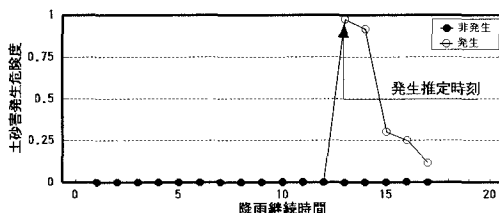


図-4 リアルタイム判別結果（実効雨量）

率が悪いことが分かる。一例として累積雨量を同じ降雨の時のテストデータのリアルタイム判別（予測）結果を図-4に示す。図-4より発生降雨に関しては発生推定時刻1時間前から発生の危険を示し、発生推定時刻には危険度が低くなっているものの高い確率で「発生」と判別している。また、非発生降雨に関しては降雨期間中常に「非発生」と判別していることから構築したシステムは十分な判別（予測）ができていることが分かる。

5. 結論

- 1) 累積雨量と半減期を考慮した実効雨量とでリアルタイムシステムの判別（予測）精度を比較すると累積雨量を用いた方が精度が高い。
- 2) 降雨期間中のリアルタイム予測システムを構築する場合、非発生降雨の学習データとしては発生推定時刻の降雨要因と一連の降雨の中で発生推定時刻前にも時間雨量のピークが存在する場合その時間の降雨要因を採用することにより判別（予測）精度の高いシステムの構築が可能である。