

豪雨時における切土のり面の崩壊発生予測への実効雨量の適用可能性に関する研究

山口大学工学部 学生員 ○竹本大昭 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 日本道路公団中国支社 正会員 西岡 勲

1. はじめに

高速道路網の整備に伴い切土のり面数は今後さらに増加するものと考えられる。このような現状の中、各地で豪雨によるのり面災害が発生し、交通傷害などの多大な被害が生じている。したがって、のり面崩壊が「いつ」「どこで」発生するかを予測するのは大変重要である。本研究では、パターン認識に優れた非線形性の強いデータを含む問題に卓越した適応性があるとされるニューラルネットワークを用いて、素因である地形要因と誘因である降雨要因を組み合わせた豪雨時における切土のり面のリアルタイムの崩壊・未崩壊判別システムの構築を試みた。その際に、降雨要因として、従来用いられてきた累積雨量の替わりに降雨を区切ることなく一連続雨量として扱うことができ、累積雨量システムでは、考慮されていなかった前期雨量をシステムに反映させることができる実効雨量を適用し、最適な半減期の抽出を試みた。さらに、この判別システムを実際の防災支援システムに適用させるための判別システムの更新方法を提案した。

2. 評価要因とネットワークモデルについて

切り土のり面の地形要因は、日本道路公団中国支社のまとめた標準化された切り土のり面データベースの要因区分表に基づいて設定した。用いた要因は、1：のり面の形、2：上方の地形、3：湧水、4：保護工、5：大地形、6：上土地利用、7：全直高、8：のり面勾配、9：小段幅、10：のり面延長、11：段数と地山やのり面保護工の風化・劣化に密接な関係がある。降雨要因は、12：供用年数である。降雨要因は、13：実効雨量、14：時間雨量、15：降雨継続時間を用いた。また、ネットワークモデルは、図-1 に示すような入力層、中間層、出力層の3層からなる階層型ネットワークとした。学習アルゴリズムはバックプロパゲーションを用い、収束条件は、学習回数 10000 回の制約の下で平均 2 乗誤差 < 0.001 とした。

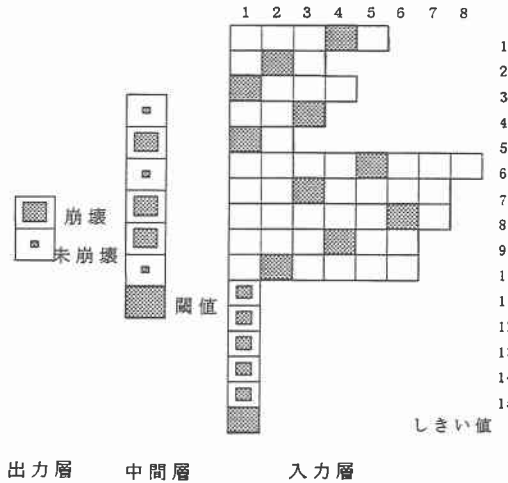


図-1 評価要因とネットワークモデル

3. 判別システムの構築

始めに、半減期及び以下に示すCASE1～CASE3の未崩壊降雨要因の抽出時刻ごとに判別モデルを構築した。ただし、崩壊降雨要因の抽出時刻は、崩壊時刻、崩壊推定時刻とする。崩壊推定時刻は、崩壊時刻が不明なデータに対し、実効雨量のピーク時を抽出時刻としたものである。また、各モデルは、岩種(堆積岩、火成岩)ごとに構築する。

CASE1：実効雨量ピーク時刻。

CASE2：実効雨量及び時間雨量ピーク時刻。

CASE3：時間雨量ピーク時刻。

これらのモデルの全学習データに対する崩壊・未崩壊判別結果により、最適な半減期 24 時間、未崩壊降雨要因の抽出時刻 CASE3 を決定した。表-1 に CASE3 ・半減期 24 時間の判別結果を示す。

表-1 CASE3・半減期24時間の判別結果

岩種	崩壊	未崩壊	全体
堆積岩	88/89 98.87%	709/709 100%	797/798 99.87%
火成岩	63/64 98.43%	748/748 100%	811/812 99.87%

4. 年度更新モデルの構築とその評価

年度更新モデルとは、供用開始から判別モデルの更新年度までのデータを全て学習させて、翌年データの崩壊・未崩壊を判別するシステムである。翌年に崩壊データが存在する 1981 年、1982 年、1984 年で、この年度更

新モデルを構築する。このモデルは、翌年のデータに対する崩壊・未崩壊判別、降雨継続中のリアルタイム予測結果で評価する。モデル構築の際に、評価要因として、降雨継続時間、供用年数の問題点を考慮して、前節で決定した半減期、CASE3 を基本に以下に示す検討ケースを設定した。

CASE3a：降雨継続時間、供用年数を評価要因に採用。

CASE3b：降雨継続時間のみ評価要因から削除。

CASE3c：供用年数のみ評価要因から削除。

CASE3d：降雨継続時間、供用年数を評価要因から削除。

各検討ケース、更新年度別に構築したモデルのテストデータによる崩壊・未崩壊判別結果を比較したところ、CASE3d が、堆積岩、火成岩ともに最も判別率が高かった。表-2 に CASE3d の判別結果を示す。このモデルをN倍学習させ、さらに精度の向上を試みた。その結果、火成岩においては、2倍学習により精度が向上した。火成岩においては、2倍学習モデルの判別結果も表-2 に示す。次に、表-2 のモデルを用いて、リアルタイム予測への適用を評価した。判別結果の代表例を図-2、図-3 に示す。崩壊降雨によるリアルタイム結果は、図-2 に示すように崩壊発生時刻付近のみで崩壊発生を的確に予測された例も見られるが、図-3 のように実効雨量に過剰反応するケースが多く見られた。しかし、未崩壊降雨における判別結果は、両岩種ともに降雨継続中常に未崩壊と判別される降雨が多く、比較的良好な判別が行われた。

5. 結論

(1) 未崩壊降雨要因として、本研究においては、一連の降雨の時間雨量ピーク時における降雨要因を学習させる事により、最も高い判別率を示すことがわかった。加えて、最適な半減期は、堆積岩、火成岩ともに、24時間となった。

(2) 年度更新モデルによるシステムを構築する際に、本研究では、風化要因である供用年数、降雨要因である降雨継続時間を評価要因から除いた場合が、翌年のテストデータによる崩壊・未崩壊判別率が最も高くなることがわかった。

(3) 実効雨量を用いた判別システムにより、リアルタイム予測を行った結果、確信度が実効雨量の増加に過剰反応してしまい、崩壊降雨においては、崩壊発生時期のみを的確に予測することが難しいことが分かった。

表-2 CASEd年度更新モデルのテスト判別結果

岩種	82年テスト		83年テスト		85年テスト	
	崩壊	未崩壊	崩壊	未崩壊	崩壊	未崩壊
堆積岩	3/3	291/294	4/8	301/324	7/14	304/310
	100%	98.98%	50.00%	92.90%	50.00%	98.06%
火成岩	0/1	274/297	6/14	349/358	9/15	334/342
	0%	92.26%	42.86%	97.49%	60.00%	97.66%
火成岩 2倍学習	0/1	272/297	8/14	352/358	8/15	335/342
	0%	91.58%	57.14%	98.32%	53.33%	97.95%

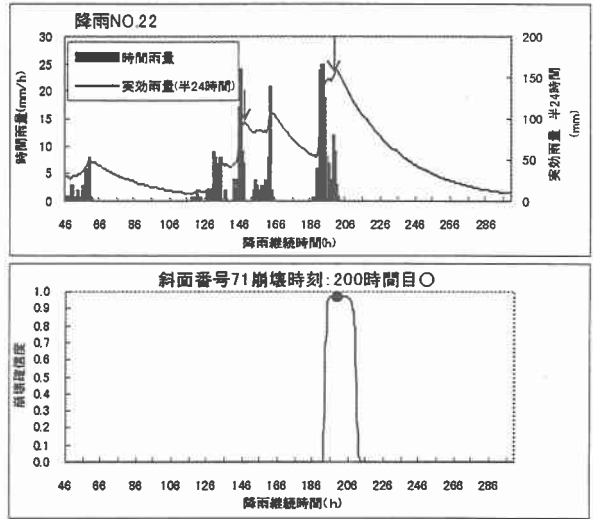


図-2 良好な判別が行われている例

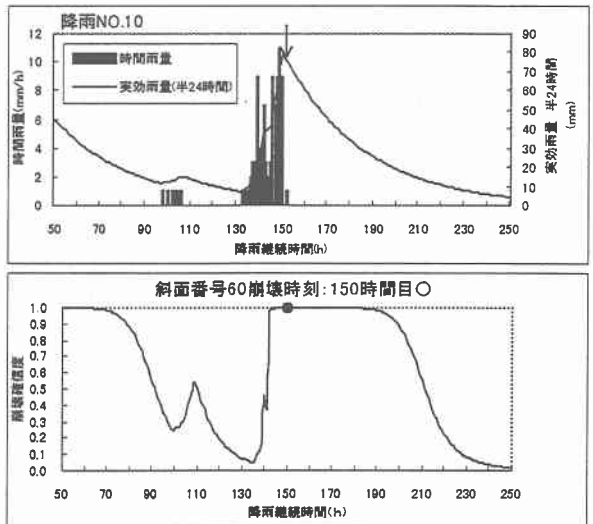


図-3 確信度が実効雨量に過剰反応している例