

VI-315

標準化された切土のり面データベースを用いた降雨継続中の
崩壊発生予測システムの構築に関する研究

○大林組 正会員 大前伸司 日本道路公団中国支社 西岡 勲
山口大学工学部 正会員 菊池英明 九州産業大学工学部 正会員 奥園誠之
山口大学工学部 正会員 古川浩平

1. はじめに 近年, 高速道路網の整備に伴う高規格道路が数多く建設されている. 山地部が国土の8割を占める我が国の国土事情を考えると, これらの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崩壊が発生し, 交通障害を引き起こすなどの災害が発生している. したがって, これら多くののり面の日常の維持・管理に加え防災管理を効率的にかつ適切に行うことがますます重要となると考えられる. 現在, 降雨継続中の切土のり面の防災管理は主に降雨量に基づき実施され, 管理基準として, 一時間最大雨量や累積雨量が一般的に用いられている. しかし, これらの雨量指標は, 地域あるいは路線単位の指標であり, 個々ののり面についての個別管理は不可能である. 西, 古川らによる降雨により崩壊した切土のり面を対象とした研究¹⁾²⁾により, 素因である斜面評価要因と誘因である降雨要因の組み合わせによる切土のり面の個別評価の方向性が示されている. さらに, 筆者らが構築したニューラルネットワークを用いた降雨継続中での崩壊・未崩壊判別システム³⁾では, ある程度特化された切り土のり面データでは降雨開始直後からリアルタイムで個々ののり面の崩壊・未崩壊を判別することが可能であることを示した. 本研究では, 日本道路公団中国支社によって管理されている標準化された切土のり面データベースと降雨データを用いた降雨継続中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.

2. 評価要因とネットワークモデル 切土のり面の評価要因は日本道路公団中国支社による標準化された切土のり面データの要因区分に基づき設定した. 評価要因は, のり面の形, 上方の地形, 湧水, 保護工, 大地形, 土地利用, 全直高, のり勾配, 小段幅, のり面延長, 段数および地山やのり面保護工の風化・劣化に密接な関係がある供用年数である. これらの評価要因は数個の評価ランクにカテゴリー区分されている. 降雨要因は筆者らの研究により有効性が示された累積雨量, 時間雨量, 降雨継続時間を用いた. 判別システムを構築するためのニューラルネットワークモデルは入力層, 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. 学習アルゴリズムに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回の制約下で平均2乗誤差 $E < 0.001$ とした.

3. 判別システムの構築 本研究では全データを無作為または数量化Ⅲ類を用いて全データの2/3を教師データ, 1/3テストデータとした. 構築した判別システムの評価は, 教師データおよびテストデータの判別率を持って評価した. 対象データは崩壊データ数が十分に確保できた堆積岩, 火成岩地山ののり面を対象とした. のり面データと組み合わせる降雨データは, 「崩壊データ」については崩壊発生時の降雨(崩壊降雨)とし, 「未崩壊データ」については以下の5ケースを設定した.

- Case1A: 崩壊のり面の±2.5kmに存在する未崩壊のり面データ+全崩壊降雨データ
- Case2A: 崩壊のり面の±2.5kmに存在する未崩壊のり面データ+最大崩壊降雨データ
- Case3A: 崩壊のり面データ+崩壊のり面供用中の過去の3大未崩壊降雨データ(累積雨量基準)
- Case4A: 未崩壊のり面データ+未崩壊のり面供用中の最大未崩壊降雨データ(累積雨量基準)
- Case5A: Case3A+ Case4A

表-1に堆積岩, 表-2に火成岩システムの崩壊のテストデータに対して比較的良い判別結果が得られたCase3A, Case4Aの学習結果及び判別結果を示す. Case3Aでは, 崩壊のテストデータに対して堆積岩で50%, 火成岩で60%の判別率を示した. 標準化データ ニューラルネットワーク

連絡先 山口大学工学部 〒755-8611 山口県宇部市常盤台2557 TEL:0836-22-9721 FAX:0836-35-9429

成岩で80%近い判別結果が得られ全データに対しては堆積岩、火成岩ともに80%以上の判別結果が得られており、崩壊・未崩壊の判別には降雨のバラエティーを多くすれば高い判別率が得られることがわかる。Case4Aでは、崩壊のテストデータに対して、堆積岩で60%、火成岩では70%近い判別率が得られ、未崩壊データとして、崩壊履歴のないデータを用いても高い判別率が得られることが分かる。

次に、表-3に堆積岩、表-4に火成岩システムのCase3A,4Aの数量化Ⅲ類を適用し教師・テストデータを分類した場合の学習結果および判別結果を示す。Case3A,4Aともに堆積岩、火成岩いずれのシステムも教師データにおいてはほぼ100%、崩壊のテストデータにおいては、堆積岩で80%、火成岩で90%の高い判別率が得られている。このことから、教師・テスト分類の分類に数量化Ⅲ類を適用することで判別率の向上が可能であり、より信頼性が高い崩壊・未崩壊判別システムの構築が可能であることがわかる。

4. リアルタイム予測への適用と評価

リアルタイム判別の結果 崩壊時刻あるいは降雨のピーク時刻における判別だけでなく、降雨全体に対しての時間ごとの判別（リアルタイム判別）を行った。堆積岩、火成岩のいずれのケースも教師データ、テストデータに対して崩壊時刻では前述のように高い確率で判別が可能であるが、崩壊の1時間前予測では40%程度しか予測ができておらず、3時間前予測もほとんどできていない。しかし、図-1に示すように降雨によっては数時間前から崩壊確信度が上昇し崩壊予測できており、雨の降り方の学習をうまく行えばリアルタイムの崩壊発生予測が可能であることを示している。

一方、未崩壊降雨に対しては、Case4Aでは堆積岩、火成岩の全ての教師データ及びほとんどのテストデータに対して降雨継続中常に未崩壊と判別している。しかし、Case3Aでは、堆積岩、火成岩ともに教師・テストデータのいずれにおいても降雨継続中に崩壊と誤判別を示すものが多く見られ、Case4Aに比べて信頼性があると言え難く、Case4Aの方がよりリアルタイム判別への適用可能性が高いと考えられる。

5. 結論 (1)標準化された切土のり面の崩壊・未崩壊の判別システムを構築する際ののり面データと降雨データの組み合わせ方法は、「崩壊データ=崩壊のり面データ+崩壊降雨データ」、「未崩壊データ=未崩壊のり面データ+未崩壊のり面の供用期間中の最大未崩壊降雨データ」とする方が最も効果的である。

(2)本研究で構築した降雨時における崩壊・未崩壊の判別システムは、崩壊時刻あるいは降雨のピーク時刻における判別だけでなく、降雨全体についても正しく判別でき、降雨継続中のリアルタイム判別へも適用可能性が高く有効である。

参考文献 1)西邦正, 古川浩平, 小川健, 中川浩二:「豪雨時における切土のり面の崩壊誘因評価と崩壊・未崩壊判別について」, 土木学会論文集, 第480号, 2)西邦正, 古川浩平, 小川健, 中川浩二:「降雨継続中の切土のり面における崩壊・未崩壊の時間ごとの予測手法について」, 土木学会論文集, 第498号, 3)菊池英明, 古川浩平, 大前伸司, 奥園誠之:「ニューラルネットワークを用いた降雨継続中の切土のり面におけるリアルタイムの崩壊・未崩壊の予測システムに関する研究」, 土木学会論文集, 第574号

表-1 無作為で教師・テスト分類した堆積岩システムの学習結果および判別結果

検討 ケース	学習結果		判別結果 (教師)			判別結果 (テスト)		
	平均誤差	学習回数	崩壊	未崩壊	全体	崩壊	未崩壊	全体
Case 3A	0.016548	10000	50/54	188/188	238/242	14/27	89/93	103/120
Case 4A	0.000999	2418	92/6	100	98.3	51/9	95/7	85.8
			52/54	675/675	727/729	16/27	322/336	338/363
			96.3	100	99.7	59.3	95.8	93.1

表-2 無作為で教師・テスト分類した火成岩システムの学習結果および判別結果

検討 ケース	学習結果		判別結果 (教師)			判別結果 (テスト)		
	平均誤差	学習回数	崩壊	未崩壊	全体	崩壊	未崩壊	全体
Case 3A	0.000989	1084	37/37	129/129	166/166	15/19	54/65	69/84
Case 4A	0.002640	10000	100	100	100	78.9	83.1	82.1
			35/37	721/721	756/758	14/19	352/361	366/380
			94.6	100	99.7	73.7	97.5	96.3

表-3 数量化Ⅲ類で教師・テスト分類した堆積岩システムの学習結果および判別結果

検討 ケース	学習結果		判別結果 (教師)			判別結果 (テスト)		
	平均誤差	学習回数	崩壊	未崩壊	全体	崩壊	未崩壊	全体
Case 3A	0.004226	10000	53/54	188/188	241/242	22/27	85/93	107/120
Case 4A	0.001379	10000	98.1%	100	99.6	81.5	91.4	89.2
			53/54	675/675	728/729	23/27	320/336	343/363
			98.1	100	99.9	85.2	95.2	94.5

表-4 数量化Ⅲ類で教師・テスト分類した火成岩システムの学習結果および判別結果

検討 ケース	学習結果		判別結果 (教師)			判別結果 (テスト)		
	平均誤差	学習回数	崩壊	未崩壊	全体	崩壊	未崩壊	全体
Case 3A	0.000996	1139	37/37	129/129	166/166	18/19	55/65	73/84
Case 4A	0.001322	10000	100%	100	100	94.7	84.6	86.9
			36/37	721/721	757/758	17/19	347/361	364/380
			97.3	100	99.9	89.5	96.1	95.8

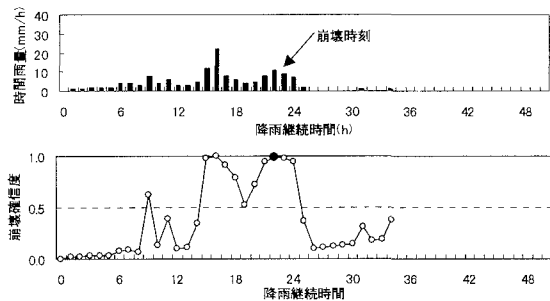


図-1 崩壊降雨におけるリアルタイム予測の一例