

n 時間幅雨量を用いた切土のり面の豪雨時の崩壊予測精度に関する一考察

菊池英明¹・古川浩平²・奥園誠之³・西岡勲⁴

¹正会員 工博 八千代エンジニアリング株式会社 東京事業部 水工部

(〒153-8639 東京都目黒区中目黒1-10-23; 元山口大学助手 工学部社会建設工学科)

²正会員 工博 山口大学教授 工学部社会建設工学科(〒755-8611 山口県宇部市常盤台2557)

³正会員 工博 九州産業大学教授 工学部土木工学科(〒813-8503 福岡市東区松香台2丁目3番5号)

⁴日本道路公団中国支社 技術部保全第一課(〒730-0017 広島市中区鉄砲町7-18 東芝739生命ビル)

筆者らは前報¹⁾において標準化された切り土のり面を用いのり面ごとにニューラルネットワークによる高精度でリアルタイムの崩壊発生予測が可能な予測手法を提案した。ニューラルネットワークを用いた崩壊予測では、学習させるデータにより、構築されるシステムの良否が左右される。本予測手法においても、崩壊データと同時に学習させる未崩壊データの組み合わせにより、予測精度が安定しない場合が生じる。特に本予測システムでは雨による影響が大きい。そこで本研究では、崩壊予測システム判別精度の安定化に際して、さらに多くの情報をニューラルネットワークに学習させるため、降雨要因として新たに、 n 時間幅の時間雨量を提案し判別システムへの適用性について考察した。

Key Words : cut-off slope, prediction, standard data base, n -hours rainfall, neural network

1. はじめに

供用後の切り土のり面崩壊の多くが豪雨時に発生していることから、豪雨時の防災対策の一助とするため、筆者らは最適化手法としてニューラルネットワーク（以下NN）を用いて実際に道路公団で管理されている標準化されたのり面データと最も一般的な降雨要因を用いたリアルタイムの崩壊発生予測システムの構築を行った¹⁾。

のり面崩壊データは一般に崩壊データ数に比べ未崩壊データ数が非常に多いため、NNシステムが未崩壊側の認識を高め、崩壊の判別率を低下させる傾向が見られる^{1),2)}。そこで、前報¹⁾では、標準化されたのり面データと降雨要因を用いた崩壊予測システムにおいては、荒木らの n 倍学習²⁾による精度向上手法より、未崩壊データを削減した方（以下未崩壊削減モデル）が判別精度の向上に有効であることを示した。しかし、未崩壊削減モデルは削減するデータにより、判別精度が安定しないことも明らかとなった。この改善策として、偏りなくデータを抽出し学習させることが効果的である。従来NNはブラックボックスとして取り扱われることが多いため、感度解析³⁾によるシステム特性評価と入力データの影響度評価^{4),5)}を行った研究例が多く

見られる。しかし、学習データを効率よく抽出する研究は少なく、自己組織化マップ（SOM）⁶⁾を用い学習するデータの選別を行った例⁷⁾も見られるが、前報¹⁾で示したように多くの未崩壊データより効率よく偏りのないデータを抽出することは、現状では難しい。

そこで、本研究では、新たに要因を追加し、崩壊・未崩壊の組み合せのパターンを多様化させ、データの偏りを軽減することを試みる。

本研究で用いる斜面要因は標準化され既にデータベース化されており、新たに要因を追加することは、現状では難しい。一方、降雨要因には、降雨の特徴を示す指標として、短期、長期、時間、変動（降り方）の各指標が一般に用いられる。これらの指標のうち、短期指標として時間雨量、長期指標として累積雨量、時間指標として降雨継続時間が前報¹⁾において既に用いられており参考文献8)においてもその有効性が示されている。急傾斜地崩壊危険箇所での斜面崩壊予測システム^{9),10)}においても崩壊までの累積雨量と崩壊発生時の時間雨量が斜面の崩壊予測に強い影響を与えることが示されている。これらのことから短期・長期指標として他の要因を用いることは、有効ではないと考えられる。一方、変動指標は筆者らの研究成果によれば、降雨パターン¹¹⁾のように単一の指標として入力した場

表-1 対象のり面数とデータ数

岩種	のり面数			データ数		
	崩壊	未崩壊	総数	崩壊	未崩壊	総数
堆積岩	81	310	391	81	620	701
火成岩	56	342	398	56	684	740

表-2 のり面評価要因

要因	カテゴリー区分							
	1	2	3	4	5	6	7	8
A 大地形	山岳地形	丘陵地形						
B のり面の形	円錐形	円形	複合形	偏平型	その他			
C 上土地利用	樹木	草地	緑地	竹林	畠地	水田	果樹園	その他
D 上方の地形	順傾斜	水平	逆傾斜					
E 溝水	流水	常時しみ出し	降雨時しみ出し	なし				
F 地質区分	土砂	軟岩	硬岩	その他				
G のり面延長 (m)	100未満	100~200	200~300	300~400	400~500	500以上		
H 全直高 (m)	7以下	7.1~14	14.1~21	21.1~28	28.1~35	35.1~42	42.1以上	
I のり勾配	0.5以下	0.8	1.0	1.2	1.5	1.8未満	1.8以上	
J 小段幅 (m)	1以下	1.1~1.5	1.6~2.0	2.1~2.5	2.6~3.0	3.1以上		
K 保護工	密閉型	開放型	無処理型					
L のり面段数 (段)	数値入力							
M 供用年数 (年)	数値入力							

合、その指標の変動に極端にシステムが反応してしまう可能性が高いことが分かっている¹⁰⁾。よって、変動指標を入力する際には、複数のデータとして入力することが望ましい。しかし、現状では、有効雨量強度¹²⁾、降雨重心⁹⁾などの単一の変動指標は見られるものの複数の指標を同時に取り扱った例はない。

したがって、本研究では変動指標として、数時間の時間雨量 (n 時間幅雨量) を同時に入力することを提案した。そして、その n 時間幅雨量が、標準化された切土のり面と降雨要因を用いた判別システムの精度向上に有効であり、未崩壊削減モデルにおいても安定した判別精度が得られることを示した。また、降雨要因として n 時間雨量のみを入力した場合について検討し、この場合も非常に高精度で予測が可能であることを示し、入力する降雨指標の簡素化が図れることを明らかにした。

2. 使用データ

(1) のり面データ

切土のり面データは、前報¹¹⁾と同じく日本道路公団中国支社管内の標準化された堆積岩、火成岩の切土のり面データである。表-1に対象となる崩壊・未崩壊のり面数を示す。

(2) 降雨データ

崩壊のり面に対応する「崩壊降雨」のデータはのり面崩壊発生時の時間雨量データより作成した。

未崩壊のり面に対応する「未崩壊降雨」のデータは、前報¹¹⁾の結果より、未崩壊のり面の過去の最大経験降雨を未崩壊降雨として作成した。なお、基本となる降雨データは、気象庁アメダスの時間雨量データを用い、日本道路公団中国支社の降雨基準に基づき無降雨時間が8時間以内の降雨を一連続降雨とした。降雨観測所のエリア区分は対象路線全てののり面をカバーするように半径10kmとした。なお、エリアが重なる場合は、距離の近い観測所エリアに属するものとした。

3. NNによる崩壊・未崩壊判別システムの概要

本研究で取り扱うモデルは、前報¹¹⁾で用いた判別モデルに新たに3.(2)で示す n 時間幅雨量を導入したものである。以下に、前報の判別モデルの概要と n 時間幅雨量の導入の方法について示す。

(1) のり面評価要因¹¹⁾

のり面評価要因は表-2に示す A～M の要因である。本来道路公団で用いられているのり面評価要因¹¹⁾には、亀裂の状況、断層との距離等様々な情報も含まれているが、データの整理の過程で一つのカテゴリーにしかデータが存在していない、またはデータそのものが得られていない等の理由により要因を削除し表-2の通りとした。表-2が示

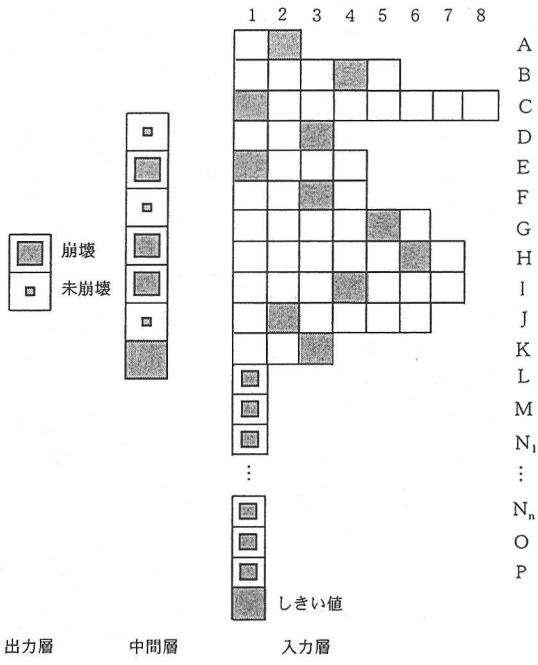


図-1 ニューラルネットワークモデル

すように A～K の要因はカテゴリー化されたデータとして、L, M の要因は数値データとして取り扱う。

(2) 降雨要因と抽出時刻

降雨要因には、新たに短時間の時間雨量の変動指標を考慮した $N_n:n$ 時間幅雨量を導入した。以下に、本研究で用いる降雨要因とその抽出時刻を示す。

a) 降雨要因

$N_n:n$ 時間幅雨量 ($n=1 \sim 9$)

次に示す b) 降雨要因の抽出時刻を含む n 時間前までの n 個の時間雨量 (mm/h) を用いる。したがって、 $n=1$ の場合、1 時間雨量そのものとなる。

O: 累積雨量 (mm)

P: 降雨継続時間 (hr)

b) 降雨要因の抽出時刻

- ・崩壊降雨：崩壊発生時刻（又は推定時刻）において抽出した。

- ・未崩壊降雨：時間雨量が最大値を示す時刻と累積雨量が最大値を示す降雨終了時において抽出した。

また、無降雨時の未崩壊を示すデータとして、 $N_n:N_1 \sim N_n$ 時間幅雨量 = 0 (mm/h), O: 累積雨

量 = 0(mm), P: 降雨継続時間 = 0(hr) を用いる¹⁾。

(3) NN モデルの構成

判別モデルの基本構造は入力層、中間層、出力層の 3 階層からなる階層型ネットワークである。ニューロンの応答特性を示す入出力関数には、シグモイド関数を用い、学習方法にはバックプロパゲーションを用いた。

本モデルは図-1 に示すように切土のり面の崩壊・未崩壊の判別を斜面要因・降雨要因をカテゴリーデータ又は数値データとして入力¹⁾し、崩壊・未崩壊を出力とする一つの入出力パターンとして取り扱っている。入力層には図-1 に示すように表-2 に示した A～K のり面評価要因をカテゴリーデータとして入力し、L, M のり面評価要因及び、 $N_1 \sim N_n$ の降雨要因を数値データとして入力した。なお、本研究で新たに採用した n 時間幅雨量の入力には、図-1 の $N_1 \sim N_n$ に示すように n 個のニューロンを対応させた。中間層のユニット数は 6 個¹⁾、出力層には「崩壊」、「未崩壊」の 2 個のニューロンを設定した。しかし、本研究で構築した判別システムでは崩壊・未崩壊ニューロンの出力値は逆相関の関係にあったため、崩壊、未崩壊の判断には「崩壊」に対応したニューロンの出力値（以下崩壊確信度とする）を用いた。すなわち、崩壊確信度が 0.5 以上であれば「崩壊」を示し、0.5 未満であれば「未崩壊」を示す。また、崩壊確信度が 1.0 に近いほど「崩壊」判別の信頼性が高いことを示し、0.0 に近いほど「未崩壊」判別の信頼性が高いことを示す。

収束条件は 3.(5) に示す前報¹⁾の精度向上モデルの結果より平均 2 乗誤差 : $E < 0.0001$ または、最大学習回数 20,000 回とした。

(4) 評価指標

本研究では、全データの 2/3 を「教師データ」として学習し判別システムを構築した後、残りの 1/3 のデータを未学習の「テストデータ」としシステムの信頼性の評価に用いる。

評価指標には前報¹⁾と同じく次の指標を用いる。

a) 学習及びテスト結果の評価

収束状況、崩壊・未崩壊データの判別率

b) リアルタイム予測結果の評価

・崩壊予測率

崩壊発生の 1～3 時間前から連続的に崩壊判別したり面数を全のり面数で除したもの

・降雨継続時間内での未崩壊予測率

表-3 前報の判別モデルの崩壊・未崩壊の判別結果

岩種	判別結果	Case B	Case B1	未崩壊削減モデル		
				Case T1	Case T2	Case T3
堆積岩	崩壊	19/27	21/27	20/27	23/27	21/27
	(%)	70.37	77.78	74.07	85.19	77.78
未崩壊	198/207	196/207	68/70	64/68	64/68	
	(%)	95.65	94.69	97.14	94.12	94.12
火成岩	崩壊	16/19	16/19	18/19	16/19	18/19
	(%)	84.21	84.21	94.74	84.21	94.74
未崩壊	223/228	223/228	74/76	75/76	72/76	
	(%)	97.81	97.81	97.37	98.68	94.74

降雨継続時間内の未崩壊判別時間を降雨継続時間で除したもの

・崩壊確信度の経時変化

(5) 前報¹⁾の精度向上モデルの概要

前報の精度向上モデルは基本モデル：Case B（平均2乗誤差 ≤ 0.001 、学習回数：10,000回）に対して収束条件、学習方法、未崩壊データの抽出方法を工夫して精度向上を試みたものである。その内、本研究で用いる精度向上モデルは、次に示す Case B1, Case Ti(未崩壊削減モデル(1/3))の4ケースである。

- Case B1：全データを用いてNNの収束精度を向上させたもの

（平均2乗誤差 ≤ 0.0001 、学習回数20,000回）

- Case Ti(i=1～3)：未崩壊削減モデル

未崩壊データを1/3づつ用いてT1～T3の判別モデルとする。すなわち、単純に未崩壊のり面をランダムに1/3ずつにし、それぞれの1/3の未崩壊のり面データをさらに教師・テストデータにランダムに分類しシステムの構築、検証を行う。
（平均2乗誤差 ≤ 0.0001 、学習回数20,000回）

表-3に基本モデルCase Bと精度向上モデルCase B1, Case T1～Case T3の未学習のテストデータに対する崩壊・未崩壊の判別結果を前報¹⁾より抜粋して示す。表-3より、1. で既述したように崩壊判別において未崩壊削減モデルは、基本モデルCase Bに対して堆積岩で最大約15%、火成岩で最大約10%の精度向上が見られるが、各未崩壊削減モデル(T1～T3)で判別精度にばらつきがあることが分かる。

4. 崩壊・未崩壊判別システムの構築

(1)n時間幅雨量と検討ケース

本研究で取り扱うn時間幅雨量は3.(2)で記述したように、降雨要因抽出時刻を含みn時間前ま

表-4 崩壊データの学習結果

岩種	Case	崩壊学習データの判別率(%)								
		時間幅(n時間)								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
堆積岩	B1	100	100	98	100	100	100	100	94	100
	T1	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	T2	96	100	100	100	100	100	100	100	100
	T3	100	100	100	100	100	100	100	100	100
火成岩	B1	97	97	100	100	100	100	100	100	100
	T1	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	T2	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	T3	100	100	100	100	100	100	100	100	100

での時間雨量を同時に降雨要因として判別システムへ入力するものである。このようにn時間の雨量を同時に入力することにより、崩壊降雨では崩壊発生時刻以前の雨の降り方（変動指標）を降雨パターンなどの単一の指標に変換することなく、直接NNに学習させることが可能であると考えた。また、同時に入力時間幅nを大きくすることで、入力パターンの多様化が可能であり、データの偏りも軽減されると推察される。一方、入力時間幅nが大きすぎると、システムへのノイズとなる可能性も考慮する必要がある。

本研究では、無降雨時間が8時間以内の降雨を一連続降雨としているため、n=1～9時間について、n時間幅雨量の適用可能性について検討を行う。対象モデルは、3.(5)で既述のCase B1, Case T1～Case T3である。

(2) 学習結果および崩壊・未崩壊判別結果

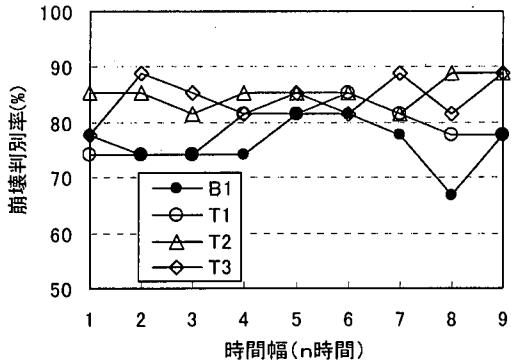
a) 学習結果

崩壊データに対する学習結果を表-4に示す。表-4が示すように、網掛け部を除くほとんどのケースで100%の判別率が得られ、収束条件：E<0.0001を満足し学習が終了した。未崩壊の学習データに対する判別率は全ケース100%であった。このように、いずれのケースも非常に高い精度で学習が終了している。

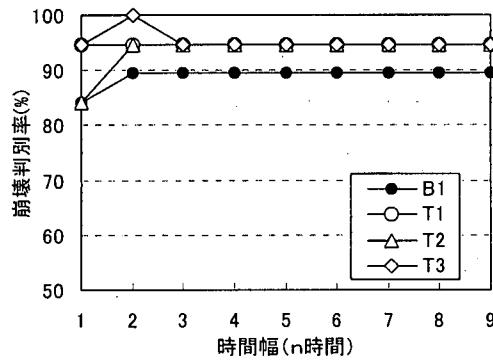
b) 崩壊のテストデータに対する判別結果

崩壊のテストデータに対する判別結果を図-2に示す。図-2a)より堆積岩では、時間幅n=5,6時間で全ケースにおいて、80%以上の安定した崩壊判別結果が得られている。しかし、n=5,6時間以外では、n=1の時間雨量のみに比べ判別結果の良いケースもあるが、各モデルの判別精度のばらつきは大きいことが分かる。

図-2b)より火成岩では、n=2において、Case B1, Case T2, Case T3でn=1の時間雨量のみに比べ精度向上がみられる。特にCase T3では、100%の判別率が得られている。n=3以上ではn=2のよ



a) 堆積岩



b) 火成岩

図-2 未学習データに対する崩壊判別結果

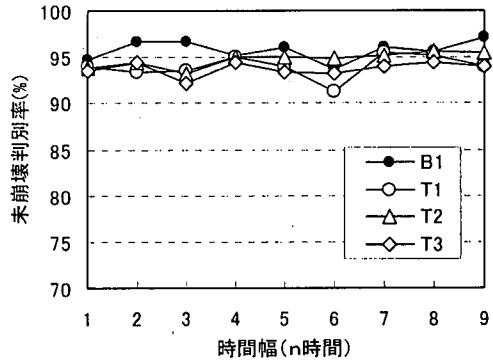
うな、判別精度の向上はみられなくなるが、全未崩壊削減モデルで、 $n=1$ と同等以上となり、しかも約95%近くの高精度の判別精度が得られている。

c) 未崩壊のテストデータに対する判別結果

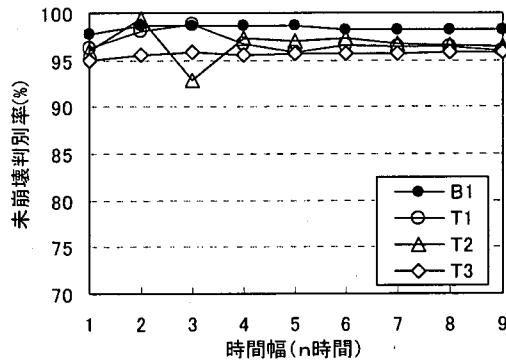
未崩壊のテストデータに対する判別結果を図-3に示す。図-3a)より堆積岩ではいずれのケースも95%前後の高い未崩壊判別率が得られている。特に $n=4, 5, 7, 8$ では全ケースで安定した判別率を示している。

図-3b)より火成岩では、Case T2の $n=3$ において、 $n=1$ に比べ5%程度の精度低下がみられるが、残りの $n=2$ 以上では、 $n=1$ と同程度の判別精度が得られいずれのケースにおいても95%以上の未崩壊判別結果が得られている。

このように、火成岩のり面では、 $n=1$ の時間雨量のみを用いる場合に比べ崩壊判別において $n=2$ 以上の時間幅雨量を用いることにより、精度向上はみられるが n の値については優劣が付けがたい。これに対して、堆積岩では崩壊判別において $n=5, 6$ でいずれの判別モデルにおいても80%以上の安定した判別精度が得られる。一方未崩壊判別では、 $n=6$ で他の n 時間幅雨量の場合に比べ全モ



a) 堆積岩



b) 火成岩

図-3 未学習データに対する未崩壊判別結果

デルで数%の判別精度の低下がみられることがから、入力時間幅として堆積岩においては $n=5$ が適当であると言える。

火成岩では明確な時間幅が得られなかったため時間幅として堆積岩で得られた $n=5$ を用いた場合について崩壊発生予測精度の評価を行う。

(3)リアルタイム予測への適用と評価

降雨継続中のリアルタイム予測は、学習が終了した堆積岩、火成岩の判別システムに斜面要因と降雨開始時からの降雨要因を入力して得られる時刻毎の崩壊確信度により行う。ただし、前報¹⁾で示したように標準化された切土のり面での教師データに対するリアルタイム判別は、非常に高い精度で判別可能であったため、本研究ではテストデータのみのリアルタイム判別結果でシステムの評価を行う。

a) 崩壊発生のり面のリアルタイム予測結果と評価

図-4に堆積岩の時間雨量入力時間幅: $n=5, n=1$ を用いた場合の崩壊発生時刻3時間前、2時間前、1時間前における崩壊予測率および崩壊時刻判別率の比較を示す。なお、崩壊時刻判別の詳細は前節を参照されたい。

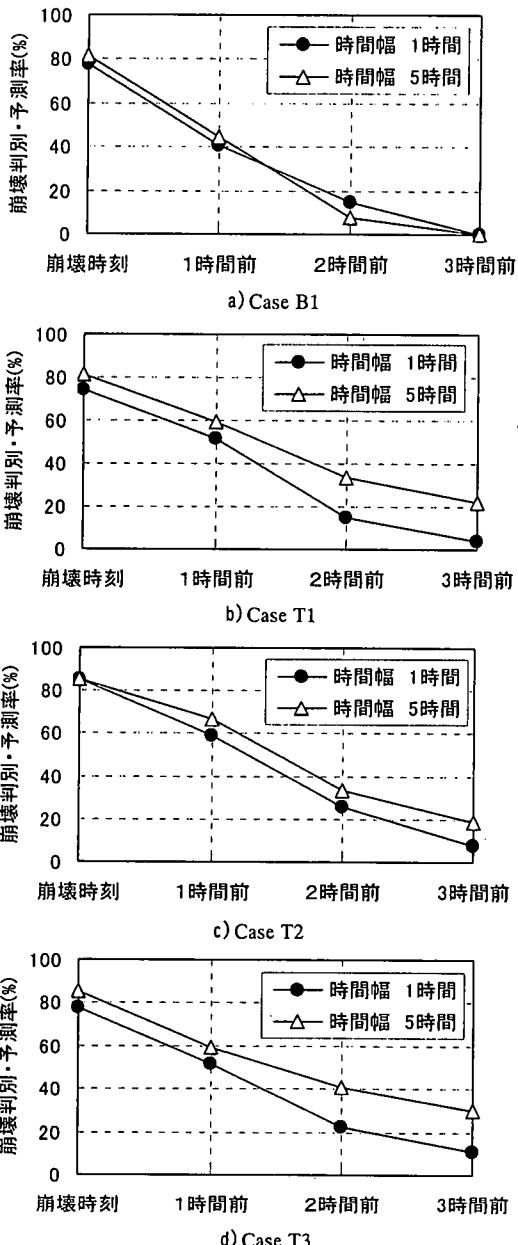


図-4 堆積岩の崩壊判別・予測結果

図-4b)～d)より未崩壊削減モデルでは、 $n=5$ の1～3時間前予測全てにおいて、 $n=1$ の時間雨量のみの場合と同等以上の予測結果が得られている。特に2時間前予測での精度向上が顕著でありCase T3では、40%近くの予測率が得られている。1時間前予測では、Case T1,T3で約60%、Case T2で約70%とかなり高い予測率が得られている。このように、堆積岩の未崩壊削減モデル(T1～T3)では $n=5$ を用いることで崩壊予測率の向上が見られる。しかし、図-4a)が示すように、基本モデルCase B1の1時間前予測では、 $n=5,n=1$ は同程度の予測率を示すが、2時

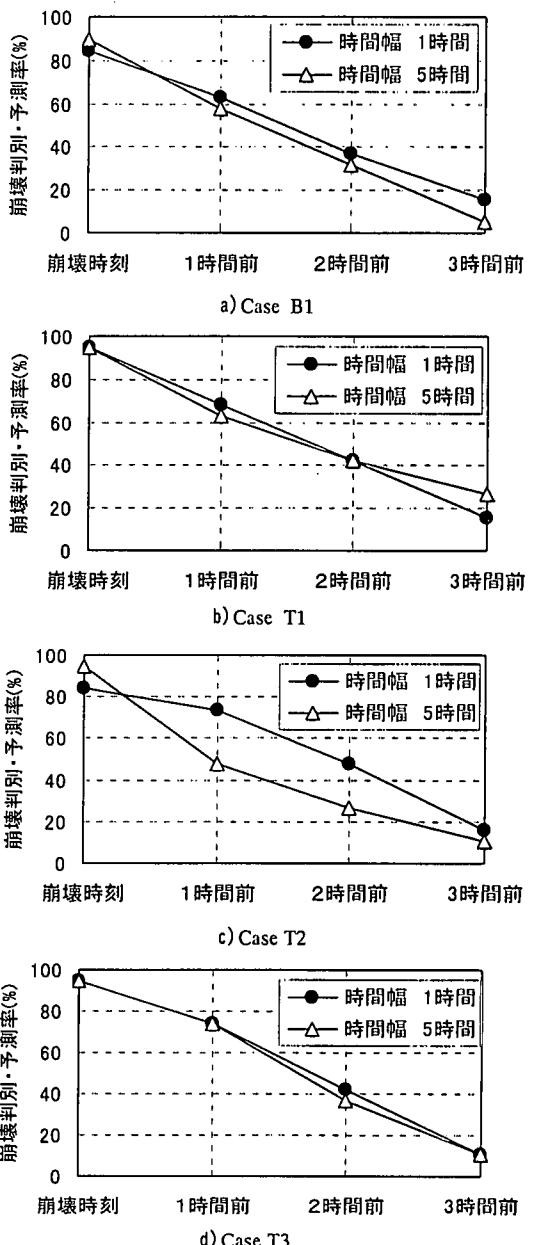
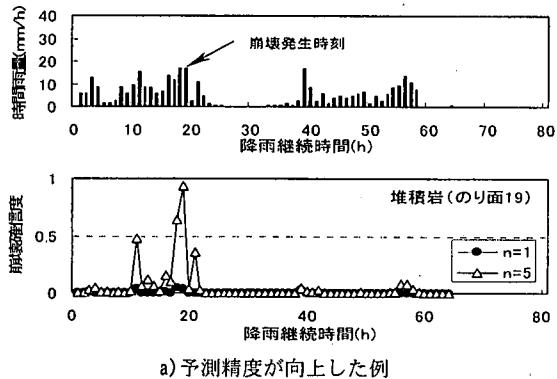
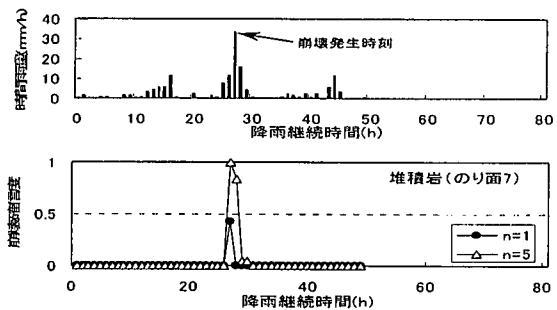


図-5 火成岩の崩壊判別・予測結果

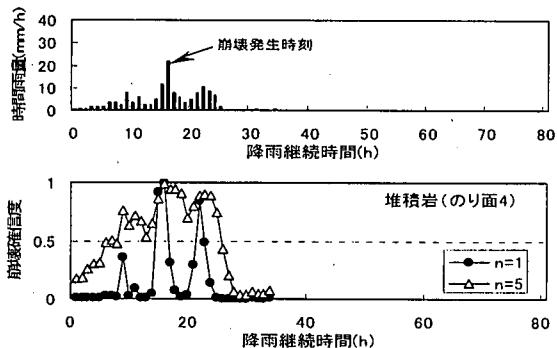
間前予測では $n=5$ の方が $n=1$ に5%程度劣る結果となった。

図-5に火成岩での $n=5$ 、 $n=1$ を用いた場合の崩壊発生時刻3時間前、2時間前、1時間前における崩壊予測率および崩壊時刻判別率の比較を示す。

図-5a)～d)より、火成岩では、前節で示したように崩壊時刻判別では $n=5$ が $n=1$ に比べCase B1で5%程度、Case T2で約10%程度の精度向上が見られるが、崩壊予測精度は全般的に同等か若干下回る傾向が見られる。特に、Case T2では $n=1$ に比べ1時間前予測で30%近くも予測精度の低下



a) 予測精度が向上した例



b) 崩壊確信度が上昇してしまった例

図-6 堆積岩における崩壊のり面のリアルタイム予測の一例
(Case T1)

が見られる。

次に、 n 時間幅雨量により全体的に予測精度の向上が見られた堆積岩の崩壊のり面のリアルタイム予測の一例 (Case T1) を図-6 に示す。図-6a) に示すようにいずれの未崩壊削減モデルにおいても 5 時間幅の時間雨量を用いた場合、時間雨量のみに比べ崩壊発生時刻付近の認識力が高まり、崩壊判別・予測精度が向上する場合が見られた。しかし、堆積岩の Case T1 においては図-6b) に見られるように、崩壊確信度が過敏に反応するケースも見られた。

b) 未崩壊のり面のリアルタイム予測結果と評価

図-7 に降雨継続時間内に 100% の未崩壊予測率が得られたのり面数を全テスト未崩壊のり面に対する割合(%)で示す。図-7a) より堆積岩の Case

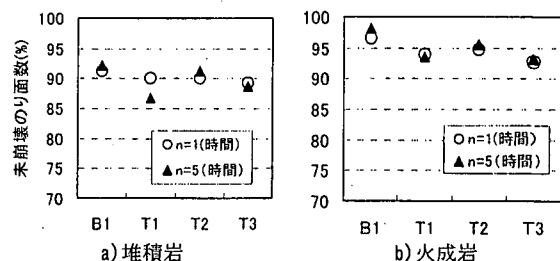


図-7 降雨継続時間内の未崩壊予測率が 100% ののり面数

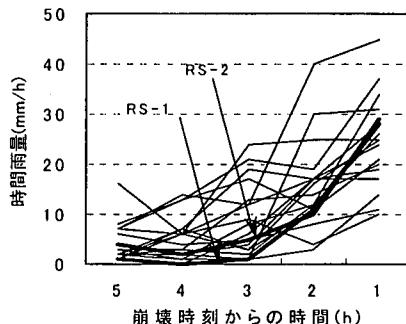


図-8 堆積岩の崩壊発生 5 時間前からの時間雨量
(テストデータ)

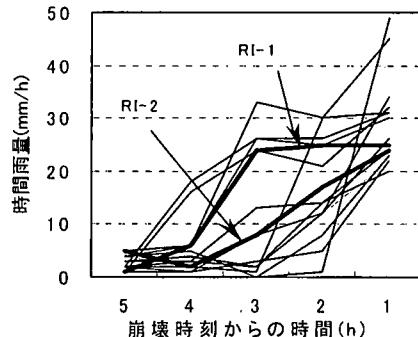


図-9 火成岩の崩壊発生 5 時間前からの時間雨量
(テストデータ)

T1 で時間幅 $n=5$ では $n=1$ に比べ若干の精度低下が見られるものの、そのほかのモデルについて入力時間幅の違いによる顕著な差は見られない。これは、図-7 から分かるように、何れの岩種も降雨継続時間内の未崩壊予測率が 100% となる未崩壊のり面数がおおむね 90% 以上を示しており、これ以上の精度向上は非常に難しいと言える。

(4) 崩壊降雨の特性とリアルタイム予測精度の評価

図-8 に堆積岩、図-9 に火成岩のテストデータにおける崩壊発生時刻から 5 時間前までの時間雨量の変動を示す。

図-8 より堆積岩の崩壊発生降雨は、崩壊発生時刻 2,3 時間前より急激に時間雨量が増加した崩壊降雨が多く見られ、図示した 5 時間以内の変動が

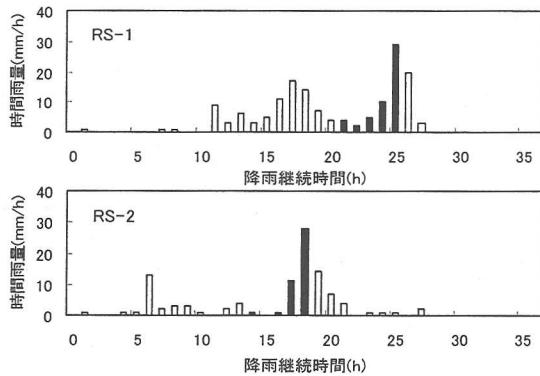


図-10 堆積岩の代表的な崩壊降雨 (RS-1, RS-2)

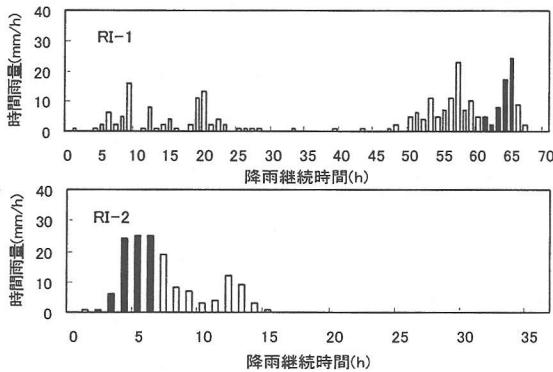


図-11 火成岩の代表的な崩壊降雨 (RI-1, RI-2)

大きな降雨が多い。図中に示した RS-1, RS-2 は堆積岩で崩壊発生が集中した降雨を示しており、RS-1 では 13 個、RS-2 では 8 個のり面で同時に崩壊が発生している。一方、図-9 が示すように火成岩では、短時間で急激に時間雨量が増加した降雨は少なく、堆積岩に比べ時間雨量の変化が滑らかである。図-9 に示した RI-1, RI-2 は火成岩で最も多くの崩壊が発生した降雨を示しているが、それぞれ 4 個のり面で発生し、堆積岩の RS-1, RS-2 の発生例ほど集中的には発生していない。また、RI-1 と示した降雨の上の領域と、RI-2 と示した降雨より下領域とに大別され、RI-1 を含む領域では崩壊 3 時間前からの降雨量の変化が少ないことが分かる。

参考のため図-10 に堆積岩の代表的な崩壊降雨 (RS-1, RS-2) を示し、図-11 に火成岩の代表的な崩壊降雨 (RI-1, RI-2) を示す。各図の黒塗りの部分は崩壊発生時刻より 5 時間前からの時間雨量を示している。図-10 より堆積岩の 2 つの代表的な崩壊降雨は後半集中型の降雨であり、図-11 より火成岩の代表的な崩壊降雨は前方集中型と後半集中型の降雨であることがわかる。

崩壊降雨と比較のため、図-12 に堆積岩、図-13

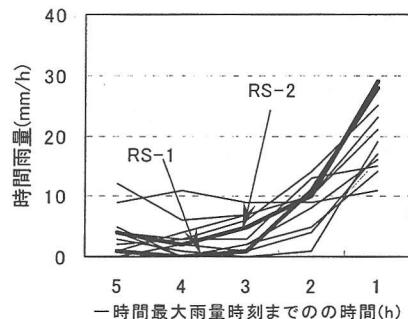


図-12 堆積岩の未崩壊降雨の一時間最大雨量発生時刻崩 5 時間前からの時間雨量 (テストデータ)

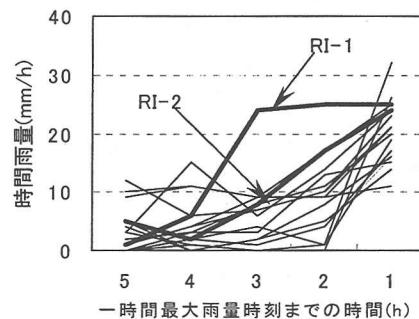


図-13 堆積岩の未崩壊降雨の一時間最大雨量発生時刻崩 5 時間前からの時間雨量 (テストデータ)

に火成岩における未崩壊降雨の一時間最大雨量発生時刻 5 時間前からの時間雨量の変化を示す。各図の未崩壊降雨は崩壊降雨を除いた各観測所エリヤ内の最大経験降雨を示したものである。また、代表的な崩壊降雨 (RS-1, RS-2, RI-1, RI-2) も示している。

図-12 より、堆積岩の未崩壊降雨は、RS-1, RS-2 の崩壊降雨と類似した傾向の未崩壊降雨も見られるが、全体に図-8 に示した崩壊降雨の様な 5 時間に以内に急激な変動を見せる未崩壊降雨は少ない。図-13 より、火成岩の未崩壊降雨は、火成岩の代表的な崩壊発生降雨である RI-1 と類似した降雨は見られない。図-9 の RI-2 降雨の下の領域と、図-13 の RI-2 降雨の下の領域を比較すると崩壊降雨に比べ未崩壊降雨の方が 2 時間前より急激に時間雨量が増加した降雨が多いことが分かる。

したがって、堆積岩では崩壊時刻以前の数時間の時間雨量の変化が顕著であることから、 n 時間幅雨量を導入することで崩壊時刻付近の特徴を捉え易くなり、崩壊時刻判別と崩壊予測精度の向上がはかれたものと考えられる。これに対して、火成岩では、崩壊時刻以前の時間雨量の変動が、堆積岩に比べ顕著ではないため、各崩壊降雨の特徴が時間雨量では認識しにくく、さほどの精度向上が

表-5 崩壊発生降雨 (RS-1, RI-1) の岩種ごとの崩壊発生数

対象 降雨	観測所	堆積岩		火成岩	
		全数	崩壊数	全数	崩壊数
RS-1	T観測所	120	13	6	0
	M観測所	48	1	43	1
	S観測所	26	0	60	0
	合計	194	14	109	1
RI-1	S観測所	26	1	60	4

見られないと推察される。また、時間雨量の緩やかな変動を示す崩壊発生降雨が多いことから、時間雨量の変動より累積雨量の増加により崩壊が発生した可能性も上げられる。言い換えれば、本研究で用いたデータでの火成岩では参考文献1) やこれまでの経過が示すように時間雨量、累積雨量で十分な判別精度が得られると思われる。

ここで、堆積岩で最も崩壊が集中したRS-1降雨はT観測所エリア内で発生しており、その時の堆積岩、火成岩の崩壊発生状況を表-5に示す。表-5に示すようにT観測所エリア内には火成岩のり面が非常に少ないため、T観測所に近接するM観測所、S観測所におけるRS-1降雨と同時期の降雨による崩壊発生状況を同時に示している。ここで、T, M, S観測所の支配エリアは記述の通り半径10kmであり、のり面位置の違いによる補正は行っていない。M,S観測所のRS-1降雨と同時期に発生した降雨を図-14に示すが2観測所の降雨ともRS-1降雨と同等の降雨と見ることができる。なお、T,M,S観測所内ののり面の供用開始年は、全て同じであり、RS-1降雨発生時は供用開始後1年以内にあたっている。

表-5が示すように3観測所エリア内の堆積岩ののり面数が194個に対して、火成岩ののり面数が109個と約半数であるのに対し、崩壊発生数は火成岩1個に対して堆積岩では14個と非常に多く発生している。このことから、供用開始当初の堆積岩ののり面はRS-1降雨のような急激に時間雨量が増加する降雨に対しては火成岩のり面よりも崩壊危険度が高いと思われる。これに対して、図-9に示した火成岩の崩壊発生降雨として特徴的なRI-1降雨での崩壊発生状況を合わせて表-5に示す。表-5に示すようにRI-1はS観測所で記録された崩壊降雨である。したがってRI-1も供用開始後一年以内に発生した降雨である。表-5よりS観測所内に火成岩のり面は堆積岩の約2倍程度であるのに対して、崩壊発生数は4倍と多い。岩種の特性からも火成岩は堆積岩に比べ風化の進行が早く、透水性も高いとされていることから、RI-1のように3時間にわたって25mm程度の時間雨量がある降雨に

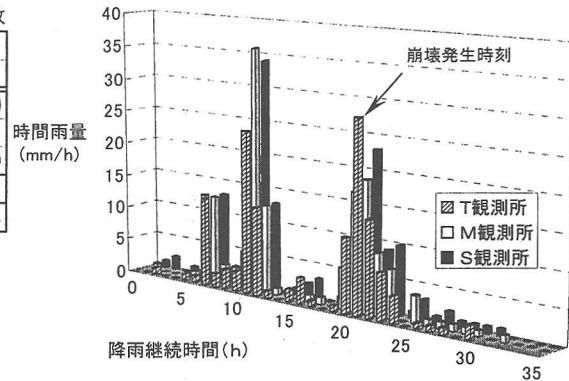


図-14 崩壊発生降雨(RS-1)の経時変化
(RS-1が発生したT観測所とその周辺のM,S観測所の雨量)

対して、累積雨量が大きくなり崩壊に至ったと考えられる。

5. n時間幅雨量のみを用いた判別システムの信頼性

前章の堆積岩のリアルタイム予測結果が示すようにn時間幅雨量(n=5)を導入することで、崩壊発生時刻の降雨の特徴をある程度とらえることが可能であると思われる。

また、一般に豪雨時の斜面崩壊予測に用いられる一連続降雨は無降雨時間の設定によって異なり、それに伴い一時間最大雨量、特に降雨継続時間、累積雨量が異なってくる。筆者らの切り土のり面における研究^{1), 8), 11)}では無降雨時間8時間以内、土石流発生予測²⁾、急傾斜地のにおけるがけ崩れ発生予測^{7), 9), 10)}などでは24時間以内が用いられており、対象によっても異なる。したがって、ある地域で同じ豪雨の同じ時間に崩壊した切土のり面、土石流危険渓流、急傾斜地でも崩壊までの累積雨量、時間雨量が異なることとなる。

それに対して、n時間幅雨量のみを用いる場合、無降雨時間に係なく抽出されるため、上述した対象により崩壊発生時の降雨が異なることもなく、降雨要因の抽出を簡便に行うことが可能である。

以上のことから、本章では、n時間幅雨量のみで、リアルタイム予測システムの構築が可能であるかの検討を行う。対象モデルは、n時間幅雨量導入により精度向上が見られた堆積岩の未崩壊削減モデル(Case T1～T3)を用いる。

なお、検討ケースは以下の通り設定する。前章までの結果はCase R3に対応する。

Case R3：降雨要因3要因

(5時間幅雨量、累積雨量、降雨継続時間)

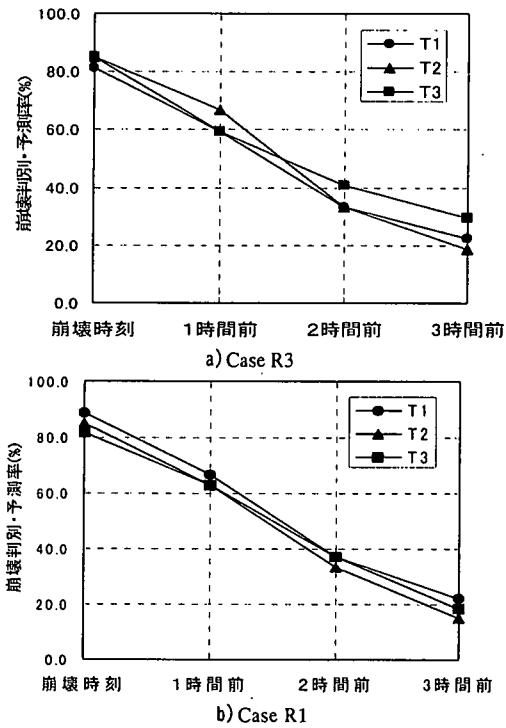


図-15 Case R3, Case R1 のリアルタイムの崩壊判別・予測結果の比較 (堆積岩)

Case R1：降雨要因 1 要因
(5 時間幅雨量)

(1) 学習結果

Case R1 の学習結果は、Case T1 ~ T3 全てで収束条件平均 2 乗誤差 : $E < 0.0001$ を満足し学習が終了し、全ての崩壊・未崩壊データに対して正解を与えた。

なお、4.(2), b) c) で示したシステムの評価のための未学習の崩壊・未崩壊データに対する判別結果は、リアルタイム予測への適用結果に全て含まれるため、本章では、リアルタイム予測結果により判別システムの評価を行う。

(2) リアルタイム予測への適用と信頼性の評価

図-15 に堆積岩の Case R3, Case R1 のリアルタイム予測における崩壊発生時刻 3 時間前、2 時間前、1 時間前からの崩壊予測率および崩壊時刻判別率の比較を示す。

図-15b) より崩壊時刻判別では Case R1 で最も判別率が低い Case T3 においても 80% 以上の判別率が得られている。Case R1 の Case T1 では約 90% と最も高い崩壊時刻での判別率が得られている。

崩壊発生予測では一時間前予測において Case R3

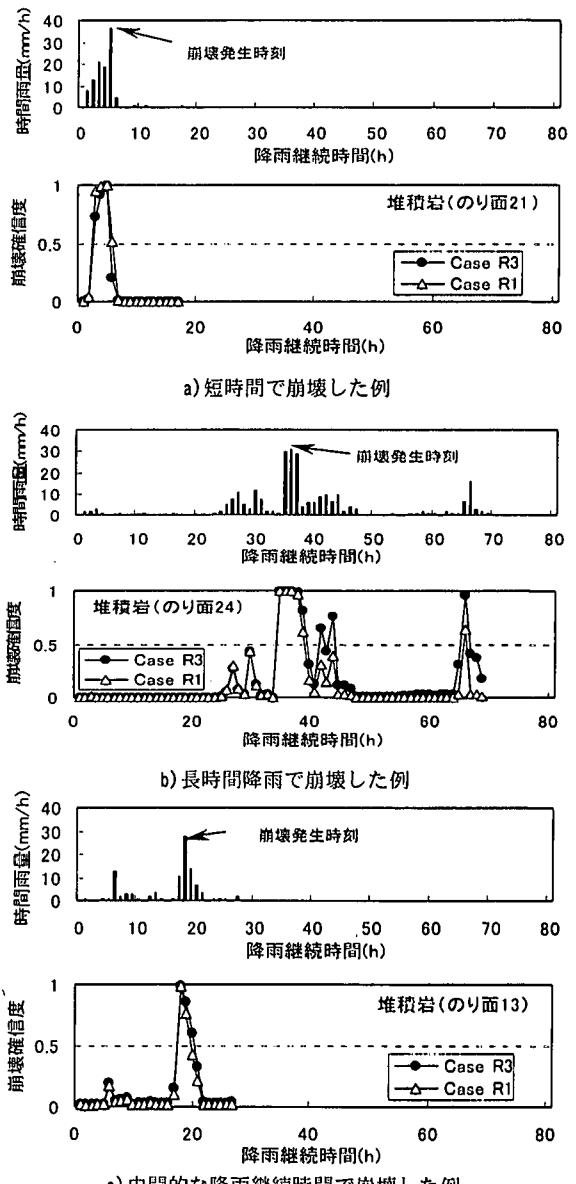


図-16 n 時間幅 (Case R1) のみによる崩壊のり面のリアルタイム予測の一例 (堆積岩 : Case T2)

では Case T2 が最も良く、70% 近い予測率が得られている。Case R1 では T1 ~ T3 の全ケースで 65% 前後の安定した予測結果が得られている。また、2 時間前、3 時間前予測では、Case R3 に比べて予測率が若干下回るもの T1 ~ T3 の全ケースで、2 時間前予測では 30% 前後、3 時間前予測では、約 20% の予測率が得られている。

崩壊のり面のリアルタイム予測結果の一例を図-16 に示す。図-16 には、Case T2 での a) 短時間降雨、b) 長時間降雨、c) の中間的な降雨での崩壊例を示している。図-16 より、何れの降雨パターンにおいても、Case R3, R1 は、非常に類似した確

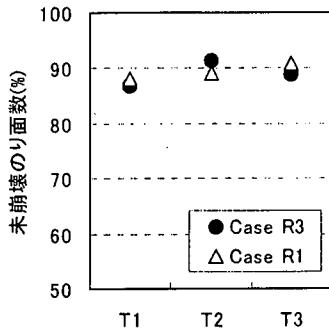


図-17 Case R3, Case R1 の降雨継続時間内の未崩壊

信度の変化をしており、 n 時間幅雨量のみを用いても、確信度経の経時変化は非常に良好である。なお、他ののり面においても b) 長時間降雨の崩壊発生時刻後の Case R3, R1 の確信度が示すような違いは見られるが、極端な差は見られない。

次に、図-17に未崩壊のり面において、降雨継続中に常に未崩壊と予測(100%の未崩壊予測率)したのり面数を示す。

図-17より、何れの未崩壊削減モデルにおいても Case R1 は、降雨要因を n 時間幅のみにしたにも関わらず Case R3 と同程度の約 90% 近い未崩壊のり面で 100% の未崩壊予測率が得られている。

このように、 n 時間幅雨量のみを降雨要因として用いても非常に高い精度で、リアルタイムの崩壊予測が可能であると考えられる。

6. おわりに

本研究では、筆者らが構築した標準化された切り土のり面と、最も一般的である一時間雨量、累積雨量、降雨継続時間の降雨要因を用いた豪雨時のリアルタイム予測システムの時間雨量を新たに n 時間幅の時間雨量と置き換えることにより、予測精度の向上と、未崩壊削減モデル¹⁾の予測精度の安定化を試みた。

以下に、本研究で得られた結論を列記する。

(1) 堆積岩においては n 時間幅雨量として 5 時間を用いることが妥当である。

(2) 5 時間幅雨量を用いた 堆積岩の予測システムでは、未学習の崩壊データに対して、未崩壊削減モデル (Case T1 ~ T3) で 80% 以上の安定した崩壊判別が可能である。未崩壊判別においても未崩壊削減モデルで、95% 前後の高精度の未崩壊判別が可能である。

(3) 最適な n 時間雨量幅が得られなかった火成岩に

おいても 5 時間幅雨量を用いることで未崩壊削減モデルで未学習の崩壊データに対して全未崩壊削減モデルで 95% 近くの高精度で安定した崩壊判別が可能であり、未崩壊判別においても全未崩壊削減モデルで、95% 以上の高精度の未崩壊判別が可能である。

(4) 降雨要因として従来用いられてきた累積雨量、降雨継続時間に加え 5 時間幅雨量を用いることで、非常に高い精度でリアルタイムで崩壊・未崩壊の予測が可能である。

(5) 降雨要因として 5 時間幅雨量を導入することで、未崩壊削減モデルの予測精度の向上と安定化が図れる。

(6) リアルタイム予測では、堆積岩の全未崩壊削減モデルにおいて、1 時間 ~ 3 時間前予測全てで、時間雨量のみ ($n=1$) に比べ精度向上が見られ、1 時間前予測では 60% ~ 70% の予測率が得られた。しかし、火成岩では $n=1$ の時間雨量のみでも 70% 前後の予測精度があり、5 時間幅雨量導入による顕著な精度向上は見られなかった。

(7) さらに、 $n=5$ 時間幅雨量のみを用いた予測システムにおいても、上記の(2) ~ (6) に示した累積雨量、降雨継続時間の降雨要因を同時に用いたシステムと同等のリアルタイムの崩壊予測が可能である。

(8) 降雨要因として、 n 時間幅雨量のみで崩壊予測システムの構築が可能であることから、一連続雨量を確定するための無降雨時間の設定が不要となる。

(9) 堆積岩、火成岩の崩壊発生 5 時間前までの降雨を比べると、堆積岩では火成岩に比べ、2,3 時間前より急激に立ち上がる降雨が多く、さらには 5 時間以内の変動が大きな降雨が多い。したがって、堆積岩の方が 5 時間幅雨量により崩壊・未崩壊の降雨パターンが捉えやすく、精度向上につながったものと考えられる。

このように、降雨要因として $n=5$ 時間幅雨量を用いることで、前報¹⁾において崩壊データの判別精度が安定しなかった未崩壊削減モデルにおいて判別精度の安定性とさらなる判別精度の向上が可能である。

1. で述べたように、斜面崩壊予測システムを構築する際、崩壊データ数に比べ未崩壊データ数が非常に多いため、NN システムが未崩壊側の認識を高め、崩壊の判別率を低下する傾向が見られる^{1,2)}。加えて、未崩壊データがノイズとなりシステム全体の学習効率の低下と判別精度の低下を招く。これらの対策の一例は 1. で述べたように、学習方法の効率

化に加え根本的な対策として自己組織化マップ(SOM)³⁾を用いた学習データの選別も可能であるが一般的に導入するには難しい。それに対して、本研究で導入したn時間幅雨量は特殊な手法を用いることなく、n時間幅雨量を降雨要因として用いることで組み合せる未崩壊データによらず安定した判別精度が得られ非常に有効である。

n時間幅雨量は、降雨継続時間、累積雨量などを必要とせず、n時間幅雨量のみで崩壊・未崩壊の降雨パターンを認識する事が可能であり非常に有効である。また、無降雨時間に關係なく抽出されるため、降雨要因の抽出も容易である。

以上示したように本研究で導入したn時間幅雨量はシステム構築に用いる未崩壊データの抽出の低減および、降雨要因の不偏化と抽出の簡素化に有効である。

さらに、構築した崩壊予測モデルは、豪雨継続中にリアルタイムでどこののり面でいつ崩壊が発生するかを高い精度で予測することが可能であり非常に有効であると考えられる。

しかし、n時間幅雨量は、本研究においても対象とする岩種によりその有効性が異なることから、対象に応じて時間幅の詳細な検討が必要である。

また、本研究で取り扱っている1時間前～3時間前のにおける崩壊予測は、過去の崩壊発生事例を発生後に評価したものであり、実際の降雨継続中で、崩壊確信度の上昇が崩壊発生時刻の何時間前であるかは不明である。したがって、実際の運用面を考慮したモデルの構築が必要である。

参考文献

1) 菊池英明、古川浩平、奥園誠之、西岡歟：標準化された

- データベースと降雨要因を用いた豪雨時における切土のり面のリアルタイム崩壊予測について、土木学会論文集、第637号/VI-45, pp. 63-77, 1999.12.
- 2) 荒木義則、古川浩平、松井範明、大木戸孝也、石川芳治、水山高久：ニューラルネットワークを用いた土石流危険渓流における土砂崩壊のリアルタイム発生予測に関する研究、土木学会論文集、第581号/VI-37, pp. 107-121, 1979.12.
 - 3) 武長寛也：感度解析を用いたニューラルネットの入力層の最適化とその数字認識への適用、電気学会論文集D, 111巻1号, pp. 36-39, 1990.7.
 - 4) 安田登、白木渡、松島学、堤知明：ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価、土木学会論文集、第496号/V-21, pp. 41-49, 1994.8.
 - 5) 安田登、近田康夫、松島学：緑化されたコンクリート擁壁の逆解析、土木学会論文集、第5141号/V-27, pp. 55-64, 1995.5.
 - 6) T.コホネン著、徳高平蔵、岸田悟、藤村喜久朗：自己組織化マップ、シュプリングフェアラーク東京、1996.5.
 - 7) 白木渡、長瀬裕俊、宮下英明、伊藤利夫：自己組織化マップ(SOM)による斜面崩壊予測システム、構造工学論文集Vol.44A, pp. 453-459, 1998.3.
 - 8) 菊池英明、古川浩平、大前伸司、奥園誠之、西岡歟：ニューラルネットワークによる切土のり面の豪雨時のリアルタイム崩壊予測と予測に用いる降雨要因に関する一考察、土木学会論文集、第616号/VI-42, pp. 63-76, 1999.3.
 - 9) 白木渡、松保重之：ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測システムの開発、JCOSAR'95論文集、Vol.3, 1995.
 - 10) 上田茂、白木渡、松保重之、長瀬裕俊、森下基浩：ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測システムの開発、土木学会中国四国支部研究発表会概要集, pp. 47-48, 1995.
 - 11) 菊池英明、古川浩平、大前伸司、奥園誠之、神谷誠：ニューラルネットワークを用いた降雨継続中の変成岩地山の切り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/VI-36, pp. 57-72, 1997.9.
 - 12) 濱尾克美、船崎昌繼：土砂害（主に土石流的被害）と降雨量について、新砂防、Vol. 26, No. 2, pp. 22-28, 1973.11.

(1999.2.17 受付)

A STUDY OF THE PRECISION OF FORECASTING CUT-OFF SLOPE COLLAPSE DURING HEAVY RAIN USING N-HOURS RAINFALL AS RAINFALL FACTORS

Hideaki KIKUCHI,Kohei FURUKAWA,Seishi OKUZONO and Isao NISHIOKA

We presented the system that can forecast the collapse of cut-off slope using standard data based on neural network in the preceding paper. Data must be carefully selected for precision forecasting using neural network. In this system, the difference between the non-collapsed data and the collapsed data causes the uncertainty in results. Especially, the rainfall data is very important factors for this system. In this research, we present new rainfall factors called n-hours rainfall and attempt to provide more information for the system to obtain more assured results. We confirm that these factors is applicable to the system.