

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

菊池英明¹・古川浩平²・大前伸司³・奥園誠之⁴・西岡勲⁵

¹正会員 工修 山口大学助手 工学部社会建設工学科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2557)

²正会員 工博 山口大学教授 工学部社会建設工学科

³学生会員 山口大学大学院 工学部社会建設工学科

⁴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)

⁵正会員 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 東芝フコク生命ビル)

豪雨時の切り土のり面の崩壊・未崩壊の判別は、岩種毎に判別システムを構築することが有効であるとされている。本研究では、変成岩、堆積岩、火成岩の3岩種の地山に建設され豪雨時に崩壊した切土のり面データと降雨データを用い、ニューラルネットワークに基づいた崩壊・未崩壊の判別システムを構築した。その際、判別システムのリアルタイム崩壊予測への適用性及び感度解析結果から、降雨要因としての最適な長期・短期指標の組み合わせについて検討を行うとともに、ニューロンのウエイト差により岩種特性に関する考察を行う。そして、ニューラルネットワークを用いた崩壊予測システムを構築する際の留意点について述べる。

Key Words : cut-slope failure, prediction, rainfall factors, neural network

1. はじめに

筆者らは、豪雨時の切土のり面の崩壊が斜面要因と降雨要因の組み合わせにより発生することから、最適化手法としてパターン認識に優れているニューラルネットワーク(以下NN)を用いて変成岩地山の切土のり面に限定し崩壊・未崩壊の判別システムを構築した。そして、その判別システムをリアルタイムの予測に適用し、切土のり面におけるNNを用いた崩壊予測システムの有効性を示した¹⁾。

その際、降雨時の道路管理指標において参考文献2)などでは累積雨量、時間雨量が併用されていたことから累積雨量、時間雨量および降雨継続時間を降雨要因として用いた。

一方、土砂災害発生の時期とタンクモデルの貯留高との相関性が高い³⁾ことが示されているように、豪雨時の斜面崩壊は、実際には累積雨量、時間雨量といった降雨量そのものに加えて斜面内の降雨の貯留量が大きく関わっていると考えられる。

しかし、タンクモデル法などの水文学的手法により斜面内の貯留量を求め斜面崩壊発生を予測することは、ごく限られた範囲では有効であると考えられるが、広域的に多くの対象斜面に適用することはモデルの煩雑さから難しい。このことから、簡易的に前期雨量を考慮し斜面内の貯留量を表す指標として、実効雨

量が用いられ、建設省による土石流の警戒・避難基準雨量の設定⁴⁾が一部実用化されており、がけ崩れ警戒基準雨量の降雨指標⁵⁾、JR⁶⁾での運転規則のための降雨指標としても採用されている。しかし、切土のり面の崩壊予測に対して実効雨量の適用を試みた研究はほとんど行われていない。

また土石流危険渓流における溪流単位での基準雨量の設定⁷⁾、リアルタイムでの土石流発生予測⁸⁾に関する研究も行われ実用性が示されている。これに関しても、切土のり面に対する適用はほとんど行われていないのが現状である。

一般に岩盤を取り扱う場合、岩種によりその特性が大きく異なるといわれている⁹⁾。加えて、切土のり面において西ら^{2), 10)}の研究により岩種ごとに扱うことの有効性が示されている。

これらのことから切土のり面のリアルタイム予測システムを構築するには、降雨要因としての実効雨量の適用可能性を評価するとともに変成岩のみならず他岩種へのNNによる判別システムの適用可能性を評価する必要があると考えられる。

そこで、本研究では、前報¹⁾での変成岩地山の切土のり面に加え、堆積岩および火成岩地山の切土のり面においてもNNを用いたリアルタイム判別システムを構築し、リアルタイム予測への適用性及び感度解析結果などから、その判別システムに用いる実効雨

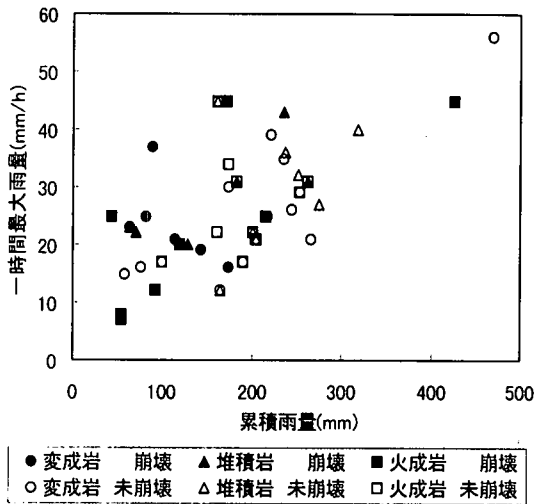


図-1 崩壊降雨と崩壊前降雨の一時間最大雨量と降雨終了時の累積雨量の関係

量を含めた降雨の長期・短期指標に関する考察を行う。また、NNモデルの判断過程を工学的に評価する手法として、ニューロンのシナプスウェイト差¹¹⁾を適用し岩種ごとのNNモデルの特性比較を行い、各岩種の一般的な工学的特性との関連によりモデルの特性と妥当性について考察を行う。

そして、最終的には降雨時のり面崩壊の事前予測を可能とし、災害を未然に防止するための防災対策支援の一助とすることを目的とする。

2. のり面データと降雨データ

(1) のり面データ

切土のり面データは、前報¹⁾と同じくのり面評価要因に基づき専門技術者により十分に吟味、評価され、比較的崩壊時刻が明確であった豪雨時に崩壊した切土のり面データを用いる。したがって、本研究で用いるのり面データは変成岩：12個、堆積岩：11個、火成岩：7個である。

(2) 降雨データ

「崩壊」に対応する降雨データはのり面崩壊発生時の降雨資料より作成した。「未崩壊」に対応する降雨データは崩壊発生以前にそののり面では未崩壊であった降雨資料より、累積雨量が第一番目～第三番目に多かった一連の降雨を崩壊前降雨とした。なお、基本となる降雨データは、気象庁観測の時間雨量データを用い、日本道路公団中国支社の一連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。

図-1に各岩種の崩壊降雨と崩壊前降雨の累積雨量と

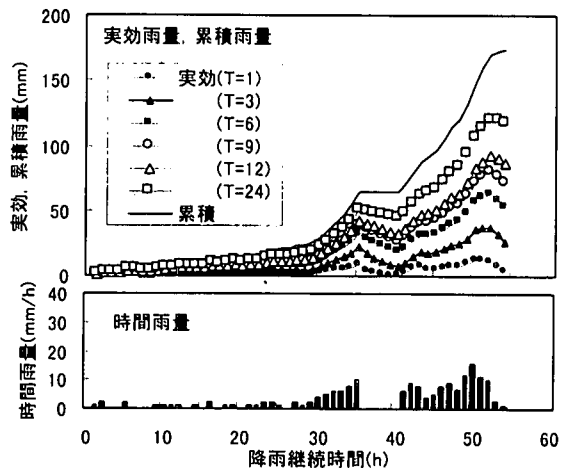


図-2 実効雨量の算定例

一時間最大雨量との関係を示す。図-1より崩壊・崩壊前降雨の降雨規模に大差はなく、また岩種別に見ても雨量の大小と崩壊・未崩壊との差がないことが分かる。

3. 実効雨量と崩壊発生について

(1) 実効雨量について

実効雨量は前期降雨の影響を考慮した式(1)に示す積算雨量で、半減期T時間でのt時間前の減少係数と時間雨量の積和である。式(1)から分かるように半減期が長くなれば事前の降雨量の減少が遅くなるため、長期指標としての意味合いが強くなり、半減期が短くなれば直近の降雨量のみが反映されるため、短期指標としての意味合いが強くなる。図-2に半減期：T=1,3,6,9,12,24hrの実効雨量の計算例を示す。

$$Rw_T = \sum_{t=T}^n (0.5)^{t/T} \cdot r(t) \quad (1)$$

ここで、 Rw_T ：実効雨量(mm)， $(0.5)^{t/T}$ ：減少係数， T ：半減期(hr)， $r(t)$ ：時間雨量(mm/h)である。

(2) 実効雨量と崩壊発生について

実効雨量とタンクモデルの貯留高との関連性が高い¹²⁾ことから、実効雨量の変動と崩壊発生時期との関連性も高いと推察される。表-1にのり面の崩壊発生時刻と時間雨量、実効雨量のピーク時刻との時間差を示す。表中のマイナス(-)は、ピーク発生時刻以前に崩壊が発生したことを示す。なお、崩壊発生時刻が不明であったため崩壊発生時刻を時間雨量のピーク時刻としたデータも含まれている。

表-1より、変成岩、堆積岩では崩壊時刻と時間雨量のピーク時刻とが一致していないのり面については、

表-1 崩壊発生時刻と時間雨量, 実効雨量のピーク時刻との時間差

岩種	斜面番号	時間雨量	実効雨量 (T (hr))						
			1	3	4	9	12	24	
変成岩	1	0	0	-2	-2	-2	-2	-2	-2
	2	0	0	0	0	0	0	0	-6
	3	0	0	0	0	-1	-1	-2	
	4	0	0	-2	-3	-3	-3	-39	
	5	3	1	0	0	0	0	-3	
	6	0	0	-2	-2	-2	-2	-2	
	7	0	0	0	0	0	0	0	
	8	9	8	3	0	0	-3	-4	
	9	9	8	3	0	0	-3	-4	
	10	9	8	3	0	0	-3	-4	
	11	1	0	0	-2	-2	-2	-4	
	12	0	0	0	-1	-1	-1	-2	
堆積岩	1	0	0	0	0	0	0	0	
	2	8	7	7	7	7	0	0	
	3	9	3	3	0	0	-3	-4	
	4	26	2	2	0	0	0	0	
	5	9	3	3	0	0	-3	-4	
	6	9	3	3	0	0	-3	-4	
	7	4	0	0	0	0	0	0	
	8	8	0	0	0	0	0	0	
	9	0	0	0	-1	-1	-1	-2	
	10	0	0	0	-1	-1	-1	-2	
	11	0	0	0	-1	-1	-1	-2	
火成岩	1	11	10	9	9	5	4	4	
	2	0	0	-1	-1	-1	-1	-2	
	3	45	45	45	40	40	40	39	
	4	9	9	3	0	0	-3	-4	
	5	11	7	7	0	0	0	-2	
	6	12	12	12	11	11	11	11	
	7	9	8	3	0	0	-3	-4	

何れかの半減期の実効雨量のピーク時刻と一致している。また、時間雨量のピーク時刻と一致しているほとんどのり面においては実効雨量のピーク時刻とも一致している。これらのことから実効雨量は崩壊発生時刻との関連性が高いと言える。しかしながら、のり面によって一致する実効雨量の半減期が異なることから、のり面毎に半減期の設定が必要となると推察される。火成岩では、時間雨量, 実効雨量ともに崩壊時刻とピーク時刻が一致していないのり面が見られるが、これらのり面の崩壊時刻は表-1からも明らかのように降雨終了時付近である。

4. NNによる崩壊・未崩壊判別システムの概要

(1) のり面評価要因

のり面評価要因は地質・地形要因 (A~G), 土工要因 (H~J), 供用年数 (K), である。A~Jの要因は、「非常に良好な状態」から「非常に不良な状態」に1~5ランクに評価されている⁹⁾。地質・地形要因と土工要因を以下に示す。表-2に堆積岩ののり面データの例を示す。

表-2 切土のり面データ (堆積岩)

のり面番号	評価要因										
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	3	3	3	2	4	3	1	2	2	3	3
2	5	5	5	2	5	4	2	2	4	3	3
3	4	4	4	2	4	4	1	2	2	3	3
4	4	4	4	3	4	4	2	1	4	2	3
5	3	3	3	2	3	3	1	3	3	2	3
6	3	3	3	4	3	3	2	5	3	2	3
7	4	4	4	5	4	3	1	1	1	4	3
8	3	3	3	4	4	3	1	1	1	4	3
9	3	3	3	3	2	4	1	3	3	1	3
10	4	4	4	3	2	2	1	4	3	2	3
11	3	3	3	4	2	2	3	1	1	3	3

a) 地質・地形要因

A: 地山地質, B: 土質分類, C: 節理等の状況, D: 節理等の傾斜, E: 被覆層・風化層の厚さ, F: 地下水・湧水の状態, G: 降雨水の集中度

b) 土工要因

H: のり高さ, I: のり勾配, J: のり面保護工

(2) 降雨要因

降雨要因には、以下に示す長期指標 (L), 短期指標 (S) 及び降雨継続時間 (N) とを組み合わせて用いる。

a) 長期指標 (L)

・累積雨量 (mm)

短期指標採用時刻までの時間雨量の累積値

・実効雨量 (半減期 T (=12,24 (hr)) (mm)

b) 短期指標 (S)

・時間雨量

・実効雨量 (半減期 T (=1,3,6,9 (hr)) (mm)

降雨要因の抽出方法は前報⁹⁾の結果より、崩壊降雨では、崩壊発生時刻 (又は推定時刻) において抽出し「崩壊降雨データ」とした。崩壊前降雨では、短期指標が最大値を示す時刻と長期指標が最大値を示す時刻において抽出し「未崩壊降雨データ」とした。

(3) NNモデルの概要

判別モデルは、前報⁹⁾での変成岩の判別モデルの基本構造が切土のり面の崩壊・未崩壊の判別に非常に有効であったことから図-3に示す3階層型NNモデルとし、中間層のユニット数は6個とした。本モデルは図-3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・降雨要因を入力データとし、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。

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。ここでA~Jはカテゴリーデータとして入力し、K, L, S, Nは数値データとして入力した。

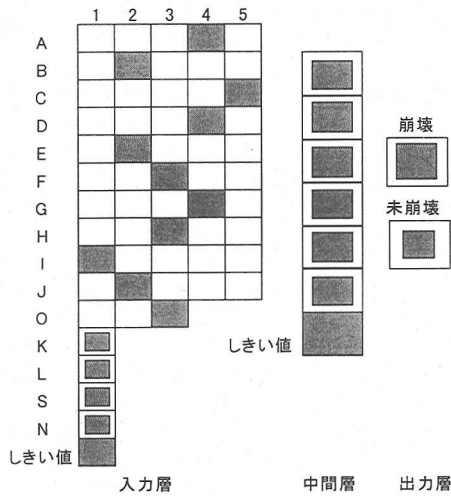


図-3 ニューラルネットワークモデル

ここで、カテゴリー入力、要因のカテゴリー区分1つ1つに対応したニューロンを設定し[0]または[1]が入力される。数値入力はデータの最大値が[1]となるように基準化し[0]～[1]の数値が入力される。

なお本研究では、ニューロンのシナプスウェイト差によるシステム評価のため、出力層は「崩壊」、「未崩壊」の2個のニューロンを設定した。このとき本研究で構築した判別システムにおける崩壊・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）を用いる。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、この崩壊確信度が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。

収束条件は平均2乗誤差： $E < 0.001$ または、最大学習回数10,000回とした。

(4) 判別システムの構築方法

本研究での、システムの構築手順、評価指標は以下のとおりとした。

手順1：長期指標の検討

長期指標として累積雨量と実効雨量（半減期： $T=12,24hr$ ）との比較を行う。

手順2：短期指標の検討

短期指標として時間雨量と実効雨量（半減期： $T=1,3,6,9hr$ ）との比較を行う。

手順3：最適な長期・短期指標の組み合わせを選定。

手順4：感度解析によるシステム特性の把握

手順5：シナプスウェイト差により岩種特性の評価

表-3 降雨要因の組み合わせケース

Case	長期降雨指標		短期降雨指標				降雨継続時間		
	累積雨量	実効雨量(T(hr))	時間雨量	実効雨量(T(hr))	1	3		6	9
B	○			○					○
L-12		○		○					○
L-24			○	○					○
S-1	○			○					○
S-3	○				○				○
S-6	○					○			○
S-9	○							○	○

(5) 判別システムの評価指標

判別システムの評価は、学習状況、リアルタイムへの適用結果により行う。

本来、このようなニューラルネットワークを用いたシステムでは、対象データを学習データとテストデータに分け、学習データを学習させた上で、未学習のテストデータに対する判別結果でシステムの信頼性を評価する必要がある。しかし、本研究では、岩種ごとののり面数が少ないこと、学習データは降雨継続時間内の一部のデータのみであり、その学習結果を降雨継続時間内の全てのデータに対して適用し、システムの信頼性の評価を行うことから、各ケースとも全てののり面を学習データとして用いる。

また、降雨継続中のリアルタイム予測は、学習が終了した岩種ごとの判別システムに降雨要因と雨の降り始めからの1時間毎の降雨要因を入力して得られる崩壊確信度により行う。リアルタイム予測において、崩壊降雨では崩壊時刻での崩壊判別に加え、崩壊発生を予測するという観点から、崩壊発生の数時間前より連続的に崩壊確信度が0.5以上に上昇し、崩壊の可能性が高いと判別できることが重要である。崩壊前降雨においては、降雨継続中常に崩壊確信度が0.5未満を示し、未崩壊と判別されることが理想である。

以上のことから、評価指標は以下の通りとした。

a) 学習結果による評価

- ・収束状況
- ・崩壊・未崩壊データにおける判別率

b) リアルタイム予測への適用結果による評価

- ・崩壊予測率（崩壊発生の1時間～3時間前）
- ・降雨継続時間内での未崩壊判別率。

5. 降雨の長期・短期指標の検討

(1) 長期指標としての実効雨量（半減期12, 24時間）の適用可能性について

a) 検討ケースと学習結果

崩壊・崩壊前降雨は、前述のように無降雨期間が8

表-4 収束状況と崩壊・未崩壊判別結果（堆積岩）

ケース		B	L-12	L-24	S-1	S-3	S-6	S-9
降雨要因	短期	1時間	1時間	1時間	実効(1)	実効(3)	実効(6)	実効(9)
	長期	累積	実効(12)	実効(24)	累積	累積	累積	累積
判別結果	崩壊	10 / 11	10 / 11	10 / 11	11 / 11	11 / 11	11 / 11	10 / 11
	(%)	90.9	90.9	90.9	100.0	100.0	100.0	90.9
	未崩壊	77 / 77	77 / 77	77 / 77	77 / 77	77 / 77	77 / 77	77 / 77
	(%)	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
全体		87 / 88	87 / 88	87 / 88	88 / 88	88 / 88	88 / 88	87 / 88
	(%)	98.9	98.9	98.9	100.0	100.0	100.0	98.9
学習回数		10000	10000	10000	240	190	737	10000
平均2乗誤差		0.0114	0.0114	0.0114	0.0010	0.0010	0.0005	0.0114

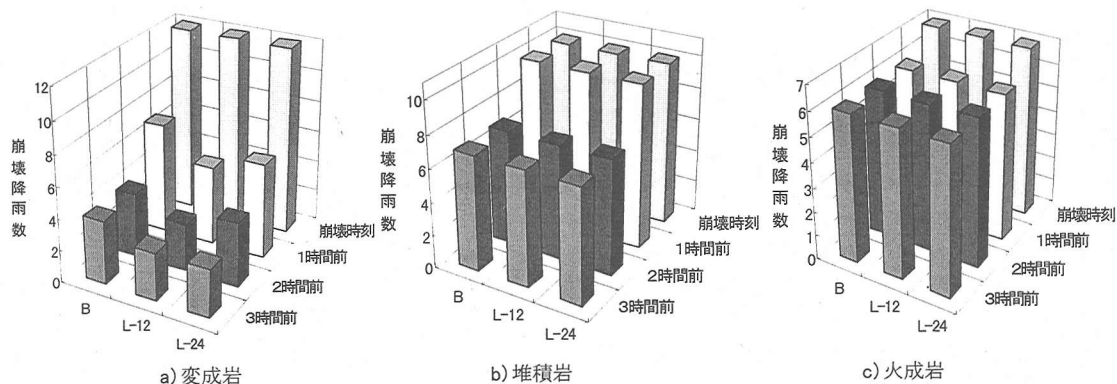


図-4 長期指標の違いによる岩種ごとの崩壊予測結果

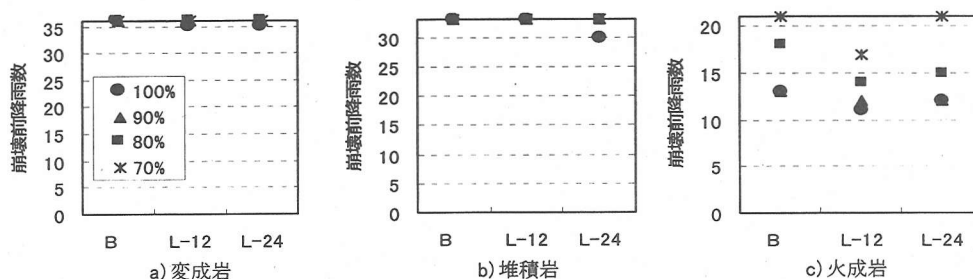


図-5 長期指標の違いによる崩壊前降雨における未崩壊判別率別降雨数の比較

時間以内の降雨を対象としているため、半減期が長くなると対象降雨以前の降雨の影響も考慮する必要が生じる。また、半減期があまり短いと短期指標としての意味合いが強くなるため、実効雨量の半減期を12時間、24時間とした。降雨要因の組み合わせは表-3に示す通り累積雨量を用いたケースを基本ケースとしCase B、半減期12,24時間の実効雨量を用いたケースをCase L-12, Case L-24とした。

各ケースに対する学習の収束状況は、変成岩、火成岩では全ケースで学習回数が最大でも1,500回程度と少ない学習回数で収束条件(E=0.001)を満足し学習が終了し、崩壊・未崩壊の全データに対し正解を与えた。堆積岩は表-4に示すように収束条件は満足せず最大学習回数10,000回で学習が終了しているが、崩壊デー

タの1降雨でしか誤判別しておらず判別精度は高いと考えられる。

b) リアルタイム予測への適用

図-4に崩壊3時間、2時間、1時間前から連続的に崩壊予測したのり面数と崩壊時刻での判別結果を示す。図-4より、堆積岩、火成岩は崩壊予測、崩壊時刻判別ではいずれのケースにも差は見られない。しかし、変成岩では、崩壊予測において長期指標として実効雨量を用いたケースに比べ累積雨量を用いたCase Bが1~3時間前予測全般に予測された崩壊降雨数が多く最も良い結果が得られている。

次に、図-5に降雨継続時間内の未崩壊判別率が70, 80, 90%以上及び100%であった崩壊前降雨数を示す。

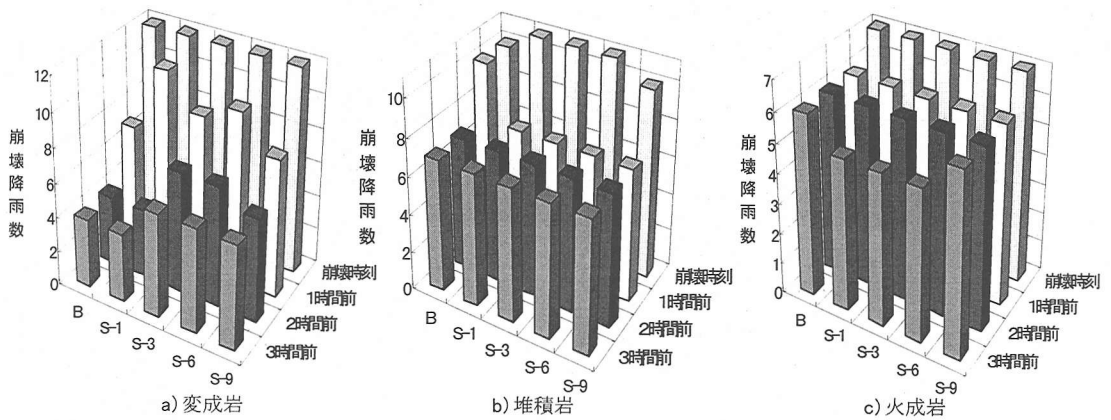


図-6 短期指標の違いによる岩種ごとの崩壊予測結果

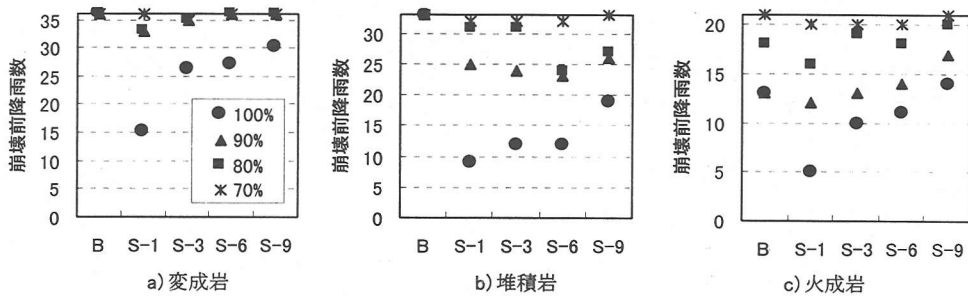


図-7 短期指標の違いによる崩壊前降雨における未崩壊判別率別降雨数の比較

図-5より、降雨継続中での未崩壊判別は、変成岩ではいずれのケースも差は見られず、堆積岩ではCase L-24に比べCase B, Case L-12が若干ではあるが良い結果が得られている。火成岩では、いずれの未崩壊判別率においてもCase L-12, L-24に比べCase Bが崩壊前降雨数が多く最も良い結果が得られているが、変成岩、堆積岩に比べ未崩壊の判別状況が悪いことが分かる。

以上より、長期降雨指標は、実効雨量と累積雨量とを比べると、ほぼ同程度と考えられ、従来用いていた累積雨量で十分であると考えられる。

(2) 短期指標としての実効雨量(半減期1, 3, 6, 9時間)の適用可能性について

a) 検討ケースと学習結果

短期指標として、半減期: T=1, 3, 6, 9時間の実効雨量を用いる。検討ケースは表-3に示すCase S-1, Case S-3, Case S-6, Case S-9である。

各ケースに対する学習の収束状況は、変成岩、火成岩では全ケースで学習回数が最大で3,000回程度で収束条件(E=0.001)を満足し学習が終了し、崩壊・未崩壊の全データに対し正解を与えた。堆積岩では表-4に示すように、Case S-1, S-3, S-6では1,000回以下の非常に少ない学習回数で収束条件を満足し学習が終了

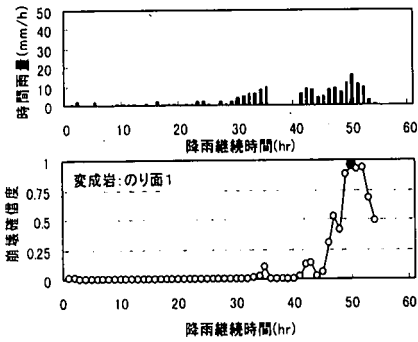
し、全データに対して正解を与えている。しかし、Case S-9では前述のCase Bと同様に崩壊データに対して1降雨で誤判別している。このように、堆積岩では崩壊判別においては、短期指標として半減期1, 3, 6時間の実効雨量を用いた方が学習結果に関しては良いことが分かる。

b) リアルタイム予測への適用

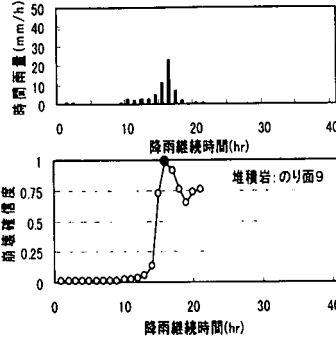
図-6に崩壊予測結果と崩壊時刻での判別結果を示し、図-7に未崩壊判別率別の崩壊前降雨数を示す。図-6、図-7には比較のため、基本的な降雨要因の組み合わせであるCase Bも示している。

図-6の崩壊予測結果によると、変成岩の1時間前予測ではCase S-1が12降雨中11降雨で崩壊予測され最も良い結果が得られている。1~3時間前崩壊予測全般では、Case S-6が最も崩壊予測精度が高く、Case Bに比べても良いことが分かる。堆積岩では、3時間前、2時間前崩壊予測数は全ケースで同じであるが、1時間前予測ではCase Bが最も良い結果が得られている。しかし、崩壊時刻判別ではCase S-1, S-3, S-6の方が良いことが分かる。火成岩では、Case B, Case S-9が最も良い結果が得られている。

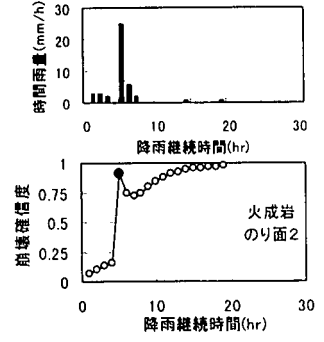
図-7の崩壊前降雨を用いた未崩壊判別では全岩種



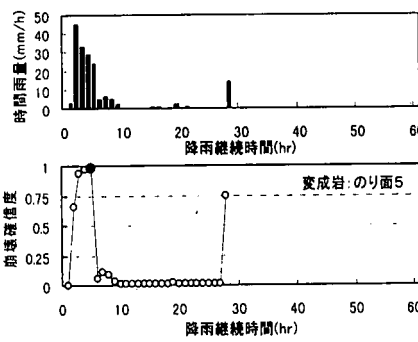
a) 崩壊時刻を一時間最大雨量発生時刻とした例



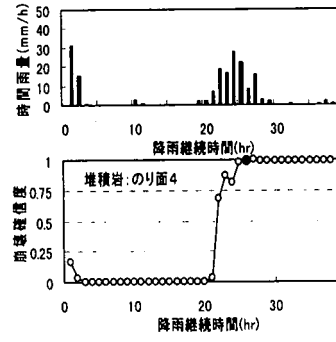
a) 崩壊時刻を一時間最大雨量発生時刻とした例



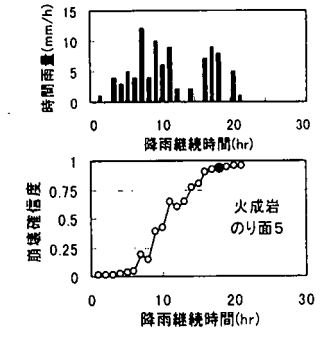
a) 崩壊時刻を一時間最大雨量発生時刻とした例



b) 一時間最大雨量発生時刻以外で崩壊した例



b) 一時間最大雨量発生時刻以外で崩壊した例



b) 一時間最大雨量発生時刻以外で崩壊した例

図-8 崩壊降雨における崩壊確信度の経時変化(変成岩)

図-9 崩壊降雨における崩壊確信度の経時変化(堆積岩)

図-10 崩壊降雨における崩壊確信度の経時変化(火成岩)

で全般的に半減期の増加に伴い判別率が良くなる傾向が見られるが、実効雨量を用いた各ケースに比べCase Bが最も良い結果が得られている。また、短期指標として実効雨量を用いた場合、堆積岩の未崩壊判別率が変成岩、堆積岩に比べ悪いことが分かる。

これらのことからNNを用いたリアルタイム予測における短期降雨指標に関しても、従来から用いられてきた時間雨量が最も有効であると考えられる。

(3) 最適な降雨要因の組み合わせによるリアルタイム予測結果の考察

以上の長期・短期降雨指標を用いた判別システムのリアルタイム予測への適用の結果、長期指標としては累積雨量、短期指標としては時間雨量が有効であることが分かる。以下に、降雨要因として累積雨量、時間雨量、降雨継続時間を用いたシステムのリアルタイム予測への適用結果について考察を行う。

a) 崩壊降雨への適用結果と考察

図-8に変成岩の切土のり面の崩壊降雨におけるリアルタイム予測の一例を示す。図-8a)には崩壊時刻が不明で一時間最大雨量発生時刻を崩壊時刻とした例を示し、図-8b)には一時間最大雨量発生時刻以外

で崩壊した例を示している。図中の●印は崩壊発生時刻を示す。図-8a)、図-8b)より崩壊確信度は2,3時間前より上昇することにより崩壊を予測し、崩壊時刻には的確に崩壊判別を行っている。また、崩壊発生後には確信度の低下が見られ、この面でも崩壊時刻を的確に示している。このように変成岩のり面では崩壊発生降雨において非常に良好な判別傾向が見られたり。

図-9に堆積岩の切土のり面の崩壊降雨におけるリアルタイム予測の一例を示す。図-9a)、図-9b)は図-8a)、図-8b)の場合と同様である。図-9a)、図-9b)では、図-8a)の変成岩の例と同様に崩壊確信度は雨の降り始めには上昇することなく図-9a)では1時間前、図-9b)では4時間前から確信度が0.5以上と高くなり崩壊発生を予測し、崩壊時刻には的確に崩壊判別を行っており、崩壊発生後には崩壊確信度の低下が見られる。特に、図-9b)では降雨開始直後に、一時間最大雨量が発生しているにもかかわらず、未崩壊と判別していることが分かる。

図-10に火成岩の切土のり面の崩壊降雨におけるリアルタイム予測の一例を示す。図-10a)、図-10b)は図-8a)、図-8b)の場合と同様である。図-10a)で

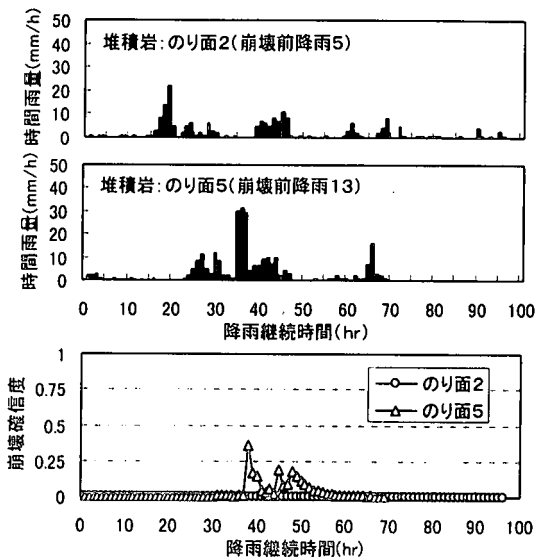


図-11 崩壊前降雨における崩壊確信度の経時変化 (堆積岩)

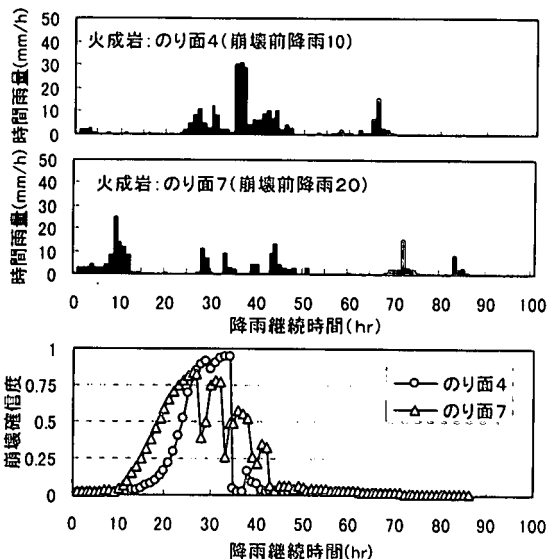


図-13 崩壊前降雨における崩壊確信度の経時変化 (火成岩: 誤判別の例)

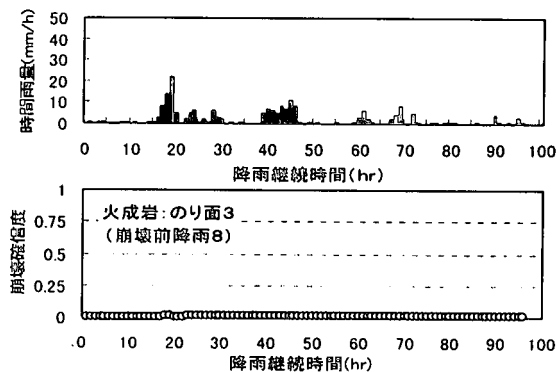


図-12 崩壊前降雨における崩壊確信度の経時変化 (火成岩: 良好な例)

は、1時間雨量が急激に立ち上がったため崩壊予測はなされていないものの、図-10a)、図-10b)ともに崩壊時刻には的確に崩壊と判別している。なお、図-10a)では、崩壊発生後一旦崩壊確信度が下降し、再び上昇しているがこれは後に7.(2)において示すが、降雨継続時間のウェイト差が、時間雨量、累積雨量のウェイト差に比べ大きくなっていることによると考えられる。

このように、崩壊降雨においては、学習データである崩壊時刻のみに過敏に反応することなく、時間雨量の変化及び累積雨量の変化に応じた良好な判別傾向を示している。そして、崩壊発生時刻のデータのみを学習することで、降雨継続時間内の崩壊発生予測が行えることが分かる。

次に、崩壊予測においては、図-5より一時間前では変成岩では12降雨中7降雨で、堆積岩は11降雨中10降雨で、火成岩では7降雨中6降雨と非常に高い確

率で崩壊予測が可能である。これは、道路公団中国支社管内の異常降雨時での警戒体制以上のケースにおいて片道の点検延長が概略70km¹²⁾程度であることから、非常に有効であると思われる。

また、前述のような崩壊発生後の崩壊確信度の低下は、変成岩で12降雨全てで、堆積岩は11降雨中7降雨で、火成岩では、崩壊発生後若干の低下が見られるものが7降雨中2降雨見られるだけであるが、全般的には崩壊発生後に崩壊確信度の低下が確認でき、ある程度崩壊発生時刻を的確に把握することが可能であると考えられる。

b) 崩壊前降雨への適用結果と考察

変成岩の崩壊前降雨での未崩壊判別は、図-5a)に示すように全ての崩壊前降雨において降雨継続中に100%の未崩壊判別率が得られた。

図-11に堆積岩の崩壊前降雨の中で比較的降雨規模の大きい降雨に対するリアルタイム予測結果の例を示す。図-11より、のり面5(△印)では崩壊確信度の上昇が見られるが0.5を超えることなく終始未崩壊と判別している。のり面2(○印)では終始、崩壊確信度が0の近傍で変動し、非常に高い確率で未崩壊と判別している。このように、堆積岩においても全ての崩壊前降雨で降雨継続中に100%の未崩壊判別率が得られた。

図-12に火成岩の崩壊前降雨のリアルタイム予測結果の中で良好な判別結果の例を示す。図-12より火成岩においても終始、崩壊確信度が0に近く高い確率で未崩壊と判別が行われており、対象21降雨中13降雨で100%の降雨継続中の未崩壊判別率が得られた。しかし、8降雨については降雨継続中での誤判別

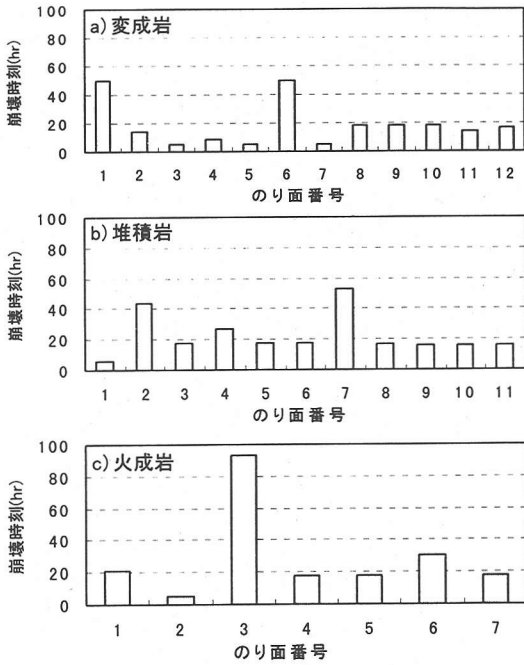


図-14 のり面の崩壊発生時刻

が見られた。

このように崩壊前降雨においても学習データである一時間最大雨量発生時刻及び降雨終了時のみに反応することなく降雨全般で良好な判別を行っていることがわかる。

ここで、図-13に誤判別の例を示す。図-13にはのり面4(○印)、のり面7(△)の例を示しているが、上段、中段の降雨状況とは無関係に、降雨継続時間が20~30時間付近で誤判別していることが分かる。

図-14に岩種ごとにのり面の崩壊発生時刻を示す。図-14より堆積岩、火成岩の崩壊発生時刻は20~30時間付近が多いことが分かる。加えて火成岩では、後に図-16や7.(2)で示すように、多岩種に比べ比較的小さな降雨で崩壊しているため、判別システムへの降雨継続時間の影響が大きくなり、20~30時間付近で誤判別が生じたものと推察される。

しかし、誤判別しているこれら8降雨の中の最も判別率が悪い崩壊前降雨においても約80%の未崩壊判別率が得られており、全体的には高い精度で未崩壊判別が可能であることが分かる。

このように、降雨要因として、降雨継続中に容易に得ることができ、最も一般的な累積雨量、時間雨量、降雨継続時間を用いたNNによる判別システムは、変成岩のみではなく、堆積岩、火成岩についても、崩壊予測、崩壊・未崩壊判別について良好な結果が得られ、非常に有効であることが分かる。

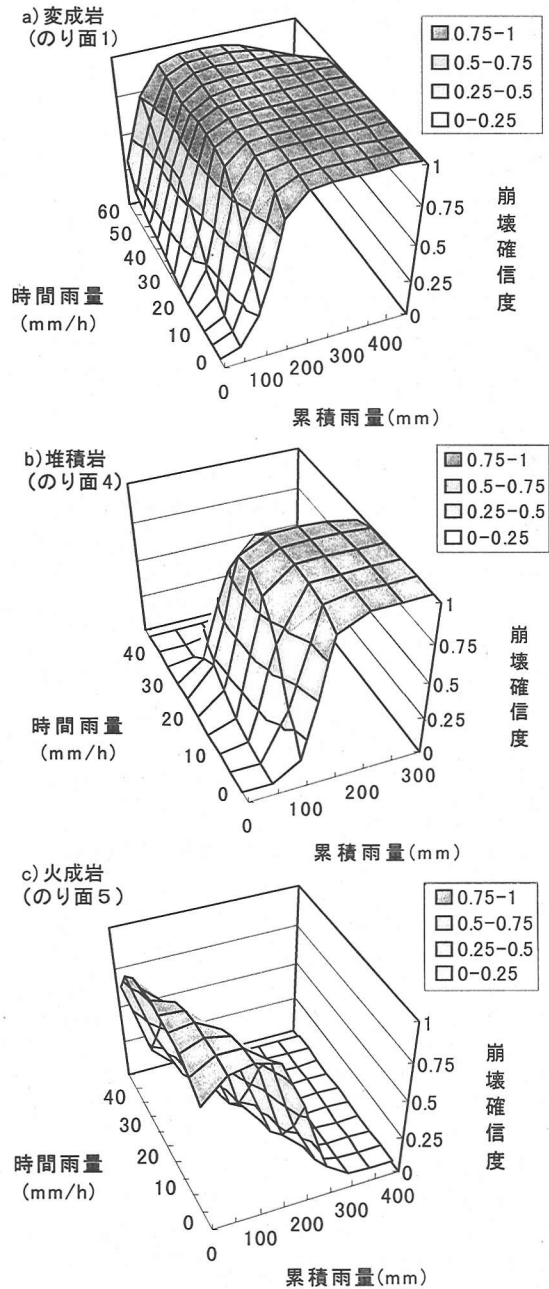


図-15 Case Bの感度解析結果

6. 感度解析によるシステム特性の把握

前章では判別システムのリアルタイム予測への適用性から降雨指標として累積雨量、時間雨量を用いたNNモデルの有効性を示した。さらに、本章では感度解析を行うことで用いる降雨要因の違いによるNNモ

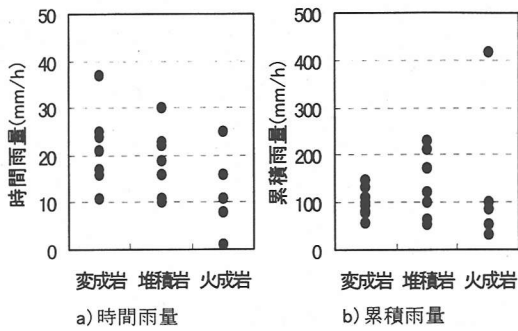


図-16 Case Bの崩壊降雨の入力データの範囲

デルの特性を把握する。

図-15にCase Bの累積雨量、時間雨量に関する感度解析の代表例として、図-8～図-10の崩壊降雨の確信度の例に用いた、変成岩：のり面1、堆積岩：のり面4、火成岩：のり面5の感度解析結果を示す。図-15の感度解析結果は累積雨量と時間雨量の任意の組み合わせに対する崩壊確信度の分布を等高線で示したものである。なお、降雨継続時間は、崩壊降雨の崩壊発生時刻の平均値が変成岩では18.5時間、堆積岩では22.6時間、火成岩では18.3時間（ただし、図-14に示すようにのり面3の崩壊時刻が突出しているため平均より除いた。）であることから20時間とした。

図-15a)より変成岩では、累積雨量、時間雨量がともに大きい領域で、崩壊確信度の低下が見られるが、一般的には累積雨量及び時間雨量の増加に伴い崩壊確信度が上昇し崩壊を示しており、一般的な常識に良く一致した結果である。また、図-16に崩壊降雨の入力データの分布範囲を示すが、変成岩は時間雨量は40mm/h以下、累積雨量では150mm以下にも関わらず、図-15では広範囲に良好な結果が得られている。

図-15b)より堆積岩においても時間雨量が30mm/h以下の範囲では、変成岩の場合と同様に累積雨量及び時間雨量の増加に伴い崩壊確信度が上昇し良好な判別傾向を示しているが、30mm/hを越える範囲では崩壊確信度が下がり未崩壊と判別することを示している。これは、図-16の堆積岩の崩壊降雨の学習データの分布範囲が時間雨量30mm/h以下であることに良く一致した結果であり、学習データ範囲の影響を強く受けた例であると推測される。今後時間雨量30mm/h以上のデータが追加されれば、この部分は改善されるものと思われる。

図-15c)より火成岩では、累積雨量、時間雨量がごく小さな範囲にしか崩壊確信度の高い領域が見られず、累積雨量や時間雨量が大きくなると崩壊確信度が下がっている。この傾向は、図-15のa), b)などとは反対の傾向であり、我々の常識にも反すると思わ

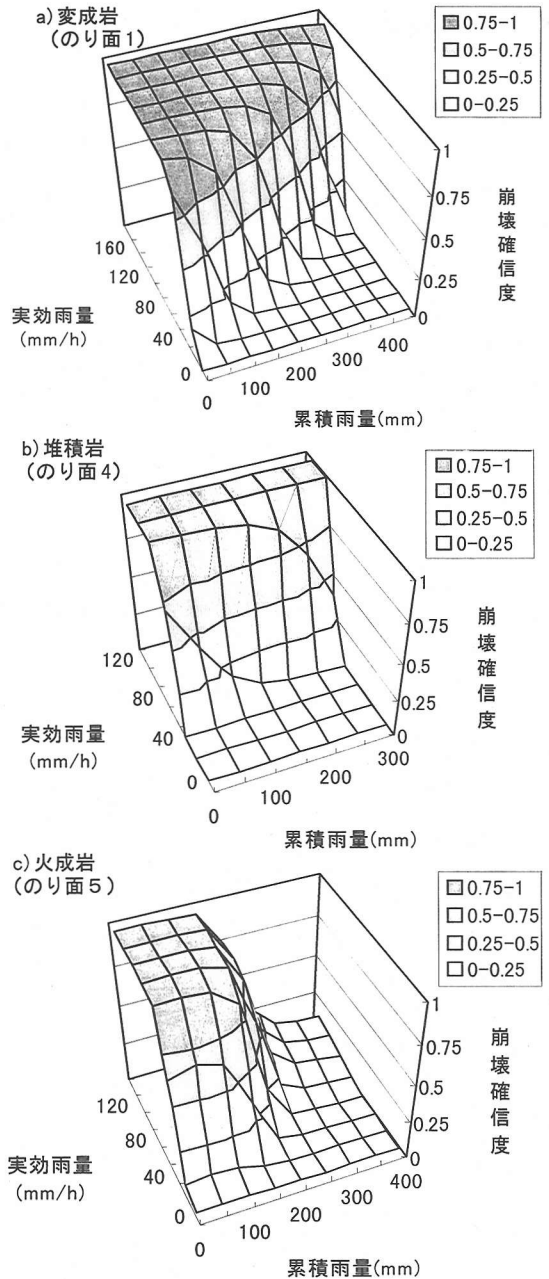


図-17 Case S-9の感度解析結果

れる。これは、図-16a)の崩壊降雨の時間雨量の学習データの範囲が変成岩、堆積岩に比べ小さな範囲に分布していること、図-16b)の累積雨量の学習データの範囲も100mm以下の範囲に集中していることを良く反映した結果であり、火成岩では他ののり面についても全般的に同じ様な傾向を示した。このため、図-5に示したように、未崩壊判別率が悪くなったものと考えられる。

このようにCase Bでは、岩種やのり面によって崩

壊データの入力範囲の影響を強く受けているのり面も見られるが、変成岩、堆積岩では全般的に累積雨量及び時間雨量の増加に伴い崩壊確信度が上昇する良好なシステム特性を示していることが分かった。

次に、短期指標に実効雨量を用いたケースの中で図-7の崩壊前降雨の未崩壊判別率が示すように最も良好な判別結果が得られたCase S-9に対する感度解析結果を図-17に示す。感度解析の条件、用いたのり面は図-15と同様である。

図-17a)の変成岩例では、累積雨量が小さいほど、実効雨量のわずかな増加で崩壊と判別し、累積雨量が大きくなると、実効雨量が大きくなると崩壊と判別しないことを示している。図-17b)の堆積岩の例では、変成岩に見られた傾向は弱く、累積雨量に関わらず実効雨量の増加に伴い崩壊と判別する傾向が強い。さらに図-17c)では、累積雨量が200mm以下では累積雨量に関わらず、実効雨量が増加するに伴い崩壊確信度が上昇することを示している。200mm以上での極端な未崩壊領域への変化は、既述の図-15c)の場合と同様に累積雨量の学習データの範囲に影響されたものと推察される。

このように、短期指標として半減期9時間の実効雨量を用いたケースでは、累積雨量にはあまり影響されず、実効雨量の増加により崩壊と判別する傾向が強いことを示している。半減期9時間の実効雨量は図-2の計算例が示すように累積雨量と時間雨量のほぼ中間あたりの値を示している。このことからCase Bの判別システムでは崩壊時の降雨パターンを累積雨量と時間雨量により上手く認識していたのに対し、短期指標として半減期9時間の実効雨量を用いたシステムでは実効雨量のみに大きく依存して崩壊を認識したものと推察される。したがって、累積雨量が小さな範囲においても、実効雨量が大きくなるだけで崩壊と判別するため、崩壊前降雨での未崩壊判別率が低下したと思われる。

以上の感度解析の結果から、降雨要因として累積雨量、時間雨量を用いた判別システムは、累積雨量及び時間雨量の増加に伴い、崩壊確信度が上昇するという良好な判別傾向を示していることが明らかとなった。ただし、学習データの範囲の影響を強く受けるため、良いシステムを構築するためには当然のことながら多くのデータが必要であると考えられる。

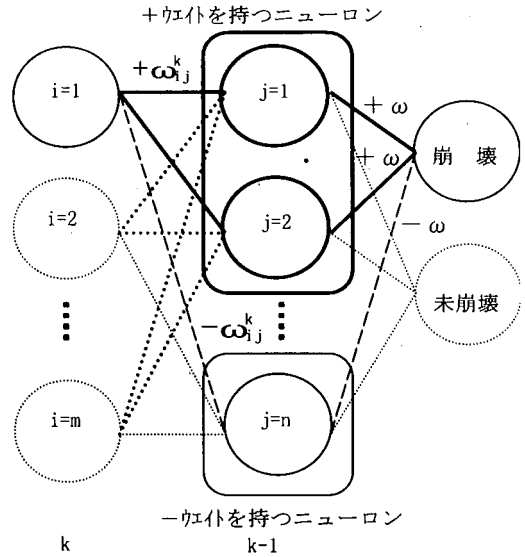


図-18 ニューロンのシナプスウェイト差の概念図

7. ニューロンのウェイト差による岩種特性評価

(1) ニューロンのシナプスウェイト差¹¹⁾

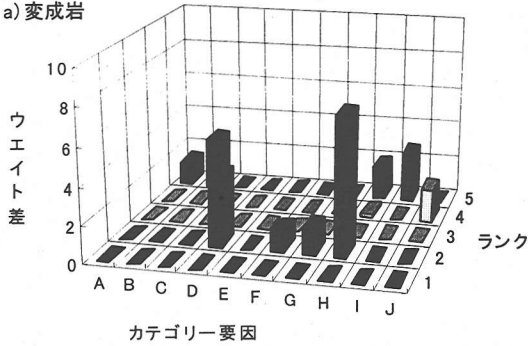
ニューロンのシナプスウェイトとは、入力層と中間層または中間層と出力層のニューロンとを連結しているシナプスの結合の強さである。

ここで、図-18に示すネットワークモデルにおいて、一つの出力層(例えば崩壊)のニューロンに着目すると、そのニューロンと中間層ニューロンとのウェイトは正または負の値を持つ。ここで、正值の中間層のニューロンは、出力値が大きければ大きいほど、負値の中間層のニューロンは出力値が小さければ小さいほど出力層のニューロンの値は大きくなる。しかし、中間層と出力層のウェイトの大きさそのものを評価値として加味した場合、中間層から出力層そのものへの影響が支配的になることが懸念される。そこで、式(2)に示す正值を持つ中間層ニューロンに連結している入力層とのウェイト($+\omega_{ij}^k$)の総和と負値を持つ中間層ニューロンに連結している入力層とのウェイト($-\omega_{ij}^k$)の総和の差を出力(崩壊)ニューロンに影響を与えるシナプスウェイト差¹¹⁾(以下ウェイト差)とする。

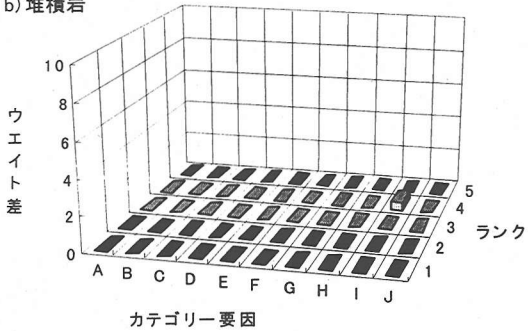
$$\Delta\omega_{ij}^k = \sum_{j=1}^n (+\omega_{ij}^k) - \sum_{j=1}^n (-\omega_{ij}^k) \quad (2)$$

従って、ウェイト差が大きい要因が崩壊判別に対する影響度が強いことを示す。

a) 変成岩



b) 堆積岩



c) 火成岩

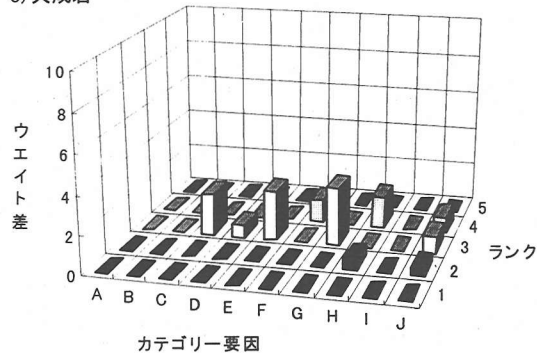


図-19 岩種ごとの判別モデルの地質・地形、土工要因 (カテゴリ要因) のウエイト差

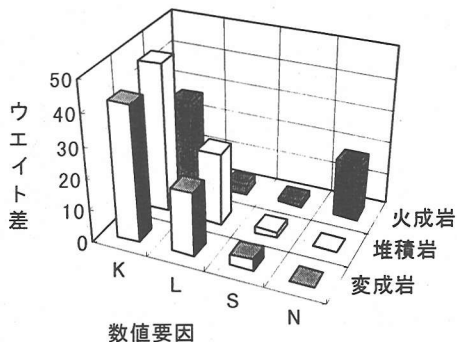


図-20 岩種ごとの判別モデルの供用年数、降雨要因 (数値要因) のウエイト差

表-5 岩種特性とウエイト差の大きな地質・地形要因との対応

岩種	岩種特性	ウエイト差の大きな地質・地形要因
変成岩	片理面が良く発達し異方性、剥離面がある	D
	片理面、へきかも面が密着している場合透水性が低い	
	地下水の貯存量が少ない	F
	比較的風化を受けにくい	
片岩	割れ目に沿って粘土化が進むと大きな崩壊が生じる	A, B, D
	割れ目に埋まったブロックが降雨時に緩やかに崩壊する	A, D, G
堆積岩	比較的良く層理面が発達している	-
	亀裂が少ない、透水性が低い	-
	風化を受けやすい	-
	物理的風化により平坦な板状に崩壊する傾向がある	-
頁岩	被服層の下位にある岩盤が崩壊する	-
	透水性の異なる境界面で崩壊が生じる	-
火成岩	比較的塊状の岩石が多い	C, D
	透水性が高く地下水を多量に貯蔵することがある	F, G
	粘土化する透水性が低くなる	
	風化の進行が著しい	E
崗岩	花崗岩のまま化作用が深部まで及んでいる	C, E
	風化・変質が著しく深く広範囲に及び崩壊する	E
	浸食や地下水の上昇によって崩壊する	F, G

(2) ニューロンのウエイト差と岩種特性

崩壊ニューロンに対する地質・地形、土工要因 (カテゴリ要因) のウエイト差を図-19に示し、供用年数、降雨要因 (数値要因) のウエイト差を図-20に示す。既述のようにウエイト差が負値を示す要因はシステムに対する影響度が少ないため、ウエイト差が正値を示すもののみを示している。

図-19, 図-20から各岩種によってウエイト差の分布状況が異なることから何らかの岩種特性をとらえていると推測される。しかし、図-19を見ると必ずしもランクの大きい所でウエイト差が大きくなっているとは限らず、各要因のみでの危険度評価が難しいことを示している。以下に要因ごとの特徴を示す。

a) 地質・地形要因 (A~G) について

本研究で用いた変成岩、堆積岩、火成岩の工学的性質を整理したもの¹⁰⁾を表-5に示す。

図-19よりA~Gの地質・地形要因の中では変成岩は節理等の傾斜(D)が最もウエイト差が大きく、表-5に示した変成岩の特徴である片理面の発達に対応している。火成岩においても被服層・風化層の厚さ(E)のウエイト差が大きく、表-5に示した火成岩の特徴である風化の進行と対応していることが分かる。

ここで、各岩種ごとにウエイト差の大きな地質・地形要因と岩種特性の項目との関連性を整理し表-5に示す。表-5に示すように、ウエイト差の大きな要因と岩種特性との対応が可能であり、判別システムにある程度岩種特性が反映されていると推察される。

ただし、堆積岩ではウエイト差の大きい要因はな

く地質・地形要因には特徴は現れていない。

b) 土工要因 (H~J) について

図-19のH~Jの土工要因を見ると変成岩では、のり高(H)で大きなウェイト差を示している。

これは、変成岩では構成している結晶鉱物は他の岩種に比べて緻密で片理面等は比較的密着していることから、降雨水はのり面よりむしろ地山より供給されると推測される。したがって、地山の規模を表すのり高(H)のウェイト差が大きくなったと考えられる。

また、火成岩は、本研究で対象とした3岩種のうち表-5に示したように最も風化の進行が著しく不安定化し易い岩種である。風化の進行はのり面の表層から深部に向かって進行し易い¹⁰⁾ことから、のり面の安定性はのり面の保護工に大きく依存していると考えられる。そのため、のり面保護工(J)のウェイト差が3ランクにわたって大きくなっていると考えられる。また、降雨水の集中度(G)も大きなウェイト差を示しており、表面からの水供給が与える影響が強いことを示している。

堆積岩では若干ではあるが、のり勾配(I)でウェイト差が大きくなっているものの、他岩種のウェイト差の場合に比べ小さく、特徴を表しているとは言い難い。

c) 供用年数(K), 降雨要因(L, S, N)について

図-20より供用年数(K)が3岩種とも最もウェイト差が大きい。これは、切土のり面が切った直後より風化等が急激に進行し、時間の経過とともに崩れ易くなると言われている¹³⁾こと、供用開始後10年位の間に崩壊が多く発生していること、加えて本研究で対象とした崩壊データのほとんどが供用後10年以内のものであることから、供用年数のウェイト差が非常に大きくなったものと考えられる。

降雨要因では火成岩で降雨継続時間(N)のウェイト差が大きくなっている。これは、図-16の崩壊降雨の学習データの範囲が示すように他の岩種に比べ比較的小さな降雨で崩壊しているため、崩壊に対する時間雨量(S)、累積雨量(L)のウェイト差は大きくならず、しかも図-14に示すように降雨継続時間がほぼ20時間程度のものが多いため、降雨継続時間が20時間に近くなると崩壊と判別するためと思われる。すでに図-13に示したように、崩壊前降雨に対しても降雨継続時間が20時間近くなると、崩壊確信度が上昇するのはこのためと推察される。

8. おわりに

本研究では、豪雨時に崩壊した切土のり面に対し

て、ニューラルネットワークを用いた岩種ごとの崩壊・未崩壊の判別システムを構築し、リアルタイム予測へ適用した。その際、リアルタイム予測への適用性、感度解析により判別システム構築に用いる降雨の長期・短期指標について検討を行った。以下にその結論を列記する。

(1)判別システムを構築する上で、変成岩、堆積岩、火成岩ともに降雨の長期指標として累積雨量、短期指標として一時間雨量を用いることが最も有効である。実効雨量はいずれの指標としても余り有効でないことが明らかになった。

(2)感度解析の結果からも降雨指標として累積雨量、時間雨量を用いた判別システムは、累積雨量、時間雨量の増加に伴い、崩壊確信度が上昇するという理想的な出力結果が得られることが明らかとなった。しかし、崩壊予測には学習データの範囲が大きく影響することから良い判別システムを構築するには、十分なデータが必要である。

(3)岩種ごとに構築された崩壊・未崩壊の判別システムは、全岩種において降雨開始直後からリアルタイムで崩壊・未崩壊の判別が可能であり、ニューラルネットワークが切土のり面の崩壊予測に非常に有効であることが分かった。

(4)ウェイト差によるシステム評価の結果、岩種ごとの判別システムには、工学的な岩種特性が良く反映されており、岩種ごとに判別システムを構築することが妥当であることが明らかになった。

このように、本研究で構築したニューラルネットワークを用いた判別システムは、豪雨時に得られる一時間雨量、累積雨量、降雨継続時間の最も一般的な降雨指標のみを斜面要因と組み合わせることで崩壊発生予測が行え非常に有効であると考えられる。

これは、本研究で用いた崩壊降雨は崩壊発生時刻がある程度明確である資料により作成されているため、崩壊時刻の降雨特性を良く認識できたためであると推察される。このことは、実効雨量のピーク時刻と崩壊発生時刻が良く一致していることにも現れていると言える。また、斜面要因は設計・施工時の資料を用いるり面評価表により高精度で評価されたデータであることも精度向上に影響していると考えられる。

このように、本研究では、一般的な災害データの常識に反して非常に高精度のデータにより構築されたため、非常に高精度の崩壊・未崩壊判別率が得られたものと推察される。

したがって、切土のり面の高精度の崩壊発生予測には精度の高いデータが必要であることが分かる。そのため、実効雨量は崩壊発生時刻の推定には有効であると考えられる。しかし、一般にはこうした精度の高い

データの入手は非常に難しいことから、今後容易にえられるデータによる判別システムの構築が必要であると考えられる。

参考文献

- 1) 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.
- 2) 西邦正, 古川浩平, 小川健, 中川浩二: 降雨継続中の切り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/VI-24, pp. 95-104, 1994. 9.
- 3) 鈴木雅一, 福義浩, 武井有恒, 小橋澄治: 土砂災害発生の危険雨量, 新砂防, Vol. 130, pp. 1-7, 1979. 2.
- 4) 建設省河川局砂防部砂防課: 土石流災害に関する警戒の発令と避難の指示のための降雨量設定指針(案), 1984.
- 5) 建設省河川局砂防部: 総合土石災害対策検討会における提言および検討結果, 1994.
- 6) 島村誠: 列車運転規制のための合理的な雨量指標について, 新砂防, Vol. 49, No. 5, pp. 9-11, 1996.
- 7) 荒木義則, 古川浩平, 松永悟, 小笠原貴人, 石川芳治, 水山高久: 土石流危険渓流における地形特性を考慮した土砂崩壊の発生限界線の設定に関する研究, 土木学会論文集, 第574号/VI-36, pp. 33-47, 1997. 9.
- 8) 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, 1997. 12.
- 9) 奥園誠之: 切土のり面の設計から維持管理まで, 鹿島出版会, 1983.
- 10) 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・未崩壊の判別について, 土木学会論文集, 第480号/VI-21, pp. 127-136, 1993. 12.
- 11) 荒木義則, 鈴木昌治, 宮崎智司, 日永田雅司, 古川浩平, 中川浩二: ニューラルネットワークを用いたNATM施工時の支保パターン選定構造のモデル化に関する研究, 土木学会論文集, 第522号/VI-28, pp. 143-153, 1995. 9.
- 12) 財団法人高速道路技術センター: 広島管理局内のり面防災検討(その2)報告書, 1996. 3.
- 13) 多賀直大, 田山聡, 奥園誠之, 矢木沢孝哉: 長期追跡調査による切土のり面の風化と安定性, 土と基礎, pp. 41-47, 1971. 6.

(1998. 2. 12 受付)

A SYSTEM FOR FORECASTING CUT-OFF SLOPE COLLAPSE DURING HEAVY RAIN AND EVALUATION OF RAINFALL FACTORS BASED ON NEURAL NETWORK

Hideaki KIKUCHI, Kohei FURUKAWA, Shinji OHMAE,
Seishi OKUZONO and Isao NISHIOKA

A system of rock types is effective to forecast the collapse or non-collapse of cut-off slope. In this research, we have constructed a system that can forecast the collapse or non-collapse of cut-off slope using neural network based on the data of cut-off slope which is constructed on three types of rock site, and that collapse is due to actual heavy rain together with rainfall data. We apply the system to forecasting collapse in real time, follow by a sensitivity analysis. Then we evaluate the most useful combination of the long term rainfall factors and short term rainfall factors and study the rock characteristics by the weight difference of neuron synapse using the neural network. We present the points for consideration in constructing the forecasting system.