

ラフ集合を用いたがけ崩れ発生要因の抽出および発生予測技術への適用

APPLICATION OF ROUGH SET THEORY TO SLOPE FAILURE DATA FOR DETECTION OF CRITICAL FACTORS AND FORECASTING

倉本 和正^{*}・榎原 弘之^{**}・中山 弘隆^{***}・鉄賀 博己^{****}・古川 浩平^{*****}

^{*}博(工) 中電技術コンサルタント株式会社 河川部 (〒734-8510 広島県広島市南区出汐 2 丁目 3-30)

^{**}博(工) 山口大学講師 工学部社会建設工学科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

^{***}工博 甲南大学教授 理学部応用数学科 (〒658-0072 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1)

^{****}山口県土木建築部砂防課傾斜地保全係長 (〒753-8501 山口県山口市滝町 1-1)

^{*****}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 2-16-1)

In this paper, rough set theory is applied to detect critical factors causing slope failures. The used data is the record of slope failures in the past twenty-four years in Shimonoseki city, Yamaguchi prefecture. It is shown that five geographical factors can distinguish more than ninety percent of the data. Discriminant analysis using the specified critical factors is also carried out to determine critical line (CL) for slope failures.

Key Words : slope failure, rough set theory, discriminant analysis

1. はじめに

毎年、梅雨や台風時期になると、集中豪雨によって各地で土砂災害が多発し、多くの被害を出している。このような土砂災害から被害を軽減するためには、「どこが」、「どの程度」危険であるかを事前に評価し、ソフト対策を整備するための基礎資料とすることが重要である。

それらの評価にあたっては、まず、過去の災害データを詳細に分析し、がけ崩れを引き起こした斜面の特徴を把握することが必要となる。特に、斜面が有する様々な斜面要因の中からがけ崩れの発生・非発生を決定付ける要因を抽出し、各要因間の因果関係を明らかにすることは、がけ崩れの発生メカニズムを解明する上でも非常に重要な課題である。

しかしながら、近年、災害情報や危険箇所に関する調査結果、降雨データなど、大量のデータが蓄積され、著しく情報処理技術が発達しているにもかかわらず、それらを組み合わせる各要因間の因果関係を検討した例は少ない。その原因としては、がけ崩れが非常に複雑な現象であるとともに、それらの関係を検出できるような手法が提案されていないことが挙げられる。したがって、これまでに集積された大量のデータから要因相互の複雑な因果関係を見出し、がけ崩れ発生における重要要因を抽出できる手法を提案することは、非常に重要な課題であると言える。

本論文では、そうした手法の提案を目的に、がけ崩れが多発する山口県下関市南部におけるがけ崩れ発生・非発生

のデータに対して、データマイニング手法の適用性を検討した。データマイニング手法には、ラフ集合の概念を用い、ノイズや矛盾を含む 21 項目の斜面要因からがけ崩れの発生・非発生に対して説明力の高い要因を取り出し、さらに、その中からがけ崩れ発生に対する重要要因を抽出した。また、本論文では、抽出した重要要因を著者らが提案した個別斜面の発生限界雨量線¹⁾へ適用し、その有効性について検討した。

2. ラフ集合によるデータマイニング

2.1 ラフ集合

ラフ集合は Pawlak²⁾によって提案された概念である。ここでは、がけ崩れの発生斜面、非発生斜面を用いて、ラフ集合の概念^{3),4)}を説明する。ここで、発生斜面、非発生斜面とはそれぞれ過去にがけ崩れが発生したことがある斜面、発生したことがない斜面である。ラフ集合においては、この発生・非発生斜面が一つ一つのデータであり、個々のデータは、それぞれ複数の属性を有している。

図-1において、大きな四角形はすべてのデータの集合を意味しており、四角形内部の点は個別のデータを表すものとする(黒点、白点はそれぞれ発生斜面、非発生斜面を表している)。また、内部の楕円は、発生斜面の集合を意味している。

個々のデータは各属性のいずれかのカテゴリーに属しているため、属性によってデータを分類することができる。

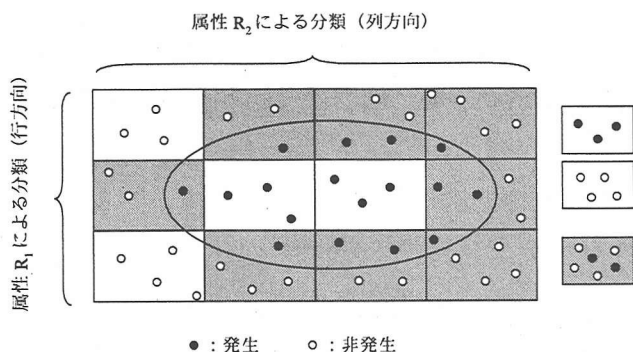


図-1 ラフ集合の概念図

図-1においては、属性 R_1 によってデータの集合は行方向に3つに分割され、属性 R_2 により列方向に4つに分割されている。したがって、 R_1, R_2 の2つの属性によって、データの集合は12種類の領域に分割されることになる。

このような領域分割を行った場合、幾つかのデータが同一領域内に存在し、異なる結果属性（この場合は、がけ崩れ発生、非発生）を持つことが考えられる。これは、カテゴリーの組み合わせによってがけ崩れ発生の必要十分条件を得ることができないことを意味している。このようにカテゴリーの組み合わせによって定義できないようなデータの部分集合をラフ集合と呼ぶ。図-1において、発生データの集合はラフ集合である。

属性の組み合わせが与えられたとき、各属性のカテゴリーが同一で、結果属性の異なるデータを「矛盾データ」と呼ぶこととする。図-1においては、灰色の領域に含まれるデータがそれに該当する。それに対して、同じ領域内のデータの結果属性がすべて同一である場合、それらのデータを「整合データ」と呼ぶこととする。図-1の白い領域に含まれるデータが整合データである。

2.2 ラフ集合による重要要因の抽出

属性の組み合わせを評価する指標として、整合度を式(1)のように定義する。

$$\text{整合度} = \text{整合データ数} / \text{全データ数} \quad (1)$$

整合度は、属性を追加させることにより増加する性質を有しており、それを概念的に示すと図-2の通りとなる。図-1、図-2を比較すると、12種類であったデータの集合が、2本の斜線により20種類の領域に細分化されている。このように属性が追加されれば、整合データ（同一領域内に白丸のみまたは黒丸のみが所属するデータ）が増加し、一方の矛盾データが減少するため、結果として整合度は増加することとなる。

しかしながら、本論文で対象とするがけ崩れでは、すべての属性を用いても整合度が100%とならないことが起こり得る。それは、がけ崩れが非常に複雑な自然現象であり、調査項目以外にもがけ崩れに寄与する要因が存在すると

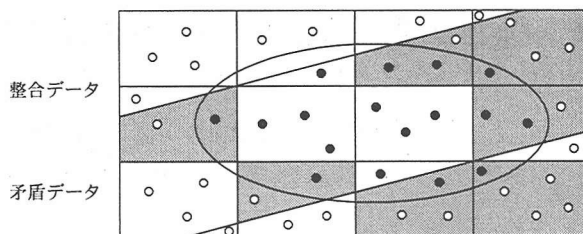


図-2 属性の増加による整合度の増加

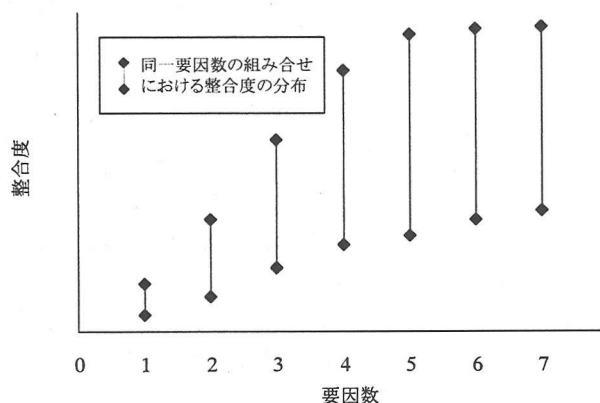


図-3 要因数と整合度の関係

考えられるためである。したがって、本論文のようにがけ崩れの発生・非発生を結果属性とする場合、属性（以下、要因）数を増加させて整合度を高めることは、必ずしも有意な知識をもたらさない。むしろ、がけ崩れの重要要因を抽出するためには、ある程度高い整合度を達成できる少ない要因数の組み合わせを抽出することが有効であると考えられる。

本論文では重要要因の抽出に際して、まず、要因数を1から順次増加させ、それぞれの要因数の組み合わせによって達成できる整合度を求める。このようにして得られた要因数と整合度の関係を概念的に表すと図-3のようになる。ここで、要因数がある程度以上になれば、整合度に大きな変化が表れなくなる（変化率が小さくなる）ことが予想される。これは、幾つかの重要要因によって既にがけ崩れの発生・非発生がある程度説明できるためであり、それ以上要因を追加しても、整合度は微増するに過ぎない。したがって、それ以上に要因を追加することは、知識をより複雑にすることに繋がるため、必ずしも有効であるとは言いがたい。そこで、本論文では、要因数と整合度の関係を予め整理し、ある程度高い整合度を達成できる最低限の要因数を検出することを試みる。最終的には、このようにして決定した要因数の組み合わせのうち、整合度の上位数種類に多く含まれる要因を重要要因として抽出することとする。

表－1 解析に用いる斜面要因一覧表

要因区分		1	2	3	4	5	6	7	8	9
地形要因	傾斜度	数値データ（10°毎に離散化）								
	斜面高さ	数値データ（10m毎に離散化）								
	斜面方位	北向き	北東向き	北西向き	東向き	西向き	南西向き	南東向き	南向き	
	斜面形状	凹型尾根	直線尾根	凸型直線	凸型尾根	直線直線	凹型直線	直線谷	凹型谷	凸型谷
	横断形状	オーバ・ハンク	斜面上部に凹凸	斜面全体に凹凸	斜面下部に凹凸	平坦な斜面				
	遷急線	不明瞭	明瞭	非常に明瞭						
地質土質要因	地表の状況	風化・亀裂の発達なし	粘質土	礫混り土 砂質土	風化・亀裂が発達	亀裂が発達 転石・浮石				
	表土の厚さ	数値データ（10cm毎に離散化）								
	地盤の状況	硬岩	軟岩	段丘堆積物	強風化岩	火山砕屑物	崩積土			
	岩盤の亀裂	亀裂間隔 50cm以上	亀裂間隔 30～50cm	亀裂間隔 10～30cm	亀裂間隔 10cm以下					
	斜面と不連続面の傾斜関係	Gタイプ	Fタイプ	Eタイプ	Dタイプ	Cタイプ	Bタイプ	Aタイプ		
	断層破砕帯	無	有							
	風化状況	非常に堅硬 風化無し	非常に堅硬 新鮮	わずかに 風化変質	風化作用 一部粘土化	完全に風化 土壌化				
環境要因	植生の種類	針広混交	広葉樹	針葉樹	竹林	草地	裸地			
	樹木の樹齢	50年以上	40～50年	30～40年	20～30年	10～20年	10年未満			
	伐採根の状況	無	有							
	調査斜面・崩壊履歴	崩壊地なし	新しい 崩壊地あり	古い 崩壊地あり						
	調査斜面・状況	崩壊なし	斜面全部の 崩壊	上部斜面の 崩壊	中部斜面の 崩壊	下部斜面の 崩壊				
	隣接斜面・崩壊履歴	崩壊地なし	新しい 崩壊地あり	古い 崩壊地あり						
	隣接斜面・状況	崩壊なし	斜面全部の 崩壊	上部斜面の 崩壊	中部斜面の 崩壊	下部斜面の 崩壊				
	湧水	斜面は乾燥	常時 シメジメ	降雨時に 湧水あり	常時 湧水あり					

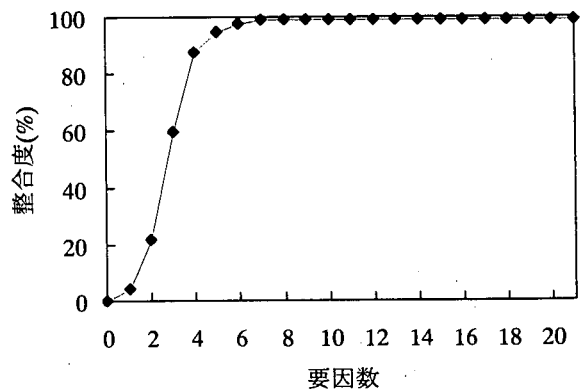
3. 対象データの概要

本論文で対象とする地域は、全国的にもがけ崩れ災害が多発する地域の一つである山口県下関市とした。その際、降雨要因の影響を排除するために、解析の対象は降雨一定とみなす対象エリア内の自然斜面(239箇所)に限定した。ここで、対象エリアは斜面が多く存在する下関気象台を中心とした半径 5km 円内（下関市南部）とした。

対象とする斜面要因には、当該地区での急傾斜地崩壊危険箇所点検結果（平成 8 年度調査）を用いた。また、対象斜面については、過去 24 年間の災害報告書（昭和 50 年～平成 10 年）を用いて、「発生斜面」もしくは「非発生斜面」であるかの特定を行った。

その結果、対象とする斜面（239 箇所）の内、発生斜面数 59 箇所、非発生斜面 180 箇所となった。また解析に用いる斜面要因は表－1 に示す 21 種類である。

表－1 の要因のうち、傾斜度、斜面高さ、表土の厚さの 3 要因については、本来連続値であるが、ラフ集合によるデータマイニングでは連続値を離散的なカテゴリーに変更（離散化）しなければならない。そこで、本論文では、各要因において、大半のデータが 10 個以内のカテゴリーに該当するように、表－1 の括弧内に示す間隔で離散化し



図－4 要因数と整合度の関係

た。

4. がけ崩れの重要要因の抽出

重要要因の抽出に際しては、まず各要因数（1～21 要因）でどの程度の整合度が達成できるかを検討した。図－4 は要因数とその要因数における最大の整合度の関係を示している。図より、要因数 1～5 程度までは、要因数の増加に伴う整合度の増加が顕著であるが、それ以上は要因数を

表-2 5 要因の抽出結果

	傾斜度	斜面高さ	斜面方位	斜面形状	遷急線	地表の状況	表土の厚さ	樹木の樹齢	調査斜面・崩壊履歴	調査斜面・状況	隣接斜面・状況	整合度(%)
1	○		○	○	○			○				94.56
2	○	○	○	○				○				92.89
2	○		○	○				○			○	92.89
3	○		○	○		○		○				92.47
3	○		○	○				○	○			92.47
3	○		○	○				○		○		92.47
3	○		○		○			○				92.47
残存しない要因												
横断形状, 地盤の状況, 岩盤の亀裂, 断層破碎帯												
斜面と不連続面の傾斜関係, 風化状況, 植生の種類												
伐採根の状況, 隣接斜面・崩壊履歴, 湧水												

増加させることによる整合度の増加がほとんど見られない。しかも、表-1 に示す 21 種類の要因すべてを用いた場合の整合度は 99.16% となり、すべての要因を用いても矛盾データが生じる結果となった。そこで、本論文では最も効果的な（少ない要因で高い整合度を達成できる）要因数を 5 として、がけ崩れ発生・非発生に対して説明力の高い要因の抽出を行った。

表-2 は、5 要因の組み合わせのうちで整合度が高い 7 通りを示したものである。表より、最も高い整合度を達成できる要因の組み合わせは「傾斜度, 斜面方位, 斜面形状, 遷急線, 樹木の樹齢」であり、そのときの整合度は 94.56% となった。また、表より「傾斜度, 斜面方位, 斜面形状, 樹木の樹齢」の 4 要因については、ほとんどの組み合わせの中に含まれており、高い整合度を達成する要因の核となっていることがわかる。したがって、これらの要因は、抽出した 5 要因の中でも特に重要であると考えられるため、ここでは、この 4 つの要因をがけ崩れの重要要因と定義した。

一方、表-2 の下部には、いずれの組み合わせにも残存しない要因を示しているが、これらの要因はがけ崩れの発生・非発生を説明する上で必ずしも重要としないと考えられる。

表-2 では、わずか 5 種類の要因によって、全体の 90% 以上の箇所においてがけ崩れ発生・非発生を矛盾なく説明できることを示している。したがって、表-2 に示す「残存しない要因」の組み合わせにおいては、表-2 中の整合度を上回ることができない。そのため、これらの要因はがけ崩れの発生・非発生に対して説明力が低いと考えることができる。

しかしながら、要因の重要性を判断するに当たって、単に要因を 2 つの集合に分類するのみでは不十分な場合も

表-3 階層分類の結果

階層1	傾斜度, 斜面方位, 斜面形状 遷急線, 樹木の樹齢 (94.56%)
階層2	斜面高さ, 表土の厚さ, 地盤の状況 植生の種類, 隣接斜面・崩壊履歴 (51.05%)
階層3	地表の状況, 斜面と不連続面の傾斜関係 伐採根の状況, 調査斜面・状況, 湧水 (37.66%)
階層4	横断形状, 岩盤の亀裂, 断層破碎帯 風化状況, 調査斜面・崩壊履歴 隣接斜面・状況

あり得る。すなわち、最高の整合度を達成できる 5 要因を除いた 16 要因の中から、新たに抽出される別の 5 要因であっても、比較的高い整合度を達成する可能性は十分考えられる。そこで、本論文では、以下のような手順で要因抽出を繰り返し、5 要因の集合を 2 つ以上のグループに分類した。

- ① 最高の整合度を達成できる 5 要因を「階層 1」として分類し、それらを全要因の集合（21 要因）から削除する。
- ② 更新された要因の集合（16 要因）の中から、再度、最高の整合度を達成する要因を抽出する。このとき、抽出する要因を「階層 2」に分類し、要因の集合（16 要因）から削除する。
- ③ 「階層 3」についても②と同様な操作を繰り返す。
- ④ 「階層 1」～「階層 3」までに分類されなかった要因を「階層 4」に分類する

この方法を用いて、説明力の強さに応じて要因を 4 階層に分類した。分類結果を表-3 に示す。表中の括弧内の数値は、抽出された要因の組み合わせによって求められた整合度を表している。

表より、「階層 1」～「階層 3」の整合度に着目すると、「階層 1」に分類された要因の組み合わせで 94.56% の高い整合度が達成されているのに対し、「階層 2」では 51.05%、「階層 3」ではわずかに 37.66% となっており、各階層間で非常に大きな差が表れている。同じ要因数であるにもかかわらず、整合度にこれほどの差が表れる原因は、すべての要因ががけ崩れの発生・非発生に対して説明力が高くないためである。逆に、「階層 1」に分類された要因については、いかにこれらががけ崩れの発生・非発生に対して有効であるかを証明する結果とも言える。したがって、斜面の危険度ランクの算出⁵⁾においては、すべての要因を用いずとも、説明力の高い要因のみで、現状より簡易に、しかもある程度信頼性の高い評価を行うことができると考えら

表-4 判別分析の結果

要 因		ベクトル
傾斜度		0.0547
斜面方位		0.0673
斜面形状		0.0088
樹木の樹齢		0.0685
時間雨量		0.6315
実効雨量(半減期72hr)		0.7674
相関比		0.226
正判別率	発 生 (%)	40/40
		100.00
	非発生 (%)	19,171/24,651
		77.80
	全 体 (%)	19,211/24,691
		77.81

れる。また、今後の調査において、「階層 1」に分類されている要因をさらに詳細に調査することで、がけ崩れの発生・非発生に対する有効な知識を獲得できる可能性も考えられる。

5. 斜面要因を考慮したがけ崩れ発生限界雨量線への適用

前章では、ラフ集合を用いて、がけ崩れの重要要因の抽出を行ったが、ここでは、抽出した重要要因の有効活用の一例として、発生予測手法への適用性を検討した。なお、発生予測手法には、著者らがこれまでに提案した斜面毎のがけ崩れ発生限界雨量線（Critical Line：以下、個別斜面 CL）¹⁾を用いることとした。

解析には、幾つかの量的な説明変数から発生、非発生の質的な外的基準を判別する手法として判別分析を用いる。それによって、まずがけ崩れ発生・非発生判別モデルを構築し、そのモデルを用いて個別斜面 CL を設定する。なお、解析方法の詳細については文献を参考にされたい¹⁾。

5.1 降雨データの概要

降雨データは、下関気象台において昭和 50 年から平成 10 年までに観測されたアメダスデータとし、説明変数には、時間雨量、実効雨量（半減期 72hr）の 2 要因を採用した。採用した降雨要因のうち、発生データに対する降雨要因はがけ崩れの発生推定時刻から 3 時間以内の最大時間雨量およびその時刻における実効雨量（半減期 72hr）とした。また、その降雨要因を含む一連降雨（降雨の前後に 24hr 以上の無降雨があるもの）⁶⁾は発生の一連降雨と定義した。ただし、発生の一連降雨であっても、発生推定時刻における降雨が小さい場合は、著者らの研究⁷⁾に基づいて、解析の対象から除外した。

一方、非発生データに対する降雨要因は、非発生の一連降雨中の最大時間雨量およびその時刻における実効雨量（半減期 72hr）とした。ここで、非発生の一連降雨とは、時間雨量 20mm/hr 以上、または累積雨量 80mm 以上のいずれか、あるいは両方を満たす一連降雨で、発生が報告されていないもの⁹⁾である。

上記の通り、発生・非発生の降雨要因を抽出した結果、それぞれの降雨要因数は、40 降雨、107 降雨となり、対象斜面と組み合わせると、それぞれのデータ数は、発生 40、非発生 24,651 となった。

また、もう一方の説明変数となる斜面要因には、ラフ集合によって抽出された重要要因（4 要因：傾斜度、斜面方位、斜面形状、樹木の樹齢）を用いた。なお、ここで用いる 4 要因については、ファジィ理論による斜面危険度評価法⁵⁾を参考に、階級区分（危険度ランク）を決定した。

5.2 解析結果

解析では、まず判別分析によってがけ崩れ発生・非発生判別モデルを構築する。

解析結果を表-4 に示す。表中の数値は各要因のベクトルであり、それによって、対応する要因がどの程度モデルに影響を与えるかを評価することができる。

表より、各要因のベクトルに着目すると、すべての要因においてベクトルが正值となっていることがわかる。通常、この手法の適用においてすべての要因（21 要因）を用いると、幾つかのベクトルは負値を示す場合がほとんどである。ベクトルが負値を示すことは、その要因の危険度（点数）が高いほどがけ崩れが発生しにくくなる（判別得点が増加する）ことを意味しており、物理的に現象を説明することが困難である。したがって、本手法においては、それらの要因を段階的に削除していき、最終的に残存する要因がすべて正值となるまで計算を繰り返すことが必要となる。しかしながら、予め抽出した重要要因を用いた場合は、いずれの要因も正值となっており、一度で計算を終了することができた。

ラフ集合では、要因の階級区分に関係なく重要要因の抽出ができるのに対して、判別分析では要因の階級区分が必要となる。つまり、ラフ集合によって抽出された重要要因であっても、崩壊現象をうまく説明できない場合が十分考えられる。しかしながら、ここでは、抽出された重要要因を判別分析で棄却することになっていないため、抽出した重要要因は、がけ崩れの発生・非発生を単に分類できるだけでなく、現象を説明する上でも有効であることが確認できた。

また、表中の正判別率に着目すると、発生、非発生の正判別率がそれぞれ 100%、77.78%となっており、非常に誤判別（空振り）の少ないモデルが構築されている。この結果を用いて設定された個別斜面 CL の代表例を図-5 に示す。ここでは、抽出した重要要因と降雨要因を同時に考慮することができているため、個別斜面に対してそれぞれ CL が設定できている。図中の上側、下側に位置する CL は、それぞれ崩壊危険度が低い斜面の CL（代表例）、高い斜面の CL（代表例）である。また、図中の曲線は、非発生の一連降雨であり、一時間毎の降雨要因をプロットし、それらを結んだもの（以下、スネーク曲線）である。

図中のスネーク曲線に着目すると、下側の CL に対しては、スネーク曲線が途中で危険側に移行しているのに対し、

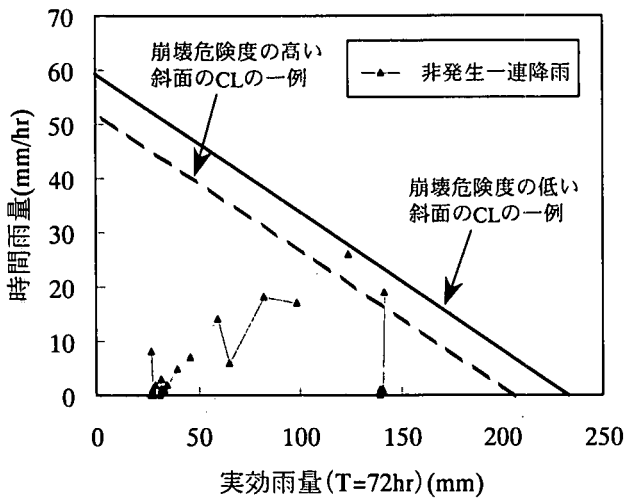


図-5 個別斜面 CL の代表例

上側の CL では最後まで安全側で推移していることがわかる。従来手法（降雨要因のみで設定されるがけ崩れ CL）では、斜面毎に異なる崩壊危険度を考慮することができないため、CL を超過する降雨では、非発生斜面であってもすべて危険であると評価される。しかしながら、個別斜面 CL では、それぞれの斜面が有する崩壊危険度を反映できるため、同一降雨に対して斜面毎に異なる評価（発生・非発生）ができる。したがって、設定した個別斜面 CL では、結果的に誤判別（空振り）を軽減することが可能となる。

以上のことから、抽出した重要要因を用いた場合であっても、精度の高い個別斜面 CL を設定することができることが明らかとなった。

6. おわりに

本論文では、ラフ集合を用いたデータマイニングを行い、がけ崩れの重要要因の抽出を試みた。また、その要因を発生予測技術に適用し、その有効性を検討した。本論文で得られた主要な結論を以下に示す。

- 1) ラフ集合を用いたがけ崩れ発生・非発生の分類において、1～5 要因までは要因を追加することによる整合度の増加が顕著にみられる。しかし、それ以上要因を追加しても、整合度の大幅な変化は見られない。
- 2) 5 要因の組み合わせの中で最も高い整合度を達成でき

る要因組み合わせは「傾斜度、斜面方位、斜面形状、遷急線、樹木の樹齢」であった。なお、そのときの整合度は 94.56% であった。

- 3) 「傾斜度、斜面方位、斜面形状、樹木の樹齢」の 4 要因は、高い整合度を達成する要因の組み合わせの核をなしており、がけ崩れの発生・非発生に対して特に重要な要因であることが明らかとなった。
- 4) 5 要因の集合を 4 つ（「階層 1」～「階層 4」）に分類した結果、各階層の整合度は大きく異なることが明らかとなった。したがって、すべての要因ががけ崩れの発生・非発生に対して説明力が高くないことを示した。
- 5) 抽出された重要要因を個別斜面 CL に適用した結果、がけ崩れ発生・非発生判別モデルの構築にとって非常に有効であることが明らかとなった。また、ラフ集合と判別分析を同時に用いることで、重要要因の信頼性を検証することができた。さらに、構築したモデルを利用することにより、精度の高い個別斜面 CL を設定することができた。

参考文献

- 1) 倉本和正, 鉄賀博己, 菊池英明, 守川 倫, 門間敬一, 古川浩平: 急傾斜地における斜面要因を考慮したがけ崩れ発生限界雨量線の設定手法に関する研究, 土木学会論文集, No.658/VI-48, pp.207-220, 2000.
- 2) Pawlek, Z.: Rough Sets, International Journal of Computer and Information Sciences, Vol.11, pp.341-356, 1982.
- 3) 中村昭: ラフ集合—その基本概念と知識情報, 数理科学, No.373, pp.78-83, 1994.
- 4) 中村昭: ラフ集合と論理・推論, 数理科学, No.374, pp.86-91, 1994.
- 5) 全国地すべりがけ崩れ対策協議会: がけ崩れ対策の手引き—急傾斜地崩壊対策事業の実務—平成 10 年度版, 1999.
- 6) 総合土石流対策等技術検討会: 土石流災害に関する情報の発令と避難の指示のための降雨量設定指針(案), 1984.
- 7) 倉本和正, 鉄賀博己, 東 寛和, 荒川雅生, 中山弘隆, 古川浩平: RBF ネットワークを用いた非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定に関する研究, 土木学会論文集, No.672/VI-50, pp.117-132, 2001.