

山口大学理工学研究科 学生会員 大重綱平  
山口大学工学部 正会員 杉原成満

大日本コンサルタント株式会社 正会員 篠崎嗣浩  
山口大学工学部 フェロー会員 古川浩平

## 1. はじめに

毎年全国各地で土石流・地すべり・がけ崩れなどの土砂災害により尊い人命や貴重な財産が失われている．その中でもがけ崩れは発生件数が土石流・地すべりに比べて圧倒的に多く，瞬時にして崩れ落ちるため，人的被害や家屋損壊につながりやすく甚大な被害になりやすい．そのため，地域に広く散在する急傾斜地崩壊危険箇所の中から特に危険な箇所や比較的安全な箇所の分布を把握し，効率的に土砂災害の予防強化を行うことの重要性は高まっている．

その予防強化を行うにあたっては，多くの事例から土砂移動現象に影響する重要要因や発生・非発生の規則性等の基礎知識を得ることが重要になってくる．そこで，本研究では1999年に発生した6.29広島災害のうち，がけ崩れが集中して発生した呉市に着目した．要因間の影響を加味して順位付けを行うことができるサポートベクターマシン（以下，SVM）と複数の要因から土砂災害の発生・非発生を説明するためのRuleを抽出することに優れているラフ集合を用いて，できるだけ縮約された条件で多くの災害発生箇所を説明できる汎用性の高い土砂災害の発生・非発生Ruleを作成することを目的に研究を行った．

## 2. SVM の概要

SVM は，現在最も強力なパターン分類手法として注目されている．SVM では，あるパターン分類によって，線形分離可能な高次元特徴空間にマッピングを行う．それにより，線形分離可能な状態となり，最適な分離超平面を求めることができる（図-1）．また，各データに対し分離超平面からの距離  $f(x)$  を算出することで危険度を評価できる．

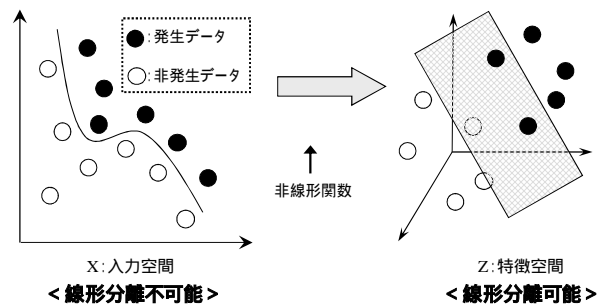


図-1 SVM の概念図

## 3. ラフ集合の概要

### (1) ラフ集合の基本概念

図-2(a)にラフ集合論の概念図を示す．全体集合を2つの要因を用いて9個の領域に区分しても部分集合は完全に分離されない．このように完全に分離されない集合をラフ集合という．これらの要因によって集合が区分された時，領域内のデータがすべて同種であるデータを整合データ（図-2(a)の着色部分内のデータ）といい，混在するデータを矛盾データという．なお要因の組合せを評価する指標としては，(1)式に定義される整合度を用いた．また抽出したRuleの精度と汎用性を表す尺度として(2)式，(3)式に示す確信度とサポートを用いた．

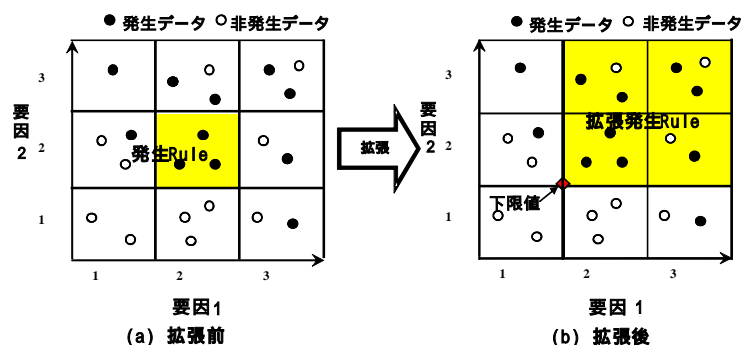


図-2 ラフ集合論

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

$$\text{確信度} = \frac{\text{Rule領域内の整合データ数}}{\text{Rule領域内の全データ数}} \quad \dots (2)$$

$$\text{サポート} = \frac{\text{Rule領域内の全データ数}}{\text{全データ数}} \quad \dots (3)$$

### (2) Rule 領域の拡張

図-2 (a)に示す着色領域が発生 Rule である場合，より危険と考えられる部分集合を含む領域を発生 Rule として拡張することで，発生 Rule に含まれる箇所数が増加し，より有効な Rule となる（図-2 (b)）．本研究では，有効な Rule の作成のため，この拡張理論を解析に取り入れることとした．

#### 4. 使用データの概要

本研究で対象とするデータは 6.29 広島災害時における呉市の急傾斜地崩壊危険箇所のうち対策工が施されていない斜面データとした。ただし、発生データについては発生位置や状況が不明瞭なものも多いことから対策工の有無に関わらず検討の対象とし、合計 287 箇所（発生 81、非発生 206）で解析を行うこととした。なお、使用する要因は地形要因 20 要因、降雨要因 4 要因を使用した。

#### 5. がけ崩れ発生・非発生 Rule の抽出結果と考察

##### 5.1 SVM による危険度の設定

本研究の検討手順を図-3 に示す。がけ崩れ発生・非発生データを最も分離できる分離超平面を設定するため、危険箇所地域的中率的中率(%) =  $\frac{\text{的中データ数}}{\text{全データ数}} \times 100 \dots (4)$  が最大となる時のパラメータを用いることとした。なお、構築される分離超平面の精度を表す指標である的中率は (4) 式で定義する。解析の結果、最もの中率が高く分離性の良い  $C=300$ 、 $r=5$  を最適なパラメータとすることとした。これより算出された  $f(x)$  値を用いて危険度を設定した。

##### 5.2 SVM による特徴的データの抽出

危険度を基に対象データの順位付けを行い、その上位から特に危険なデータと下位から特に安全なデータを抽出する。本検討では、元のデータベースの発生データ数と非発生データ数の割合（81:206）を乱さないようにするために、発生データ・非発生データからそれぞれ 15% ずつ抽出した。（計 43 箇所（発生：12、非発生 31））

##### 5.3 ラフ集合による Rule 作成結果

特徴的データ 43 箇所に対して整合度の要求水準 100% で要因数を絞り込み、その中で、できるだけ少ない要因数で構成されるものを Rule として採用することとした。その結果、最小要因数は 3 要因（傾斜度、横断形状、最大時間雨量）となった。Rule の作成において汎用性の向上のため Rule 領域の拡張を行い、拡張した Rule のうち確信度が 90% 以上（ある程度の誤判別を許容できる割合として設定）のもののみを発生・非発生 Rule として作成した。この特徴的データで作成された Rule を全体（287 箇所）に適用した結果を表-1 に示す。

表-1 から、作成した Rule は累計確信度 77.7%、累計サポート 100.0% と非常に高いサポートを保ちながらも高い確信度を有していることがわかる。3 要因・4 Rule という少ない要因・Rule 数で斜面全体のすべてを説明できる汎用性の高い Rule を作成することができたといえる。

また、Rule を構成している 3 要因に着目すると、傾斜度については  $44^\circ$  を境に、最大時間雨量については 60mm/hr を境にして安全・危険であることを明確にわけている。一般的に、傾斜度が大きくなるにつれて地盤は崩れやすくなり、雨が集中して降ることで地盤が緩み、崩壊が起こりやすくなると考えられる。横断形状についても、斜面の上部に凹凸（不安定な土塊）があると雨の影響で斜面の上部の地盤が緩み、崩壊が起こりやすくなると考えられる。以上のことから、今回抽出された要因はがけ崩れを解析する上ではより重要な要因であることが確認できた。それらの要因が、Rule をつくる上で汎用性があるかどうかは、高い累計確信度（77.7%）・累計サポート（100.0%）からも確認できる。

#### 6. まとめ

- ・特徴的データの抽出については、元のデータベースの発生と非発生データの割合を乱さないように、発生・非発生から 15% ずつ抽出することで、最も効果的に代表的な Rule を作成することがわかった。
- ・SVM とラフ集合を用いることにより、少ない要因・Rule 数で多くの災害箇所を説明できる汎用性の高い Rule を作成することができた。
- ・他県でも同様の手法を用いてがけ崩れの発生メカニズムについて研究を行いたいと考える。

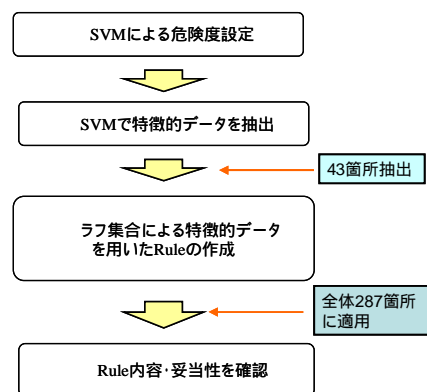


図-3 Rule 作成フロー

表-1 呉市 287 箇所における Rule 適用結果

	要因			判定	含まれるデータ数	整合データ数	矛盾データ数	残り箇所数	累計	
	傾斜度 (°)	横断形状	最大時間雨量 (mm/hr)						確信度	サポート
								287	= /	= / 287
Rule5	*	*	60	非発生ルール	188	154	34	99	81.9%	65.5%
Rule8	44	上部以外の凹凸	*	非発生ルール	242	192	50	45	79.3%	84.3%
Rule11	44	*	60	発生ルール	283	219	64	4	77.4%	98.6%
Rule10	*	上部に凹凸	60	発生ルール	287	223	64	0	77.7%	100.0%