

## II. サポートベクターマシンによる地震時における斜面崩壊危険度評価の試み

山口大学 古川 浩平、中電技術コンサルタント 荒木 義則、杉原 成満

### 2.1 はじめに

地震時に発生する斜面崩壊は、強い地震動が原因で斜面に亀裂等の緩みが生じ、不安定となり、崩壊に至る現象と考えられるが、その崩壊メカニズムは複雑で、必ずしも明らかにはされていない。しかしながら、大規模地震に伴う土砂災害からの被害を防止・軽減するためには、地震時に斜面崩壊が発生する恐れの高い斜面を把握し、対策を検討・立案することが重要である。

地震時に発生する斜面崩壊の発生危険度評価手法としては、その一つとして兵庫県南部地震における六甲山系の崩壊実績をもとに設定された地震時の斜面崩壊危険度評価判別式（以下、「六甲判別式」という）が挙げられる<sup>1)</sup>。この判別式は、地震時に崩壊を発生させる原因と考えられる要因（勾配、平均曲率、地震時の最大加速度）を用いて、多変量解析による統計的判別手法の一つである重回帰分析により導かれた経験式である。このような統計的判別手法により導かれた経験式は、土木工学の様々な分野において、その適用に関する種々の取り組みがなされている。

近年、新たな統計的判別手法として、サポートベクターマシン（Support Vector Machine, 以下、「SVM」という）<sup>2)</sup>と呼ばれるパターン認識手法が注目されている。本研究で用いるSVMは、カーネルトリックと呼ばれる方法を用いて、非線形の識別関数を構成できるように拡張したSVMモデルであり、現在知られている多くの手法の中でも最も認識性能の優れた学習モデルの一つであると考えられている<sup>3)</sup>。そのため、このSVMを地震時に発生する斜面崩壊の発生危険度評価に適用できれば、地震時に斜面崩壊が発生する恐れの高い斜面を高い精度で把握することが可能になるものと考えられる。

ここでは、兵庫県南部地震における六甲山系の事例および東北地方太平洋沖地震における岩手・宮城県境の栗駒山周辺の事例を対象に、SVMによる地震時における斜面崩壊危険度評価を行い、その適用性について確認を行った。

### 2.2 解析手法と検討概要

#### 2.2.1 解析手法

##### (1) サポートベクターマシンの基本概念

SVMは、教師あり学習によるパターン識別手法の一つである<sup>2)</sup>。

SVMの概念図を図-2.1に示す。SVMは、入力されたデータ群に非線形関数を適用させ、高次元特徴空間にマッピングした状態で線形分離を行う。このとき、高次元特徴空間でデータを分離する平面（図-2.1の $f(x)=0$ の面：以下、「分離超平面（評価基準）」という）は、「各クラスのデータ群の距離（マージン）を最大化」という基準によって最適な学習を行い設定される。この機能により、SVMは高い汎化能力を有した識別が可能となる。

本検討では、式(2.1)で算出される分離超平面（評価基準）

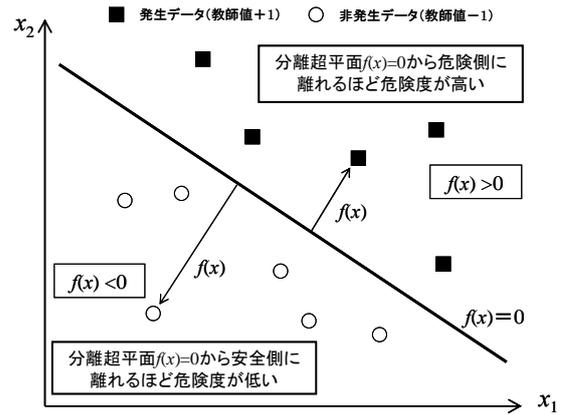


図-2.1 SVMの概念図

からの各データとの距離 $f(x)$ を危険度として考え、地震時における斜面崩壊危険度評価を試みる。

$$f(x) = \sum_{j \in SV} \alpha^*_{j} y_j K(x_j, x) + b^* \quad \dots\dots\dots (2.1)$$

$$K(x_i, x_j) = \exp \left[ -\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2r^2} \right] \quad \dots\dots\dots (2.2)$$

( $i, j = 1, \dots, \ell$ )

ここで、 $f(x)$ ：分離超平面（評価基準）からの各データとの距離、 $K$ ：カーネル関数（本検討では式(2.2)で算出されるガウシアンカーネルを用いる）、 $\alpha^*_j$ ：Lagrange 乗数 ( $0 < \alpha^*_j < C$ )、 $b^*$ ：バイアス、 $r$ ：データの影響範囲を示す半径である。

##### (2) サポートベクターマシンの解析パラメータ

SVMを用いた解析においては、スラック変数 $\xi$ （誤判別に関する変数）に対する重みパラメータ $C$ とデータの影響範囲を示す半径 $r$ の2つのパラメータを設定する必要がある。ここで、パラメータ $C$ 、 $r$ と判別精度、汎用性の関係は一般的には以下のような関係にある。

$C$ ：スラック変数 $\xi$ （誤判別に関する変数）に対する重みパラメータ

⇒値を大きくするにつれ、誤判別を許容し難くなる（判別精度：向上、汎用性：低下）

⇒値を小さくするにつれ、誤判別を許容し易くなる（判別精度：低下、汎用性：向上）

$r$ ：ガウス関数の半径

⇒値を大きくするにつれ、各データが独立し難くなるため、分離超平面（評価基準）は全データの分布傾向に沿った形状となる（判別精度：低下、汎用性：向上）

⇒値を小さくするにつれ、各データが独立し易くなるため、分離超平面（評価基準）は各データの分布傾向に沿った形状となる（判別精度：向上、汎用性：低下）

## 2.2.2 検討概要

### (1) 検討対象事例

本検討における対象データは、兵庫県南部地震における六甲山系の事例（以下、「兵庫県南部地震の事例」という）および東北地方太平洋沖地震における岩手・宮城県境の栗駒山周辺の事例（以下、「東北地震（栗駒山周辺）の事例」という）である。当該データは、斜面崩壊の発生・非発生および素因・誘因等の情報等に関する 10m メッシュデータであり、各事例におけるデータ数は表-2.1 のとおりである。ここで、素因と誘因には、複数の指標が想定されるが、本検討では六甲判別式と同様に素因データに勾配と平均曲率（地形の凹凸を示す指標）、誘因データに最大加速度を用いる。

### (2) 解析対象データ（学習データ）

本検討では、このうち兵庫県南部地震の事例を用い、SVM 解析により危険度評価基準となる分離超平面（評価基準）の構築を試みるが、SVM 解析において非崩壊 1,747,129 メッシュ、崩壊 2,350 メッシュという大規模データは、全てのデータをそのまま学習用データとして用いることは処理時間等の面から非現実的である。そのため、本検討では新規事例を対象とする場合等においては、全てのデータを一律に取り扱うのではなく、ある程度数を学習用データとして事前処理することとし、便宜的に六甲判別式（式(2.3)）の判別得点が高い崩壊 100 メッシュ、判別得点が高い非崩壊 300 メッシュを解析対象データ（学習データ）として抽出し、SVM 解析に用いることとした。

$$F = 0.075 I - 8.92 C + 0.006 A - 3.228 \dots\dots\dots (2.3)$$

ここで、 $F$ : 判別得点、 $I$ : 勾配 (°)、 $C$ : 平均曲率、 $A$ : 最大加速度 (cm/s<sup>2</sup>) である。

### (3) 危険度評価データ（テストデータ）

上記の方法により抽出した解析対象データから構築した分離超平面（評価基準）による危険度評価モデルは、兵庫県南部地震の事例および東北地震（栗駒山周辺）の事例の全データをテストデータとして、地震時における斜面崩壊の発生危険度評価に関する SVM の適用性を評価する。ここで、SVM の適用性の評価は、次式に定義する崩壊発生率、的中率、見逃し率を用いて行う。

$$\text{崩壊発生率} = \frac{\text{うち崩壊メッシュデータ}}{\text{任意の崩壊危険度となるメッシュデータ}} \times 100\% \dots\dots\dots (2.4)$$

$$\text{的中率} = \frac{\text{正しく判別可能なメッシュデータ}}{\text{評価対象の全メッシュデータ}} \times 100\% \dots\dots\dots (2.5)$$

$$\text{見逃し率} = \frac{\text{誤判別となった崩壊メッシュデータ}}{\text{全崩壊メッシュデータ}} \times 100\% \dots\dots\dots (2.6)$$

表-2.1 事例毎のデータ数(10m メッシュデータ)

事例	崩壊	非崩壊
兵庫県南部地震	2,350	1,747,129
東北地震(栗駒山周辺)	967	871,688

表-2.2 兵庫県南部地震の事例の全データに対する的中率のパラメータケーススタディ結果  
(a) 崩壊メッシュデータに対する的中率

		C			
		1	10	100	1000
r	1	91.8%	91.8%	91.8%	91.8%
	3	91.5%	91.5%	91.5%	91.5%
	5	91.1%	91.1%	91.1%	91.1%
	7	90.7%	90.9%	90.9%	90.9%
	10	89.8%	90.0%	90.0%	90.0%
	20	90.1%	90.1%	90.1%	90.1%
	30	90.6%	91.1%	91.1%	91.1%
	40	90.9%	92.1%	92.1%	92.1%
	50	92.2%	93.3%	93.3%	93.3%

(b) 非崩壊メッシュデータに対する的中率

		C			
		1	10	100	1000
r	1	39.4%	39.4%	39.4%	39.4%
	3	40.0%	40.0%	40.0%	40.0%
	5	41.2%	41.1%	41.1%	41.1%
	7	42.3%	42.1%	42.1%	42.1%
	10	44.0%	43.8%	43.8%	43.8%
	20	45.3%	45.3%	45.3%	45.3%
	30	45.7%	43.6%	43.6%	43.6%
	40	44.9%	41.6%	41.6%	41.6%
	50	42.7%	38.1%	38.1%	38.1%

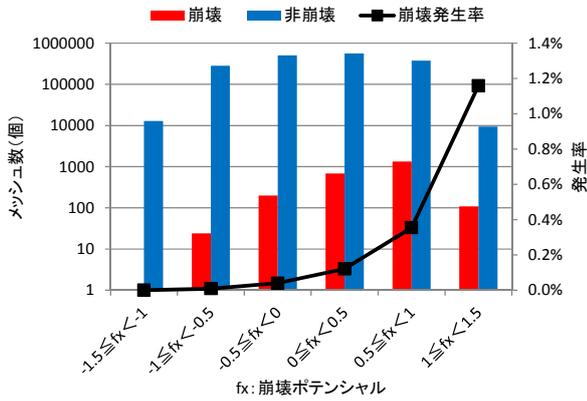
## 2.3 地震時の斜面崩壊危険度評価における SVM の適用

### 2.3.1 兵庫県南部地震の事例への適用結果

六甲判別式の判別得点が高い崩壊 100 メッシュ、判別得点が高い非崩壊 300 メッシュを解析対象データ（学習データ）として抽出し、勾配・平均曲率・最大加速度と斜面崩壊の発生・非発生の関係を SVM により分析し、危険度評価基準となる分離超平面（評価基準）の構築を行った。ここで、SVM の解析パラメータは、表-2.2 に示す兵庫県南部地震の事例の全データに対する的中率のパラメータケーススタディ結果から崩壊メッシュの的中率が 90% 以上のパラメータセットのうち、非崩壊メッシュの的中率が最も高い  $C=1$ 、 $r=30$  を選定している。

構築した分離超平面（評価基準）を用いて、兵庫県南部地震の事例の全データを評価した。崩壊発生率の分布および的中率と見逃し率の算出結果を図-2.2 に示す。なお、図には比較のため、六甲判別式による評価結果も合わせて記している。

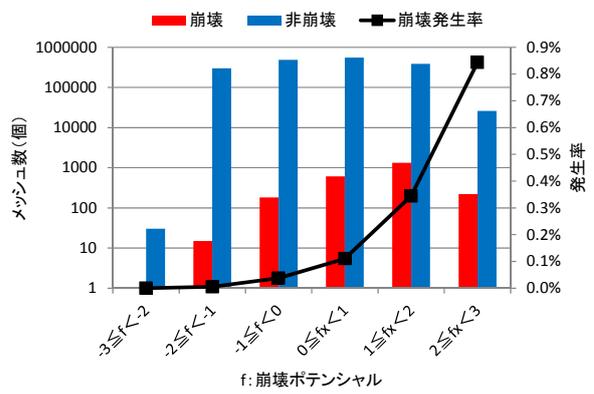
図-2.2(a) に示す兵庫県南部地震の事例に対する SVM の適用結果に着目すると、崩壊発生率は発生危険度が高いほど崩壊発生率が高くなる分布を示すことから、地震時に発生する斜面崩壊の危険度としての矛盾は生じていない。また、的中率は全体では 45.7% と低いものの、崩壊メッシュ



崩壊		非崩壊	
データ数	的中数	データ数	的中数
2350	2128	1747129	797680

見逃し率	的中率 (崩壊)	的中率 (非崩壊)	的中率 (全データ)
9.4%	90.6%	45.7%	45.7%

(a) SVM

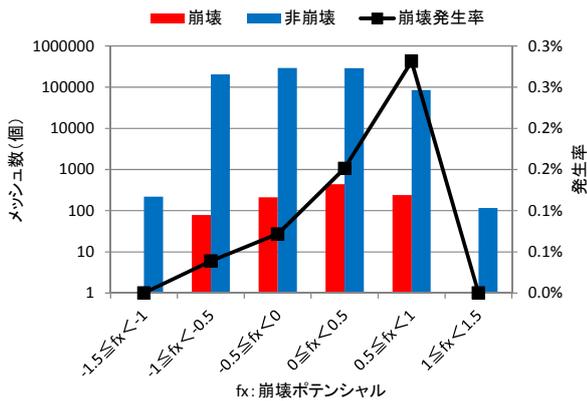


崩壊		非崩壊	
データ数	的中数	データ数	的中数
2350	2152	1747129	782434

見逃し率	的中率 (崩壊)	的中率 (非崩壊)	的中率 (全データ)
8.4%	91.6%	44.8%	44.8%

(b) 六甲判別式

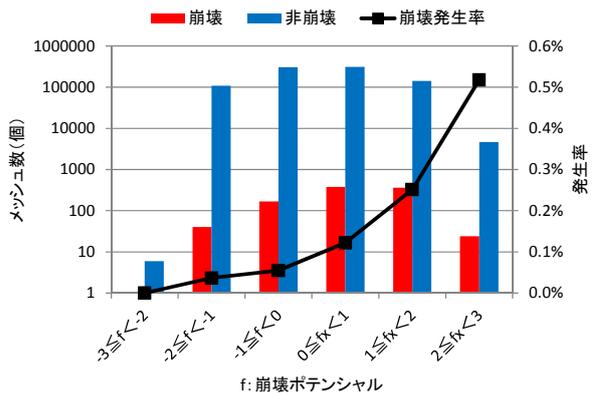
図-2.2 兵庫県南部地震の事例への適用結果



崩壊		非崩壊	
データ数	的中数	データ数	的中数
967	677	871688	497935

見逃し率	的中率 (崩壊)	的中率 (非崩壊)	的中率 (全データ)
30.0%	70.0%	57.1%	57.1%

(a) SVM



崩壊		非崩壊	
データ数	的中数	データ数	的中数
967	760	871688	414179

見逃し率	的中率 (崩壊)	的中率 (非崩壊)	的中率 (全データ)
21.4%	78.6%	47.5%	47.5%

(b) 六甲判別式

図-2.3 東北地震の事例への適用結果

に関しては的中率 90.6%（見逃し率では 9.4%）と高い水準を示す。これは、図-2.2 (b) に示す六甲判別式の適用結果と概ね同等の水準である。

これらのことから、兵庫県南部地震の事例に対する SVM の適用は、解析対象データの絞込み方法に課題を有しているが、全データの 1%未満という少ないデータから構築した分離超平面（評価基準）であっても六甲判別式と同様の水準で評価が可能であることを鑑みると、地震時に斜面崩壊が発生する恐れの高い斜面の把握において有益な手法であるものと考えられる。

### 2.3.2 東北地震（栗駒山周辺）の事例への適用結果

上記のとおり、兵庫県南部地震の事例に対する SVM 手法の適用性が確認できたことから、ここでは構築した分離超平面（評価基準）を用いて、東北地震（栗駒山周辺）の事例の全データを評価し、その汎用性について評価を行った。崩壊発生率の分布および的中率と見逃し率の算出結果を図-2.3 に示す。なお、図には上記の検討と同様に六甲判別式による評価結果も合わせて記している。

図-2.3 (a) に示す東北地震の事例に対する SVM の適用結果に着目すると、発生危険度  $f(x)$  が 1 未満の領域においては、

崩壊発生率は発生危険度が高いほど崩壊発生率が高くなる分布を示すが、発生危険度 $f(x)$ が1以上の領域では崩壊メッシュが分布しないため、誤判別のみとなっている。また、的中率は全体では57.1%と兵庫県南部地震の事例に対する適用結果より優れる値を示すものの、崩壊メッシュに関しては的中率70.0%（見逃し率では30.0%）と大きく低下している。一方、図-2.3(b)に示す六甲判別式の適用結果に着目すると、崩壊発生率の分布こそ、兵庫県南部地震の事例に対する適用結果と同様の傾向を示すが、崩壊メッシュに関する的中率は78.6%（見逃し率では21.4%）と大きく低下している。

このように適用精度の大きな低下が確認された原因は定かでないが、両手法において同様の傾向が生じていることを踏まえると、おそらく評価に用いる素因・誘因を兵庫県南部地震の事例に基づき選定したことにより、東北地震（栗駒山周辺）の事例でミスマッチが生じたものと考えられる。そのため、適用精度を向上させるためには、東北地震（栗駒山周辺）の事例について崩壊の発生傾向と素因・誘因の関係について分析し、解析に用いる要因の再考が必要になるものと考えられる。また、これにより兵庫県南部地震の事例と東北地震の事例との差異が明確になれば、地震時に発生する斜面崩壊の崩壊メカニズムの推定において有益な情報と成り得るものと考えられる。

なお、東北地震の事例への適用検討において、SVMの適用結果が大きく劣った原因としては、SVMの解析において六甲判別式の判別得点が高い崩壊メッシュと判別得点が高い非崩壊メッシュを解析対象データ（学習データ）としたため、兵庫県南部地震の事例の特徴を強く持つ分離超平面（評価基準）が構築され、結果として東北地震の事例への汎用性が劣ったものと考えられる。

## 2.4 まとめ

本検討では、地震時における斜面崩壊危険度評価において、新たな統計的判別手法であるSVMの適用を試みた。その結果、分離超平面（評価基準）の構築において対象とした兵庫県南部地震の事例に対しては、解析対象データの絞込み方法に課題を有しているが、全データの1%未満という少ないデータから構築した分離超平面（評価基準）であっても六甲判別式と同様の水準で評価が可能であることが確認された。そのため、地震時に斜面崩壊が発生する恐れの高い斜面の把握において有益な手法であるものと考えられる。

ただし、東北地震（栗駒山周辺）の事例に構築した分離超平面（評価基準）の適用を試みた結果から得られたとおり、異なる地震動に対しては汎用性が大きく劣る。これは六甲判別式を用いた場合も同様の傾向であったことから、兵庫県南部地震の事例と東北地震の事例では斜面崩壊の発生機構が異なっている可能性が考えられる。そのため、東北地震の事例について崩壊の発生傾向と素因・誘因の関係について分析し、東北地震（栗駒山周辺）の事例に適した

素因・誘因の再考が必要になるものと考えられる。また、これにより兵庫県南部地震の事例と東北地震（栗駒山周辺）の事例との差異が明確になれば、地震時に発生する斜面崩壊の崩壊メカニズムの推定において有益な情報と成り得るものと考えられる。

## 参考文献

- 1) 内田太郎, 片岡正次郎, 岩男忠明, 松尾修, 寺田秀樹, 中野泰雄, 杉浦信男, 小山内信智: 地震による斜面崩壊危険度評価手法に関する研究, 国総研資料第204号., 91 pp, 2004.
- 2) Cortes C. and Vapnik, V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 3) 前田 英作: 痛快! サポートベクトルマシン-古くて新しいパターン認識手法-, 情報処理, Vol.42, No.7, pp.676-683, 2001.