

既存の調査データによる土石流発生・非発生ルールの抽出
と仮想データによる斜面危険度評価に関する研究
(Extraction of debris flows occurrence and non-occurrence rules
using site survey data, and slope stability analysis by SVM
technique with virtual data)

2014年3月

澤田 尚
SAWADA Hisashi

目 次

第1章 序論.....	1- 1
1.1 研究の背景.....	1- 1
1.2 土石流発生・非発生ルールの抽出における既往の研究.....	1- 4
1.3 SVM 解析による斜面危険度評価に関する既往の研究.....	1- 5
1.4 研究の目的と論文構成.....	1- 6
第2章 既往の調査データを用いた土石流発生・非発生ルールの抽出.....	2- 1
2.1 緒言.....	2- 1
2.2 ルール抽出手法.....	2- 2
2.2.1 検討に用いるルール抽出手法.....	2- 2
2.2.2 ラフ集合の概要.....	2- 3
2.3 使用データ.....	2- 5
2.3.1 検討地域.....	2- 5
2.3.2 災害データ.....	2- 5
2.3.3 地形・地質データ.....	2- 5
2.3.4 降雨データ.....	2- 6
2.3.5 カテゴリ区分.....	2- 6
2.4 高分離性要因の検討.....	2-10
2.4.1 カイ2乗検定.....	2-10
2.4.2 カテゴリ値と土石流の発生率の関係.....	2-11
2.5 土石流発生・非発生ルールの抽出.....	2-13
2.5.1 検討ケース.....	2-13
2.5.2 ルールの比較.....	2-13
2.5.3 土石流発生・非発生ルールの評価.....	2-14
2.6 まとめ.....	2-20
第3章 少ない斜面危険度の判定基準データから作成した仮想データを用いた SVM 解析による斜面危険度評価.....	3- 1
3.1 緒言.....	3- 1
3.2 使用データの概要.....	3- 2
3.3 SVM による危険度評価の基本概念.....	3- 5
3.3.1 基本的な概念.....	3- 5
3.3.2 危険度の設定.....	3- 7
3.4 仮想データを用いた評価法.....	3- 9

3.4.1	仮想データの概念.....	3- 9
3.4.2	仮想データの作成方法.....	3-11
3.5	仮想データを用いた危険度の算定.....	3- 14
3.5.1	パラメータの検討.....	3- 14
3.5.2	危険度の算定結果.....	3- 16
3.6	まとめ.....	3-25
第 4 章	斜面災害事業における対策工選定フローの設定に関する一提案.....	4- 1
4.1	緒言	4- 1
4.2	対策工選定フローの設定方法の概要.....	4- 2
4.2.1	SVM の概要.....	4- 2
4.2.2	対策工選定フローの設定手順.....	4- 3
4.3	使用データ.....	4- 5
4.3.1	対象データ.....	4- 5
4.3.2	災害データ.....	4- 6
4.3.3	地形・地質データ.....	4- 7
4.4	SVM を用いた対策工選定フローの設定.....	4-15
4.4.1	SVM を用いた危険度評価基準の設定.....	4-15
4.4.2	斜面危険度および対策工効果の算出.....	4-15
4.4.3	対策工効果の妥当性評価.....	4-18
4.5	まとめ.....	4-21
第 5 章	結論.....	5- 1
5.1	本研究のまとめ.....	5- 1
5.2	今後の課題と将来への展望.....	5- 4

謝辞

付録

土砂災害の危険度情報の確率的評価と 土石流の発生ルールの作成に関する研究

要旨

我が国の国土は、地形、地質、気象等の面できわめて厳しい条件下にある。全国土の約7割を山地・丘陵地が占め、地震や火山活動も活発である上に台風や豪雨等に見舞われやすい。また、このような国土条件により、土石流・地すべり・がけ崩れといった土砂災害の危険度も高い。さらに、新たな宅地開発が進むにつれて、土砂災害の発生するおそれのある危険な箇所も増加して、毎年平均で1,000件程度の土砂災害が発生し、近年は以前に比べて発生件数が増加している。

土砂災害は集中豪雨等の大雨によって引き起こされ、IPCCの第4次評価報告書によれば、今後、大雨の頻度は引き続き増加する可能性がかなり高いと予測されている。気象庁では、日本の100年後と現在とで比較すると、200mm以上の日降水量の年間日数は、ほとんどの地域で増加すると予測し、最大日降水量は多くの地域で1.1~1.3倍に増加するとしている。このため、土砂災害についても発生危険性が高くなり、現在想定されている危険箇所以外での土砂災害の発生や土石流等の到達範囲の拡大も想定される。

発生すれば一瞬にして人命を奪う土砂災害危険箇所（以下、危険箇所とする）は、全国に約52万箇所以上も存在し、その整備率はいまだ20%台と低い状況である。近年の財政難の影響によるコスト縮減や土木業界における維持管理費の増大を考えると、この状況が大きく改善するとは言い難い。そのため、事業費の高い砂防えん堤やコンクリート擁壁等のハード対策だけでは保全範囲が限定的であり、広域的な対策としてソフト面の強化が急務となっている。

このような土砂災害を生じさせた原因や個別の土砂災害の特徴などを把握することは防災事業計画を策定する上で非常に有効であるが、すべての発生・非発生事例に対して詳細な調査を行い、個々に評価することは困難である。そのため、効率的に防災事業計画を策定するためには、詳細な調査により各斜面固有の災害メカニズムを導き出すことよりも、既存の調査データを有効活用し、対象地域における災害発生条件を把握することが重要であると考えられる。さらに、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。そのため、斜面の変状の有無やその進行性を危険度として精度よく把握することができれば、災害が起こる前に、優先的に調査すべき箇所や対策工の施工箇所などの優先順位を設定することが可能となり、取り組みの効率化に大きく貢献できるものと考えられる。

危険度の高い斜面の抽出手法には、採点方式、統計処理方式、力学的解析手法に大別

され、統計処理方式は専門家の判断を可能な限り省略し、客観性を持たせることが可能な方法であり、数量化理論を用いた評価やニューラルネットワークを用いた評価など様々な方法により取り組みが行われている。また、近年では新たな方法として、パターン分類手法の 1 つであるサポートベクターマシン（以下、SVM）を用いる方法が提案されている。しかしながら、データベース自体の有する特徴（データの分布や密度、教師値データの比率等）から評価基準を設けて分離を行う SVM では、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。そのため、汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。これに対し、少ないデータからであっても危険度を精度良く設定することが可能となれば、前述した課題を解消することができ、SVM による危険度の設定手法がより効果的な手法になるものと考えられる。

一方、斜面災害の抑止には、擁壁工や法枠工などに代表されるハード対策（以下、対策工）の施工が効果的である。しかしながら、これらを必要とする危険な斜面が多いこと、近年の経済状況から対策工を施工するための予算確保が困難なことなどの理由により、斜面災害対策事業の進展がはかれず、現状の対策工の整備率が低いという実情がある。このため、今後、すべての斜面に対策工を施工することは費用面・時間面からも困難であると考えられる。

このような状況に対し、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテなどの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、先の費用面や時間面の課題に対する一つの解決策になるものと考えられる。

本研究では、以上の大きな 3 つの課題に対して、統計的処理方式による検討を行った。本研究の成果は、①既存調査資料の有効利用、②不足する学習データに対する効率的かつ客観的な補間方法、③対策工選定フローの一提案であり、それぞれに既往研究と同程度かそれ以上の精度を有し、また、現地状況から得られる技術者の知見と一致することが確認された。これより、効率的な斜面災害防災事業を推し進める上で高い実用性があるものと考えられる。

Extraction of debris flows occurrence and non-occurrence rules using site survey data, and slope stability analysis by SVM technique with virtual data

Abstract

Our country is in very harsh condition in terms of geography, geology and meteorology. About 70% of the nation is occupied by mountains and steep hills. Earthquake and volcanoes are active. Hurricanes and heavy rain often hit the land. Due to these land conditions, the risk of sediment disasters such as mudflows and landslides is fairly high. In addition, as estate development proceeds, the number of regions with high risk of sediment disasters is increasing. In Japan, there are 1,000 cases of sediment disasters every year, and the number is incrementing.

Sediment disasters are mostly caused by heavy rain such as local downpour. 4th Assessment Report by IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) forecasts the frequency of heavy rain will highly possibly increase in future. The Meteorological Agency of Japan forecasts the increase of days with >200mm daily precipitation in most regions, and that maximum daily precipitation to be 1.1-1.3 times in 100 years, compared with current situation. That will make the risk of sediment disaster even higher. It is estimated that more than 520,000 places are at high risk of serious sediment-related disasters, only around 20% of the countermeasure constructions has been executed for all the required constructions. In addition to applying strong countermeasures (sediment control dams or concrete retaining walls), light countermeasures (education of residents to dangers of sediment-related disasters, regulations on land use, or development of warning and evacuation system) are important and necessary.

It is important to identify the occurrence factors for highly possible non-linear sediment-related disasters in order to conduct effective disaster prevention. If the occurrence factors can be identified and dangerous locations can be clearly classified, locations where to construct countermeasure structures and to conduct intensive investigations - all of which can be extracted to make preventive measures more effective. Although fundamental data, such as national surveys have been accumulated, relationships among those factors regarding the disaster occurrence are not clarified and the designations of hazardous locations are often based on occurrence records or personal judgment of engineers. Although it is very effective for disaster prevention planning to comprehend the cause and characteristics of sediment disasters, it is difficult to investigate and assess every one of them in detail. Therefore, in order to establish efficient disaster prevention plan, it is important to exploit existing survey and data, and comprehend the possible conditions of disaster in concerned area. Furthermore, optimization of maintenance and management cost is required, by conducting preventive maintenance as much as possible rather than costly maintenance and repair after disaster. Thus, if we can comprehend the existence and/or progress of the abnormality of slopes, it would

highly contribute to the optimization of initiatives, because it will enable us to prioritize the region to be investigated before actual disaster.

The method to extract the slopes at risk could be classified into 3 criteria: scoring, statistical processing and dynamics analysis. Statistical processing can be an objective method due to the exclusion of judgment by experts. Many efforts for improvement have been made such as assessment by quantification theory or neural network. Recently, SVM (Support Vector Machine), a kind of pattern classification method, is proposed as a new tool for statistical processing method. However, since SVM generates the assessment criteria from the characteristics of the database (distribution, density and/or ratio of each values), statistical reliability may be compromised when learning data for the analysis is insufficient. Therefore, we need to compensate for the insufficient learning data in an effective and objective way in order to evaluate the risk with versatility. Risk assessment with SVM could be more effective method if we can establish a method with which we can reasonably estimate the risk with fewer data. An attempt was made to propose a method of analysis using virtual data as a way of complementing such scarcity of training data.

On the other hand, construction of hardware countermeasures is an effective way to prevent slope disasters. However, construction of countermeasures involving civil engineering is very often delayed because of budget constraint, since there are so many slopes that need such countermeasures. Considering the current situation, it would be a good solution to save cost and time if we can select an optimal countermeasure from options of construction methods with various purpose and function, by exploiting existing data to grasp the risk of each slope.

This study investigated the 3 problems associated with statistical processing as shown above. The outcome of this study will be: sufficient use of existing research reports, effective and objective way of interpolating insufficient learning data, and a proposal of decision flow to choose the countermeasure construction method. It was found that each outcome is comparable with the existing reports and in agreement with the knowledge of engineers working at actual local sites. Considering all these, we believe those outcomes are highly effective and practical for actual prevention projects for slope disasters.

第1章 序論

1.1 研究の背景

我が国の国土は、地形、地質、気象等の面できわめて厳しい条件下にある。全国の約7割を山地・丘陵地が占め、地震や火山活動も活発である上に台風や豪雨等に見舞われやすい。また、このような国土条件により、土石流・地すべり・がけ崩れといった土砂災害の危険度も高い。さらに、新たな宅地開発が進むにつれて、土砂災害の発生するおそれのある危険な箇所も増加している。例えば、図1-1に示すように広島市佐伯区では、宅地開発により住宅地が山麓まで及んでおり、平成11年6月の豪雨により、当該住宅地が土石流・がけ崩れの被害を受けた¹⁾。このような国土の脆弱性等を背景として、図1-2に示すように毎年平均で1,000件程度の土砂災害が発生しており、近年は以前に比べて発生件数が増加している¹⁾。



図1-1 開発により山麓にまで及んだ住宅地と住宅を襲った土石流

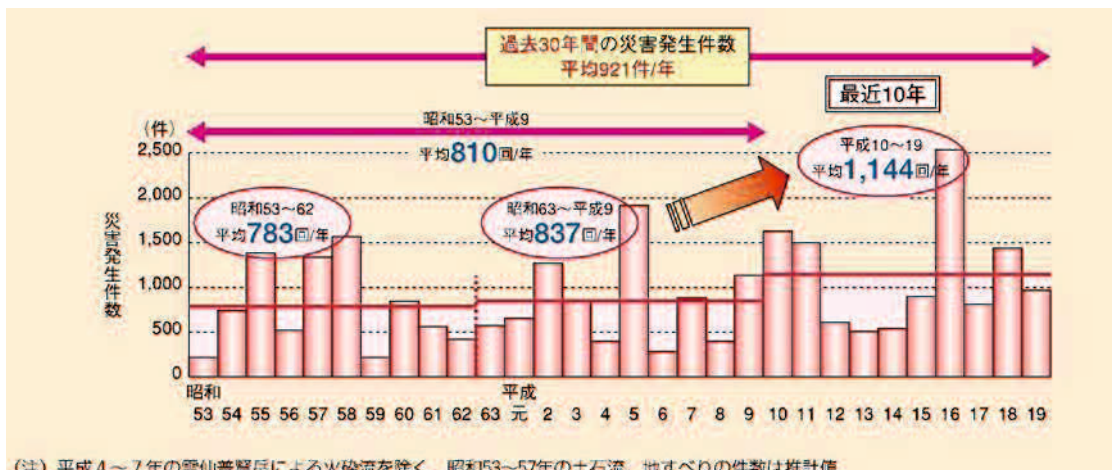


図1-2 土砂災害発生件数の推移

土砂災害は集中豪雨等の大雨によって引き起こされるが、過去 30 年間の降雨の状況を見ると、図 1-3 に示すように、1 時間に 50mm を超えるような雨や、1 日に 200mm を超えるような雨の回数が増加している¹⁾。

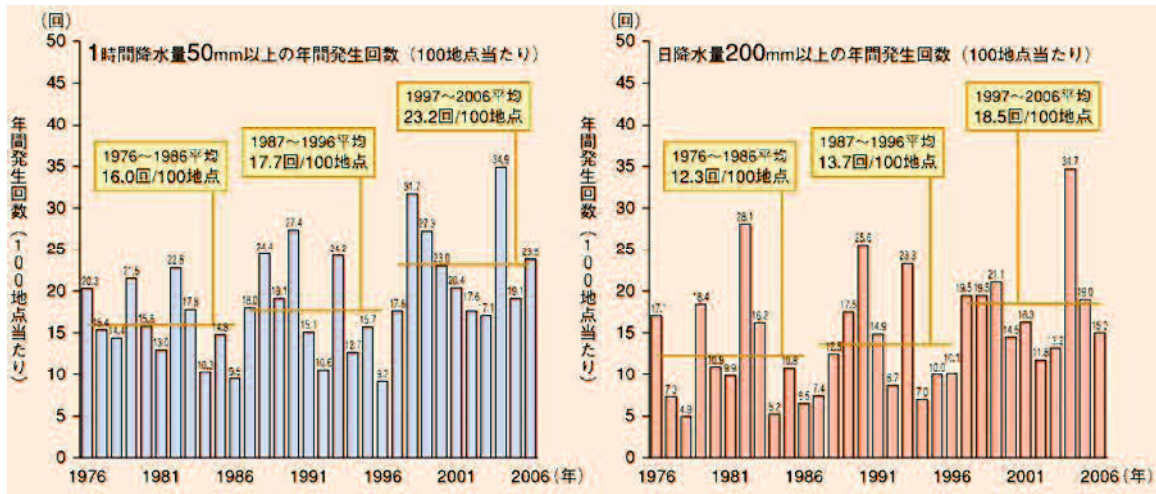


図 1-3 アメダスでみた大雨発生回数の長期変化 (1976～2006 年)

IPCC の第 4 次評価報告書²⁾によれば、今後、大雨の頻度は引き続き増加する可能性がかなり高いと予測されている。気象庁では、日本においても、100 年後と現在とで比較すると、200mm 以上の日降水量の年間日数は、ほとんどの地域で増加すると予測し、また、最大日降水量 (年間で一番降水量が多い 1 日の降水量) は多くの地域で 1.1～1.3 倍に増加するとしている。このため、土砂災害についても発生の危険性が高くなり、現在想定されている危険箇所以外での土砂災害の発生や深層崩壊の増加により、崩壊する土砂量の増大、土石流等の到達範囲の拡大も想定される。

例えば、近年の災害事例をあげると、平成 21 年 7 月に梅雨前線の影響により山口県の南部地域が集中豪雨に見舞われ、200 箇所もの土砂災害が発生し、死者数が 17 名と甚大な被害が生じている³⁾。この年以前にも、平成 9 年の鹿児島豪雨災害、平成 10 年の北関東・南東北豪雨災害、平成 11 年の広島豪雨災害、平成 12 年の東海豪雨災害、平成 15 年の九州北部土砂災害、平成 16 年の新潟・福島・福井豪雨災害など毎年の頻度で多大な被害が生じている⁴⁾。

発生すれば一瞬にして人命を奪う土砂災害危険箇所 (以下、危険箇所とする) は、全国に約 52 万箇所以上も存在しており、その整備率はいまだ 20% 台と低い状況である⁵⁾。近年の財政難の影響によるコスト縮減や土木業界における維持管理費の増大を考えると、この状況が大きく改善するとは言い難い。そのため、事業費の高い砂防えん堤やコンクリート擁壁等のハード対策だけでは保全範囲が限定的であることから、広域的な対策としてソフト面の強化が急務となっている。

このような土砂災害を生じさせた原因や、個別の土砂災害の特徴などを把握すること

は防災事業計画を策定する上で非常に有効であるが、すべての発生・非発生事例に対して詳細な調査を行い、個々に評価することは困難である。そのため、効率的に防災事業計画を策定する上では詳細な調査により各斜面固有の災害メカニズムを導き出すことよりも、既存の調査データを有効活用し、対象地域における災害発生条件を把握することが重要であると考えられる。

一方、近年の厳しい社会情勢を踏まえると、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。そのため、斜面の変状の有無やその進行性を危険度として精度よく把握することができれば、災害が起こる前に、優先的に調査すべき箇所や対策工の施工箇所などの優先順位を設定することが可能となり、取り組みの効率化に大きく貢献するものと考えられる。

危険度の高い斜面の抽出手法には、採点方式、統計処理方式、力学的解析手法に大別される⁶⁾。採点方式は、崩壊の発生に影響すると考えられる要因を専門家が判断し、崩壊発生が予測される要因の組合せや基準値を定め、これらの情報を活用して危険度を判定する手法である。統計処理方式は、採点方式のうち、専門家が判断している未知数部分の要因の組合せや基準値を数学的に求めようとする手法である。また、力学的解析手法は、専門家が斜面を表す物性値を定め、円弧すべりや非円弧すべりなどの斜面安定性を解析により評価する方法である。これらの中で、統計処理方式は専門家の判断を可能な限り省略し、客観性を持たせることが可能な方法であり、数量化理論を用いた評価⁷⁾、⁸⁾、⁹⁾やニューラルネットワークを用いた評価¹⁰⁾、¹¹⁾など様々な方法により取り組みが行われている。また、近年では統計処理に基づく新たな方法として、パターン分類手法の1つであるサポートベクターマシン¹²⁾（以下、SVM）を用いる方法が大石ら¹³⁾によって提案されている。SVMは非常に有力な手法であるが、データベース自体の有する特徴（データの分布や密度、教師値データの比率等）から評価基準を設けて分離を行うSVMでは、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。そのため、汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。こうすることにより、少ないデータからであっても危険度を精度良く設定することが可能となれば、前述した課題を解消することができ、SVMによる危険度の設定手法がより効果的な手法になるものと考えられる。

また、実際問題として、調査にも多額の費用が必要となる場合もあり、汎用的な評価基準を得られる程のデータがそろっている場合は決して多くはない。このような場合にも、少ないデータを有効に用いて汎用性のある評価基準を作成することが大きな鍵となってくる。

さらに、斜面災害の抑止には、擁壁工や法枠工などに代表されるハード対策（以下、対策工）の施工が効果的である。しかしながら、これらを必要とする危険な斜面（以下、危険箇所）が多いこと、近年の経済状況から対策工を施工するための予算確保が困難な

ことなどの理由により、斜面災害対策事業の進展がはかれず、現状の対策工の整備率が低いという実情がある。このため、今後、すべての斜面に対策工を施工することは費用面・時間面からも困難であると考えられる。

このような状況に対し、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ¹⁴⁾などの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、先の費用面や時間面の課題に対する一つの解決策になるものと考えられる。

本研究では、以上の大きな3つの課題に対して、ラフ集合とSVMといった大きく2つの統計的処理方式による検討を行った。本研究の成果は、①既存調査資料の有効利用、②不足する学習データに対する効率的かつ客観的な補間方法、③対策工選定フローの一提案であり、それぞれに既往研究と同程度かそれ以上の精度を有し、また、現地状況から得られる技術者の知見と一致することが確認された。これより、効率的な斜面災害防災事業を推し進める上で高い実用性があるものと考えられる。

1.2 土石流発生・非発生ルールの抽出における既往の研究

土砂災害を生じさせた原因や、その特徴などを把握することは防災事業計画を策定する上で非常に有効であるが、すべての発生・非発生事例に対して詳細な調査を行い、個々に評価することは困難である。そのため、効率的に防災事業計画を策定する上では詳細な調査により各斜面固有の災害メカニズムを導き出すことよりも、既存の調査データを有効活用し、対象地域における災害発生条件を把握することが重要であると考えられる。このような問題に対する既往の取り組みの一つとして、ラフ集合¹⁵⁾を用いて机上調査結果から抽出したデータと過去の災害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（以下、ルール）等の基礎知識を得る方法が提案^{16),17),18),19)}されている。その中でも、竹本ら¹⁸⁾はカイ2乗検定²⁰⁾を用いた要因分析を行うとともに、ルール領域の拡張²¹⁾およびルールの組合せを行うことによって、現象に対する精度を確保しながら汎用性の高いルールを抽出する方法を提案しており、昭和57年7月23日の長崎豪雨における土石流災害を対象とした検討を行っている。また、篠崎ら¹⁹⁾はラフ集合により抽出されるルール数を抑制することを目的に、まず、土砂災害の発生と非発生を分離する上で重要となるデータ（以下、代表データ）をサポートベクターマシン¹²⁾（以下、SVM）によって抽出している。そして、当該代表データを用いてラフ集合によりルールを抽出するという方法を提案している。平成11年6月29日に発生した広島災害を対象とした検討において、ルール数を抑制させるとともに、ルールの汎用性を既往研究¹⁶⁾から更に向上させることに成功している。

しかしながら、これらの既往研究^{16),17),18),19)}は、災害発生に関連性が高いと考えられる地形データを改めて机上調査から取得し、これを利用してルールの抽出が行われたもの

である。一方で、災害発生との関連についての詳細な吟味は行われていないものの、既存の調査データとして一般的な地形・地質データを網羅した土石流危険渓流カルテ（以下、既存カルテ）が各自治体によりとりまとめられている。これら既存カルテに記載されているような一般的な地形・地質データから既往研究^{18),19)}と同程度の精度を有したルールを抽出することができれば、容易に対象地域における災害発生危険箇所を特定することが可能となる。これにより、土石流災害が起こった直後であっても、専門的な知識によるデータの判読作業が軽減され、既存カルテだけの調査データを用いて次の豪雨で土石流が発生する渓流を迅速に特定することができ、次回の豪雨での被害を軽減できるものと考えられる。加えて、この結果を同じような条件の他地域に展開することも可能であり、防災事業計画の策定において大いに有効であるものと考えられる。

1.3 SVM 解析による斜面危険度評価に関する既往の研究

近年の厳しい社会情勢を踏まえると、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。そのため、斜面の変状の有無やその進行性を危険度として精度よく把握することができれば、災害が起こる前に、優先的に調査すべき箇所や対策工の施工箇所などの優先順位を設定することが可能となり、取り組みの効率化に大きく貢献するものと考えられる。

危険度の高い斜面の抽出手法には、採点方式、統計処理方式、力学的解析手法に大別される⁶⁾。採点方式は、崩壊の発生に影響すると考えられる要因を専門家が判断し、崩壊発生が予測される要因の組合せや基準値を定め、これらの情報を活用して危険度を判定する手法である。統計処理方式は、採点方式のうち、専門家が判断している未知数部分の要因の組合せや基準値を数学的に求めようとする手法である。また、力学的解析手法は、専門家が斜面を表す物性値を定め、円弧すべりや非円弧すべりなどの斜面安定性を解析により評価する方法である。

前述のとおり、専門家の判断を可能な限り省略し、客観性を持たせることが可能となる斜面危険度の評価方法は、統計処理方式による方法であり、統計処理方式による斜面災害の危険度の設定に関する既往の取り組みとしては、数量化理論を用いた評価^{7), 8), 9)}やニューラルネットワークを用いた評価^{10), 11)}が研究されている。南部ら⁷⁾は国道の盛土斜面の地形要因のみに着目し、これに数量化Ⅱ類²²⁾を適用させ、安定斜面と不安定斜面の判別分析を行っている。作田ら¹⁰⁾はニューラルネットワークモデルを用いて地形要因と降雨要因を入力データとする発生予測モデルの構築を行っている。また、近年では統計処理に基づく新たな方法として、パターン分類手法の1つであるサポートベクターマシン¹²⁾（以下、SVM）を用いる方法が大石ら¹³⁾によって提案されている。大石ら¹³⁾の研究によると、高い分離能力を有するSVMを活用することにより、危険度を精度よく、かつ、汎用的に設定できることが示されている。さらに、対策工が施工された斜面

データを用いて設定した評価基準と対策工が施工されていない斜面データを用いて設定した評価基準の2つの評価基準を用いることにより、対策工の効果を加味した総合的な危険度が得られることも示されている。

しかしながら、データベース自体の有する特徴（データの分布や密度、教師値データの比率等）から評価基準を設けて分離を行う SVM では、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。そのため、汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。これに対し、少ないデータからであっても危険度を精度良く設定することが可能となれば、前述した課題を解消することができ、SVM による危険度の設定手法がより効果的な手法になるものと考えられる。

また、実際問題として、調査にも多額の費用が必要となる場合もあり、汎用的な評価基準を得られる程のデータがそろっている場合は決して多くはない。このような場合にも、少ないデータを有効に用いて汎用性のある評価基準を作成することが大きな鍵となってくる。

1.4 研究の目的と論文構成

本研究では、土石流ならびに斜面災害を対象として、各自治体によりとりまとめられている土石流危険渓流カルテに代表されるような既存の調査データを使用し、斜面の地形、地質、形状や降雨などの要因と災害あるいは斜面変状の有無の関係を評価した。これらの評価をもとに、土石流の発生・非発生ルールの抽出や施設の整備計画を実施すべき危険箇所の特定までを行った。ここに、既存の調査データは、一般的な地形・地質データを網羅したものであり、災害の発生や非発生との関係が詳細に吟味されたものではない。このため災害発生の危険箇所の特定に不要な要因を含んでいるものと推測された。

一方、SVM による分析を考えた場合、データベース自体の有する特徴（データの分布や密度、教師値データの比率等）から評価基準を設けて分離を行うため、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないことが推定される。そのため、汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。また、実際問題として、調査に多額の費用が必要となる場合もあり、汎用的な評価基準を得られる程のデータがそろっている場合は決して多くはない。このような場合にも、少ないデータを有効に用いて汎用性のある評価基準を作成することが大きな鍵となってくる。

さらに、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ¹⁴⁾などの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、効率的な斜面災害防災事業を推し進める一つの解決策になるものと考えられる。

このような課題に対して新たな分析手法を加えて検討を行った。この検討における各段階の試みと重要課題となった項目を以下に示す。

(1) 高分離性要因から求めた土石流発生・非発生ルールの抽出

既往の研究において一般的な机上調査結果から抽出したデータと過去の災害事例から土砂移動現象に影響する重要要因や災害の発生・非発生の規則性（以下、ルール）等の基礎知識を得る方法ではなく、各自治体よりまとめられている一般的な地形・地質データを網羅した土石流危険渓流カルテ（以下、既存カルテ）を用いて、ラフ集合により求めた土石流発生・非発生のルールが既往の研究と同程度の精度を有したルールを抽出可能かどうかの検討を行った。その際には、以下の項目を目的として取り組んだ。

- ・平成 21 年の山口県防府災害を対象とすること
- ・各自治体によりまとめられている地形・地質データを網羅した土石流危険カルテを使用すること
- ・使用要因とカテゴリ区分について、その内容を示すこと
- ・災害の発生との関連性が高い要因（高分離性要因）の抽出方法を示すこと
- ・ルールをできるだけ簡素化すること
- ・既往の研究と比べて精度比較を行うこと

(2) 仮想データを用いた SVM 解析による斜面危険度評価

水力発電施設に関わる管理斜面に対し、高い分離性能を持つ SVM による危険度評価の検討を行った。なお、SVM では、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないことが推定される。そこで、SVM による解析において不足する学習データを効率的に捕捉する方法を検討した。その際には、以下の項目を目的として取り組んだ。

- ・水力発電施設に関わる管理斜面を対象とすること
- ・道路防災点検の手法を参考として取りまとめられた斜面カルテを使用すること
- ・使用要因と評価区分について、その内容を示すこと
- ・SVM による解析において不足する学習データを効率的に捕捉する方法（仮想データの作成方法）を示すこと
- ・教師値をもつ斜面については、分析結果の整合度を確認すること
- ・教師値を持たない斜面については、現地調査結果を行い分析結果の妥当性を確認すること

(3) SVM 解析による対策工選定フローに関する一提案

急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテなどの既存データを活用して、個々の斜面が有

する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、効率的な斜面災害防災事業を推し進める一つの解決策になるものと考えられる。このような分野に関する手法には、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 を用いて検討を行った。その際には、以下の項目を目的として取り組んだ。

- ・平成 11 年に作成された山口県の急傾斜地崩壊危険箇所カルテを使用すること
- ・対策工の工種ごとにデータを整理すること
- ・使用要因とカテゴリ区分について、その内容を示すこと
- ・SVM による解析において不足する学習データを効率的に捕捉する方法を示すこと
- ・現地調査結果を行い分析結果の妥当性を確認すること

なお、本論文は 5 章で構成されている。各章の概要について以下に記述する。最後に本論文の構成を図 1-4 に示す。

第1章 序論

第1章では、土石流ならびに斜面災害の発生要因のルール特定や危険度評価に関する現状の手法について整理し、既往の研究成果の問題点を述べると共に、各自治体によりとりまとめられている土石流危険渓流カルテに代表されるような既存の調査データを用いる本研究の目的と概要について述べた。

第2章 既往の調査データを用いた土石流発生・非発生ルールの抽出

平成21年7月21日に山口県を襲った豪雨は、防府市を中心に土砂災害を引き起こし、甚大な被害をもたらした。中でも防府市真尾地区で発生した土石流は特別養護老人ホームを直撃し、多くの入所者が亡くなるなど、社会的にも注目を浴びた災害であった。

第2章では、既往の研究において一般的な机上調査結果から抽出したデータと過去の災害事例から土砂移動現象に影響する重要要因や災害の発生・非発生の規則性（以下、ルール）等の基礎知識を得る方法ではなく、各自治体よりまとめられている一般的な地形・地質データを網羅した土石流危険渓流カルテ（以下、既存カルテ）を使用し、これを用いて既往の研究と同程度の精度を有したルールを抽出可能かどうかの検討を行った。

既存カルテは、一般的な地形・地質データを網羅した内容であり、災害の発生との関連についての詳細な吟味が行われていない。そこで、カイ2乗検定²⁰⁾を用いて災害発生危険箇所の特定に関連性が高い要因の抽出を行った。さらに、カテゴリ値と災害発生率の関係を整理し、拡張ルール²¹⁾に適合した要因（カテゴリ値の増加と災害発生率が線形増加関係にある要因）の抽出を検討した。

もし、既存カルテを活用することで、次の豪雨で土石流が発生する渓流を迅速に特定することが可能となれば、防災事業において大いに有効であるものと考えられる。

第3章 少ない斜面危険度の判定基準データから作成した仮想データを用いたSVM解析による斜面危険度評価

第3章では、砂防分野だけでなく広い分野での適用性を確認するため、既存の斜面として、水力発電施設に関わる管理斜面に対し、高い分離性能を持つSVMによる危険度評価の検討を行った。

水力発電施設は、重要なライフラインの一つに数えられるが、その多くは、複雑な地形を有する山間部に位置しているため、土砂災害を受けやすい環境にあるというリスクを有している。一方、近年の厳しい社会情勢を踏まえると、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。

危険度の高い斜面の抽出手法には、採点方式、統計処理方式、力学的解析手法に大別され⁶⁾、様々な手法が提案されている。ここでは、専門家の判断を可能な限り省略し、

客観性を持たせるため、統計処理方式を選定し、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 を用いて、斜面の危険度評価を行った。

また、SVM では、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないことが推定される。そこで、SVM による解析において不足する学習データを効率的に補足する方法を検討した。

第 4 章 斜面災害事業における対策工選定フローの設定に関する一提案

第 4 章では、既存の調査データおよび過去の災害実績を用いて、斜面災害対策事業における対策工選定フローの設定方法について検討を行った。対象データは、山口県の急傾斜地崩壊危険箇所の調査データ¹⁴⁾および過去の災害実績²³⁾を使用した。

斜面災害の抑止には、擁壁工や法枠工などに代表されるハード対策（以下、対策工）の施工が効果的である。しかしながら、近年の経済状況から数多い対策工を施工するための予算確保が困難なことなどの理由により、斜面災害対策事業の進展がはかれず、現状の対策工の整備率が低いという実情がある。このような状況に対し、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ¹⁴⁾などの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、先の課題に対する一つの解決策になるものと考えられる。このような分野に関する手法には、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 を用いて検討を行った。

第 5 章 結論

本研究の総括であり、各章の研究成果を要約するとともに、今後の課題や将来展望について述べた。

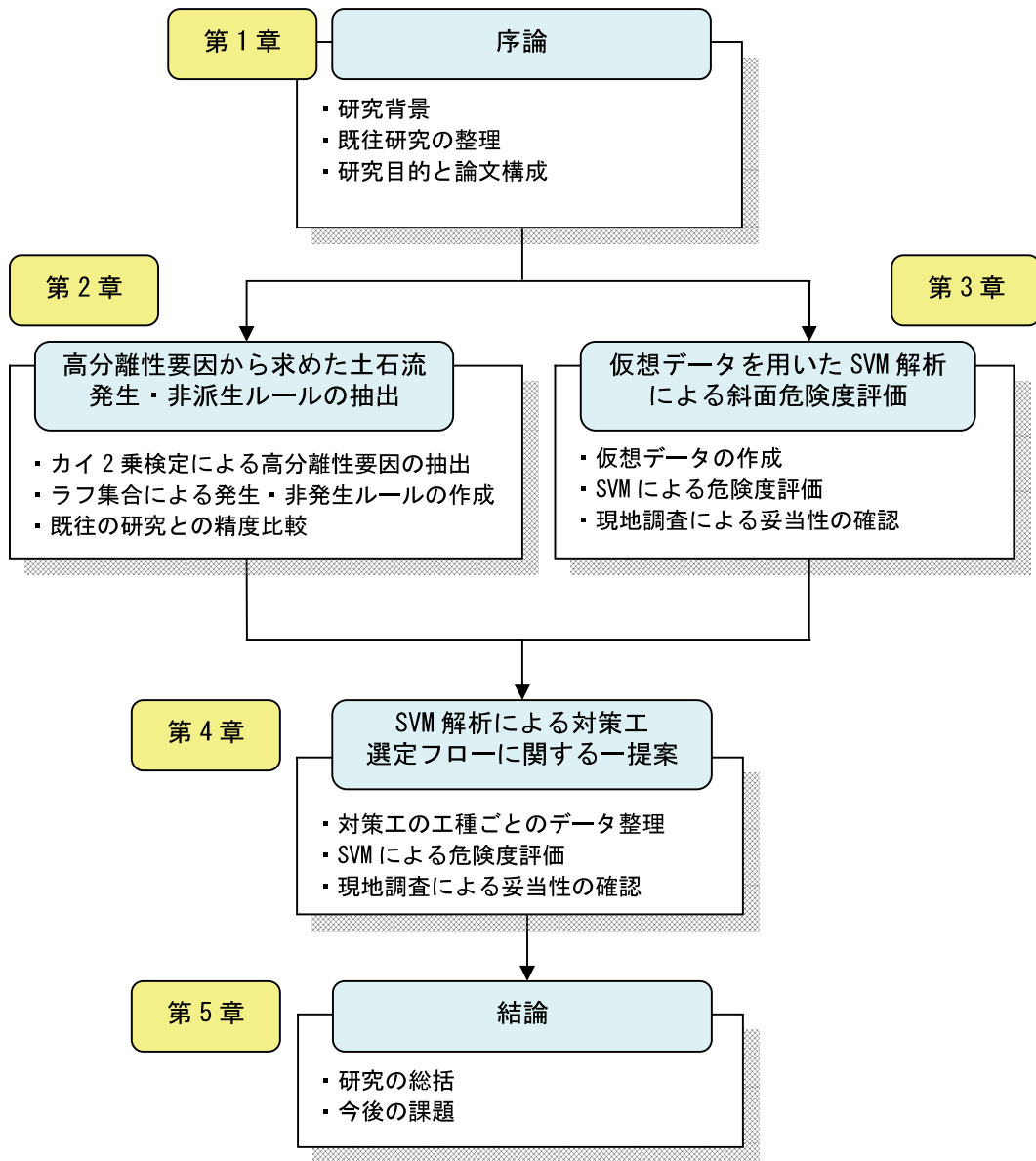


図 1-4 本論文の構成

参考文献

- 1) 国土交通省：国土交通白書 2008，平成 19 年度年次報告，進行する地球温暖化と私たちの暮らし，pp.7-11，2008.
- 2) 文部科学省，経済産業省他：気候変動に関する政府間パネル（IPCC），第 4 次評価報告書統合報告書の公表について，pp.3-5，2007.
- 3) 財団法人 砂防・地すべり技術センター：土砂災害の実態 2009，p.54，2009.
- 4) 社団法人地盤工学会：地盤工学・実務シリーズ 23，豪雨時における斜面崩壊のメカニズムおよび危険度予測，丸善，pp.6-33，2006.
- 5) 社団法人全国治水砂防協会：第一回土砂災害に対する警戒・避難のためのゼミナール（テキスト），2004.
- 6) 社団法人地盤工学会：地盤工学・実務シリーズ 23，豪雨時における斜面崩壊のメカニズムおよび危険度予測，丸善，pp.73-96，2006.
- 7) 南部光広，軽部大蔵，浅野雅行：統計的手法による道路用盛土法面の安定度解析，土木学会論文集，第 241 号，pp.93-103，1975.
- 8) 沖村孝，杉本博：統計的手法による自然斜面崩壊の研究，土木学会論文集，第 290 号，pp.89-97，1979.
- 9) 杉山和一，後藤恵之輔，棚橋由彦：地滑りの危険度評価における数量化理論適用の試み，地すべり学会誌 Vol.23，No.4，pp.24-28，1987.
- 10) 作田健，香月智，安田勇次，松村和樹，松木敬，尾崎順一：類似分析とニューラルネットワークを用いた山地源頭部斜面崩壊確率推定法，砂防学会誌，Vol.60，No.4，pp.3-14，2007.
- 11) 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，No.581/VI-37，pp.107-121，1997.
- 12) Cortes C. and Vapnik V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 13) 大石博之，尹禮分，中山弘隆，古川浩平：サポートベクターマシンによる対策工効果を考慮した土石流危険渓流の危険度評価，砂防学会誌，Vol.60，No.1，pp.3-10，2007.
- 14) 例えば，山口県下関土木建築事務所：管内一円情報基盤緊急整備事業に伴う斜面カルテ(急傾斜)作成業務委託，報告書，1999.
- 15) 河野浩之：データベースからの知識発見の現状と動向，人工知能学会誌，Vol.12，No.4，pp.497-504，1997.

- 16) 岡本正男, 荒木義則, 中山弘隆, 古川浩平, 水山高久: ラフ集合を用いたデータマイニングによる土砂移動現象の重要要因及びルール抽出に関する研究, 砂防学会誌 Vol.54, No.6, pp.4-15, 2002.
- 17) 佐藤丈晴, 河野泰典, 荒木義則, 中山弘隆, 水山高久, 古川浩平: 1982年7月長崎災害におけるラフ集合を用いた土石流発生・非発生の評価ルール設定に関する研究, 土木学会論文集, No.721/VI-57, pp.13-25, 2002..
- 18) 竹本大昭, 杉原成満, 佐藤丈晴, 荒木義則, 中山隆弘, 水山高久, 古川浩平: ラフ集合を用いた土石流発生・非発生ルールの抽出と危険度の設定手法に関する研究, 砂防学会誌, Vol.57, No.2, pp.4-15, 2004.
- 19) 篠崎嗣浩, 森田真人, 大石博之, 古川浩平: SVM とラフ集合を用いた土石流の発生・非発生ルールの作成方法に関する研究, 土木学会論文集F, Vol. 65, No.4, pp.448-460, 2009.
- 20) 森田優三, 久次智雄: 新統計概論, 日本評価社, 1993.
- 21) Greco S.: An Algorithm for Induction of Decision Rule Consistent with the Dominance Principle, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol.2005, Springer-Verlag, Berlin, pp.304-313, 2001.
- 22) 安田三郎: 社会統計学, 丸善, 1969.
- 23) 山口県土木建築部砂防課: 連携案方式による土砂災害警戒避難基準雨量等の検討業務委託, 報告書, 2006.

第2章 既存の調査データを用いた土石流発生・非発生ルールの抽出

2.1 緒言

平成21年7月21日に山口県を襲った豪雨は、防府市を中心に土砂災害を引き起こし、甚大な被害をもたらした。中でも防府市真尾地区で発生した土石流は特別養護老人ホームを直撃し、多くの入所者が亡くなるなど、社会的にも注目を浴びた災害であった。

このような土砂災害を生じさせた原因や、今回の土砂災害の特徴などを把握することは防災事業計画を策定する上で非常に有効であるが、すべての発生・非発生事例に対して詳細な調査を行い、個々に評価することは困難である。そのため、効率的に防災事業計画を策定する上では詳細な調査により各斜面固有の災害メカニズムを導き出すことよりも、既存の調査データを有効活用し、対象地域における災害発生条件を把握することが重要であると考えられる。

このような問題に対する既往の取り組みの一つとして、ラフ集合¹⁾を用いて机上調査結果から抽出したデータと過去の災害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(以下、ルール)等の基礎知識を得る方法が提案^{2),3),4),5)}されている。その中でも、竹本ら⁴⁾はカイ2乗検定⁶⁾を用いた要因分析を行うとともに、ルール領域の拡張⁷⁾およびルールの組合せを行うことによって、現象に対する精度を確保しながら汎用性の高いルールを抽出する方法を提案しており、昭和57年7月23日の長崎豪雨における土石流災害を対象とした検討を行っている。また、篠崎ら⁵⁾はラフ集合により抽出されるルール数を抑制することを目的に、まず、土砂災害の発生と非発生を分離する上で重要となるデータ(以下、代表データ)をサポートベクターマシン⁸⁾(以下、SVM)によって抽出している。そして、当該代表データを用いてラフ集合によりルールを抽出するという方法を提案している。平成11年6月29日に発生した広島災害を対象とした検討において、ルール数を抑制させるとともに、ルールの汎用性を既往研究²⁾から更に向上させることに成功している。

しかしながら、これらの既往研究^{2),3),4),5)}は、災害発生に関連性が高いと考えられる地形データを改めて机上調査から取得し、これを利用してルールの抽出が行われたものである。一方で、災害発生との関連についての詳細な吟味は行われていないものの、既存の調査データとして一般的な地形・地質データを網羅した土石流危険溪流カルテ(以下、既存カルテ)が各自治体によりとりまとめられている。これら既存カルテに記載されているような一般的な地形・地質データから既往研究^{4),5)}と同程度の精度を有したルールを抽出することができれば、容易に対象地域における災害発生危険箇所を特定することが可能となる。これにより、土石流災害が起こった直後であっても、専門的な知識によるデータの判読作業が軽減され、既存カルテだけの調査データを用いて次の豪雨で土石流が発生する溪流を迅速に特定することができ、次回の豪雨での被害を軽減できるもの

と考えられる。加えて、この結果を同じような条件の他地域に展開することも可能であり、防災事業計画の策定において大いに有効であるものと考えられる。

そこで本章では、既存カルテを用いて、平成 21 年 7 月 21 日に山口県防府で発生した土石流災害（以下、H21.7 防府災害）における土石流発生・非発生ルールの抽出に取り組んだ。その際、既存カルテは、災害発生との関連が低いような災害発生危険箇所の特定に不要な要因を含んでいることが推測されることから、カイ 2 乗検定⁶⁾を用いて災害発生との関連性が高い要因の検討を併せて行った。その結果、H21.7 防府災害の土石流発生・非発生事例に対して分離性の高い要因のみを用いて分析を行うことにより、最終的に設定されるルールの精度を大きく高めることができた。また、机上調査から抽出したデータを用いた既往研究^{4),5)}で得られたルールと精度比較を行った結果、既存カルテから得られたルールの精度は机上調査から抽出したデータを用いて得られたルールと同程度の精度を有することが確認された⁹⁾。

2.2 ルール抽出手法

2.2.1 検討に用いるルール抽出手法

ラフ集合を用いたルール抽出は、その過程において分析対象のデータベースから発生・非発生を分離するために必要な重要要因を抽出するという機能を有しており、これらの要因を組み合わせることで、実際の崩壊現象を特徴的に説明できる最適なルールを抽出することができる。このような特徴は、複雑な条件下で発生するものと考えられる土砂移動現象をルールとして再現する上では非常に適したものといえる。しかしながら、ラフ集合は、膨大なデータベースを用いて簡約化を行う分析手法であるため、土砂災害のように局所的かつ特例的な条件により災害の発生・非発生が区分されるデータに適用した場合、個々の現象すべてを説明しようとする、多様な重要要因やルールが抽出されてしまうという課題が挙げられる。

この課題を克服するための方法としては、ルール領域の拡張⁷⁾およびルールの組合せを行う方法⁴⁾、SVM を用いて抽出した代表データを用いてラフ集合によりルールを抽出するという方法⁵⁾が提案されている。SVM を用いた代表データの抽出はルール数の抑制において効果が高いものと考えられるが、本研究で対象とする H21.7 防府災害の事例として用いるデータ数は、既往研究で対象としたデータ数（例えば、篠崎ら⁵⁾が検討対象とした広島災害事例のデータ数は 1,235 個）に比べ 191 個と遥かに少ない。そのため、竹本ら⁴⁾の研究と同様にルール領域の拡張⁷⁾とルールの組合せのみから土石流発生・非発生ルールの抽出を行うこととした。

2.2.2 ラフ集合の概要

(1) ラフ集合の基本概念

ラフ集合は類似と近似を基本概念として、膨大に蓄積されたデータベースから分離性を低下させずに簡約化を行い、客観的に重要なルールを導き出すことができるデータマインニング手法の一つである。ラフ集合によるルールの抽出方法を3段階に示した概念図を図2-1に示す。STEP1は土石流のデータが大量に存在している状況を示している。この状況では土石流の発生、または非発生に影響する要因や規則性を判断することが困難である。この問題を改善するためにSTEP2では、溪流長によって4つの領域に分断された状況を表している。つまり、この例では溪流長が0.2km未満であれば、土石流が発生していないことを示し、この領域が土石流の非発生ルールとなる。更にSTEP3では平均溪床勾配を追加することで土石流の発生、非発生データを16個の領域に分割した状況を示している。STEP3では土石流の発生、非発生の規則性をより明確に判断することができる。図2-1において要因1「溪流長」および要因2「平均溪床勾配」の2つの要因によって集合が区分された時、同じ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2-1 STEP3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、要因の組み合わせを評価する指標としては、式(2-1)に定義される整合度を用いた。

$$\text{整合度} = \frac{\text{整合データ}}{\text{全データ}} \quad (2-1)$$

また、図2-1のSTEP3で示したルールは表2-1のようにも表現できる。表中の数値は各カテゴリ区間につけたランク(カテゴリ値)である。表2-1のルールE～ルールHは、平均溪床勾配がどのようなカテゴリ値であっても溪流長のカテゴリ値が1であれば非発生であるルールを示している。したがって、表2-1のルールE～ルールHは「IF 流域長=1 AND 平均溪床勾配=* THEN 非発生」という一つのルールに整理できる。なお、「*」はどのようなカテゴリ値でもよいことを意味している。

また、作成したルールの精度と汎用性を表す尺度として式(2-2)に示す確信度と、式(2-3)に示すサポートを用いた。

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

$$\text{サポート} = \frac{\text{ルール領域内の全データ数}}{\text{全データ数}} \quad (2-3)$$

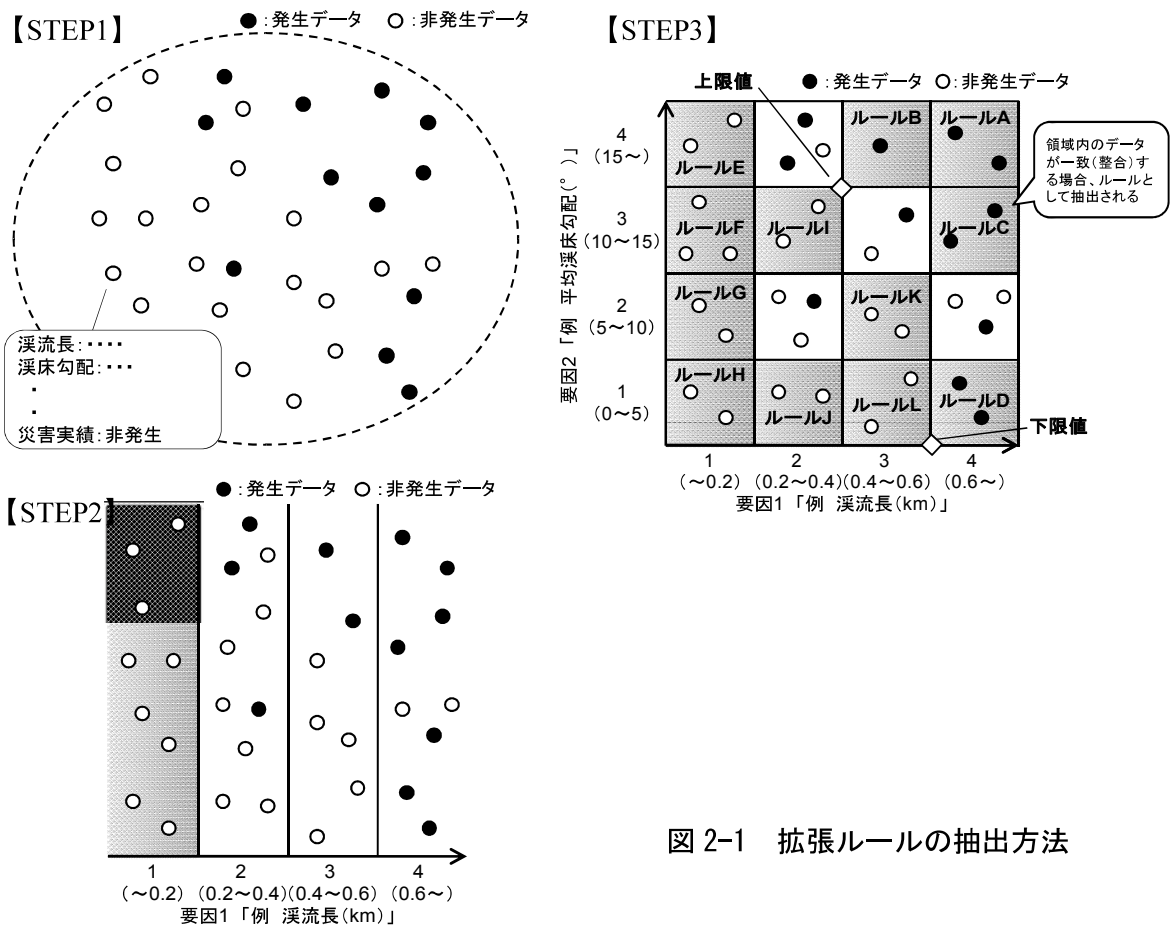


図 2-1 拡張ルールの抽出方法

例えば図 2-1 において、要因 1 と要因 2 のカテゴリ値が共に 4 である場合、この領域は発生ルールとなり、このときの確信度は 100.0% (2/2)、サポートは 5.7% (2/35) となる。すなわち、このルールに適合する箇所は、全て発生したデータのみで構成されており、その数は全データの 5.7% に相当することを意味する。

表 2-1 ラフ集合により抽出した例

ルール	流域長	平均溪床勾配	災害実績
ルールA	4	4	発生
ルールB	3	4	発生
ルールC	4	3	発生
ルールD	4	1	発生
ルールE	1	4 ⇒ *	非発生
ルールF	1	3 ⇒ *	非発生
ルールG	1	2 ⇒ *	非発生
ルールH	1	1 ⇒ *	非発生
ルールI	2	3	非発生
ルールJ	2	1	非発生
ルールK	3	2	非発生
ルールL	3	1	非発生

1つのルールに整理できる

※*はどのような値でも良いことを意味する。

(2) ルール領域の拡張

土砂災害などの自然現象に対してラフ集合を用いた場合、抽出したルールの多くは、データベースの一部しか説明できないことから、有用なルールとは言い難い場合がしばしば生じる。そのような場合、ルール領域の拡張^{4),7)}を行うことが効果的である。

ルール領域の拡張の概念としては、例えば図 2-1 に示すルール D が発生ルールである場合、ルール D の領域下端を下限値として、より危険と考えられる部分集合を含む領域（「以上」の概念）を発生ルールとすることで、ルールに含まれる発生箇所数が増加し、汎用性のあるルールとなる。この場合は「IF 溪流長= 4 AND 平均溪床勾配=* THEN 発生」という拡張した発生ルールを抽出することができる。

同様の手順で非発生ルールにおいても上限値を設定し、カテゴリ区分に「以下」の概念を与えてルールを抽出する。例えば、図 2-1 に示すルール I からは「IF 溪流長=2 以下 AND 平均溪床勾配=3 以下 THEN 非発生」という拡張した非発生ルールを抽出することができる。

2.3 使用データ

2.3.1 検討地域

本章では、ルール抽出を行う対象地域として、平成 21 年 7 月 21 日に山口県を襲った豪雨により土砂災害が多発した山口県防府市周辺を選定した。また、ルールの抽出にあたっては、解析に用いる要因が同精度で整理されていることが必要であることから、山口県防府市周辺に分布する土石流危険溪流のうち、以下に示す要因が整理されている危険溪流 I および II の溪流（191 溪流）を対象とした。

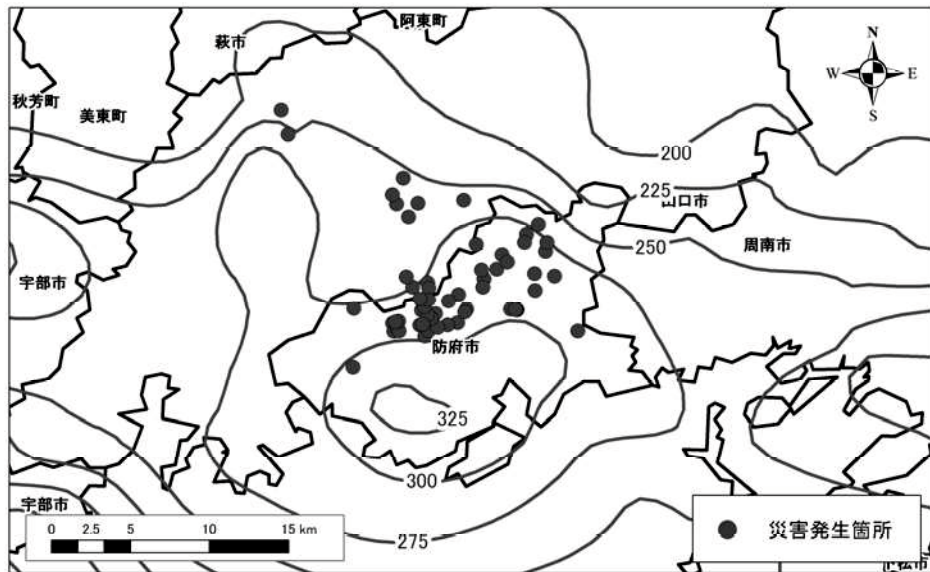
対象地域における降雨状況および土砂災害発生箇所を図 2-2 に示す。

2.3.2 災害データ

本章において土石流が発生した溪流とは、山口県災害報告書（平成 21 年 9 月末時点）において土石流が発生したと整理されている溪流である。山口県防府市周辺に分布する 191 溪流のうち、H21.7 防府災害において土石流が発生した溪流は 32 溪流、土石流が発生しなかった溪流は 159 溪流であった。

2.3.3 地形・地質データ

解析に使用した地形・地質データは、既存カルテをとりまとめた山口県土石流危険溪流および土石流危険区域調査データベースから一般的な地形・地質データを網羅した 17 要因（表 2-2）を抽出して使用した。また、ラフ集合は連続値データを扱うことができないため、連続値データはカテゴリに離散化して取り扱った。



※災害発生箇所は山口県災害報告書(平成21年9月末時点)において土石流が発生したと整理されている渓流。

図 2-2 H21.7 防府災害と 7/19～7/21 の総雨量

2.3.4 降雨データ

H21.7 防府災害時の降雨は局所的な集中豪雨であったことから、ここでは詳細な雨量分布を得ることが可能なレーダーアメダス解析雨量を用いた。また、解析に使用した降雨データは、7月21日の12時における1時間雨量および土壌雨量指数を降雨要因として使用することとし、地形・地質データと同様に離散化処理を行った。

2.3.5 カテゴリ区分

離散化とは、各要因に対して示されている連続値をいくつかのカテゴリ区間に分割することである。この分割数や幅を設定する方法には、専門家や意思決定者が閾値を決める方法等があるものの、経験や知識が必要となり、閾値の設定が主観的となり易いという課題が生じる。本章では、このような課題を回避するために既往の研究^{2),3)}を参考として、データのばらつきをもとに等間隔の5段階を基本に分類を行った。

なお、本章ではルール領域の拡張^{4),7)}を前提条件とするため、土石流の発生率が増加するとカテゴリ値も増加する関係になれば前提条件に矛盾が生じる可能性がある。この点については、次節に示す高分離性要因の検討の中で、検証を行った。表 2-2 の各要因の内容、計測方法については、以下に示す。

表 2-2 要因ごとのカテゴリ区分およびカイ 2 乗検定結果

要因	カテゴリ区分					カイ2乗検定結果		判定
	1	2	3	4	5	χ^2 値	χ^2 値 5%有意水準	
1 溪流長 (km)	~0.25	0.25~0.5	0.5~0.75	0.75~1.0	1.0~	20.35	9.49	棄却
2 流域面積 (km ²)	~0.1	0.1~0.2	0.2~0.3	0.3~0.4	0.4~	19.97	9.49	棄却
3 発生流域面積 (km ²)	~0.01	0.01~0.02	0.02~0.03	0.03~0.04	0.04~	6.13	9.49	妥当
4 川幅 (m)	~0.5	0.5~1.0	1.0~1.5	1.5~2.0	2.0~	3.53	9.49	妥当
5 平均渓床勾配 (°)	~5	5~10	10~15	15~20	20~	5.64	9.49	妥当
6 代表的な地質条件	火山噴出岩	変成岩	花崗岩	-	-	14.38	5.99	棄却
7 比較的規模の大きい崩壊履歴	無	有	-	-	-	0.00	3.84	妥当
8 常時湧水	無	有	-	-	-	0.41	3.84	妥当
9 渓床堆積土砂存在区間(総和) (m)	~200	200~400	400~600	600~800	800~	32.05	9.49	棄却
10 渓床堆積土砂平均厚さ (m)	~0.5	0.5~1.0	1.0~1.5	1.5~2.0	2.0~	12.32	9.49	棄却
11 渓床堆積土砂平均幅 (m)	~1.5	1.5~3.0	3.0~4.5	4.5~6.0	6.0~	1.82	9.49	妥当
12 代表的な表面の形状	水平	段丘	凹	凸	-	4.03	7.81	妥当
13 代表的な表面の堆砂礫	泥砂	砂礫	小礫	中礫	巨礫	1.97	9.49	妥当
14 代表的な表面の植生	高木類	低木類	草本類	植生なし	-	3.43	7.81	妥当
15 裸地・禿積地の流域面積に対する割合	0	0.01~0.1	0.1~	-	-	1.20	5.99	妥当
16 伐採地の流域面積に対する割合	0	0.01~0.1	0.1~	-	-	0.40	5.99	妥当
17 新しい亀裂・滑落崖	無	有	-	-	-	0.41	3.84	妥当
18 時間雨量 (mm/hr)	~40	40~45	45~50	50~55	55~	6.39	9.49	妥当
19 土壌雨量指数 (mm)	~180	180~190	190~200	200~210	210~	11.26	9.49	棄却

※妥当：検定仮説は妥当であり，この要因は土石流の発生・非発生に対して分離性を持たない。

※棄却：検定仮説は棄却されるため，この要因は土石流の発生・非発生に対して分離性を持つ。

(1) 流域概要

A 溪流長

流水の流下距離を表す。流域の氾濫開始点から最長流路の上流端までの距離を測定する。

B 流域面積

集水の大小、ならびに流域の規模を表す。氾濫開始点より上流の面積を発生流域面積として計測する。

C 川幅

流水の流下のしやすさを表す。川幅が大きいほど土石流の規模が大きくなり、危険となる。

D 平均溪床勾配

「すべり台」としての土石の流下のしやすさを表す。勾配が大きいほど流下しやすい。高低差／（主溪流長＋上流域長）で求められる。

E 代表的な地質条件

対象地域の代表的な地質条件から、火山噴出岩、変成岩、花崗岩に分類する。

F 比較的に規模の大きい崩壊履歴

崩壊履歴の中から、小規模な表層崩壊などを除き、比較的に規模の大きい崩壊履歴の有無を読み取る。

G 常時湧水

斜面において、常時湧水の有無を読み取る。

(2) 溪床状況

H 溪床堆積土砂存在区間

土石流の発生・発達規模の目安として、溪床堆積土砂が存在する区間長であり、岩盤の露頭などにより分断して存在する場合はその総和を読み取る。

I 溪床堆積土砂平均厚さ

土石流の発生・発達規模の目安として、溪床に堆積する土砂の平均的な厚さを読み取る。

J 溪床堆積土砂平均幅

土石流の発生・発達規模の目安として、溪床に堆積する土砂の平均的な川幅を読み取る。

K 代表的な表面の形状

土石流の発生しやすさの目安として、代表的な表面の形状を水平、段丘、凹形、凸形のどの形状に類似しているかを読み取る。

L 代表的な表面の堆砂礫

土石流の発生しやすさの目安として、代表的な表面の堆砂礫を泥砂、砂礫、小

礫，中礫，巨礫のどの分類に属しているかを読み取る。

M 代表的な表面の植生

土石流の発生しやすさの目安として，代表的な表面の植生を高木類，低木類，草本類，植生なしのどの分類に属しているかを読み取る。

(3) 山腹状況

N 裸地・禿地の流域面積に対する割合

土石流の発生しやすさの目安として，裸地・禿地の流域面積に対する割合を読み取る。

O 伐採地の流域面積に対する割合

土石流の発生しやすさの目安として，伐採地の流域面積に対する割合を読み取る。

P 新しい亀裂・滑落崖

最近における崩壊履歴として，新しい亀裂・滑落崖の有無を読み取る。

(4) 降雨要因

Q 時間雨量

1時間の積算雨量を示す。

R 土壌雨量指数

レーダーアメダス解析雨量，降水短時間予報などに3段階直列タンクモデルを組み合わせ，土壌中の雨の貯留量を示す。この数値と過去に記録されている上位の数値を比較することで土砂災害発生の危険度を予測する。

2.4 高分離性要因の検討

本章で使用するデータは、前述のとおり、災害発生に結びつきが強いと考えられる地形・地質要因を分析のために改めて判読したデータではなく、各自治体によりデータベース化されている既存カルテを使用している。既存カルテは、データベース化された資料であることから、その利用が容易であるものの、専門的な知識により災害との関連性が高い要因を抽出して調査を行ったものではなく、一般的な調査項目を網羅したものであることから、災害発生との関連性が低い要因を含んでいることが考えられる。そのため、既存カルテを用いた土石流の発生・非発生ルールの抽出にあたっては、カルテの記載項目の中から災害発生との関連性が高い要因を抽出した上でラフ集合を用いた分析を行うことが必要であると考えられる。

そこで、本章では、既往研究⁴⁾での取り組みを参考にカイ2乗検定⁶⁾を用いて土石流の発生・非発生で要因値の分布に差がある要因を抽出するとともに、カテゴリ値と土石流の発生率の関係を分析することにより、土石流の発生・非発生に対して分離性が高く、かつルール領域の拡張^{4),7)}に対して矛盾を生じない重要要因（以下、高分離性要因）の抽出を行った。

2.4.1 カイ2乗検定

検定仮説を「土石流の発生溪流と非発生溪流では要因の度数分布に差がない」とした場合、検定統計量 χ^2 は次式によって与えられる。

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^s \frac{\left(\frac{n_{ij} - a_i b_j}{n} \right)^2}{\frac{a_i b_j}{n}} \quad (2-4)$$

ここで、 n_{ij} ：土石流の発生と非発生の2グループにおいて、ある要因が s 種類のカテゴリを持つ場合、カテゴリ j に属する度数、 a_i ：土石流の発生、非発生データ数（発生32、非発生159）、 b_j ：カテゴリ j に属するデータの総数、 n ：データの総数（191）である。

有意水準 α を5%とした場合、式(2-4)の検定統計量が自由度 $s-1$ のカイ2乗分布における判定点 χ^2_{α} を上回れば検定仮説は棄却される。すなわち、棄却された要因はその度数分布が土石流の発生と非発生で要因値に差があるため、土石流の発生と非発生に対して分離性を持つと考えられる。

カイ2乗検定の結果を表2-2右に示す。表より、土石流の発生と非発生に対して分離性を持つ要因は、検定仮説が棄却される溪流長、流域面積、代表的な地質条件、溪床堆

積土砂存在区間（総和）、溪床堆積土砂平均厚さ、土壌雨量指数の6要因となる。

2.4.2 カテゴリ値と土石流の発生率の関係

カイ2乗検定は、土石流の発生と非発生に対して要因値の分布に差があるか否かを判定したに過ぎず、必ずしもカテゴリ値の増加に伴って土石流の発生率が増加する要因を示しているものではない。そのため、高分離性要因の選定にあたっては、カテゴリ値の増加に伴って土石流の発生率が増加する要因（ルール領域の拡張^{4),7)}の概念に対して矛盾を生じない要因）を採用することが必要となる。

土石流の発生と非発生に対して分離性を持つ6要因についてカテゴリ値と土石流の発生率の関係を整理した結果を図2-3に示す。図2-3(a)より、溪流長、流域面積、代表的な地質条件、溪床堆積土砂存在区間（総和）、土壌雨量指数の5要因は、多少の乱れがあるものの、土石流の発生率がカテゴリ値の増加に伴い増加する傾向を示すことが確認された。これらの要因はルール領域の拡張^{4),7)}の概念と一致するため、ルール領域の拡張^{4),7)}に伴うルールの精度低下を極力抑えることが可能であると考えられる。一方、溪床堆積土砂平均厚さは、図2-3(b)のとおり、カテゴリ値の増加に伴い、土石流の発生率が減少する傾向を示している。そのため、ルール領域の拡張^{4),7)}を行った場合、ルールの精度低下を生じさせることが懸念される。このような要因に対しては、土石流の発生率を踏まえてカテゴリ値の反転や並び変えを行うことが考えられる。当該要因では、カテゴリ値の反転を行うことでルール領域の拡張^{4),7)}に伴うルールの精度低下を抑えられる可能性がある。しかし、このようなカテゴリ値の反転は、溪床の堆積土砂が地質や勾配などの条件が同様な場合、その厚さが厚いほど不安定と判断される一般的な土木技術者の知見と矛盾する。さらに、斜面カルテに示される溪床堆積土砂平均厚さは、岩盤露頭が確認できないような場合、調査者が現地地形状況から推定するものであり、誤差を含むことが予想される。また、本章で対象とした事例のみを用いてカテゴリ値の反転や並び変えを行った場合、この要因を用いて得られるルールは、本章での対象事例にのみ特化することから汎用性が損なわれることも懸念される。そのため、カテゴリ値の反転や並び変えは行わないものとした。

これらのことから、本章では溪流長、流域面積、代表的な地質条件、溪床堆積土砂存在区間（総和）、土壌雨量指数の5要因を高分離性要因とすることとした。

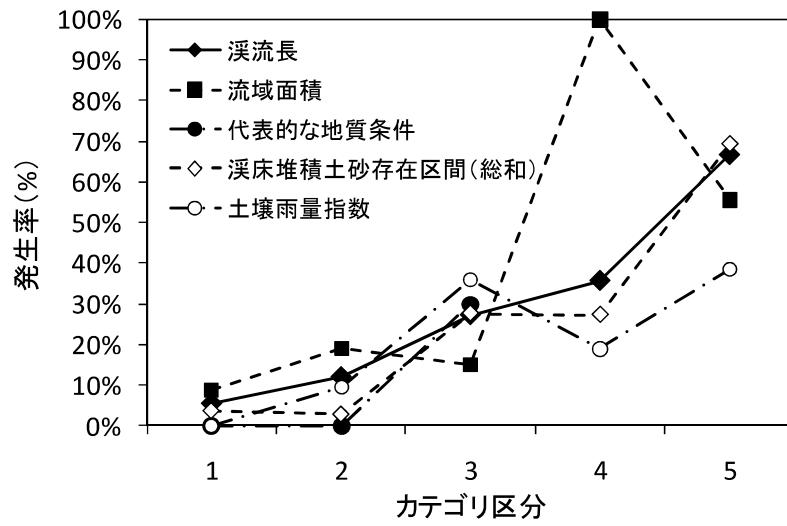


図 2-3(a) 土石流発生率が増加する要因

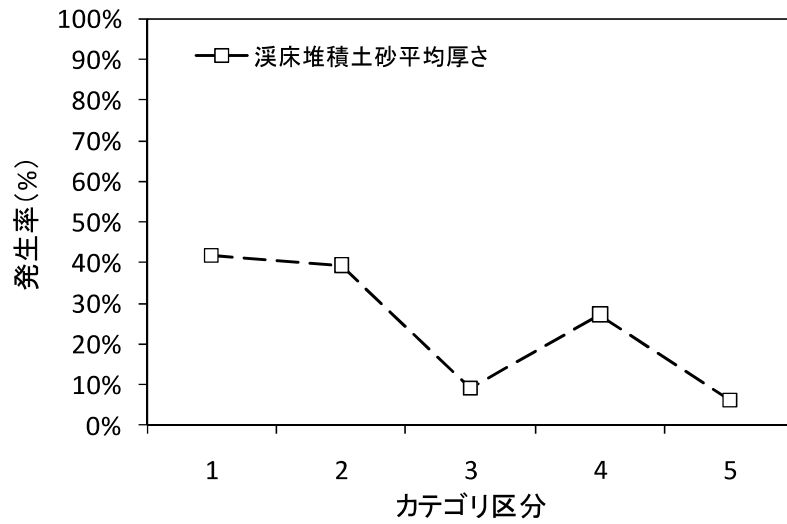


図 2-3(b) 土石流発生率が減少する要因

2.5 土石流発生・非発生ルールの抽出

2.5.1 検討ケース

ラフ集合を用いた分析では、母集団データを構成する要因データから、より有効なルールを作成できる要因（重要要因）を抽出することが課題となる。既往の研究⁴⁾では、ルールの整合度を指標とし、基準以上の整合度となるルールの構成要因を重要要因として採用していた。

前節で述べたとおり、本章においては、災害の発生・非発生に対して分離性の高い要因を抽出する分析を行っている。ここでは、この高分離性要因についての分析結果を活かしつつ、既往の分析手順との比較を行うことを目的に、以下のような検討ケースを設定した。

ケース 1：整合度 95%以上で最小要因数、かつ高分離性要因が最多

ケース 2：整合度 95%以上で最小要因数+1 要因、かつ高分離性要因が最多

ケース 3：整合度 95%以上で最小要因数+2 要因、かつ高分離性要因が最多

ケース 4：高分離性要因のみ

なお、ラフ集合の分析結果から得られたルールについては、汎用性を向上させることを目的にルール領域の拡張^{4),7)}（以下、拡張ルール）およびルールの組合せ⁴⁾を行った（以下、組み合わせ拡張ルール）。ここで、組み合わせ拡張ルールに用いるルールの要求水準は、拡張ルールの確信度が各ケースにおける平均値以上のもの（例えばケース 1 では、発生ルールの確信度 43.2%、非発生ルールの確信度 94.3%を要求水準とする）とした。

2.5.2 ルールの比較

各ケースにおけるルール抽出結果の概要を表 2-3 に示す。

表より、まず要因数と整合度の関係に着目すると、整合度が最も高くなるケースは 7 要因（うち 5 要因は高分離性要因）を用いたケース 3 であり、その際の整合度は 99.0%と非常に高い値となっている。

一方、整合度が最も低くなるケースは高分離性要因のみを用いたケース 4 であり、その際の整合度は 80.6%と低い結果となっている。これは、要因数が同じ 5 要因（うち 3 要因は高分離性要因）であるケース 1 の整合度と比べても約 15%も劣ることを示しており、高い整合度を得ることを目的とした場合は、高分離性要因が含まれる数を考慮することよりも、単純に要因の組み合わせで評価することが適切であることを示している。

しかしながら、各ケースにおいて設定された拡張ルールの精度に着目すると、非発生ルールの平均確信度こそケース間で大きな差は確認されないものの、発生ルールの平均

確信度は高分離性要因以外の要因も含めたケース 1~3 では 43.2~45.6%であることに
対し、高分離性要因のみを用いたケース 4 では 54.3%と約 10%も優れる結果となっ
ている。これは組み合わせ拡張ルールの精度においても同様の傾向となることが確認さ
れており、ケース 4 では 6 つのルール（発生ルール 3 個、非発生ルール 3 個）を用いる
ことにより、確信度 88.2%、サポート 80.1%の高い精度を有した質の高いルールが抽出
されている。

このような結果となった理由として、ラフ集合を用いた解析における整合度は、単
純に要因の組み合わせを評価する指標であることが挙げられる。例えば最小カテゴリ値
付近に発生データが多数存在し、最大カテゴリ値付近に非発生データが多数存在する
ような要因の組み合わせであっても発生データと非発生データを分離することが可能
であれば高い整合度を得ることが出来る。しかし、このような要因の組み合わせにお
いてルール領域の拡張^{4),7)}を行った場合、より危険と考えられる領域に多数の非発生データ
が含まれ、より安全と考えられる領域に多数の発生データが含まれることになり、
ルールの精度低下に繋がったものと考えられる。これに対し、高分離性要因はカテ
ゴリ値が増加すると土石流の発生率も同様に増加する要因であるため、ルール領域
の拡張^{4),7)}による精度低下を大きく抑えることが可能となり、高分離性要因のみを用
いたケース 4 は他のケースよりも整合度が劣ったものの、最終的な結果として得ら
れるルールの精度は高くなったものと考えられる。

これらのことから、質の高い有効なルールを得ることを目的とした場合は、既
往研究²⁾のように整合度を用いた分析を行うことよりも、土石流の発生・非発生に
対して分離性を持ち、かつルール領域の拡張に対して矛盾を生じない重要要因
である高分離性要因の検討を行い、当該要因のみを用いてルールの抽出を行う
ことが有効であると考えられる。

2.5.3 土石流発生・非発生ルールの評価

(1) 抽出したルールの考察

本章で抽出したルールのうち、最も精度が優れるケース 4 において抽出した
ルールを表 2-4 に示す。

表より本章で抽出したルールの性能に着目すると、5 つの要因からなる 6
つのルール（発生ルール 3 個、非発生ルール 3 個）を用いることにより、
H21.7 防府災害の事例の約 8 割を 88.2%の精度で説明可能であることが
確認できる。

抽出したルールの条件から推察される H21.7 防府災害において土石流が
発生しなかった溪流の特徴としては、「流域の規模が小さく溪床堆積土砂の
少ない溪流であり、かつ変成岩もしくは火山噴出岩が分布しており、
長期降雨が少ない地域」ということが挙げられる。このようなルールに
該当する 115 溪流のうち、97.4%にあたる 112 溪流では、H21.7 防
府災害をもたらした豪雨においても土石流が発生しておらず、非発生
ルールと

して妥当なものと評価できる。すなわち、抽出した非発生ルールを用いることにより、山口県防府市周辺に分布する溪流の中でも安全な溪流を高精度で特定することが可能である。また、当該非発生ルールに該当しない溪流については少なからず豪雨による災害の危険性を有しており、今後も注意を行うことが必要であると考えられる。その中でも、抽出した発生ルールから推察される「流域の規模が大きく溪床堆積土砂が多い溪流であり、かつ長期降雨が多い地域」という特徴を有する溪流に関しては、山口県防府市周辺に分布する溪流の中でも非常に危険な溪流であると考えられる。実際、このような特徴を持つ溪流のうち 60.5%の溪流で土石流が発生している。なお、残りの約 4 割の溪流では H21.7 防府災害をもたらした豪雨では、土石流が発生していないが、それらの溪流の特徴は当該豪雨により土石流が発生した溪流と類似している。すなわち、潜在的な危険性は非常に高く、次の豪雨時に注意する必要がある溪流であると考えられる。

表 2-3 各ケースにおけるルール抽出結果の概要

検討 ケース	重要要因の 抽出条件	整合度	要因数	高分離性 要因の数	重要要因	拡張ルール				組み合わせ拡張ルール			
						ルール数		平均確信度		ルール数		確信度	
						発生	非発生	発生	非発生	発生	非発生	発生	非発生
ケース1	整合度の要 求水準95% かつ 高分離性 要因最多	95.8%	5	3	流域面積, 溪床堆積土砂存在区間(総 和), 溪床堆積土砂平均幅, 代表的な表 面の植生, 土壌雨量指数	11	27	43.2%	94.3%	1	3	79.1%	100.0%
ケース2		97.9%	6	4	渓流長, 流域面積, 溪床堆積土砂存在 区間(総和), 代表的な表面の植生, 時 間雨量, 土壌雨量指数	19	38	45.6%	94.8%	2	7	84.1%	85.9%
ケース3	高分離性 要因のみ	99.0%	7	5	渓流長, 流域面積, 代表的な地質条件, 溪床堆積土砂存在区間(総和), 溪床堆 積土砂平均厚さ, 代表的な表面の植生, 土壌雨量指数	21	39	44.0%	95.0%	4	8	83.9%	91.1%
ケース4		80.6%	5	5	渓流長, 流域面積, 代表的な地質条件, 溪床堆積土砂存在区間(総和), 土壌雨 量指数	6	22	54.3%	94.7%	3	3	88.2%	80.1%

※組み合わせ拡張ルールに用いるルールの要求水準は、拡張ルールの確信度が各ケースにおける平均値以上のもの。

表 2-4 土石流発生・非発生ルール (ケース4)

ルール 番号	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	確信度 (累計)	サポート (累計)	各確信度	各サポート
	渓流長 (km)	流域面積 (km ²)	代表的な 地質条件	溪床堆積土 砂存在区間 (総和) (m)									
ルール6	*	0.2 ↓	*	400 ↓	*	91	88	3	100	D5 = D2/D1	D6 = D1/191	97.4%	60.2%
ルール1	*	*	変成岩 火山噴出岩	*	*	112	109	3	79	97.3%	58.6%	97.4%	60.2%
ルール19	*	*	*	400 ↓	210 ↓	115	112	3	76	97.4%	60.2%	97.4%	60.2%
ルール38	0.5 ↑	0.1 ↑	*	600 ↑	190 ↑	149	131	18	42	87.9%	78.0%	87.9%	19.9%
ルール29	*	0.1 ↑	*	*	210 ↑	152	134	18	39	88.2%	79.6%	88.2%	60.5%
ルール33	0.25 ↑	*	*	800 ↑	200 ↑	153	135	18	38	88.2%	80.1%	88.2%	60.1%

※要因に付記する↑(↓)は、記載の数値以上(未満)が該当することを示し、*の場合は、どのような値でも良いことを示す。

(2) 既往研究との比較

既存カルテを用いた本章によるルールと災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読して作成したデータを用いた既往研究^{4),5)}によるルールについて、異なる地点とデータによる分析結果ではあるものの、それぞれの手法により算定された確信度とサポートの比較を行い、既存カルテから得られるルールの有用性の検証を試みた。

既往研究^{4),5)}との比較結果を表 2-5 に示す。表より、ラフ集合を用いたルール抽出に至るまでの前処理方法やルールの抽出条件はそれぞれ異なるものの、本章で抽出したルールを構成する要因数（5 要因）やルール数（6 個）は、既往研究^{4),5)}と大きく異なる結果ではなく、抽出されるルール数の抑制を目的とした篠崎ら⁵⁾の研究による要因数（4 要因）やルール数（6 個）と概ね同等の結果となっている。

具体的な要因を確認すると、表 2-6 に示すとおり、本章で抽出された降雨以外の重要要因は、溪流長、流域面積、地質区分、溪床堆積土砂残存区間（総和）である。既往の研究^{4),5)}においては、最急溪床勾配、流域長、溪流方位、地質区分、流域最大傾斜、溪流長、平均溪床幅となっている。溪流長と地質区分は既往研究^{4),5)}と合致する要因であり、流域面積と流域長・溪流長は、溪流あるいは流域を示す指標であることから類似した要因内容であることが確認できる。

また、ルールの精度を示す確信度については、ルール領域内の 153 溪流のうち、135 溪流を適合させ、確信度が約 9 割と既往研究^{4),5)}よりも高い精度を確保している。さらに、サポートに関しても既往研究^{4),5)}に大きく劣るものではなく、わずか 5 要因で構成された 6 個のルールによって、全データ 192 溪流の約 8 割となる 153 溪流を評価することができる。

一方、本章における使用データと既往研究^{4),5)}の使用データは、山口県、長崎県、広島県と異なっている。一般的に土石流の発達条件には、「流量」と「溪床勾配」が挙げられる¹⁰⁾。この観点から要因に着目すると、本研究により抽出された降雨以外の重要要因は、溪流長、流域面積、地質区分、溪床堆積土砂残存区間（総和）であり、溪流長と流域面積が「流量」に、「溪床堆積土砂残存区間（総和）」が「溪床勾配」に該当する要因と判断できる。また、主たる「地質区分」は、長崎県が安山岩・凝灰岩、広島県が花崗岩、山口県が花崗岩を区分となっており、それぞれに要因データを分類することで評価が可能と考えられる。

これらのことから、既存の調査データである各自治体がデータベース化している既存カルテを用いた分析であっても、高分離性要因のみを抽出して分析を行うことで、既往研究^{4),5)}と同程度の精度を有したルールを得られる可能性が示されたものと考えられる。

表 2-5 既往研究との比較

		竹本らの研究 ⁴⁾	篠崎らの研究 ⁵⁾	本研究
使用データ	対象事例	昭和57年7月23日 長崎豪雨災害	平成11年6月29日 広島災害	平成21年7月21日 防府災害
	データ数	567溪流 (発生150 非発生417)	1235溪流 (発生213 非発生1022)	191溪流 (発生32 非発生159)
	要因数	地形・地質16要因 降雨 2要因	地形・地質17要因 降雨 2要因	地形・地質17要因 降雨 2要因
前処理	要因分析	カイ2乗検定による 高分離性要因の検討	-	カイ2乗検定による 高分離性要因の検討
	データフィルタリング	-	SVMによる 代表データの検討	-
ルール抽出条件・結果	整合度の要求水準	95.0%以上	100.0%	-
	確信度の要求水準	発生: 67.5%以上 非発生: 92.4%以上	発生: 90.0%以上 非発生: 90.0%以上	発生: 54.3%以上 非発生: 94.7%以上
	要因数	6要因	4要因	5要因
	ルール数	22 個 (発生10 非発生12)	6個 (発生3 非発生3)	6個 (発生3 非発生3)
	累計確信度	87.4% (305/349)	81.9% (857/1047)	88.2% (135/153)
	累計サポート	61.6% (349/567)	84.8% (1047/1235)	80.1% (153/192)

表 2-6 要因の比較

		竹本らの研究 ⁴⁾	篠崎らの研究 ⁵⁾	本研究	
地形要因	溪流	水系模様	水系模様		
		流域平均勾配	流域平均勾配	平均溪床勾配	
		最急溪床勾配 [※]	最急溪床勾配 [※]		
		主溪流長	主溪流長 [※]	溪流長 [※]	
		流域面積	流域面積	流域面積 [※]	
		流域長 [※]	流域長		
		流域幅	流域幅	川幅	
		流域形状比	流域形状比		
				常時湧水	
			平均溪流幅 [※]	溪床堆積土砂平均幅	
			溪床堆積厚	溪床堆積土砂平均厚さ	
				溪床堆積土砂残存区間(総和) [※]	
				代表的な形状・堆砂礫・植生	
			谷底比	谷底比	
		溪流方位 [※]			
		斜面	0次谷の数	0次谷の数	山腹状況 ・裸地等の流域面積に対する割合 ・伐採地の流域面積に対する割合 ・新しい亀裂・滑落崖
			流域最大傾斜 [※]	流域最大傾斜	
	源頭部面積		源頭部面積		
	源頭部最急谷勾配				
	流域評価	降雨集中度評価	降雨集中度評価	発生流域面積 規模の大きい崩壊履歴	
			溪床危険度評価		
			溪床堆積厚評価		
地質要因		地質区分 [※]		代表的な地質条件 [※]	
降雨要因	短期	時間雨量	時間雨量 [※]	時間雨量	
	長期	実効雨量 [※] (半減期72hr)	累積雨量 (一連の降雨)	土壌雨量指数 [※]	

※表内のハッチングは、抽出された重要要因を示す。

2.6 まとめ

既往の研究では、災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読し、これを元に作成した調査資料に基づき分析を行っている。これに対して本章では、各自治体がデータベース化している既存カルテを用いて H21.7 防府災害における土石流発生・非発生ルールの抽出に取り組んだ。本章における主要な結論を以下に示す。

- ①ルール領域の拡張を前提とした検討を行う場合、災害発生に結びつきが強い要因を抽出するだけでなく、カテゴリ値と災害発生の関係が拡張したルールと整合した傾向にある高分離性要因を抽出することが有効である。このような高分離性要因のみを用いて分析を行うことで、既存カルテを用いた分析であっても、災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読して作成したデータを用いた分析と同程度の精度を有したルールを抽出することが可能となる。
- ②抽出したルールは H21.7 防府災害の土石流発生・非発生事例の約 8 割を 88.2% の精度で説明できる高い精度を有したルールであり、対象地域における一般的な災害発生条件を把握する上で非常に有用なものであると考えられる。
- ③本章の取り組みにより、各自治体がデータベース化している既存カルテに対して活用の可能性が示された。
- ④専門的な知識による判読作業の省略により、土石流災害が起こった直後においても迅速に次に土石流災害が起こる可能性が高い溪流を特定することが可能となり、次回の豪雨での被害を少なくすることが可能である。

本章は、既存のカルテを用いることを前提としたため、複数の調査項目において同じ精度でデータが整理されている土石流危険溪流ⅠおよびⅡのみを対象に検討を行った。一方、H21.7 防府災害においては、土石流危険溪流に準ずる溪流や土石流危険溪流以外の溪流においても多くの土石流災害が発生している。今後はそれらの溪流も追加し、更なる検討を行っていく必要がある。

参考文献

- 1) 河野浩之：データベースからの知識発見の現状と動向，人工知能学会誌，Vol.12，No.4，pp.497-504，1997.
- 2) 岡本正男，荒木義則，中山弘隆，古川浩平，水山高久：ラフ集合を用いたデータマイニングによる土砂移動現象の重要要因及びルール抽出に関する研究，砂防学会誌，Vol.54，No.6，pp.4-15，2002.
- 3) 佐藤丈晴，河野泰典，荒木義則，中山弘隆，水山高久，古川浩平：1982年7月長崎災害におけるラフ集合を用いた土石流発生・非発生の評価ルール設定に関する研究，土木学会論文集，No.721／VI-57，pp.13-25，2002.
- 4) 竹本大昭，杉原成満，佐藤丈晴，荒木義則，中山隆弘，水山高久，古川浩平：ラフ集合を用いた土石流発生・非発生ルールの抽出と危険度の設定手法に関する研究，砂防学会誌，Vol.57，No.2，pp.4-15，2004.
- 5) 篠崎嗣浩，森田真人，大石博之，古川浩平：SVM とラフ集合を用いた土石流の発生・非発生ルールの作成方法に関する研究，土木学会論文集F，Vol. 65，No.4，pp.448-460，2009.
- 6) 森田優三，久次智雄：新統計概論，日本評価社，1993.
- 7) Greco S. : An Algorithm for Induction of Decision Rule Consistent with the Dominance Principle, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol.2005, Springer-Verlag, Berlin, pp.304-313, 2001.
- 8) Cortes C. and Vapnik V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 9) 澤田尚，杉原成満，大石博之，荒木義則，古川浩平：既存の調査データを用いた H21.7 山口県防府土砂災害における土石流発生・非発生ルールの抽出，砂防学会誌，Vol.64，No.1，pp.17-24，2011.
- 10) 社団法人砂防学会：溪流の土砂移動現象，砂防学講座，第4巻，pp.263-268，1991.

第3章 仮想データを用いた SVM 解析による斜面危険度評価

3.1 緒言

我が国の国土は、地形、地質、気象等の面できわめて厳しい条件下にある。全国土の約7割を山地・丘陵地が占め、地震や火山活動も活発である上に台風や豪雨等に見舞われやすい。また、このような国土条件により、土石流・地すべり・がけ崩れといった土砂災害の危険度も高い。

一方、近年の厳しい社会情勢を踏まえると、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。そのため、斜面の変状の有無やその進行性を危険度として精度よく把握することができれば、災害が起こる前に、優先的に調査すべき箇所や対策工の施工箇所などの優先順位を設定することが可能となり、取り組みの効率化に大きく貢献するものと考えられる。

危険度の高い斜面の抽出手法には、採点方式、統計処理方式、力学的解析手法に大別される¹⁾。採点方式は、崩壊の発生に影響すると考えられる要因を専門家が判断し、崩壊発生が予測される要因の組合せや基準値を定め、これらの情報を活用して危険度を判定する手法である。統計処理方式は、採点方式のうち、専門家が判断している未知数部分の要因の組合せや基準値を数学的に求めようとする手法である。また、力学的解析手法は、専門家が斜面を表す物性値を定め、円弧すべりや非円弧すべりなどの斜面安定性を解析により評価する方法である。

本章では、専門家の判断を可能な限り省略し、客観性を持たせるため、統計処理方式による研究を行った。統計処理方式による斜面災害の危険度評価に関する既往の取り組みとしては、数量化理論を用いた方法^{2), 3), 4)}やニューラルネットワークを用いた方法⁵⁾⁶⁾が研究されている。南部ら²⁾は国道の盛土斜面の地形要因のみに着目し、これに数量化Ⅱ類⁷⁾を適用させ、安定斜面と不安定斜面の判別分析を行っている。作田ら⁵⁾はニューラルネットワークモデルを用いて地形要因と降雨要因を入力データとする発生予測モデルの構築を行っている。また、近年では統計処理に基づく新たな方法として、パターン分類手法の1つであるサポートベクターマシン⁸⁾（以下、SVM）を用いる方法が大石ら⁹⁾によって提案されている。大石ら⁹⁾の研究では、高い分離能力を有するSVMを土石流危険渓流の評価に活用することにより、危険度を精度よく、かつ、汎用的に設定できることが示されている。さらに、対策工が施工された斜面データを用いて設定した評価基準と対策工が施工されていない斜面データを用いて設定した評価基準の2つの評価基準を用いることにより、対策工の効果を加味した総合的な危険度が得られることも示されている。

しかしながら、統計処理方式による危険度評価方法を適用する場合、実際問題として、調査に多額の費用が必要となる場合もあり、汎用的な評価基準を得られる程のデータ数を確保できていないケースが多く考えられる。このような場合、データベース自体の有する特徴（データの分布や密度、教師値データの比率等）から評価基準を設けて分離を行う SVM では、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。そのため、実際問題に対しても汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。

このような課題に対して、筆者らは一つの試みとして疑似データによる手法を試みた¹⁰⁾。疑似データは、災害が発生したデータのみにも適用し、対策工の工種が例えば擁壁工と法枠工であった場合、当該斜面に擁壁工のみの施工であれば災害が発生するものと仮定するものである。すなわち、対象とする斜面の対策工の工種よりも対策工が少なく施工されていれば、災害が発生するものとしてデータ数を追加した。本手法を利用した場合、対策工の工種が最大数のときは疑似データの追加が行えないこと、対策工の工種が少ないほど疑似データ数が増加することなど元々のデータベース自体の有する特徴が変化する可能性がある。そのため、元々のデータベース自体の有する特徴を保持しつつ、少ないデータからであっても危険度を精度良く設定することが可能となれば、前述した課題を解消することができ、SVM による危険度の設定手法がより効果的な手法になるものと考えられる。

そこで、本章では、新たな試みとして、SVM による解析において不足する学習データを補うため、信頼性の高い学習データから生成したデータ（以下、仮想データ）を用いた危険度評価方法を考案した。本章では、水力発電施設に関する斜面データを対象として、対策工が施工されていない3箇所13項目の斜面データから仮想データを生成し、この仮想データにより設定した評価基準を用いることで、その他の斜面における斜面変状の有無とその進行性を適切に評価できることが確認された。通常の SVM による手法では、評価が困難な場合においても、本手法の優位性が確認できた。さらに、代表的な斜面の現地調査を行った結果、現地状況から得られる知見と本章で得られた結果は一致することが確認された¹¹⁾。これらのことから、仮想データを用いることで、SVM による危険度の設定手法の利便性がさらに向上できたものと考えられる。

3.2 使用データの概要

水力発電施設の斜面については道路防災総点検¹²⁾の手法を参考として、表 3-1 に示す 13 項目による斜面状況のチェックが行われている。本章では、平成 14～17 年度に実施された大分県、熊本県、佐賀県、長崎県、宮崎県の水力発電施設（取水口、導水路、ヘッドタンク、水圧管路など）近傍の調査結果データ 71 斜面（21 箇所の水力発電施設）

から斜面変状と進行性に対する評価が示されている 62 斜面分の資料を分析データとして抽出した。調査資料に含まれる斜面カルテや竣工図面を基に、各斜面の現況（対策工および変状の有無）を整理したものを表 3-2 に示す。表 3-2 に示すとおり、本章で対象とした斜面は、既に対策工が実施されているものが 56 箇所、無対策の自然斜面が 6 箇所という構成で、これまでに顕著な災害発生の記録を有していない。SVM を用いた危険度設定を行う場合、教師値として用いる危険・安全の判定項目が必要となる。そこで、災害発生の兆候として斜面カルテに記録されている「斜面の変状と進行性」に着目した。斜面の変状と進行性については、変位観察プレートや転石へのマーキングなどにより確認が行われ、斜面状況によって以下のような評価を行っている。なお、斜面カルテでは、斜面の変状はあるものの、進行の状況が不明瞭な場合、進行性がないものとして、ランクⅡを適用している。

- I：斜面の変状なし
- II：斜面の変状あり，ただし，進行性なし（進行性が不明な場合も含まれる）
- III：斜面の変状あり，進行性あり

本章では、ランクⅢに評価される斜面（4 箇所該当）を災害発生に準ずる危険な斜面とし、ランクⅠに評価される斜面（33 箇所該当）を安全な斜面と判定して、それぞれに危険・安全の教師値を与えるものとした（表 3-2）。また、表 3-1 の地形から形状までの 11 項目を各斜面の諸元データとして用いた。

表 3-2 データ数の整理

項 目		対策工の有無			教師値	
		無	有	合計		
斜面 変状と 進行性	変状なし	I	2	31	33	安全
	変状あり， 進行性なし (不明を含む)	II	3	22	25	不明
	変状あり， 進行性あり	III	1	3	4	危険
	合計		6	56	62	

表 3-1 法面斜面の評価項目

分類	評価項目		評価区分
地形	崩壊性 要因を 持つ地形	G2: 崩壊跡地, 遷急線明瞭	1; 該当なし 2; 1地形該当 3; 複数地形該当
		G1: 崖錐地形 G3: 台地の裾部, 脚部浸食, オーバーハング, 集水型斜面, 土石流跡地など	
土質・ 地質・ 構造	崩壊性の 土質	1) 浸食に弱い土質 2) 水を含むと強度低下しやす い土質 3) その他	1; 該当せず 2; やや顕著 3; 顕著
	崩壊性の 岩質	1) 割れ目や弱層の密度が高い 2) 浸食に弱い軟岩 3) 風化が速い岩質, その他	
	崩壊性の 構造	流れ盤(層理面, 弱線)	1; 該当せず 2; 該当する
		1) 不透水性基盤上の土砂 2) 上部が硬質/脚部が脆弱 な岩 3) その他	1; 該当せず 2; やや顕著 3; 顕著
表層の 状況	表土および浮石・転石の状況		1; 安定 2; やや不安定 3; 不安定
	湧水状況		1; なし 2; しみだし程度 3; 湧水あり
	表面の被覆状況		1; 木本主体 2; 複合 3; 裸地~植生
形状	高さ		1; $H < 15m$ 2; $H < 30m$ 3; $H < 50m$ 4; $H \geq 50m$
	勾配 (i)		1; $i < 45^\circ$ 2; $i < 70^\circ$ 3; $i \geq 70^\circ$
変状	当該のり面・斜面の変状 (肌落ち・小落石・カリ浸食・洗掘・ハヱピング 孔・陥没・はらみ出し, 根曲り・倒木・亀 裂・開口亀裂・その他対策工の変状)		1; なし 2; あり, 不明瞭なもの 3; 複数該当, 明瞭なものあり
	隣接するのり面・斜面等の変状 (落石・崩壊・亀裂・はらみ出し・その他 の変状)		

3.3 SVMによる危険度評価の基本概念

SVMは1995年にCortes & Vapnikによって提案されたパターン分類手法⁸⁾の一つである(図3-1)。

SVMは、線形分離不可能なデータ群を非線形関数を用いることにより高次元特徴空間にマッピングし、線形分離可能な状態とすることで明確に分離する機能を持つ。この時、高次元特徴空間でデータを分離する面を分離超平面と呼ぶ(図3-1の $f(x)=0$ の面、以下、分離面)。この機能を用いて、例えば災害の発生の教師値を-1、非発生の教師値を+1として分離面を構築した場合、図3-1に示すとおり、分離面からの距離 $f(x)$ が外側に遠いものほど危険度が高く危険($f(x)<0$)、内側に離れたものほど安全($f(x)>0$)と評価することができる^{9),13)}。

本章では、この機能を活用し、ランクIおよびランクIIIの教師値を有する斜面データから作成した仮想データを用いて分離面を構築し、教師値がないランクIIの斜面データに対して危険度評価を行うとともに、現地調査による分析結果の妥当性の確認を行った。

以下に、SVMの概要およびSVMを用いた危険度評価方法の考え方を示す。

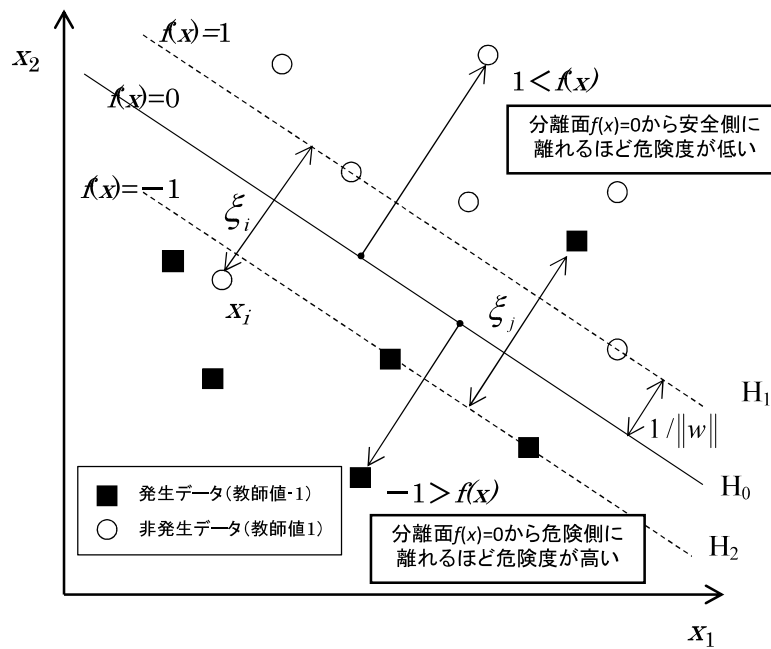


図3-1 SVMの概念図

3.3.1 SVMの概要

データ群■と○の2つの集合を完全に分離する最適な分離面 H_0 は、式(3-1)で表現される。

$$w \cdot x + b = 0 \quad (3-1)$$

ここで、 x は発生、非発生データであり、 w は分離面の法線ベクトルと呼ばれる変数で、 b はバイアス項と呼ばれる変数（線形識別関数の係数ベクトル）である。

この分離面 H_0 は、式(3-2)、式(3-3)で表現される最も近接したデータを通る二つの分離超平面 H_1, H_2 の間の距離 $1/\|w\|$ （マージン）を最大化することで求めることができる。

$$H_1 : w \cdot x_i + b = +1 \quad (3-2)$$

$$H_2 : w \cdot x_i + b = -1 \quad (3-3)$$

完全に分離できる場合をハードマージン、一部分離できない場合をソフトマージンという。いずれも線形条件のある2次関数の最大化問題に変換されるが、ソフトマージンはハードマージンを含む概念と考えられるため、前者についてのみ簡単に説明する。まず学習データの集合を

$$S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \quad x_i \in R^N, \quad y_i \in \{-1, +1\} \quad (3-4)$$

と表す。つまり x は発生データ、非発生データであり、 y はクラス分けのための教師値（発生の場合：-1、非発生の場合：+1）を意味し、本章では、教師値を発生の場合：-1、非発生の場合：+1 とした。

いま、すべてのデータの完全な線形分離が不可能な場合のソフトマージン最適化の問題は以下のように定義される。 w は線形識別関数の係数ベクトルである。

$$\begin{aligned} & \underset{w, b, \xi}{\text{minimise}} \quad \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i \\ & \quad x_i \in R^N, \quad b_i \in R, \xi \in R^{\ell} \\ & \text{subject to} \quad y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \quad i = 1, \dots, \ell, \quad \text{及び} \quad \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (3-5)$$

ここで、 C はスラック変数 ξ に対する重みパラメータで、 C を大きくすれば誤判別の割合をより最小化することができるため、完全分離に近い判別結果となる。

次に、平面による識別が一般に適切であるとは限らないことから、より複雑な識別のために曲面による分離を考える。まず、入力データ x を高次元空間に写像する。ここで、カーネル関数を導入すると、式(3-5)は結局、以下の双対問題となり、Lagrange 乗数 α_i^* に関する最適化問題となる。

$$\begin{aligned}
& \underset{\alpha}{\text{minimise}} & w(\alpha) &= \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\
& & \alpha &\in R^{\ell} \\
& \text{subject to} & \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i &= 0 \\
& & 0 \leq \alpha_i &\leq C \quad i=1, \dots, \ell
\end{aligned} \tag{3-6}$$

また識別関数は式(3-7)で与えられる。

$$f(x) = \sum_{j \in SV} \alpha_j^* y_j K(x_j, x) + b^* \tag{3-7}$$

K はカーネル関数である。本章ではガウシアンカーネルを用いる。 b^* はバイアスと呼ばれる値である。式(3-6)の最適解 α_i^* は大部分が 0 になるが、 $\alpha_i^* > 0$ の教師データがサポートベクターと呼ばれる。式(3-7)の SV はサポートベクターの集合を表す。

サポートベクターは線形分離が可能な場合は平面 H_1, H_2 上のサポートベクターとそれぞれの外側に位置するデータに分類されるが、ソフトマージンの場合には H_1 および H_2 を挟んで反対側にはみ出すデータが存在し、それらは最適解 α_i^* の値により区分することができる。具体的には $\alpha_i^* = 0$ のときにはデータが平面 H_1 あるいは H_2 の外側に存在し、学習された識別関数によって正しく識別される。また、 $0 < \alpha_i^* < C$ の場合にはちょうど平面上に存在するサポートベクターとなり、これも正しく識別される。 $\alpha_i^* = C$ の場合にはデータはサポートベクターとなるが $\xi \neq 0$ となり平面 H_1 あるいは H_2 の内側に存在することになる。

なお、本章ではガウス関数として式(3-8)を用いる。

$$\begin{aligned}
K(x_i, x_j) &= \exp\left[-\|x_i - x_j\|^2 / 2r^2\right] \\
& \quad (i, j = 1, \dots, \ell)
\end{aligned} \tag{3-8}$$

r はデータの影響範囲を示す半径であり、式(3-5)の C とともに事前に入力が必要なパラメータとなる。

3.3.2 危険度の設定

危険度の設定は、大石ら⁹⁾により提案されている方法と同様に、潜在危険度、対策工効果、総合危険度を算定する。その概要を以下に示す。

(1) 潜在危険度

潜在危険度とは、対策工の効果を取り除いた自然斜面により分離面を構築し、これに基づいて設定される危険度である。よって、分析対象となるデータから対策工が施工されていない斜面のデータを抽出し、SVMによる分析を行い、分離面Ⅰを構築する（図3-2(a)）。ここに、図3-2では、簡易的な説明図とするため、斜面高さと斜面勾配という要因を抽出した2次元での算出概念を示している。

また、この分離面Ⅰを用いて、学習データに加えなかった対策工が施工されている斜面データについて分析すると、それらは対策工の効果を除いた潜在危険度 $f(x)1$ を求めることとなる。

(2) 対策工効果の評価

潜在危険度は、本来その地点が有している危険度を示しているが、既に対策工が施工されている箇所については、その効果を加味しなければ現実的な斜面の危険度を表していないことになる。

よって、まず対策工が施工されている斜面データのみを抽出してSVMによる分析を行い、分離面Ⅱを構築する（図3-2(b)）。分離面Ⅱから対策工が施工されている各斜面データまでの距離 $f(x)2$ を求める。

前項に示した分離面Ⅰから得られる潜在危険度 $f(x)1$ は、現況対策が施工されている斜面を仮に対策工がない状態とした場合の危険度を算出したものと考えることができ、 $f(x)2$ との差が大きいほど、施工された対策工の効果が高いものと判断することができる。よって、対策工効果の指標を以下のように求めることとした。

$$\text{対策工効果} E = f(x)2 - f(x)1 \quad (3-9)$$

上式により $E > 0$ の結果が得られたものは、対策工の効果があったもの、逆に $E < 0$ となるものは、対策工の効果がなかったものと判断することができる。

(3) 総合危険度

前項までにより、各斜面がもつ潜在危険度と法面对策工による対策工効果を求めた。これらを用いることで、各斜面の対策工効果を含めた災害発生危険度、すなわち総合危険度 $F(x)$ は、式(3-2)に示すように潜在危険度 $f(x)1$ とそれを低減させる効果として働く対策工効果 E によって構成されるものと考えることができる。

なお、対策工効果 E に負値のデータが存在した場合は、既往研究⁹⁾に従い総合危険度の算出において $E=0$ とした。

$$\text{総合危険度} F(x) = \text{潜在危険度} f(x)1 + \text{対策工効果} E \quad (3-10)$$

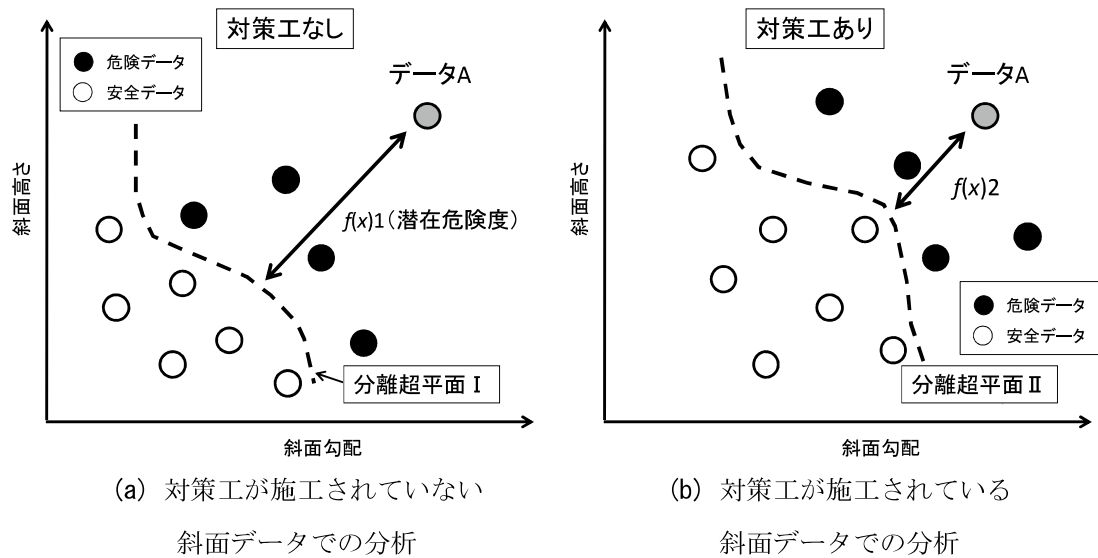


図 3-2 対策工効果の評価概念図

3.4 仮想データを用いた評価法

SVM による危険度評価を実施する場合には、まず危険・安全の境界を分離する学習分析を行うための母集団データ（学習データ）が必要となる。本章においては、前述した 62 箇所の斜面データがこれに相当するが、「危険・安全の教師値を与えられるデータが 37 箇所と少ないこと」、「対策工効果を分析する上で不可欠となる無対策斜面の数が 6 箇所であり、そのうち教師値を与えられる斜面が 3 箇所しかないこと」という特徴を有している。これに対して過去の研究例によると、学習のためのデータ数は、南部ら²⁾で崩壊 90 箇所、安定 250 箇所、作田ら⁵⁾で崩壊 444 箇所、非崩壊 50,125 箇所、大石ら⁹⁾で災害有 80 箇所、災害無 115 箇所となっている。これらは、本章に使用する学習データ数（無対策斜面では危険 1 箇所、安全 2 箇所）に比べて、1 オーダー以上多いことが確認できる。統計処理方式による分析を行うに当たって、学習データが少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。本章においても統計的な信頼性が確保された分析を行うためには、不足する学習データを補うことが重要と考えられる。そこで本章では、信頼性の高い学習データから仮想データを生成し、これを用いて危険度評価を行う方法を考案した。

3.4.1 仮想データの概念

SVM による分析では、その分離性能の高さから誤判別を許容しない分離面を構築することが可能である（ハードマージン法）。しかしながら、分離面を作成するための学習データには、境界近傍のノイズデータが存在する可能性があり、このようなノイズデ

ータを含めてハードマージン法により分離面を構築すると、図 3-3(a)のとおり、分離面が複雑でいびつな形状となることが予想される。

このような場合、確かに学習データに対する的中率（整合性）は 100%となり、高い分離性能を有したものとなるが、未知のデータに対する適用性については低下する可能性を持つことになる。これに対し、図 3-3(b)に示すように境界近傍における誤判別を許容するソフトマージン法を用いることで未知のデータへの適用性を向上させることも考えられるが、その場合どの程度の誤判別を許容するかが課題となる。

もし、学習データにおいて、明確に危険・安全という情報が事前に判断できれば、それらのデータのみを抽出して学習に用いることで未知のデータに対しても適用性の高い分離面が構築できるものと考えられる（図 3-3(c)）。しかしながら、本章においては、学習データの絶対数が少なく、有効な分離面を構築することが困難であった。

そこで、本章では、数少ない学習データの中から最も危険・安全というデータだけを選定し、かつ、不足する学習データを補うため、そのデータを危険・安全の軸線上に投影する仮想データの作成手法を考案した。この手法では、分離面付近のノイズデータを

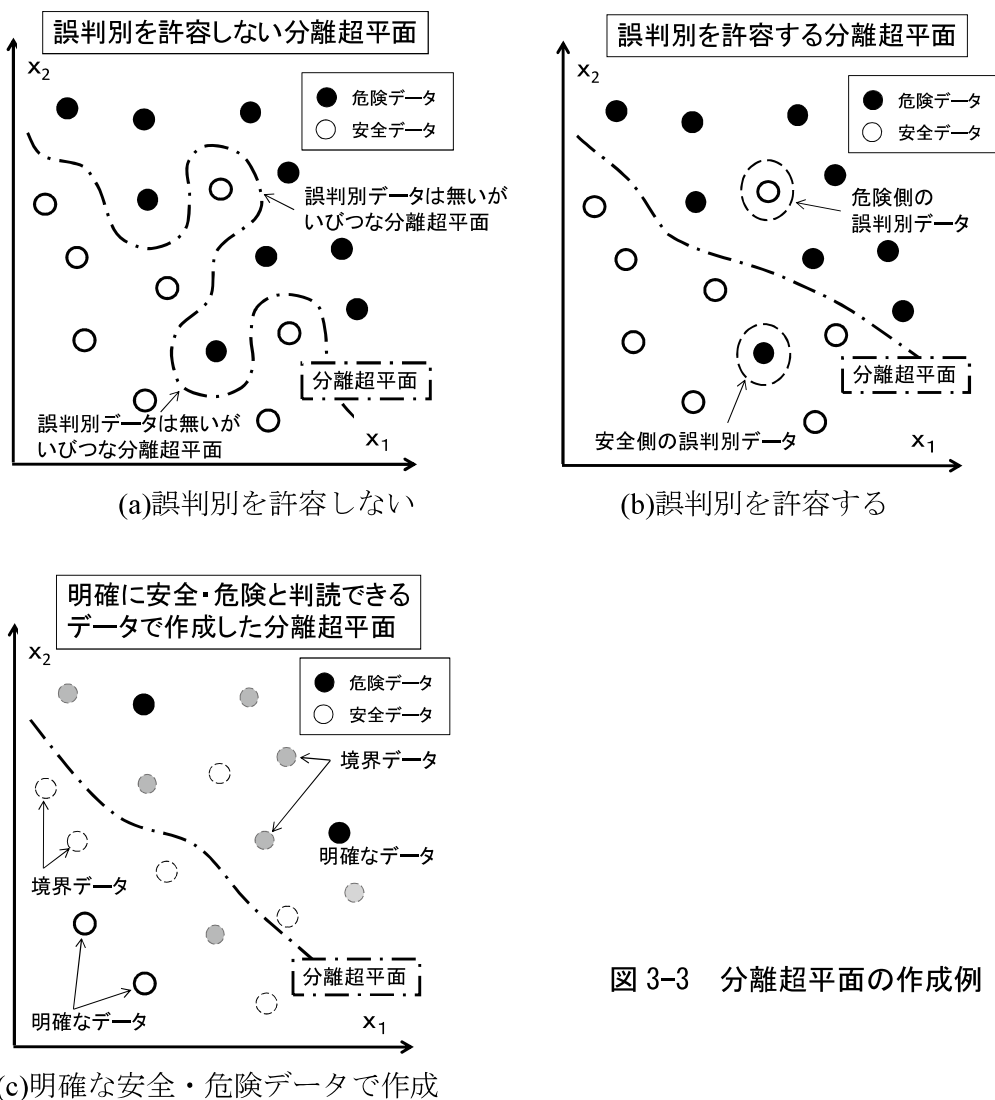


図 3-3 分離超平面の作成例

除去することに着目するのではなく、最も危険・安全なデータを抽出し、これらを危険・安全の軸線上に投影することで、仮想的に確度の高い学習データを作成する点に特徴がある。このような仮想データだけを用いて構築する分離面は、未知のデータに対する高い適用性が確保できるものと考えられる。

このように仮想データを用いた本手法は、未知の対象データに対する適用性に重点を置いた手法であることから、危険・安全の境界付近のデータに対しては、精度が低くなる可能性がある。ただし、対象地域の中の特に危険性の高い箇所と安全性の高い箇所を簡単に評価できることは確かであり、防災事業を効果的かつ効率的に進めるためには有効性があると考えられる。

3.4.2 仮想データの作成方法

仮想データの作成は、対策工の有無で別々に行った。ここではデータ数の多い対策工有のデータを対象とした場合を述べる。まず、対策工有データのうち教師値を有する学習データ（ここではランクⅠとⅢの34箇所の斜面データ）から各要因のうち危険側の最大値、安全側の最小値を抽出し（これを仮想データの「追加」と呼ぶ）、この組み合わせを要因値としたデータを作成する。危険・安全に対して、それぞれ一つの作成される本データを仮想データ VD1 とする（図 3-4）。このデータは元となる学習データに対して危険・安全に対する確度が特に高いデータである。

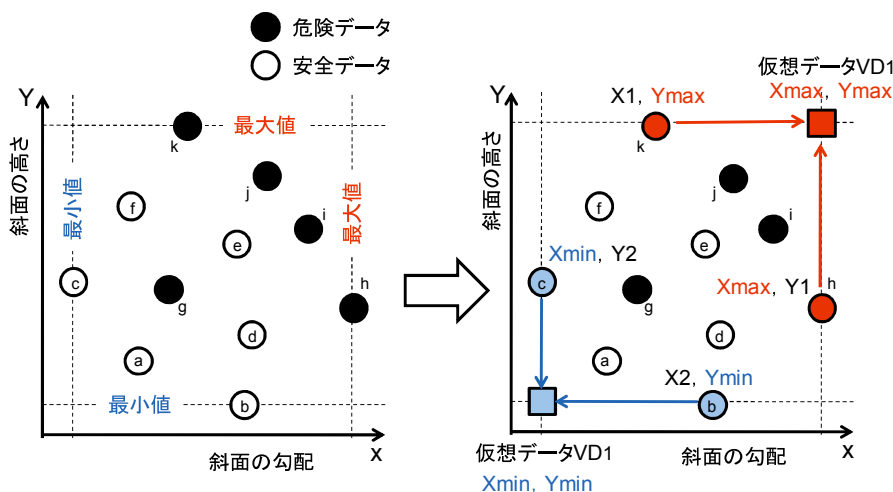


図 3-4 仮想データ VD1 抽出

No.	勾配 x	高さ y	評価
a	3	2	安全
b	5	1	安全
c	1	4	安全
d	5	3	安全
e	5	5	安全
f	3	6	安全
g	4	4	危険
h	8	4	危険
i	7	5	危険
j	6	7	危険
k	4	8	危険
最小値 VD1	1	1	安全
最大値 VD1	8	8	危険

次に、SVM を利用して仮想データ VD1 から分離面 A を構築し、これを用いて元の学習データ（34 箇所）の評価を行う。この分離面は、危険・安全に対する確度が高いデータであることから、未知のデータに対する適用性が高い分離面が構築可能と考えられる。この分離面による評価結果から、 $f(x)$ の値が最大・最小となるデータ（最も安全・

危険と評価されたデータ)を抽出する。これらのデータは仮想データ VD1 に次いで確度の高いデータ群と考えることができる。この抽出されたデータを図 3-5 に示すように VD1 で定めたデータ群の最も危険・安全(最小値・最大値)となる軸線上に投影する(これを仮想データの「展開」と呼ぶ)。展開されたデータも前述と同様に確度の高いデータであることから、未知のデータに対する適用性を損なうことはない。また、元のデータベースの特徴が分離面の構築時に加味されるため、安全・危険に対する確度が向上するものと考えられる。ここでは、これを仮想データ VD2 とする。この例では 2 個の抽出データから 4 個の仮想データが生成されている(図 3-5)。

更に仮想データ VD1 および VD2 を用いて分離面 B を構築し、仮想データ展開用のオリジナルデータのうち、仮想データ VD2 の展開で使ったデータを除いて評価する。再び $f(x)$ の値が最大・最小となるデータを抽出し、各要因の最大・最小値が乗る軸線上に展開する。これを仮想データ VD3 とする。図 3-6 の例では、仮想データ VD1 と VD2 の 6 個に仮想データ VD3 が 4 個追加され、計 10 個の仮想データが生成されている(図 3-6)。なお、VD3 は、VD1 作成時における X 軸方向の最小値である。このため VD1 の危険側のデータと同じデータが追加されることとなる。

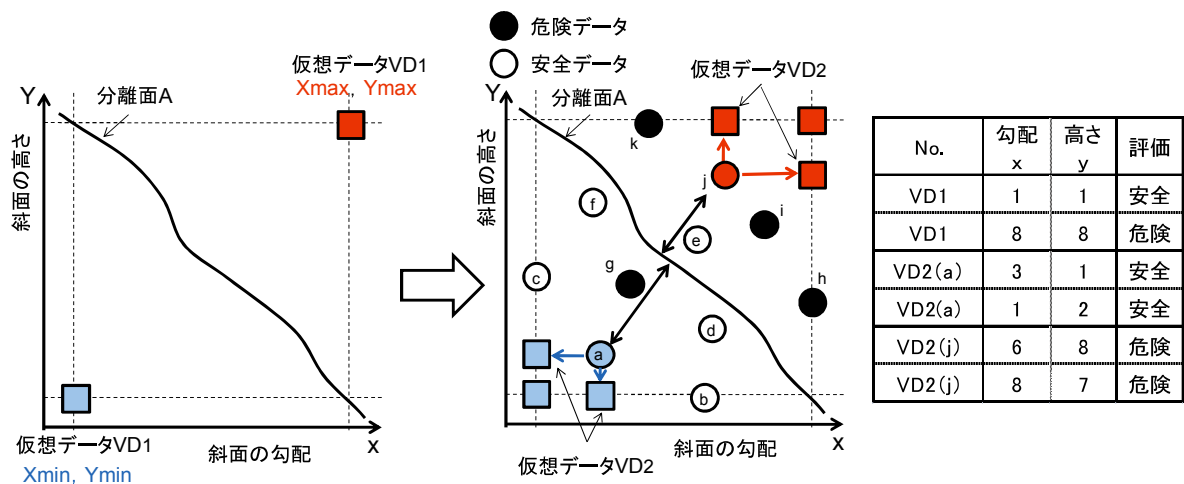


図 3-5 仮想データ VD1 による分離面 A と仮想データ VD2 抽出

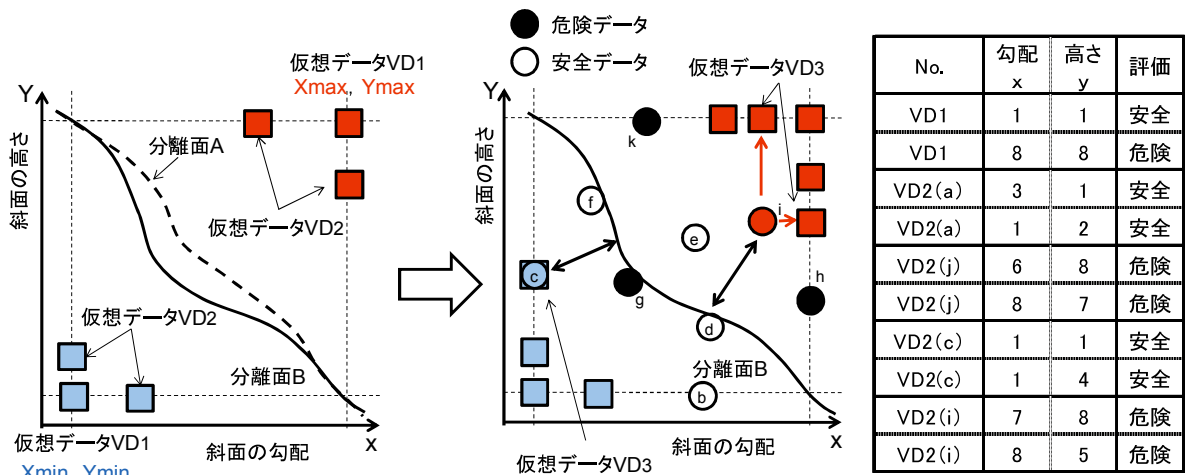


図 3-6 仮想データ VD1, 2 による分離面 B と仮想データ VD3 抽出

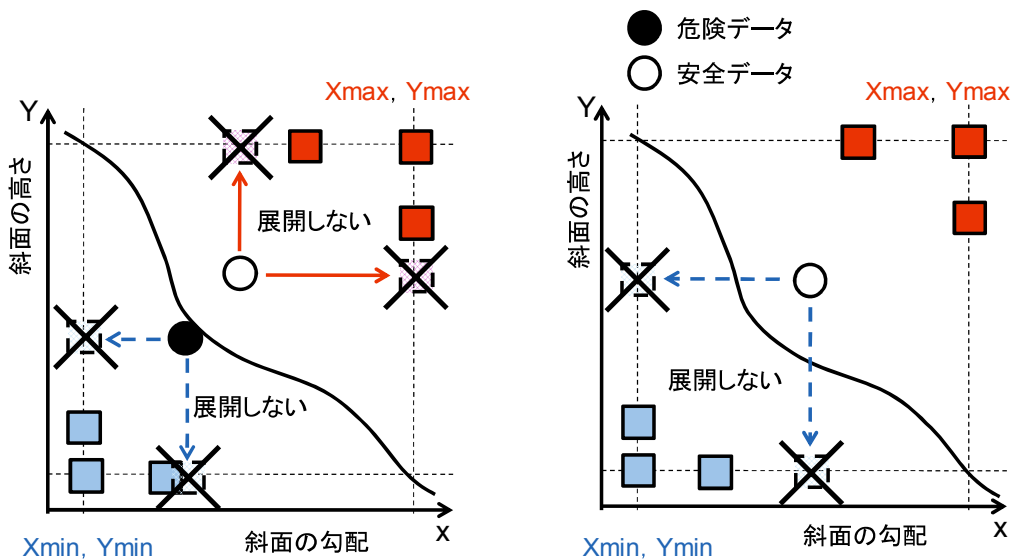


図 3-7 仮想データを追加・展開しない例

同様な作業を行い、仮想データを順次追加・展開していく。ただし、この過程で図 3-7 のように危険・安全の実績（教師値）と分離面による結果（ $f(x)$ の符号）が整合しない場合が生じる。このような場合、仮想データの追加・展開を行わないものとする。仮想データの生成については、展開可能なデータが無くなるまで繰り返すものとするが、危険・安全のどちらか一方のデータが多く、過学習となることにより、的中率が低下することが想定された。このため、的中率が 100%の時点における追加・展開までを仮想データとして適用した。なお、本章で用いた教師値を有する対策工有の 34 箇所データを対象とした解析においては、図 3-7 の左側に示される危険データが安全側に配置される結果が 1 箇所、過学習による的中率の低下が 16 回目の追加・展開で生じたため、15 箇所のデータを用いた。

ここでの的中率は、分離面によるデータの分離において、教師値として与えられている

危険・安全の実績に対する的中（整合）したデータの割合を示す指標であり、式(3-11)で定義される。

$$\text{的中率} = \frac{\text{的中データ数}}{\text{全データ}} \quad (3-11)$$

3.5 仮想データを用いた危険度の算定

3.5.1 パラメータの検討

SVM の分析を行う際には、最適な解析を行うためのパラメータの検討が必要である。ソフトマージン法の SVM では、誤判別の度合いを調整する C とガウシアンカーネルの半径（データの影響度）である r の 2 つのパラメータを設定する必要がある。

なお、パラメータの検証は、分離面Ⅰあるいは分離面Ⅱで行う方法が考えられる。前者は、対策工がない斜面データで作成された分離面であり、対策工の効果を除いた形であれば 37 箇所のを全てを検証することが可能である。しかしながら、後者では、対策工がある斜面データで作成された分離面であることから、対策工がない箇所の斜面データを分析すると危険な斜面を安全と評価する可能性がある。このため、対策工がない箇所の斜面データを利用できず、対策工があり、かつ教師値を有する 34 箇所の斜面データのみを検証となる。これよりパラメータの検証は、可能な限り検証データを増やし、検証の精度を高めるとともに、仮想データの目的を踏まえ、少ないデータをもとに、より多くの斜面状況を確認することができる分離面Ⅰを用いるものとする。

以上の条件のもと、本章で用いたパラメータは、他の研究^{9),13)}よりも幅の広い $C=0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000$ の 7 ケース、 $r=0.5, 1, 2, 3, 5, 10, 20, 30, 50$ の 9 ケースの計 63 ケースで仮想データの抽出におけるパラメータの検討を行った。

パラメータの検討では、仮想データの追加・展開の回数と的中率により検証する。

各パラメータにおける的中率では、 $(C, r) = (0.1, 1), (0.1, 2)$ において最もの中率が良い結果となっている（表 3-3(a)）。

これらについて危険データと安全データに分類し、それぞれの的中率を整理すると表 3-3(b)および表 3-3(c)のとおりとなる。

どちらの場合も教師値を有する 37 個のデータのうち 36 個を的中させることが可能であった。しかし、 $(C, r) = (0.1, 1)$ では、安全データに対する的中率が 100.0%であるが、危険データに対する的中率が 75.0%となっている。これに対し $(C, r) = (0.1, 2)$ では、安全データに対する的中率が 97.0%であるが、危険データに対する的中率が 100.0%となっている。以上のとおり、危険・安全が矛盾している結果を確認すると、教師値が危険側を示しているのに分析結果が安全側という矛盾を有する場合とその逆の

場合が確認された。前者の場合、危険と判断されるべき斜面を見過ごしていることとなるため、的中率が高くても本来の目的である斜面災害リスク対応の必要性評価としては好ましくない。

表 3-3(a) 危険・安全データ全体に対する的中率

		C						
		0.001	0.01	0.1	1	10	100	1000
r	0.5	89.2%	89.2%	91.9%	91.9%	91.9%	91.9%	91.9%
	1	89.2%	89.2%	97.3%	94.6%	94.6%	94.6%	94.6%
	2	89.2%	89.2%	97.3%	91.9%	91.9%	91.9%	91.9%
	3	89.2%	89.2%	89.2%	86.5%	86.5%	86.5%	86.5%
	4	89.2%	89.2%	89.2%	86.5%	86.5%	86.5%	86.5%
	5	89.2%	89.2%	89.2%	81.1%	86.5%	86.5%	86.5%
	10	89.2%	89.2%	89.2%	94.6%	86.5%	86.5%	86.5%
	20	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	81.1%	86.5%	86.5%
	30	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	94.6%	86.5%	86.5%
	40	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	86.5%	86.5%
	50	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	81.1%	86.5%

表 3-3(b) 危険データに対する的中率

		C						
		0.001	0.01	0.1	1	10	100	1000
r	0.5	0.0%	0.0%	25.0%	25.0%	25.0%	25.0%	25.0%
	1	0.0%	0.0%	75.0%	50.0%	50.0%	50.0%	50.0%
	2	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	3	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	4	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	5	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	10	0.0%	0.0%	0.0%	50.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	20	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	30	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	75.0%	100.0%	100.0%
	40	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%
	50	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%

表 3-3(c) 安全データに対する的中率

		C						
		0.001	0.01	0.1	1	10	100	1000
r	0.5	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	1	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	2	100.0%	100.0%	97.0%	90.9%	90.9%	90.9%	90.9%
	3	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%	84.8%	84.8%
	4	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%	84.8%	84.8%
	5	100.0%	100.0%	100.0%	78.8%	84.8%	84.8%	84.8%
	10	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%	84.8%
	20	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	78.8%	84.8%	84.8%
	30	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	97.0%	84.8%	84.8%
	40	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%
	50	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	78.8%	84.8%

そこで、本章では、危険データに対する的中率が 100.0%となるパラメータの組み合わせのうち、安全データに対する的中率が最も高くなる $(C, r) = (0.1, 2)$ を最適なパラメータセットとして採用することとした。

一方、各パラメータにおける仮想データの追加・展開の回数は、 C と r に因らず 3 回という結果となった。可能な限り仮想データを追加・展開することにより、学習データが増加し、より精度の高い分離面の構築が可能であると推測されるが、この点について差異は確認されなかった。

3.5.2 危険度の算定結果

前項での検討で得られた最適パラメータを用い、SVM による危険度算定を実施した。危険度算定の手順は既往文献⁹⁾に従い、潜在危険度と対策工効果を求めた上で、両者から総合危険度を導き出すものとした。

(1) 潜在危険度 $f(x)1$ の評価

表 3-2 に示す無対策の 6 箇所の斜面データのうち、安全・危険の教師値を有する 3 箇所（危険 1 箇所、安全 2 箇所）のデータを用いて潜在危険度 $f(x)1$ の評価を行った。評価基準となる分離面の生成には仮想データを利用するものとし、ここでは上記 3 箇所の元データから 11 項目の諸元データにより危険 12 個（=VD1：1+要因数：11×追加・展開数：1）、安全 23 個（=VD1：1+要因数：11×追加・展開数：2）の仮想データを生成して、これにより評価用分離面 I を構築した。この分離面で 37 箇所の斜面（全 62 箇所の斜面データのうち教師値を有するランク I と III のデータ。ただし、対策工のあるものも含む）について、潜在危険度を算定した結果を図 3-8 に示す。潜在危険度は、対策工効果を考慮しないで地形・地質条件に対する斜面の危険度を算定していることであり、斜面

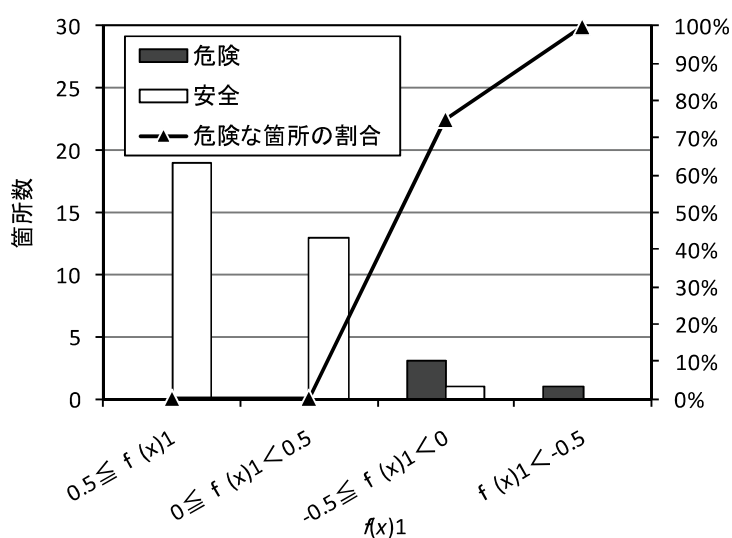


図 3-8 潜在危険度と斜面の変状の進行性との関係

自体が持っている危険度を表現している。

(2) 対策工効果 E の評価および総合危険度 $F(x)$ の算出

潜在危険度による評価は、本来その地点が有している地形・地質条件に対して対策工の有無にかかわらず、各斜面の危険度を算定したものである。一方、対策工がすでに施工されている箇所では、その効果を加味しなければ現在の状況を再現していないものと考えられる。本章では既往文献⁹⁾を参考に、図 3-2 に示す概念で対策工効果を評価した。

62 箇所の全体データのうち、対策工が施工され、かつ教師値を有する 34 箇所の斜面データ（危険 3 箇所、安全 31 箇所）から仮想データの追加・展開が可能な 15 箇所の斜面データ（危険 2 箇所、安全 13 箇所）を用いて SVM による分析を行い、分離面Ⅱを構築した。ここでも潜在危険度の評価時と同様に、仮想データを用いた分析法により上記 15 箇所の元データから 11 項目の諸元データにより危険 23 個（=VD1：1+要因数：11×追加・展開数：2）、安全 166 個（=VD1：1+要因数：11×追加・展開数：15）の仮想データを生成して、分離面Ⅱを求めた。

34 箇所のデータの $f(x)1$ と $f(x)2$ 、およびそれらから算出された対策工効果 E と総合危険度 $F(x)$ の値のうち、総合危険度が低い順番に並べ替え、上・下位 10 番目までを整理した結果を表 3-4 に示す。また、これをもとに総合危険度と危険・安全の教師値との関係および危険な箇所の割合（該当する全データのうち危険データが含まれる割合）を検証したものを図 3-9 に示す。

対策工効果を加味した総合危険度と危険・安全の教師値の関係は、図 3-9 のとおり、総合危険度が負値の場合、教師値が危険となるものの割合が上昇し、正值の場合、教師値が安全になっているものが増加している。また、的中率を確認すると、危険斜面単独では 75% (3/4) と比較的に低いが、安全斜面では 97% (32/33) となり、総合的な中率が 95% (35/37) と高い精度を有している。このように比較的に良好な整合性が認められる。これらの中で対策工が施工されていながらも総合危険度が高く危険と評価されている ID60 と ID61 では対策工効果が認められておらず ($E=0$)、実施されている対策工の規模や工種が斜面状況に合致していないことを示唆しているものと解釈できる。これらの箇所について斜面カルテから危険と評価される要因を確認すると、対策工が施工されていない斜面上方にある不安定な浮石や転石であった。これに対して竣工図面により選定されている対策工の状況を確認すると、すべり抑止のための擁壁工であり、対策工の目的が斜面変状に対するものではないことが確認された。

対策工が施工されていない斜面で、危険度が最も大きな値を示す ID12 は、斜面カルテおよび竣工図面により確認すると、高角度節理が発達した斜面であり、基盤岩と崖錐の境界部に湧水が確認され、洗掘が進行している。このため、対策工の施工が求められている斜面であった。

一方、教師値が負値であり危険と評価されるべき ID2 および ID8 について、ID2 では

総合危険度が正值とはいえ 0 に近く、総合危険度の上位に位置することから、比較的危険との評価に類するものと判断できる。ID8 では総合危険度が負値とはいえ 0 に近く、対策工の効果が低いと判断できる。これらを斜面カルテにより確認すると、ID2 では、道路面の沈下および吹付モルタルのクラックが確認され、崩積土の沈下が変状の要因となっている。竣工図面により対策工を確認すると、石積み擁壁および吹付モルタルであった。また、ID8 では、地山の崩壊跡や不安定表土ならびに竹林の倒木、根曲がりの確認され、地山表層のすべりが懸念される斜面である。竣工図面により対策工を確認すると、斜面末端の擁壁工であった。

表 3-4 潜在危険度、対策工効果および総合危険度
(仮想データを使用した場合)

順番	ID	潜在危険度 $f_1(x)$	$f_2(x)$	対策工効果 $E=f_2(x)-f_1(x)$	総合危険度 $F(x)$	斜面 変状
総合危険度上位10番目まで	12	-0.5887	—	—	-0.5887	危険
	60	-0.0136	-0.3266	0.0000	-0.0136	危険
	8	-0.1611	-0.0062	0.1549	-0.0062	危険
	61	-0.0061	-0.0238	0.0000	-0.0061	安全
	55	0.0549	0.3915	0.3366	0.3915	安全
	52	0.1731	0.3923	0.2192	0.3923	安全
	3	0.0258	0.3965	0.3707	0.3965	安全
	24	0.2506	0.4979	0.2473	0.4979	安全
	2	-0.1696	0.5085	0.6782	0.5085	危険
	25	0.0029	0.6040	0.6010	0.6040	安全
総合危険度下位10番目まで	20	0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
	21	0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
	22	0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
	27	0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
	31	1.0000	1.0816	0.0816	1.0816	安全
	34	1.0000	1.0816	0.0816	1.0816	安全
	36	1.0000	1.0816	0.0816	1.0816	安全
	6	0.8320	1.0984	0.2664	1.0984	安全
	15	0.8320	1.0984	0.2664	1.0984	安全
	42	0.8320	1.0984	0.2664	1.0984	安全

注) 対策工効果 $E \leq 0$ の場合は、 $E=0$ とする。

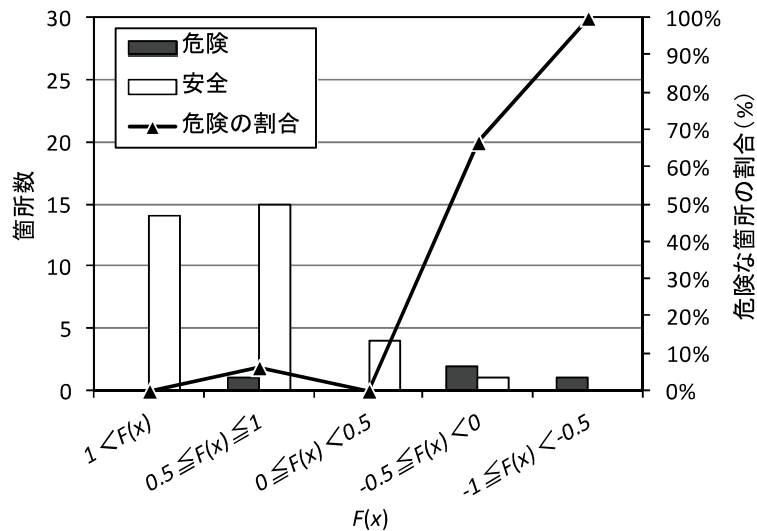


図 3-9 総合危険度と斜面の変状の進行性との関係
(仮想データを使用した場合)

(3) 仮想データを用いない場合の危険度算定結果

仮想データの方法を用いずに、分離面 I および II を求め、危険度の評価を行った。その結果を表 3-5 および図 3-10 に示す。

評価結果は、表 3-5 および図 3-10 に示すとおり、総合危険度の的中率は、危険斜面単独では 100% (4/4)、安全斜面では 97% (32/33) となり、総合的中率が 97% (36/37) と仮想データと同等な整合性が確認された。しかし、潜在危険度を確認すると、斜面変状が安全と評価される ID52, ID55, ID61 において危険の評価となり、仮想データによる値の方が実際の変状に対し整合性が高い。これには潜在危険度を求めるための学習データが 3 箇所と少ないことから、分離面が誤判別を許容しないような形状となり、本来の目的である対象地域の中の特に危険性の高い箇所と安全性の高い箇所を簡単に評価できていないことが懸念された。これより、仮想データを用いない場合、学習データ数が少ないことで仮想データの方法に比べ、精度の信頼性に劣る結果となったと判断できる。

以上のことから、仮想データに基づく分析が斜面の実データ評価に対して有効な手法であることが判明した。

表 3-5 潜在危険度, 対策工効果および総合危険度
(仮想データを使用しない場合)

順番	ID	潜在危険度 $f_1(x)$	$f_2(x)$	対策工効果 $E=f_2(x)-f_1(x)$	総合危険度 $F(x)$	斜面 変状
総合危険度上位10番目まで	12	-1.0079	—	—	-1.0079	危険
	2	-0.7238	-0.8906	0.0000	-0.7238	危険
	60	-0.1862	-1.0000	0.0000	-0.1862	危険
	61	-0.1862	-0.5775	0.0000	-0.1862	安全
	8	-0.4843	-0.0467	0.4376	-0.0467	危険
	55	-0.0806	0.0980	0.1786	0.0980	安全
	57	0.1455	0.2833	0.1378	0.2833	安全
	7	0.7069	—	—	0.7069	安全
	38	0.7478	—	—	0.7478	安全
	52	-0.0989	0.8314	0.9303	0.8314	安全
総合危険度下位10番目まで	17	0.4618	1.0213	0.5595	1.0213	安全
	18	0.4618	1.0213	0.5595	1.0213	安全
	20	0.4618	1.0213	0.5595	1.0213	安全
	58	0.6470	1.0625	0.4155	1.0625	安全
	6	0.7223	1.0843	0.3620	1.0843	安全
	15	0.7223	1.0843	0.3620	1.0843	安全
	42	0.7223	1.0843	0.3620	1.0843	安全
	48	0.4171	1.1105	0.6934	1.1105	安全
	29	0.2272	1.2013	0.9740	1.2013	安全
	40	0.3739	1.2298	0.8558	1.2298	安全

注) 対策工効果 $E \leq 0$ の場合は, $E=0$ とする.

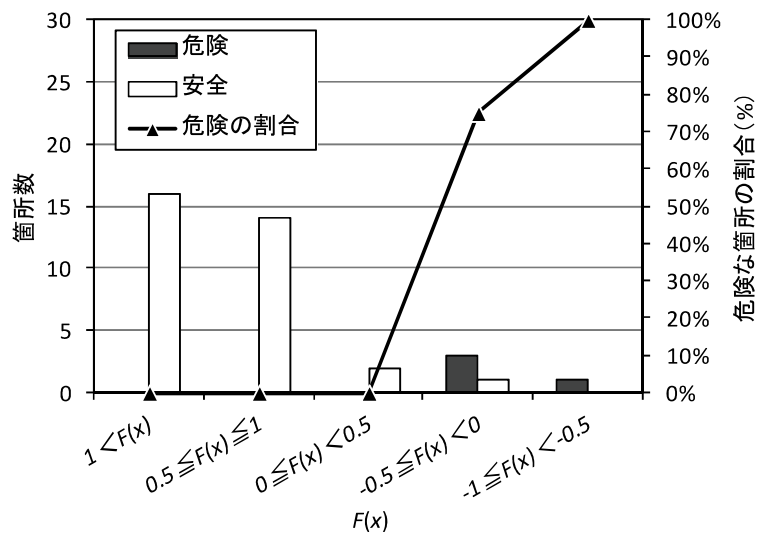


図 3-10 総合危険度と斜面の変状の進行性との関係
(仮想データを使用しない場合)

(4) 教師値をもたない 25 斜面の評価

次に、仮想データから求めた分離面 I および II を利用して本章の分析対象のデータのうち教師値を持たなかったランク II に該当する 25 箇所の斜面（変状は発生しているが、進行性がない、もしくは進行性が不明であるもの）の評価を行った。その結果を表 3-6 に示す。

表 3-6 教師値を持たない 25 斜面（ランク II）の評価

ID	潜在危険度 $f_1(x)$	$f_2(x)$	対策工効果 $E=f_2(x)-f_1(x)$	総合危険度 $F(x)$
14	-0.2101	—	—	-0.2101
44	-0.1607	-0.1223	0.0384	-0.1223
56	-0.0819	-0.2836	0.0000	-0.0819
13	-0.0649	—	—	-0.0649
62	-0.0192	-0.0290	0.0000	-0.0192
45	0.0161	0.1167	0.1006	0.1167
43	0.1345	-0.1304	0.0000	0.1345
49	0.1794	0.1408	0.0000	0.1794
54	0.1044	0.2138	0.1095	0.2138
51	0.0478	0.2930	0.2451	0.2930
19	0.3111	—	—	0.3111
53	0.1812	0.3644	0.1832	0.3644
16	-0.2510	0.3770	0.6280	0.3770
10	-0.2310	0.4817	0.7128	0.4817
47	0.1842	0.4880	0.3038	0.4880
1	-0.1486	0.5330	0.6816	0.5330
41	0.0227	0.5700	0.5473	0.5700
9	0.1019	0.6783	0.5764	0.6783
11	0.1019	0.6783	0.5764	0.6783
46	0.4568	0.7698	0.3130	0.7698
23	0.2750	0.7757	0.5007	0.7757
4	0.2996	0.8156	0.5160	0.8156
39	0.6291	0.9030	0.2739	0.9030
37	0.3066	0.9035	0.5969	0.9035
35	1.0000	1.0816	0.0816	1.0816

注) 対策工効果 $E \leq 0$ の場合は、 $E=0$ とする。

25 斜面のうち、危険と判定された箇所は 5 箇所であり、安全と判定された箇所は 20 箇所であった。評価結果を確認することを目的に代表的な箇所について現地調査を行った。現地調査結果のうち、対策工が施工されいながら危険と判定された ID56（導水路近接斜面）、安全と判断された ID35（ヘッドタンク近接斜面）および総合危険度 $F(x)$ が平均的な値となった ID54（導水路近接斜面）を抽出した。それぞれにおける斜面崩壊のパターンは、岩塊の落下（ID56）、石積擁壁の崩壊（ID35）、転石（ID54）が想定され、これに伴い各施設が損傷することが考えられた。また、施工されている対策工は、主に擁壁工であり、施設の上方あるいは下方に設けられ、導水路やヘッドタンクの近接法面の保護を目的としている。調査結果の概要を以下に示す。

ID56 は、斜面カルテによると、コンクリート擁壁工と落石防止工が施工されている箇所であるが、危険と評価された箇所である。写真 3-1 のとおり、岩盤には開口した割れ目や緩んでいる状況が確認され、隣接する樹木にもたれかかった状況であった。また、頂部の岩塊では、接触している樹木の断面が扁平となっていることから、これに支えられているものと推測された。調査当初は、落石防止工に変状はなく、落石が分布していないことが確認されているものの、岩塊の落下に対して既存のコンクリート擁壁工や落石防止工では対応が困難と推測され非常に危険な状況と考えられた。これより分析による評価結果は妥当と判断できた。

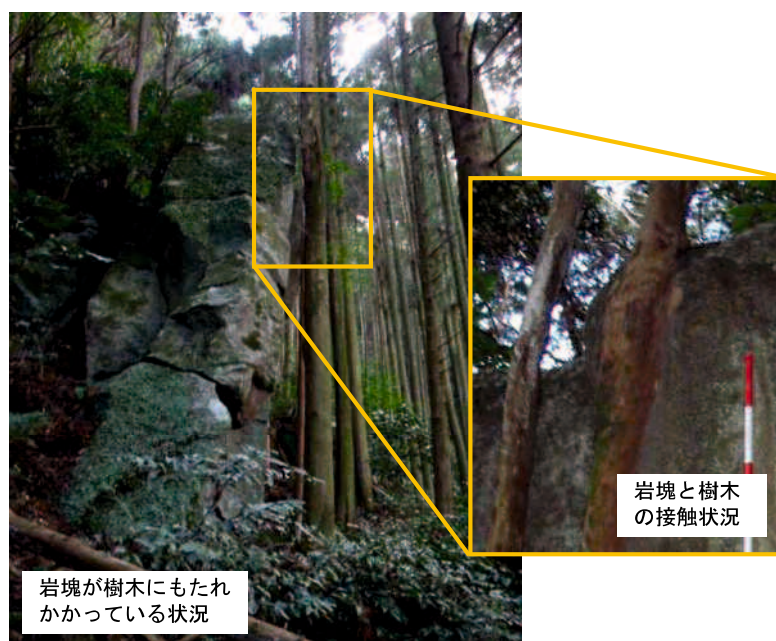


写真 3-1 ID56 の状況 (危険な箇所)

ID35 は、特に安全と評価された斜面である。写真 3-2 のとおり、斜面全体が緩やかで、崩壊した箇所は、石積擁壁の部分的な崩落である。植生状況などから調査当初と同様に、現状においても変状が全くないものと推測される。現地状況からみても周囲に石積擁壁をさらに崩落させるような誘因がないため、急激に安定性が失われる可能性は低いものとみられる。



写真 3-2 ID35 の状況 (安全な箇所)

ID54 は、総合危険度が平均的な箇所である。現状では、写真 3-3 に示すとおり、直径 1.0m 規模の転石が多数確認されたものの、転石には苔が多く付着した状況であり、いずれも古い落石によるものと考えられる。これにより、比較的安定した状態にあるものと考えられる。しかしながら、「今後、落石となる可能性は残っていること」、「対策工

は導水路施設に設けられた擁壁工であり、この落石に対する効果が無いこと」などから、施設保全のためには新規の変状に留意すべき箇所と評価できる。



写真 3-3 ID54 の状況（平均的な箇所）

現地調査による確認は、ボーリングや物理試験などによる定量的な評価ではなく、目視による定性的な評価となっているものの、上述のとおり、本章で得られた分析結果は、現地状況から得られる知見と整合する結果であると考えられる。

これらのことから、仮想データを用いた分析では、危険・安全の教師値を与えることができなかつたデータについても専門家の意思決定支援が可能となるような判定を行えることが明らかとなった。教師値の得られないデータについては、これまで対策優先順位の優劣をつけることが難しく大きな課題となっていたが、本手法を利用することにより精度良く危険・安全の判定を行えることとなった。これは、本章で提案する手法が、今後の防災事業計画を考える上で非常に有効な手段のひとつであることを示した結果と評価できる。

3.6 まとめ

本章では、大石ら⁹⁾の提案する SVM を用いた斜面危険度評価手法を用いて、必要となる学習データ数が十分でない場合を想定し、これを補完する方法として仮想データの作成手法の提案を試みた。本章における主要な結論を以下に示す。

- ・分析対象となる元データの数が少ない場合でも、仮想データを追加・展開することで精度の高い分離面を構築することができ、斜面危険度評価に利用することが可能と考えられる。
- ・仮想データの作成では、矛盾データの展開を行わないことと、できるだけ追加・展開の回数が増えるような SVM のパラメータを選定することで、仮想データを用いない方法に比べて、精度の高い分離面を構築することが可能となった。
- ・仮想データから求められた分離面を用いることで、これまで安全・危険の判断ができなかった斜面の評価の指標を示すことが可能となった。これらの斜面に対して、現地調査を行い、現地状況から得られる知見と本章で得られた分析結果が同様であることを確認した。
- ・これらのことから、本章で提案する手法によって、専門家の意思決定支援が可能となり、防災事業の優先順位を検討するための一つの指標である危険度を効率的に求めることが可能となった。この危険度に対策工コストや施設の重要度などのパラメータを加えることにより、防災事業の総合的な事業評価が実現するものと考えられる。また、本章による取り組みにより、SVM による危険度の設定手法の利便性がさらに向上できたものと考えられる。

本章の対象となった災害形態は斜面崩壊に限られていたが、手法の汎用性を確認するためには他の災害現象への応用の可能性を検証することが望ましい。よって、今後は、土石流の発生危険度や河川の氾濫に対する危険度等、より広範囲への適応に取り組んでいきたい。さらに、適正な結果を得るために必要となる学習データの数とその検証方法について、今後検討が必要と考えられる。

参考文献

- 1) 社団法人地盤工学会：地盤工学・実務シリーズ 23，豪雨時における斜面崩壊のメカニズムおよび危険度予測，丸善，pp.73-96，2006.
- 2) 南部光広，軽部大蔵，浅野雅行：統計的手法による道路用盛土法面の安定度解析，土木学会論文集，第 241 号，pp.93-103，1975.
- 3) 沖村孝，杉本博：統計的手法による自然斜面崩壊の研究，土木学会論文集，第 290 号，pp.89-97，1979.
- 4) 杉山和一，後藤恵之輔，棚橋由彦：地滑りの危険度評価における数量化理論適用の試み，地すべり学会誌，Vol.23，No.4，pp.24-28，1987.
- 5) 作田健，香月智，安田勇次，松村和樹，松木敬，尾崎順一：類似分析とニューラルネットワークを用いた山地源頭部斜面崩壊確率推定法，砂防学会誌，Vol.60，No.4，pp.3-14，2007.
- 6) 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，No.581／VI-37，pp.107-121，1997.
- 7) 安田三郎：社会統計学，丸善，1969.
- 8) Cortes C. and Vapnik V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 9) 大石博之，尹禮分，中山弘隆，古川浩平：サポートベクターマシンによる対策工効果を考慮した土石流危険渓流の危険度評価，砂防学会誌，Vol.60，No.1，pp.3-10，2007.
- 10) 澤田 尚，杉原 成満，西村 大喜，篠崎 嗣浩，大石 博之，古川 浩平：斜面災害対策事業における対策工選定フローの設定に関する一提案，土木学会論文集 F3，土木情報学，Vol. 67，No. 1，pp.1-6，2011.
- 11) 澤田尚，杉原成満，大石博之，古川浩平：少ない斜面危険度の判定基準データから作成した仮想データを用いた SVM 解析による斜面危険度評価，土木学会論文集 F6，地域防災学，Vol.69，No.1，pp.46-58，2013.
- 12) 財団法人道路保全技術センター：道路防災点検要領，落石・崩壊，1996.
- 13) 杉本博之，阿部淳一，古川浩平：応答局面支援のための SVM に関する基礎的研究，土木学会第 61 回年次学術講演会，pp.1051-1052，2006.

第4章 斜面对策事業における対策工選定フローの設定に関する一提案

4.1 緒言

斜面災害の抑止には、擁壁工や法枠工などに代表されるハード対策（以下、対策工）の施工が効果的である。しかしながら、これらを必要とする危険な斜面（以下、危険箇所）が多いこと、近年の経済状況から対策工を施工するための予算確保が困難なことなどの理由により、思うように斜面災害対策事業の進展がはかれず、現状の対策工の整備率が低いという実情がある。このため、今後、すべての斜面に対策工を施工することは費用面・時間面からも困難であると考えられる。

このような状況に対し、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ¹⁾などの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、先の費用面や時間面の課題に対する一つの解決策になるものと考えられる。このような分野に関する既往の取り組みの一つとして、数理的な手法であるサポートベクターマシン²⁾（Support Vector Machine：以下、SVM）を用いて地形・地質的な素因と過去の災害履歴の関係から災害の発生と非発生を分ける分離超平面（以下、分離面）を設定し、当該分離面からの距離を危険度として算出する方法が大石ら³⁾によって提案されている。また、この研究では、対策済の斜面データから設定した分離面に基づく危険度と無対策の斜面データから設定した分離面に基づいた危険度とを比較することにより、対策工効果を定量的に評価する方法も考案されている。

大石ら³⁾の研究は、数理的な手法を用いることにより、対策工効果を踏まえた土砂災害の危険度評価が行える点で大きな成果を挙げている。しかしながら、対策工効果の評価にあたっては、対策工の有無にのみ着目し、擁壁工や法枠工などのように異なる目的や機能を持つ個々の工種についての対策工効果については評価がなされていない。そのため、対策工効果を踏まえて効果的な工種を選定するためには、工種ごとの対策工効果や複数の工種を組み合わせる場合における対策工効果の評価を行うことが必要となる。

そこで、本章では、大石ら³⁾の提案する斜面危険度および対策工効果の評価方法を活用し、山口県の急傾斜地崩壊危険箇所の調査データ¹⁾および過去の災害実績⁴⁾を用いて斜面災害対策事業における対策工選定フローの設定を試みた⁵⁾。その結果、設定した対策工選定フローに基づいた対策工の選定結果は、現地状況から得られる技術者の知見と一致することが確認された。

4.2 対策工選定フローの設定方法の概要

対策工選定フローの設定にあたっては、大石ら³⁾の提案する SVM を用いた危険度評価方法を活用する。以下に SVM の概要および SVM を用いた対策工選定フローの設定手順について述べる。

4.2.1 SVM の概要

SVM は 1995 年に Vapnik らによって提案されたパターン分類手法²⁾の一つである。

SVM の概念図を図 4-1 に示す。SVM は、線形分離不可能なデータ群を非線形関数を用いることにより高次元特徴空間にマッピングし、線形分離可能な状態とすることで明確に分離する機能を持つ。この時、高次元特徴空間でデータを分離する面を分離超平面と呼ぶ（図 4-1 の $f(x)=0$ の面。以下、分離面）。この機能を用いて、災害の発生と非発生を判別する分離面と各データとの距離 $f(x)$ を算出することで危険度を評価することもできる^{3), 6)}。

本章では、この危険度評価手法を用いて算出される現在の斜面危険度 $f(x)1$ 、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ を踏まえた対策工選定フローの設定を行う。なお、SVM 解析における教師値は災害の発生を -1 、非発生を $+1$ とした。このため、 $f(x)$ 値が $-\infty$ に近づくほど危険、 $+\infty$ に近づくほど安全と評価することができる。

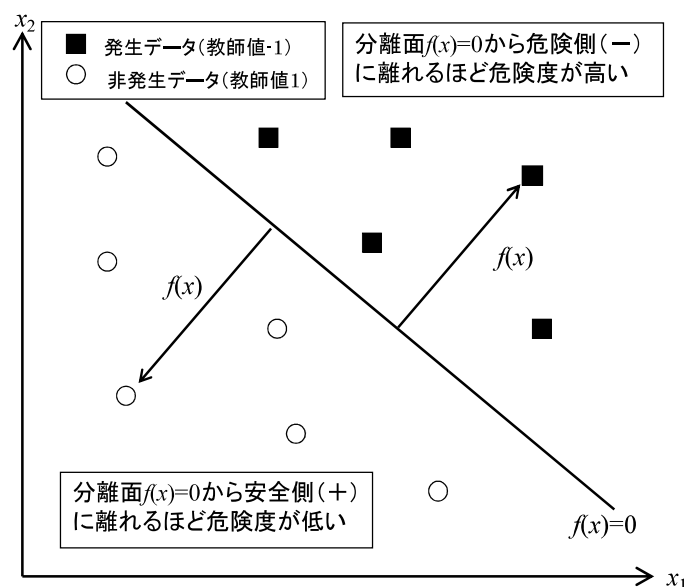


図 4-1 SVM の概念図

4.2.2 対策工選定のフロー設定手順

対策工選定フローにおける対策の要否と最適な対策工の選定は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ 、対策工の施工後に想定される対策後の斜面危険度 $f(x)2$ 、斜面危険度の変化量により算出される対策工効果 E に基づいて行う。

本章で提案する対策工選定フローを図 4-2 に示す。また、対策工選定フローの設定手順を以下に示す。

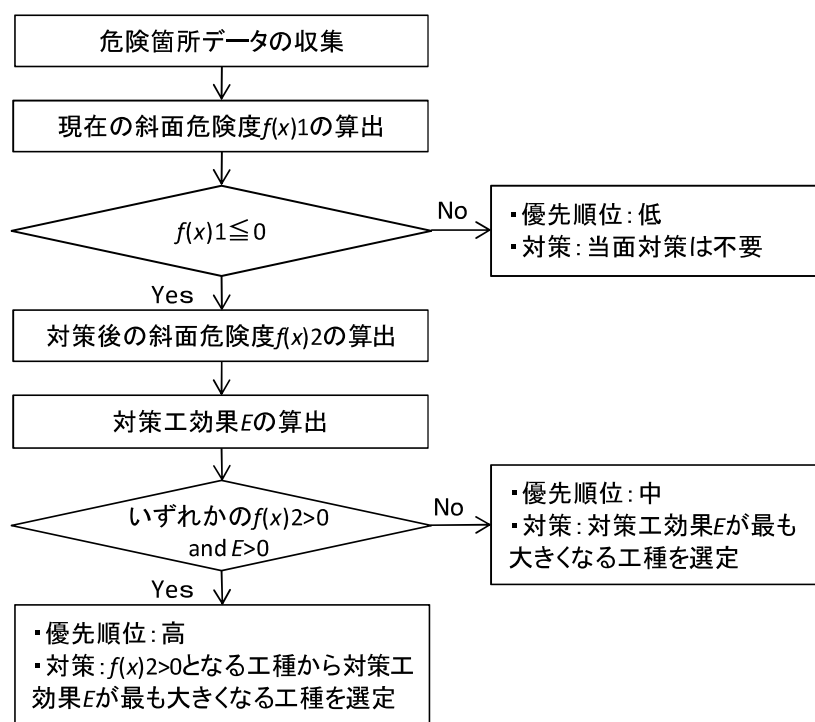


図 4-2 対策工選定フロー

(1) 分離面の設定

SVM 解析に用いる評価指標は、各斜面の地形・地質的な素因とし、教師値は過去の災害履歴とする。SVM を用いてこれらの関係を分析することで災害の発生と非発生を判別する分離面を得ることができる。

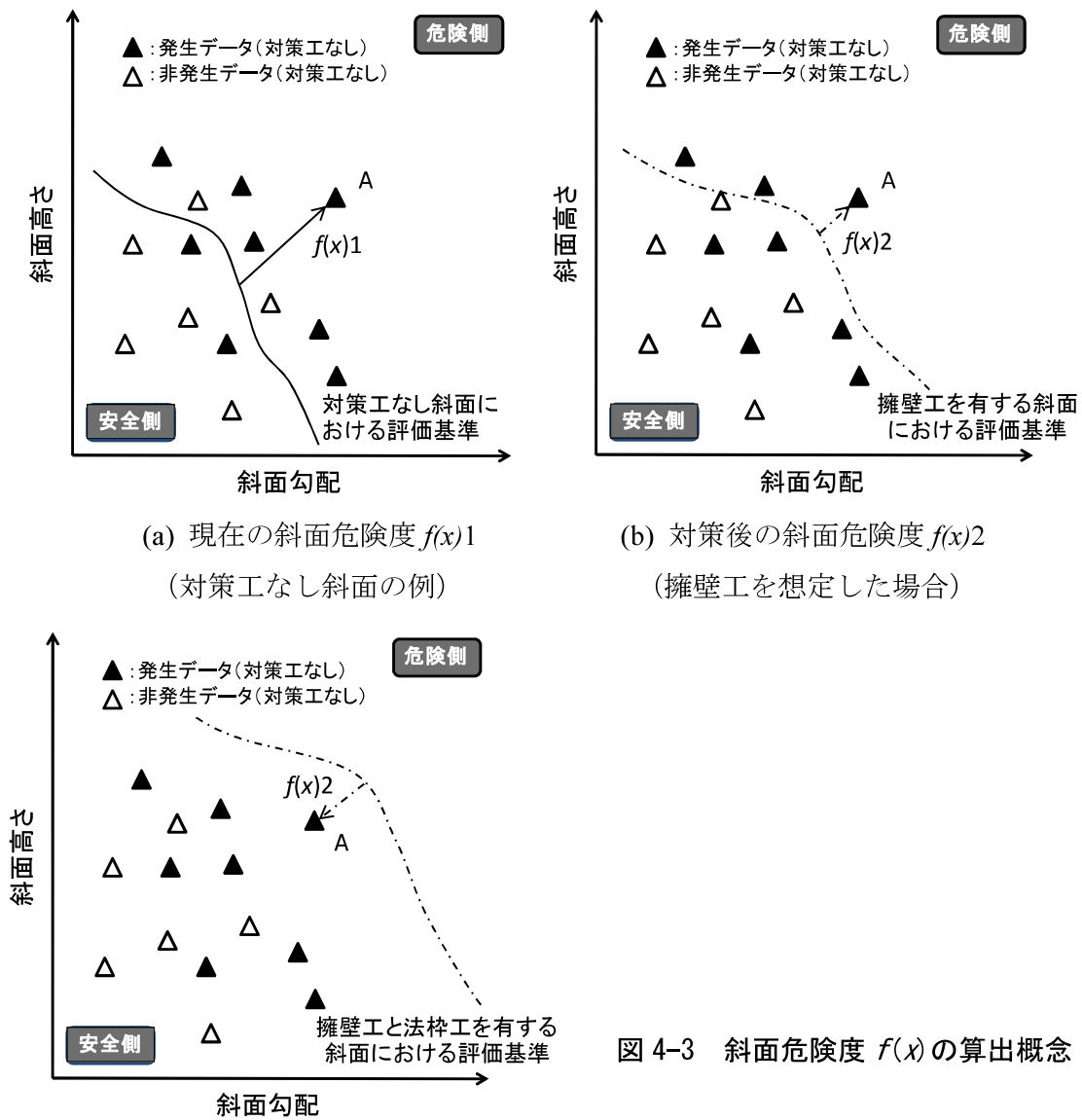
なお、算出する斜面危険度は、同様の特徴を有する斜面であっても対策工の有無や工種の違いによって異なるものと考えられる。そのため、本章では個々の斜面データを対策工の施工されていない斜面、擁壁工のみが施工されている斜面、擁壁工と法枠工が施工されている斜面等に分類した上で、分類ごとに斜面危険度の算出に用いる分離面の設定を行うこととした。

(2) 斜面危険度の算出

現在の斜面危険度 $f(x)1$ は、評価対象斜面が該当する分類における分離面と当該斜面データとの距離によって算出することができる (図 4-3(a))。これにより、現在の斜面

危険度を評価することができ、斜面危険度に基づいた対策の要否を判断することが可能となる。

一方、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ は、任意の対策工が施工されている斜面が該当する分類における分離面と評価対象斜面との距離によって算出することができる(図4-3(b), 図4-3(c)). これにより、様々な工種について対策後の斜面危険度 $f(x)2$ を算出することが可能となる。



(a) 現在の斜面危険度 $f(x)1$
(対策工なし斜面の例)

(b) 対策後の斜面危険度 $f(x)2$
(擁壁工を想定した場合)

(c) 複数の対策後の斜面危険度 $f(x)2$
(擁壁工+法枠工を想定した場合)

図 4-3 斜面危険度 $f(x)$ の算出概念

なお、表層崩壊している斜面において、対策工に擁壁工を選定した場合、対策工の工種が適切ではないため、要因と対策工の関係に矛盾が生じ、対策工の施工により斜面危険度が危険側に推移するという評価 ($f(x)2 < f(x)1$) となることも考えられる。このような場合は、対策工の効果が無いと判断できるため、 $f(x)2 = f(x)1$ とする。

また、求めた対策後の斜面危険度 $f(x)2$ と現在の危険度 $f(x)1$ との差は、対策工の施工による危険度の変化量であり、この差を対策工効果 E として考えることが可能である³⁾。これらの指標を用いて、各斜面に対し最適な対策工を選定することが可能となる。

4.3 使用データの概要

4.3.1 対象データ

本章では、平成 11 年に作成された急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ（以下、H11 斜面カルテ）¹⁾が入手できた山口県内の 16 市町村（いずれも旧行政界，図 4-4）より，表 4-1 に示す 627 箇所（対策工なし：163 箇所，対策工あり：464 箇所）を分析対象データとした。

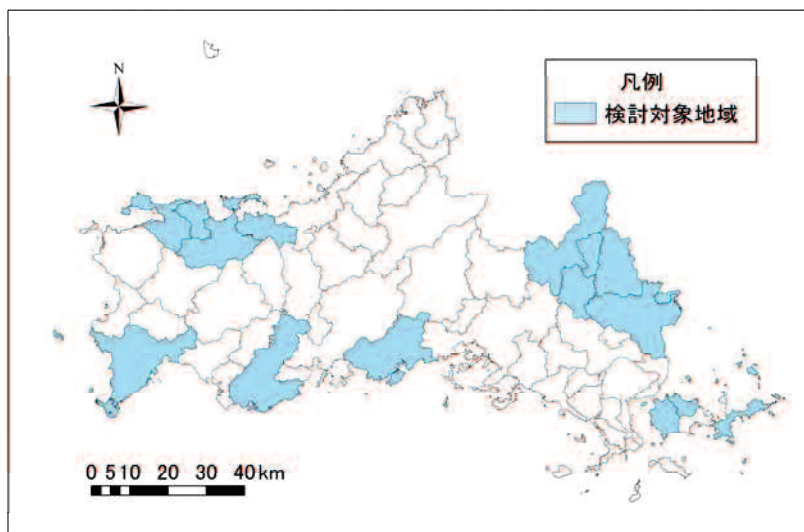


図 4-4 検討対象地域

表 4-1 対策工の工種と箇所数の関係

工種		箇所数		
		発生	非発生	計
対策工なし		11 (27)	152	163
対策工あり	擁壁工	7 (16)	222	229
	擁壁工+落石防止工	6 (8)	92	98
	擁壁工+法枠工	1 (3)	39	40
	擁壁工+法枠工+落石防止工	2 (2)	95	97
対策工あり小計		16 (29)	448	464
総計		27 (56)	600	627

※発生の数値は疑似データ追加後の件数

なお、本章では工種ごとに分離面を設定した上で、現状の斜面危険度 $f(x)1$ および対策後の斜面危険度 $f(x)2$ の算出を行うことから、収集した斜面データについては、表 4-1 に示すとおり対策工の有無および施工されている工種に基づいて分類を行った。ここに、本章では、対策工の選定フローに従い危険が予測される斜面に対し、妥当な工種と組合せの抽出を目的としている。

このため、対策工の効果が工種の増加により明らかに高まる組合せとして、擁壁工、擁壁工+落石防止工、擁壁工+法枠工、擁壁工+落石防止工+法枠工の計 4 通りの組合せを選定した。

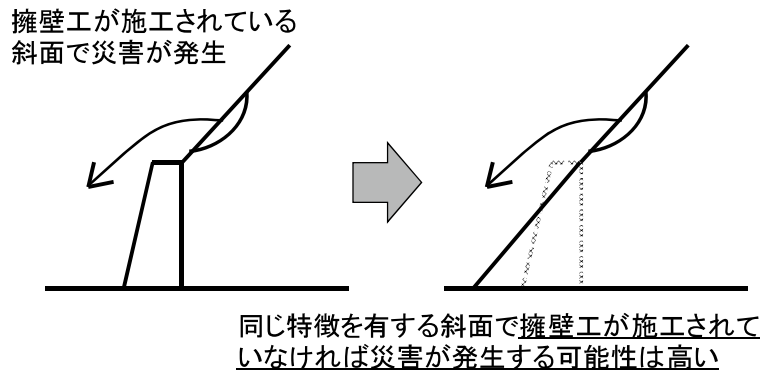
4.3.2 災害データ

分析の教師値となる過去の災害データは、H11 斜面カルテにおける崩壊履歴および山口県災害報告書（平成 3 年～平成 17 年）⁴⁾に記載の災害記録を用いる。ただし、対策工が施工されている斜面については、明らかに対策工を施工した後に発生した崩壊履歴を用いる必要があることから、山口県災害報告書（平成 3 年～平成 17 年）⁴⁾に記載の災害記録のうち、斜面カルテ作成以降となる平成 12 年以降の災害記録のみを用いることとした。

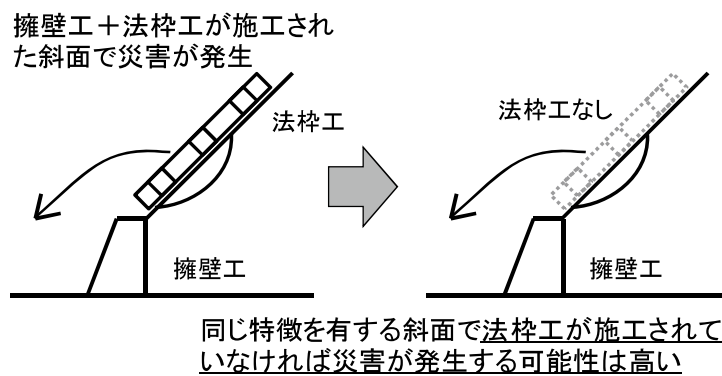
対策工の有無および工種毎の災害発生件数を表 4-1 に示す。表より、災害発生件数は総計で 27 件と少なく、工種によっては災害件数が 1 件の工種もある。本章で用いる SVM は、データ分布に基づいて災害の発生と非発生を分ける分離面を設定する手法であるため、災害件数が極端に少ない場合、分離面の設定が困難となる。

そこで、本章では、以下の考えに基づき、対策工により斜面の安全性が増すものと考え、対策工の工種が少ない斜面では、対策工の工種が多い斜面よりも危険であると仮定した。このような考えに基づき、疑似データを追加し、SVM 解析に用いることとした。疑似データとして用いる災害データの概念図を図 4-5 に示す。また、疑似データ追加後の災害件数を表 4-1 の()内に示す。

- ・未対策の斜面は対策済みの斜面よりも危険であると考えられるため、擁壁工が施工されている斜面で災害が発生したのであれば、同様の地形・地質的特徴を有する未対策の斜面でも災害が起り得ると考えられる（図 4-5(a)）。
- ・対策工により斜面の安全性は増すことから、対策工の工種が少ない斜面は、対策工の工種が多い斜面よりも危険である。例えば、擁壁工と法枠工が施工されている斜面で災害が発生したのであれば、同様の地形・地質的特徴を有する場合、擁壁工のみの斜面でも災害が起り得ると考えられる（図 4-5(b)）。



(a) 擁壁工が施工されている場合



(b) 擁壁工+法枠工が施工されている場合

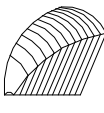
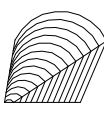
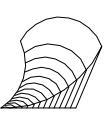
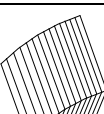
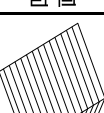

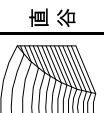
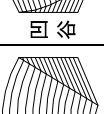
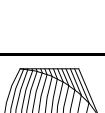
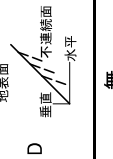
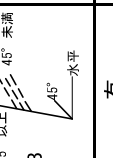
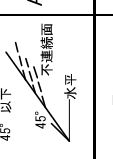
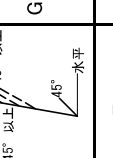
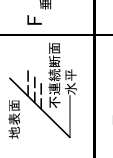

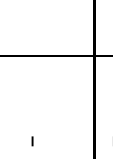
図 4-5 疑似データとして用いる災害データの概念図

4.3.3 地形・地質データ

分析に用いる地形・地質的な素因は、H11 斜面カルテに整理されている調査項目のうち、表 4-2 に示す 18 要因を用いることとした。ここで、斜面方位や斜面形状など、項目で整理されている要因⁷⁾(要因番号 3~8, 10~18) のカテゴリー区分は、危険性の大小が想定できる要因(要因番号 4, 6, 7, 11, 13~16, 18) の場合は最も安全側に該当する項目から 1, 2, 3, …と区分し、危険性の大小の想定が困難な要因(要因番号 3, 5, 8, 10, 12, 17) はそれぞれに次式で求めた災害発生率が低い項目から 1, 2, 3, …と区分した。

$$\text{災害発生率} = \frac{\text{うち災害発生箇所数}}{\text{各項目に該当する箇所数}} \times 100 \quad (4-1)$$

表 4-2 使用要因

要因		カテゴリー区分								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
傾斜度		連続値のまま使用								
斜面高さ		連続値のまま使用								
斜面方位		北西	南	北	北東	西	南西	南東	東	-
斜面形状		凸尾 	直尾 	凹尾 	凸直 	直直 	凹直 	凸谷 	直谷 	凹谷 
上位地形の方向		北東	東	北西	南	他	南西	北	西	南東
横断形状		平坦な斜面	下部に凹凸	全体に凹凸	上部に凹凸	オーバーハング	-	-	-	-
遷急線		遷急線が下部にある	遷急線が中部にある	遷急線が上部にある	不明瞭	-	-	-	-	-
地表の状況		亀裂	岩	風石	亀岩	亀浮	風岩	粘質	礫砂	-
表土の厚さ		連続値のまま使用								
地盤の状況		礫岩	亀岩	段丘	風石	軟岩	硬岩	崩積	風岩	-
岩盤斜面の亀裂		無	~10	10~30	30~50	50~	-	-	-	-
斜面と不連続面の傾斜関係		E 	D 	B 	C 	A 	G 	F 	-	-
断層・破砕帯の有無		不明	無	有	-	-	-	-	-	-
斜面の風化状況		新鮮	わずか	粘土化	土壌化	-	-	-	-	-
植生の種類		他	広葉	混交	針葉	竹林	草地	無	-	-
樹木の樹齢		50~	40~50	30~40	20~30	10~20	~10	無	-	-
伐採根の状況		有	無	-	-	-	-	-	-	-
湧水状況		乾燥	降雨	湿润	常時	-	-	-	-	-

※文献6)に加筆

(1) 地形要因

A 傾斜度

のり尻から自然傾斜変換点を結んだ線が水平となす角度を示す(図4-6参照).

B 斜面高さ

崩壊の発生が予想される高さを示す. 現地調査により, 地形, 地質および付近で発生した崩壊あるいは崩壊跡の地形等を勘案して想定する(図4-6参照).

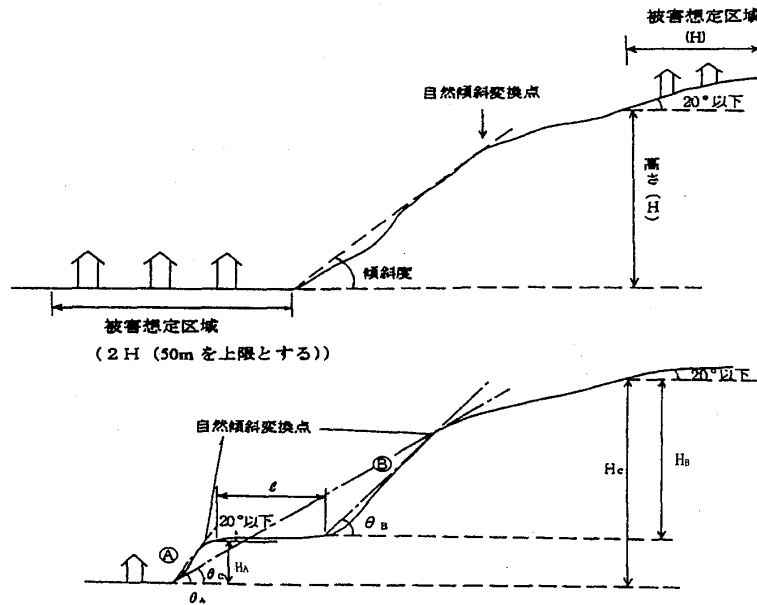


図4-6 斜面の傾斜度および高さ

C 斜面方位

斜面に対して, 背を向けた場合の方向を示す. 方位は, 東・南東・南・南西・西・北西・北・北東の8方位とする.

D 斜面形状

斜面形状は, 横断形状(直線型, 尾根型, 谷型)と縦断形状(凸型斜面, 直線斜面, 凹型斜面)から表4-3に示す9種類の分類とする.

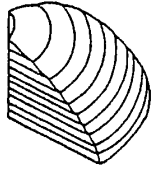
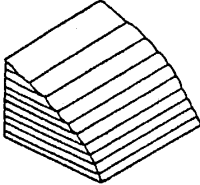
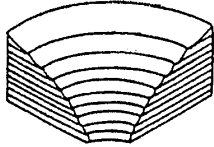
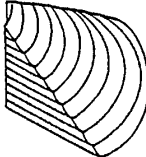
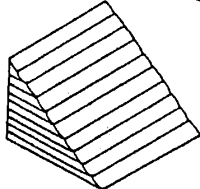
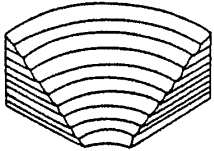
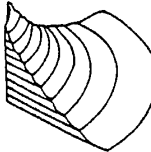
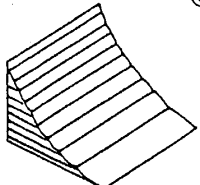
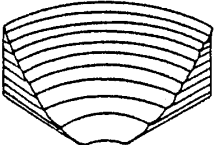
E 上位地形の方向

斜面が尾根に含まれる場合は, 図4-7のようにその斜面を含む尾根の方向をCと同様に8方位で記入する. もし, 上位地形が尾根状になっていない場合は, その他を記入する.

F 横断形状

横断形状は, 図4-8に示す5種類の分類とする.

表 4-3 斜面形状の考え方

着眼点		最大傾斜の方向（落水線）の変化状態		
最大傾斜の大きさ（勾配）の変化状態	分類基準	水平断面形（等高線の平面形）による斜面分類		
	分類	尾根型斜面 （散水斜面）	直線斜面	谷型斜面 （集水斜面）
	凸形斜面	①  凸形尾根型斜面	④  凸形直線斜面	⑦  凸形谷型斜面
直線斜面	②  直線尾根型斜面	⑤  直線直線斜面	⑧  直線谷型斜面	
凹形斜面	③  凹形尾根型斜面	⑥  凹形直線斜面	⑨  凹形谷型斜面	

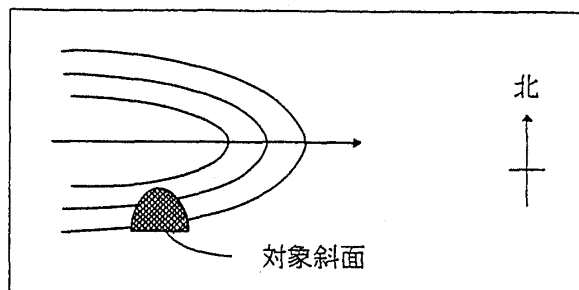


図 4-7 上位地形の方向（東向きの場合）

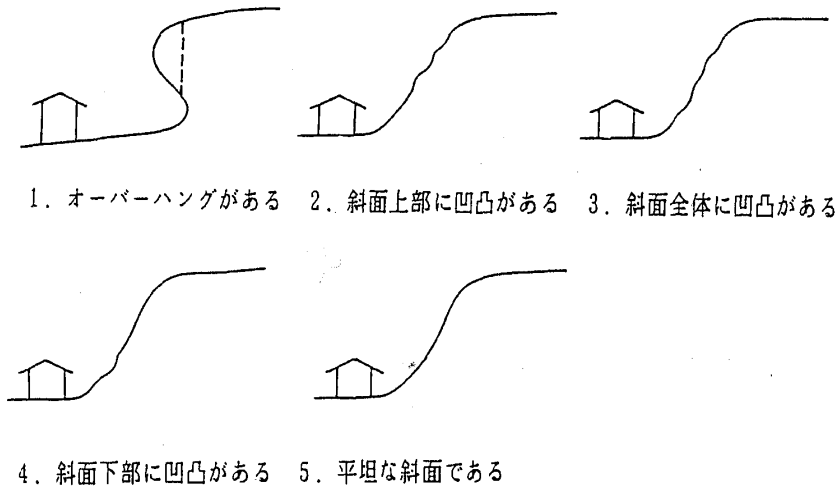


図 4-8 横断形状の種類

G 遷急線

遷急線とは、斜面情報から見て勾配が緩から急に変わる点を結んだ線であり、明瞭さおよび位置と併せて表 4-4 に示す 3 種類の分類を行う。

表 4-4 遷急線の分類

番 号	1	2	3
分類説明	遷急線が非常に明瞭	遷急線が明瞭	遷急線が不明瞭
形状図 断面図	 A～A断面	 B～B断面	 C～C断面
平面図			

(2) 地質要因

H 地表の状況

地表の状況とは、亀裂、風化等の斜面上の状況および斜面を構成している地質・土質の種類を意味するもので、表 4-5 に示す 5 種類とする。なお、転石、浮石とは、地表からはみ出しているものを示す。

表 4-5 地表の状況

番号	地表の状況
1	亀裂が発達，開口しており転石，浮石が点在する。
2	風化，亀裂が発達した岩である。
3	れき混り土，砂質土
4	粘質土
5	風化，亀裂が発達していない岩である。

I 表土の厚さ

表土とは，表面の腐食土，有機質土，風化土をさす。ただし，表土下に非常にルーズな崩積土等が出ればそれも含めた厚さとし，その全体の値を記入する。

J 地盤の状況

地盤の状況とは，斜面を構成している地質，土質，岩質の種類を意味するものであり，崩積土，火山碎屑物（シラス，ローム等），強風化岩（マサ等），段丘堆積物，軟岩，硬岩の6タイプに分類する。

K 岩盤斜面の亀裂

岩盤の亀裂の状況を亀裂の間隔で表現し，表 4-6 に示す4タイプで分類する。

表 4-6 岩盤の亀裂

1	亀裂間隔が 10cm 以下	2	亀裂間隔が 10～30cm
3	亀裂間隔が 30～50cm	4	亀裂間隔が 50cm 以上

L 斜面と不連続面の傾斜関係

斜面と不連続面の傾斜関係を意味するものであり，表 4-7 に示す7タイプとする。なお，不連続面とは，層理面，節理面，断層面，亀裂等を意味する。

M 断層・破碎帯の有無

明瞭な断層・破碎帯の有無を意味する。

N 斜面の風化状況

地表の風化状況を推定し，表 4-8 に示す5タイプで分類する。

表 4-7 斜面と不連続面の傾斜関係

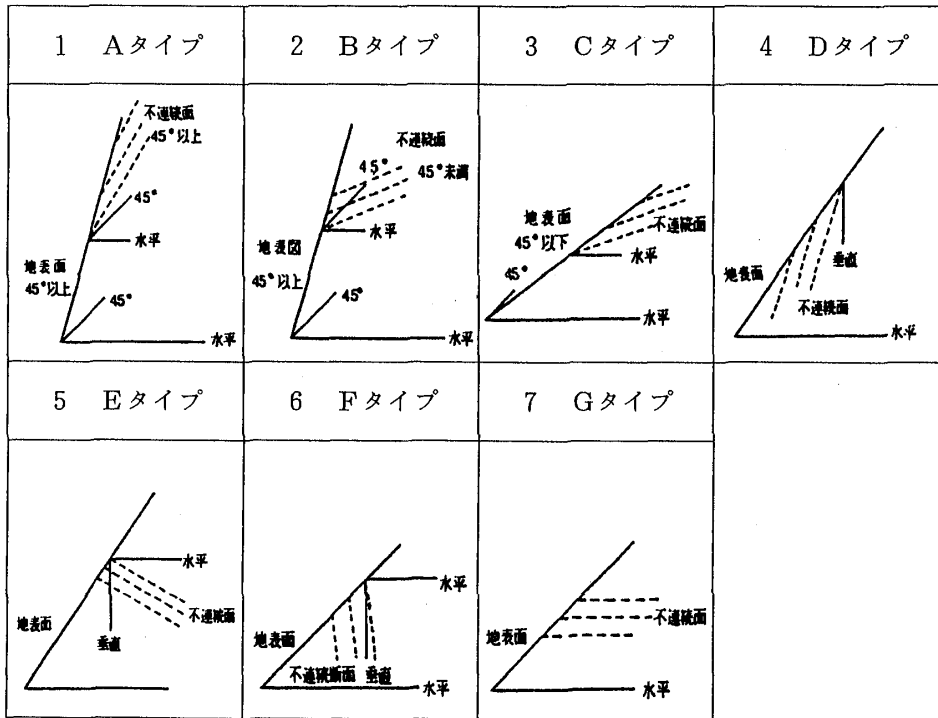


表 4-8 斜面の風化状況

1	岩質は非常に堅硬で全く風化していない。	2	岩質は非常に堅硬かつ新鮮であるが、割れ目沿いに風化変質が認められる。
3	岩質はわずかに風化へんしつしている。割れ目が発達し年度を挟在する。	4	風化作用を受け一部は粘土課している。岩片は全般に軟質で一部に硬い岩片を有する。
5	完全に風化し土壌化している。硬い岩片をほとんど残さない。		

(3) 環境要因

O 植生の種類

斜面における地被物の種類について、植生がない（裸地）、草地、竹林、針葉樹、広葉樹、針広混交の6タイプに分類する。

P 樹木の樹齢

斜面における樹木の平均的な樹齢を推定し、表 4-9 に示す6タイプに分類する。なお、植生の種類が草地、竹林、裸地の場合は「1：10年未満」を適用する。

Q 伐採根の状況

斜面における伐採根の有無を示す。

表 4-9 樹木の樹齡

1	10 年未満	2	10～20 年	3	20～30 年	4	30～40 年
5	40～50 年	6	50 年以上				

R 湧水の状況

斜面の湧水状況を示し、表 4-10 の 4 タイプに分類する。

表 4-10 湧水の状況

1	湧水が常時ある	3	降雨時に湧水がある
2	斜面が常時ジメジメしている	4	斜面は乾燥している

4.4 SVM を用いた対策工選定フローの設定

4.4.1 SVM を用いた危険度評価基準の設定

SVM 解析では、分離面と各データとの距離 $f(x)$ を算出して危険度を評価基準にすることから^{3), 6)}、最適な解析を行うためのパラメータスタディが必要である。ソフトマージン法を利用した SVM では、誤判別の度合いを調整する C とガウシアンカーネルの半径（データの影響度）である r の2つのパラメータを設定する必要がある。本章では、 $C=5, 10, 50, 100\sim 500$ （100 刻み）の 8 ケース、 $r=1\sim 10$ （1 刻み）の 10 ケースの計 80 通りの組合せについて検討を行った。

パラメータスタディでは、次式に定義する的中率と既往研究⁸⁾におけるパラメータの選定方法を参考に、的中率 100.0%のパラメータセットのうち、サポートベクター ($|f(x)| \leq 1$ となるデータ) の数が最も少なくなる $C=500, r=8$ の組み合わせ（表 4-11 中のハッチング箇所）を最適なパラメータとして採用した。

$$\text{的中率} = \frac{\text{的中データ数}}{\text{全データ}} \times 100 \quad (4-2)$$

表 4-11 的中率 100.0%となるパラメータにおける $f(x)$ 値カテゴリ毎のデータ分布

パラメーター		$f(x)$ 値カテゴリ毎のデータ個数				サポートベクターの数
C	r	$f(x) < -1$	$-1 \leq f(x) \leq 0$	$0 < f(x) \leq 1$	$1 < f(x)$	
5	2	1	55	390	210	445
10	2	1	55	402	198	457
50	4	4	52	171	429	223
100	5	4	52	158	442	210
200	6	4	52	150	450	202
300	7	4	52	141	459	193
400	7	4	52	146	454	198
500	8	4	52	139	461	191

※各 C の中でサポートベクターが最小となる r のみを記載

4.4.2 斜面危険度および対策工効果の算出

選定したパラメータを用いて、SVM 解析により地形・地質データと過去の災害実績（発生：-1、非発生：+1）を分析し、災害の発生と非発生を分ける分離面の設定を行った。また、当該評価基準を用いて個々の斜面の有する現在の斜面危険度 $f(x)_1$ 、対策後の斜面危険度 $f(x)_2$ 、斜面危険度の変化量により算出される対策工効果 E の算出を行った。算出した結果の一例を表 4-12 に示す。

対策工が施工されていない 326-I-0031 は、現在の斜面危険度 $f(x)_1$ が負値を示すため、災害の危険性が高い斜面であり対策が必要であると判断できる。当該斜面に対策工を施

工した場合を想定すると、擁壁工のみを施工した場合でも対策工効果 E が 2.48 と大きく、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ も 1.48 と正值を示す。そのため、当該斜面において擁壁工の施工は有効であると考えられる。

表 4-12 検討結果の一例

箇所 番号	現状		対策工施工後			
	工種	斜面 危険度 $f(x)1$	工数	工種	斜面 危険度 $f(x)2$	対策工 効果 E
326-I -0031	なし	-1.00	1種類	擁壁工	1.48	2.48
			2種類	擁壁工+落石防止工	2.40	3.40
				擁壁工+法枠工	3.54	4.54
3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	3.54	4.54			
208-I -0211	なし	-1.00	1種類	擁壁工	-0.31	0.69
			2種類	擁壁工+落石防止工	1.64	2.64
				擁壁工+法枠工	1.31	2.31
3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	1.96	2.96			
201-I -0251	擁壁工	-1.00	2種類	擁壁工+落石防止工	4.44	5.44
				擁壁工+法枠工	2.84	3.84
			3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	4.44	5.44
201-I -0074	擁壁工	-1.00	2種類	擁壁工+落石防止工	4.38	5.38
				擁壁工+法枠工	4.47	5.47
			3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	4.47	5.47
208-I -0130	擁壁工	-1.55	2種類	擁壁工+落石防止工	-1.55	0.00
				擁壁工+法枠工	0.07	1.62
			3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	1.07	2.62
211-I -0003	擁壁工 +法枠工	2.63	3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	2.63	0.00

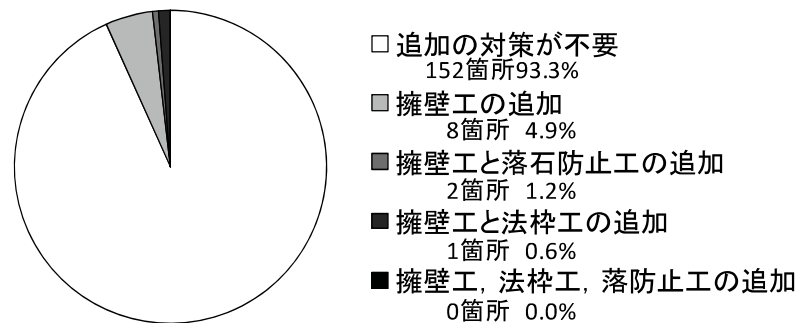
208-I-0211 は、326-I-0031 と同様に未対策であり、かつ災害の危険性が高い斜面である。当該斜面に擁壁工を施工した場合を想定すると、対策工効果 E は 0.69 と正值を示すため、擁壁工による災害抑止効果が期待できる。しかし、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ が -0.31 と負値を示すため、十分な安全性が確保できないものと推測される。そのため、当該斜面の対策後の斜面危険度 $f(x)2$ を正值とするため、擁壁工に落石防止工または法枠工を併用した対策が必要となる。危険度の算出結果によると、擁壁工と落石防止工を併用した場合、斜面危険度 $f(x)2$ と対策工効果 E は、法枠工を併用した場合より大きな正值を示す。これより、当該斜面では擁壁工と落石防止工の対策が最も効果的となる。

以上のような評価は、他の斜面でも同様に行うことが可能である。擁壁工が施工された 201-I-0251, 201-I-0074, 208-I-0130 は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ が負値を示すため、危険な斜面であると判断できる。追加対策後の斜面危険度 $f(x)2$ と対策効果 E の関係から 201-I-0251 では落石防止工を施工することで最も効果的な安全性が確保されると判断でき、201-I-0074 と 208-I-0130 では共に法枠工を施工することで最も効果的に安全

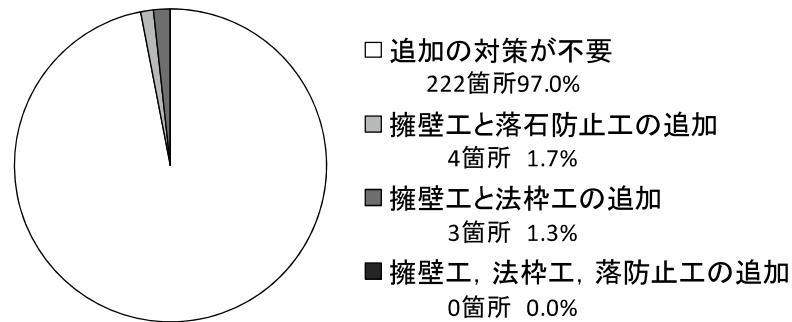
性を確保できると判断できる。また、211-I-0003は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ が正值を示すため、現状でも安全であると判断することができる。

他の箇所についても同様の検討を行い、最適な工種の選定を行った。結果を図4-9に示す。ここで、本章では擁壁工、法枠工、落石防止工の3工種が併用されている斜面までを対象としたことから、3工種が併用されている斜面は対策後の斜面危険度 $f(x)2$ が算出できていない。そのため、図中からは除外している。

図4-9の(a)~(d)では、対策工が施工されていない斜面に各対策工の追加が必要と判断される割合を示し、図4-9(e)では、(a)~(d)の総計を示している。これらより、全体の約95%の箇所において現在設置されている対策工により十分な安全性が確保されていることが確認できる。

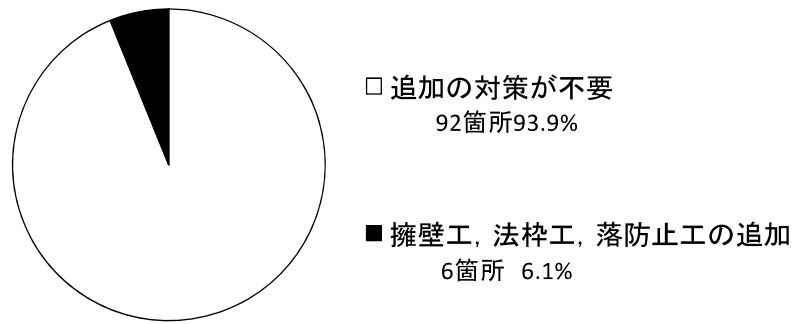


(a) 対策工が施工されていない斜面

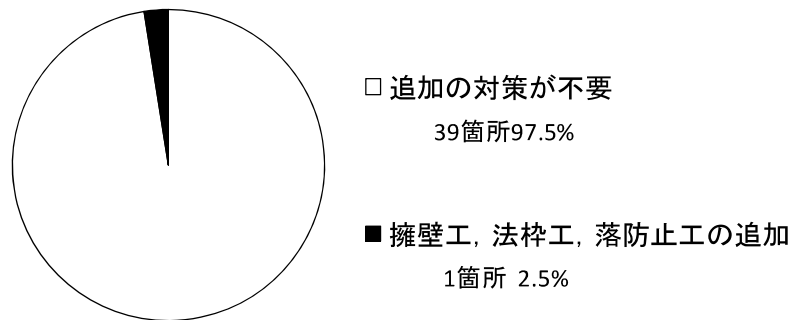


(b) 擁壁工が施工されている斜面

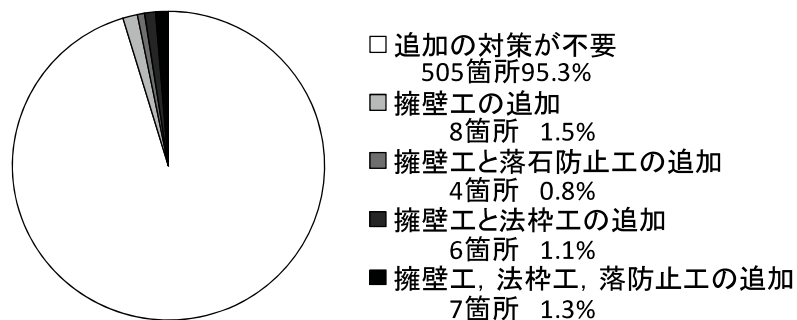
図4-9(1) 効果的な工種選定結果



(c) 擁壁工と落石防止工が施工されている斜面



(d) 擁壁工と法枠工が施工されている斜面



(e) (a)～(d)の総計

図 4-9 (2) 効果的な工種選定結果

4.4.3 対策工効果の妥当性評価

設定した対策工選定フローにより対策が必要と判断された箇所を対象に現地調査を行い、対策工選定フローに基づいた対策工選定結果の妥当性の確認を行った。現地調査結果の一例を以下に示す。

(1) 箇所番号 201-I-0251

201-I-0251 は、現在、擁壁工が施工されている箇所である。対策工選定フローによる選定では、現在の擁壁工に加え、落石防止工を追加施工した際、最も効果的であると

評価されている（表 4-12）。

当該斜面の現状を写真 4-1 に示す。斜面の上部には植物が繁茂しており、擁壁工の上部斜面の変状は確認されなかった。しかし、擁壁の基礎付近を確認すると小さな落石や転石が確認された。対策工選定フローにより効果的と評価された対策は、落石防止工である。もし、この対策工を施工していれば現地で確認された転石を最小限に抑えることが可能となったものと考えられる。

(2) 箇所番号 201-I-0074

201-I-0074 は、現在、擁壁工が施工されている箇所である。対策工選定フローによる選定では、現在の擁壁工に加え、法枠工を追加施工した際、最も効果的であると評価されている（表 4-12）。

当該斜面の現状を写真 4-2 に示す。斜面の上部は荒れており、擁壁工の上部斜面においてブルーシートで覆われた小規模な表層崩壊跡が見られた。対策工選定フローにより効果的と評価された対策は、法枠工である。もし、この対策工を施工していれば現地で確認された崩壊を最小限に抑えることが可能となったものと考えられる。

(3) 箇所番号 208-I-0130

208-I-0130 は、現在、擁壁工が施工されている箇所である。対策工選定フローによる選定では、現在の擁壁工に加え法枠工を追加施工した際、最も効率的であると評価されている（表 4-12）。

当該斜面の現状を写真 4-3 に示す。当該斜面では新たに法枠工と落石防止工が追加で施工されていることが確認された。この結果は、対策工選定フローから得られる効率的な対策工とは異なるものである。しかしながら、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ に着目すると、法枠工を施工した場合の斜面危険度 $f(x)2$ は 0.07 と小さいことから、十分な安全性を確保できない可能性が高い。それに対し、法枠工と落石防止工を施工した場合、より大きな対策工効果が得られるため、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ は 1.07 と大きく改善されるものと考えられる（表 4-12）。そのため、当該箇所においては、法枠工と落石防止工を施工することが最も適した対策と判断することができる。



写真 4-1 現地状況写真 (201- I -0251)



写真 4-2 現地状況写真 (201- I -0074)



写真 4-3 現地状況写真 (208- I -0130)

4.5 まとめ

本章で得られた主要な結論を以下に示す.

- 1) 工種別にSVMによる解析を行うことで、既往の研究では表現されなかった新たな対策工を施工した場合の対策工効果の評価が可能となった.
- 2) 本章で提案する手法を用いて新たな対策工を施工した場合の対策工効果の評価を行った結果、本検討で対象とした危険箇所の約95%の箇所において現在設置されている対策工により十分な安全性が確保されていることが確認された.
- 3) 本章で設定した対策工選定フローに基づいた対策の要否および最適な対策工は、現地状況から得られる知見と一致する妥当な結果であった.

本章では、急傾斜地崩壊危険箇所調査データ¹⁾を用いて斜面災害の防止に関する対策工に限って検討を行ってきたが、今後は道路路面や地すべり危険箇所の対策施設等、より幅広い分野への適応に取り組む次第である.

参考文献

- 1) 例えば、山口県下関土木建築事務所：管内一円情報基盤緊急整備事業に伴う斜面カルテ(急傾斜)作成業務委託，報告書，1999.
- 2) Cortes C. and Vapnik V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 3) 大石博之，小林央宜，尹禮分，田中浩一，中山弘隆，古川浩平：サポートベクターマシンによる対策工効果を考慮した斜面災害危険度の設定，土木学会論文集，Vol.63, No.1, pp.107-118, 2007.
- 4) 山口県土木建築部砂防課：連携案方式による土砂災害警戒避難基準雨量等の検討業務委託，報告書，2006.
- 5) 澤田尚，杉原成満，西村大喜，篠崎嗣浩，大石博之，古川浩平：斜面災害対策事業における対策工選定フローに関する一提案，土木学会論文集ノート，F3，土木情報学，Vol.67, No.1, pp.1-6, 2011.
- 6) 杉本博之，阿部淳一，古川浩平：応答局面支援のための SVM に関する基礎的研究，土木学会第 61 回年次学術講演会，pp.1051-1052, 2006.
- 7) 例えば、(社)全国治水砂防協会：砂防関係法令例規集、平成 15 年版、pp772-804、2003
- 8) 篠崎嗣浩，森田真人，大石博之，古川浩平：SVM とラフ集合を用いた土石流の発生・非発生ルールの作成方法に関する研究，土木学会論文集 F, Vol. 65, No.4, pp.448-460, 2009.

第5章 結論

5.1 本研究のまとめ

本研究では、土石流ならびに斜面災害を対象として、各自治体によりとりまとめられている土石流危険渓流カルテに代表されるような既存の調査データを使用し、斜面の地形、地質、形状や降雨などの要因と災害あるいは斜面変状の有無の関係を評価した。これらの評価をもとに、ラフ集合論を用いて土石流の発生・非発生ルール抽出や施設の整備計画を実施すべき危険箇所の特定制を行った。ここに、既存の調査データは、一般的な地形・地質データを網羅したものであり、災害の発生や非発生との関係が詳細に吟味されたものではない。このため災害発生の危険箇所の特定制に不要な要因を含んでいるものと推測された。そのために災害発生と関係が深い要因のみに絞り込むことが必要である。

一方、SVMによる分析を考えた場合、データベース自体の有する特徴（データの分布や密度、教師値データの比率等）から評価基準を設けて分離を行うため、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないことが推定される。そのため、汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。また、実際問題として、調査に多額の費用が必要となる場合もあり、汎用的な評価基準を得られる程のデータがそろっている場合は決して多くはない。このような場合にも、少ないデータを有効に用いて汎用性のある評価基準を作成することが大きな鍵となってくる。

さらに、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテなどの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、効率的な斜面災害防災事業を推し進める一つの解決策になるものと考えられる。

このような課題に対して新たな分析手法を加えて検討を行った。以下に各章の要旨と得られた結論に示す。

第1章では、土石流ならびに斜面災害の発生要因のルール特定や危険度評価に関する現状の手法について整理し、既往の研究成果の問題点を述べると共に、各自治体によりとりまとめられている土石流危険渓流カルテに代表されるような既存の調査データを用いる本研究の目的と概要について述べた。

第2章では、既往の研究において一般的な机上調査結果から抽出したデータと過去の災害事例から土砂移動現象に影響する重要要因や災害の発生・非発生の規則性（以下、ルール）等の基礎知識を得る方法ではなく、各自治体よりまとめられている一般的な地

形・地質データを網羅した土石流危険渓流カルテ（以下、既存カルテ）を使用し、これを用いて既往の研究と同程度の精度を有したルールを抽出可能かどうかの検討を行った。

既存カルテは、一般的な地形・地質データを網羅した内容であり、災害の発生との関連についての詳細な吟味が行われていない。そこで、カイ2乗検定を用いて災害発生危険箇所の特定に関連性が高い要因の抽出を行った。さらに、カテゴリ値と災害発生率の関係を整理し、拡張ルールに適合した要因（カテゴリ値の増加と災害発生率が線形増加関係にある要因）の抽出を検討した。以下に主要な結果を列記する。

- 1) ルール領域の拡張を前提とした検討を行う場合、災害発生に結びつきが強い要因を抽出するだけでなく、カテゴリ値と災害発生率が拡張したルールと整合した傾向にある高分離性要因を抽出することが有効である。このような高分離性要因のみを用いて分析を行うことで、既存カルテを用いた分析であっても、災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読して作成したデータを用いた分析と同程度の精度を有したルールを抽出することが可能となる。
- 2) 抽出したルールはH21.7防府災害の土石流発生・非発生事例の約8割を88.2%の精度で説明できる高い精度を有したルールであり、対象地域における一般的な災害発生条件を把握する上で非常に有用なものであると考えられる
- 3) 第2章の取り組みにより、各自治体がデータベース化している既存カルテに対して活用の可能性が示された。
- 4) 専門的な知識による判読作業の省略により、土石流災害が起こった直後においても迅速に次に土石流災害が起こる可能性が高い渓流を特定することが可能となり、次回の豪雨での被害を少なくすることが可能である

第3章では、砂防分野だけでなく広い分野での適用性を確認するため、既存の斜面として、水力発電施設に関わる管理斜面に対し、高い分離性能を持つSVMによる危険度評価の検討を行った。

水力発電施設は、重要なライフラインの一つに数えられるが、その多くは、複雑な地形を有する山間部に位置しているため、土砂災害を受けやすい環境にあるというリスクを有している。一方、近年の厳しい社会情勢を踏まえると、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。

ここでは、大石らの提案するSVMを用いた斜面危険度評価手法を用いて、必要となる学習データ数が十分でない場合を想定し、これを補完する方法として仮想データの作成手法の提案を試みた。以下に主要な結果を列記する。

- 1) 分析対象となる元データの数が少ない場合でも、仮想データを追加・展開することで精度の高い分離面を構築することができ、斜面危険度評価に利用することが可能である。
- 2) 仮想データの作成では、矛盾データの展開を行わないことと、できるだけ追加・展開の回数が増えるような SVM のパラメータを選定することで、精度の高い分離面を構築することが可能となった。
- 3) 仮想データから求められた分離面を用いることで、これまで安全・危険の判断が出来なかった斜面の評価を行うことが可能となった。これらの斜面に対して、現地調査を行い、現地状況から得られる知見と第3章で得られた分析結果が一致することを確認した。
- 4) これらのことから、第3章で提案する手法は、防災事業の優先順位を検討する上で非常に有効性が高いものと考えられる。また、第3章による取り組みにより、SVM による危険度の設定手法の利便性がさらに向上できたものと考えられる。

第2章では各自治体よりまとめられている一般的な地形・地質データを網羅した土石流既存カルテを用いて、これが既往の研究と同程度の精度を有したルールを抽出可能かどうかの検討を行い、第3章では SVM の分析に用いる学習データの数が少ない場合、汎用性を有した危険度を算定するために、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となるため、仮想データを作成することにより少ないデータを有効に用いて汎用性のある評価基準を作成することが可能かどうかを検討した。これらの検討結果から既存カルテの有効活用の可能性と仮想データの斜面危険度評価への適用性を確認することができたと考えられる。これらによって把握できた内容は、土砂災害が発生する可能性が高い箇所や発生しない箇所のルールと危険箇所の特定である。特定した箇所については、擁壁工や法枠工などの斜面の安全性を向上させるための対策工の検討が必要である。

そこで、第4章では、既存の調査データおよび過去の災害実績を用いて、斜面災害対策事業における対策工選定フローの設定方法について検討を行った。対象データは、山口県の急傾斜地崩壊危険箇所の調査データおよび過去の災害実績を使用した。

斜面災害の抑止には、擁壁工や法枠工などに代表される対策工の施工が効果的である。しかしながら、近年の経済状況から数多い対策工を施工するための予算確保が困難なことなどの理由により、思うように斜面災害対策事業の進展がはかれず、現状の対策工の整備率が低いという実情がある。このような状況に対し、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテなどの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、先の課題に対する一つの解決策になるものと考えられる。このような分野に関する手法には、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 を用いて検討を行った。主要な結

果を以下に列記する.

- 1) 工種別にSVMによる解析を行うことで、既往の研究では表現されなかった新たな対策工を施工した場合の対策工効果の評価が可能となった.
- 2) 第4章で提案する手法を用いて新たな対策工を施工した場合の対策工効果の評価を行った結果、本検討で対象とした危険箇所約95%の箇所において現在設置されている対策工により十分な安全性が確保されていることが確認された.
- 3) 第4章で設定した対策工選定フローに基づいた対策の要否および最適な対策工は、現地状況から得られる知見と一致する妥当な結果であった.

5.2 今後の課題と将来への展望

本論文では、ラフ集合や SVM といった数理的な手法を用い、土石流ならびに斜面災害を対象とした危険度評価に、新たな手法として①既存調査資料の有効利用、②不足する学習データに対する効率的かつ客観的な補間方法、③対策工選定フローの一提案について検討を行った。その結果、既存の調査データを用いても、それぞれに既往研究と同程度かそれ以上の精度を有し、また、現地状況から得られる技術者の知見と一致することが確認された。

第2章では既存のカルテを用いることを前提としたため、複数の調査項目において同じ精度でデータが整理されている土石流危険渓流ⅠおよびⅡのみを対象に検討を行った。一方、H21.7防府災害においては、土石流危険渓流に準ずる渓流や土石流危険渓流以外の渓流においても多くの土石流災害が発生している。今後はそれらの渓流も追加して、更なる検討を行い、適用範囲を広げていく必要がある。

このとき、これらは限られた区域における他の渓流であり、大きく地質性状が異なるものではないものと推測される。すなわち、不足する条件が地質的な条件の場合、近傍の他地点の性状を流用し、データを補間することで、元のデータだけでは分析が困難であったものが、分析可能かどうか検証を行う必要がある。もし、このような手法により分析が可能となれば、本手法の適用性が大きく広がることとなり、より防災事業計画の策定において本手法が有効なものになるものと考えられる。

また、今後は作成されたルールを基に点検項目の設定と帳票を作成することで、平常時の点検や緊急時の点検が効率的に行えるようになるものと想定される。ほかにも抽出したルールからハード対策を優先的に設置すべき箇所の特定や重点調査地点の選定などにも活用できるものと期待される。

第3章では、水力発電施設に関わる管理斜面に対し、高い分離性能を持つ SVM による危険度評価を行った。なお、SVM では、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないことが推定される。そこで、SVM による解析において

不足する学習データを効率的に補足する方法を検討した。

第3章の対象となった災害形態は斜面崩壊に限られていたが、手法の汎用性を確認するためには他の災害現象への応用の可能性を検証することが望ましい。よって、今後は、土石流の発生危険度や河川の氾濫に対する危険度等、より広範囲への適応可能かどうか検証する必要がある。

また、第3章の成果により重点的に実施すべき危険箇所の抽出が行えていることから、今後の管理点検により変状の進行を継続的に監視し、データ数を増やしハード対策を優先的に実施すべき箇所の特定やより具体的な監視項目の選定に活用できるものと期待される。

第4章では、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテなどの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、効率的な斜面災害防災事業を推し進める一つの解決策になるものと考えられる。このような分野に関する手法には、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 を用いて検討を行った。

第4章では、急傾斜地崩壊危険箇所調査データを用いて斜面災害の防止に関する対策工に限って検討を行ってきたが、手法の汎用性を確認するためには道路法面や地すべり危険箇所の対策施設等、より幅広い分野への適応の可能性を検証することが望ましい。さらに、対策工は、擁壁工、落石防護工、法枠工の組合せだけに着目しているが、表面保護工などの抑制工の効果が本手法により確認できれば、効率的な斜面災害防災事業の策定において本手法がより有効なものになるものと考えられる。

また、第4章の成果によりわずかではあるが、現状の対策状況では法面の安定性に不安が残る箇所が存在した。現地調査により、追加の対策工が施工されている箇所も確認されたが、そのような追加の対策工が施工されていない箇所も存在する。さらに、近年の気象変動も踏まえて、将来的にも安心できる対策工レベルについて検討を行う必要がある。

これらの研究成果は、ラフ集合や SVM といった数理的な手法を用い、土石流ならびに斜面災害を対象とした危険度評価に、新たな手法として①既存調査資料の有効利用、②不足する学習データに対する効率的かつ客観的な補間方法、③対策工選定フローの一提案について検討を行った。その結果、それぞれに既往研究と同程度かそれ以上の精度を有し、また、現地状況から得られる技術者の知見と一致することが確認された。これより、膨大な危険箇所のどこから調査を行っていくのか、また、どこを重点的に施設整備していくのかなどを既存の情報から比較的容易に判断することが可能となり、事業の効率化を図ることが可能となる。これは地方分権が進む現状において、事業予算の少ない地方では効率的な対策工の施工を行うことが命題となっており、本研究はこれに応えるものであると考える。また、今後も人的な被害を減少させるために事例の蓄積に努

め、本手法の適用範囲をもっと広げられるように検討を進めていく所存である。

謝 辞

本論文は、筆者が平成 16 年 10 月の山口大学大学院理工学研究科博士工期課程システム工学専攻への入学から、平成 20 年 9 月の同学単位取得退学を経て、平成 25 年 12 月までの約 9 年間に取り組んだ研究成果を取りまとめたものです。本論文をまとめるにあたり、多くの方々より多大なる御指導、御協力を頂きましたことを深く感謝し、ここに謝意を表します。

本研究の機会と便宜を与えていただいた山口大学大学院理工学研究科 古川浩平特命教授には深甚なる謝意をここに表します。古川浩平特命教授には、本研究の方向性から細部にわたる論文の取りまとめだけでなく、その基礎となる現地調査にまでご同行いただき、温かく丁寧なご指導とご鞭撻を賜りました。さらに、研究者としての着眼点や論文の構成・とりまとめ方など、会社の中では得ることができない技術を身につけさせていただきました。設計コンサルタントに努める技術者として貴重な体験と今後の大きな糧になったと感じています。一方で、実務との作業バランスを上手く調整できず、約 9 年という期間を要し、これ以上はないほどの御心配をおかけしました。そのような中でも常にお気遣いいただき、本論文の完成までの長い期間、御指導いただきましたことに深く感謝申し上げます。

学位審査におきましては、主査を務めていただきました山口大学理工学研究科 進士正人教授には、種々のご配慮をいただき本当にありがとうございました。さらに、予備審査員を務めていただきました兵動正幸教授、松田博教授、羽田野袈裟義教授、清水則一教授からはより良い論文にするための的確な御意見・御指導を頂戴しました。研究という会社では経験できないような視点とわかりやすい論文への配慮など今後の実務にも活用可能な貴重な体験をさせていただきました。心より感謝の意を表します。

本論文を完成するに至る約 9 年間の中、古川浩平特命教授のもとで助手を務められました西日本技術開発株式会社 大石博之博士、株式会社四電技術コンサルタント 松本幸太郎博士、大日本コンサルタント株式会社 篠崎嗣浩博士、中電技術コンサルタント株式会社 杉原成満博士の皆様より常に温かいご助言・ご助力を頂きました。

大石博之博士、松本幸太郎博士、篠崎嗣浩博士、杉原成満博士には、研究に対する方向性について幾度となく議論を交わし、温かく筆者を励まし支えて下さいました。筆者に不足していた知見や知識に対し、御指導をいただくだけでなく、今後の方向性に苦慮している中、的確に御指導いただきましたことに心より感謝の意を表します。特に、杉原成満博士には、助手をご卒業された後も、ご多忙中の中、筆者の理解不足を補うために時間を割いていただき、細部にわたる論文の指導をいただきました。さらに、大石博之博士には、筆者が研究初期段階で方向性に悩んでいる時期から、最終的な論文のとりまとめに至るまで、助言だけでなく、細部にわたる論文の指導をいただきました。同じ会社に勤めていることから、精神的に心強く感じることができ、心の支えとなって筆者

を支援して下さいました。ここに心より深く感謝の意を表します。

中電技術コンサルタント株式会社 荒木義則博士，八千代エンジニアリング株式会社 菊池英明博士，中電技術コンサルタント株式会社 倉本和正博士，株式会社エイト日本技術開発 海原荘一博士，佐藤丈晴博士，竹本大昭博士の皆様には，既往の研究成果や実務上の有益な情報など，技術勉強会と称して，幾度となく御指導をいただきました。筆者が経験することができなかった研究と実務のつながりを体験することができ，本当に貴重な時間を創出くださいましたことに感謝を申し上げます。

前述の皆様だけでなく，古川研究室の先輩である歴代助手・助教の皆様のお力添え無くして，この研究をやり通すことはできなかったと思っています。ここに心より深く感謝の意を表します。

西日本技術開発株式会社 長尾孝俊相談役，ならびに橋口清文部長には，筆者の大学入学の実現に御尽力頂きました。ここに心より深く謝意を表します。

また，西日本技術開発株式会社 神谷誠一郎土木本部長，岡部成光執行役員，江藤芳武部長，西園幸久部長，小林博昭部長，能塚孝部長，横山久部長代理，手嶋久貴課長，生田美和課長補佐には，筆者の大学入学から卒業に至るまでに御尽力頂いたのを始め，本研究を行う機会と共に御支援頂きました。心から感謝の意を表します。

前述の皆様だけでなく，設計コンサルタントとしての実務を行わなければならないところ，数々の御協力をいただきました西日本技術開発株式会社 河川部の皆様にも心より感謝いたします。皆様のお力添え無くして，実務の遂行とともに，この研究をやり通すことはできなかったと思います。

本研究の遂行にあたり，山口大学工学部社会建設工学科の多くの修了生，卒業生および在学生には，データの整理や解析の補助をして頂くなど本当に惜しみない御協力を頂きました。研究者として未熟な筆者に惜しみない協力をしてくれた学生諸氏には心から感謝の意を表すると共に，社会での今後の御活躍を祈念致します。

最後に，私事ではございますが，常に筆者を支えてくれた家族に深く感謝いたします。生活面，精神面で大きな支えとなってくれた妻七穂子，明るく前向きな姿を見せ続けてくれた娘たちに心から深く感謝の意を表します。

平成 25 年 12 月

澤田 尚

付 録

○主要論文一覧

- (1) 著者名 澤田尚, 杉原成満, 大石博之, 荒木義則, 古川浩平
題目「既存の調査データを用いた H21.7 山口県防府土砂災害における土石流発生・非発生ルールの抽出」
平成 23 年 5 月 砂防学会誌, Vol.64, No.1, pp.17-24.
(本文との関連: 第 2 章に論述)

- (2) 著者名 澤田尚, 杉原成満, 西村大喜, 篠崎嗣浩, 大石博之, 古川浩平
題目「斜面災害対策事業における対策工選定フローに関する一提案」
平成 23 年 10 月 土木学会論文集ノート F3, 土木情報学, Vol.67, No.1, pp.1-6.
(本文との関連: 第 4 章に論述)

- (3) 著者名 澤田尚, 杉原成満, 大石博之, 古川浩平
題目「少ない斜面危険度の判定基準データから作成した仮想データを用いた SVM 解析による斜面危険度評価」
平成 25 年 9 月 土木学会論文集 F6, 地域防災学, Vol.65, No.1, pp.46-58.
(本文との関連: 第 3 章に論述)

主要論文 (1)

既存の調査データを用いた H21.7 山口県防府土砂災害における

土石流発生・非発生ルールの抽出

Extraction of debris flow's occurrence and non-occurrence rules using site survey data for the sediment disaster in Hofu, Yamaguchi, Japan in July 2009

澤田 尚*¹

Hisashi SAWADA

荒木 義則*⁴

Yoshinori ARAKI

杉原 成満*²

Shigemitsu SUGIHARA

古川 浩平*²

Kohei FURUKAWA

大石 博之*³

Hiroyuki OHISHI

Abstract

We set the rules for occurrence and non-occurrence of debris flow using the existing site survey data for the sediment disaster in Hofu, Yamaguchi, Japan on July 21, 2009. Using only separable factors for the occurrence and non-occurrence events, we could improve the rule's accuracy rather than in case of using matching rates based on rough set theory. Compared with the accuracy of the rules extracted from topographical or geological maps etc, these two rules' accuracy was equivalent. Therefore, we can detect high-risk torrents of debris flow without interpreting topographical or geological maps. As the results, it is able to reduce the risk of damage at future heavy rainfall by using the extracted rules based on the existing site survey data. Moreover, we can apply this rule to another area with similar conditions. It will be very effective for setting up a plan of disaster-prevention measures.

Key Words : Rough Set Theory, existing site survey data, occurrence and non-occurrence rule, debris flow

1. はじめに

平成 21 年 7 月 21 日に山口県を襲った豪雨は、防府市を中心に土砂災害を引き起こし、甚大な被害をもたらした。中でも防府市真尾地区で発生した土石流は特別養護老人ホームを直撃し、多くの入所者が亡くなるなど、社会的にも注目を浴びた災害であった。

このような土砂災害を生じさせた原因や、今回の土砂災害の特徴などを把握することは防災事業計画を策定する上で非常に有効であるが、すべての発生・非発生事例に対して詳細な調査を行い、個々に評価することは困難である。そのため、効率的に防災事業計画を策定する上では詳細な調査により各斜面固有の災害メカニズムを導き出すことよりも、既存の調査データを有効活用し、対象地域における災害発生条件を把握することが重要であると考えられる。

このような問題に対する既往の取り組みの一つとして、ラフ集合¹⁾を用いて机上調査結果から抽出したデータと過去の災害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(以下、ルール)等の基礎知識を得る方法が提案^{2),3),4),5)}されている。その中でも、竹本ら⁴⁾はカイ 2 乗検定⁶⁾を用いた要因分析を行うとともに、ル

ール領域の拡張⁷⁾およびルールの組合せを行うことによって、現象に対する精度を確保しながら汎用性の高いルールを抽出する方法を提案しており、昭和 57 年 7 月 23 日の長崎豪雨における土石流災害を対象とした検討を行っている。また、篠崎ら⁵⁾はラフ集合により抽出されるルール数を抑制することを目的に、まず、土砂災害の発生と非発生を分離する上で重要となるデータ(以下、代表データ)をサポートベクターマシン⁸⁾(以下、SVM)によって抽出している。そして、当該代表データを用いてラフ集合によりルールを抽出するという方法を提案している。平成 11 年 6 月 29 日に発生した広島災害を対象とした検討において、ルール数を抑制させるとともに、ルールの汎用性を既往研究²⁾から更に向上させることに成功している。

しかしながら、これらの既往研究^{2),3),4),5)}は、災害発生に関連性が高いと考えられる地形データを改めて机上調査から取得し、これを利用してルールの抽出が行われたものである。一方で、災害発生との関連についての詳細な吟味は行われていないものの、既存の調査データとして一般的な地形・地質データを網羅した土石流危険渓流カルテ(以下、既存カルテ)が各自治体によりとりまとめられている。これら既存カルテに記載されているよう

*1 正会員 西日本技術開発株式会社 Member, West Japan Engineering Consultants, Inc. (h-sawada@wjec.co.jp) *2 正会員 山口大学大学院理工学研究科 Member, Graduate School of Science and Engineering, Yamaguchi Univ. *3 正会員 西日本技術開発株式会社 Member, West Japan Engineering Consultants, Inc. *4 正会員 中電技術コンサルタント株式会社 Member, Chuden Engineering Consultants Co., Ltd

な一般的な地形・地質データから既往研究^{4,5)}と同程度の精度を有したルールを抽出することができれば、容易に対象地域における災害発生危険箇所を特定することが可能となる。これにより、土石流災害が起こった直後であっても、専門的な知識によるデータの判読作業が軽減され、既存カルテだけの調査データを用いて次の豪雨で土石流が発生する溪流を迅速に特定することができ、次回の豪雨での被害を軽減できるものと考えられる。加えて、この結果を同じような条件の他地域に展開することも可能であり、防災事業計画の策定において大いに有効であるものと考えられる。

そこで本研究では、既存カルテを用いて、平成21年7月21日に山口県防府で発生した土石流災害(以下、H21.7防府災害)における土石流発生・非発生ルールの抽出に取り組んだ。その際、既存カルテは、災害発生との関連が低いような災害発生危険箇所の特定に不要な要因を含んでいることが推測されることから、カイ2乗検定⁹⁾を用いて災害発生との関連性が高い要因の検討を併せて行った。その結果、H21.7防府災害の土石流発生・非発生事例に対して分離性の高い要因のみを用いて分析を行うことにより、最終的に設定されるルールの精度を大きく高めることができた。また、机上調査から抽出したデータを用いた既往研究^{4,5)}で得られたルールと精度比較を行った結果、既存カルテから得られたルールの精度は机上調査から抽出したデータを用いて得られたルールと同程度の精度を有することが確認された。

2. ルール抽出手法

2.1 検討に用いるルール抽出手法

ラフ集合を用いたルール抽出は、その過程において分析対象のデータベースから発生・非発生を分離するために必要な重要要因を抽出するという機能を有しており、これらの要因を組み合わせることで、実際の崩壊現象を特徴的に説明できる最適なルールを抽出することができる。このような特徴は、複雑な条件下で発生するものと考えられる土砂移動現象をルールとして再現する上では非常に適したものだといえる。しかしながら、ラフ集合は、膨大なデータベースを用いて簡約化を行う分析手法であるため、土砂災害のように局所的かつ特例的な条件により災害の発生・非発生が区分されるデータに適用した場合、個々の現象すべてを説明しようとする、多様な重要要因やルールが抽出されてしまうという課題が挙げられる。

この課題を克服するための方法としては、ルール領域の拡張⁷⁾およびルールの組合せを行う方法⁴⁾、SVMを用いて抽出した代表データを用いてラフ集合によりルールを抽出するという方法⁵⁾が提案されている。SVMを用いた代表データの抽出はルール数の抑制において効果が高いものと考えられるが、本研究で対象とするH21.7防府

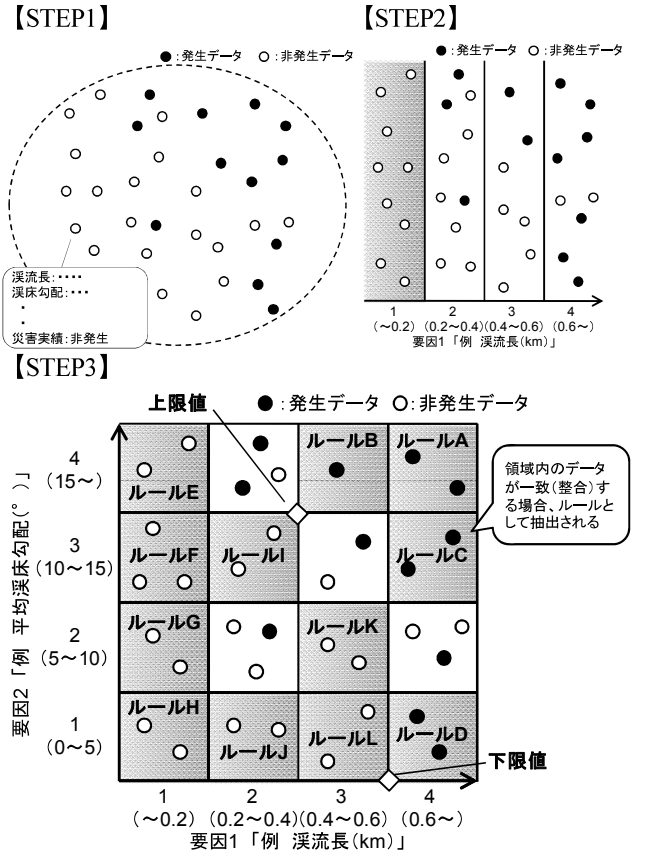


図-1 拡張ルールの抽出方法

Fig.1 Extracted way to expanded rules

災害の事例として用いるデータ数は、既往研究で対象としたデータ数(例えば、篠崎ら⁹⁾が検討対象とした広島災害事例のデータ数は1,235個)に比べ191個と遥かに少ない。そのため、竹本ら⁴⁾の研究と同様にルール領域の拡張⁷⁾とルールの組合せのみから土石流発生・非発生ルールの抽出を行うこととした。

2.2 ラフ集合の概要

2.2.1 ラフ集合の基本概念

ラフ集合は類似と近似を基本概念として、膨大に蓄積されたデータベースから分離性を低下させずに簡約化を行い、客観的に重要なルールを導き出すことができるデータマイニング手法の一つである。ラフ集合によるルールの抽出方法を3段階に示した概念図を図-1に示す。STEP1は土石流のデータが大量に存在している状況を示している。この状況では土石流の発生、または非発生に影響する要因や規則性を判断することが困難である。この問題を改善するためにSTEP2では、溪流長によって4つの領域に分断された状況を表している。つまり、この例では溪流長が0.2km未満であれば、土石流が発生していないことを示し、この領域が土石流の非発生ルールとなる。更にSTEP3では平均溪床勾配を追加することで土石流の発生、非発生データを16個の領域に分割した状況を示している。STEP3では土石流の発生、非発生の規則性をより明確に判断することができる。図-1において要因1「溪流長」および要因2「平均溪床勾配」の2つの要因によって集合が区分された時、同じ領域内のデータ

表-1 ラフ集合により抽出した例

Table.1 Example of rules by using the Rough Set Theory

ルール	流域長	平均溪床勾配	災害実績
ルールA	4	4	発生
ルールB	3	4	発生
ルールC	4	3	発生
ルールD	4	1	発生
ルールE	1	4 ⇒ *	非発生
ルールF	1	3 ⇒ *	非発生
ルールG	1	2 ⇒ *	非発生
ルールH	1	1 ⇒ *	非発生
ルールI	2	3	非発生
ルールJ	2	1	非発生
ルールK	3	2	非発生
ルールL	3	1	非発生

1つのルールに整理できる

※*はどのような値でも良いことを意味する。

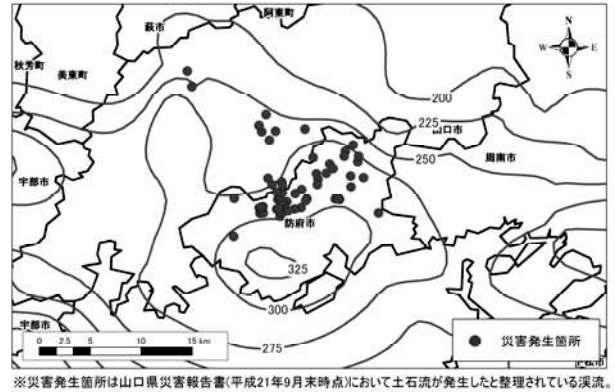


図-2 H21.7 防府災害と 7/19~7/21 の総雨量

Fig.2 Debris disasters and total rainfall from July 19 to 21, 2009

がすべて同種であるデータを整合データ (図-1 STEP3 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、要因の組み合わせを評価する指標としては、式(1)に定義される整合度を用いた。

5

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

また、図-1 の STEP3 で示したルールは表-1 のようにも表現できる。表中の数値は各カテゴリ区間につけたランク (カテゴリ値) である。表-1 のルール E~ルール H は、平均溪床勾配がどのようなカテゴリ値であっても溪流長のカテゴリ値が 1 であれば非発生であるルールを示している。したがって、表-1 のルール E~ルール H は「IF 流域長=1 AND 平均溪床勾配=* THEN 非発生」という一つのルールに整理できる。なお、「*」はどのようなカテゴリ値でもよいことを意味している。

10

15

また、作成したルールの精度と汎用性を表す尺度として式(2)に示す確信度と、式(3)に示すサポートを用いた。

20

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

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

例えば図-1 において、要因 1 と要因 2 のカテゴリ値が共に 4 である場合、この領域は発生ルールとなり、このときの確信度は 100.0% (2/2)、サポートは 5.7% (2/35) となる。すなわち、このルールに適合する箇所は、全て発生したデータのみで構成されており、その数は全データの 5.7% に相当することを意味する。

25

30 **2.2.2 ルール領域の拡張**

土砂災害などの自然現象に対してラフ集合を用いた場合、抽出したルールの多くは、データベースの一部しか説明できないことから、有用なルールとは言い難い場合

がしばしば生じる。そのような場合、ルール領域の拡張^{4,7)}を行うことが効果的である。

ルール領域の拡張の概念としては、例えば図-1 に示すルール D が発生ルールである場合、ルール D の領域下端を下限値として、より危険と考えられる部分集合を含む領域 (「以上」の概念) を発生ルールとすることで、ルールに含まれる発生箇所数が増加し、汎用性のあるルールとなる。この場合は「IF 流域長= 4 AND 平均溪床勾配=* THEN 発生」という拡張した発生ルールを抽出することができる。

35

40

同様の手順で非発生ルールにおいても上限値を設定し、カテゴリ区分に「以下」の概念を与えてルールを抽出する。例えば、図-1 に示すルール I からは「IF 流域長=2 以下 AND 平均溪床勾配=3 以下 THEN 非発生」という拡張した非発生ルールを抽出することができる。

45

50 **3. 使用データの概要**

本研究では、ルール抽出を行う対象地域として、平成 21 年 7 月 21 日に山口県を襲った豪雨により土砂災害が多発した山口県防府市周辺を選定した。また、ルールの抽出にあたっては、解析に用いる要因が同精度で整理されていることが必要であることから、山口県防府市周辺に分布する土石流危険溪流のうち、以下に示す要因が整理されている危険溪流 I および II の溪流 (191 溪流) を対象とした。

55

対象地域における降雨状況および土砂災害発生箇所を図-2 に示す。

60

3.1 災害データ

本研究において土石流が発生した溪流とは、山口県災害報告書 (平成 21 年 9 月末時点) において土石流が発生したと整理されている溪流である。山口県防府市周辺に分布する 191 溪流のうち、H21.7 防府災害において土石流が発生した溪流は 32 溪流、土石流が発生しなかった溪流は 159 溪流であった。

65

表-2 要因ごとのカテゴリ区分およびカイ2乗検定結果
Table.2 Range of categories for each factor and result of χ^2 test

要因	カテゴリ区分					カイ2乗検定結果				
	1	2	3	4	5	χ^2 値	$\chi^2_{0.05}$ 値 5%有意水準	判定		
地形・地質要因	流域概要	1 溪流長 (km)	~0.25	0.25~0.5	0.5~0.75	0.75~1.0	1.0~	20.35	9.49	棄却
		2 流域面積 (km ²)	~0.1	0.1~0.2	0.2~0.3	0.3~0.4	0.4~	19.97	9.49	棄却
		3 発生流域面積 (km ²)	~0.01	0.01~0.02	0.02~0.03	0.03~0.04	0.04~	6.13	9.49	妥当
		4 川幅 (m)	~0.5	0.5~1.0	1.0~1.5	1.5~2.0	2.0~	3.53	9.49	妥当
		5 平均渓床勾配 (°)	~5	5~10	10~15	15~20	20~	5.64	9.49	妥当
		6 代表的な地質条件	火山噴出岩	変成岩	花崗岩	-	-	14.38	5.99	棄却
		7 比較的規模の大きい崩壊履歴	無	有	-	-	-	0.00	3.84	妥当
		8 常時湧水	無	有	-	-	-	0.41	3.84	妥当
	溪床状況	9 溪床堆積土砂存在区間(総和) (m)	~200	200~400	400~600	600~800	800~	32.05	9.49	棄却
		10 溪床堆積土砂平均厚さ (m)	~0.5	0.5~1.0	1.0~1.5	1.5~2.0	2.0~	12.32	9.49	棄却
		11 溪床堆積土砂平均幅 (m)	~1.5	1.5~3.0	3.0~4.5	4.5~6.0	6.0~	1.82	9.49	妥当
		12 代表的な表面の形状	水平	段丘	凹	凸	-	4.03	7.81	妥当
		13 代表的な表面の堆砂礫	泥砂	砂礫	小礫	中礫	巨礫	1.97	9.49	妥当
		14 代表的な表面の植生	高木類	低木類	草本類	植生なし	-	3.43	7.81	妥当
	山腹状況	15 裸地・禿積地の流域面積に対する割合	0	0.01~0.1	0.1~	-	-	1.20	5.99	妥当
		16 伐採地の流域面積に対する割合	0	0.01~0.1	0.1~	-	-	0.40	5.99	妥当
		17 新しい亀裂・滑落崖	無	有	-	-	-	0.41	3.84	妥当
降雨要因	18 時間雨量 (mm/hr)	~40	40~45	45~50	50~55	55~	6.39	9.49	妥当	
	19 土壌雨量指数 (mm)	~180	180~190	190~200	200~210	210~	11.26	9.49	棄却	

*妥当: 検定仮説は妥当であり、この要因は土石流の発生・非発生に対して分離性を持たない。

*棄却: 検定仮説は棄却されるため、この要因は土石流の発生・非発生に対して分離性を持つ。

3.2 地形・地質データ

解析に使用した地形・地質データは、既存カルテをとりまとめた山口県土石流危険溪流および土石流危険区域調査データベースから一般的な地形・地質データを網羅した17要因(表-2)を抽出して使用した。また、ラフ集合は連続値データを扱うことができないため、連続値データはカテゴリに離散化して取り扱った。

3.3 降雨データ

H21.7府府災害時の降雨は局所的な集中豪雨であったことから、本研究では詳細な雨量分布を得ることが可能なレーダーアメダス解析雨量を用いた。また、解析に使用した降雨データは、7月21日の12時における1時間雨量および土壌雨量指数を降雨要因として使用することとし、地形・地質データと同様に離散化処理を行った。

3.4 カテゴリ区分

離散化とは、各要因に対して示されている連続値をいくつかのカテゴリ区間に分割することである。この分割数や幅を設定する方法には、専門家や意思決定者が閾値を決める方法等があるものの、経験や知識が必要となり、閾値の設定が主観的となり易いという課題が生じる。本研究では、このような課題を回避するために既往の研究^{2),3)}を参考として、データのばらつきをもとに等間隔の5段階を基本に分類を行った。

なお、本研究ではルール領域の拡張^{4),7)}を前提条件とするため、土石流の発生率が増加するとカテゴリ値も増加する関係になければ前提条件に矛盾が生じる可能性がある。この点については、次章に示す高分離性要因の検討の中で、検証を行った。

30 4. 高分離性要因の検討

本研究で使用するデータは、前述のとおり、災害発生に結びつきが強いと考えられる地形・地質要因を分析のために改めて判読したデータではなく、各自治体によりデータベース化されている既存カルテを使用している。既存カルテは、データベース化された資料であることから、その利用が容易であるものの、専門的な知識により災害との関連性が高い要因を抽出して調査を行ったものではなく、一般的な調査項目を網羅したものであることから、災害発生との関連性が低い要因を含んでいることが考えられる。そのため、既存カルテを用いた土石流の発生・非発生ルール抽出にあたっては、カルテの記載項目の中から災害発生との関連性が高い要因を抽出した上でラフ集合を用いた分析を行うことが必要であると考えられる。

そこで、本研究では、既往研究⁴⁾での取り組みを参考にカイ2乗検定⁶⁾を用いて土石流の発生・非発生で要因値の分布に差がある要因を抽出するとともに、カテゴリ値と土石流の発生率の関係を分析することにより、土石流の発生・非発生に対して分離性が高く、かつルール領域の拡張^{4),7)}に対して矛盾を生じない重要要因(以下、高分離性要因)の抽出を行った。

4.1 カイ2乗検定

検定仮説を「土石流の発生溪流と非発生溪流では要因の度数分布に差がない」とした場合、検定統計量 χ^2 は次式によって与えられる。

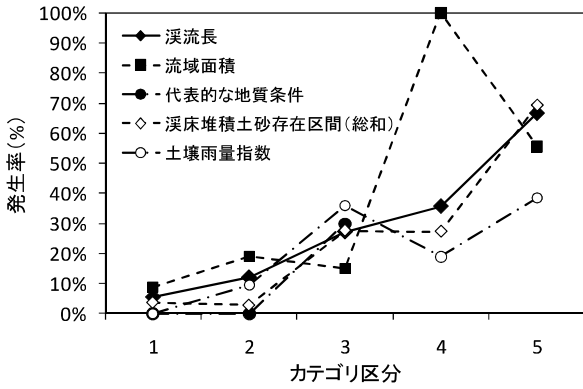


図-3(a) 土石流発生率が増加する要因

Fig.3(a) Factor of increase of debris flow occurrence rate

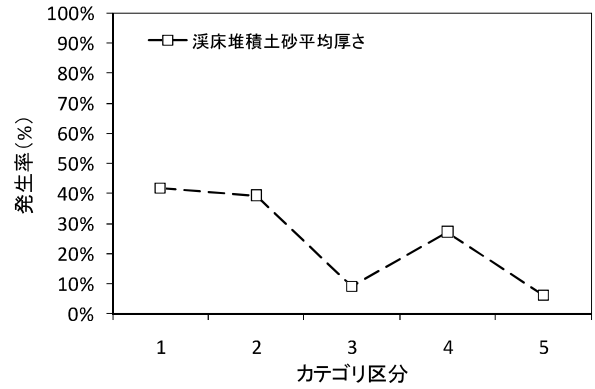


図-3(b) 土石流発生率が減少する要因

Fig.3(b) Factor of decrease of debris flow occurrence rate

$$x^2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^s \frac{\left(\frac{n_{ij} - a_i b_j}{n} \right)^2}{\frac{a_i b_j}{n}} \dots\dots\dots (4)$$

ここで、 n_{ij} : 土石流の発生と非発生との2グループにおいて、ある要因が s 種類のカテゴリを持つ場合、カテゴリ j に属する度数、 a_i : 土石流の発生、非発生データ数 (発生32, 非発生159)、 b_j : カテゴリ j に属するデータの総数、 n : データの総数 (191) である。

有意水準 α を5%とした場合、式(4)の検定統計量が自由度 $s-1$ のカイ2乗分布における判定点 χ^2_{α} を上回れば検定仮説は棄却される。すなわち、棄却された要因はその度数分布が土石流の発生と非発生で要因値に差があるため、土石流の発生と非発生に対して分離性を持つと考えられる。

カイ2乗検定の結果を表-2右に示す。表より、土石流の発生と非発生に対して分離性を持つ要因は、検定仮説が棄却される溪流長、流域面積、代表的な地質条件、溪床堆積土砂存在区間(総和)、溪床堆積土砂平均厚さ、土壤雨量指数の6要因となる。

4.2 カテゴリ値と土石流の発生率の関係

カイ2乗検定は、土石流の発生と非発生に対して要因値の分布に差があるか否かを判定したに過ぎず、必ずしもカテゴリ値の増加に伴って土石流の発生率が増加する要因を示しているものではない。そのため、高分離性要因の選定にあたっては、カテゴリ値の増加に伴って土石流の発生率が増加する要因(ルール領域の拡張^{4,7)}の概念に対して矛盾を生じない要因)を採用することが必要となる。

土石流の発生と非発生に対して分離性を持つ6要因についてカテゴリ値と土石流の発生率の関係を整理した結果を図-3に示す。図-3(a)より、溪流長、流域面積、代表的な地質条件、溪床堆積土砂存在区間(総和)、土壤雨量指数の5要因は、多少の乱れがあるものの、土石流の発生率がカテゴリ値の増加に伴い増加する傾向を示すことが確認された。これらの要因はルール領域の拡張^{4,7)}

35 の概念と一致するため、ルール領域の拡張^{4,7)}に伴うルールの精度低下を極力抑えることが可能であると考えられる。一方、溪床堆積土砂平均厚さは、図-3(b)のとおり、カテゴリ値の増加に伴い、土石流の発生率が減少する傾向を示している。そのため、ルール領域の拡張^{4,7)}を行った場合、ルールの精度低下を生じさせることが懸念される。このような要因に対しては、土石流の発生率を踏まえてカテゴリ値の反転や並び変えを行うことでルール領域の拡張^{4,7)}に伴うルールの精度低下を抑えることが可能であると考えられるが、溪床の堆積土砂は、一般的に
40 地質や勾配などの条件が同様であれば、その厚さが厚いほど不安定と考えられる。また、本研究で対象とした事例のみを用いてカテゴリ値の反転や並び変えを行った場合、この要因を用いて得られるルールは、本研究での対象事例にのみ特化することから汎用性が損なわれること
45 も懸念される。そのため、カテゴリ値の反転や並び変えは行わないものとした。

これらのことから、本研究では溪流長、流域面積、代表的な地質条件、溪床堆積土砂存在区間(総和)、土壤雨量指数の5要因を高分離性要因とすることとした。

5. 土石流発生・非発生ルールの抽出

5.1 検討ケース

ラフ集合を用いた分析では、母集団データを構成する要因データから、より有効なルールを作成できる要因(重要要因)を抽出することが課題となる。既往の研究⁴⁾では、ルールの整合度を指標とし、基準以上の整合度となるルールの構成要因を重要要因として採用していた。

前章で述べたとおり、本研究においては、災害の発生・非発生に対して分離性の高い要因を抽出する分析を行っている。ここでは、この高分離性要因についての分析結果を活かしつつ、既往の分析手順との比較を行うことを目的に、以下のような検討ケースを設定した。

- 70 ケース1 : 整合度95%以上で最小要因数、かつ高分離性要因が最多

表-3 各ケースにおけるルール抽出結果の概要

Table.3 Result of extracted rule of each case

検討 ケース	重要要因の 抽出条件	整合度	要因数	高分離性 要因の数	重要要因	拡張ルール				組み合わせ拡張ルール			
						ルール数		平均確信度		ルール数		適用精度	
						発生	非発生	発生	非発生	発生	非発生	確信度 (累計)	サポート (累計)
ケース1	整合度の要求水準95% かつ 高分離性 要因最多	95.8%	5	3	流域面積, 溪床堆積土砂存在区間(総和), 溪床堆積土砂平均幅, 代表的な表面の植生, 土壌雨量指数	11	27	43.2%	94.3%	1	3	79.1%	100.0%
ケース2		97.9%	6	4	溪流長, 流域面積, 溪床堆積土砂存在区間(総和), 代表的な表面の植生, 時間雨量, 土壌雨量指数	19	38	45.6%	94.8%	2	7	84.1%	85.9%
ケース3		99.0%	7	5	溪流長, 流域面積, 代表的な地質条件, 溪床堆積土砂存在区間(総和), 溪床堆積土砂平均厚さ, 代表的な表面の植生, 土壌雨量指数	21	39	44.0%	95.0%	4	8	83.9%	91.1%
ケース4	高分離性 要因のみ	80.6%	5	5	溪流長, 流域面積, 代表的な地質条件, 溪床堆積土砂存在区間(総和), 土壌雨量指数	6	22	54.3%	94.7%	3	3	88.2%	80.1%

※組み合わせ拡張ルールに用いるルールの要求水準は、拡張ルールの確信度が各ケースにおける平均値以上のもの。

表-4 土石流発生・非発生ルール (ケース4)

Table.4 Occurrence and non-occurrence rules of debris flow (case4)

ルール 番号	要因					判定	含まれる データ数 D1	整合 データ数 D2	矛盾 データ数 D3	残り 箇所数 D4	確信度 (累計) D5= D2/D1	サポート (累計) D6= D1/191	各確信度	各サポート
	溪流長 (km)	流域面積 (km ²)	代表的な 地質条件	溪床堆積土 砂存在区間 (総和) (m)	土壌雨量 指数 (mm)									
ルール6	*	0.2 ↓	*	400 ↓	*	非発生	91	88	3	100	96.7%	47.6%	97.4%	60.2%
ルール1	*	*	変成岩 火山噴出岩	*	*	非発生	112	109	3	79	97.3%	58.6%		
ルール19	*	*	*	400 ↓	210 ↓	非発生	115	112	3	76	97.4%	60.2%		
ルール38	0.5 ↑	0.1 ↑	*	600 ↑	190 ↑	発生	149	131	18	42	87.9%	78.0%	60.5%	19.9%
ルール29	*	0.1 ↑	*	*	210 ↑	発生	152	134	18	39	88.2%	79.6%		
ルール33	0.25 ↑	*	*	800 ↑	200 ↑	発生	153	135	18	38	88.2%	80.1%		

※要因に付記する↑(↓)は、記載の数値以上(未満)が該当することを示し、*の場合は、どのような値でも良いことを示す。

ケース 2 : 整合度 95%以上で最小要因数+1 要因,
かつ高分離性要因が最多

ケース 3 : 整合度 95%以上で最小要因数+2 要因,
かつ高分離性要因が最多

5 ケース 4 : 高分離性要因のみ

なお、ラフ集合の分析結果から得られたルールについては、汎用性を向上させることを目的にルール領域の拡張^{4),7)}(以下、拡張ルール)およびルールの組合せ⁴⁾を行った(以下、組み合わせ拡張ルール)。ここで、組み合わせ拡張ルールに用いるルールの要求水準は、拡張ルールの確信度が各ケースにおける平均値以上のもの(例えばケース1では、発生ルールの確信度43.2%、非発生ルールの確信度94.3%を要求水準とする)とした。

15 5.2 ルールの比較

各ケースにおけるルール抽出結果の概要を表-3に示す。表より、まず要因数と整合度の関係に着目すると、整合度が最も高くなるケースは7要因(うち5要因は高分離性要因)を用いたケース3であり、その際の整合度は20 99.0%と非常に高い値となっている。一方、整合度が最も低くなるケースは高分離性要因のみを用いたケース4であり、その際の整合度は80.6%と低い結果となっている。これは、要因数が同じ5要因(うち3要因は高分離性要因)であるケース1の整合度と比べても約15%も劣るこ

25 とを示しており、高い整合度を得ることを目的とした場合は、高分離性要因が含まれる数を考慮することよりも、単純に要因の組み合わせで評価することが適切であることを示している。

しかしながら、各ケースにおいて設定された拡張ルールの精度に着目すると、非発生ルールの平均確信度こそケース間で大きな差は確認されないものの、発生ルールの平均確信度は高分離性要因以外の要因も含めたケース1~3では43.2~45.6%であることに對し、高分離性要因のみを用いたケース4では54.3%と約10%も優れる結果となっている。これは組み合わせ拡張ルールの精度においても同様の傾向となることが確認されており、ケース4では6つのルール(発生ルール3個、非発生ルール3個)を用いることにより、確信度88.2%、サポート80.1%の高い精度を有した質の高いルールが抽出されている。

40 このような結果となった理由として、ラフ集合を用いた解析における整合度は、単純に要因の組み合わせを評価する指標であることが挙げられる。例えば最小カテゴリ値付近に発生データが多数存在し、最大カテゴリ値付近に非発生データが多数存在するような要因の組み合わせであって発生データと非発生データを分離することが可能であれば高い整合度を得ることが出来る。しかし、このような要因の組み合わせにおいてルール領域の拡張^{4),7)}を行った場合、より危険と考えられる領域に多数の非

表一5 既往研究との比較

Table.5 Comparison with previous studies

		竹本らの研究 ⁴⁾	篠崎らの研究 ⁵⁾	本研究
使用データ	対象事例	昭和57年7月23日 長崎豪雨災害	平成11年6月29日 広島災害	平成21年7月21日 防府災害
	データ数	567渓流 (発生150 非発生417)	1235渓流 (発生213 非発生1022)	191渓流 (発生32 非発生159)
	要因数	地形・地質16要因 降雨2要因	地形・地質17要因 降雨2要因	地形・地質17要因 降雨2要因
前処理	要因分析	カイ2乗検定による 高分離性要因の検討	-	カイ2乗検定による 高分離性要因の検討
	データフィルタリング	-	SVMによる 代表データの検討	-
ルール抽出条件・結果	整合度の要求水準	95.0%以上	100.0%	-
	確信度の要求水準	発生: 67.5%以上 非発生: 92.4%以上	発生: 90.0%以上 非発生: 90.0%以上	発生: 54.3%以上 非発生: 94.7%以上
	要因数	6要因	4要因	5要因
	ルール数	22個 (発生10 非発生12)	6個 (発生3 非発生3)	6個 (発生3 非発生3)
	累計確信度	87.4% (305/349)	81.9% (857/1047)	88.2% (135/153)
	累計サポート	61.6% (349/567)	84.8% (1047/1235)	80.1% (153/192)

5.3.2 既往研究との比較

既存カルテを用いた本研究によるルールと災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読して作成したデータを用いた既往研究⁴⁾⁵⁾によるルールについて、異なる地点とデータによる分析結果ではあるものの、それぞれの手法により算定された確信度とサポートの比較を行い、既存カルテから得られるルールの有用性の検証を試みた。

既往研究⁴⁾⁵⁾との比較結果を表一5に示す。表より、ラフ集合を用いたルール抽出に至るまでの前処理方法やルールの抽出条件はそれぞれ異なるものの、本研究で抽出したルールを構成する要因数(5要因)やルール数(6個)は、既往研究⁴⁾⁵⁾と大きく異なる結果ではなく、抽出されるルール数の抑制を目的とした篠崎ら⁵⁾の研究による要因数(4要因)やルール数(6個)と概ね同等の結果となっている。また、ルールの精度を示す確信度については、ルール領域内の153渓流のうち、135渓流を適合させ、確信度が約9割と既往研究よりも高い精度を確保している。さらに、サポートに関しても既往研究⁴⁾⁵⁾に大きく劣るものではなく、わずかに5要因で構成された6個のルールによって、全データ192渓流の約8割となる153渓流を評価することができる。

これらのことから、既存の調査データである各自自治体がデータベース化している既存カルテを用いた分析であっても、高分離性要因のみを抽出して分析を行うことで、既往研究⁴⁾⁵⁾と同程度の精度を有したルールを得られる可能性が示されたものと考えられる。

6. まとめ

既往の研究では、災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読し、これを元に作成した調査資料に基づき分析

発生データが含まれ、より安全と考えられる領域に多数の発生データが含まれることになり、ルールの精度低下に繋がったものと考えられる。これに対し、高分離性要因はカテゴリ値が増加すると土石流の発生率も同様に増加する要因であるため、ルール領域の拡張⁴⁾⁷⁾による精度低下を大きく抑えることが可能となり、高分離性要因のみを用いたケース4は他のケースよりも整合度が劣ったものの、最終的な結果として得られるルールの精度は高くなったものと考えられる。

これらのことから、質の高い有効なルールを得ることを目的とした場合は、これまでの既往研究⁴⁾⁵⁾のように整合度を用いた分析を行うことよりも、土石流の発生・非発生に対して分離性を持ち、かつルール領域の拡張に対して矛盾を生じない重要要因である高分離性要因の検討を行い、当該要因のみを用いてルールの抽出を行うことが有効であると考えられる。

5.3 土石流発生・非発生ルールの評価

5.3.1 ケース4において抽出したルールの考察

本研究で抽出したルールのうち、最も精度が優れるケース4において抽出したルールを表一4に示す。表より本研究で抽出したルールの性能に着目すると、5つの要因からなる6つのルール(発生ルール3個、非発生ルール3個)を用いることにより、H21.7防府災害の事例の約8割を88.2%の精度で説明可能であることが確認できる。

抽出したルールの条件から推察されるH21.7防府災害において土石流が発生しなかった渓流の特徴としては、「流域の規模が小さく溪床堆積土砂の少ない渓流であり、かつ変成岩もしくは火山噴出岩が分布しており、長期降雨が少ない地域」ということが挙げられる。このようなルールに該当する115渓流のうち、97.4%にあたる112渓流では、H21.7防府災害をもたらした豪雨においても土石流が発生しておらず、非発生ルールとして妥当なものとして評価できる。すなわち、抽出した非発生ルールを用いることにより、山口県防府市周辺に分布する渓流の中でも安全な渓流を高精度で特定することが可能である。また、当該非発生ルールに該当しない渓流については少なからず豪雨による災害の危険性を有しており、今後も注意を行うことが必要であると考えられる。その中でも、抽出した発生ルールから推察される「流域の規模が大きく溪床堆積土砂が多い渓流であり、かつ長期降雨が多い地域」という特徴を有する渓流に関しては、山口県防府市周辺に分布する渓流の中でも非常に危険な渓流であると考えられる。実際、このような特徴を持つ渓流のうち60.5%の渓流で土石流が発生している。なお、残りの約4割の渓流ではH21.7防府災害をもたらした豪雨では、土石流が発生していないが、それらの渓流の特徴は当該豪雨により土石流が発生した渓流と類似している。すなわち、潜在的な危険性は非常に高く、次の豪雨時に注意する必要がある渓流であると考えられる。

- を行っている。これに対して本研究では、各自治体がデータベース化している既存カルテを用いて H21.7 防府災害における土石流発生・非発生ルール抽出に取り組んだ。本研究における主要な結論を以下に示す。
- 5 ①ルール領域の拡張を前提とした検討を行う場合、災害発生に結びつきが強い要因を抽出するだけでなく、カテゴリ値と災害発生の関係が拡張したルールと整合した傾向にある高分離性要因を抽出することが有効である。このような高分離性要因のみを用いて分析を行うことで、既存カルテを用いた分析であっても、災害発生に結びつきが強い要因を改めて判読して作成したデータを用いた分析と同程度の精度を有したルールを抽出することが可能となる。
- 10 ②抽出したルールは H21.7 防府災害の土石流発生・非発生事例の約 8 割を 88.2%の精度で説明できる高い精度を有したルールであり、対象地域における一般的な災害発生条件を把握する上で非常に有用なものであると考えられる。
- 15 ③本研究の取り組みにより、各自治体がデータベース化している既存カルテに対して活用の可能性が示された。
- 20 ④専門的な知識による判読作業の省略により、土石流災害が起こった直後においても迅速に次に土石流災害が起こる可能性が高い溪流を特定することが可能となり、次回の豪雨での被害を少なくすることが可能である。
- 25
- 本研究は、既存のカルテを用いることを前提としたため、複数の調査項目において同じ精度でデータが整理されている土石流危険溪流 I および II のみを対象に検討を行った。一方、H21.7 防府災害においては、土石流危険溪流に準ずる溪流や土石流危険溪流以外の溪流においても多くの土石流災害が発生している。今後はそれらの溪流も追加し、更なる検討を行っていく次第である。なお、本研究を行うにあたり、山口県土木建築部砂防課から多くの資料の提供を頂いた。ここに記して感謝の意を表す。
- 30
- 35

参考文献

- 1) 河野浩之：データベースからの知識発見の現状と動向，人工知能学会誌，Vol.12, No.4, p.497-504, 1997.
- 40 2) 岡本正男，荒木義則，中山弘隆，古川浩平，水山高久：ラフ集合を用いたデータマイニングによる土砂移動現象の重要要因及びルール抽出に関する研究，砂防学会誌，Vol.54, No.6, p.4-15, 2002.
- 45 3) 佐藤丈晴，河野泰典，荒木義則，中山弘隆，水山高久，古川浩平：1982年7月長崎災害におけるラフ集合を用いた土石流発生・非発生の評価ルール設定に関する研究，土木学会論文集 No.721/VI-57, 13-25, 2002.12.
- 50 4) 竹本大昭，杉原成満，佐藤丈晴，荒木義則，中山隆弘，水山高久，古川浩平：ラフ集合を用いた土石流発生・非発生ルールの抽出と危険度の設定手法に関する研究，砂防学会

- 5) 篠崎嗣浩，森田真人，大石博之，古川浩平：SVM とラフ集合を用いた土石流の発生・非発生ルールの作成方法に関する研究，土木学会論文集 F, Vol. 65, No.4, pp.448-460, 2009.
- 55 6) 森田優三，久次智雄：新統計概論，日本評価社，1993.
- 7) S.Greco：An Algorithm for Induction of Decision Rule Consistent with the Dominance Principle，Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol.2005, Springer-Verlag, Berlin, p.304-313, 2001.
- 60 8) C. Cortes and V. Vapnik. Support vector networks. Machine Learning. 20 : 273-297, 1995.

主要論文 (2)

斜面災害対策事業における 対策工選定フローの設定に関する一提案

澤田 尚¹・杉原 成満²・西村 大喜³・篠崎 嗣浩⁴・大石 博之⁵・古川 浩平⁶

¹正会員 西日本技術開発株式会社 (〒810-0004 福岡県福岡市渡辺通1-1-1)

E-mail: h-sawada@wjec.co.jp

²正会員 山口大学助教 大学院理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

E-mail: s.sugi@yamaguchi-u.ac.jp

³非会員 山口大学大学院理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

E-mail: j055fd@yamaguchi-u.ac.jp

⁴正会員 大日本コンサルタント株式会社 (〒343-0851 埼玉県越谷市七左町5-1)

E-mail: shinozaki@ne-con.co.jp

⁵正会員 西日本技術開発株式会社 (〒810-0004 福岡県福岡市渡辺通1-1-1)

E-mail: h-ohishi@wjec.co.jp

⁶フェロー会員 山口大学特命教授 大学院理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

E-mail: furukaw@yamaguchi-u.ac.jp

斜面災害対策事業を効率的に進めるためには、斜面ごとの危険性を把握し、適切な対策工を計画することが重要である。本研究では、サポートベクターマシンを活用し、危険斜面に対する対策工選定フローの設定を試みた。まず地形・地質的な素因と過去の災害履歴を用いて、対策工の有無や工種ごとに斜面危険度の評価基準の設定を行う。これらの評価基準から現在の斜面危険度と新たに対策工を追加した場合の斜面危険度の算出を行う。これにより、斜面ごとにどのような対策工が最も効率的であるかを評価することが可能となる。対策工選定フローにより対策が必要と判断された箇所の現地調査によると、対策工選定の結果が現地状況から得られる技術者の知見と一致していた。そのため、これらの成果は防災事業計画の検討において有効な手段であると考えられる。

Key Words : support vector machine, slope disaster, countermeasure, risk evaluations

1. はじめに

斜面災害の抑止には、擁壁工や法枠工などに代表されるハード対策（以下、対策工）の施工が効果的である。しかしながら、これらを必要とする危険な斜面（以下、危険箇所）が多いこと、近年の経済状況から対策工を施工するための予算確保が困難なことなどの理由により、斜面災害対策事業の進展がはかれず、現状の対策工の整備率が低いという実情がある。このため、今後、すべての斜面に対策工を施工することは費用面・時間面からも困難であると考えられる。

このような状況に対し、急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ¹⁾などの既存データを活用して、個々の斜面が有する危険性を把握し、目的や機能が異なる対策工の中から最適な対策工を選定することが可能となれば、先の費用

面や時間面の課題に対する一つの解決策になるものと考えられる。このような分野に関する既往の取り組みの一つとして、数理的な手法であるサポートベクターマシン²⁾ (Support Vector Machine : 以下, SVM) を用いて地形・地質的な素因と過去の災害履歴の関係から災害の発生と非発生を分ける分離超平面（以下、分離面）を設定し、当該分離面からの距離を危険度として算出する方法が大石³⁾によって提案されている。また、この研究では、対策済の斜面データから設定した分離面に基づく危険度と無対策の斜面データから設定した分離面に基づいた危険度とを比較することにより、対策工効果を定量的に評価する方法も考案されている。

大石³⁾の研究は、数理的な手法を用いることにより、対策工効果を踏まえた土砂災害の危険度評価が行える点で大きな成果を挙げている。しかしながら、対策工効果

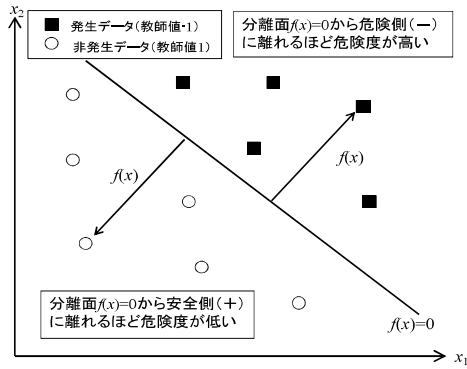


図-1 SVMの概念図

の評価にあたっては、対策工の有無にのみ着目し、擁壁工や法枠工などのように異なる目的や機能を持つ個々の工種についての対策工効果については評価がなされていない。そのため、対策工効果を踏まえて効果的な工種を選定するためには、工種ごとの対策工効果や複数の工種を組み合わせる場合における対策工効果の評価を行うことが必要となる。

そこで、本研究では、大石ら³⁾の提案する斜面危険度および対策工効果の評価方法を活用し、山口県の急傾斜地崩壊危険箇所の調査データ⁴⁾および過去の災害実績⁵⁾を用いて斜面災害対策事業における対策工選定フローの設定を試みた。その結果、設定した対策工選定フローに基づいた対策工の選定結果は、現地状況から得られる技術者の知見と一致することが確認された。

2. 対策工選定フローの設定方法の概要

対策工選定フローの設定にあたっては、大石ら³⁾の提案する SVM を用いた危険度評価方法を活用する。以下に SVM の概要および SVM を用いた対策工選定フローの設定手順について述べる。

(1) SVMの概要

SVMは1995年にCortes & Vapnikによって提案されたパターン分類手法²⁾の一つである。

SVMの概念図を図-1に示す。SVMは、線形分離不可能なデータ群を非線形関数を用いることにより高次元特徴空間にマッピングし、線形分離可能な状態とすることで明確に分離する機能を持つ。この時、高次元特徴空間でデータを分離する面を分離超平面と呼ぶ(図-1の $f(x)=0$ の面。以下、分離面)。この機能を用いて、災害の発生と非発生を判別する分離面と各データとの距離 $f(x)$ を算出することで危険度を評価することもできる^{3), 5)}。

本研究では、この危険度評価手法を用いて算出される現在の斜面危険度 $f(x)1$ 、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ を踏

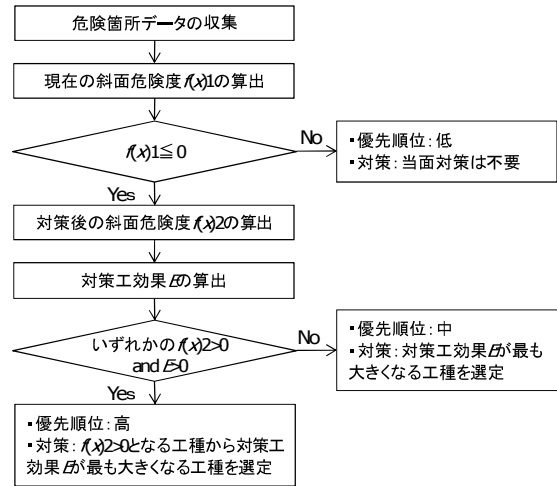


図-2 対策工選定フロー

まえた対策工選定フローの設定を行う。なお、SVM 解析における教師値は災害の発生を-1、非発生を+1とした。このため、 $f(x)$ 値が $-\infty$ に近づくほど危険、 $+\infty$ に近づくほど安全と評価することができる。

(2) 対策工選定フローの設定手順

対策工選定フローにおける対策の要否と最適な対策工の選定は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ 、対策工の施工後に想定される対策後の斜面危険度 $f(x)2$ 、斜面危険度の変化量により算出される対策工効果 E に基づいて行う。

本研究で提案する対策工選定フローを図-2に示す。また、対策工選定フローの設定手順を以下に示す。

a) 分離面の設定

SVM 解析に用いる評価指標は、各斜面の地形・地質的な素因とし、教師値は過去の災害履歴とする。SVM を用いてこれらの関係を分析することで災害の発生と非発生を判別する分離面を得ることができる。

なお、算出する斜面危険度は、同様の特徴を有する斜面であっても対策工の有無や工種の違いによって異なるものと考えられる。そのため、本研究では個々の斜面データを対策工の施工されていない斜面、擁壁工のみが施工されている斜面、擁壁工と法枠工が施工されている斜面等に分類した上で、分類ごとに斜面危険度の算出に用いる分離面の設定を行うこととした。

b) 斜面危険度の算出

現在の斜面危険度 $f(x)1$ は、評価対象斜面が該当する分類における分離面と当該斜面データとの距離によって算出することができる(図-3(a))。これにより、現在の斜面危険度を評価することができ、斜面危険度に基づいた対策の要否を判断することが可能となる。

一方、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ は、任意の対策工が施工されている斜面が該当する分類における分離面と評価対象斜面との距離によって算出することができる(図-

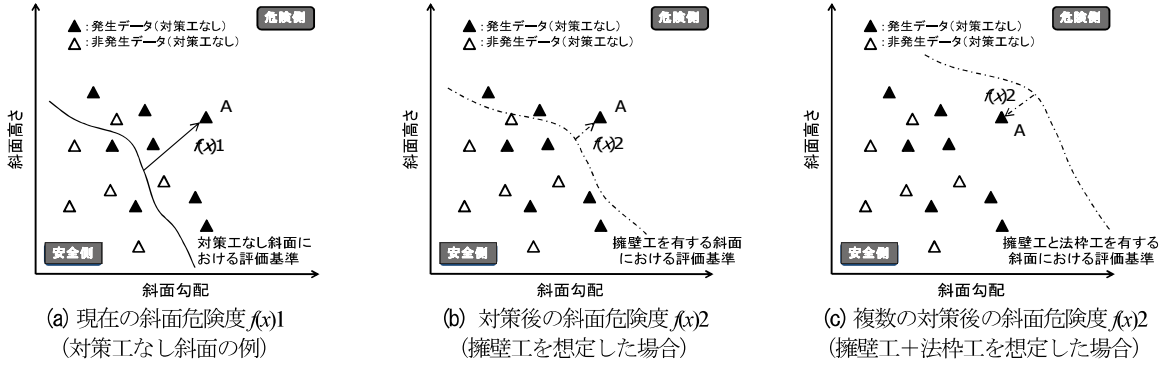


図-3 斜面危険度 $f(x)$ の算出概念

3(b), 図-3(c)). これにより, 様々な工種について対策後の斜面危険度 $f(x)2$ を算出することが可能となる. なお, 表層崩壊している斜面において, 対策工に擁壁工を選定した場合, 対策工の工種が適切ではないため, 要因と対策工の関係に矛盾が生じ, 対策工の施工により斜面危険度が危険側に推移するという評価 ($f(x)2 < f(x)1$) となることも考えられる. このような場合は, 対策工の効果が無いと判断できるため, $f(x)2 = f(x)1$ とする.

また, 求めた対策後の斜面危険度 $f(x)2$ と現在の危険度 $f(x)1$ との差は, 対策工の施工による危険度の変化量であり, この差を対策工効果 E として考えることが可能である³⁾. これらの指標を用いて, 各斜面に対し最適な対策工を選定することが可能となる.

3. 使用データの概要

(1) 対象データ

本研究では, 平成 11 年に作成された急傾斜地崩壊危険箇所調査カルテ (以下, H11 斜面カルテ)¹⁾ より, 表-1 に示す 627 箇所 (対策工なし: 163 箇所, 対策工あり: 464 箇所) を分析対象データとした. なお, 本研究では工種ごとに分離面を設定した上で, 現状の斜面危険度 $f(x)1$ および対策後の斜面危険度 $f(x)2$ の算出を行うことから, 収集した斜面データについては, 表-1 に示すとおり対策工の有無および施工されている工種に基づいて分類を行った. ここに, 本研究では, 対策工の選定フローに従い危険が予測される斜面に対し, 妥当な工種と組合せの抽出を目的としている. このため, 対策工の効果が工種の増加により明らかに高まる組合せとして, 擁壁工, 擁壁工+落石防止工, 擁壁工+法枠工, 擁壁工+落石防止工+法枠工の計 4 通りの組合せを選定した.

(2) 災害データ

分析の教師値となる過去の災害データは, H11 斜面カルテにおける崩壊履歴および山口県災害報告書 (平成 3

表-1 対策工の工種と箇所数の関係

工種	箇所数			
	発生	非発生	計	
対策工なし	11 (27)	152	163	
対策工あり	擁壁工	7 (16)	222	229
	擁壁工+落石防止工	6 (8)	92	98
	擁壁工+法枠工	1 (3)	39	40
	擁壁工+法枠工+落石防止工	2 (2)	95	97
	対策工あり小計	16 (29)	448	464
総計	27 (56)	600	627	

※発生のお書きは疑似データ追加後の件数

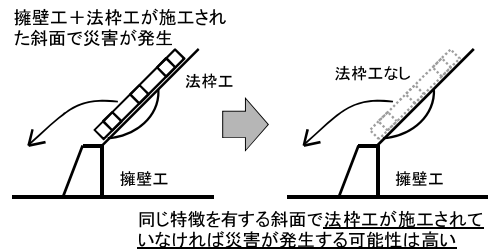



図-4 疑似データとして用いる災害データの概念図

年~平成 17 年)⁴⁾に記載の災害記録を用いる. ただし, 対策工が施工されている斜面については, 明らかに対策工を施工した後に発生した崩壊履歴を用いる必要があることから, 山口県災害報告書 (平成 3 年~平成 17 年)⁴⁾に記載の災害記録のうち, 斜面カルテ作成以降となる平成 12 年以降の災害記録のみを用いることとした.

対策工の有無および工種毎の災害発生件数を表-1 に示す. 表より, 災害発生件数は総計で 27 件と少なく, 工種によっては災害件数が 1 件の工種もある. 本研究で用いる SVM は, データ分布に基づいて災害の発生と非発生を分ける分離面を設定する手法であるため, 災害件数が極端に少ない場合, 分離面の設定が困難となる.

そこで, 本研究では, 対策工により斜面の安全性が増すものと考え, 対策工の工種が少ない斜面では, 対策工の工種が多い斜面よりも危険であると仮定した. 例えば, 擁壁工と法枠工が施工されている斜面で災害が発生したのであれば, 同様の地形・地質的特徴を有する場合, 擁

表-2 使用要因

要因	カテゴリー区分										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9		
地形要因	1 傾斜度	連続値のまま使用									
	2 斜面高さ	連続値のまま使用									
	3 斜面方位	北西	南	北	北東	西	南西	南東	東	-	
	4 斜面形状	凸尾 	直尾 	凹尾 	凸直 	直直 	凹直 	凸谷 	直谷 	凹谷 	
	5 上位地形の方向	北東	東	北西	南	他	南西	北	西	南東	
	6 横断形状	平坦な斜面	下部に凹凸	全体に凹凸	上部に凹凸	オーバーハング	-	-	-	-	
	7 選急線	選急線が下部にある	選急線が中部にある	選急線が上部にある	不明瞭	-	-	-	-	-	
地質要因	8 地表の状況	亀裂	岩	風石	亀岩	亀浮	風岩	粘質	礫砂	-	
	9 表土の厚さ	連続値のまま使用									
	10 地盤の状況	礫岩	亀岩	段丘	風石	軟岩	硬岩	崩積	風岩	-	
	11 岩盤斜面の亀裂	無	~10	10~30	30~50	50~	-	-	-	-	
	12 斜面と不連続面の傾斜関係	E 	D 	B 	C 	A 	G 	F 	-	-	
	13 断層・破砕帯の有無	不明	無	有	-	-	-	-	-	-	
	14 斜面の風化状況	新鮮	わずか	粘土化	土壌化	-	-	-	-	-	
環境要因	15 植生の種類	他	広葉	混交	針葉	竹林	草地	無	-		
	16 樹木の樹齢	50~	40~50	30~40	20~30	10~20	~10	無	-		
	17 伐採根の状況	有	無	-	-	-	-	-	-		
	18 湧水状況	乾燥	降雨	湿潤	常時	-	-	-	-		

※文献6)に加筆

壁工のみの斜面でも災害が起こり得ると考えられる(図-4)。このような考えに基づき、疑似データを追加し、SVM解析に用いることとした。疑似データとして用いる災害データの概念図を図-4に示す。また、疑似データ追加後の災害件数を表-1の()内に示す。

(3) 地形・地質データ

分析に用いる地形・地質的な素因は、H11 斜面カルテに整理されている調査項目のうち、表-2に示す18要因を用いることとした。ここで、斜面方位や斜面形状など、項目で整理されている要因⁹⁾(要因番号3~8, 10~18)のカテゴリー区分は、危険性の大小が想定できる要因(要因番号4, 6, 7, 11, 13~16, 18)の場合は最も安全側に該当する項目から1, 2, 3, ...と区分し、危険性の大小の想定が困難な要因(要因番号3, 5, 8, 10, 12, 17)はそれぞれに次式で求めた災害発生率が低い項目から1, 2, 3, ...と区分した。

$$\text{災害発生率} = \frac{\text{うち災害発生箇所数}}{\text{各項目に該当する箇所数}} \times 100 \quad (1)$$

4. SVMを用いた対策工選定フローの設定

(1) SVMを用いた危険度評価基準の設定

SVM解析では、分離面と各データとの距離 $f(x)$ を算出して危険度を評価基準にすることから^{3), 5)}、最適な解析を行うためのパラメータスタディが必要である。ソフトマージン法を利用したSVMでは、誤判別の度合いを調整する C とガウシアンカーネルの半径(データの影響

表-3 的中率100%となるパラメータにおける $f(x)$ 値カテゴリー毎のデータ分布

パラメータ	C	r	$f(x)$ 値カテゴリー毎のデータ個数			サポートベクターの数
			$f(x) < -1$	$-1 \leq f(x) \leq 0$	$0 < f(x) \leq 1$	
5	2	1	55	390	210	445
10	2	1	55	402	198	457
50	4	4	52	171	429	223
100	5	4	52	158	442	210
200	6	4	52	150	450	202
300	7	4	52	141	459	193
400	7	4	52	146	454	198
500	8	4	52	139	461	191

※各 C の中でサポートベクターが最小となる r のみを記載

度)である r の2つのパラメータを設定する必要がある。本研究では、 $C=5, 10, 50, 100\sim500$ (100刻み)の8ケース、 $r=1\sim10$ (1刻み)の10ケースの計80通りの組合せについて検討を行った。パラメータスタディでは、次に定義する的中率と既往研究⁷⁾におけるパラメータの選定方法を参考に、的中率100%のパラメータセットのうち、サポートベクター($|f(x)| \leq 1$ となるデータ)の数が最も少なくなる $C=500, r=8$ の組み合わせ(表-3中のハッチング箇所)を最適なパラメータとして採用した。

$$\text{的中率} = \frac{\text{的中データ数}}{\text{全データ数}} \times 100 \quad (2)$$

(2) 斜面危険度および対策工効果の算出

選定したパラメータを用いて、SVM解析により地形・地質データと過去の災害実績(発生:-1, 非発生:+1)を分析し、災害の発生と非発生を分ける分離面の設定を行った。また、当該評価基準を用いて個々の斜面の有する現在の斜面危険度 $f(x)1$ 、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ 、斜面危険度の変化量により算出される対策工効果 E の

表-4 検討結果の一例

箇所番号	現状		対策工施工後			
	工種	斜面危険度 $f(x)1$	工数	工種	斜面危険度 $f(x)2$	対策工効果 E
326-I-0031	なし	-1.00	1種類	擁壁工	1.48	2.48
			2種類	擁壁工+落石防止工	2.40	3.40
			3種類	擁壁工+法枠工	3.54	4.54
208-I-0211	なし	-1.00	1種類	擁壁工	-0.31	0.69
			2種類	擁壁工+落石防止工	1.64	2.64
			3種類	擁壁工+法枠工	1.31	2.31
201-I-0074	擁壁工	-1.00	2種類	擁壁工+落石防止工	4.38	5.38
			3種類	擁壁工+法枠工	4.47	5.47
			3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	4.47	5.47
208-I-0130	擁壁工	-1.55	2種類	擁壁工+落石防止工	-1.55	0.00
			3種類	擁壁工+法枠工	0.07	1.62
			3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	1.07	2.62
211-I-0003	擁壁工+法枠工	2.63	3種類	擁壁工+法枠工+落石防止工	2.63	0.00

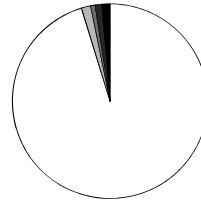
算出を行った。算出した結果の一例を表-4に示す。

対策工が施工されていない 326-I-0031 は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ が負値を示すため、災害の危険性が高い斜面であり対策が必要であると判断できる。当該斜面に対策工を施工した場合を想定すると、擁壁工のみを施工した場合でも対策工効果 E が 2.48 と大きく、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ も 1.48 と正値を示す。そのため、当該斜面において擁壁工の施工は有効であると考えられる。

208-I-0211 は、326-I-0031 と同様に未対策であり、かつ災害の危険性が高い斜面である。当該斜面に擁壁工を施工した場合を想定すると、対策工効果 E は 0.69 と正値を示すため、擁壁工による災害抑止効果が期待できる。しかし、対策後の斜面危険度 $f(x)2$ が-0.31 と負値を示すため、十分な安全性が確保できないものと推測される。そのため、当該斜面の対策後の斜面危険度 $f(x)2$ を正値とするため、擁壁工に落石防止工または法枠工を併用した対策が必要となる。危険度の算出結果によると、擁壁工と落石防止工を併用した場合、斜面危険度 $f(x)2$ と対策工効果 E は、法枠工を併用した場合より大きな正値を示す。これより、当該斜面では擁壁工と落石防止工の対策が最も効果的となる。

以上のような評価は、他の斜面でも同様に行うことが可能である。擁壁工が施工された 201-I-0074 と 208-I-0130 は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ が負値を示すため、危険な斜面であると判断できる。追加対策後の斜面危険度 $f(x)2$ と対策効果 E の関係から共に法枠工を施工することで最も効果的に安全性を確保できると判断できる。また、211-I-0003 は、現在の斜面危険度 $f(x)1$ が正値を示すため、現状でも安全であると判断することができる。

他の箇所についても同様の検討を行い、最適な工種の選定を行った。結果を図-5に示す。ここで、本研究では擁壁工、法枠工、落石防止工の3工種が併用されている斜面までを対象としたことから、3工種が併用されて



- 追加の対策が不要
505箇所 95.3%
- 擁壁工の追加
8箇所 1.5%
- 擁壁工と落石防止工の追加
4箇所 0.8%
- 擁壁工と法枠工の追加
6箇所 1.1%
- 擁壁工、法枠工、落石防止工の追加
7箇所 1.3%

図-5 効果的な工種選定結果



写真-1 現地状況写真 (201-I-0074)

いる斜面は対策後の斜面危険度 $f(x)2$ が算出できていない。そのため、図中からは除外している。

図-5より、全体の約95%の箇所において現在設置されている対策工により十分な安全性が確保されていることが確認できる。

(3) 対策工効果の妥当性評価

設定した対策工選定フローにより対策が必要と判断された箇所を対象に現地調査を行い、対策工選定フローに基づいた対策工選定結果の妥当性の確認を行った。現地調査結果の一例を以下に示す。

a) 箇所番号201-I-0074

201-I-0074 は、現在、擁壁工が施工されている箇所である。対策工選定フローによる選定では、現在の擁壁工に加え、法枠工を追加施工した際、最も効果的であると評価されている(表-4)。

当該斜面の現状を写真-1に示す。斜面の上部は荒れており、擁壁工の上部斜面においてブルーシートで覆われた小規模な表層崩壊跡が見られた。対策工選定フローにより効果的と評価された対策は、法枠工である。もし、この対策工を施工していれば現地で確認された崩壊を最小限に抑えることが可能となったものと考えられる。

b) 箇所番号208-I-0130

208-I-0130 は、現在、擁壁工が施工されている箇所である。対策工選定フローによる選定では、現在の擁壁工に加え法枠工を追加施工した際、最も効率的であると評価されている(表-4)。

当該斜面の現状を写真-2に示す。当該斜面では新たに法枠工と落石防止工が追加で施工されていることが確



写真-2 現地状況写真 (208-I-0130)

認められた。この結果は、対策工選定フローから得られる効率的な対策工とは異なるものである。しかしながら、対策後の斜面危険度 $f(x)$ に着目すると、法枠工を施工した場合の斜面危険度 $f(x)$ は 0.07 と小さいことから、十分な安全性を確保できない可能性が高い。それに対し、法枠工と落石防止工を施工した場合、より大きな対策工効果が得られるため、対策後の斜面危険度 $f(x)$ は 1.07 と大きく改善されるものと考えられる (表-4)。そのため、当該箇所においては、法枠工と落石防止工を施工することが最も適した対策と判断することができる。

5. まとめ

本研究で得られた主要な結論を以下に示す。

- 1) 工種別にSVMによる解析を行うことで、既往の研究では表現されなかった新たな対策工を施工した場合の対策工効果の評価が可能となった。
- 2) 本研究で提案する手法を用いて新たな対策工を施工した場合の対策工効果の評価を行った結果、本

検討で対象とした危険箇所の約95%の箇所において現在設置されている対策工により十分な安全性が確保されていることが確認された。

- 3) 本研究で設定した対策工選定フローに基づいた対策の要否および最適な対策工は、現地状況から得られる知見と一致する妥当な結果であった。

本研究では、急傾斜地崩壊危険箇所調査データ¹⁾を用いて斜面災害の防止に関する対策工に限りて検討を行ってきたが、今後は道路法面や地すべり危険箇所の対策施設等、より幅広い分野への適応に取り組む次第である。

参考文献

- 1) 例えば、山口県下関土木建築事務所：管内一円情報基盤緊急整備事業に伴う斜面カルテ(急傾斜)作成業務委託、報告書、1999.
- 2) Cortes, C. and Vapnik, V.: Support vector networks, *Machine Learning*, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 3) 大石博之, 小林央宜, 尹禮分, 田中浩一, 中山弘隆, 古川浩平：サポートベクターマシンによる対策工効果を考慮した斜面災害危険度の設定, 土木学会論文集 F, Vol.63, No.1, pp.107-118, 2007.
- 4) 山口県土木建築部砂防課：連携方式による土砂災害警戒避難基準雨量等の検討業務委託、報告書、2006.
- 5) 杉本博之, 阿部淳一, 古川浩平：応答局面支援のための SVM に関する基礎的研究, 土木学会第 61 回年次学術講演会, pp.1051-1052, 2006.
- 6) 例えば, (社)全国治水砂防協会：砂防関係法令例規集, 平成 15 年版, pp.772-804, 2003.
- 7) 篠崎嗣浩, 森田真人, 大石博之, 古川浩平：SVM とラフ集合を用いた土石流の発生・非発生ルールの設定方法に関する研究, 土木学会論文集 F, Vol.65, No.4, pp.448-460, 2009.

(2011.3.4 受付)

DETERMINATION OF COUNTERMEASURE WORK SELECTION FLOW IN SLOPE DISASTER COUNTERMEASURE PROJECTS

Hisashi SAWADA, Shigemitsu SUGIHARA, Daiki NISHIMURA, Tsuguhiro SHINOZAKI, Hiroyuki OHISHI and Kohei FURUKAWA

In order to promote efficiency in slope disaster countermeasure projects, it is important to grasp the hazardous nature of each slope and plan appropriate countermeasure work. In this research, we utilize the support vector machine mathematical technique to try to determine countermeasure work selection flows for hazardous slopes. First of all geographical and geological predisposition and past disaster history is used to determine slope hazard level and need for countermeasure work, and slope hazard evaluation standards are set for each construction type. These evaluation standards are used to calculate the current degree of slope hazard and calculate the slope hazard if new countermeasure work is added. From this it is possible to evaluate what kind of countermeasure work would be most effective for each slope.

We conducted a site investigation of locations judged as requiring countermeasures by the set countermeasure work selection flow. The results showed that, the selection of countermeasure work was consistent with knowledge of engineers gained from the local conditions, and we believe the fruits of our research will be effective techniques in considerations of disaster prevention project plans.

主要論文 (3)

少ない斜面危険度の判定基準データから作成した仮想データを用いた斜面危険度評価

澤田 尚¹・杉原 成満²・大石 博之³・古川 浩平⁴

¹正会員 西日本技術開発株式会社 (〒810-0004 福岡県福岡市中央区渡辺通1-1-1)
E-mail: h-sawada@wjec.co.jp

²正会員 中電技術コンサルタント株式会社 (〒734-8510 広島県広島市南区出汐2-3-30)
E-mail: sugihara@cecnet.co.jp

³正会員 西日本技術開発株式会社 (〒810-0004 福岡県福岡市中央区渡辺通1-1-1)
E-mail: h-ohishi@wjec.co.jp

⁴フェロー会員 山口大学特命教授 大学院理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)
E-mail: furukaw@yamaguchi-u.ac.jp

本研究では、既往のサポートベクターマシンを用いた斜面危険度の評価方法を参考とし、分析に必要な学習データが少数しか得られないケースを想定した。このように不足する学習データを補完する方法として、仮想データによる分析手法の提案を試みた。

分析の結果、分析対象となる元データの数が少ない場合でも、仮想データの作成において矛盾データの展開を行わず、可能な限り仮想データの追加・展開の回数が増えるパラメータを設定することで、精度の高い分離面を構築することが可能となった。

さらに、この分離面を用いて、これまで安全・危険の判断ができなかった斜面の評価を行った。これらの斜面に対して、現地調査を行い、現地状況から得られる知見と本研究で得られた分析結果が一致することが確認され、手法としての有用性が示された。

Key Words : *support vector machine, virtual data, risk evaluation, slope failure*

1. はじめに

我が国の国土は、地形、地質、気象等の面できわめて厳しい条件下にある。全国土の約7割を山地・丘陵地が占め、地震や火山活動も活発である上に台風や豪雨等に見舞われやすい。また、このような国土条件により、土石流・地すべり・がけ崩れといった土砂災害の危険度も高い。

一方、近年の厳しい社会情勢を踏まえると、災害の発生に伴う補修・修繕を極力減らし、可能な限り予防保全を行うことで維持管理費を効率化することが求められている。そのため、斜面の変状の有無やその進行性を危険度として精度よく把握することができれば、災害が起こる前に、優先的に調査すべき箇所や対策工の施工箇所などの優先順位を設定することが可能となり、取り組みの効率化に大きく貢献するものと考えられる。

危険度の高い斜面の抽出手法は、採点方式、統計処理方式、力学的解析手法に大別される¹⁾。採点方式は、崩

壊の発生に影響すると考えられる要因を専門家が判断し、崩壊発生が予測される要因の組合せや基準値を定め、これらの情報を活用して危険度を判定する手法である。統計処理方式は、採点方式のうち、専門家が判断している未知数部分の要因の組合せや基準値を数学的に求めようとする手法である。また、力学的解析手法は、専門家が斜面を表す物性値を定め、円弧すべりや非円弧すべりなどの斜面安定性を解析により評価する方法である。

本研究では、客観性を持たせるため、統計処理方式による研究を行った。統計処理方式による斜面災害の危険度評価に関する既往の取り組みとしては、数量化理論を用いた方法^{2),3),4)}やニューラルネットワークを用いた方法^{5),6)}が研究されている。南部ら²⁾は国道の盛土斜面の地形要因のみに着目し、これに数量化Ⅱ類⁷⁾を適用させ、安定斜面と不安定斜面の判別分析を行っている。作田ら⁵⁾はニューラルネットワークを用いて地形要因と降雨要因を入力データとする発生予測モデルの構築を行っている。また、近年では統計処理に基づく新たな方法とし

て、パターン分類手法の1つであるサポートベクターマシン⁸⁾(以下、SVM)を用いる方法が大石ら⁹⁾によって提案されている。大石ら⁹⁾の研究では、高い分離能力を有するSVMを土石流危険渓流の評価に活用することにより、危険度を精度よく、かつ、汎用的に設定できることが示されている。さらに、対策工が施工された斜面データを用いて設定した評価基準と対策工が施工されていない斜面データを用いて設定した評価基準の2つの評価基準を用いることにより、対策工の効果を加味した総合的な危険度が得られることも示されている。

しかしながら、統計処理方式による危険度評価方法を適用する場合、実際問題として、調査に多額の費用が必要となる場合もあり、汎用的な評価基準を得られる程のデータ数を確保できていないケースが多く考えられる。このような場合、データベース自体の有する特徴(データの分布や密度、教師値データの比率等)から評価基準を設けて分離を行うSVMでは、解析に用いる学習データの数が少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。そのため、実際問題に対しても汎用性を有した危険度を算定するためには、不足する学習データを効率的かつ客観的に補うことが必要となる。

このような課題に対して、筆者らは一つの試みとして疑似データによる手法を試みた¹⁰⁾。疑似データは、災害が発生したデータのみに適応し、対策工の工種が例えば擁壁工と法枠工であった場合、当該斜面に擁壁工のみの施工であれば災害が発生するものと仮定するものである。すなわち、対象とする斜面の対策工の工種よりも対策工が少なく施工されていれば、災害が発生するものとしてデータ数を追加した。本手法を利用した場合、対策工の工種が最大数のときは疑似データの追加が行えないこと、対策工の工種が少ないほど疑似データ数が増加することなど元々のデータベース自体の有する特徴が変化する課題が生じた。そのため、元々のデータベース自体の有する特徴を保持しつつ、少ないデータからであっても危険度を精度良く設定することが可能となれば、前述した課題を解消することができ、SVMによる危険度の設定手法がより効果的な手法になるものと考えられる。

そこで、本研究では、新たな試みとして、SVMによる解析において不足する学習データを補うため、信頼性の高い学習データから生成したデータ(以下、仮想データ)を用いた危険度評価方法を考案した。本稿では、水力発電施設に関する斜面データを対象として、対策工が施工されていない3箇所13項目の斜面データから仮想データを生成し、この仮想データにより設定した評価基準を用いることで、その他の斜面における斜面変状の有

無とその進行性を適切に評価できることが確認された。通常のSVMによる手法では、評価が困難な場合においても、本手法の優位性が確認できた。さらに、代表的な斜面の現地調査を行った結果、現地状況から得られる知見と本研究で得られた結果は一致することが確認された。これらのことから、仮想データを用いることで、SVMによる危険度の設定手法の利便性がさらに向上できたものと考えられる。

2. 使用データの概要

水力発電施設の斜面については道路防災総点検¹¹⁾の手法を参考として、表-1に示す13項目による斜面状況のチェックが行われている。本研究では、平成14~17年度に実施された大分県、熊本県、佐賀県、長崎県、宮崎県の水力発電施設(取水口、導水路、ヘッドタンク、水圧管路など)近傍の調査結果データ71斜面(21箇所水力発電施設)から斜面変状と進行性に対する評価が示される62斜面分の資料を分析データとして抽出した。調査資料に含まれる斜面カルテや竣工図面を基に、各斜面の現況(対策工および変状の有無)を整理したものを表-2に示す。表-2に示すとおり、本研究で対象とした斜面は、既に対策工が実施されているものが56箇所、無対策の自然斜面が6箇所という構成で、これまでに顕著な災害発生の記録を有していない。SVMを用いた危険度設定を行う場合、教師値として用いる危険・安全の判定項目が必要となる。そこで、災害発生の兆候として斜面カルテに記録されている「斜面の変状と進行性」に着目した。斜面の変状と進行性については、変位観察プレートや転石へのマーキングなどにより確認が行われ、斜面状況によって以下のような評価を行っている。なお、斜面カルテでは、斜面の変状はあるものの、進行の状況が不明瞭な場合、進行性がないものとして、ランクIIを適用している。

- I: 斜面の変状なし
- II: 斜面の変状あり、ただし、進行性なし
(進行性が不明な場合も含まれる)
- III: 斜面の変状あり、進行性あり

本研究では、ランクIIIに評価される斜面(4箇所該当)を災害発生に準ずる危険な斜面とし、ランクIに評価される斜面(33箇所該当)を安全な斜面と判定して、それぞれに危険・安全の教師値を与えるものとした(表-2)。また、表-1の地形から形状までの11項目を各斜面の諸元データとして用いた。

表-1 斜面の評価項目

分類	評価項目		評価区分
地形	崩壊性要因を持つ地形	G2: 崩壊跡地, 遷急線明瞭	1: 該当なし 2: 1地形該当 3: 複数地形該当
		G1: 崖錐地形 G3: 台地の裾部, 脚部浸食, オーバーハング, 集水型斜面, 土石流跡地など	
土質・地質・構造	崩壊性の土質	1) 浸食に弱い土質 2) 水を含むと強度低下しやすい土質 3) その他	1: 該当せず 2: やや顕著 3: 顕著
	崩壊性の岩質	1) 割れ目や弱層の密度が高い 2) 浸食に弱い軟岩 3) 風化が速い岩質, その他	1: 該当せず 2: 該当する
	崩壊性の構造	流れ盤(層理面, 弱線) 1) 不透水性基盤上の土砂 2) 上部が硬質/脚部が脆弱な岩 3) その他	1: 該当せず 2: やや顕著 3: 顕著
表層の状況	表土および浮石・転石の状況		1: 安定 2: やや不安定 3: 不安定
	湧水状況		1: なし 2: しみだし程度 3: 湧水あり
	表面の被覆状況		1: 木本主体 2: 複合 3: 裸地~植生
形状	高さ		1: H<15m 2: H<30m 3: H<50m 4: H≥50m
	勾配(i)		1: i<45° 2: i<70° 3: i≥70°
変状	当該のり面・斜面の変状 (肌落ち・小落石・ガリ浸食・洗掘・パイピング孔・陥没・はらみ出し, 根曲り・倒木・亀裂・開口亀裂・その他対策工の変状)		1: なし 2: あり, 不明瞭なもの 3: 複数該当, 明瞭なものあり
	隣接するのり面・斜面等の変状 (落石・崩壊・亀裂・はらみ出し・その他の変状)		

表-2 データ数の整理

項目	対策工の有無			教師値		
	無	有	合計			
斜面変状と進行性	変状なし	I	2	31	33	安全
	変状あり, 進行性なし (不明を含む)	II	3	22	25	不明
	変状あり, 進行性あり	III	1	3	4	危険
	合計		6	56	62	

3. SVMによる危険度評価の基本概念

SVMは1995年にCortes & Vapnikによって提案されたパターン分類手法⁸⁾の一つである(図-1)。

SVMは、線形分離不可能なデータ群を非線形関数を用いることにより高次元特徴空間にマッピングし、線形

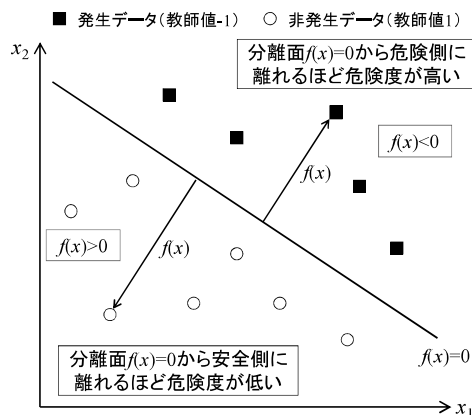


図-1 SVMの概念図

分離可能な状態とすることで明確に分離する機能を持つ。この時、高次元特徴空間でデータを分離する面を分離超平面と呼ぶ(図-1の $f(x)=0$ の面, 以下, 分離面)。この機能を用いて、例えば災害の発生の教師値を-1, 非発生の教師値を+1として分離面を構築した場合、図-1に示すとおり、分離面からの距離 $f(x)$ が外側に遠いものほど危険度が高く危険($f(x)<0$)、内側に離れたものほど安全($f(x)>0$)と評価することができる⁹⁾¹²⁾。

本研究では、この機能を活用し、ランク I およびランク III の教師値を有する斜面データから作成した仮想データを用いて分離面を構築し、教師値がないランク II の斜面データに対して危険度評価を行うとともに、現地調査による分析結果の妥当性の確認を行った。

以下に、SVMの概要およびSVMを用いた危険度評価方法の考え方を示す。

(1) SVMの概要

データ群■と○の2つの集合を完全に分離する最適な分離面 H_0 は、式(1)で表現される。

$$w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

ここで、 x は発生、非発生データであり、 w は分離面の法線ベクトルと呼ばれる変数で、 b はバイアス項と呼ばれる変数(線形識別関数の係数ベクトル)である。

この分離面 H_0 は、式(2)、式(3)で表現される最も近接したデータを通る二つの分離面 H_1 、 H_2 の間の距離 $1/\|w\|$ (マージン)を最大化することで求めることができる。

$$H_1 : w \cdot x_i + b = +1 \quad (2)$$

$$H_2 : w \cdot x_i + b = -1 \quad (3)$$

完全に分離できる場合をハードマージン、一部分離できない場合をソフトマージンという。いずれも線形条件

のある2次関数の最大化問題に変換されるが、ソフトマージンはハードマージンを含む概念と考えられるため、前者についてのみ簡単に説明する。まず学習データの集合を

$$S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}, x_i \in R^N, y_i \in \{-1, +1\} \quad (4)$$

と表す。つまり x は発生、非発生データであり、 y はクラス分けのための教師値を意味し、本研究では、教師値を発生の場合：-1、非発生の場合：+1とした。

いま、すべてのデータの完全な線形分離が不可能な場合のソフトマージン最適化の問題は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} \underset{w, b, \xi}{\text{minimise}} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i \\ & x_i \in R^N, b_i \in R, \xi_i \in R^{\ell} \\ \text{subject to } & y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & i = 1, \dots, \ell, \quad \text{及び } \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 C はスラック変数 ξ に対する重みパラメータで、 C を大きくすれば誤判別の度合いをより最小化することができるため、完全分離に近い判別結果となる。

次に、平面による識別が一般に適切であるとは限らないことから、より複雑な識別のために曲面による分離を考える。まず、入力データ x を高次元空間に写像する。ここに、カーネル関数を導入すると、式(5)は結局、以下の双対問題となり、Lagrange 乗数 α^* に関する最適化問題となる。

$$\begin{aligned} \underset{\alpha}{\text{minimise}} \quad & w(\alpha) = \sum_{ij=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ & \alpha \in R^{\ell} \\ \text{subject to } & \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (6)$$

また識別関数は式(7)で与えられる。

$$f(x) = \sum_{j \in SV} \alpha_j^* y_j K(x_j, x) + b^* \quad (7)$$

K はカーネル関数である。本研究ではガウシアンカーネルを用いる。 b^* はバイアス項と呼ばれる値である。式(6)の最適解 α^* は大部分が0になるが、 $\alpha^* > 0$ の教師データがサポートベクターと呼ばれる。式(7)の SV はサポー

トベクターの集合を表す。

サポートベクターは線形分離が可能な場合は平面 H_1, H_2 上のサポートベクターとそれぞれの外側に位置するデータに分類されるが、ソフトマージンの場合には H_1 および H_2 を挟んで反対側にはみ出すデータが存在し、それらは最適解 α^* の値により区分することができる。具体的には $\alpha^* = 0$ のときにはデータが平面 H_1 あるいは H_2 の外側に存在し、学習された識別関数によって正しく識別される。また、 $0 < \alpha^* < C$ の場合にはちょうど平面上に存在するサポートベクターとなり、これも正しく識別される。 $\alpha^* = C$ の場合にはデータはサポートベクターとなるが $\xi \neq 0$ となり平面 H_1 あるいは H_2 の内側に存在することになる。

なお、本研究ではガウス関数として式(8)を用いる。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left[-\|x_i - x_j\|^2 / 2r^2\right] \quad (8)$$

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

r はデータの影響範囲を示す半径であり、式(5)の C とともに事前に入力が必要なパラメータとなる。

(2) 危険度の設定

危険度の種類には、大石ら⁹⁾により提案されている方法と同様に、潜在危険度、対策工効果、総合危険度を設定する。その概要を以下に示す。

a) 潜在危険度

潜在危険度とは、対策工の効果を取り除いた自然斜面により分離面を構築し、これに基づいて設定される危険度である。よって、分析対象となるデータから対策工が施工されていない斜面のデータを抽出し、SVMによる分析を行い、分離面 I を構築する (図-2(a))。ここに、図-2 では、簡易的な説明図とするため、斜面高さや斜面勾配という要因を抽出した2次元での算出概念を示している。

また、この分離面 I を用いて、学習データに加えなかった対策工が施工されている斜面データを分析すると、それらは対策工の効果を除いた潜在危険度 $f(x)$ を求めることとなる。

b) 対策工効果の評価

潜在危険度は、本来その地点が有している危険度を示しているが、既に対策工が施工されている箇所については、その効果を加味しなければ現実的な斜面の危険度を表していないことになる。

よって、まず対策工が施工されている斜面データのみを抽出して SVM による分析を行い、分離面 II を構築する (図-2(b))。分離面 II から対策工が施工されている各斜面データまでの距離 $f(x)$ を求める。

前項に示した分離面 I から得られる潜在危険度 $f_1(x)$ は、現況対策が施工されている斜面を仮に対策工がない状態とした場合の危険度を算出したものと考えることができ、 $f_2(x)$ との差が大きいほど、施工された対策工の効果が高いものと判断することができる。よって、対策工効果の指標を以下のように求めることとした。

$$\text{対策工効果 } E = f_2(x) - f_1(x) \quad (9)$$

上式により $E > 0$ の結果が得られたものは、対策工の効果があつたもの、逆に $E < 0$ となるものは、対策工の効果がなかったものと判断することができる。

c) 総合危険度

前項までにより、各斜面がもつ潜在危険度と法面対策工による対策工効果を求めた。これらを用いることで、各斜面の対策工効果を含めた災害発生危険度、すなわち総合危険度 $F(x)$ は、式(10)に示すように潜在危険度 $f_1(x)$ とそれを低減させる効果として働く対策工効果 E によ

って構成されるものと考えることができる。

なお、対策工効果 E に負値のデータが存在した場合は、既往研究⁹⁾に従い総合危険度の算出において $E=0$ とした。

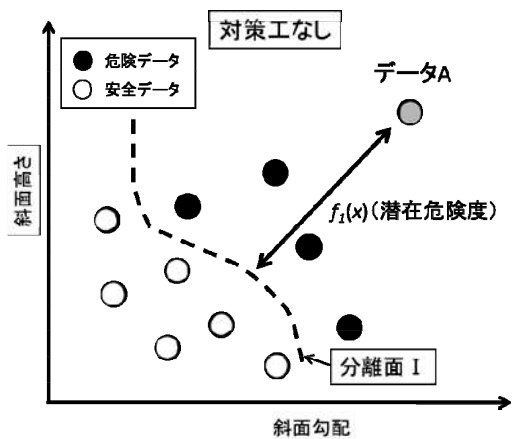
$$\begin{aligned} \text{総合危険度 } F(x) = \\ \text{潜在危険度 } f_1(x) + \text{対策工効果 } E \end{aligned} \quad (10)$$

4. 仮想データを用いた評価法

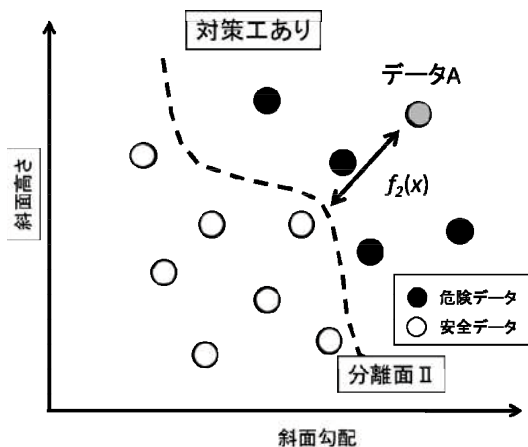
SVM による危険度評価を実施する場合には、まず危険・安全の境界を分離する学習分析を行うための母集団データ（学習データ）が必要となる。本研究においては、前述した 62 箇所の斜面データがこれに相当するが、「危険・安全の教師値を与えられるデータが 37 箇所と少ないこと」、「潜在危険度を評価する上で不可欠となる無対策斜面の数が 6 箇所であり、そのうち教師値を与えられる斜面が 3 箇所しかないこと」という特徴を有している。これに対して過去の研究例によると、学習のためのデータ数は、南部ら²⁾で崩壊 90 箇所、安定 250 箇所、作田ら⁹⁾で崩壊 444 箇所、非崩壊 50,125 箇所、大石ら⁹⁾で災害有 80 箇所、災害無 115 箇所となっている。これらは、本研究に使用する学習データ数（無対策斜面では危険 1 箇所、安全 2 箇所）に比べて、1 オーダー以上多いことが確認できる。統計処理方式による分析を行うに当たって、学習データが少ない場合、統計的な信頼性が確保できないものであることは容易に推定される。本研究においても統計的な信頼性が確保された分析を行うためには、不足する学習データを補うことが重要と考えられる。そこで本研究では、信頼性の高い学習データから仮想データを生成し、これを用いて危険度評価を行う方法を考案した。

(1) 仮想データの問題

SVM による分析では、その分離性能の高さから誤判別を許容しない分離面を構築することが可能である（ハードマージン法）。しかしながら、分離面を作成するための学習データには、境界近傍のノイズデータが存在する可能性があり、このようなノイズデータを含めてハードマージン法により分離面を構築すると、図-3(a)のとおり、分離面が複雑でいびつな形状となることが予想される。このような場合、確かに学習データに対する的中率（整合性）は 100% となり、高い分離性能を有したものとなるが、未知のデータに対する適用性については低下する可能性を持つことになる。これに対し、図-3(b)に示



(a) 対策工が施工されていない斜面データでの分析



(b) 対策工が施工されている斜面データでの分析

図-2 対策工効果の評価概念図

すように境界近傍における誤判別を許容するソフトマージン法を用いることで未知のデータへの適用性を向上させることも考えられるが、その場合どの程度の誤判別を許容するかが課題となる。

もし、学習データにおいて、明確に危険・安全という情報が事前に判断できれば、それらのデータのみを抽出して学習に用いることで未知のデータに対しても適用性の高い分離面が構築できるものと考えられる(図-3(c))。しかしながら、本研究においては、学習データの絶対数が少なく、有効な分離面を構築することが困難であった。

そこで、本研究では、数少ない学習データの中から最も危険・安全というデータだけを選定し、かつ、不足する学習データを補うため、そのデータを危険・安全の軸線上に投影する仮想データの作成手法を考案した。この手法では、分離面付近のノイズデータを除去することに着目するのではなく、最も危険・安全なデータを抽出し、これらを危険・安全の軸線上に投影することで、仮想的に精度の高い学習データを作成する点に特徴がある。このような仮想データだけを用いて構築する分離面は、未知のデータに対する高い適用性が確保できるものと考えられる。

このように仮想データを用いた本手法は、未知の対象データに対する適用性に重点を置いた手法であることから、危険・安全の境界付近のデータに対しては、精度が低くなる可能性がある。ただし、対象地域の中の特に危険性の高い箇所と安全性の高い箇所を簡単に評価できることは確かであり、防災事業を効果的かつ効率的に進めるためには有効性があると考えられる。

(2) 仮想データの作成方法

仮想データの作成は、対策工の有無で別々に行った。

ここではデータ数の多い対策工有のデータを対象とした場合を述べる。まず、対策工有データのうち教師値を有する学習データ(ここではランク I と III の 34 箇所の斜面データ)から各要因のうち危険側の最大値、安全側の最小値を抽出し(これを仮想データの「追加」と呼ぶ)、この組み合わせを要因値としたデータを作成する。危険・安全に対して、それぞれ一つの作成される本データを仮想データ VDI とする(図-4)。このデータは元となる学習データに対して危険・安全に対する精度が特に高いデータである。

次に、SVM を利用して仮想データ VDI から分離面 A を構築し、これを用いて元の学習データ(34 箇所)の評価を行う。この分離面は、危険・安全に対する精度が高いデータであることから、未知のデータに対する適用性が高い分離面が構築可能と考えられる。この分離面による評価結果から、 $f(x)$ の値が最大・最小となるデータ(最も安全・危険と評価されたデータ)を抽出する。これらのデータは仮想データ VDI に次いで精度の高いデータ群と考えることができる。この抽出されたデータを図-5 に示すように VDI で定めたデータ群の最も危険・安全(最小値・最大値)となる軸線上に投影する(これを仮想データの「展開」と呼ぶ)。展開されたデータも前述と同様に精度の高いデータであることから、未知のデータに対する適用性を損なうことはない。また、元のデータベースの特徴が分離面の構築時に加味されるため、安全・危険に対する精度が向上するものと考えられる。ここでは、これを仮想データ VD2 とする。この例では 2 個の抽出データから 4 個の仮想データが生成されている(図-5)。

更に仮想データ VDI および VD2 を用いて分離面 B を構築し、仮想データ展開用のオリジナルデータのうち、

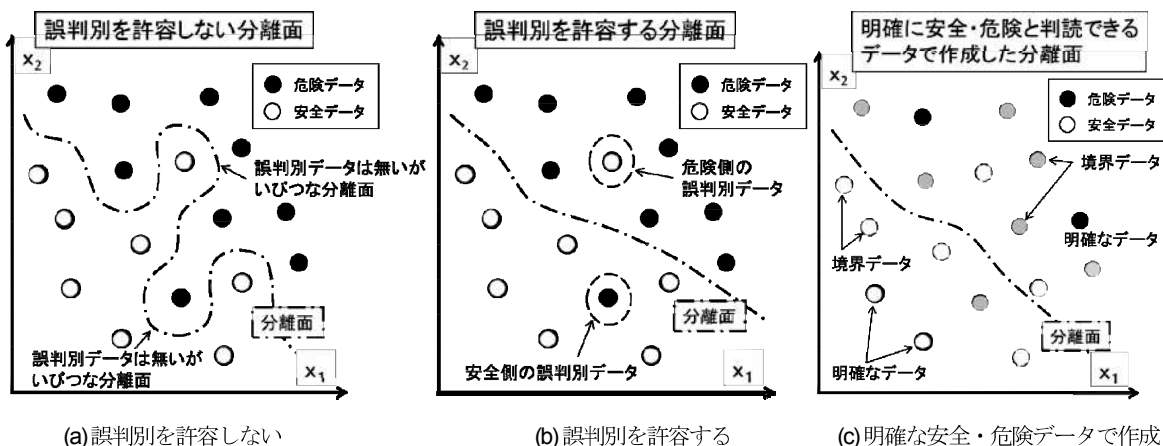


図-3 分離面の作成例

仮想データ VD2 の展開で使ったデータを除いて評価する。再び $f(x)$ の値が最大・最小となるデータを抽出し、各要因の最大・最小値が乗る軸線上に展開する。これを仮想データ VD3 とする。図-6 の例では、仮想データ VD1 と VD2 の 6 個に仮想データ VD3 が 4 個追加され、計 10 個の仮想データが生成されている (図-6)。なお、VD3 は、VD1 作成時における X 軸方向の最小値である。このため VD1 の危険側のデータと同じデータが追加されることとなる。

同様な作業を行い、仮想データを順次追加・展開していく。ただし、この過程で図-7 のように危険・安全の実績 (教師値) と分離面による結果 ($f(x)$ の符号) が整合しない場合が生じる。このような場合、仮想データの追加・展開を行わないものとする。仮想データの生成については、展開可能なデータが無くなるまで繰り返すものとするが、危険・安全のどちらか一方のデータが多く、過学習となることにより、的中率が低下することが想定された。このため、的中率が 100% の時点における追加・展開までを仮想データとして適用した。なお、本研究で用いた教師値を有する対策工有の 34 箇所 of データを対象とした解析においては、図-7 の左側に示される危険データが安全側に配置される結果が 1 箇所、過学習による的中率の低下が 16 回目の追加・展開で生じたため、15 箇所のデータを用いた。

ここに的中率は、分離面によるデータの分離において、教師値として与えられている危険・安全の実績に対した中 (整合) したデータの割合を示す指標であり、式(11)で定義される。

$$\text{的中率} = \frac{\text{的中データ数}}{\text{全データ数}} \quad (11)$$

5. 仮想データを用いた危険度の算定

(1) パラメータの検討

SVM の分析を行う際には、最適な解析を行うためのパラメータの検討が必要である。ソフトマージン法の SVM では、誤判別の度合いを調整する C とガウシアンカーネルの半径 (データの影響力) である r の 2 つのパラメータを設定する必要がある。

なお、パラメータの検証は、分離面 I あるいは分離面 II で行う方法が考えられる。前者は、対策工がない斜面データで作成された分離面であり、対策工の効果を除いた形であれば 37 箇所の全てを検証することが可能である。しかしながら、後者では、対策工がある斜面データで作成された分離面であることから、対策工がない箇所

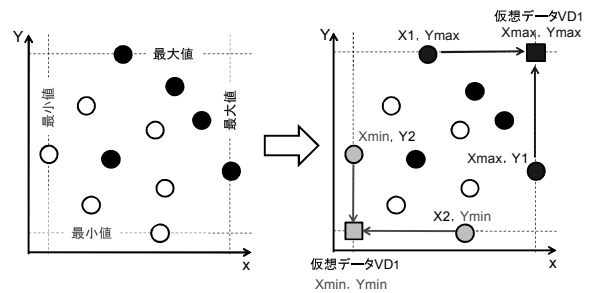


図-4 仮想データ VD1 抽出

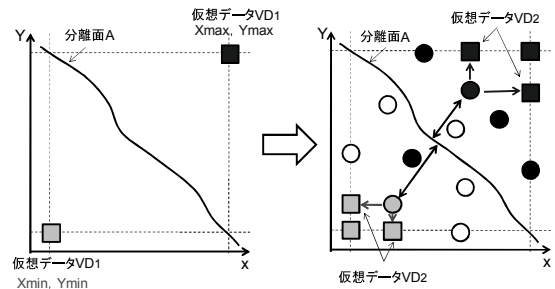


図-5 仮想データ VD1 による分離面 A と仮想データ VD2 抽出

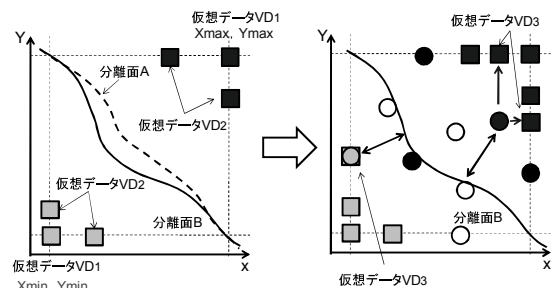


図-6 仮想データ VD1,2 による分離面 B と仮想データ VD3 抽出

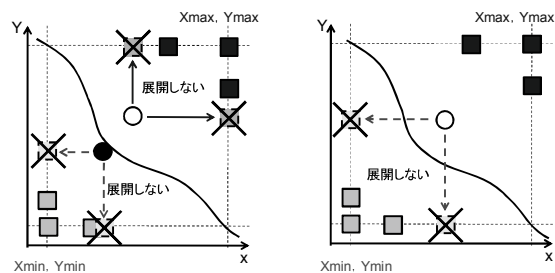


図-7 仮想データを追加・展開しない例

の斜面データを分析すると危険な斜面を安全と評価する可能性がある。このため、対策工がない箇所の斜面データを利用できず、対策工があり、かつ教師値を有する 34 箇所の斜面データのみを検証となる。これよりパラメータの検証は、可能な限り検証データを増やし、検証

の精度を高めるとともに、仮想データの目的を踏まえ、少ないデータをもとに、より多くの斜面状況を確認することができる分離面 I を用いるものとする。

以上の条件のもと、本研究で用いたパラメータは、他の研究⁹⁾¹¹⁾よりも幅の広い $C = 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000$ の 7 ケース、 $r = 0.5, 1, 2, 3, 5, 10, 20, 30, 50$ の 9 ケースの計 63 ケースで仮想データの抽出におけるパラメータの検討を行った。

パラメータの検討では、仮想データの追加・展開の回数と的中率により検証する。

各パラメータにおける的中率は $(C, r) = (0.1, 1)$ 、 $(0.1, 2)$ において最もの中率が良い結果となっている(表-3(a))。これらについて危険データと安全データに分類し、それぞれの的中率を整理すると表-3(b)および表-3(c)のとおりとなる。どちらの場合も教師値を有する 37 個のデータのうち 36 個を的中させることが可能であった。しかし、 $(C, r) = (0.1, 1)$ では、安全データに対する的中率が 100.0%であるが、危険データに対する的中率が 75.0%となっている。これに対し $(C, r) = (0.1, 2)$ では、安全データに対する的中率が 97.0%であるが、危険データに対する的中率が 100.0%となっている。以上のとおり、危険・安全が矛盾している結果を確認すると、教師値が危険側を示しているのに分析結果が安全側という矛盾を有する場合とその逆の場合が確認された。前者の場合、危険と判断されるべき斜面を見逃していることになるため、的中率が高くても本来の目的である斜面災害リスク対応の必要性評価としては好ましくない。

そこで、本研究では、危険データに対する的中率が 100.0%となるパラメータの組み合わせのうち、安全データに対する的中率が最も高くなる $(C, r) = (0.1, 2)$ を最適なパラメータセットとして採用することとした。

一方、各パラメータにおける仮想データの追加・展開の回数は、 C と r に因らず 3 回という結果となった。可能な限り仮想データを追加・展開することにより、学習データが増加し、より精度の高い分離面の構築が可能であると推測されるが、この点について差異は確認されなかった。

(2) 危険度の算定結果

前項での検討で得られた最適パラメータを用い、SVM による危険度算定を実施した。危険度算定の手順は既往文献⁹⁾に従い、潜在危険度と対策工効果を求めた上で、両者から総合危険度を導き出すものとした。

a) 潜在危険度 $f(x)$ の評価

表-2 に示す無対策の 6 箇所の斜面データのうち、安全・危険の教師値を有する 3 箇所(危険 1 箇所、安全 2

表-3(a) 危険・安全データ全体に対する的中率

		C						
		0.001	0.01	0.1	1	10	100	1000
r	0.5	89.2%	89.2%	91.9%	91.9%	91.9%	91.9%	91.9%
	1	89.2%	89.2%	97.3%	94.6%	94.6%	94.6%	94.6%
	2	89.2%	89.2%	97.3%	91.9%	91.9%	91.9%	91.9%
	3	89.2%	89.2%	89.2%	86.5%	86.5%	86.5%	86.5%
	4	89.2%	89.2%	89.2%	86.5%	86.5%	86.5%	86.5%
	5	89.2%	89.2%	89.2%	81.1%	86.5%	86.5%	86.5%
	10	89.2%	89.2%	89.2%	94.6%	86.5%	86.5%	86.5%
	20	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	81.1%	86.5%	86.5%
	30	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	94.6%	86.5%	86.5%
	40	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	86.5%	86.5%
	50	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	89.2%	81.1%	86.5%

表-3(b) 危険データに対する的中率

		C						
		0.001	0.01	0.1	1	10	100	1000
r	0.5	0.0%	0.0%	25.0%	25.0%	25.0%	25.0%	25.0%
	1	0.0%	0.0%	75.0%	50.0%	50.0%	50.0%	50.0%
	2	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	3	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	4	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	5	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	10	0.0%	0.0%	0.0%	50.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	20	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	30	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	75.0%	100.0%	100.0%
	40	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%
	50	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%

表-3(c) 安全データに対する的中率

		C						
		0.001	0.01	0.1	1	10	100	1000
r	0.5	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	1	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	2	100.0%	100.0%	97.0%	90.9%	90.9%	90.9%	90.9%
	3	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%	84.8%	84.8%
	4	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%	84.8%	84.8%
	5	100.0%	100.0%	100.0%	78.8%	84.8%	84.8%	84.8%
	10	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%	84.8%
	20	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	78.8%	84.8%	84.8%
	30	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	97.0%	84.8%	84.8%
	40	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	84.8%	84.8%
	50	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	78.8%	84.8%

箇所) のデータを用いて潜在危険度 $f(x)$ の評価を行った。評価基準となる分離面の生成には仮想データを利用するものとし、ここでは上記 3 箇所の元データから 11 項目の諸元データにより危険 12 個 (=VDI:1+要因数:11×追加・展開数:1)、安全 23 個 (=VDI:1+要因数:11×追加・展開数:2) の仮想データを生成して、これにより評価用分離面 I を構築した。この分離面で 37 個の斜面(全 62 個の斜面データのうち教師値を有するランク I と III のデータ。ただし、対策工のあるものも含む)について、潜在危険度を算定した結果を図-8 に示す。潜在危険度は、対策工効果を考慮しないで地形・地質条件に対する斜面の危険度を算定していることであり、斜面自体が持っている危険度を表現している。

b) 対策工効果 E の評価および総合危険度 $F(x)$ の算出

潜在危険度による評価は、本来その地点が有している地形・地質条件に対して対策工の有無にかかわらず、各

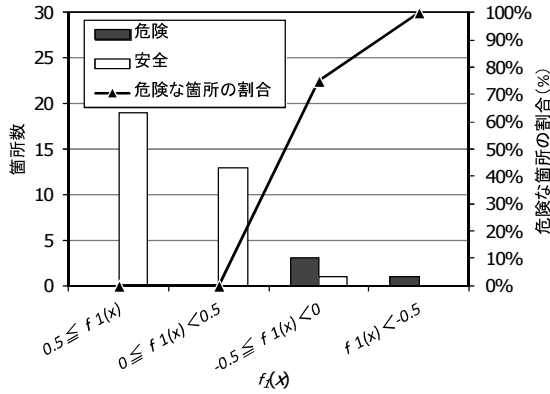


図-8 潜在危険度と斜面の変状の進行性との関係

斜面の危険度を算定したものである。一方、対策工がすでに施工されている箇所では、その効果を加味しなければ現在の状況を再現していないものと考えられる。本研究では既往文献⁹⁾を参考に、図-2 に示す概念で対策工効果を評価した。

62 箇所の全体データのうち、対策工が施工され、かつ教師値を有する 34 個の斜面データ（危険 3 箇所、安全 31 箇所）から仮想データの追加・展開が可能な 15 個の斜面データ（危険 2 箇所、安全 13 箇所）を用いて SVM による分析を行い、分離面 II を構築した。ここでも潜在危険度の評価時と同様に、仮想データを用いた分析法により上記 15 箇所の元データから 11 項目の諸元データにより危険 23 個（=VDI：1+要因数：11×追加・展開数：2）、安全 166 個（=VDI：1+要因数：11×追加・展開数：15）の仮想データを生成して、分離面 II を求めた。

34 個のデータの $f_1(x)$ と $f_2(x)$ 、およびそれらから算出された対策工効果 E と総合危険度 $F(x)$ の値のうち、総合危険度が低い順番に並べ替え、上・下位 10 番目までを整理した結果を表-4 に示す。また、これをもとに総合危険度と危険・安全の教師値との関係および危険な箇所の割合（該当する全データのうち危険データが含まれる割合）を検証したものを図-9 に示す。

対策工効果を加味した総合危険度と危険・安全の教師値の関係は、図-9 のとおり、総合危険度が負値の場合、教師値が危険となるものの割合が上昇し、正值の場合、教師値が安全になっているものが増加している。また、的中率を確認すると、危険斜面単独では 75% (3/4) と比較的低いが、安全斜面では 97% (32/33) となり、総合的中率が 95% (35/37) と高い精度を有している。このように比較的に良好な整合性が認められる。これらの中で対策工が施工されていながらも総合危険度が高く危険と評価されている ID60 と ID61 では対策工効果

が認められておらず ($E=0$)、実施されている対策工の規模や工種が斜面状況に合致していないことを示唆しているものと解釈できる。これらの箇所について斜面カルテから危険と評価される要因を確認すると、対策工が施工されていない斜面上方にある不安定な浮石や転石であった。これに対して竣工図面により選定されている対策工の状況を確認すると、すべり抑止のための擁壁工であり、対策工の目的が斜面変状に対するものではないことが確認された。

対策工が施工されていない斜面で、危険度が最も大きな値を示す ID12 は、斜面カルテおよび竣工図面により確認すると、高角度節理が発達した斜面であり、基盤岩と崖錐の境界部に湧水が確認され、洗掘が進行している。このため、対策工の施工が求められる斜面であった。

一方、教師値が負値であり危険と評価されるべき ID2 および ID8 は、総合危険度が正值とはいえ、0 に近く総合危険度の上位に位置することから、比較的に危険との評価に類するものと判断できる。これらを斜面カルテにより確認すると、ID2 では、道路面の沈下および吹付モルタルのクラックが確認され、崩積土の沈下が変状の要因となっている。竣工図面により対策工を確認すると、石積み擁壁および吹付モルタルであった。また、ID8 では、地山の崩壊跡や不安定表土ならびに竹林の倒木、根曲がり確認され、地山表層のすべりが懸念される斜面である。竣工図面により対策工を確認すると、斜面末端の擁壁工であった。

c) 仮想データを用いない場合の危険度算定結果

仮想データの方法を用いずに、分離面 I および II を求め、危険度の評価を行った。その結果を表-5 および図-10 に示す。

評価結果は、表-5 および図-10 に示すとおり、総合危険度の的中率は、危険斜面単独では 100% (4/4)、安全斜面では 97% (32/33) となり、総合的中率が 97% (36/37) と仮想データと同等な整合性が確認された。しかし、潜在危険度を確認すると、斜面変状が安全と評価される ID52、ID55、ID61 において危険の評価となり、仮想データによる値の方が実際の変状に対し整合性が高い。これには潜在危険度を求めるための学習データが 3 箇所と少ないことから、分離面が誤判別を許容しないような形状となり、本来の目的である対象地域の中の特に危険性の高い箇所と安全性の高い箇所を簡単に評価できていないことが懸念された。これより、仮想データを用いない場合、学習データ数が少ないことで仮想データの方法に比べ、精度の信頼性に劣る結果となったと判断できる。

以上のことから、仮想データに基づく分析が斜面の実データ評価に対して有効な手法であることが判明した。

表4 潜在危険度，対策工効果および総合危険度
(仮想データを使用した場合)

順番	ID	潜在危険度 $f_1(x)$ $f_2(x)$		対策工効果 $E=f_2(x)-f_1(x)$	総合危険度 $F(x)$	斜面 変状
総合危険度上位10番目まで						
12		-0.5887	—	—	-0.5887	危険
60		-0.0136	-0.3266	0.0000	-0.0136	危険
8		-0.1611	-0.0062	0.1549	-0.0062	危険
61		-0.0061	-0.0238	0.0000	-0.0061	安全
55		0.0549	0.3915	0.3366	0.3915	安全
52		0.1731	0.3923	0.2192	0.3923	安全
3		0.0258	0.3965	0.3707	0.3965	安全
24		0.2506	0.4979	0.2473	0.4979	安全
2		-0.1696	0.5085	0.6782	0.5085	危険
25		0.0029	0.6040	0.6010	0.6040	安全
総合危険度下位10番目まで						
20		0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
21		0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
22		0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
27		0.6486	1.0347	0.3861	1.0347	安全
31		1.0000	1.0816	0.0816	1.0816	安全
34		1.0000	1.0816	0.0816	1.0816	安全
36		1.0000	1.0816	0.0816	1.0816	安全
6		0.8320	1.0984	0.2664	1.0984	安全
15		0.8320	1.0984	0.2664	1.0984	安全
42		0.8320	1.0984	0.2664	1.0984	安全

注) 対策工効果 $E \leq 0$ の場合は、 $E=0$ とする。

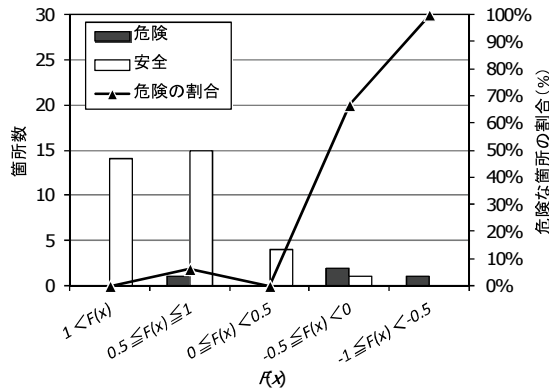


図9 総合危険度と斜面の変状の進行性との関係
(仮想データを使用した場合)

表5 潜在危険度，対策工効果および総合危険度
(仮想データを使用しない場合)

順番	ID	潜在危険度 $f_1(x)$ $f_2(x)$		対策工効果 $E=f_2(x)-f_1(x)$	総合危険度 $F(x)$	斜面 変状
総合危険度上位10番目まで						
12		-1.0079	—	—	-1.0079	危険
2		-0.7238	-0.8906	0.0000	-0.7238	危険
60		-0.1862	-1.0000	0.0000	-0.1862	危険
61		-0.1862	-0.5775	0.0000	-0.1862	安全
8		-0.4843	-0.0467	0.4376	-0.0467	危険
55		-0.0806	0.0980	0.1786	0.0980	安全
57		0.1455	0.2833	0.1378	0.2833	安全
7		0.7069	—	—	0.7069	安全
38		0.7478	—	—	0.7478	安全
52		-0.0989	0.8314	0.9303	0.8314	安全
総合危険度下位10番目まで						
17		0.4618	1.0213	0.5595	1.0213	安全
18		0.4618	1.0213	0.5595	1.0213	安全
20		0.4618	1.0213	0.5595	1.0213	安全
58		0.6470	1.0625	0.4155	1.0625	安全
6		0.7223	1.0843	0.3620	1.0843	安全
15		0.7223	1.0843	0.3620	1.0843	安全
42		0.7223	1.0843	0.3620	1.0843	安全
48		0.4171	1.1105	0.6934	1.1105	安全
29		0.2272	1.2013	0.9740	1.2013	安全
40		0.3739	1.2298	0.8558	1.2298	安全

注) 対策工効果 $E \leq 0$ の場合は、 $E=0$ とする。

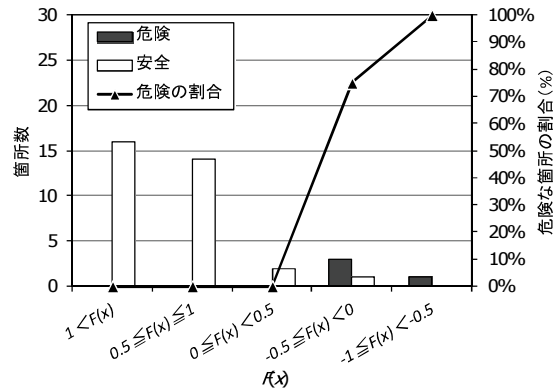


図10 総合危険度と斜面の変状の進行性との関係
(仮想データを使用しない場合)

d) 教師値をもたない25斜面の評価

次に、仮想データから求めた分離面 I および II を利用して本研究の分析対象のデータのうち教師値を持たなかったランク II に該当する 25 箇所の斜面（変状は発生しているが、進行性がない、もしくは進行性が不明であるもの）の評価を行った。その結果を表-6 に示す。

25 斜面のうち、危険と判定された箇所は 5 箇所であり、安全と判定された箇所は 20 箇所であった。評価結果を確認することを目的に代表的な箇所について現地調査を行なった。現地調査結果のうち、対策工が施工されながら危険と判定された ID56（導水路近接斜面）、安全と判断された ID35（ヘッドタンク近接斜面）および総合危険度 $F(x)$ が平均的な値となった ID54（導水路近接斜面）を抽出した。それぞれにおける斜面崩壊のパターンは、岩塊の落下（ID56）、石積擁壁の崩壊（ID35）、

転石（ID54）が想定され、これに伴い各施設が損傷することが考えられた。また、施工されている対策工は、主に擁壁工であり、施設の上方あるいは下方に設けられ、導水路やヘッドタンクの近接法面の保護を目的としている。調査結果の概要を以下に示す。

ID56 は、斜面カルテによると、コンクリート擁壁工と落石防止工が施工されている箇所であるが、危険と評価された箇所である。写真-1 のとおり、岩盤には開口した割れ目や緩んでいる状況が確認され、隣接する樹木にもたれかかった状況であった。また、頂部の岩塊では、接触している樹木の断面が扁平となっていることから、これに支えられているものと推測された。調査当初は、落石防止工に変状はなく、落石が分布していないことが確認されているものの、岩塊の落下に対して既存のコンクリート擁壁工や落石防止工では対応が困難と推測され

表-6 教師値を持たない25斜面（ランクII）の評価

ID	潜在危険度 $f_1(x)$	$f_2(x)$	対策工効果 $E=f_2(x)-f_1(x)$	総合危険度 $F(x)$
14	-0.2101	—	—	-0.2101
44	-0.1607	-0.1223	0.0384	-0.1223
56	-0.0819	-0.2836	0.0000	-0.0819
13	-0.0649	—	—	-0.0649
62	-0.0192	-0.0290	0.0000	-0.0192
45	0.0161	0.1167	0.1006	0.1167
43	0.1345	-0.1304	0.0000	0.1345
49	0.1794	0.1408	0.0000	0.1794
54	0.1044	0.2138	0.1095	0.2138
51	0.0478	0.2930	0.2451	0.2930
19	0.3111	—	—	0.3111
53	0.1812	0.3644	0.1832	0.3644
16	-0.2510	0.3770	0.6280	0.3770
10	-0.2310	0.4817	0.7128	0.4817
47	0.1842	0.4880	0.3038	0.4880
1	-0.1486	0.5330	0.6816	0.5330
41	0.0227	0.5700	0.5473	0.5700
9	0.1019	0.6783	0.5764	0.6783
11	0.1019	0.6783	0.5764	0.6783
46	0.4568	0.7698	0.3130	0.7698
23	0.2750	0.7757	0.5007	0.7757
4	0.2996	0.8156	0.5160	0.8156
39	0.6291	0.9030	0.2739	0.9030
37	0.3066	0.9035	0.5969	0.9035
35	1.0000	1.0816	0.0816	1.0816

注) 対策工効果 $E \leq 0$ の場合は、 $E=0$ とする。

非常に危険な状況と考えられた。これより分析による評価結果は妥当と判断できた。

ID35 は、特に安全と評価された斜面である。写真-2 のとおり、斜面全体が緩やかで、崩壊した箇所は、石積擁壁の部分的な崩落である。植生状況などから調査当初と同様に、現状においても変状が全くないものと推測される。現地状況からみても周囲に石積擁壁をさらに崩落させるような誘因がないため、急激に安定性が失われる可能性は低いものとみられる。

ID54 は、総合危険度が平均的な箇所である。現状では、写真-3 に示すとおり、直径 1.0m 規模の転石が多数確認されたものの、転石には苔が多く付着した状況であり、いずれも古い落石によるものと考えられる。これにより、比較的安定した状態にあるものと考えられる。しかしながら、「今後、落石となる可能性は残っていること」、「対策工は導水路施設に設けられた擁壁工であり、この落石に対する効果が無いこと」などから、施設保全のためには新規の変状に留意すべき箇所と評価できる。

現地調査による確認は、ボーリングや物理試験などによる定量的な評価ではなく、目視による定性的な評価となっているものの、上述のとおり、本研究で得られた分析結果は、現地状況から得られる知見と整合する結果であると考えられる。

これらのことから、仮想データを用いた分析では、危険・安全の教師値を与えることができなかったデータについても専門家の意思決定支援が可能となるような判定を行えることが明らかとなった。教師値の得られないデ

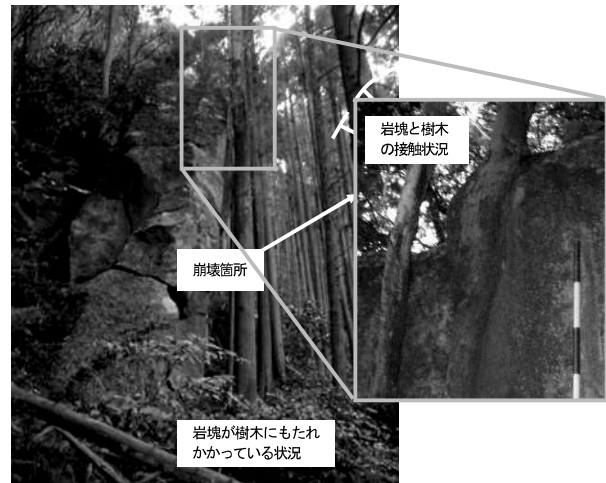


写真-1 ID56の状況 (危険な箇所)



写真-2 ID35の状況 (安全な箇所)



写真-3 ID54の状況 (平均的な箇所)

ータについては、これまで対策優先順位の優劣をつけることが難しく大きな課題となっていたが、本手法を利用することにより精度良く危険・安全の判定を行えることとなった。これは、本研究で提案する手法が、今後の防災事業計画を考える上で非常に有効な手段のひとつであることを示した結果と評価できる。

6. まとめ

本研究では、大石ら⁹⁾の提案する SVM を用いた斜面危険度評価手法を用いて、必要となる学習データ数が十分でない場合を想定し、これを補完する方法として仮想データの作成手法の提案を試みた。本研究における主要な結論を以下に示す。

- 1) 分析対象となる元データの数が少ない場合でも、仮想データを追加・展開することで精度の高い分離面を構築することができ、斜面危険度評価に利用することが可能と考えられる。
- 2) 仮想データの作成では、矛盾データの展開を行わないことと、できるだけ追加・展開の回数が多くなるような SVM のパラメータを選定することで、仮想データを用いない方法に比べて、精度の高い分離面を構築することが可能となった。
- 3) 仮想データから求められた分離面を用いることで、これまで安全・危険の判断ができなかった斜面の評価の指標を示すことが可能となった。これらの斜面に対して、現地調査を行い、現地状況から得られる知見と本研究で得られた分析結果が同様であることを確認した。
- 4) これらのことから、本研究で提案する手法によって、専門家の意思決定支援が可能となり、防災事業の優先順位を検討するための一つの指標である危険度を効率的に求めることが可能となった。この危険度に対策工コストや施設の重要度などのパラメータを加えることにより、防災事業の総合的な事業評価が実現するものと考えられる。また、本研究による取り組みにより、SVM による危険度の設定手法の利便性がさらに向上できたものと考えられる。

本研究の対象となった災害形態は、斜面崩壊に限られていたが、手法の汎用性を確認するためには他の災害現

象への応用の可能性を検証することが望ましい。よって、今後は、土石流の発生危険度や河川の氾濫に対する危険度等、より広範囲への適応に取り組んでいきたい。さらに、仮想データとして必要となる学習データの数とその検証方法について、今後検討が必要と考えられる。

謝辞：本研究に使用したデータは、水力発電施設の斜面管理データや竣工図面等であり、九州電力株式会社総合研究所より提供頂いた。貴重なデータの使用と発表を快諾して頂き、ここに深く感謝申し上げます。

参考文献

- 1) 社団地盤工学会：地盤工学・実務シリーズ 23，豪雨時における斜面崩壊のメカニズムおよび危険度予測，pp.73-96，丸善，2006。
- 2) 南部光広，軽部大蔵，浅野雅行：統計的手法による道路用盛土法面の安定度解析，土木学会論文集，第 241 号，pp.93-103，1975。
- 3) 沖村孝，杉本博：統計的手法による自然斜面崩壊の研究，土木学会論文集，第 290 号，pp.89-97，1979。
- 4) 杉山和一，後藤恵之輔，棚橋由彦：地滑りの危険度評価における数量化理論適用の試み，地すべり学会誌，Vol.23，No.4，pp.24-28，1987。
- 5) 作田健，香月智，安田勇次，松村和樹，松木敬，尾崎順一：類似分析とニューラルネットワークを用いた山地源頭部斜面崩壊確率推定法，砂防学会誌，Vol.60，No.4，pp.3-14，2007。
- 6) 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，No.581/VI-37，pp.107-121，1997。
- 7) 安田三郎：社会統計学，pp.187-215，丸善，1969。
- 8) Cortes, C. and Vapnik, V.: Support vector networks, *Machine Learning*, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 9) 大石博之，小林央宜，尹禮分，田中浩，中山弘隆，古川浩平：サポートベクターマシンによる対策工効果を考慮した斜面災害危険度の設定，土木学会論文集 F, Vol.63, No.1, pp.107-118, 2007.3
- 10) 澤田尚，杉原成満，西村大喜，篠崎嗣浩，大石博之，古川浩平：斜面災害対策事業における対策工選定フローの設定に関する一提案，土木学会論文集 F3 (土木情報学)，Vol. 67, No. 1, pp.1-6, 2011.
- 11) 財団法人道路保全技術センター：道路防災点検要領 (落石・崩壊)，1996。
- 12) 杉本博之，阿部淳一，古川浩平：応答局面支援のための SVM に関する基礎的研究，土木学会第 61 回年次学術講演会，pp.1051-1052，2006。

(2012. 2. 14 受付)

SLOPE STABILITY ANALYSIS BY SVM TECHNIQUE WITH VIRTUAL DATA GENERATED FROM FEW ORIGINAL DATA

Hisashi SAWADA, Shigemitsu SUGIHARA,
Hiroyuki OHISHI and Kohei FURUKAWA

This study uses as reference the conventional method of slope failure risk evaluation using a support vector machine, and assumes cases in which only a small number of the study data required for analysis is available. An attempt was made to propose a method of analysis using virtual data as a way of complementing such scarcity of training data.

As a result of analysis, it became possible to construct separated surfaces with high precision by avoiding the expansion of contradictory data in the preparation of the virtual data and setting the parameters of the support vector machine in such a way that the number of times of additions/expansions of the virtual data is made as many as possible. Further, by using separated surfaces obtained from these virtual data, it became possible to evaluate slopes for which previously judgments of safety/risk could not be made. In addition, it was confirmed by site surveys of these slopes that there is agreement between the findings obtained from actual site conditions and the results of analysis obtained in this study, indicating the usefulness of the method.