

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

2011年3月

篠崎 嗣浩

Tsuguhiko SHINOZAKI

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作成に関する研究

要旨

我が国は脆弱な地質と急峻な地形を呈しており、地震や台風、梅雨前線等の影響により年間約 1,000 件もの土砂災害が発生している。また、時間雨量 50mm や日雨量 200mm といった局地的な集中豪雨も増加傾向にあるため、大規模な土砂災害が発生しやすい状況にある。実際に平成 21 年 7 月には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、土砂災害が 200 箇所も発生し、死者数が 17 名と甚大な被害が生じている。このように、地域に多大な被害を与えるような土砂災害の危険箇所は、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。このため、砂防えん堤やコンクリート擁壁等のハード対策に加え、住民への周知啓蒙や土地利用規制、ならびに警戒避難体制の整備といったソフト面の対策を強化することが急務となっている。

このような状況の中、平成 17 年度には「国土交通省と気象庁の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法（案）」（以下、連携案とする）が取りまとめられ、平成 20 年度に全国で連携案を発表基準とした土砂災害警戒情報が導入された。しかし、平成 18 年 7 月の長野県岡谷市の災害や、平成 21 年 7 月の山口県防府市の災害でも露呈したように、客観的で予測精度の高い非線形の土砂災害発生危険基準線（以下、非線形 CL とする）が設定されていても、土砂災害に対しての判断が市町村では困難であり、住民までうまく情報が伝達されない、また情報を伝達しても住民が危険だとは判断できていないなど大きな課題が残った。

そこで本論では、災害発生確率の情報を現行の非線形 CL に付加させることを目的に、新たなロジスティック回帰モデルの構築を行った。その結果、現行の運用システムで利用されている CL をとくに変更することなく、RBFN 出力値を一般的に理解しやすい確率値として表現することができた。また、設定した災害発生確率は 10 分間雨量を用いた検討により、短時間に高い降雨強度が集中するような、いわゆるゲリラ豪雨に対しても事前に危険性を把握できることが確認できた。

ロジスティック回帰を用いた土砂災害の発生危険度の作成は、これまでの非線形 CL では表現できていなかった危険度についての詳細な情報を示すことができたという点において非常に有用であった。しかし、施工時の危険基準雨量や道路防災などの他分野の土砂災害では必ずしも高精度な非線形 CL は設定されておらず、運用が簡易な線形の CL や単一指標による基準での運用が行われている。そこで、線形 CL についても直接的に危険度を示す指標として確率的に表現することができれば土砂災害対策としては

さらに有用なものになると考えた。

そこでロジスティック回帰モデルを用いて土砂災害の発生確率を解析雨量と土壌雨量指数の2指標から算出する線形回帰モデルを構築し、その回帰モデルを基に災害発生確率という危険度情報を持ったCLを設定することに取り組んだ。その結果、線形でありながらもRBFN手法により設定した非線形CLと同等以上の的中率が認められ、かつ他地域においての汎用性も確認することができた。さらに、避難準備情報として有用なCL超過予測についても、CL超過の1時間前の実況雨量をロジスティック回帰モデルに適用することにより、予測雨量に頼らない事前の避難情報の発信が可能となることも明らかになった。

これまで述べてきた降雨中の発生予測に関する課題とは別に、ソフト対策の抱えるもう一つの問題として、降雨後の緊急点検箇所の特定制や対策事業の優先順位の設定など、効率的な防災活動を行うための技術の向上が挙げられる。効率的な防災活動を実施するためには、非線形性の強い土砂災害の発生要因を特定することが肝要であると考えられる。発生要因を特定し、多くの危険箇所の中から明確に危険な箇所とそうではない箇所とを区分することができれば、効率的にハード対策を実施すべき箇所や重点的に調査をすべき箇所などを抽出することができ、事前の災害対策として大きな効果を発揮するものと考えられる。しかし、昭和42年度から現在に至るまで全国的に実施されてきた調査結果など、素因的なデータは蓄積されているにも関わらず、災害発生に対する要因間の関係が不明瞭なため、危険箇所の選定については技術者による主観的な判断や発生履歴をもとに設定されることが多い状況である。

そこで、パターン分類手法として最も強力なサポート・ベクター・マシーン (Support Vector Machine ; 以下、SVM とする) とデータマイニング手法の一つで、ルールを抽出することに優れたラフ集合とを組み合わせ、特に危険な箇所と比較的安全な箇所とを分類するためのルールの作成方法の開発を試みた。対象データは平成11年に土石流やがけ崩れが多発した広島市の災害を用いた。検討の結果、SVMを用いて抽出した代表データに対して、ルール抽出を行うことで、わずか6つのルールで全体の約85%を説明できる汎用性の高いルールを得ることができた。さらに既往研究との比較により、作成されたルールが人的被害を引き起こしたような危険な溪流で発生した災害を捕捉しており、精度としては十分に実用に耐えうるものであることを示す事ができた。

本研究の成果は、降雨中の発生危険度の評価から、降雨前後の調査や施設の整備計画を実施すべき危険箇所の特定まで、一連の防災活動を客観的かつ精度良く推し進めることが可能となるものである。将来的には、データの観測技術や収集技術が向上することで、予測精度の向上はもとより地域性をあらかずような確率評価や危険度評価を示すことが可能となり、さらなる実用性の向上が期待される。

Study on Probabilistic Evaluation of Sediment-Related Disaster Information and the Rules for Occurrence of Debris Flow

Abstract

In Japan, more than 1,000 sediment-related disasters occur annually, namely, earthquakes, typhoons, and heavy seasonal rainfalls, due to bad geological conditions of steep terrains. Large-scale sediment-related disasters could occur more frequently because of rainfalls exceed 50 mm per hour or 200 mm per day. In July 2009, the southern part of Yamaguchi Prefecture was hit by torrential rain that caused massive damages: 200 sediment-related disasters and 17 casualties. Although 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.

In 2005, under the collaboration of MLIT (the Ministry of Land, Infrastructure, Transport, and Tourism) and JMA (Japan Meteorological Agency), "Method on determining the standard rainfall to warn and evacuate for sediment disaster (Draft)" called the Collaboration Draft, hereafter) was compiled, and non-linear critical line of rainfall to warn and evacuate for sediment-related disaster (called non-linear CL, hereinafter) was introduced in 2007. However, as shown in the sediment disaster in Okaya City, Nagano Prefecture in 2006, and the disaster in Hofu City, Yamaguchi Prefecture in July 2009, both city governments had difficulty in judging the serious extent of the sediment-related disasters, leaving a major issue unaddressed: either warnings did not reach the residents properly or the residents did not heed the warnings seriously.

In this paper, a new logistic regression model was developed in order to add the probability of a disaster occurrence to the present non-linear CL method. As a result, without changing the CL used in the current system, the RBFN value was presented as probability value that could be easily understood. The disaster occurrence probability could foresee the risk of so-called "unexpected torrential rain" which causes high rainfall volume in a short time within a 10-minute rainfall analysis.

Development of the sediment-related hazard data based on the logistic regression is useful in describing hazard information, which could not have been expressed using the past non-linear CL studies. However, non-linear CL is not familiar in other fields of construction and in road disaster prevention where linear CL or standard model uses only one factor for evaluation. Therefore, it is more useful if the existing linear CL is expressed directly as an index indicating

the degree of hazard.

A linear regression model was developed to calculate the probability of sediment-related disaster occurrence from two factors - analyzed rainfall and soil rainfall index - and the CL combined with the disaster occurrence probability was then defined based on the regression model. As a result, the correct prediction rate by this linear model was higher than the non-linear CL set by the RBFN method and its applicability to other tested areas was also confirmed. Moreover, for prediction of the CL excess, it was found to be possible to issue an evacuation advisory based on applying actual rainfall one hour before the CL excess to the logistic regression model.

Besides the issues on the occurrence prediction during rainfall, there are issues related to the technological improvement for the effective disaster prevention - designation of emergency checkpoints after the rain and setting the priority of countermeasure projects. 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 conducted from 1967 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.

By combining the Support Vector Machine (SVM), known as the strongest pattern recognition method, with the rough set, a data mining method advantageous in extracting rules, a suitable method to make rules for classifying hazardous locations out of relatively safe locations was developed. The reference data came from 1999 Hiroshima City disaster that caused many debris flows and landslides. Analytical results indicate that extracting rules from the representative data drawn by SVM provides a more comprehensive rule such that only 6 rules can explain almost 85% of the whole data. In addition, by comparing with the past studies, the obtained rule could explain such a serious disaster that occurred in a dangerous torrent causing human casualties, and its accuracy is of sufficient level to be used under actual situations.

This study is made possible to promote a series of disaster prevention activities objectively and accurately by evaluating the occurrence risk during rain, conducting the survey before and after the rain, and designating necessary countermeasure for hazardous locations. By using the improvement of surveying techniques and/or data collection technologies, not only enhancement of the prediction accuracy but probability evaluation or hazard evaluation that can explain regional characteristics will be possible and further improvement in practice is expected.

目 次

第1章 序論	1
1.1 研究の背景.....	1
1.2 土石流およびがけ崩れの発生予測に関する既往の研究.....	2
1.3 土石流の発生要因の評価に関する既往の研究.....	3
1.4 研究の目的と論文構成.....	3
第2章 非線形の土砂災害発生危険基準線に対する確率評価.....	11
2.1 緒言	11
2.2 土砂災害警戒情報の現状と課題.....	12
2.3 解析手法の概要.....	17
2.3.1 RBFN の概要	17
2.3.2 ロジスティック回帰モデルの概要.....	21
2.4 使用データ	23
2.4.1 検討地域.....	23
2.4.2 災害データ.....	24
2.4.3 降雨データ.....	26
2.5 非線形 CL に対する災害発生確率モデルの検討.....	29
2.5.1 非線形 CL に対する RBFN 出力値の算出	29
2.5.2 災害発生確率モデルの構築.....	32
2.5.3 災害発生確率モデルの妥当性の検証.....	34
2.5.4 災害発生確率モデルの汎用性の検証.....	35
2.5.5 設定した CL の発生確率値への変換.....	36
2.6 CL 超過予測モデルの検討.....	37
2.6.1 CL 超過確率モデルの構築.....	37
2.6.2 10 分間雨量を用いた検討.....	39
2.7 確率値を用いた運用検証.....	41
2.8 分かりやすい情報の作成.....	42
2.9 まとめ.....	44
第3章 土砂災害発生確率を用いた線形 CL の設定.....	46
3.1 緒言	46
3.2 ロジスティック回帰モデルについて.....	46
3.3 使用データ.....	47
3.3.1 災害データ.....	47
3.3.2 降雨データ.....	49

3.4	ロジスティック回帰モデルを用いた CL の検討.....	49
3.4.1	災害発生確率モデルの構築.....	49
3.4.2	CL 超過予測モデルの構築.....	57
3.4.3	実際の降雨を用いた運用検証.....	59
3.5	まとめ.....	60
第4章	土石流の発生ルールについての検討.....	62
4.1	緒言.....	62
4.2	ルール作成手法の提案.....	63
4.2.1	サポートベクターマシーン (SVM) の概要.....	64
4.2.2	ラフ集合の概要.....	67
4.3	使用データ.....	71
4.3.1	災害データ.....	72
4.3.2	地形データ.....	72
4.3.3	降雨データ.....	78
4.4	土石流危険渓流の汎用ルールの作成.....	79
4.4.1	SVM による危険度評価.....	79
4.4.2	代表データの抽出検討.....	81
4.4.3	ラフ集合における整合度設定と最小要因.....	82
4.4.4	ルール領域の拡張時の確信度.....	83
4.4.5	すべての代表データを用いた検討結果.....	83
4.4.6	同数の代表データを用いた検討結果.....	84
4.4.7	データ構成比率を用いた検討結果.....	85
4.4.8	作成されたルールの考察.....	86
4.4.9	既往研究との比較.....	89
4.5	まとめ.....	90
第5章	結論.....	94
5.1	本研究のまとめ.....	94
5.2	今後の課題と将来への展望.....	97

謝 辞

付 録

第1章 序論

1.1 研究の背景

我が国は脆弱な地質と急峻な地形を呈しており、地震や台風、梅雨前線等の影響により年間約1,000件もの土砂災害（土石流、がけ崩れ、地すべりの総称を指す）が発生している。また、時間雨量50mmや日雨量200mmといった局地的に降るような集中豪雨も増加傾向にあるため¹⁾、大規模な土砂災害が発生しやすい状況にある。例えば過去10年間の代表的な災害事例を挙げると、平成11年6月29日には広島市を中心に多発した土砂災害では死者24名の被害が出ている。平成15年には熊本県の水俣市で死者15名をもたらした土石流が発生している。平成16年には過去最多の台風の上陸や新潟県中越地震などの影響により発生件数2,537件、死者・行方不明者62名と近年では最悪の被害を受けている。平成18年には長野県の岡谷市を中心に多数の土砂災害が発生している。平成20年には岩手・宮城内陸地震の影響もあり、死者・行方不明者の総数は20名に及んでいる²⁾。そして平成21年7月には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、土砂災害が200箇所も発生し、死者数が17名と甚大な被害が生じている³⁾。このように地域に多大な被害を与えるような土砂災害の事例は枚挙にいとまがない。

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⁴⁾。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。

近年のソフト対策としては、平成13年4月より施行された「土砂災害警戒区域等における土砂災害防止対策の推進に関する法律」（以下、土砂災害防止法とする）により、宅地開発の規制や住民への周知、警戒避難体制の整備等が進められてきた⁵⁾。その後、平成17年度には「都道府県と気象庁が共同して土砂災害警戒情報を作成・発表するための手引き」⁶⁾が取りまとめられ、平成17年9月1日に鹿児島県から土砂災害警戒情報の運用を開始し、平成20年度には全都道府県で運用を開始した⁷⁾。

しかし、土砂災害防止法は土砂災害が発生する恐れがある土地について、その区域を明らかにするとともに警戒避難体制を整備する法律となっているものの、土砂災害の発生が切迫し住民等を避難させる事態が生ずる恐れがある場合における危機管理という面からは十分な規定とはなっていない。また、土砂災害警戒情報は、大雨警報発表中に、土砂災害の危険度が一層高まった時に、市町村長が行う避難勧告等の判断や住民の自主避難の参考となるよう、都道府県と気象庁が共同で発表する防災情報である⁸⁾。しかし、

土砂災害警戒情報の発表の判断基準に用いられる土砂災害発生危険基準線（Critical Line：以下，CL とする）⁸⁾は，客観的で予測精度の高い非線形 CL ではあるが，RBF ネットワーク手法により算出した出力値（以下，RBFN 出力値とする）が直接に危険度を示すものではないことから，土砂災害に対しての判断が市町村では困難であった⁹⁾。また，住民に対しては「危険」，「かなり危険」等の3から4段階程度の危険度情報を提供している事例が多いが，うまく切迫性の表現が伝わらずに自主避難に結びつかないなど大きな課題が顕在化した¹⁰⁾。

また，ソフト対策の抱えるもう一つの課題としては，効率的な災害対策を行う上で必要な危険箇所とそうではない箇所との区分ができていないことが挙げられる。過去には全国的に土石流危険渓流や急傾斜地崩壊危険箇所のカルテ作成が行われ，現在ではより詳細な砂防基礎調査が実施されている。しかし，これらの調査はあくまでも移動土砂の氾濫範囲を設定し，保全対象を明確にすることが主目的となっているため，土砂災害という突発的な非線形の現象に対してどのような地形・地質要因の影響があるのかが明らかになっていない。そのため，危険箇所ごとの災害発生特性については，過去の発生履歴や技術者の主観的な判断により適宜設定されているのが現状である。実際の業務においてはハード対策を実施すべき危険箇所の特定や豪雨後の緊急点検の調査箇所の選定など，多くの危険箇所の中から災害発生のポテンシャルの高い危険箇所を抽出する必要があり，土砂災害の発生特性を明確にすることは必須の問題であった。

本研究では，以上の大きな2つの課題に対して検討を行った。本研究の成果は，降雨中の発生危険度の評価から，降雨前後の調査や施設の整備計画を実施すべき危険箇所の特定まで，一連の警戒避難情報を客観的かつ精度良く作成することが可能となり，効率的な防災活動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 土石流およびがけ崩れの発生予測に関する既往の研究

土砂災害の中でも土石流およびがけ崩れの発生予測に関する既往の研究では，過去の災害資料等に基づいて発生・非発生の現象や降雨を整理し，それらをモデル化して発生予測を行ってきた。国土交通省では，このような統計的手法に基づいたA案やB案，実効雨量を加味した提言案などを採用してきた^{11)~13)}。これらの手法は，空振りが多く，技術者の主観的な判断が入る余地が大きいという問題があり，実用的とは言い難いものであった。そこで，設定方法が客観性に優れ，発生・非発生の判別において高い的中精度を有するCLの研究が進められてきた^{14)~18)}。その結果，RBFN手法を用いた非線形CLを構築するシステムが開発され，平成17年度に国土交通省と気象庁による連携案が取りまとめられた。これらの研究により，発生予測の精度は大幅に向上し，客観性をもったCLの設定方法が確立された。最近では，降雨の観測技術の向上や土壌雨量指数のタンクモデルの改良，散発発生を的中させるためのCL設定など，現在のCLをより高

度化させるような研究が進められている^{19)~21)}。

しかしながら、CLの設定方法が高度化する一方で、CLの情報をいかに住民に伝えていくのかという分野の研究^{22)~24)}は始まったばかりであり、実際に避難勧告等の発令の責務を負う市町村では、その判断を行うことが難しいという課題が生じている。そのため、リアルタイムで意思決定の支援ができるような危険度情報の提供が必要となっている。

1.3 土石流の発生要因の評価に関する既往の研究

土砂災害の発生・非発生に関する危険度評価については、大きく2つの分野からのアプローチがある。一つは水文調査やボーリング調査等を行い、流出特性や地下水位の変動などを物理モデルとして構築する解析的手法である²⁵⁾。もう一つは、発生・非発生の現象について多変量解析を用いて帰納的に説明する手法である。現地調査や室内実験から力学的に斜面の安定性を求める方法は、早くから研究が行われていた分野であり、非常に高い精度の危険度判定が可能である。

しかしながら、砂防の分野で対象とする危険箇所は、その数が膨大であり、しかも面的に分布している。さらに山間部に位置しているため、詳細な水文、地質調査は困難である。そのため、危険度評価を行う場合には物理モデルを用いた解析的な手法よりは統計的手法の方が向いているといえる。

この分野における研究としては、重回帰分析を用いた崩壊危険度評価や²⁶⁾、ラフ集合を用いた発生ルールによる危険箇所の評価²⁷⁾や、サポート・ベクター・マシーン(以下、SVMとする)を用いた危険度評価²⁸⁾などが知られている。

これらの手法は、客観的かつ高精度での評価を可能とするものであるが、発生・非発生に関わる要因を特定しつつも、現場でも利用可能な、わかりやすく、簡易な評価基準とはなっていない。今後の公共事業においては、これまで以上に高い説明責任が求められる、危険な箇所からの重点的な整備が必要となっている。そのため、客観性と説明性に優れていながらも、できるだけ簡易な評価基準を設定し、実務へ利用できるようにすることが重要である。

1.4 研究の目的と論文構成

本研究では、土石流ならびにがけ崩れを対象として、降雨中の発生危険度の評価から、降雨前後の調査や施設の整備計画を実施すべき危険箇所の特定まで、一連のソフト対策技術における課題に対して新たな分析手法を加えて検討を行った。(図 1-1 参照)

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。

防災活動	対 策	論文内の該当箇所
平常時	<ul style="list-style-type: none"> ■ 平常時の調査・点検 ■ 危険箇所の把握・設定 	<div style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 5px; display: inline-block;">どこが危険なのか？</div> 4 章
災害時	<ul style="list-style-type: none"> ■ 降雨中の災害の発生予測 ■ 降雨中の危険度評価 	<div style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 5px; display: inline-block;">いつ危険なのか？</div> 2 章, 3 章
復旧時	<ul style="list-style-type: none"> ■ 降雨直後の緊急点検 ■ 効率的な対策箇所の選定 	<div style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 5px; display: inline-block;">どこが危険なのか？</div> 4 章

図 1-1 ソフト対策における研究内容の位置づけ

(1) 現行 CL に対応した危険度の確率的評価²⁹⁾

RBFN 手法により設定された現行の CL に対して、ロジスティック回帰モデルを用いて RBFN 出力値を確率値として表現するとともに、確率値と実際の災害の発生率との関係を整理して、確率的に評価できるかの検討を試みた。その際には、

- ・ 非線形 CL に応じた確率ラインとして表現すること
- ・ 隣接した他地域においても汎用性があること
- ・ 予測雨量を用いない予測モデルを構築すること
- ・ 急激な降雨に対しても確率的な評価を行うこと
- ・ 実際の運用イメージを明確にすること

を目的として取り組んだ。

(2) 土砂災害の発生確率を用いた線形 CL の設定³⁰⁾

実際に山口県内で災害が多発している下関市を対象としてロジスティック回帰モデルを用いた土砂災害警戒避難基準雨量の設定を行った。その際には、

- ・ 土石流ならびにがけ崩れに対して危険度評価を行うこと
- ・ 非線形 CL と同程度以上の精度を有することを検証すること
- ・ 異なる市町村の事例に対しても同様な成果をあげること
- ・ 予測雨量を用いない予測モデルを構築すること

を目的として取り組んだ。

(3) 土石流の発生要因に関する分析³¹⁾

発生要因を明確にすることで危険箇所に応じた対策を図ることが可能となることから、危険度評価を行ったデータに対してラフ集合を用いた要因の選定を行った。

また、これまでのラフ集合の検討では実用性に乏しいルールが抽出されていたことから、できるだけ現場でも用いることができるような簡易なルールの作成について検討を行った。その際には、

- ・ 1999 年の広島災害を対象とすること
 - ・ 特に危険な箇所とそうではない箇所を危険度設定により明確にすること
 - ・ 代表データ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
- を目的として取り組んだ。

なお、本論文は 5 章で構成されている。本論文の構成を図 1-2 に示す。また、各章の概要について以下に記述する。

【各章の概要】

第 1 章 序論

第 1 章では、危険度情報をもった土砂災害警戒避難基準雨量と、発生要因のルール特定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、本研究の目的と概要について述べた。

第 2 章 非線形の土砂災害発生危険基準線に対する確率評価

第 2 章では、土砂災害警戒情報の現状の課題について整理し、平成 20 年度に全国で運用が開始された土砂災害警戒情報の発表基準として利用されている CL に対して危険度情報をもたせるための検討を行った。

危険度情報については、より現実的な避難活動に結びつけるために、警戒避難情報の発信を行う行政担当者や情報を受け取る地域住民へわかりやすく、かつ切迫性を示す指標として災害発生確率を用いた。災害発生確率の算出にあたっては、離散変数である二値変数を連続変数として予測ができ、線形確率モデルとして表現できるロジスティック回帰モデルを利用した。ここでは線形で表現される回帰モデルを非線形 CL へ展開させるために、RBFN 手法により算出される RBFN 出力値に着目して、災害発生確率ラインを作成することを試みた。また、現行の CL では予測雨量を用いて判定を行っているが、精度にばらつきがあることから、本研究では実況雨量から 1 時間後の CL 超過予測を行

うことができる回帰モデルの構築についても検討を行った。

また、短時間に集中的に降るような降雨により発生した災害を対象に、10 分間雨量を用いて CL 超過予測モデルを再構築し、その有用性について検証を行った。

第 3 章 土砂災害発生確率を用いた線形 CL の設定

第 3 章では、砂防分野だけでなく、道路や鉄道等の他分野も含めた土砂災害全般にわたる危険度評価を行うことを目的に、広い分野で適用が可能な線形 CL について危険度情報をもたせるための検討を行った。

危険度情報については、第 2 章と同様にロジスティック回帰モデルを利用して、実況の解析雨量と土壌雨量指数から土砂災害の発生確率を算出した。また、精度にばらつきのある予測雨量を用いずに、実況雨量から災害発生の予測を行えるような予測回帰モデルの開発にも取り組んだ。

第 4 章 土石流の発生ルールについての検討

第 4 章では、土石流の発生する要因を抽出し、できるだけ縮約された汎用性の高いルールを作成するための方法について検討を行った。対象は 1999 年 6 月 29 日に広島市を中心に発生した土石流災害である。土石流災害は単独の要因で発生することはほとんどなく、通常は複数の要因の組み合わせによって発生する現象である。これまでは、客観的に要因の組み合わせを抽出し、ルールを作成する方法としてラフ集合が利用されてきた。しかし、発生と非発生を特徴づけるためにはノイズとなるようなデータが多く、ルール数が膨大になる傾向にあり、実用的とは言い難い手法であった。

そこで発生と非発生を特徴づけるような代表的なデータを抽出するために、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サポート・ベクター・マシンを用いて、代表データの抽出を試みた。

また、代表データをもとにラフ集合による解析を行い、できるだけ集約された条件で多くの災害発生事例を説明可能な汎用性の高いルールを作成する方法を検討した。

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。

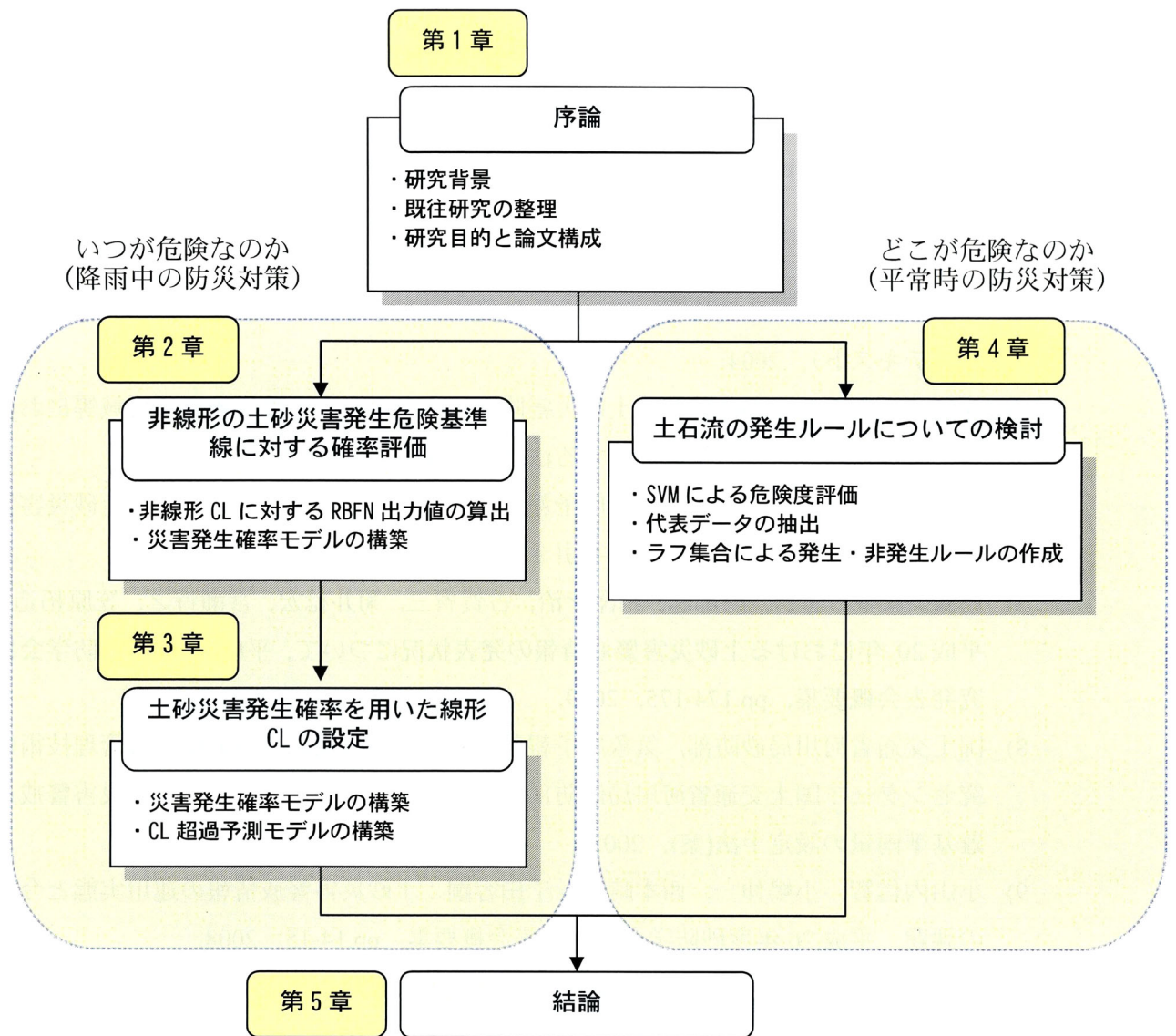


図 1-2 本論文の構成

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, p.9, 2008.
- 2) 財団法人 砂防・地すべり技術センター：土砂災害の実態 2008, p.19, 2008.
- 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.
- 5) 社団法人全国治水砂防協会：土砂災害防止法令の解説－土砂災害警戒区域等における土砂災害防止対策の推進に関する法律－，2003.
- 6) 国土交通省河川局砂防部，気象庁予報部：都道府県と気象庁が共同して土砂災害警戒情報を作成・発表するための手引き，2005.
- 7) 原義文，中村圭吾，阿部聡，相澤幸治，古賀省三，菊井稔宏，宮瀬将之，笠原拓造：平成 20 年における土砂災害警戒情報の発表状況について，平成 21 年度砂防学会研究発表会概要集，pp.174-175，2009.
- 8) 国土交通省河川局砂防部，気象庁予報部，国土技術政策総合研究所危機管理技術研究センター：国土交通省河川局砂防部と気象庁予報部の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法(案)，2005.
- 9) 小山内信智，小嶋伸一，西本晴男，千田容嗣：土砂災害警戒情報の運用実態と今後の課題，平成 20 年度砂防学会研究発表会概要集，pp.14-15，2008.
- 10) 千葉幹，片山祐二，三木洋一，高梨和行：土砂災害時の警戒避難に関する情報共有について，砂防学会誌，Vol.60, No.6, pp.33-37，2008.
- 11) 建設省河川局砂防部：土石流災害に関する警報の発令と避難指示のための降雨量設定指針（案），1984.
- 12) 建設省土木研究所砂防部砂防研究室：土石流の警戒・避難基準雨量の設定に関する研究，土木研究所資料，pp.9-11，1985.
- 13) 建設省河川局砂防部：総合土砂災害対策検討会における提言および検討結果，pp.29-35，1993.
- 14) 荒木義則，古川浩平，松永悟，小笠原貴人，石川芳治，水山高久：土石流危険渓流における地域特性を考慮した土砂崩壊の発生限界線の設定に関する研究，土木学会論文集，No.574/VI-36, pp.33-47，1997.
- 15) 倉本和正，鉄賀博己，菊池英明，守川倫，門間敬一，古川浩平：急傾斜地における斜面要因を考慮したかけ崩れ発生限界雨量線の設定手法に関する研究，土木学会論文集，No.658/VI-48, pp.207-220，2000.
- 16) 倉本和正，鉄賀博己，東寛和，荒川雅生，中山弘隆，古川浩平：RBF ネットワークを用いた非線形かけ崩れ発生限界雨量線の設定に関する研究，土木学会論文集，

No.672/VI-50, pp.117-132, 2001.

- 17) 佐藤丈晴, 荒川雅生, 中山弘隆, 鉄賀博己, 古川浩平: DEA を用いたがけ崩れにおける警戒避難基準雨量の設定, 土木学会論文集, 第 707 号/VI-55, pp.153-163, 2002.
- 18) 海原荘一, 荒川雅生, 鉄賀博己, 佐藤丈晴, 前田允, 中山弘隆, 古川浩平: 包絡分析法を用いた個別斜面におけるがけ崩れ発生限界雨量線の設定, 砂防学会誌, Vol.56, No.3, pp.12-21, 2003.
- 19) 山川陽祐, 小杉賢一朗, 梁偉立, 水山高久: 土壌水分計付貫入計の改良, 砂防学会誌, Vol.60, No.4, pp.34-39, 2007.
- 20) 恩田裕一, 細田雄士, 田中高志: 流出特性および地下水位変動特性を用いた土砂災害警戒避難基準長期雨量指標の改良法, 平成 20 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.222-223, 2008.
- 21) 松本幸太郎, 本久博士, 大石博之, 古川浩平: がけ崩れにおける散発発生条件の特定と発生危険基準雨量の設定, 砂防学会誌, Vol.60, No.2, pp.5-12, 2007.
- 22) 加藤誠章, 菊井稔宏, 宮瀬将之, 酒谷幸彦, 西井洋史: 前兆現象による土砂災害の発生危険度の評価手法について, 砂防学会誌, Vol.60, No.6, pp.11-19, 2008.
- 23) 杉山実: アルタイム土砂災害予測システム構築の試み, 平成 19 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.12-13, 2007.
- 24) 小嶋伸一, 小山内智, 西本晴男: 土砂災害警戒情報の運用実態と切迫性の表示方法の検討, 平成 21 年度砂防学会研究発表会概要集, 2009.
- 25) 牧原康隆, 平沢正信: 斜面崩壊危険度予測におけるタンクモデルの精度, 研究時報 (気象庁), vol.45, No.2, pp.35-70, 1993.
- 26) 荒木義則, 鈴木真次, 石川芳治, 水山高久, 古川浩平: 土石流危険渓流における崩壊規模の評価に関する研究, 土木学会論文集, No.522/VI-28, pp.133-142, 1995.
- 27) 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.
- 28) 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.
- 29) 篠崎嗣浩, 福田賢司, 大石博之, 杉原成満, 古川浩平: ロジスティック回帰分析を用いた土砂災害発生危険基準線の確率的評価, 土木学会論文集 F, Vol.66, No.1, pp.122-131, 2010.
- 30) 篠崎嗣浩, 芦田悠輔, 朴東俊, 尹敏, 尹禮分, 大石博之, 古川浩平: ロジスティック回帰モデルを用いた災害発生危険度の活用に関する研究, 砂防学会誌, Vol.63, No.1, pp.14-21, 2010.

- 31) 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2章 非線形の土砂災害発生危険基準線に対する確率評価

2.1 緒言

土砂災害発生危険基準線（Critical Line；以下，CL とする）は，1984 年に「土石流災害に関する警報の発令と避難指示のための降雨量設定指針（案）」¹⁾（以下，指針案とする）としてとりまとめられ，線形の CL の設定手法が一般化した．指針案で示されている線形の CL は，視覚的に分かりやすく，理解しやすい反面，土砂災害という複雑で非線形性の強い現象に対しては精度上の問題があった．この問題を解決するために，RBF ネットワーク手法（Radial Basis Function Network；以下，RBFN 手法とする）を用いた非線形 CL 設定方法^{2),3),4)}が開発され，現在では非線形 CL が普及し，全国で運用されている⁵⁾．しかし，平成 17 年度からの土砂災害警戒情報の発信システムの運用実績が蓄積されるにつれて，土砂災害発生危険基準線の精度や CL の選定方法，降水短時間予報（以下，予測雨量とする）の精度，切迫性に対する表現などの課題^{6),7)}が顕在化してきた．その理由の一つとして，CL を作成するために算出される RBFN 出力値が非発生降雨の密度を表し，警戒避難情報を管理する自治体や自主避難等を行うべき住民にとっては自らの判断を行うには利用しにくい指標となっている点が挙げられる．現在の土砂災害警戒情報発信システムの中では，基準である CL を示すことにより実況雨量がその内側にある場合は安全，外側にある場合は危険と判断することができる．当然のことながら CL 内側の安全領域に実況雨量がある場合でも，CL に近づけば近づくほど安全性が小さくなると考えられるが，現行の情報では安全・危険の程度を定量的に表現する方法については明確に示されていない．

そこで，本研究では実況の雨量に対する災害発生危険度をより明瞭に表現する方法について検討を行った．例えば，気象予報では雨が降る確率を降水確率という指標で表現しており，広く一般にも認知されているところである．同じように土砂災害の発生の危険性を災害発生確率として表現できれば警戒避難活動を行う上で有効な指標となり得るものと考えられる．ここで災害発生確率とは，現況の降雨に対して CL が設定されているエリア内で土砂災害が少なくとも 1 件発生する確率と定義する．

本研究では，現行の RBFN 手法によって構築される応答曲面（ x 軸が土壌雨量指数， y 軸が解析雨量の平面において非発生降雨の密度を RBFN 出力値として z 軸上に表し，その値に基づいて分布させた曲面）を利用し，ロジスティック回帰モデルを用いて災害発生確率に変換することに取り組んだ．その結果，現行の CL を変更することなく，実況雨量に対応した災害発生確率をリアルタイムに評価できる手法を考案することができた⁸⁾．

一方，災害が発生するよりも早く警戒避難行動をとるためには，事前に災害発生危険度の推移を予測し，それに応じた警戒避難情報を発信することが有効である．これまで

も気象庁の配信する予測雨量を用いた試みがなされてきたが、予測雨量の精度が十分ではなく、実用上は問題を残した状態であった。これに対し、本研究では予測雨量を用いず、過去の降雨とCL超過の実績をモデル化することで実況雨量についての将来予測を実現する方法を考案した。この方法では実況雨量に対応したRBFN出力値をCL超過予測モデルに入力することで、現況よりも1時間先の段階で所定の災害発生確率で表現されるCLを超過するか否かを予測することが可能となる。これにより、予測雨量に頼らずに早期の警戒避難情報を発信することができる手法を考案した⁸⁾。

2.2 土砂災害警戒情報の現状と課題

土砂災害警戒情報は、大雨による土砂災害発生危険度が高まった時に、市町村長が防災活動や住民等への避難勧告等の災害応急対応を適時適切に行えるよう支援することを目的として発表されるものである。土砂災害警戒情報の発表手順を図 2-1 に示す。また、情報の伝達経路を図 2-2 に示す。

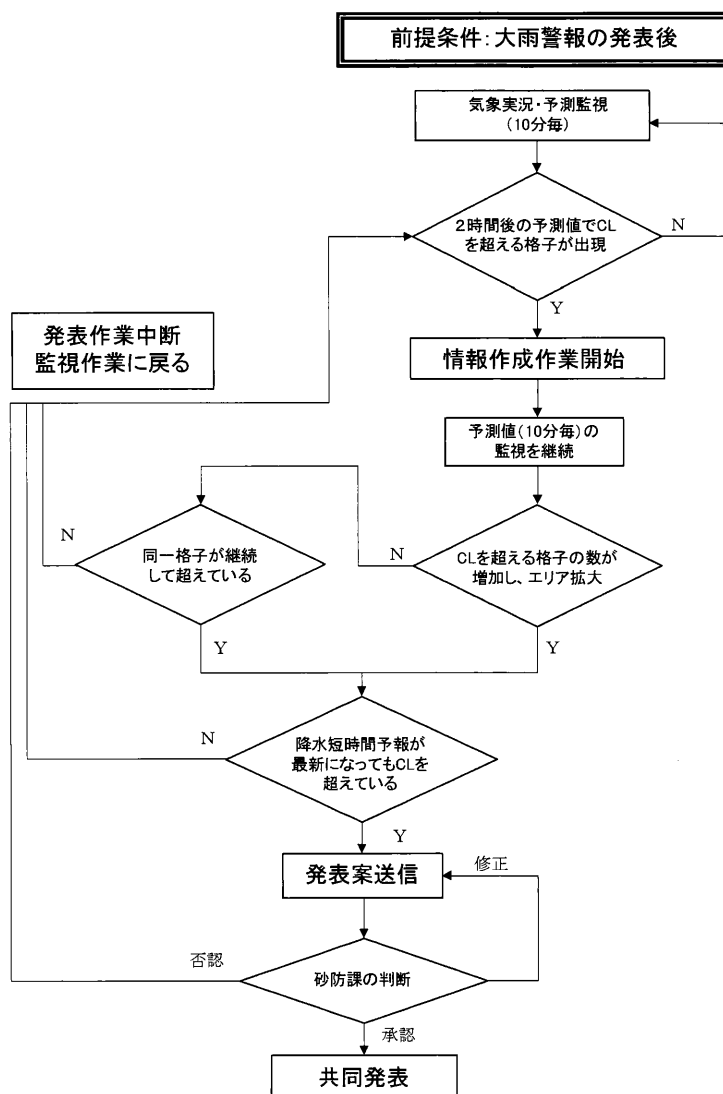


図 2-1 土砂災害警戒情報の発表手順

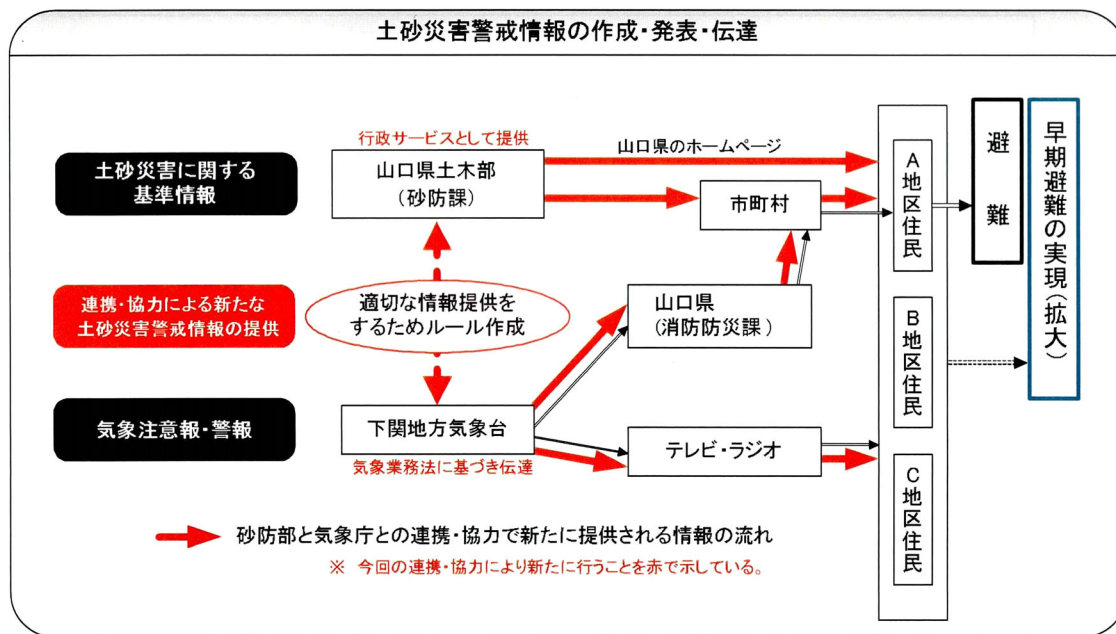


図 2-2 土砂災害警戒情報の伝達

土砂災害警戒情報は大雨警報の発表後において、雲の動きによる予測雨量や実況の雨量を基にCLの超過判定を行い、県と気象庁で相互確認を行ったうえで発表を行っている。発表された土砂災害警戒情報は図 2-2 に示されるように市町村を通じて住民へ情報が伝達されたり、ホームページから直接に住民へ伝達されている。しかし、現状の伝達体制において、多くの市町村では大雨時には巡回により人手が不足していることに加え、各部署からの FAX、メールにより情報の洪水が起り、必要な情報が埋もれてしまうことが問題となっている。そのため、市町村では避難勧告等の発令に対する責務を負っているにも関わらず、CLの動きを監視できていないばかりか、その危険性についても十分に把握できないといった状況にある。この危険性を把握できない問題の一つには、発表される土砂災害警戒情報の内容が、危険性を示す表現としては抽象的であることが挙げられる。実際に平成 21 年 7 月の山口県の防府市で発生した土砂災害時の警戒情報の一例を図 2-3 に示す。発表の内容としては土砂災害の警戒地域と、すでに警戒が解除された地域、強雨域やその移動方向や速度、また、地震が発生した場合は震度情報やその範囲といったものが記載されている。危険度情報については図中の警戒文が記載されているのみで、具体的にどのくらい危険であるのかといった情報は記載されておらず、避難勧告等の意思決定のための支援情報としては利用しにくいことが分かる。

山口県土砂災害警戒情報 第4号

平成21年7月21日 13時20分
山口県 下関地方気象台 共同発表

【警戒対象地域】

宇部市 山陽小野田市 山口市 防府市 下松市 周南市 美祢市 阿東町 岩国市 光市 柳井市
周防大島町 上関町 田布施町 平生町

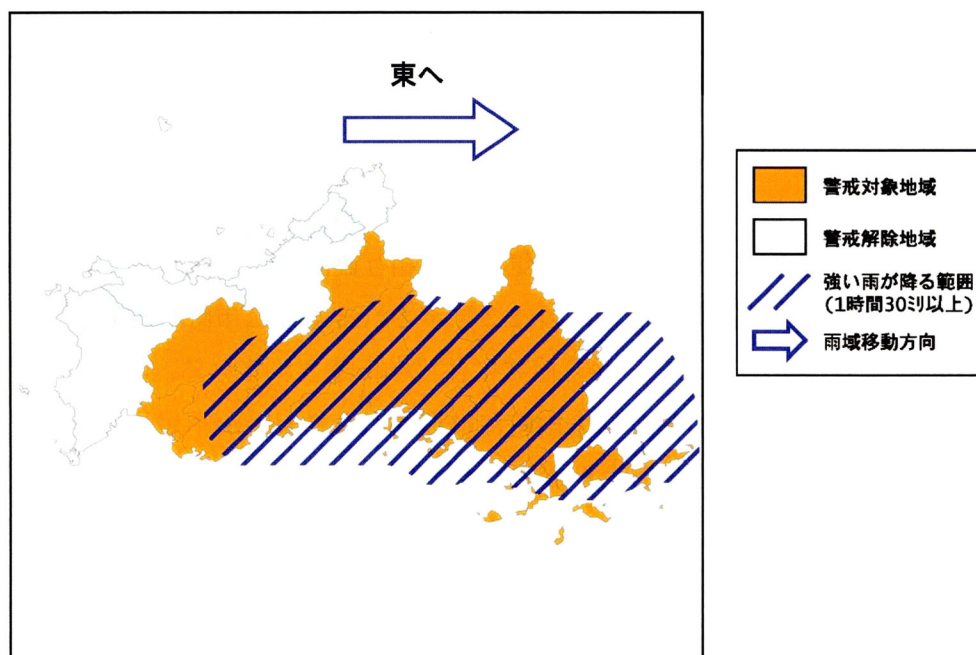
【警戒解除地域】

下関市 萩市 阿武町 長門市

【警戒文】

《一部警戒解除》

宇部市、山陽小野田市、山口市、防府市、下松市、周南市、美祢市、阿東町、岩国市、光市、柳井市、周防大島町、上関町、田布施町、平生町では、大雨のため引き続き土砂災害の危険度が非常に高くなっています。土砂災害危険箇所及びその周辺では警戒を強めてください。警戒対象市町での今後3時間以内の最大1時間雨量は、多いところで70ミリです。



問い合わせ先

083-933-3754 (山口県土木建築部砂防課)
083-234-4006 (下関地方気象台技術課)

図 2-3 土砂災害警戒情報の発表例

また、実際に住民がホームページ等から入手できる情報の一例を図 2-4 に示す。図 2-4 の危険度分布の凡例からも分かるように、警戒や避難が必要と判定された地域(5kmメッシュ)に色の識別はされているものの、実際にどの程度の危険性があるのかまでは不明瞭である。さらに、マスコミを通じて住民へ伝える警戒文についても「厳重に警戒」、「危険度がさらに高く」、「危険度が非常に高く」などの表現が使分けられているが、どの程度危険なのか分かりづらいといった課題がある。このように現行のシステムでは防災担当者にとっても、住民にとっても十分に危険性を把握できる情報とはなっていないのが現状である。

このような土砂災害警戒情報を発表するようなシステムは全国的に整備されているが、その運用の仕方や情報の提供量は、自治体によって異なっていることが多い(表 2-1 参照)。そのため、危険度情報についてはできるだけわかりやすく、誰もが理解しやすいものを作成し、現行のシステムへ簡易に組み込めるようにしていくことが必要である。

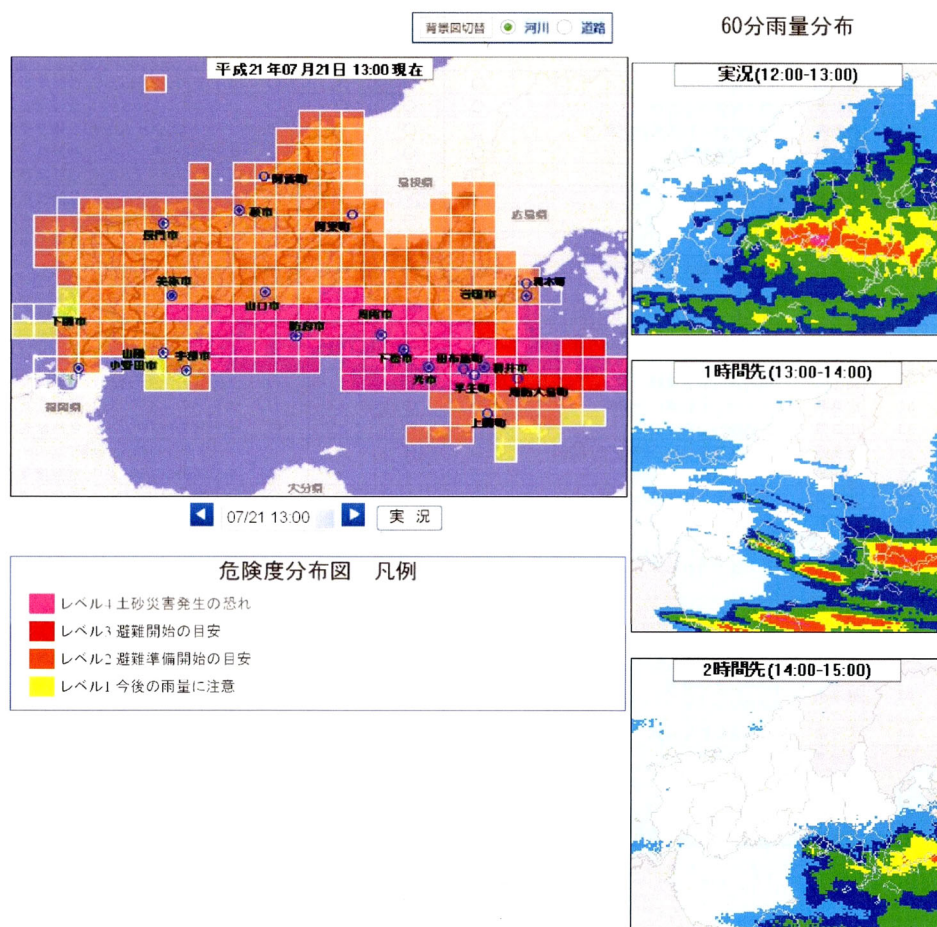


図 2-4 実際に発表されている危険度の情報例

表 2-1 全国の警戒避難情報の整備状況

地域	都道府県番号	都道府県名	部局	土砂警説明	メッシュ表示	CL表示	危険度表示	備考
北海道	1	北海道	建設部土木局砂防災害課	○	×	×	×	説明(広報)のみ
			総務部危機対策局防災消防課	×	×	×	×	システムはあるが土砂警はない
東北	2	青森県	県土整備部河川砂防課	○	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	3	岩手県	県土整備部砂防災害課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は5段階
	4	宮城県	土木部防災砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階 ただし、危険度0のメッシュは表示されない
	5	秋田県	建設交通部河川砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	6	山形県	土木部河川砂防課	○	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	7	福島県	土木部砂防課	×	×	×	×	システムはあるが土砂警はない
	8	茨城県	土木部河川課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
関東	9	栃木県	県土整備部砂防水源課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	10	群馬県	県土整備部砂防課	○	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階 ただし、CLは線形か非線形かはわからない
	11	埼玉県	県土整備部河川砂防課	○	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	12	千葉県	県土整備部河川環境課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は2段階 ただし、危険度0のメッシュは表示されない
	13	東京都	建設局河川部防災課	×	×	×	×	システムはあるが土砂警はない
	14	神奈川県	県土整備部砂防海岸課	○	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階 ただし、危険度0のメッシュは表示されない メッシュは「5km」の他に「1km」単位もある
甲信越	15	新潟県	土木部砂防課	○	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
北陸	16	富山県	土木部砂防課	×	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	17	石川県	土木部砂防課	○	×	×	×	土砂災害マップのシステムあり。
	18	福井県	土木部砂防海岸課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
甲信越	19	山梨県	県土整備部砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。避難基準レベルの3段階(危険度予測)と土砂災害危険度指数の6段階(危険度現況)の2種類
東海	20	長野県	土木部砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	21	岐阜県	県土整備部砂防課	○	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	22	静岡県	建設部河川砂防局砂防室	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	23	愛知県	建設部砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
近畿	24	三重県	河川・砂防室	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	25	滋賀県	防災危機管理局	×	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	26	京都府	建設交通部 砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	27	大阪府		×	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は5段階
	28	兵庫県	県土整備部土木局砂防課	○	×	×	×	土砂災害マップのシステムあり。
	29	奈良県	土木部砂防課	○	×	×	×	システムはあるが土砂警はない
	30	和歌山県	県土整備部河川・下水道局砂防課	×	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
中国	31	鳥取県	県土整備部治山砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	32	島根県	土木部砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	33	岡山県	総務部危機管理課	×	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	34	広島県	土木局土木整備部砂防課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	35	山口県	砂防課砂防保全班	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
四国	36	徳島県	県土整備部 河川局砂防防災課	○	×	×	×	システムはあるが土砂警はない
	37	香川県	河川砂防課	○	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
	38	愛媛県	土木部河川港湾局砂防課	○	○	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は5段階
	39	高知県	土木部防災砂防課	○	×	○	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は3段階
九州	40	福岡県	県土整備部砂防課		不明	不明	不明	河川防災情報システム(雨量)はあり。 土砂災害危険度情報システムは、試験中(ユーザー認証が必要)
	41	佐賀県	統括本部消防防災課		○	×	○	土砂警(危険度情報)のシステムあり。危険度は3段階
			県土づくり本部河川砂防課		×	×	○	土砂警(警戒避難判定)のシステムあり。危険度は3段階
	42	長崎県	土木部砂防課	○	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度は4段階
	43	熊本県	総務部危機管理 防災消防総室 防災班	○	×	×	○	土砂警のシステムあり。危険度は3段階表示 説明にCL出てくるが、線形タイプ(気象庁方式)
	44	大分県	土木建築部砂防課		○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
	45	宮崎県	土木部砂防課	○	×	×	×	土砂災害マップのシステムあり。
	46	鹿児島県	土木部砂防課・河川課	○	○	×	○	土砂警のシステムあり。危険度表示は4段階
47	沖縄県	防災危機管理課	×	×	×	×	雨量水位観測システムあり。	
		土木建築部海岸防災課	○	×	×	×	土砂災害マップのシステムあり。	

情報提供が少ない
 危険度評価のみの提供
 メッシュと危険度評価の情報提供あり
 CLと危険度評価(+メッシュ)の情報提供あり

2.3 解析手法の概要

2.3.1 RBFN の概要

本研究では，過去の雨量データをもとに RBFN 手法を用いて CL を設定した．RBFN 手法の概要²⁾を以下に示す．

2.3.1.1 RBFN の構成

RBFN (Radial Basis Function Network) は，脳や神経回路網をモデルとした階層構造で，図 2-5 に示す通り入力層 (素子数 n 個)，中間層 (素子数 m 個)，出力層 (素子数 1 個) の 3 層からなっている．各層は入出力を行う素子から構成されており，各層間の素子は結線によって結ばれているが，同じ層内の素子同士は結合されていない．

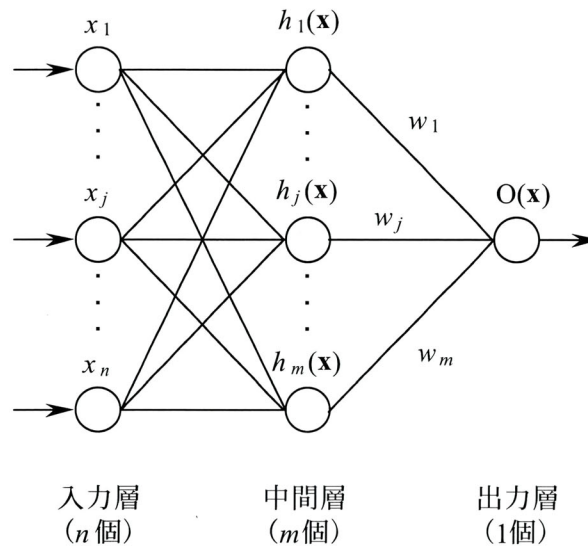


図 2-5 RBF ネットワークの構造

中間層における j 番目の素子の出力は主として基底関数の一つである釣鐘状のガウス関数 (図 2-6) を用いる．

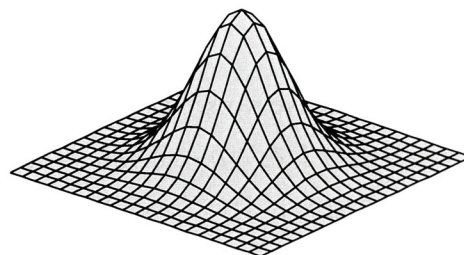


図 2-6 ガウス関数の形状

ガウス関数は式(2.1)に示す通りであり，基底関数の中心から同心円状にその影響を考

慮していくものである。

$$h_j(x) = \exp(-\|x - c_j\|^2 / r^2) \quad (2.1)$$

ここで、 $h_j(x)$: 中間層素子からの出力値
 $x = (x_1, \dots, x_n)$: 入力層素子からの入力データ
 c_j : 基底関数の中心点
 r : 基底関数の半径

式(2.1)に示す基底関数は、 r が大きくなるほど広がり、また、その出力値は入力データが基底関数の中心に近い程大きな値となる。なお、 $c_j = (c_{j1}, \dots, c_{jn})$ とするとき、式(2.2)によって楕円形の基底関数とすることもできる。

$$h_j(x) = \exp(-\sum_{k=1}^n (x_k - c_{jk})^2 / r_k^2) \quad (2.2)$$

RBFNにおけるデータの流は入力層から出力層への一方通行であり、入力層からのデータは中間層の出力関数によって処理され、出力層に向けて出力される。その際、中間層-出力層間は荷重係数と呼ばれる重み付きの結線により両層間の素子が結合されているため、出力層素子への出力は式(2.3)に示す通りそれぞれの中間層素子の出力と結合係数（重み）の積の総和として表される。

$$O(x) = \sum_{j=1}^m w_j h_j(x) \quad (2.3)$$

ここで、 $O(x)$: 出力層素子の出力値
 w_j : 結合係数

2.3.1.2 学習

ニューラルネットワーク（Neural Network : 以下、NN とする）による関数近似の場合、与えられた入出力のデータセットをいかに正確に再現させ、さらにその近傍で汎化性を持たせるかが問題となる。RBFNにおいても同様に、与えられたデータセットを正確に再現させることが重要であるが、そのためには最適な結合係数を決定する必要がある。RBFNにおいては、その結合係数を決定するプロセスを学習と称することとする。

RBFN の学習においては、 p 個の学習データ $x_i (i = 1, \dots, p)$ と教師データ $y_i (i = 1, \dots, p)$ 、

ならびに m 個の基底関数を用いて教師値と出力値の差の 2 乗和を考え、それに結合係数 $w_j (j=1, \dots, m)$ (以下, w) の抑制項を加えた式(2.4)が最小となるような w を求める.

$$E = \sum_{i=1}^p (y_i - O(x_i))^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j w_j^2 \rightarrow \text{Min} \quad (2.4)$$

ここで, λ_j : 結合係数の抑制パラメータ

式(2.4)の右辺を w_j で偏微分し, それぞれの式を $=0$ として w について解くと求める w が得られる. 中間層の出力行列 H と教師データのベクトル y をそれぞれ式(2.5)とすると, w は式(2.6)で表せる.

$$H = \begin{bmatrix} h_1(x_1) & h_2(x_1) & \cdots & h_m(x_1) \\ h_1(x_2) & h_2(x_2) & \cdots & h_m(x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1(x_p) & h_2(x_p) & \cdots & h_m(x_p) \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

$$w = (H^T H + \Lambda)^{-1} H^T y \quad (2.6)$$

ただし, Λ は $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ を対角成分とする対角行列である. 以上のことから, RBFN における学習は, 逆行列 $A^{-1} = (H^T H + \Lambda)^{-1}$ を求めることと同等であり, さらに出力に対して Λ が一定値であるとする, 出力に無関係に学習でき, 式(2.6)によってそれぞれ出力値に応じて結合係数を決定していけばよいことになる. すなわち, このことは入力関係のみで学習が終了することを意味している.

2.3.1.3 RBFN を用いた応答局面の設定

RBFN においては, 基本的に各データセットに対して基底関数を設定し, それらの重ね合せによって応答局面を構築する. しかしながら, 膨大なデータ量を取り扱う場合, すべてのデータセットに基底関数を割り当てると完全学習が望める反面, 行列サイズが大きくなり計算が困難になる. しかも, データの分布に偏りが生じることで, 汎化能力の低い応答局面が構築される危険性も考えられる. したがって, RBFN において効率的で, かつ汎化能力の高い応答局面を構築するためには, できる限り基底関数の軽減を図ることやデータの密度を均等化させることが重要である.

そこで, 図 2-7 に示す通り, 降雨データの存在する範囲内に x 軸, y 軸それぞれ一定

間隔 (ΔR_x , ΔR_y) の格子を設定し, 設定した格子の中にデータが存在する場合に限り, 当該格子の左下に基底関数を設定することとする. また, 雨量データについては図 2-8 に示すように格子ごとに重心法を用いたクラスタリングを行い, 各クラスターの代表点を設定する.

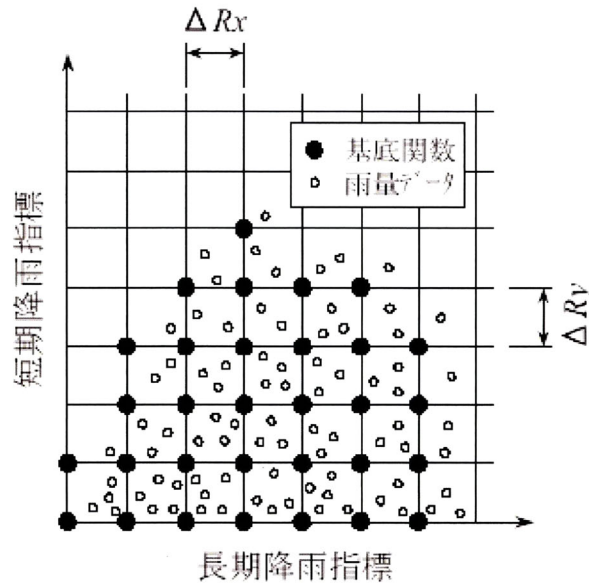


図 2-7 格子および基底関数の設定

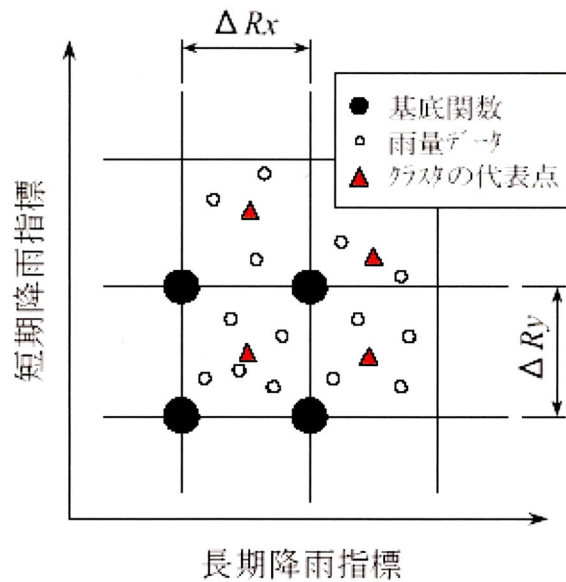


図 2-8 クラスタリングの概念図

当該代表点は RBFN における学習用のデータセットとして用いる。さらに、基底関数は、その周辺に含まれるデータ数の違いによって信頼度が異なるため、各格子に含まれるデータ数に応じて λ を変化させ、信頼度をシステムに反映させる。データ数に伴う λ は式(2.7)によって与える。

$$\lambda = \lambda_{\min} + \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{1 + \text{count}} \quad (2.7)$$

ここで、 λ_{\max} : λ の最大値

λ_{\min} : λ の最小値

count : 各格子に含まれるデータ数

式(2.7)の λ_{\max} , λ_{\min} の値は $\lambda_{\max} \geq \lambda_{\min}$ の関係を満足する範囲内であれば任意に設定することができる。

これにより、基底関数の数を効率的に減少させ、データの密度も均等にすることが可能である。また、基底関数の信頼度をシステムに反映させることで、より客観的に降雨による危険度を表現することも可能である。

2.3.2 ロジスティック回帰モデルの概要

本研究では、設定された CL に災害発生確率を付与するための手法としてロジスティック回帰モデルを用いた。

ロジスティック回帰とはベルヌーイ分布に従う変数の統計的回帰モデルの一種で、独立変数が量的、従属変数が質的な変数の場合に用いられる二値変数に対する回帰分析である^{9),10)}。一般にある現象の発生する確率（割合） P をその現象の生起を説明するために観測された変数群 $x=(x_1, x_2, \dots, x_r)$ で説明しようとする場合、 $x=(x_1, x_2, \dots, x_r)$ という状態のもとで現象が発生するという条件付き確率を $P(x)$ で表し、これを多くの場合、 $P(x) = Pr \{ \text{発生} \mid x_1, x_2, \dots, x_r \} = F(x_1, \dots, x_r)$ という関数 F を用いてモデル化する。

ここで、 r 個の変数の影響を式(2.8)に示す合成関数と考え、「発生 ($Y=1$) or 非発生 ($Y=0$)」の予測式を表わすと

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_r x_r \quad (2.8)$$

(β : 推定値 x : 説明変数)

ここで、 $P(Y=1)$ に対して回帰モデルを当てはめると

$$P(Y=1) = \beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_r\chi_r \quad (2.9)$$

となり、離散変数である二値変数を連続変数として予測ができ、線形確率モデルとして表現できる。

ただし、確率値は 0~1 の範囲しかとらないため、オッズの対数(確率のロジット)をとることで、従属変数の範囲を $[-\infty, +\infty]$ とすることができる。

$$\text{logit}[P(Y=1)] = \log\left[\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)}\right] \quad (2.10)$$

これに対し、回帰モデルをあてはめると、以下の式のように表現される。

$$\log\left[\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)}\right] = \beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_r\chi_r \quad (2.11)$$

確率値の推定を行うため、上記の式を変形すると、

$$\frac{P(Y=1)}{1-P(Y=1)} = \exp[\beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_r\chi_r] \quad (2.12)$$

$$P(Y=1) = \frac{\exp[\beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_r\chi_r]}{1 + \exp[\beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_r\chi_r]} \quad (2.13)$$

となる。本論文で用いるロジスティック関数の概念図を図 2-9 に示す。

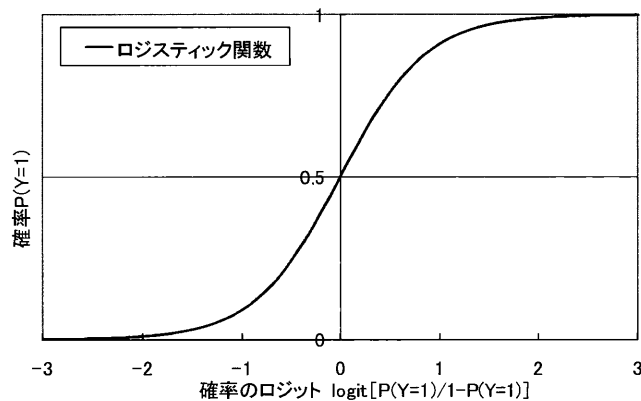


図 2-9 ロジスティック関数の概念図

本論文では発生、非発生データを与えて、 β を推定し、 $P(x)$ の一般式を算出する。ここで、 β の推定には最尤法を利用している¹⁰⁾。この一般式を用いて、RBFN出力値のピーク値を与えて、ピーク値以降の災害の発生を確率値 $P(x)$ として算出する。なお、RBFN出力値を算出する降雨指標としては「国土交通省と気象庁の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法(案)」(以下、連携案とする)において用いられているレーダー・アメダス解析雨量(以下、解析雨量とする)と土壌雨量指数を用いた、回帰式のモデルを式(2.14)に示す。

$$P(x) = \frac{\exp[\beta_0 + \beta_1 \chi_{RBFN出力値ピーク}]}{1 + \exp[\beta_0 + \beta_1 \chi_{RBFN出力値ピーク}]} \quad (2.14)$$

($\chi_{RBFN出力値ピーク}$:対象時刻以前のRBFN出力値の最大値)

2.4 使用データ

2.4.1 検討地域

本研究ではロジスティック回帰モデルを構築するにあたり、山口県の中でも土砂災害の危険箇所が多く分布する下関市を対象地域として設定した。CLは解析単位として一辺が約5kmの格子(以後、5kmメッシュとする)ごとに設定されており、本検討ではその中でも最も災害の多い下関市の5kmメッシュを学習地域とした。また、下関市において災害が2番目、3番目に多い5kmメッシュの2つのメッシュを合わせてテスト地域とした。検討地域を図2-10に示す。

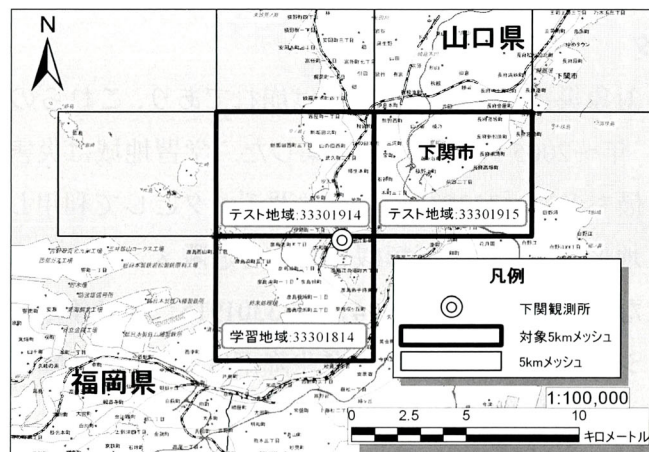
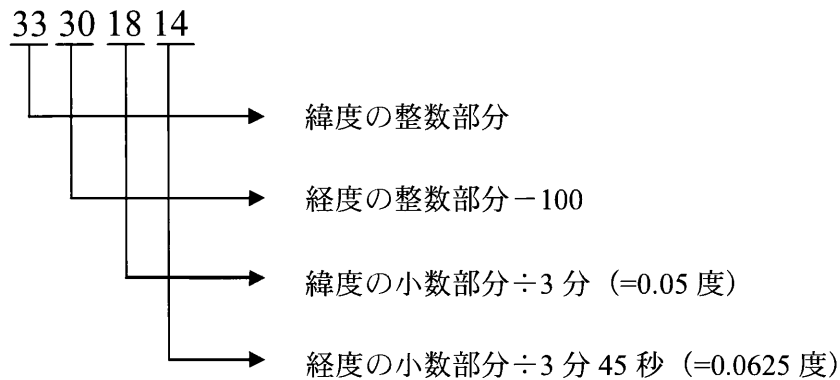


図 2-10 対象地域

なお、5km メッシュとは、全国を緯度差 3 分 00 秒、経度差 3 分 45 秒の一辺が約 5km の格子状に区切られた範囲を指し、地域基準メッシュの 3 次メッシュ（約 1km 格子）を 6 行 5 列の 30 メッシュ含むエリアに相当する。

各格子にはメッシュコードが割り当てられており、各格子の左下の座標をもとにコードが設定されている。メッシュコードの構成は以下のように定義する。



よって、

- ・緯度（整数部分）=33 度
- ・緯度（小数部分）=18×0.05=0.9 度 = 54 分 00 秒
- ・経度（整数部分）=30+100=130 度
- ・経度（小数部分）=14×0.0625=0.875 度 =52 分 30 秒

となり、5km メッシュ番号「33301814」は、格子左下の座標が緯度 33 度 54 分 00 秒、経度 130 度 52 分 30 秒を示す。

2.4.2 災害データ

本研究における対象災害は土石流及びがけ崩れであり、これらの災害データを山口県災害報告書（1991 年～2005 年）¹¹⁾から収集した。学習地域は災害発件数が 58 件（15 降雨）と県内でも最も多い「33301814」を学習データとして利用した。また、テスト地域には学習地域と地形・地質状況が類似している近隣メッシュのうち、学習データと同程度の災害件数になるように「33301914」、「33301915」を対象地域として選定した。テスト地域の 2 メッシュに該当する合計の発生降雨は 52 件（23 降雨）であった。その他に、予測に用いる 10 分間雨量の検討範囲では 27 件（7 降雨）を対象とした。

学習地域（5km メッシュ番号:33301814）で対象期間内に収集した災害データを表 2-2 に示す。

表 2-2 収集した災害データの一覧 (58 件)

整理番号	災害種別	災害位置番号	年	月	日	時	確度 (時刻)	市町村	緯度	経度	メッシュコード
388	がけ崩れ	0	1992	8	8	12	12	下関市	33.94117	130.907	33301814
390	がけ崩れ	0	1992	8	8	12	12	下関市	33.94011	130.9067	33301814
397	がけ崩れ	0	1993	7	2	17	17	下関市	33.93005	130.9115	33301814
447	がけ崩れ	0	1995	5	14	19	19	下関市	33.92759	130.9086	33301814
448	がけ崩れ	0	1995	5	14	19	19	下関市	33.92759	130.9086	33301814
449	がけ崩れ	0	1995	7	2	21	21	下関市	33.94811	130.9042	33301814
450	がけ崩れ	0	1995	7	2	22	22	下関市	33.94887	130.9077	33301814
452	がけ崩れ	0	1995	7	2	22	22	下関市	33.94463	130.9082	33301814
456	がけ崩れ	0	1995	7	3	8	8	下関市	33.93759	130.9058	33301814
457	がけ崩れ	0	1995	7	3	5	5	下関市	33.93182	130.907	33301814
459	がけ崩れ	0	1995	7	3	9	9	下関市	33.93163	130.9188	33301814
463	がけ崩れ	0	1995	7	3	9	9	下関市	33.9293	130.9095	33301814
464	がけ崩れ	0	1995	7	3	10	10	下関市	33.93856	130.9125	33301814
465	がけ崩れ	0	1995	7	3	7	7	下関市	33.9378	130.9045	33301814
466	がけ崩れ	0	1995	7	3	6	6	下関市	33.9357	130.9118	33301814
489	がけ崩れ	0	1997	8	12	10	10	下関市	33.93779	130.8964	33301814
490	がけ崩れ	0	1997	8	12	10	10	下関市	33.93774	130.8994	33301814
491	がけ崩れ	0	1997	8	12	8	8	下関市	33.93455	130.9027	33301814
512	がけ崩れ	0	1999	6	29	11	11	下関市	33.94155	130.9089	33301814
538	がけ崩れ	0	1999	9	24	10	10	下関市	33.94165	130.9097	33301814
614	がけ崩れ	201-I-0073	2003	7	21	3時頃	3	下関市	33.92646	130.9121	33301814
615	がけ崩れ	201-I-0068	2003	7	19		24	下関市	33.93015	130.9099	33301814
616	がけ崩れ	201-I-6601	2003	7	19	0.4583333	11	下関市	33.94981	130.916	33301814
617	がけ崩れ	201-I-0441	2003	7	19	0.375	9	下関市	33.93352	130.9169	33301814
618	がけ崩れ	201-I-0023	2003	7	19	7:00頃	7	下関市	33.93773	130.9093	33301814
619	がけ崩れ	201-I-0025	2003	7	19	0.4166667	10	下関市	33.94053	130.9088	33301814
622	がけ崩れ	201-I-0067-2	2003	7	20	15:00頃	15	下関市	33.92783	130.9089	33301814
625	がけ崩れ	0	2003	7	19		24	下関市	33.92591	130.904	33301814
626	がけ崩れ	201-I-0445	2003	7	19	9:00頃	9	下関市	33.92739	130.9046	33301814
627	がけ崩れ	201-I-0539	2003	7	19	7:00頃	7	下関市	33.94417	130.9068	33301814
628	がけ崩れ	201-I-0451	2003	7	19	18:00頃	18	下関市	33.92123	130.9237	33301814
629	がけ崩れ	201-I-0569	2003	7	21	6:00頃	6	下関市	33.93583	130.9152	33301814
630	がけ崩れ	201-I-0059	2003	7	19	8:00頃	8	下関市	33.93045	130.907	33301814
631	がけ崩れ	201-追-1257	2003	7	21	5:00頃	5	下関市	33.93826	130.9115	33301814
632	がけ崩れ	201-追-1240	2003	7	19	18:00頃	18	下関市	33.94013	130.9121	33301814
633	がけ崩れ	0	2003	7	22		1	下関市	33.93403	130.9165	33301814
634	がけ崩れ	201-II-0029	2003	7	22		1	下関市	33.93441	130.9082	33301814
635	がけ崩れ	201-追-1429	2003	7	19	3:00頃	3	下関市	33.9255	130.9036	33301814
637	がけ崩れ	201-I-0095	2003	7	19	9:00頃	9	下関市	33.93357	130.9063	33301814
638	がけ崩れ	201-I-7012	2003	7	19	9:00頃	9	下関市	33.94768	130.9145	33301814
641	がけ崩れ	201-I-0544	2003	7	19	8:00頃	8	下関市	33.94834	130.9147	33301814
656	がけ崩れ	201-I-0023	2003	7	19	14:00頃	14	下関市	33.93795	130.9085	33301814
678	がけ崩れ	0	2003	7	30		1	下関市	33.94379	130.9072	33301814
680	がけ崩れ	201-I-0569	2003	7	24	11:00頃	11	下関市	33.93594	130.9149	33301814
682	がけ崩れ	201-I-0556-2	2003	7	21		24	下関市	33.93323	130.9085	33301814
683	がけ崩れ	201-II-0029	2003	7	25	7/25 9:00頃	1	下関市	33.93492	130.9081	33301814
687	がけ崩れ	201-I-0032	2003	7	29	15:00頃	15	下関市	33.93616	130.9137	33301814
692	がけ崩れ	0	2003	7	20	9:00頃	1	下関市	33.94342	130.9082	33301814
693	がけ崩れ	0	2003	7	18	11:00頃	11	下関市	33.94985	130.916	33301814
694	がけ崩れ	201-III-0009	2003	7	19		1	下関市	33.93408	130.9075	33301814
695	がけ崩れ	201-追-1257	2003	7	19		1	下関市	33.93822	130.9114	33301814
701	がけ崩れ	0	2003	7	22	11:00頃	1	下関市	33.92886	130.9206	33301814
705	がけ崩れ	201-追-1146	2003	7	19	8:00頃	8	下関市	33.92542	130.9236	33301814
734	がけ崩れ	201-I-0051	2004	9	7	0.5416667	13	下関市	33.9328	130.921	33301814
786	がけ崩れ	201-I-0018	2004	6	26		24	下関市	33.94011	130.913	33301814
855	がけ崩れ		2005	7	4	18	18	下関市	33.9486	130.9173	33301814
860	がけ崩れ		2005	7	5	19	19	下関市	33.92778	130.9232	33301814
878	がけ崩れ		2005	7	13	11	11	下関市	33.91411	130.9125	33301814

※出典：山口県砂防課提供の災害データ

2.4.3 降雨データ

解析に用いる降雨データは、気象庁が管理している解析雨量と土壌雨量指数を用い、一連の降雨を抽出した。降雨データの概要について以下に示す。

2.4.3.1 一連降雨

本論文で使用する降雨データは、24 時間無降雨期間で区切られたひとまとまりの降雨を一連降雨として定義する。一連降雨の概念図を図 2-11 に示す。

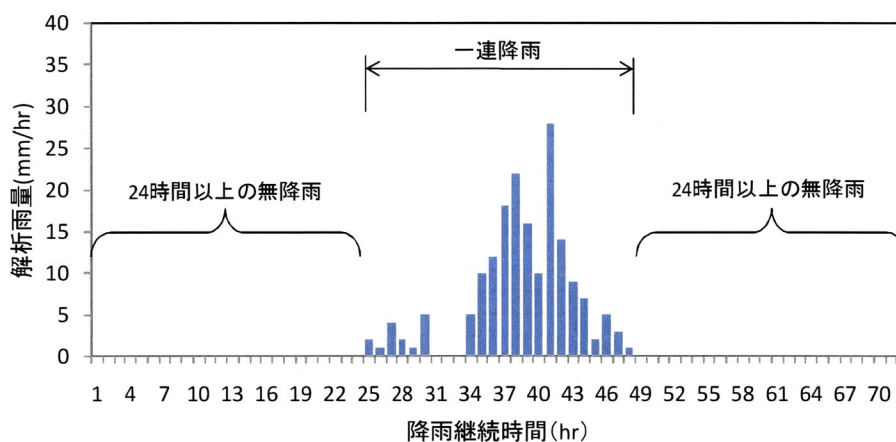


図 2-11 一連降雨の概念図

2.4.3.2 解析雨量

気象庁では、全国にアメダス雨量計を展開しており、およそ 17km 四方の雨量の分布を観測している。これは世界でも有数のきめ細かい観測網であるが、雷雨などの水平スケールの小さい現象は捕らえることができないことがある。

解析雨量は、レーダーの 1 時間積算降水強度データを用いて、雨量計のない地域の降水量を推定し、さらに地上雨量計のアメダスで観測した降水量によって補正された、より正確できめ細かい降水量データである。解析雨量の概念図を図 2-12 に示す。



気象レーダー

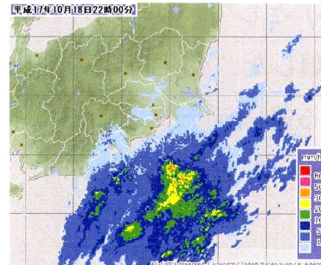
面的に細かい(1.0km 四方)雨量分布を把握する。

レーダーとアメダスの特徴を活かして、1.0km 四方の領域ごとに 1 時間雨量を高い精度で計算する。



アメダス

観測地点(約 17km 四方に 1ヶ所)で正確な雨量を把握する。



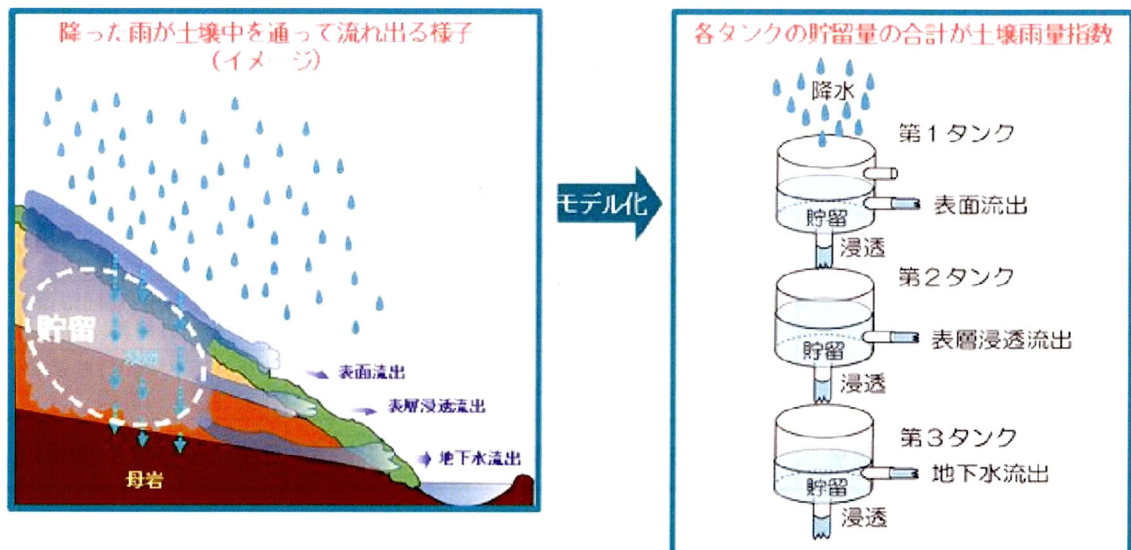
レーダー・アメダス解析雨量

1.0km 四方の区域ごとの 1 時間降水量(mm)

図 2-12 解析雨量の概念図

2.4.3.3 土壌雨量指数

土壌雨量指数は、土壌中の水分量を直列 3 段のタンクモデル貯留高の合計値(指数値)として求めるものであり、降雨による地盤の湿潤の度合いを表す。指数値が高いほど山崩れ・がけ崩れの発生危険性が高いと推定する。土壌雨量指数の概念図を図 2-13 に示す。



出典：気象庁 HP；<http://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/bosai/dojoshisu.html>

図 2-13 土壌雨量指数の概念図

2.4.3.4 対象降雨の抽出

土砂災害の発生確率を算出するための降雨データとしては、現行のCL作成にも用いられている解析雨量と土壌雨量指数を用いる。対象期間は1991年から2005年までの15年分として、24時間無降雨期間で区切られたひとまとまりの降雨を「一連降雨」データとして抽出した。この一連降雨の中で、特に災害の発生を伴った降雨を土砂災害発生降雨（以下、発生降雨とする）として、それ以外の降雨を土砂災害非発生降雨（以下、非発生降雨とする）として分類した。発生降雨の抽出結果を表2-3に示す。

また、CLの超過予測に用いる降雨データとしては下関観測所のアメダス10分間雨量を用いた。抽出した対象降雨の一覧を表2-4に示す。

表 2-3 学習地域の発生降雨の抽出結果（15降雨）

ID	発生年	発生月	発生日	発生時
1	1992	8	8	12
2	1993	7	2	17
3	1995	5	14	19
4	1995	7	2	21
5	1997	8	12	8
6	1999	6	29	11
7	1999	9	24	10
8	2003	7	18	11
9	2003	7	20	15
10	2003	7	24	11
11	2003	7	29	15
12	2004	6	26	24
13	2004	9	7	13
14	2005	7	4	18
15	2005	7	13	11

表 2-4 対象降雨一覧

降雨種別	データの用途	メッシュ番号 (観測所)	期間	解析対象降雨数
解析雨量 (時間雨量)	学習データ	33301814	1991～ 2005	発生 : 58件 (15降雨) 非発生 : 107降雨
	テストデータ	33301914		発生 : 30件 (16降雨) 非発生 : 91降雨
		33301915		発生 : 22件 (7降雨) 非発生 : 110降雨
アメダス10分間雨量	予測検討データ	下関観測所	2002.7～ 2005.6	発生 : 27件 (7降雨)

2.5 非線形 CL に対する災害発生確率モデルの検討

2.5.1 非線形 CL に対する RBFN 出力値の算出

2.4 に示す降雨データと災害データをもとに学習地域の CL の作成を行った。CL の詳細な作成手順は連携案に従うものとする。ここでは CL の作成手順を図 2-14 に示し、その検討結果を表 2-5 に示す。

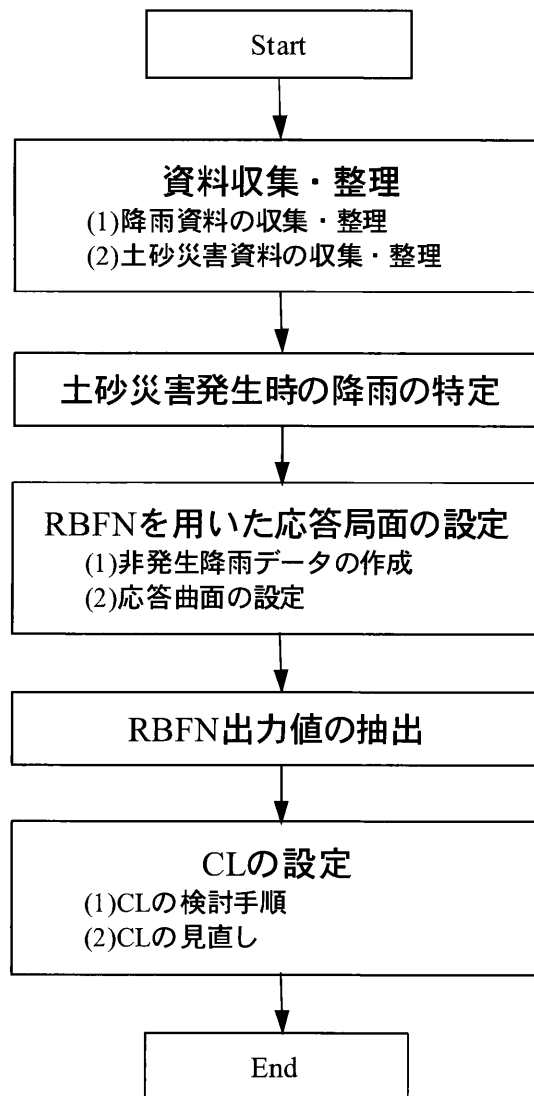


図 2-14 CL 設定の検討手順

表 2-5 連携案による CL 検討結果

項目		RBFN 出力値0.1	RBFN 出力値0.2	RBFN 出力値0.3	RBFN 出力値0.4	RBFN 出力値0.5	RBFN 出力値0.6	RBFN 出力値0.7	RBFN 出力値0.8	RBFN 出力値0.9
発生	CL超過降雨数①	27	33	33	40	40	40	49	49	49
	CL未超降雨過数②	31	25	25	18	18	18	9	9	9
	一連降雨数③(=①+②)	58	58	58	58	58	58	58	58	58
	発生的中率(%)④ (=①/③*100)	46.6%	56.9%	56.9%	69.0%	69.0%	69.0%	84.5%	84.5%	84.5%
非発生	CL超過降雨数⑤	1	3	4	6	7	8	12	20	26
	CL未超降雨過数⑥	106	104	103	101	100	99	95	87	81
	一連降雨数⑦(=⑤+⑥)	107	107	107	107	107	107	107	107	107
	非発生的中率(%)⑧ (=⑥/⑦*100)	99.1%	97.2%	96.3%	94.4%	93.5%	92.5%	88.8%	81.3%	75.7%
全体的中率	的中率(%)⑨ (=(発生①+非発生⑥)/ (発生③+非発生⑦)*100)	80.6%	83.0%	82.4%	85.5%	84.8%	84.2%	87.3%	82.4%	78.8%

なお、表 2-5 中に示す的中率の算出方法としては、毎時の降雨の軌跡であるスネークラインが発生危険基準線である CL を超過しているかどうかで判断する。的中率の算出式を式(2.15)に示す。発生的中率の算出にあたっては、CL 超過時 (図 2-15)、または超過後 (図 2-16) に災害が発生しているものを的中として考える。また、降雨としては CL を超過しているが CL 超過時刻以前の災害 (図 2-17) や、降雨自体が CL を超過していないような災害 (図 2-18) については、全体の発生件数としては計上するが発生的的中件数には加えない。非発生的中率の算出、ならびに全体的中率の算出方法についても式(2.15)に示す。

$$\begin{aligned} \text{発生的中率} &= \frac{\text{CL超過後の発生件数 (①)}}{\text{全発生件数 (③)}} (\%) \\ \text{非発生的中率} &= \frac{\text{CL未超過の非発生件数 (⑥)}}{\text{全非発生件数 (⑦)}} (\%) \\ \text{的中率} &= \frac{\text{①} + \text{⑥}}{\text{全データ (③} + \text{⑦)}} (\%) \end{aligned} \tag{2.15}$$

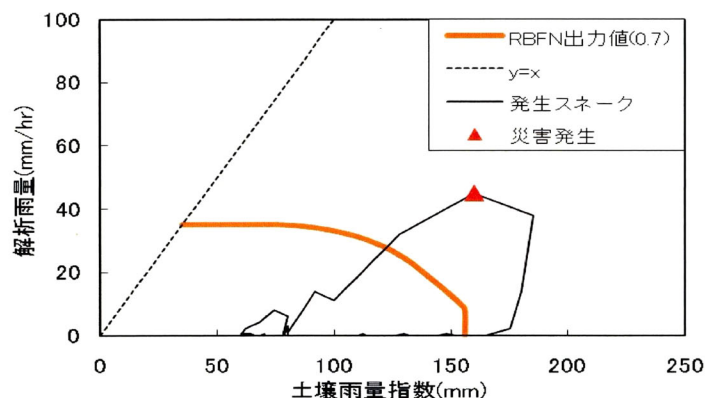


図 2-15 災害発生の中事例 1

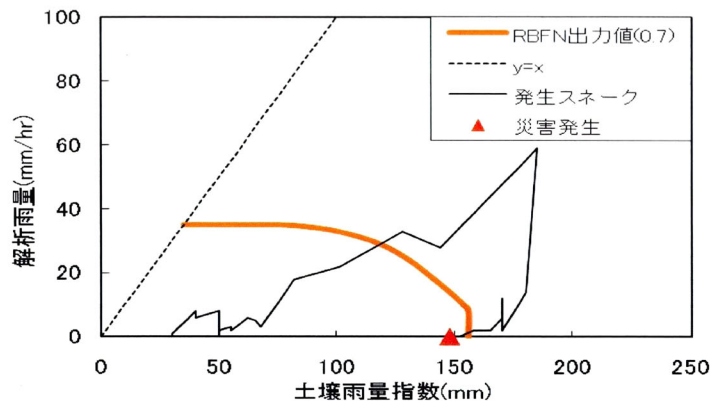


図 2-16 災害発生の的中事例 2

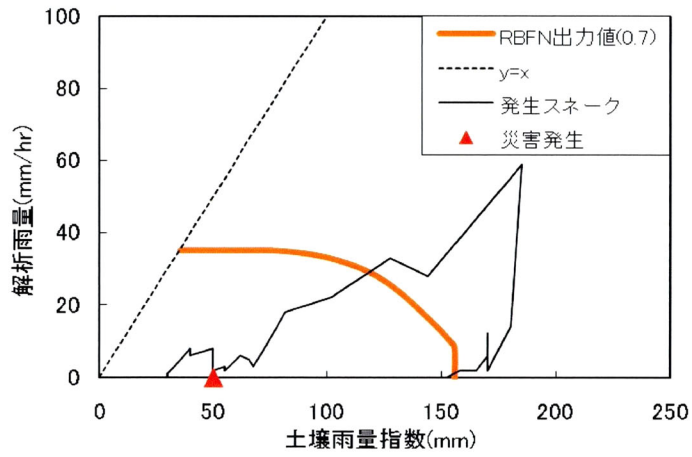


図 2-17 災害発生の非的中事例 1

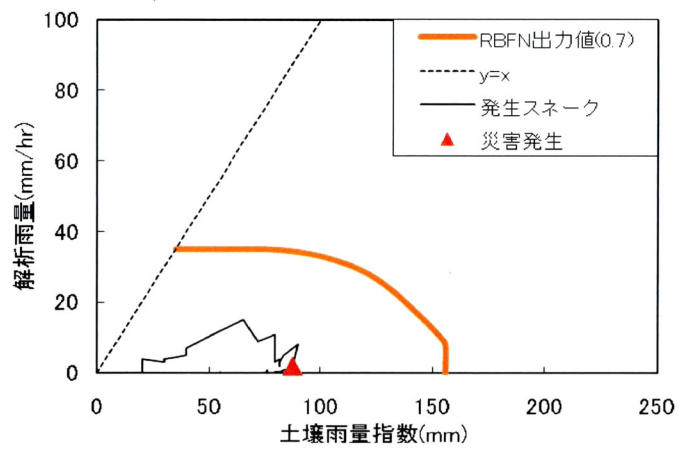


図 2-18 災害発生の非的中事例 2

連携案においては RBFN 出力値が 0.1 から 0.9 までの 9 本のラインが設定される。この中で、最適な CL を設定するためには、できるだけ災害を引き起こした発生降雨を捕捉しながらも、非発生降雨の空振りが少なくなるようなラインであることが望ましい。つまり、発生と非発生を合わせた全体的中率が最も高くなるライン(RBFN 出力値 0.7, 的中率 87.3%) を最適な CL として設定することができる。本研究においては、この CL 設定に用いた RBFN 出力値を用いてロジスティック回帰の確率検討をおこなっていく。

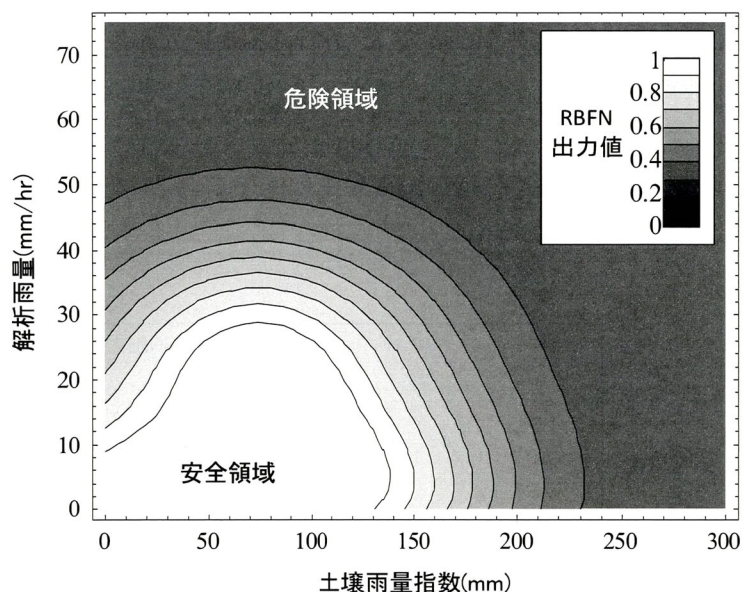


図 2-19 RBFN 出力値のイメージ

なお、本研究では図 2-19 に示される RBFN 出力値を説明変数 x とし、土砂災害が発生する確率や、CL を超過する確率を求める回帰モデルを構築した。

2.5.2 災害発生確率モデルの構築

災害発生確率モデルの構築にあたっては、発生を伴った降雨データを学習に用いる場合、災害発生時刻以前で最も大きい RBFN 出力値を用いた。例えば図 2-20 の例では、3 つの降雨事例は RBFN 出力値が 0.1 から 0.9 までのラインのいずれかに到達したような危険な降雨(降雨軌跡をスネークラインとする)であるが、図中の○で示したポイントの RBFN 出力値が学習データとして採用される。

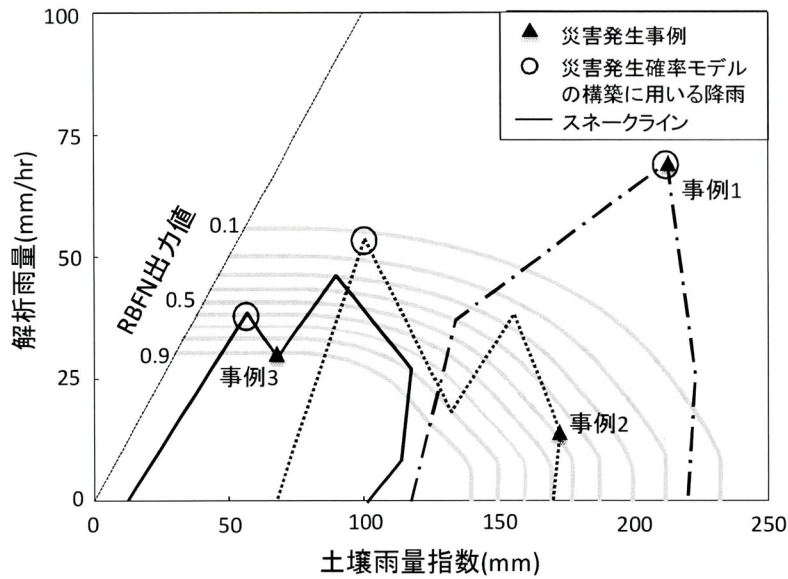


図 2-20 危険降雨と解析データの例

事例別にみていくと、事例 1 では一連降雨のピーク時刻と災害の発生時刻が同時の場合であり、一連降雨のピーク時刻の RBFN 出力値を学習データとして採用する。事例 2 では一連降雨のピークを経験した後に災害が発生した場合である。この場合についても災害の発生に最も起因した降雨として一連降雨のピーク時刻の RBFN 出力値を学習データとする。事例 3 については一連降雨のピークは災害発生時刻後であることから、災害発生に直接起因した最も危険な降雨は、図 2-20 に示すように発生時刻以前の中での大きい降雨の値を採用することとなる。また、図 2-20 中の安全領域内で降雨が推移するような非発生降雨については、一連降雨のピーク時刻の RBFN 出力値を用いるものとする。

この RBFN 出力値のピーク値を説明変数 x とし、ピーク以降に災害が発生した確率を目的変数 $P(x)$ として構築した回帰モデルを式(2.16)に示す。

$$P(x) = \frac{1}{1 + \exp\{-(2.535 - 4.4446x_{RBFN出力値ピーク})\}} \quad (2.16)$$

なお、この式(2.15)に示される RBFN 出力値の係数については最尤法を用いて算出している。推定値 $\beta_1 = -4.4446$ については負の値となっており、RBFN 出力値が小さくなるほど発生の危険性が高くなることを示すことから図 2-19 との整合も取れており、式の成り立ちとして論理的な矛盾は生じていないことが分かる。また、 t 値（推定値 β を推定標準偏差で除した値）は β_0 については 4.94 を示し、 β_1 については -7.04 を示すことから、説明変数 x は 95% の信頼性で採択確率に影響を与えうる要因であるとみなすことが

できる¹²⁾。これらの結果から、本検討で用いた要因やデータの選定については妥当であることが確認できる。

2.5.3 災害発生確率モデルの妥当性の検証

2.5.2 で構築したロジスティック回帰モデルは、現在までの経験雨量を踏まえて、それ以降の災害発生確率 $P(x)$ を算出することができるが、実際の災害発生傾向とどのくらい整合しているかを確認し、モデルとしての妥当性を確認する必要がある。そこで、学習地域のすべての降雨（165 降雨：発生 58，非発生 107）の災害発生確率 $P(x)$ を求め、表 2-6 のように 10%区切りでの降雨件数をまとめた。

表 2-6 学習地域における災害発生確率 $P(x)$ と実際の発生率の比較

災害発生確率 $P(x)$	～10%	10%～20%	20%～30%	30%～40%	40%～50%	50%～60%	60%～70%	70%～80%	80%～90%	90%～
該当降雨件数A	0	99	1	16	3	2	2	8	15	19
該当発生発生件数B	0	12	0	7	1	0	1	6	13	18
発生率C(=B/A*100)	-	12.1%	0.0%	43.8%	33.3%	0.0%	50.0%	75.0%	86.7%	94.7%

また、各区間に対しての実際の発生降雨の件数，ならびに発生率も表記した。なお、各区間の発生率は式(2.17)より算出する。

$$\text{発生率}C = \frac{\text{区間に該当する発生件数}B}{\text{区間に該当する全降雨件数}A} \times 100 \quad (2.17)$$

例えば、 $P(x)$ が 10%～20%のとき、実際の発生率は 12.1%と算出されている。また、 $P(x)$ が 80%～90%の区間に注目すると、その区間での発生率は 86.7%となっている。このように、回帰モデルにより算出された災害発生確率 $P(x)$ は実際の発生率によく整合していることが分かる。

ここで、各区間における災害発生確率 $P(x)$ と実際の発生率の分布状況を図 2-21 に示す。この図において災害発生確率 $P(x)$ が増加するほど、実現象としての発生率も増加しており、右肩上がりとなっている。つまり、確率分布から求められる計算値と実際の発生率には相関性があり、ともに危険の度合いを精度よく表していることが確認できた。

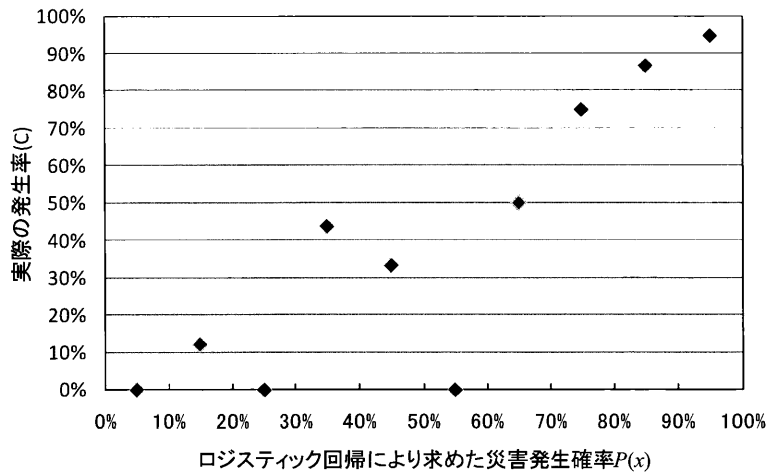


図 2-21 学習地域における災害発生確率 $P(x)$ と実施の発生率の関係

2.5.4 災害発生確率モデルの汎用性の検証

2.5.3 により、構築したロジスティック回帰モデルの妥当性を確認できた。しかし、ロジスティック回帰分析は、発生と非発生の過去のデータを用いて解析を行うため、災害データが存在しない地域においてはモデルを構築することができないといった課題が生じる。そこで、他地域の回帰モデルが適用可能であるかを確認することでその欠点を補えるのではないかと考えた。

検証にあたっては、学習地域で構築したモデルを図 2-10 に示すテスト地域に適用し、災害発生確率 $P(x)$ と実際の発生率との比較を行うことで回帰モデルの汎用性を確認した。比較結果を表 2-7 及び図 2-22 に示す。ここに示されたようにテストデータに対する適用検証においても、災害発生確率 $P(x)$ が増加するほど、実現象としての発生率も増加していることが確認できた。

表 2-7 テスト地域における災害発生確率 $P(x)$ と実際の発生率の比較

災害発生確率 $P(x)$	～10%	10%～20%	20%～30%	30%～40%	40%～50%	50%～60%	60%～70%	70%～80%	80%～90%	90%～
該当降雨件数 A	21	150	25	6	8	5	5	7	25	1
該当発生発生件数 B	0	12	9	1	2	0	2	3	22	1
発生率 $C(=B/A*100)$	0.0%	8.0%	36.0%	16.7%	25.0%	0.0%	40.0%	42.9%	88.0%	100.0%

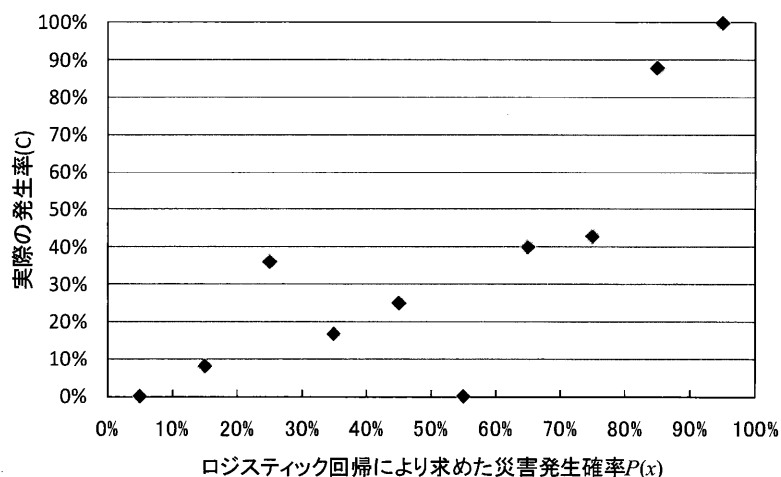


図 2-22 テスト地域における災害発生確率 $P(x)$ と実際の発生率の関係

よって、学習地域で構築したロジスティック回帰式は、他地域においてもモデルと実現象との整合があり、汎用的であることが確認できた。

2.5.5 設定した CL の発生確率値への変換

2.5.1 から 2.5.4 までの検討で、ロジスティック回帰により降雨に災害発生確率という概念を与えることができ、災害の危険性をよりの確に表現することが可能となった。現状では RBFN 出力値に基づく CL が土砂災害警戒情報の発信基準として用いられているが、これらについても各ラインに対応する災害発生確率を算出することが可能である。各ラインに対応する災害発生確率 $P(x)$ を算出した結果を表 2-8 及び図 2-23 に示す。

表 2-8 RBFN 出力値に対する災害発生確率 $P(x)$

RBFN出力値	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
災害発生確率 $P(x)$	18.8%	26.5%	36.0%	46.7%	57.8%	68.1%	76.9%	83.8%	89.0%

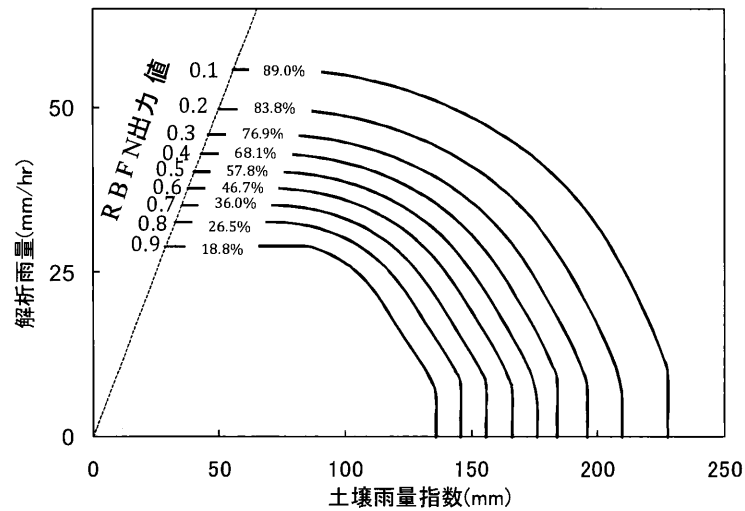


図 2-23 RBFN 出力値と災害発生確率 $P(x)$ の関係

ここに示されるように、CL と災害発生確率 $P(x)$ をともに表示することで、これまで安全領域か危険領域かを分離するだけのラインであった CL が、領域としてどのくらいの災害発生の危険性をもっているのかなど警戒避難情報の視覚的な情報として、より理解しやすい情報提供が可能となった。

2.6 CL 超過予測モデルの検討

2.5 では実況の降雨に対して災害発生の確率を算出するモデルを構築してきたが、災害が起こる前にその危険性を知ることや、避難準備のために事前に情報を提供することができれば、さらに有用である。これまでは気象庁の配信する予測雨量を活用する方法が検討されてきたが精度上の課題を有しているということが指摘されていた。

そこで、本研究においては、予測雨量に頼らず、ロジスティック回帰モデルを利用して過去の実績データを学習することにより、どのような雨量が次の時間に CL を超過するのかを予測する方法の検討を行った。ここでは実況雨量が、その地域で土砂災害警戒情報発信の基準となっている CL を 1 時間後に超過する量に達する確率を CL 超過確率として求めた。

2.6.1 CL 超過確率モデルの構築

学習地域においては 2.5.1 の CL の検討結果と 2.5.5 の表 2-8 により、RBFN 出力値 0.7 の CL (災害発生確率 36%、以下 CL (36%) とする) が災害の発生・非発生を最もよく分離することが確認された。この CL (36%) を超過する確率を予測するための回帰モ

デルを構築する。構築にあたっては CL (36%) の超過後に災害が発生した 11 降雨を対象降雨として抽出し、どのような雨量であれば次の時間 (1 時間後) に CL を超過し易いのかということに着目して、CL (36%) を超過する 1 時間前の RBFN 出力値に対して「1 時間後に超過」、降雨の開始から超過 2 時間前までの毎時の RBFN 出力値に対して「1 時間後に非超過」という従属変数を与えることで、CL 超過確率モデルを構築した。1 時間後の CL 超過確率 $\pi(x)$ を表す回帰モデルを式(2.18)に示す。

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + \exp\{- (22.397 - 24.957x_{RBFN出力値})\}} \quad (2.18)$$

なお、式(2.18)については RBFN 出力値の係数を最尤法により算出しており、 t 値は β_0 については 3.49 を示し、 β_1 については -4.04 を示している。このことから式(2.18)はモデルとして妥当であることが確認できる。また、この回帰モデルを用いることで、任意の時刻の RBFN 出力値に対する 1 時間後の CL 超過確率 $\pi(x)$ を算出することができる。ここで、図 2-24 に CL (36%) の内側に CL 超過確率 $\pi(x)=10\%$ (内側) ~ 90% (外側) のラインを示す。この CL 超過確率のラインを利用することで、降雨中の任意の時刻において、1 時間後にはどのくらい CL を突破する確率があるのかを視覚的に判断できる。

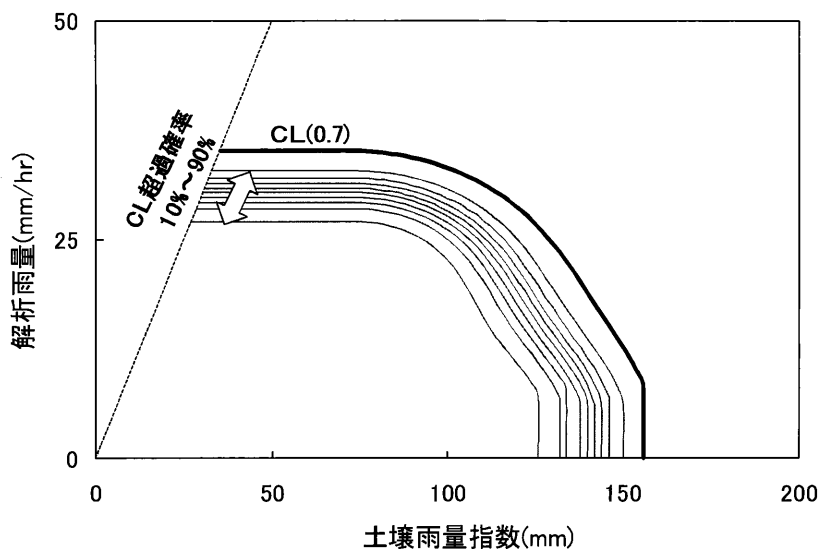


図 2-24 1 時間後の CL 超過確率ライン

表 2-9 には CL 超過の予測検討結果をまとめているが、実際に、CL 超過確率の上位 4 降雨 (降雨番号 4, 5, 9, 14) は超過 1 時間前から 60% 以上の CL 超過確率を持っており、CL の超過・非超過については、超過の可能性の方が高いことが示されている。

表 2-9 超過 1 時間前の降雨に対する CL 超過確率の算出結果

降雨番号	CL超過1時間前				CL超過確率 $\pi(x)$
	年月日	時間雨量 (mm/hr)	土壌雨量指数 (mm)	RBFN出力値	
1	1992/8/8	22	62	1.057	1.8%
4	1995/7/2	28	123	0.724	98.7%
5	1997/8/12	27	122	0.749	97.6%
6	1999/6/29	11	101	1.041	2.7%
8	2003/7/18	22	104	0.970	14.1%
9	2003/7/21	13	133	0.874	64.4%
11	2003/7/29	23	86	1.036	3.1%
12	2004/6/26	10	96	1.047	2.3%
13	2004/9/6	10	45	1.064	1.5%
14	2005/7/1	35	46	0.728	98.6%
15	2005/7/10	0	70	1.064	1.5%

2.6.2 10 分間雨量を用いた検討

表 2-9 において CL 超過の予測検討結果を示しているが、検討の対象となる 11 降雨の中で、7 降雨（降雨番号 1, 6, 8, 11, 12, 13, 15）についてはかなり低い CL 超過確率しか得られておらず、事前に CL 超過を予測することが困難な結果となっていた。これは超過 1 時間前の降雨が弱く、その時点での CL 超過確率 $\pi(x)$ は低かったものの、その後に急激な降雨に襲われたことで一気に CL を超過したものと考えられる。

このような降雨の傾向に対し、これまでの毎正時の 1 時間更新の雨量データでは降雨の動きを捕捉することは困難であると考えられる。そこで、10 分間雨量を用いて、対象時刻以前の 60 分間の合計値を算出し、10 分の経過ごとに 60 分間の積算雨量（以下、60 分間積算雨量とする）データを作成することで、上記のような急激な降雨強度の変動に対して追従する CL 超過確率を算出することを試みた。

入手できた 10 分間雨量データは 2002 年 7 月～2005 年 6 月のデータのため、対象とする降雨は、表 2-9 の中の降雨番号 8～15 の降雨である。各降雨について 60 分間積算雨量を用いた超過予測モデルにより任意の時刻での 1 時間後の CL (36%) を超過する確率を算出した。算出結果を表 2-10 に示す。

表 2-10 10 分間雨量を用いた CL 超過確率の検討結果

降雨番号	年月日時分	10分間雨量	60分間積算雨量	土壌雨量指数	RBFN出力値	RBFN出力値ピーク	災害発生確率 $P(x)$	60分間積算雨量を用いたCL超過確率 $\pi(x)$	CL超過状況	正時の検討でのCL超過確率 $\pi(x)$
8	2003/7/18 22:30	1	5	87.4	1.06	0.77	29.0%	1.9%	超過前	14.1%
	2003/7/18 22:40	11	15	97.8	1.04	0.77	29.0%	3.0%		
	2003/7/18 22:50	10	25	107.4	0.91	0.77	29.0%	43.7%		
	2003/7/18 23:00	7.5	32.5	114.8	0.66	0.66	39.9%	-		
	2003/7/18 23:10	8.5	41	127.0	0.33	0.33	74.5%	-		
2003/7/18 23:20	3	41	124.6	0.34	0.33	74.5%	-	超過後	-	
9	2003/7/21 2:10	3.5	13	125.9	0.93	0.90	18.5%	31.8%	超過前	64.4%
	2003/7/21 2:20	5.5	18.5	129.7	0.83	0.83	24.3%	85.7%		
	2003/7/21 2:30	4	22	133.5	0.74	0.74	32.1%	98.1%		
	2003/7/21 2:40	4	26	137.3	0.63	0.63	43.1%	-		
	2003/7/21 2:50	0	22.5	136.3	0.70	0.63	43.1%	-		
2003/7/21 3:00	1	18	136.0	0.78	0.63	43.1%	-	超過後	-	
11	2003/7/29 15:30	4.5	30.5	91.8	0.86	0.86	21.8%	72.8%	超過前	3.1%
	2003/7/29 15:40	4.5	28.5	95.3	0.90	0.86	21.8%	47.8%		
	2003/7/29 15:50	5.5	28	99.8	0.89	0.86	21.8%	53.8%		
	2003/7/29 16:00	8	34	107.5	0.66	0.66	40.1%	-		
	2003/7/29 16:10	3.5	34.5	110.4	0.63	0.63	43.8%	-		
2003/7/29 16:20	7.5	33.5	116.7	0.62	0.62	44.7%	-	超過後	-	
12	2004/6/26 4:20	4	10	92.8	1.05	1.03	11.7%	2.3%	超過前	2.3%
	2004/6/26 4:30	4	12.5	96.4	1.04	1.03	11.7%	2.5%		
	2004/6/26 4:40	11	22	107.1	0.95	0.95	15.4%	19.8%		
	2004/6/26 4:50	11	32.5	117.9	0.64	0.64	42.3%	-		
	2004/6/26 5:00	1.5	33.5	119.3	0.60	0.60	46.7%	-		
2004/6/26 5:10	3	34.5	121.8	0.55	0.55	52.1%	-	超過後	-	
13	2004/9/6 15:00	2	9	37.3	1.06	1.06	10.0%	1.5%	超過前	1.5%
	2004/9/6 15:10	5.5	13	42.7	1.06	1.06	10.0%	1.5%		
	2004/9/6 15:20	12.5	24.5	55.2	1.03	1.03	11.4%	3.3%		
	2004/9/6 15:30	13.5	36	68.6	0.69	0.69	37.3%	-		
	2004/9/6 15:40	12	46.5	80.5	0.29	0.29	77.6%	-		
2004/9/6 15:50	9	54.5	89.4	0.11	0.11	88.4%	-	超過後	-	
14	2005/7/1 16:40	11	16	36.6	1.06	1.06	10.0%	1.5%	超過前	98.6%
	2005/7/1 16:50	10.5	26.5	47.1	1.00	1.00	13.0%	7.3%		
	2005/7/1 17:00	6.5	33	53.6	0.81	0.81	26.0%	90.7%		
	2005/7/1 17:10	7.5	40.5	60.9	0.50	0.50	57.4%	-		
	2005/7/1 17:20	10.5	51	71.4	0.18	0.18	85.1%	-		
2005/7/1 17:30	9.5	55.5	80.9	0.10	0.10	88.9%	-	超過後	-	
15	2005/7/10 4:40	5.5	5.5	71.1	1.06	1.06	10.2%	1.5%	超過前	1.5%
	2005/7/10 4:50	17	22.5	87.9	1.04	1.04	11.2%	3.0%		
	2005/7/10 5:00	11	33.5	98.7	0.73	0.73	33.4%	98.7%		
	2005/7/10 5:10	5	38.5	103.4	0.52	0.52	55.7%	-		
	2005/7/10 5:20	4.5	43	107.8	0.35	0.35	72.9%	-		
2005/7/10 5:30	7.5	50.5	115.3	0.15	0.15	86.6%	-	超過後	-	

表中に示すように、検討対象の降雨7件の中で、CL（36%）を超過する前に高いCL超過確率を示したのは、表 2-10 に示す「60分間積算雨量を用いた1時間後CL超過確率 $\pi(x)$ 」の列におけるCL超過直前の確率値から、降雨番号8, 9, 11, 14, 15の5件と判断される。

また、5件のうちで降雨番号9については30分前にはCL超過確率が31.8%を越えており、降雨番号11については40分前の段階で46.7%のCL超過確率を示していた。これは、表 2-10 の「正時の検討でのCL超過確率」に示される1時間更新のデータを用いた確率値よりも、10分間更新の60分間積算雨量データを用いた確率値のほうが明らかに精度が向上しており、10分間雨量を用いることの有効性が確認できた。また、従来の1時間更新よりも10分～30分程度早い段階でCLの超過予測情報を提供することができ、予測手法として実用性があることが確認できた。

2.7 確率値を用いた運用検証

ロジスティック回帰分析を行い、災害発生確率モデル（式(2.16)）と CL 超過予測モデル（式(2.18)）を作成した。ここでは、1997年8月8日17時に開始した実際の降雨（降雨番号5）を用いて、毎時の災害発生確率 $P(x)$ と CL 超過確率 $\pi(x)$ とをハイエトグラフに重ね、確率値の変動を図示し、運用上どのように利用できるかを検証する。変動の結果を図 2-25 に示す。なお、2.5.2 の検討より、CL（36%）の超過は災害発生確率 $P(x)$ が 36.0% より大きくなった時点とみなすことができる。

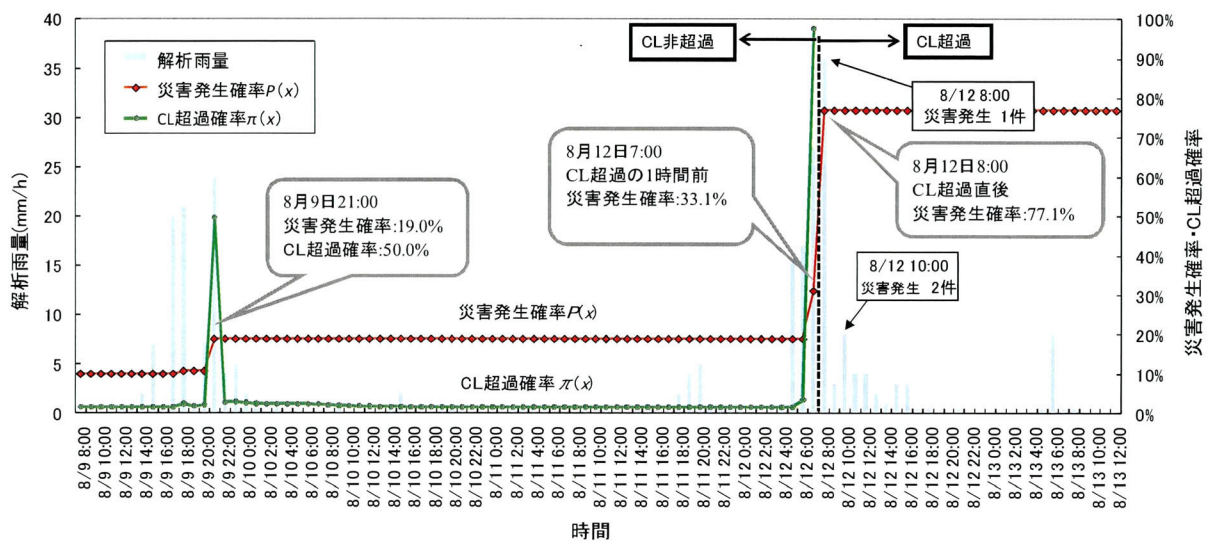


図 2-25 災害発生確率と CL 超過確率による運用イメージ

8月9日の21時に注目してみると、まとまった降雨により災害発生確率 $P(x)$ は 19.0% まで上昇し、CL 超過確率 $\pi(x)$ は 50.0% まで上昇した。しかし、この後降雨は一旦落ち着くため、CL 超過確率は低下するが、災害発生確率はこれまでの RBFN 出力値のピーク値を参照するため 19.0% を維持したままである。8月12日7時の時点で、降雨は再び CL に接近し、災害発生確率 33.1%、CL 超過確率 97.6% を示す。このことから現状ではまだ土砂災害の発生確率は高くはないが、1時間後に CL を超過する可能性は非常に高く、警戒すべき状況であることが判断できる。実際にこの1時間後である8時に降雨は CL を超過し、災害発生確率 $P(x)$ は 77.1% まで上昇した。災害は超過時刻に1件、2時間後の同日10時に2件発生し、その後降雨は終息に向かった。

このように、ロジスティック回帰モデルを用いることで確率値という直接的に危険度を意味する指標で、降雨による危険度の変化を時系列で表現することができた。本研究で提案した手法により、現行の CL を変えることなく、毎時の降雨情報に災害発生確率

やCL超過確率を付加でき、住民・行政担当者の双方に的確で理解しやすい警戒避難情報の提供が可能となったと考えられる。

2.8 分かりやすい情報の作成

2.7 で示した運用検証をもとに、実際に住民が情報を受け取ることを想定し、分かりやすい情報案を作成した。ホームページによる情報提供は、広く全国で採用されており、危険度情報を含めてシステム化されている自治体も多く存在する。実際に山口県のホームページ上で提供されている情報をもとに、土砂災害発生危険度を追加し、筆者が考える分かりやすい情報案を作成した。具体的には図 2-26 に示すように土砂災害の発生危険地域の色づけを行い、実際の発生確率をポップアップさせることで視覚的な分かりやすさを向上させた。

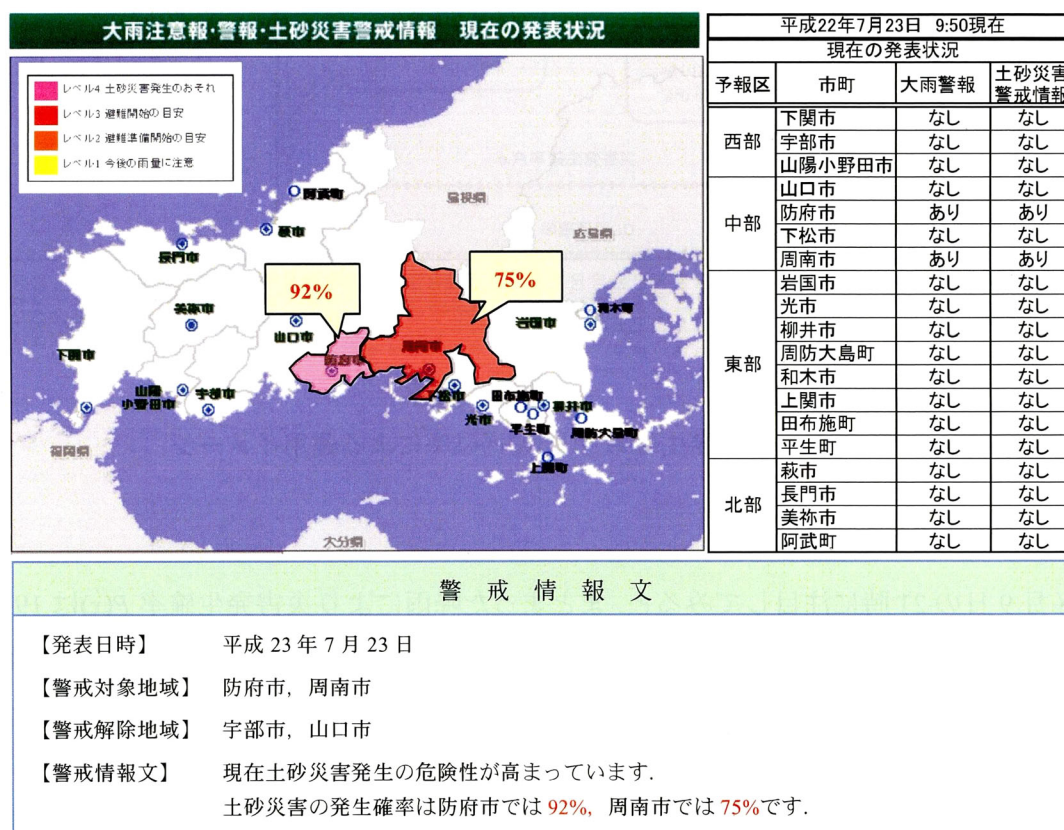


図 2-26 ホームページの情報提供例

また、ホームページは住民の方からアクセスしない限りは情報を取得することができない。近年増加している高齢者世帯ではパソコンを持っていないことも想定され、複数のメディアによる情報の提供が必要である。宇部市においては防災情報のメールを携帯端末へ発信するサービスが行われている。このような端末においても雨量情報や避難や

警戒の目安を示すだけでなく、図 2-27 に示すように土砂災害の発生確率を提供することが望ましいと考える。同様に近年普及しているデジタル放送を活用し、テレビに直接文字情報を提供することも必要であるとする。

宇部市 防災メール		
防府市		
日時	時間 / 連続	災害発生確率
9:00	3 / 281	78%
8:00	14 / 278	78%
7:00	38 / 264	78%
6:00	25 / 226	45%
5:00	16 / 201	20%
4:00	5 / 185	7%
3:00	2 / 180	5%

—土砂災害危険度—
危険度レベル 4
[1]発表 [2]雨量 [3]一覧
[4]地図 [5]更新 [6]別域

図 2-27 携帯電話の情報提供例

2.9 まとめ

本研究から得られた主要な結果を以下にまとめる。

- 1) ロジスティック回帰モデルを用いることにより，RBFN出力値を一般的に理解しやすい確率値として表現できるようになった。
- 2) 学習地域で構築したロジスティック回帰モデルは隣接した他地域においても汎用性があることが確認できた。
- 3) 現行で運用されているCLについて，各ラインに対応した災害発生確率を与えることができた。
- 4) CL超過予測モデルにより，予測雨量に頼らずにCL超過の可能性を精度よく捉えることができた。
- 5) 10分間雨量を用いた検討から，短時間に高い降雨強度が集中するような，いわゆるゲリラ豪雨に対しても，事前に災害の危険性を把握できることが確認できた。
- 6) 構築した2つのモデルにより，現行CLを変えることなく，災害の発生確率とCL超過確率を毎時の降雨情報に付加することができた。これによって，意思決定の支援情報や，避難準備情報として活用が期待できる。

本研究で示した式(2.16)や式(2.18)の回帰モデルは，下関のみのデータで構築したものである。地域特性が大きく変わるところでは，雨の降り方やCLも変わってくるため，モデルを各地域において再構築することが求められる。

また，モデルの汎用性についても，隣接する地域以外での検証が必要になるものと考えられる。モデルの汎用性が確認できれば，単独でモデルを構築することが難しい災害発生実績のない地域については，類似した地質条件下にある他地域のモデルを適用することにより，効果的な防災情報の発信を行うことが可能になるものと考えられる。今後は，さらなるデータの集積・検証を進めることにより，各自治体が整備をすすめている警戒避難体制の基幹をなすシステムとして活用されることを期待したい。

参考文献

- 1) 建設省河川局砂防部：土石流災害に関する警報の発令と避難指示のための降雨量設定指針（案），1984.
- 2) 倉本和正，鉄賀博己，菊池英明，守川倫，門間敬一，古川浩平：急傾斜地における斜面要因を考慮したがけ崩れ発生限界雨量線の設定手法に関する研究，土木学会論文集，No.658/VI-48，pp.207-220，2000.
- 3) 倉本和正，鉄賀博己，東 寛和，荒川雅生，中山弘隆，古川浩平：RBF ネットワークを用いた非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定に関する研究，土木学会論文集，No.672/VI-50，pp.117-132，2001.
- 4) 国土交通省河川局砂防部：国土交通省河川局砂防部と気象庁予報部の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法(案)，pp.1-10，2005.
- 5) 国土交通省河川局砂防部：土砂災害警戒避難ガイドライン，pp.3-7，2007.
- 6) 国土技術政策総合研究所資料：気象予測データの利用可能性に関する研究，No.329，pp.2-5，2006.
- 7) 天野篤：土砂災害を事前回避するための情報，日本災害情報学会誌，No.5，pp.19-24，2007.
- 8) 篠崎嗣浩，福田賢司，大石博之，杉原成満，古川浩平：ロジスティック回帰分析を用いた土砂災害発生危険基準線の確率的評価，土木学会論文集 F，Vol.66，No.1，pp.122-131，2010.
- 9) 荒木義則，古田均，前田絵理子，古川浩平：非集計ロジットモデルを用いた鋼斜張橋と PC 斜張橋の橋式選択に関する研究，土木学会論文集，No.498/VI-24，pp.105-114，1994.
- 10) 丹後俊郎，山岡和枝，高木晴良：ロジスティック回帰分析，pp.2-31，朝倉書店，1996.
- 11) 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.
- 12) 土木学会：非集計行動モデルの理論と実際，社団法人土木学会，p.49，1995.

第3章 土砂災害発生確率を用いた線形 CL の設定

3.1 緒言

土砂災害警戒情報の発表基準¹⁾として用いられている非線形の土砂災害発生危険基準線 (Critical Line ; 以下, 非線形 CL とする)^{2,3)}は, 平成 20 年度から全国で運用されている. しかし, RBF ネットワーク手法 (Radial Basis Function Network ; 以下, RBFN 手法とする) が用いられているのは砂防分野のみであり, その他の道路防災, 鉄道や施工時の安全対策のための基準雨量などについては, 対象範囲が狭いこともあり, 5km 格子の非線形 CL では運用されておらず, 1 指標や 2 指標の降雨データを用いた線形の CL が用いられている状況である. そこで, 第 2 章の検討結果を踏まえ, 雨量値をもとに危険度情報を持った線形 CL を作成することができれば, 他分野の基準雨量に対しても危険度情報を持った CL を作成できると考えた. また, 危険度情報を持った線形 CL の作成は, 砂防分野を含めた土木分野全体の土砂災害に対する危険度の把握向上につながるものと期待される.

そこで, 本研究では実況雨量に対する災害発生の危険度をより明瞭に表現し, 危険度情報を持った線形の CL を作成することを目的として, ロジスティック回帰を用いて危険度評価方法の検討を行うとともに, 災害発生確率情報をもった線形の CL を作成した⁴⁾. 検討の結果, 災害発生確率 50%を表すロジスティック回帰線 (以下, ラインとする) を CL として設定したところ, 線形でありながら, RBFN 手法により設定した非線形 CL (以下, 非線形 CL とする) と同等以上の的中率が認められ, かつ他地域においての汎用性も確認することができた. さらに, 避難準備情報として有用な CL 超過予測についても, CL 超過の 1 時間前の実況雨量をロジスティック回帰モデルに適用することにより, 予測雨量に頼らない事前の避難情報の発信が可能となることも明らかになった.

3.2 ロジスティック回帰モデルについて

ロジスティック回帰分析は, 一般にある現象の発生する確率 P をその現象の生起を説明するために観測された量的, 質的な変数群で $x=(x_1, x_2 \cdots x_r)$ で説明しようとする場合, $x=(x_1, x_2 \cdots x_r)$ という状態のもとで現象が発生するという条件付き確率を $P(x)$ で表すような回帰分析であり, 多くの場合, $P(x)=(\text{発生} | x_1, x_2 \cdots x_r) = F(x_1, x_2 \cdots x_r)$ という関数 F を用いてモデル化することが多い.

ここで, r 個の変数の影響を式(3.1)に示す線形な合成関数と考え, 関数 F に Z のロジスティック関数を用いると式(3.2)のように表現される⁵⁾.

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_r x_r \quad (3.1)$$

ここに (β : 推定値 x : 説明変数)

$$F(Z) = \frac{\exp(Z)}{1 + \exp(Z)} \quad (3.2)$$

式(3.1), 式(3.2)のモデルをもとに, ある事象の発生確率 $P(x)$ を算出するためのロジスティック回帰モデルを式(3.3)で表すことができる.

$$P(x) = (\text{発生} | x_1, x_2, \dots, x_r) = \frac{\exp(Z)}{1 + \exp(Z)} \quad (3.3)$$

本研究では, 説明変数に用いる降雨指標については, 「国土交通省と気象庁の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法(案)」(以下, 連携案とする)において用いられている指標と整合させ, レーダー・アメダス解析雨量(以下, 解析雨量とする)と土壌雨量指数を用いることとした. 算出した回帰式を式(3.4)に示す.

$$P(x) = \frac{\exp[\beta_0 + \beta_1 x_{amount} + \beta_2 x_{soil}]}{1 + \exp[\beta_0 + \beta_1 x_{amount} + \beta_2 x_{soil}]} \quad (3.4)$$

(x_{amount} : 解析雨量, x_{soil} : 土壌雨量指数)

3.3 使用データ

3.3.1 災害データ

本論文において対象とした災害は, 山口県の災害報告書(1991年~2005年)⁶⁾に記載されている土石流およびがけ崩れである. 2章で設定されている非線形 CL との精度比較も行うことから, 学習データとしては下関市の 5km メッシュ「33301814」に含まれる災害データを利用した.

また, モデルの汎用性を検証するためのテストデータとしては, 表 3-1 に示されるように県内でも 16 件 (7 降雨) と 2 番目に災害事例が多い, 柳井市の 5km メッシュ「33321901」を対象とした. 対象地域を図 3-1 に示す.

表 3-1 市町村別代表メッシュ

5kmメッシュ番号	市町村名	災害件数
33301814	下関市	58
33321901	柳井市	16
34320203	岩国市	14
33321804	大島郡	11
34310213	周南市	9

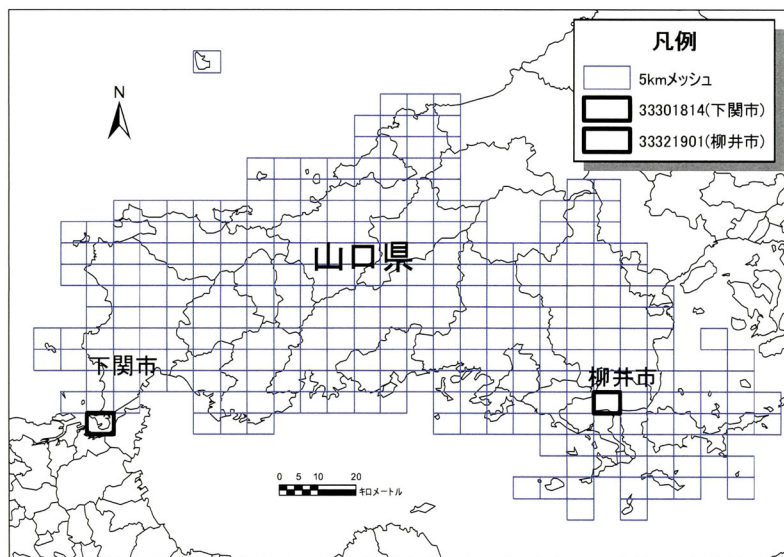


図 3-1 検討対象地域

3.3.2 降雨データ

本論文で収集した降雨データを表 3-2 に示す。対象期間は 1991 年から 2005 年までの 15 年分を用いた。学習用のデータとしては、下関の 5km メッシュ「33301814」の解析雨量と、それに対する土壌雨量指数を用いた。同様にテスト地域についても雨量データを抽出した。

表 3-2 収集降雨の一覧

市町村名	メッシュ番号	降雨種別	期間	抽出一連降雨数	備考
下関市	33301814	・解析雨量 ・土壌雨量指数	1991～2005	発生:15 非発生:107	学習データ
柳井市	33321901	・解析雨量 ・土壌雨量指数	1991～2005	発生:7 非発生:118	テストデータ

3.4 ロジスティック回帰モデルを用いた CL の検討

3.4.1 災害発生確率モデルの構築

3.4.1.1 学習地域におけるモデルの構築

学習地域である 5km メッシュ（メッシュ番号：33301814）の降雨を用いて、ロジスティック回帰モデルの構築を行う。

(1) ピーク値学習によるモデルの構築

モデルの構築にあたっては、一連降雨内の特徴的なデータで解析することで $P(x)$ の値と発生・非発生の相関性をより高めることができると考え、発生データは災害発生時の解析雨量と土壌雨量指数を用い、非発生データは一連降雨におけるピーク値の解析雨量と土壌雨量指数を用いた。構築したロジスティック回帰式を式(3.5)に示す。

$$P(x) = \frac{\exp[-6.1396 - 0.1229\chi_{amount} + 0.0774\chi_{soil}]}{1 + \exp[-6.1396 - 0.1229\chi_{amount} + 0.0774\chi_{soil}]} \quad (3.5)$$

このモデルでは、雨量の係数である推定値 $\beta_1 = -0.1229$, $\beta_2 = 0.0774$ となっている。これは、土壌雨量指数は正の値であることから、雨量値が大きくなるほど危険性も増加することを示しており、解析雨量については負の値となっていることから、雨量値が大きくなるほど安全になることを示している。

ここで、式(3.5)によって得られる災害発生確率 $P(x)$ を雨量値の組み合わせにより整理

した結果を図 3-2 に示す。なお、図 3-2 の黄色のハッチングは災害発生確率 90%を示しており、この同じ確率値を結ぶことで線形の発生確率のライン ($P(x)=90\%$) として表現することができる。

		解析雨量 (mm/hr)										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
107	0.894938	0.882809	0.869484	0.854892	0.838972	0.82167	0.802944	0.782773	0.761151	0.738097	0.713655	
107.1	0.895663	0.883607	0.870359	0.85585	0.840015	0.822801	0.804166	0.784086	0.762555	0.73959	0.715234	
107.2	0.896384	0.884401	0.87123	0.856802	0.841052	0.823927	0.805382	0.785394	0.763954	0.741078	0.716807	
107.3	0.897101	0.88519	0.872096	0.857749	0.842084	0.825047	0.806593	0.786695	0.765347	0.742561	0.718376	
107.4	0.897813	0.885974	0.872957	0.858691	0.843111	0.826161	0.807797	0.787991	0.766734	0.744037	0.719939	
107.5	0.898521	0.886753	0.873813	0.859628	0.844132	0.82727	0.808996	0.789282	0.768115	0.745509	0.721497	
107.6	0.899225	0.887528	0.874664	0.860559	0.845148	0.828373	0.810189	0.790566	0.769491	0.746974	0.72305	
107.7	0.899924	0.888299	0.87551	0.861485	0.846158	0.829471	0.811377	0.791845	0.770861	0.748434	0.724597	
107.8	0.900619	0.889064	0.876351	0.862406	0.847163	0.830563	0.812558	0.793117	0.772225	0.749889	0.726139	
107.9	0.901309	0.889826	0.877187	0.863322	0.848162	0.831649	0.813734	0.794385	0.773584	0.751338	0.727675	
108	0.901996	0.890582	0.878019	0.864233	0.849156	0.83273	0.814905	0.795646	0.774937	0.752781	0.729206	
108.1	0.902678	0.891334	0.878845	0.865138	0.850145	0.833805	0.816069	0.796902	0.776284	0.754219	0.730732	
108.2	0.903356	0.892081	0.879667	0.866039	0.851129	0.834875	0.817228	0.798151	0.777625	0.755651	0.732252	
108.3	0.904029	0.892822	0.880484	0.866934	0.852107	0.835939	0.818381	0.799395	0.778961	0.757077	0.733767	
108.4	0.904699	0.893563	0.881296	0.867825	0.853079	0.836998	0.819529	0.800634	0.78029	0.758498	0.735276	
108.5	0.905364	0.894297	0.882103	0.86871	0.854047	0.838051	0.820671	0.801866	0.781615	0.759913	0.73678	
108.6	0.906025	0.895026	0.882906	0.86959	0.855009	0.839099	0.821807	0.803093	0.782933	0.761322	0.738278	
108.7	0.906682	0.895751	0.883704	0.870465	0.855966	0.840141	0.822938	0.804314	0.784245	0.762725	0.739771	
108.8	0.907335	0.896472	0.884497	0.871336	0.856917	0.841178	0.824063	0.80553	0.785552	0.764123	0.741259	
108.9	0.907984	0.897188	0.885285	C	C	9	0.825182	0.806739	0.786853	0.765516	0.74274	
109	0.908628	0.897899	0.886069	C	一定勾配となる	5	0.826296	0.807943	0.788148	0.766902	0.744216	
109.1	0.909269	0.898607	0.886948	C	C	6	0.827404	0.809141	0.789438	0.768283	0.745687	
109.2	0.909905	0.89931	0.887812	0.874767	0.860672	0.845271	0.828507	0.810334	0.790722	0.769658	0.747152	
109.3	0.910538	0.900009	0.888612	0.875612	0.861597	0.84628	0.829604	0.81152	0.791999	0.771027	0.748611	
109.4	0.911166	0.900703	0.889312	0.876453	0.862518	0.847285	0.830695	0.812701	0.793272	0.772391	0.750065	
109.5	0.911791	0.901393	0.889999	0.877289	0.863433	0.848283	0.831781	0.813877	0.794538	0.773749	0.751513	
109.6	0.912411	0.902079	0.890678	0.878119	0.864343	0.849277	0.832861	0.815046	0.795799	0.775101	0.752956	
109.7	0.913028	0.90276	0.891423	0.878945	0.865248	0.850265	0.833936	0.81621	0.797054	0.776447	0.754393	
109.8	0.913641	0.903438	0.892177	0.879766	0.866148	0.851248	0.835005	0.817369	0.798303	0.777788	0.755824	
109.9	0.914249	0.904111	0.892914	0.880583	0.867043	0.852225	0.836068	0.818521	0.799546	0.779122	0.75725	
110	0.914854	0.90478	0.893652	0.881394	0.867932	0.853197	0.837126	0.819668	0.800784	0.780452	0.75867	
110.1	0.915455	0.905445	0.894385	0.882201	0.868817	0.854164	0.838179	0.820809	0.802016	0.781775	0.760084	
110.2	0.916052	0.906105	0.895114	0.883003	0.869697	0.855125	0.839226	0.821945	0.803242	0.783093	0.761493	
110.3	0.916646	0.906762	0.895839	0.8838	0.870571	0.856082	0.840268	0.823075	0.804462	0.784404	0.762895	
110.4	0.917235	0.907414	0.896559	0.884593	0.871441	0.857033	0.841304	0.824199	0.805677	0.78571	0.764293	
110.5	0.917821	0.908062	0.897274	0.885381	0.872306	0.857978	0.842334	0.825318	0.806886	0.787011	0.765684	
110.6	0.918403	0.908706	0.897986	0.886164	0.873165	0.858919	0.84336	0.826431	0.808089	0.788305	0.76707	
110.7	0.918981	0.909346	0.898692	0.886942	0.87402	0.859854	0.844379	0.827538	0.809286	0.789594	0.76845	
110.8	0.919555	0.909982	0.899395	0.887716	0.87487	0.860784	0.845394	0.82864	0.810478	0.790877	0.769824	
110.9	0.920126	0.910614	0.900093	0.888485	0.875715	0.861709	0.846403	0.829736	0.811664	0.792154	0.771193	
111	0.920693	0.911242	0.900787	0.88925	0.876555	0.862629	0.847406	0.830827	0.812844	0.793426	0.772556	
111.1	0.921256	0.911866	0.901477	0.89001	0.87739	0.863544	0.848404	0.831912	0.814019	0.794691	0.773913	
111.2	0.921816	0.912486	0.902162	0.890765	0.87822	0.864453	0.849397	0.832992	0.815188	0.795951	0.775264	
111.3	0.922372	0.913103	0.902843	0.891516	0.879045	0.865358	0.850385	0.834066	0.816351	0.797206	0.77661	
111.4	0.922924	0.913715	0.90352	0.892262	0.879866	0.866257	0.851367	0.835134	0.817509	0.798454	0.77795	
111.5	0.923473	0.914323	0.904192	0.893004	0.880682	0.867151	0.852343	0.836197	0.818661	0.799697	0.779284	
111.6	0.924018	0.914927	0.904861	0.893741	0.881492	0.86804	0.853315	0.837254	0.819807	0.800934	0.780613	
111.7	0.92456	0.915528	0.905525	0.894474	0.882299	0.868924	0.854281	0.838306	0.820947	0.802165	0.781935	

図 3-2 雨量値の組み合わせによる災害発生確率の一覧

図 3-2 もとに、10~90%の 10%区切りの災害発生確率に対する雨量値を抽出し、非線形 CL の図に投影したものを図 3-3 に示す。

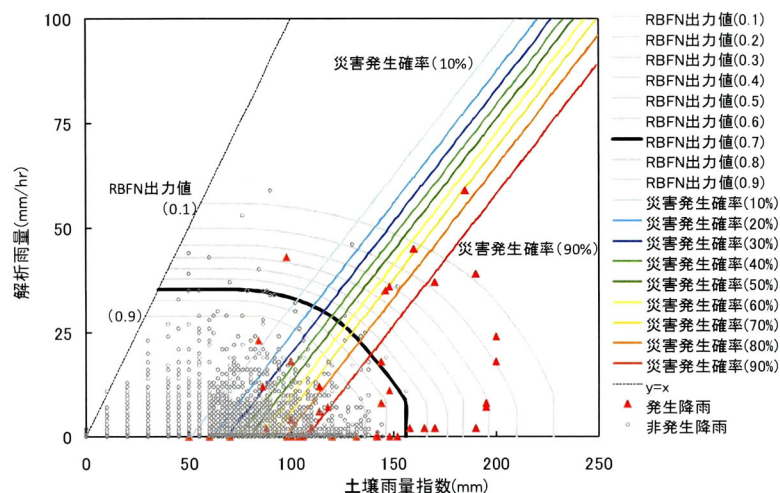


図 3-3 ピークデータによる学習結果

この図から分かるように、発生点と非発生を分離する線としては精度がよいことが分かる。また、 t 値（推定値 β を推定標準偏差で除した値）については、 x_{amount} に対する値が -4.54 であり、 x_{soil} に対する値が 6.33 となっており、絶対値が 1.96 以上を示していることから、説明変数 x は 95% の信頼性で採択確率に影響を与えうる要因であるとみなすことができる⁷⁾。しかし、モデルを構築するためのデータとしては問題がないものの、式の成り立ちとしては雨量値が大きくなるほど安全になるという解釈が含まれており、災害の発生機構として工学的に矛盾が生じている。

この原因は、災害発生時の雨量値に対して、非発生降雨のピーク値の方が大きくなる傾向にあるために生じた現象であると考えられる。

(2) 全点学習によるモデルの構築

(1) の検討から、非発生降雨を特徴づけるデータはピーク値ではなく、降雨の大小を含んだ一連の降雨全体ではないかと考えた。そこで、発生データとして災害発生時の解析雨量ならびに土壌雨量指数を用い、非発生データについては、一連降雨の毎時間の雨量データ全てを用いることとした。構築したロジスティック回帰式を式(3.6)に示す。

$$P(x) = \frac{\exp[-12.4570 + 0.0403\chi_{amount} + 0.0808\chi_{soil}]}{1 + \exp[-12.4570 + 0.0403\chi_{amount} + 0.0808\chi_{soil}]} \quad (3.6)$$

この式(3.6)に示されるように雨量の係数である推定値 $\beta_1=0.0403$ 、 $\beta_2=0.0808$ については正の値となっており、解析雨量と土壌雨量指数が大きくなるほど発生の危険性が高くなることを示すことから、式の成り立ちとして論理的な矛盾は生じていないことが分かる。また、 t 値（推定値 β を推定標準偏差で除した値）についても x_{amount} に対する値が

2.22 であり, x_{soil} に対する値が 13.07 と, 絶対値が 1.96 以上を示しており, 説明変数 x は 95%の信頼性で採択確率に影響を与えうる要因であるとみなすことができる⁷⁾. よって, 本検討で用いた要因やデータの選定については妥当であることが確認できる.

また, 式(3.6)によって得られる災害発生確率 $P(x)$ を 10%区切り, 整理したものを図 3-4 に示す. なお, 図 3-4 には比較のため, 式(3.6)を求めた分析と同じ降雨データおよび災害データから設定した非線形 CL についても記載している.

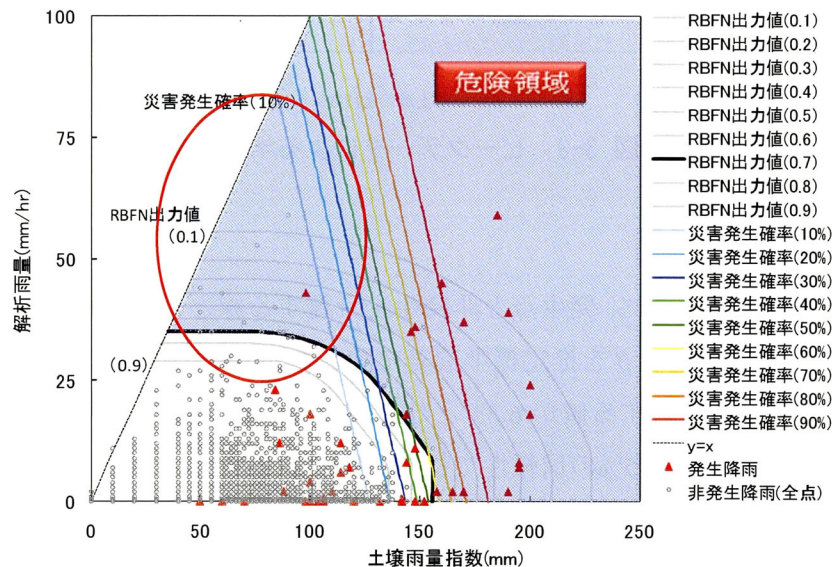


図 3-4 全点データによる学習結果

ここで, 図 3-4 に示されるように, ロジスティック回帰による確率線 (以下, ロジスティック CL とする) と非線形 CL との形状が大きく異なっている. 特に大きな相違点は土壌雨量指数が小さく解析雨量が大きい雨域の大きさである (赤丸で図示している箇所).

非線形 CL では図 3-4 に示す危険領域 (青色の塗り潰し領域を指す) を持っているが, 短時間に降る量が多い降雨 (先行降雨がほとんどない強雨, 例えば夕立ち) では災害の事例がほとんど見られないことが報告されている⁸⁾. 非線形 CL において, 赤丸の領域を危険領域から除外すれば, ロジスティック CL と非線形 CL の形状は異なっているものの, 類似した危険領域を示すことから, 災害の発生, 非発生の実現象を概ね適切に評価できるものと考えられる. これらのことから, 指針案など既往の線形 CL⁹⁾では, 降雨データのみを用いて傾きを設定する方法が確立されていなかったが, ロジスティック回帰モデルを用いることにより客観性, 再現性をもった線形の CL の設定が可能となった.

3.4.1.2 的中率の検討

3.4.1.1 で構築したロジスティック CL が、どの程度の災害発生の的中精度を有しているかを確認するために設定した非線形 CL との的中率による精度比較を行った。なお、的中率の算出については、式(3.7)に示す。

$$\begin{aligned} \text{発生的中率} &= \frac{\text{CL超過後の発生件数 (①)}}{\text{全発生件数 (③)}} (\%) \\ \text{非発生的中率} &= \frac{\text{CL未超過の非発生件数 (⑥)}}{\text{全非発生件数 (⑦)}} (\%) \\ \text{的中率} &= \frac{\text{①} + \text{⑥}}{\text{全データ (③} + \text{⑦)}} (\%) \\ \text{発表頻度} &= \frac{\text{①} + \text{⑤}}{15} \end{aligned} \quad (3.7)$$

ロジスティック CL と非線形 CL による発生的中率、非発生的中率を表 3-3、表 3-4 に示す。土砂災害警戒情報の運用などにおいては、設定した CL から土砂災害警戒情報の発表基準に用いる CL (以下、代表ラインとする) を 1 本選定することが必要となる。

本研究では、代表ラインの選定は、災害が発生した降雨を捕捉しながらも、できるだけ空振りを減少させることを目的に、発生と非発生をあわせた全体の的中率を用いて検討を行う。

表 3-3 ロジスティック CL による的中率 (下関)

項目		P(x)=10%	P(x)=20%	P(x)=30%	P(x)=40%	P(x)=50%	P(x)=60%	P(x)=70%	P(x)=80%	P(x)=90%
発生	CL超過降雨数①	42	42	40	39	39	32	32	28	28
	CL未超降雨過数②	16	16	18	19	19	26	26	30	30
	一連降雨数③(=①+②)	58	58	58	58	58	58	58	58	58
	発生的中率(%)④ (=①/③*100)	72.4%	72.4%	69.0%	67.2%	67.2%	55.2%	55.2%	48.3%	48.3%
非発生	CL超過降雨数⑤	9	5	5	5	2	1	1	1	0
	CL未超降雨過数⑥	98	102	102	102	105	106	106	106	107
	一連降雨数⑦(=⑤+⑥)	107	107	107	107	107	107	107	107	107
	非発生的中率(%)⑧ (=⑥/⑦*100)	91.6%	95.3%	95.3%	95.3%	98.1%	99.1%	99.1%	99.1%	100.0%
全体の的中率	的中率(%)⑨ (=(発生①+非発生⑥)/(発生③+非発生⑦)*100)	84.8%	87.3%	86.1%	85.5%	87.3%	83.6%	83.6%	81.2%	81.8%
発表頻度	発表頻度(回/年)⑩ (=(発生①+非発生⑤)/15)	3.4	3.1	3.0	2.9	2.7	2.2	2.2	1.9	1.9

表 3-4 非線形 CL による的中率（下関）

項目		RBFN 出力値0.9	RBFN 出力値0.8	RBFN 出力値0.7	RBFN 出力値0.6	RBFN 出力値0.5	RBFN 出力値0.4	RBFN 出力値0.3	RBFN 出力値0.2	RBFN 出力値0.1
発生	CL超過降雨数①	49	49	49	40	40	40	33	33	27
	CL未超降雨過数②	9	9	9	18	18	18	25	25	31
	一連降雨数③(=①+②)	58	58	58	58	58	58	58	58	58
	発生的中率(%)④ (=①/③*100)	84.5%	84.5%	84.5%	69.0%	69.0%	69.0%	56.9%	56.9%	46.6%
非発生	CL超過降雨数⑤	26	20	12	8	7	6	4	3	1
	CL未超降雨過数⑥	81	87	95	99	100	101	103	104	106
	一連降雨数⑦(=⑤+⑥)	107	107	107	107	107	107	107	107	107
	非発生的中率(%)⑧ (=⑥/⑦*100)	75.7%	81.3%	88.8%	92.5%	93.5%	94.4%	96.3%	97.2%	99.1%
全体の的中率	的中率(%)⑨ (=(発生①+非発生⑥)/(発生③+非発生⑦)*100)	78.8%	82.4%	87.3%	84.2%	84.8%	85.5%	82.4%	83.0%	80.6%
発表頻度	発表頻度(回/年)⑩ (=(発生①+非発生⑤)/15)	5.0	4.6	4.1	3.2	3.1	3.1	2.5	2.4	1.9

表 3-3 より、ロジスティック CL における全体の的中率が最も高いラインは $P(x)=20\%$ 、もしくは $P(x)=50\%$ のときであり、その値は 87.3% である。このとき、災害の捕捉を示す発生的中率を重視すると、 $P(x)=20\%$ のラインの方が 72.4% と的中精度が高くなるが、 $P(x)=20\%$ は非発生的的中率が低いことに加え、発表頻度が 3.1 回/年と多いことから、空振りが頻発することが懸念される。例えば CL を超過するような危険な降雨の中からのくくらい発生降雨を捕捉しているかについて確認していくと、 $P(x)=20\%$ では $42/47$ (①/ (①+⑤)) = 89.4% を捕捉できているが、 $P(x)=50\%$ では $39/41$ (①/ (①+⑤)) = 95.1% とさらに捕捉精度が向上している。

これらのことから $P(x)=50\%$ のラインのほうが発生降雨の捕捉精度を維持しながらも空振りを低減できているラインであることが分かる。

また、本研究では、CL に災害発生確率という情報を追加することにより、円滑な避難勧告の意思決定の支援を行うことを目的としていることから、災害発生確率として大きな値を用いる方が災害の危険性が逼迫した状況を的確に伝えることができるものと考えられる。それらを踏まえ、ここでは代表ラインとして $P(x)=50\%$ を採用した。同様に非線形 CL における全体の的中率に着目すると、表 3-4 に示されるように RBFN 出力値 0.7 とした際、全体の的中率が最も高く、87.3% を示すことから、非線形 CL の代表ラインとしては、RBFN 出力値 0.7 を採用する。よって最大の的中率による比較においてはロジスティック CL と非線形 CL では同じ的中率であることが確認できた。また、同じ発生的中率の時の非発生的中率についても精度比較を行った。両手法の的中率の変化をグラフ化したものを図 3-5、図 3-6 に示す。

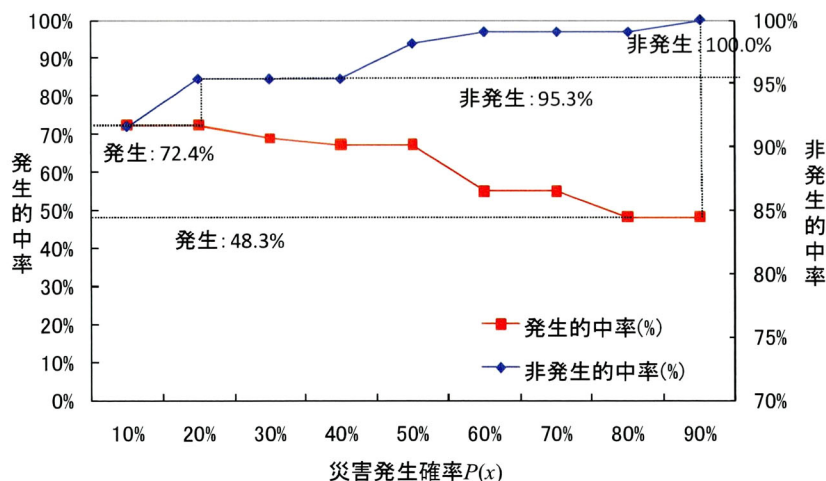


図 3-5 ロジスティック CL の的中率変化

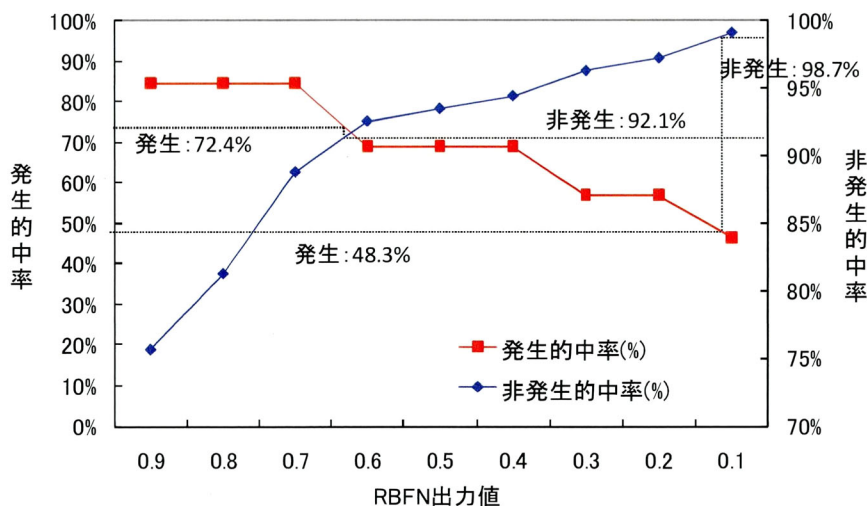


図 3-6 非線形 CL の的中率変化

図 3-5 は、 $P(x)$ を 10%区切りにして、ロジスティック CL の発生的中率と非発生的中率の変化を示したものである。ロジスティック CL において最も災害の捕捉率が高いのは表 3-3 から確認できるように $P(x)=20\%$ である。 $P(x)=20\%$ の発生的中率は図 3-5 に示すように 72.4%であり、その時の非発生的中率は 95.3%である。ここで、発生的中率 72.4%に着目して、同じ発生的中率の時の非線形 CL における非発生的中率を比較すると、図 3-6 から 92.1%と読み取ることができる。つまり、発生的中率 72.4%のときのロジスティック CL と非線形 CL の非発生的中率を比較すると、ロジスティック CL の的中精度の方が良いことが分かる。

同様に、捕捉効果が最も低い場合の発生的中率に着目し、そのときのロジスティック CL と非線形 CL の非発生的中率についても比較を行う。災害の捕捉効果が最も低いのは表 3-3 から分かるように $P(x)=90\%$ である。その時の発生的中率は 48.3%であり、

非発生的中率は100%となっている(図 3-5 参照)。ここで、発生的中率48.3%に着目して、非線形 CL において、同じ発生的中率のときの非発生的中率を比較した結果、図 3-6 に示されるように非発生的中率は98.7%となっており、ロジスティック CL の方が的中精度に優れていることが分かる。

これらのことから同じ発生的中率を有する CL とした場合であってもロジスティック CL の方が空振りを抑えることが可能であることが確認できた。

3.4.1.3 汎用性の確認

3.4.1.1 で構築したロジスティック CL の汎用性を確認するため、3.4.1.2 で設定した代表ラインをそのまま他地域に適用させた際の的中精度の確認を行った。ここで、設定した代表ラインは、災害の多い地域における災害発生確率に基づいて設定された CL であるため、検討対象とするテスト地域は、2 番目に災害の多い柳井市を対象とした。この適用結果と柳井市の降雨データを用いて設定した非線形 CL との比較を行うことによりロジスティック CL の汎用性についての検討を行った。柳井市の雨量データに対する代表ラインの的中精度を表 3-5 に示す。

表 3-5 的中率比較表(柳井)

項目		$P(x)=50\%$	RBFN出力値0.7
発生	CL超過降雨数①	10	11
	CL未超過降雨数②	6	5
	一連降雨数③(=①+②)	16	16
	発生的中率(%)④ (=①/③*100)	62.5%	68.8%
非発生	CL超過降雨数⑤	11	12
	CL未超過降雨数⑥	107	106
	一連降雨数⑦(=⑤+⑥)	118	118
	非発生的中率(%)⑧ (=⑥/⑦*100)	90.7%	89.8%
全体の的中率	的中率(%)⑨ (=(発生①+非発生⑥)/ (発生③+非発生⑦)*100)	87.3%	87.3%
発表頻度	発表頻度(回/年)⑩ (=(発生①+非発生⑤)/15)	1.4	1.5

検討の結果、非発生的中率はロジスティック CL が 90.7%、非線形 CL が 89.8%と両手法ともほとんど差がない。また、発生的中率については、ロジスティック CL が 62.5%、非線形 CL が 68.8%と若干の差はあるものの、全体の的中率では両手法ともに 87.3%と全く同じ値を示している。このことから、学習地域で構築したモデルを他地域に適用した場合においても、その地域のデータを用いて設定した非線形 CL と同等の的中精度を

得ることができた。この結果は、ロジスティック CL が汎用的に利用出来るものである可能性を示唆するものと評価した。

3.4.2 CL 超過予測モデルの構築

3.4.1 の検討において、実況の降雨をもとに災害発生確率モデルを構築し、ロジスティック CL を設定した。ここで、本研究の目的として挙げている円滑な避難勧告等の意思決定の支援のためには、リアルタイムの災害の危険性を把握するだけでなく、避難準備のために事前に情報を提供することが重要と考えられる。そこで、ロジスティック回帰モデルの適用をさらに拡大させ、実況降雨の CL 超過・未超過を予測するモデルを検討した。

現行の連携案の運用においては、例えば予測雨量を用いて 2 時間後予測雨量が CL を突破すれば警戒情報を発信し、1 時間後予測雨量が CL を突破すれば避難勧告を発信するなどして事前の情報提供に努めている¹⁰⁾。つまり、CL の意味合いを、2 時間後予測雨量に対しては警戒基準線 (Warning Line : 以下, WL とする)、1 時間後予測雨量に対しては避難基準線 (Evacuation Line : 以下, EL とする) とみなして運用されている。しかしながら、予測雨量の精度に左右されるため、有効に働かないことがある。そこで、本研究においては、どのような雨量が次の 1 時間後に CL ($P(x)=50%$) を超過するのか、ということ予測する新たな視点からのロジスティック回帰モデルを構築し、これを基に一つの例として避難ラインを設定することを検討した。

使用データとしては、ロジスティック CL ($P(x)=50%$) を超過した表 3-7 の降雨番号 1~5 の 5 つの発生降雨 (対象災害 39 件) を対象とした。また、解析手順については 3.4.1 で設定した災害発生確率モデルと同様であるが、解析に用いる説明変数としては毎時の発生確率の 1 変数とし、最尤法により β_0 ならびに β_1 のパラメータを算出した。教師データについては CL 超過 1 時間前の災害発生確率と、CL 超過 2 時間以前の全点の災害発生確率を用いた。構築した超過確率 $\pi(x)$ をあらゆるロジスティック回帰式を式(3.8)に示す。

$$\pi(x) = \frac{\exp[-5.1313+13.6478\chi_{P(x)}]}{1+\exp[-5.1313+13.6478\chi_{P(x)}]} \quad (3.8)$$

($x_{P(x)}$:災害発生確率)

この回帰式を用いて、図 3-7 に示すような CL 超過確率 $\pi(x)$ (10%~80%の 8 本のライン) を作成し、各ラインに対する CL 超過確率を算出した結果を表 3-6 に示す。

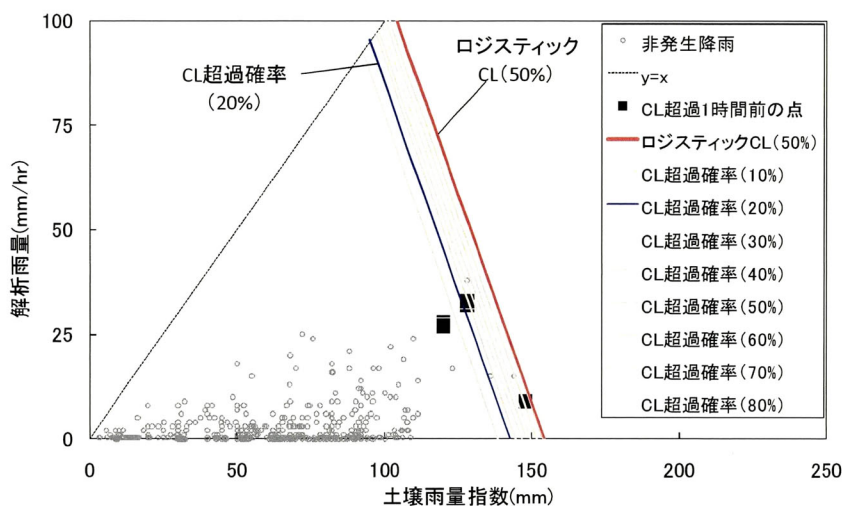


図 3-7 災害発生確率 50%に対する CL 超過確率ライン

表 3-6 CL 超過確率の的中結果

CL超過確率 $\pi(x)$	$\pi(x)$ 超過 降雨数 ①	$\pi(x)$ 未超過 降雨数 ②	CL($P(x)=50\%$)を 超過した降雨数 ③(=①+②)	超過的中率(%) ④(=①/③*100)
$\pi(x)=10\%$	3	2	5	60.0%
$\pi(x)=20\%$	3	2	5	60.0%
$\pi(x)=30\%$	2	3	5	40.0%
$\pi(x)=40\%$	1	4	5	20.0%
$\pi(x)=50\%$	1	4	5	20.0%
$\pi(x)=60\%$	1	4	5	20.0%
$\pi(x)=70\%$	1	4	5	20.0%
$\pi(x)=80\%$	0	5	5	0.0%

CL 超過確率の代表ラインを選定するにあたり，対象 5 降雨の超過に対する的中率が最も高くなるラインは，表 3-6 の①に示すように 3 降雨を捕捉している $\pi(x)=10\%$ ，もしくは $\pi(x)=20\%$ のライン（表 3-6 の塗り潰し箇所）である．ここでは確率の低いラインの方が空振りが多くなることが想定されることから， $\pi(x)=20\%$ ラインを採用することとした．また， $\pi(x)=20\%$ のラインをそのままテスト地域のデータにも適用させ，1 時間後における CL 超過予測の的中判定の結果を表 3-7 にまとめた．

表 3-7 降雨別の CL 超過確率の的中結果

降雨番号	対象地域	降雨開始年月日	CL超過1時間前の雨量		CL超過1時間前のCL超過確率 $\pi(x)$	CL超過確率 $\pi(x)=20\%$ の的中判定(超過:○)
			解析雨量(mm/hr)	土壌雨量指数(mm)		
1	下関	1995/6/30	28	120	5.3%	
2	下関	1997/8/8	27	120	4.9%	
3	下関	1999/6/28	32	128	27.8%	○
4	下関	2003/7/17	33	128	30.2%	○
5	下関	2004/6/24	9	148	77.7%	○
6	柳井	1993/7/24	33	134	66.3%	○
7	柳井	2004/6/24	43	120	17.7%	
8	柳井	2005/6/29	27	130	25.2%	○

表 3-7 では学習地域の 6 割 (3/5), テスト地域も 6 割以上 (2/3) の的中結果であることから CL 超過予測を目的とした避難ラインとしては学習地域の避難ラインを他地域にも適用できることが確認できた。

3.4.3 実際の降雨を用いた運用検証

これまでの検討を踏まえ, 新しい指標による CL として, 図 3-8 に示すような発生確率ライン ($P(x)=50\%$) と避難ライン ($\pi(x)=20\%$) を設定した。

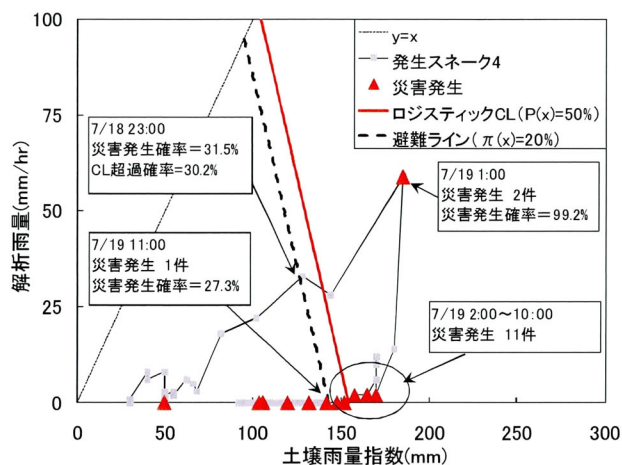


図 3-8 発生確率ラインと避難ライン

この図をもとに実際の降雨を用いた運用の検証を行う。検証にあたっては, 表 3-7 中に示している集中的な災害を引き起こした降雨の中から, 災害発生件数が 21 件と最

も多かった降雨番号4(2003/7/17)を例に用いる。図3-8を見ていくと7月18日の23時時点では発生確率は31.5%でありロジスティックCL($P(x)=50\%$)を突破していない。このときの1時間後の超過確率を確認すると、30.2%であり、避難ライン($\pi(x)=20\%$)を突破している。このことから現状ではまだ土砂災害の発生確率は低いが、1時間後にはロジスティックCLを超過する可能性が高く、警戒すべき状況であることが視覚的に判断できる。災害発生確率は、降雨ピークを迎える7月19日1時が最も高くなっており、その値は99.2%を示している。その後、降雨量は少なくなるものの、災害発生確率は依然として高い値を示しており、降雨が避難ラインを下回る同日11時までは災害が発生する確率が高い状態であったものと考えられる。実際に、この時間帯内で計13件(2件+11件)もの災害が発生しており、当該降雨において発生した災害の約2/3が集中していたこととなる。このように、災害発生の確率と実況雨量がCLを超過する可能性について同時に一般の人にとっても分かりやすい確率で表現することで、現状や数時間先の危険性を時系列的に判断できるようになり、避難勧告等の意思決定の支援材料にも活用できるものと考えられる。

3.5 まとめ

本研究から得られた主要な結果を以下にまとめる。

- 1) ロジスティック回帰モデルを利用することで、土砂災害の危険性を災害発生の確率値という一般的に分かりやすい数値として示すことが可能となり、避難勧告等の意思決定の支援情報として活用できる。
- 2) ロジスティック回帰モデルを利用することで、従来の線形CLのように技術者の主観に頼ることなく、客観的、かつ再現性の高い線形CLを設定することが可能となった。
- 3) 降雨の動きに対して、毎時の発生確率値が算出されるため、危険性の程度が把握し易い。
- 4) 非線形CLとの的中率による精度比較の結果、ロジスティックCLの的中精度は線形CLでありながら、非線形CLと同等であることが確認できた。
- 5) 下関で設定した発生確率モデルは他地域においても汎用性があることが確認できた。
- 6) 災害発生確率モデルをCLとして、また、CL超過予測モデルをELとして利用することにより、効果的な避難準備情報の発信が可能になるものと考えられる。

今回の検証においては、降雨データが少ないなどの課題はあるが、今後、さらなるデータの集積・検証を進めることにより、より精度の高い警戒準備情報を提供するシステムを確立していきたい。

参考文献

- 1) 国土交通省河川局砂防部, 気象庁予報部, 国土技術政策総合研究所危機管理技術研究センター: 国土交通省河川局砂防部と気象庁予報部の連携による土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法(案), 2005 .
- 2) 倉本和正, 鉄賀博己, 菊池英明, 守川倫, 門間敬一, 古川浩平: 急傾斜地における斜面要因を考慮したかけ崩れ発生限界雨量線の設定手法に関する研究, 土木学会論文集, No.658/VI-48, pp.207-220, 2000.
- 3) 倉本和正, 鉄賀博己, 東寛和, 荒川雅生, 中山弘隆, 古川浩平: RBF ネットワークを用いた非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定に関する研究, 土木学会論文集, No.672/VI-50, pp.117-132, 2001.
- 4) 篠崎嗣浩, 芦田悠輔, 朴東俊, 尹敏, 尹禮分, 大石博之, 古川浩平: ロジスティック回帰モデルを用いた災害発生危険度の活用に関する研究, 砂防学会誌, Vol.63, No.1, pp.14-21, 2010.
- 5) 丹後俊郎 (1996): ロジスティック回帰分析, 朝倉書店, pp.2-31
- 6) 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.
- 7) 荒木義則, 古田均, 前田絵理子, 古川浩平: 非集計ロジットモデルを用いた鋼斜張橋と PC 斜張橋の橋式選択に関する研究, 土木学会論文集, No.498/VI-24, pp.105-114, 1994.
- 8) 倉本和正, 國友優, 内田太郎, 寺田秀樹: 土砂災害警戒情報のための降雨指標の統計的検討, 砂防学会研究発表会概要集, pp.138-139, 2004.
- 9) 建設省河川局砂防部: 土石流災害に関する警報の発令と避難指示のための降雨量設定指針 (案), 1984.
- 10) 集中豪雨時等における情報伝達及び高齢者等の避難支援に関する検討会: 避難勧告等の判断・伝達マニュアル作成ガイドライン, p.21, 2005.

第4章 土石流の発生ルールについての検討

4.1 緒言

土石流の発生予測に関する既往の研究は、降雨要因による研究¹⁾、物理モデルによる研究²⁾、統計的な手法を用いて地形と降雨要因を組み合わせた研究³⁾等が提案され、土砂災害防止法や警戒避難基準雨量の運用などにおいて実用化され、我が国の土砂災害の低減に大きく貢献してきた。本論文の第2章、および第3章は災害の発生予測に関する研究をさらに発展させたものであり、現状の危険度を把握することを目的に災害発生確率を用いた土砂災害発生危険基準線（Critical Line；以下、CLとする）の設定を試みたものである。第2章、および第3章の成果は降雨中の危険な状態をリアルタイムで把握することができるものであるが、予防対策の観点からは降雨前にどこが危険な箇所であるのかを把握しておくことが必要である。しかしながら、近年の公共事業費の縮減や地方分権化が進んでいる社会情勢の中では膨大な数に上る土砂災害危険箇所（以下、危険箇所とする）を対象とした防災事業は思うような進捗が図れておらず、調査や施設整備事業の取り組みに対する効率化が求められている。このような課題に対応するために、地域に広く散在する危険渓流の中から特に危険な箇所や比較的安全な箇所の分布を把握することができれば、効率的に土砂災害の予防強化を行うことが可能となり、上記の課題に対して大きな大きな効果を生むものと考えられる。このような課題に対しては、多くの事例から土砂移動現象に影響する重要要因や発生・非発生の規則性（以下、ルールとする）等の基礎知識を得ることが有効であるが、これらの知識獲得に関する分野の研究は少ない。その中でも岡本ら⁴⁾は地形・地質要因（以下、地形要因とする）と降雨要因を用いて、ラフ集合により土石流の発生・非発生ルールの作成を行い、災害発生の起因となった要因の追求に努めてきた。この研究は、数理的な手法を導入することにより客観的な災害発生条件の探求がなされた点で大きな成果を挙げているが、ラフ集合による分析結果でできるだけ多くの災害の発生・非発生を説明しようとする、非常に多様なルールが作成されてしまうという問題があった。これは、母集団データに含まれるノイズ的なデータ（局所的かつ特例的な条件により災害が発生・非発生となっているデータ）により、個々のデータに対応した個別のルールが作成され、その結果、ルールが増大したためと考えられる。

そこで、本研究では複数の要因の組み合わせによるラフ集合による評価を前提としながら、できるだけ集約された条件で多くの災害発生事例を説明可能な汎用性の高いルールを作成することを目標とし、パターン分類手法のひとつであるサポートベクターマシン（Support Vector Machine；以下、SVMとする）を用いて元データから代表的なデータのみを客観的に抽出してルール作成を行う方法を考案した⁵⁾。

4.2 ルール作成手法の提案

ラフ集合を用いた災害発生・非発生ルールの作成に関する既往の研究⁴⁾は、対象とした地域の災害発生・非発生の条件を複数要因の組み合わせによるルールという形で明示することに成功しており、防災上重要な災害危険箇所を抽出する上で有用な成果であったといえる。しかしながら、対象とする災害危険箇所の数が多数に上る場合の分析では、結果として非常に多数の災害発生・非発生ルールが導き出されてしまう傾向があった。これは、危険な条件下にありながら災害が発生しなかったデータや、安全な条件下にあると考えられるにもかかわらず災害が発生したデータなど、一般的な傾向とは異なる特殊な事例を含んだデータをもとにルール作成を行っていたことから、それらノイズ的なデータを説明するためのルールが出現してしまったことに由来するものと考えられる。そこで本研究では、まず元データから発生と非発生を分離する代表データを抽出し、それらをルール作成のための母集団データとして利用することでより汎用的なルールが作成できるのではないかと考えた。この代表データの抽出方法としてパターン分類手法の一種である SVM を応用するものとし、ここで抽出されたデータについてラフ集合でルールを作成する手順を考案した。SVM とラフ集合を用いたルールの作成手順について図 4-1 に示す。

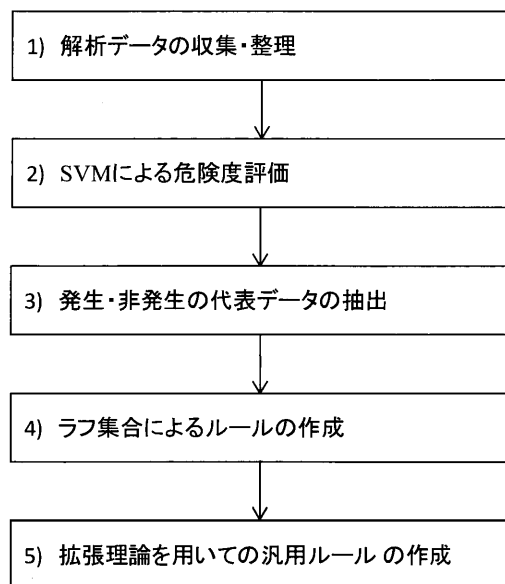


図 4-1 土石流発生・非発生ルールの作成フロー

4.2.1 サポートベクターマシン (SVM) の概要

本研究ではルール作成のための代表データの抽出に SVM を利用した。SVM とは 1995 年に Cortes と Vapnik によって提案された手法⁶⁾で、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ものである。SVM の概要⁷⁾を図 4-2 に示す。

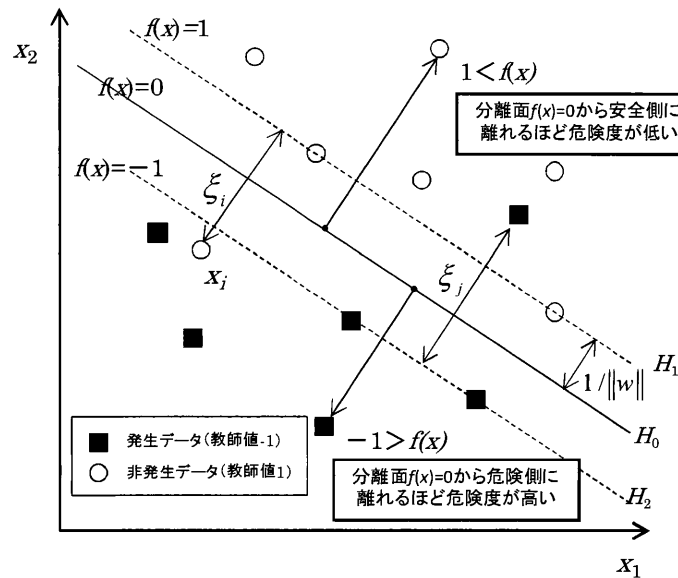


図 4-2 SVM の概念図

データ群■と○の 2 つの集合を完全に分離する最適な分離超平面 H_0 は式(4.1)で表現される。

$$w \cdot x + b = 0 \tag{4.1}$$

この H_0 は、式(4.2)、式(4.3)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。

$$H_1 : w \cdot x_i + b = +1 \tag{4.2}$$

$$H_2 : w \cdot x_i + b = -1 \tag{4.3}$$

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

$$S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \quad x_i \in R^N, y_i \in \{-1, +1\} \quad (4.4)$$

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）を意味する。

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。

$$\begin{aligned} \underset{w, b, \xi}{\text{minimise}} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i \\ & x_i \in R^N, b_i \in R, \xi_i \in R \\ \text{subject to} \quad & y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & i = 1, \dots, \ell, \quad \text{及び } \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (4.5)$$

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。

ここで，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(4.5)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。

$$\begin{aligned} \underset{\alpha}{\text{minimise}} \quad & w(\alpha) = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ & \alpha \in R^{\ell} \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (4.6)$$

また識別関数は式(4.7)で与えられる。

$$f(x) = \sum_{j \in SV} \alpha_j^* y_j K(x_j, x) + b^* \quad (4.7)$$

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^* はバイアスと呼ばれる値である。式(4.6)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(4.7)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、本研究ではガウス関数として式(4.8)を用いる。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left[-\|x_i - x_j\|^2 / 2r^2\right] \quad (4.8)$$

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

r はデータの影響範囲を示す半径であり、式(4.5)の C とともに事前に入力が必要なパラメータとなる。本研究では、このソフトマージン法を利用し、災害の発生・非発生を判別する分離超平面と各データとの距離 ($f(x)$ 値) を算出することで危険度を評価した (図 4-2)。また、この危険度評価手法を応用し、災害の発生・非発生ルールを求める上で元データの代表となり得るデータ (災害発生データとしてはより危険度の高いもの、非発生データとしてはより安全度の高いもの。以下、代表データ) を抽出する作業を行った。

4.2.2 ラフ集合の概要

4.2.2.1 ラフ集合の基本概念

ラフ集合の概念は、1982年にポーランドの計算機学者 Zdzislaw Pawlak⁸⁾が最初に導入したものである。ラフ集合の基本概念は類別と近似である。人間が観測によって得られるいくつかの情報をもとに判断する時、それらの情報の対象物（決定属性）を様々な属性（条件属性）に従って類別する作業を行っている。対象物がこの類別結果に対して同じものであれば、それらの対象物は識別できず、同じものとして取り扱い、推論したり決定したりしている。この識別不能性がラフ集合の最も基本的な概念である。

4.2.2.2 ラフ集合によるルールの抽出

ラフ集合は、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。本研究においては1999年6月29日に広島県で発生した土石流災害時の危険溪流1,235箇所地形や降雨をとりまとめたデータベース（以下、データベース）を用いてルールの抽出を行う。図4-3～図4-5に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示す。

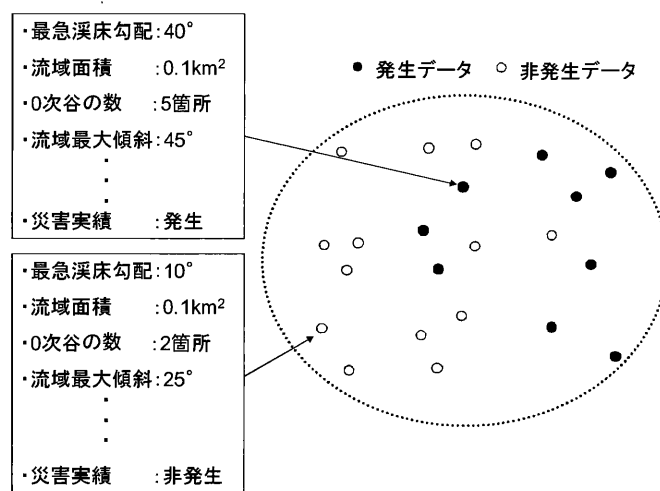


図 4-3 拡張ルールの抽出方法 (STEP1)

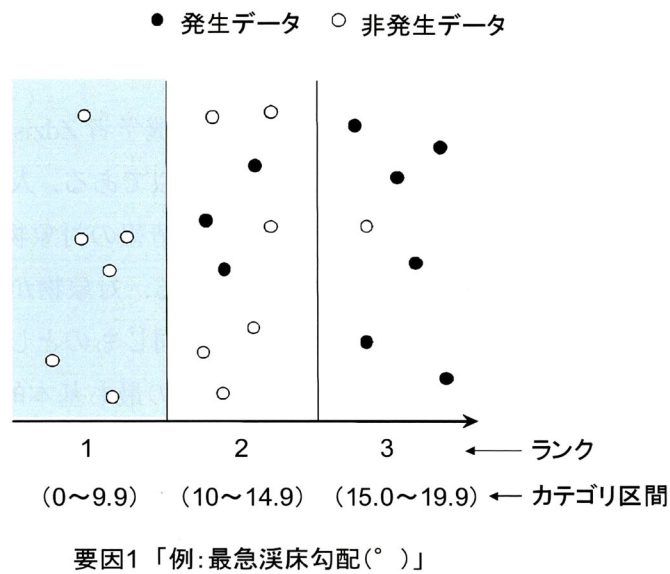


図 4-4 拡張ルールの抽出方法 (STEP2)

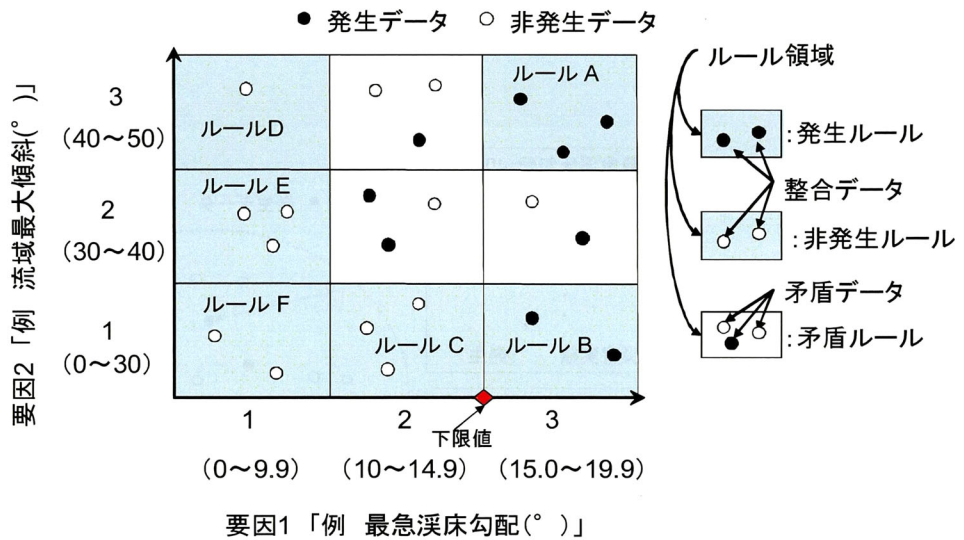


図 4-5 拡張ルールの抽出方法 (STEP3)

図 4-3 の 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図 4-4 の STEP2 では、最急渓床勾配によって3つの領域に分断された状況を表している。つまり、この例では最急渓床勾配が0° ~9.9°であれば、土石流発生の可能性が低いことを示し、この領域が土石流の非発生ルールとなる。更に図 4-5 の STEP3 では流域最大傾斜を追加することで土石流の発生、非発生データ

を9つ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4-5において要因1「最急溪床勾配」および要因2「流域最大傾斜」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4-5の網掛け部分内のデータ）といい、混在するデータを矛盾データという。

また、図4-5のSTEP3で示したルールは表4-1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である。表4-1のルールD～ルールFは、流域最大傾斜がどのようなランクであっても最急溪床勾配が1であれば非発生であるルールを示している。従って表4-1のルールD～ルールFは「IF 流域最大傾斜=* AND 最急溪床勾配=1 THEN 非発生」という一つのルールに整理できる。なお、「*」はどのような値でもよいことを意味している。

表 4-1 ラフ集合により抽出した例

ルール	流域最大傾斜	最急溪床勾配	災害実績
ルールA	3	3	発生
ルールB	1	3	発生
ルールC	1	2	非発生
ルールD	1⇒*	1	非発生
ルールE	2⇒*	1	非発生
ルールF	3⇒*	1	非発生

} 一つのルールに整理できる

4.2.2.3 ラフ集合による重要要因の抽出

ルールを構成する要因の組み合わせを評価する指標としては、式(4.9)に定義される整合度を用いた。

$$\text{整合度} = \frac{\text{整合データ数}}{\text{全データ数}} \quad (4.9)$$

ここで、図4-6に整合度の要求水準を達成するために必要な最小属性数の関係を示す。ラフ集合は、整合度を高く保とうとする程、属性の数は多く必要となる。数多くの要因の中で重要な数種類の要因を特定するためには必要属性数を与えた上で、その要因数で最高の整合度を達成する組み合わせ（図4-6の黒丸）を得る必要がある。

この場合、多くの要因数で高い整合度を高い位置で保つことは、必ずしも有意な知識をもたらさない。むしろ、要因数を限定した上で最も高い整合度を達成する組み合わせを求めることにより、土石流発生に寄与する真に重要な要因を特定することができる。

図 4-6 に示すように要因数（データマイニングにより得られる知識の複雑さ）と整合度との間にはトレードオフの関係があり，整合度を高める程得られる知識は複雑となる．そのため最小必要要因数を一意に決定する事はできず，データマイニングを繰り返すことにより適当な要因数を決定する必要がある．

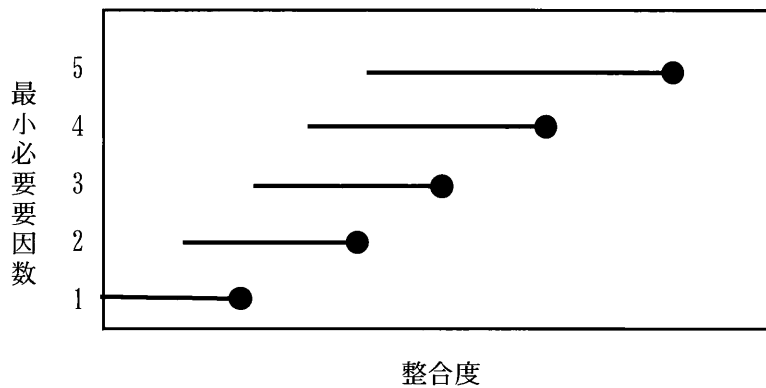


図 4-6 整合度と要因数の関係

4.2.2.4 抽出されたルールの精度

作成したルールの精度と汎用性を表す尺度として式(4.10)に示す確信度と，式(4.11)に示すサポートを用いた．

$$\text{確信度} = \frac{\text{ルール領域内の整合データ数}}{\text{ルール領域内の全データ数}} \quad (4.10)$$

$$\text{サポート} = \frac{\text{ルール領域内の全データ数}}{\text{全データ数}} \quad (4.11)$$

例えば図 4-5 において，要因 1 と要因 2 のカテゴリー区分が共に 3 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% (3/3)，サポートは 13.6% (3/22) となる．したがって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（22 個）の 13.6%に相当することを意味する．

4.2.2.5 ルール領域の拡張

土石流などの災害の解析にラフ集合を用いる場合、作成されたルールの1つ1つで説明できる範囲は少なく、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^{9),10)}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 4-5 に示すルール B が発生ルールである場合、ルール B の領域下端を下限值として、より危険と考えられる部分集合を含む領域を発生ルールとすることで（カテゴリー区分に「以上」の概念を与える）、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 流域最大傾斜=* AND 最急溪床勾配=3 以上 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、カテゴリー区分に「以下」の概念を与えてルールを抽出する。例えば、「IF 流域最大傾斜=1 以下 AND 最急溪床勾配=2 以下 THEN 非発生」という非発生ルールを抽出することができる。本研究では SVM によって抽出された代表データに対し、ラフ集合によるルール領域の拡張を用いることで、1つのルールでより多くの発生・非発生データを説明できるような汎用性の高いルールの作成を行った。

4.3 使用データ

本研究で対象とするデータは、土砂災害防止法制定の契機となるほどの大規模災害であった 1999 年 6 月 29 日に起こった広島災害（以下、6.29 災害）の事例を分析対象データとした。土石流災害が面的に集中発生した 6.29 災害の発生形態について、岡本ら⁴⁾により明らかにされた課題を改善して、より汎用性の高いルールを作成することを目的としている。このため、岡本ら⁴⁾の研究で使用した広島市内の安佐北区、安佐南区、佐伯区（以下、広島地区）における土石流発生・非発生箇所と全く同じである 1,235 箇所を検討の対象とした。なお、検討対象地域、並びに土石流発生箇所については図 4-7 に示す。



図 4-7 対象地域図（広島市周辺）

4.3.1 災害データ

6.29 災害時における広島地区の 1 次谷流域 1,235 箇所データのデータを使用する。その内訳は、土石流発生流域は 213 箇所、非発生流域 1,022 箇所となっている。なお、本研究における土石流とは、岡本らの研究にならい、溪床堆積物の土砂移動に加え、山腹崩壊等を含めた溪流内での土砂移動も含むものとした。

4.3.2 地形データ

本研究に使用した地形データは、溪流の流域特性を説明するため、土石流危険溪流を 1 字谷までで次数分割を行い、1/10,000 地形図から計測される要因と土石流危険溪流調査結果^{11),12)}により現地計測された要因（ここでは、溪床堆積厚、平均溪流幅の 2 要因）を用い、表 4-2 示す合計 17 要因を地形要因として使用した。ここで、ラフ集合は連続値データを扱うことができないため、既往研究⁴⁾を参考とし、連続値データはカテゴリーに離散化して取り扱った。なお、カテゴリー区分については、各要因のデータのばらつきをもとに等間隔の 5 段階を基本として分類を行った。

表 4-2 地形要因一覧表

要 因		採 用 理 由	カ テ ゴ リ 一 区 分					
			1	2	3	4	5	
地 形 要 因	溪	1 GA 水系模様	流水の流下形態(最長溪流長 / 溪流長)	$0.00 \leq GA < 0.85$ (78)	$0.85 \leq GA < 0.89$ (88)	$0.89 \leq GA < 0.93$ (193)	$0.93 \leq GA < 0.97$ (394)	$0.97 \leq GA \leq 1.00$ (482)
		2 GB 流域平均勾配(°)	「すべり台」としての土石の流下 しやすさ	$0 \leq GB < 10$ (19)	$10 \leq GB < 20$ (644)	$20 \leq GB < 30$ (532)	$30 \leq GB < 40$ (39)	$40 \leq GB$ (1)
		3 GC 最急渓床勾配(°)	渓床の移動しやすさ	$0 \leq GC < 10$ (45)	$10 \leq GC < 20$ (532)	$20 \leq GC < 30$ (494)	$30 \leq GC < 40$ (142)	$40 \leq GC$ (22)
		4 GD 主溪流長(km)	流水の流下距離	$0.00 \leq GD < 0.20$ (302)	$0.20 \leq GD < 0.40$ (429)	$0.40 \leq GD < 0.60$ (305)	$0.60 \leq GD < 0.80$ (142)	$0.80 \leq GD$ (57)
		5 GE 流域面積(km ²)	集水の大小	$0.00 \leq GE < 0.05$ (371)	$0.05 \leq GE < 0.10$ (505)	$0.10 \leq GE < 0.15$ (222)	$0.15 \leq GE < 0.20$ (87)	$0.20 \leq GE$ (50)
		6 GF 平均溪流幅(m)	流水の流下しやすさ(調査断面 の加重平均値)	$0.0 \leq GF < 2.0$ (46)	$2.0 \leq GF < 4.0$ (87)	$4.0 \leq GF < 6.0$ (353)	$6.0 \leq GF < 8.0$ (317)	$8.0 \leq GF$ (432)
	流	7 GG 渓床堆積厚(m)	土石流の発生・発達規模(調査断面 の加重平均値)	$0.0 \leq GG < 1.0$ (175)	$1.0 \leq GG < 2.0$ (817)	$2.0 \leq GG < 3.0$ (219)	$3.0 \leq GG < 4.0$ (11)	$4.0 \leq GG$ (13)
		8 GH 流域長(km)	流域形状	$0.00 \leq GH < 0.20$ (92)	$0.20 \leq GH < 0.40$ (314)	$0.40 \leq GH < 0.60$ (451)	$0.60 \leq GH < 0.80$ (247)	$0.80 \leq GH$ (131)
		9 GI 流域幅(km)	同 上	$0.00 \leq GI < 0.10$ (53)	$0.10 \leq GI < 0.20$ (424)	$0.20 \leq GI < 0.30$ (422)	$0.30 \leq GI < 0.40$ (213)	$0.40 \leq GI$ (123)
		10 GJ 流域形状比	流域形状の比(流域幅/流域 長)	$0.00 \leq GJ < 0.20$ (5)	$0.20 \leq GJ < 0.40$ (385)	$0.40 \leq GJ < 0.60$ (502)	$0.60 \leq GJ < 0.80$ (212)	$0.80 \leq GJ$ (131)
		11 GK 谷深比	谷の発達程度(主溪流長/流 域長)	$0.00 \leq GK < 0.20$ (17)	$0.20 \leq GK < 0.40$ (101)	$0.40 \leq GK < 0.60$ (243)	$0.60 \leq GK < 0.80$ (430)	$0.80 \leq GK$ (444)
	斜 面	12 GL 0次谷の数(個)	土石流発生場の大小	GL = 0 (563)	GL = 1 (336)	GL = 2 (192)	GL = 3 (78)	4 ≤ GL (66)
		13 GM 流域最大傾斜(°)	斜面崩壊の発生しやすさ	$0 \leq GM < 20$ (11)	$20 \leq GM < 30$ (35)	$30 \leq GM < 40$ (280)	$40 \leq GM < 50$ (570)	$GM \leq 50$ (339)
		14 GN 源頭部面積(km ²)	土石流発生源の集水の大小	$0.000 \leq GN < 0.010$ (674)	$0.010 \leq GN < 0.020$ (307)	$0.020 \leq GN < 0.030$ (118)	$0.030 \leq GN < 0.040$ (68)	$0.040 \leq GN$ (68)
	流 域 評 価	15 GO 渓床危険度評価	平均渓床勾配(θ_{one})と発生流 域面積(A_0)による評価	$0^\circ \leq \theta_{one} \leq 10^\circ$ (39)	$10^\circ < \theta_{one} < 15^\circ$ (234)	$15^\circ \leq \theta_{one}$ かつ $A_0 < 5ha$ (369)	$15^\circ \leq \theta_{one}$ かつ $5ha \leq A_0$ (593)	-
		16 GP 渓床堆積厚評価	渓床堆積厚さ(GG)による評価	$GP < 0.3$ (7)	$0.3 \leq GP < 2.0$ (985)	$GP \leq 2.0$ (243)	-	-
		17 GQ 降雨集中度評価	流域の形状と谷の発達状況か ら降雨の集中度を評価	 降雨集中度低い 上流域狭範囲 (112)	 降雨集中度中程度 上流域狭範囲 (537)	 降雨集中度中程度 上流域広範囲 (520)	 降雨集中度高い 上流域狭範囲 (22)	 降雨集中度高い 上流域広範囲 (44)

地形要因は、調査の簡便性と精度の均一性の観点から 1/10,000 地形図から得られる要因を抽出する。詳細な内容については次頁以降に示す。なお、表 4-2 中の要因の記号については地形をあらわす G (Geography) の後に、A から Q までの 17 要因の連番を付している。同様に降雨要因については降雨をあらわす R (Rainfall) に連番を付している。

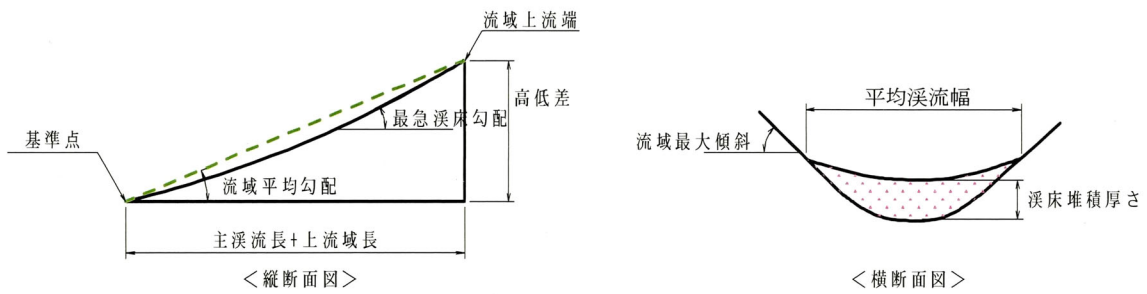
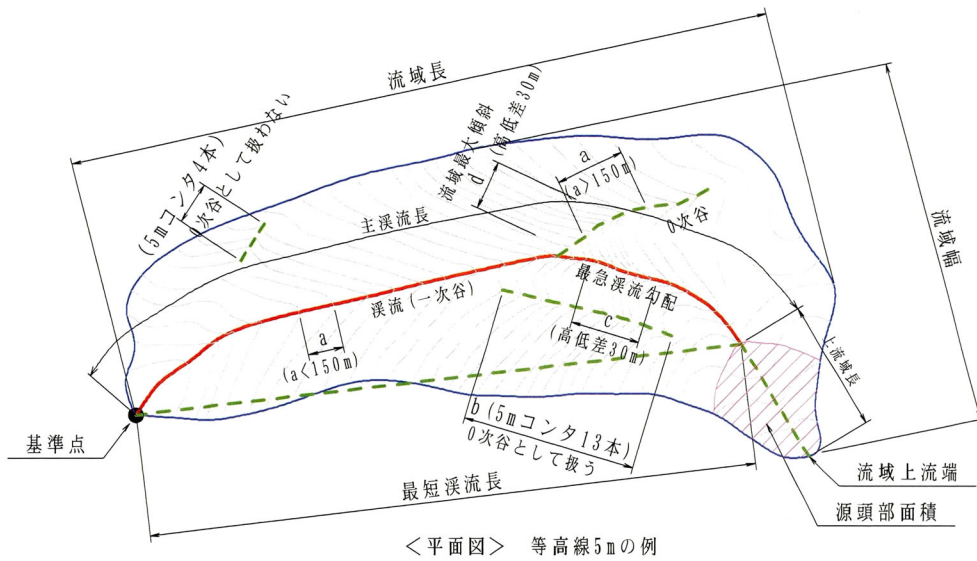


図 4-8 地形要因の抽出イメージ

1) 溪流要因

A 水系模様

流水の流下形態を表す。数値が1に近いほど直線的に流下してくるため、危険性が高い。最短溪流長／溪流長で求められる。

B 流域平均勾配

「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。

C 最急溪流勾配

溪流の移動のしやすさを表す。最急溪流勾配が大きいほど土石流発生時には移動速度が上昇するため危険となる。

D 主溪流長

流水の流下距離を表す。流域の氾濫開始点（図中では基準点と同一とみなす）から最長流路の1次谷の上流端までの距離を測定する。

E 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（図中では基準点と同一とみなす）より上流の面積を計測する．

F 平均溪流幅

流水の流下のしやすさを表す．土石流危険溪流調査表より読み取る．平均溪流幅が大きいほど土石流の規模が大きくなり，危険となる．なお，横断調査地点が複数存在する場合には以下に示す加重平均により算出する．

$$\text{平均溪流幅} = \frac{\sum_{i=1}^n (l_i \cdot b_i)}{\sum_{i=1}^n l_i}$$

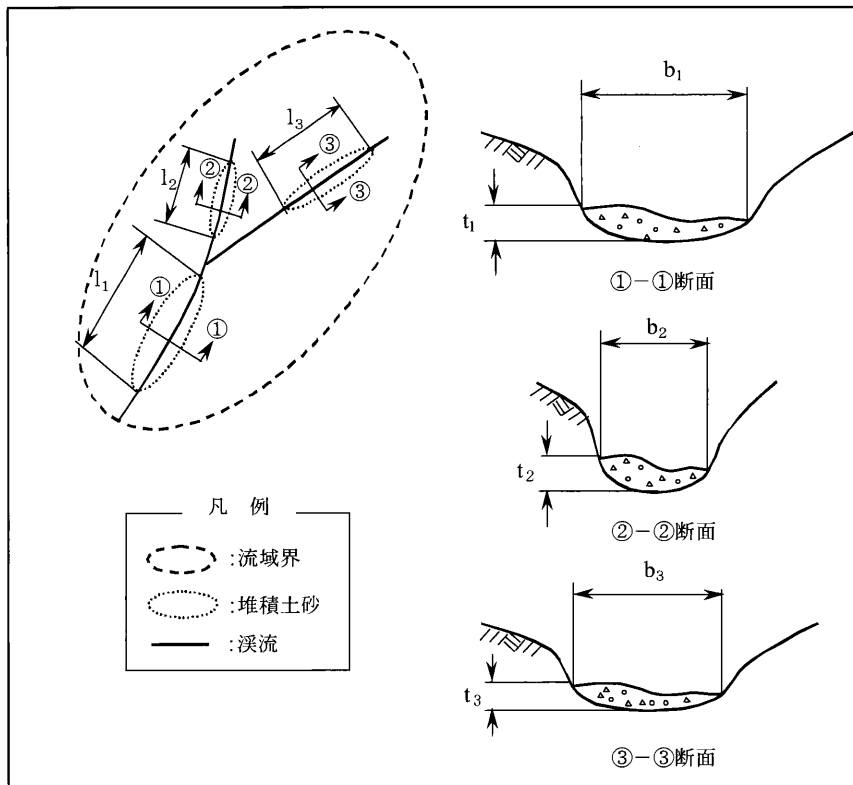


図 4-9 平均溪流幅・堆積厚さの模式図

G 溪床堆積厚

土石流の発生・発達規模を表す．土石流危険溪流調査表を読み取る．溪床堆積厚が大きいほど，不安定土砂を巻き込みながら土石流が流下，発達するため，危険となる．

$$\text{溪床堆積厚さ} = \frac{\sum_{i=1}^n (l_i \cdot t_i)}{\sum_{i=1}^n l_i}$$

H 流域長

溪流の流下方向を長手方向としたときの長さであり、流域の形状や規模を表す指標の一つ。

I 流域幅

溪流の流下方向を長手方向としたときの幅であり、流域の形状や規模を表す指標の一つ。

J 流域形状比

流域幅／流域長より求め、流域形状の比を表す。

K 谷深比

谷の発達程度を表す。主溪流長／流域長で求められる。1に近いほど流域の長さと同程度の谷地形が発達していることから、危険となる。

2) 斜面要因

L 0次谷の数

谷地形ではないが、崩壊の危険性が高く、土石流発生の場合と考えられる。流域内の0次谷の数を計測する。

M 流域最大傾斜

斜面崩壊の発生のしやすさを表す。傾斜が急なほど崩壊が起りやすく危険となる。

N 源頭部面積

土石流発生の場合の大小を表す。1次谷の上流端を基準点としたときの流域面積を計測する。

3) 流域評価

O 溪床危険度評価

国土交通省方式による評価項目であり、溪床勾配と溪床勾配 15° 以上の流域面積の関係から、土石流危険溪流調査表に a1, a2, b, c の危険度分類がなされている。ここでは、a1=4, a2=3, b=2, c=1 に変換して扱う。

P 溪床堆積厚評価

国土交通省方式による評価項目であり、溪床の不安定土砂の状態を技術者の定性的な判断で評価している。土石流危険溪流調査表に、a (多い), b (中), c (少ない) の危険度分類がなされており、ここでは a=3, b=2, c=1 に変換して扱う。

Q 降雨集中度評価

流域形状の谷の発達状況から降雨の集中度（集水のしやすさ）を5段階で評価したもの。5段階評価は、を参考にして以下のように行う。なお、土石流危険溪流が0次谷であれば降雨集中度評価は1とする

- ① b/a の値が 0.5 以上 ②へ
0.5 未満 ③へ
- ② 流域における 0 次谷の数が
4 以上 → 降雨集中度 5
3 以下 → 降雨集中度 3
- ③ l/a の値が 0.5 以上 ④へ
0.5 未満 → 降雨集中度 1
- ④ 流域における 0 次谷の数が
4 以上 → 降雨集中度 4
3 以下 → 降雨集中度 2

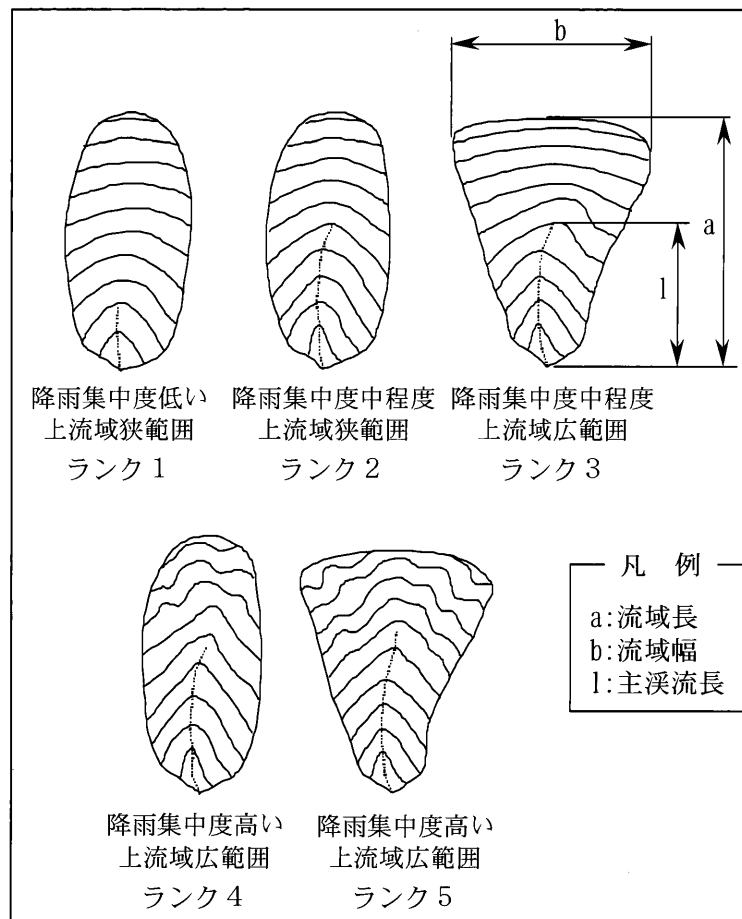


図 4-10 降雨集中度評価

4.3.3 降雨データ

降雨データは広島地区の 29 観測所（アメダス，広島県及び国土交通省管轄）の時間雨量を用いた。

雨量分布を求める方法としては，6.29 災害時の降雨が局所的な集中豪雨であったことから，本研究ではより詳細な雨量分布を求める 3 次メッシュ（約 1km×1km）の位置で時間雨量（以下，メッシュ雨量）を算出した。また，既往の文献¹³⁾から，降雨のピークと災害発生時刻が概ね一致していることが確認されており，6 月 29 日の最大時間雨量の記録時を災害発生時刻と推定し，その時刻における降雨量をメッシュ単位で算出した。

よって，本研究に用いる降雨要因としては最大時間雨量，最大時間雨量時の累積雨量（以下それぞれ，時間雨量，累積雨量）の 2 要因を降雨要因として使用し，地形データと同様にして，既往研究⁴⁾を参考に表 4-3 に示すような離散化処理を行った。なお，カテゴリー区分については，各要因のデータのばらつきをもとに等間隔の 10 段階を基本として分類を行った。

表 4-3 降雨要因一覧表

要 因				採 用 理 由	カ テ ゴ リ 一 区 分					
					1	2	3	...	10	
降雨 要因	短期	1	RA	時間雨量(mm/hr)	一連の降雨における1時間雨量	$0 \leq RA < 10$ (0)	$10 \leq RA < 20$ (0)	$20 \leq RA < 30$ (29)	...	$90 \leq RA$ (0)
	長期	2	RB	累積雨量(mm)	一連の降雨における最大時間雨量時までの累加雨量	$0 \leq RB < 50$ (0)	$50 \leq RB < 100$ (35)	$100 \leq RB < 150$ (202)	...	$450 \leq RB$ (0)

※カテゴリー区分の下段（ ）内の数字はデータ数を示す

4.4 土石流危険渓流の汎用ルールの作成

上記データを用い、図 4-1 のフロー図に示す手順に従って、新たなルールの作成を試みた。

4.4.1 SVM による危険度評価

まず、SVM による危険度評価法を利用し、1,235 箇所全データの代表データの抽出を行った。

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スタディが必要である。ソフトマージン法を利用した SVM¹⁴⁾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しなくてはならない。本研究では、 $C=5, 10, 50, 100, 200, 300, 400, 500$ の 8 ケース、 $r=0.1, 0.5, 1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0$ の 7 ケースの計 56 ケースでパラメータスタディを行った。パラメータスタディでは、各ケースにおいて構築される分離超平面の精度（いかに正確にデータ分類が行われるか）を検証する。ここでは以下の式(4.12)に定義する的中率により分離超平面の精度を評価した。

$$\text{的中率} = \frac{\text{的中データ数}}{\text{全データ数}} \quad (4.12)$$

表 4-4 にパラメータスタディ結果として各ケースでの的中率一覧表を示す。

表 4-4 SVM パラメータ検討結果一覧

		C							
		5	10	50	100	200	300	400	500
r	0.1	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	0.5	100.0%	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%	100.0%
	2	97.0%	99.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	3	92.0%	94.4%	98.1%	99.4%	99.9%	100.0%	100.0%	100.0%
	4	87.9%	89.7%	94.5%	96.0%	97.8%	98.5%	98.9%	99.4%
	5	85.0%	87.8%	91.9%	93.7%	95.1%	95.7%	96.5%	96.8%

ソフトマージン法による解析を主とした対策工効果に関する既往の研究¹⁴⁾では、分離超平面の汎用性を確保するために、的中率 100.0%（完全分離）とならないパラメータをあえて使用していたが、本研究では明確に災害発生・非発生に分離される代表データを抽出することを目的としているため、的中率 100.0%のパラメータセットを採用する

こととした。

ここで、最終的な目標が汎用的ルールの作成であることを考慮すると、完全分離を確保しながらもできるだけ汎用的な分離超平面での分類結果を採用するのが望ましい。SVMにおいては $|f(x)| \leq 1$ となるデータはサポートベクターと呼ばれ、分離面に近接したデータ群と考えることができる。汎用的な分離超平面とは、なるべくこのサポートベクターとなるデータ数が少なくなる分析によって構築されたものと考えられる。表 4-5 は表 4-4 からの中率 100.0%のパラメータの組み合わせのみを抽出し、 $f(x)$ 値のカテゴリ毎のデータ個数を表したものである。ここで、 $f(x)$ 値が-1 から 1 までのデータが少なく、-1 よりも小さいまたは 1 よりも大きいといった外側のデータが多くなるような分離を示すパラメータセットを最適なパラメータとして考えた。本研究のパラメータスタディ結果の中ではこれに該当する $C=300$, $r=3$ の組み合わせ（表 4-5 の網掛け部分）を解析用パラメータとして採用した。

表 4-5 完全分離のパラメータにおける $f(x)$ 値の分布

パラメータ		$f(x)$ 値カテゴリ毎のデータ個数			
C	r	$f(x) < -1$	$-1 \leq f(x) \leq 0$	$0 < f(x) \leq 1$	$1 < f(x)$
5	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	969	53
10	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
50	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
	2	12	201	464	558
100	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
	2	12	201	479	543
200	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
	2	12	201	479	543
300	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
	2	12	201	479	543
	3	30	183	312	710
400	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
	2	12	201	479	543
	3	30	183	322	700
500	0.1	0	213	1022	0
	0.5	0	213	1022	0
	1	0	213	970	52
	2	12	201	479	543
	3	30	183	340	682

4.4.2 代表データの抽出検討

上記パラメータに基づく SVM 解析により算出された $f(x)$ 値に基づき、災害発生・非発生ルールを求める上で 1,235 箇所全データの代表となり得るデータを抽出する作業を行った。ルール作成のための代表データは、災害発生データとしてはより危険度の高いもの、非発生データとしてはより安全度の高いものと考えられることから、その抽出の方法として表 4-6 に示す 3 ケースを考えた。

表 4-6 各検討ケースについて

ケース	検討概要
検討ケース1	$f(x)$ 値が -1 より小さい、+1 よりも大きい各データ数
検討ケース2	$f(x)$ 値が -1 より小さいデータ数を算出・抽出 ↓ 同数を非発生から抽出
検討ケース3	全発生データ: 全非発生データの比率を算出 ↓ $f(x)$ 値が -1 より小さい発生データ数を算出・抽出 ↓ 抽出した発生データに対して全発生データと全非発生データの比率を保持するように非発生データを抽出する

検討ケース 1 は、分離超平面から各データまでの距離 $f(x)$ が $|f(x)| > 1$ を超えるような場合、ハードマージンによる線形分離ができるような特徴的なデータであることから、 $f(x)$ 値が -1 よりも小さいデータと、+1 よりも大きいデータのすべてを代表データとして用いた。本ケースでは代表データとして発生データ 30 箇所、非発生データ 710 箇所が抽出される。

検討ケース 2 は、発生データと非発生データの危険度の高いもの、安全度の高いものそれぞれの上位から同数をそろえるケースである。本ケースでは発生の元データの $f(x)$ 値が -1 より小さい 30 箇所のデータと、これと同数の非発生データ 30 箇所を代表データとしてそれぞれから抽出した。

また、検討ケース 3 は検討ケース 2 と同様、発生データと非発生データの危険度の高いもの、安全度の高いものそれぞれの上位からデータの抽出を行うものであるが、抽出するデータ数は元データにおける発生・非発生データの比率に合わせるケースである。ここでは $f(x)$ 値が -1 より小さくなる発生データが 30 個であったことから、元データにおける発生・非発生データの量比 (213 箇所 : 1,022 箇所) の関係が保持できるよう、非発生データからは $f(x)$ 値が 1 より大きくなるデータから $f(x)$ 値の大きい 144 箇所を抽出して代表データを構成した。

以下、これら 3 つのケースに対してラフ集合によるルール作成作業を行った。

4.4.3 ラフ集合における整合度設定と最小要因

代表データからルールを作成するには、ラフ集合を用いる。ここで重要となるのがラフ集合解析に必要な最小要因数と整合度との関係である。整合度を高くすると要因数が増えルールが煩雑になる。また整合度を低くすると要因数が減少しルールとしては簡素化できる一方で、データの質が低下する傾向にある。本研究では発生と非発生を代表するデータを用いてルールを作成するため、データの質の低下を防ぐために整合度100.0%を要求水準として設定し、その中でできるだけ少ない要因数で構成されるものをルールとして採用するものとした。図 4-11 に整合度と必要最小要因数との関係の一例を示す。図 4-11 においては、整合度100%を満たす最小要因数は5要因となる。

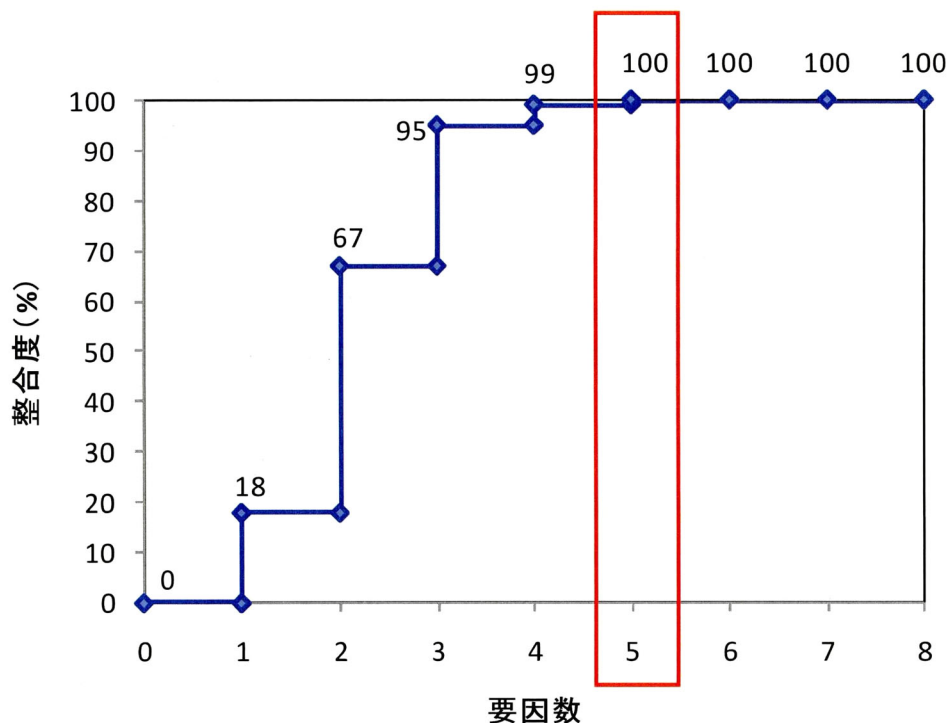


図 4-11 整合度と必要最小要因数との関係 (検討ケース 3)

また、整合度 100.0%のもとで同じ要因数で構成されるルールが多数存在する場合、最適な組み合わせを選びだすことが困難である。そこで、整合度 100.0%となる組み合わせの中で個々の要因の出現回数の多いものを多数含むものを最適な組み合わせとして計算を行うこととした。さらに、出現回数について同数の組み合わせが多く重要要因を絞りきれない場合には、既往研究⁴⁾で発生・非発生の分離に大きく寄与することが示された「最急渓床勾配、平均溪流幅、時間雨量」をより多く含む組み合わせを優先した。

4.4.4 ルール領域の拡張時の確信度

ルールの作成において、本研究においても汎用性の向上のため、ルール領域の拡張を行うこととした。拡張したルールのうち、確信度が 90.0%以上（ある程度の誤判別を許容できる割合として設定）のもののみを、発生・非発生ルールとして作成した。

4.4.5 すべての代表データを用いた検討結果

表 4-6 中の検討ケース 1 で抽出された代表データを元に、ラフ集合によるルールの作成を行った。その結果を表 4-7 左側に示す。ルールを構成する要因において、表中における「↓」「↑」の表記については、ルール領域の拡張の概念よりそのカテゴリ値以下、以上を意味する。なお、表中のカテゴリ値については構成ルールを分かり易くする目的で、カテゴリに含まれる最大、最小値を記載した。

表 4-7 検討ケース 1 における全溪流への適用結果

抽出されたルール	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	累計	
	渓床堆積厚 (m)						確信度 D5= D2/D1	サポート D6= D1/1235
							1235	
ルール1	4.0 ≤ ↓	非発生ルール	1235	1022	213	0	82.8%	100.0%

検討ケース 1 における最小要因数は渓床堆積厚の 1 要因であり、非発生ルールの 1 個のみが作成された。このルールを全データの 1,235 箇所に適用した場合の結果を表 4-7 右側に記す。ここに示される D1 から D3 については個々のルールで算出したデータ数を足し合わせた結果であり、D4 は全溪流 1,235 箇所から各ルールに含まれるデータ数 (D1) をさし引いたものである。また、D5 と D6 は各ルールの累計の確信度・サポートである。

本ケースでの結果としては、1 個の非発生ルールのみでサポートが 100.0% (表 4-7 D6 参照) となっており、広島地区の 1,235 箇所全てが渓床堆積厚が「4.0 ≤ ↓」であれば非発生というルールに該当する結果となった。これは渓床堆積厚が最大カテゴリ値である 4.0m 以上に対して、そのカテゴリ値以下というルールであり、実際には数値的な制約が全く存在しないルールとなっている。また、発生ルールが全く特定できていないことから検討ケース 1 では有効なルール作成が行えなかったと判断される。この原因

としては発生データ数 30 箇所に対して、非発生データ数 710 箇所と非発生のデータ数が多すぎることから、非発生に依存するルール作成が行われたと推測される。

4.4.6 同数の代表データを用いた検討結果

4.4.5 の検討ケース 1 では非発生のデータが多すぎるという課題が生じた。検討ケース 2 では SVM の結果のうち $f(x)$ 値が -1 より小さくなったデータ数の 30 箇所を発生データとして抽出し、非発生データについても同数の 30 箇所を $f(x)$ 値の大きいものから順に抽出し、これらを合わせた 60 箇所のデータを代表データとしてルールを作成した。その結果を表 4-8 左側に示す。表 4-8 においての最小要因数は最急渓床勾配、時間雨量、累積雨量の 3 要因となり、非発生ルールが 2 個と発生ルールが 2 個の合計 4 個のルールが作成された。ここで、ルールを構成する要因において、表中の「*」についてはどのようなカテゴリ値でもよいことを意味する。

表 4-8 検討ケース 2 における全溪流への適用結果

抽出されたルール	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 1235	累計	
	最急渓床勾配	時間雨量	累積雨量						確信度 D5= D2/D1	サポート D6= D1/1235
	(°)	(mm/hr)	(mm)							
ルール3	30 ↓	40 ↓	*	非発生ルール	107	105	2	1128	98.1%	8.7%
ルール4	20 ↓	*	150 ↓	非発生ルール	185	178	7	1050	96.2%	15.0%
ルール6	*	*	150 ↑	発生ルール	1180	381	799	55	32.3%	95.5%
ルール9	30 ↑	30 ↑	*	発生ルール	1199	382	817	36	31.9%	97.1%

このルールを元データに適用した場合の結果を表 4-8 右側に記す。ここではルールが 4 個作成されているが、D1 から D3 は各ルールを累加したときのデータ数を示している。例えば、ルール 4 における D1 のデータ数 185 にはルール 3 のデータ 107 も含まれている。つまりルール 4 だけのデータを考えると $185 - 107 = 78$ 箇所となる。作成された 4 個のルールの全体の確信度やサポートが最終行であるルール 9 に示されており、この場合、4 個のルールでの確信度は 31.9%、サポートは 97.1%となる。

検討ケース1とは異なり非発生ルール、発生ルールがともに作成されたが、元データに適用した場合の非発生のサポートが 15.0%と低い (D6参照)。これは「非発生ルールに該当するデータ 185 箇所のうち、96.2%は安全だと考えられるが、該当するデータが全体の 1,235 箇所の中でわずか 15.0% (185 箇所) しかない」という意味である。また、発

生ルールを含めた全体の4つのルールでは、サポートについては15.0%から97.1%に増加しているものの、非発生ルールでは96.2%と高かった確信度が31.9%に減少した（D5参照）。これは多くのデータを説明できるルールが作成されたものの、矛盾データを817箇所（D3参照）と多く含むことから、ルールの信頼性に欠け、「確信度もサポートも高いルールの作成」という目標を達成できていない結果となった。

よって、この検討ケース2からは代表的なルール作成が行えなかったと判断される。その原因としては30箇所の発生データに対して、非発生データを30箇所と同数にしたことにより非発生の代表データが少なくなりすぎたためであると考えられる。

4.4.7 データ構成比率を用いた検討結果

検討ケース1および検討ケース2のデータ数に関する問題点から代表データの抽出に関しては、全体のデータベースの質を変えない縮約方法が必要である。検討ケース3は、元データにおける発生・非発生データの量比のバランスを保持した形で代表データを抽出したものである。表4-9左側にルールの作成結果を示す。ここに示すように検討ケース3においての最小要因数は最急渓床勾配、主溪流長、平均溪流幅、時間雨量の4要因となり、非発生ルールが3個、発生ルールが3個の合計6個のルールが作成された。

表 4-9 検討ケース3における全溪流への適用結果

抽出されたルール	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 1235	累計	
	最急渓床勾配	主溪流長	平均溪流幅	時間雨量						確信度 D5= D2/D1	サポート D6= D1/1235
	(°)	(km)	(m)	(mm/hr)							
ルール12	*	*	*	60 ↓	非発生ルール	806	717	89	429	89.0%	65.3%
ルール1	*	*	2.0 ↓	*	非発生ルール	836	747	89	399	89.4%	67.7%
ルール11	20 ↓	0.20 ↓	*	*	非発生ルール	882	781	101	353	88.5%	71.4%
ルール26	*	*	*	70 ↑	発生ルール	941	812	129	294	86.3%	76.2%
ルール29	*	0.60 ↑	*	60 ↑	発生ルール	1014	844	170	221	83.2%	82.1%
ルール28	30 ↑	*	*	60 ↑	発生ルール	1047	857	190	188	81.9%	84.8%

このルールを元データに適用した場合の結果を表4-9右側に記す。ここに示されるように、サポートについては非発生のサポートは71.4%と、実際に数の多い非発生データをよく捉えている。また、非発生と発生の累計のサポートは84.8%とケース2の97.1%に比べてやや落ちるものの、ケース3の確信度は81.9%となっており、ケース2の31.9%（表4-8 D5参照）よりも格段に質の高いルールが作成されている。

4.4.8 作成されたルールの考察

ここで、検討ケース3で作成されたルールの内容(表 4-8 を参照)について考察する。作成したルールのうち、非発生ルールから推測される土石流の非発生渓流の姿は「最急渓床勾配が 20 度以下、主溪流長が 0.20km 以下、平均溪流幅が 2.0m 以下と小さく、時間雨量が 60mm/hr 以下の渓流」といったもので、発生溪流の姿は「最急渓床勾配が 30 度以上、主溪流長 0.60km 以上、時間雨量 60mm/hr 以上の渓流」である。

要因について考察すると、最急渓床勾配が 20 度以下では、土砂の生産源となる崩壊斜面が上流域に少ないことから非発生の要因として妥当であり、逆に 20 度以上では土砂の生産源である発生領域が多くなり、土石流の危険性は非常に高くなる。これは図 4-12 に示す実際の最急渓床勾配を見ても 20 度以上のカテゴリにおいて 20 度以下よりも発生率が高かったことと整合している。また、図 4-13 に示すように主溪流長については、延長が長ければ長いほど、土石流の発生の危険性が高くなっている。とくに主溪流長 0.60km 以下と延長が比較的短い渓流では多くの渓流が分布しているものの、発生率が 15%程度であり、延長が比較的長い 0.60km 以上の渓流では発生率が 30%近くに上昇していることから数値として妥当であると考えられる。平均溪流幅についても図 4-14 から、2.0m 以下では発生率が低くなり、非発生ルールの項目として妥当である。降雨についても同様であり、図 4-15 に示すように雨量が大きくなればなるほど発生の危険性は高まるというもので発生や非発生のルールの項目としては妥当であった。

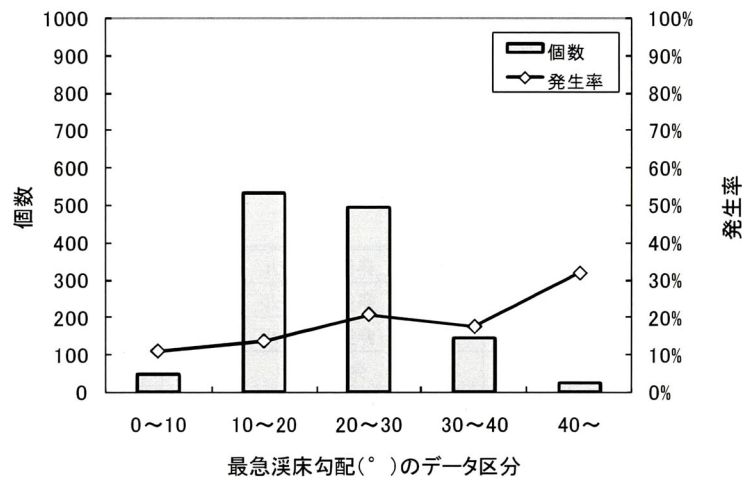


図 4-12 最急渓床勾配と発生率との関係

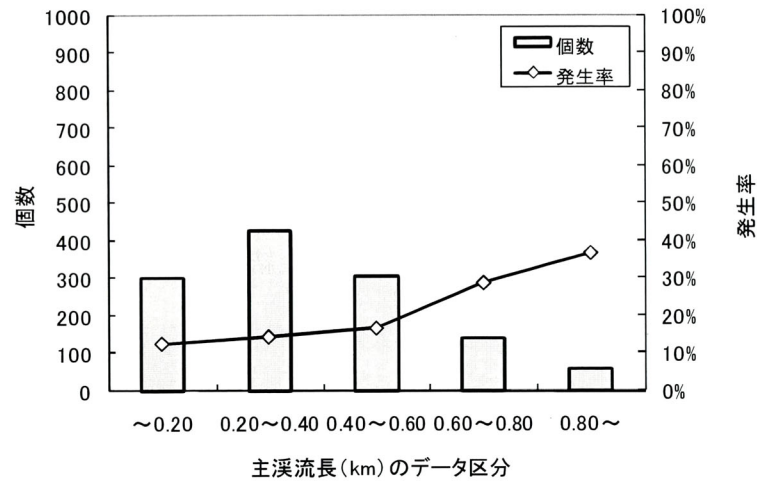


図 4-13 主溪流長と発生率との関係

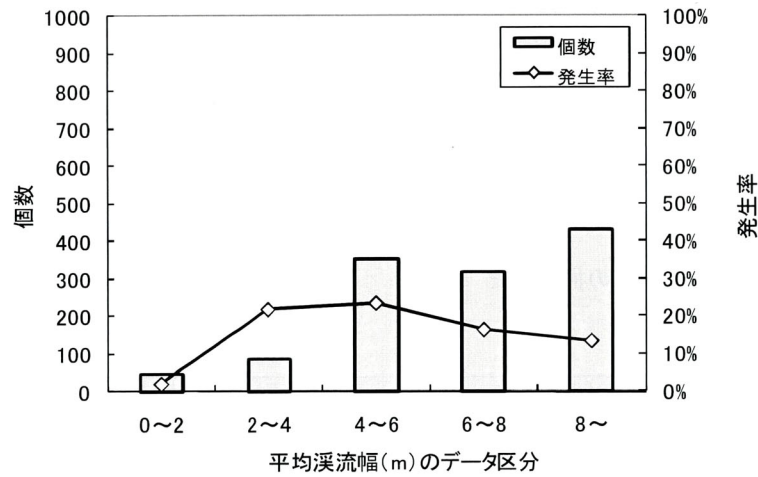


図 4-14 平均溪流幅と発生率との関係

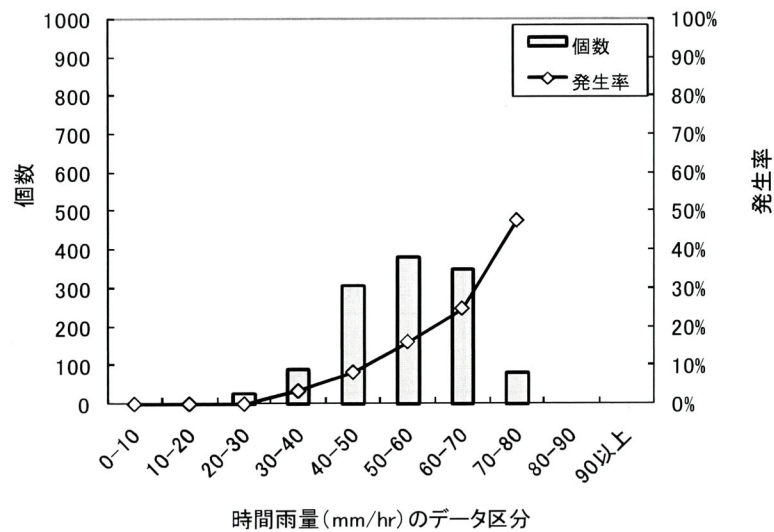


図 4-15 時間雨量と発生率との関係

ラフ集合のみを用いた岡本らの研究⁴⁾においても広島地区を対象とし、土石流の発生・非発生に関する重要要因の抽出、ならびにルールの作成を行っている。ここでは表 4-10 に示すように水系模様、最急渓床勾配、平均溪流幅、流域長、谷深比、0 次谷の数、最大時間雨量の 7 要因が重要要因として挙げられているが、本研究で抽出した重要要因 4 要因と共通していたのは最急渓床勾配、平均溪流幅、最大時間雨量の 3 要因であり、災害に起因する重要要因の結果が類似した結果となった。

表 4-10 解析結果一覧

項目	岡本らの研究 [ラフ集合のみ]	検討ケース3 [SVM+ラフ集合]	
使用データ数	[広島地区(3区)] 1235溪流 (発生213 非発生1022)		
使用要因	地形・地質17要因 降雨 2要因		
使用パラメータ	—	$C=300$ $r=3$	
整合度の要求水準	90.0%以上	100.0%	
確信度の要求水準	発生, 非発生: 100.0%	発生, 非発生: 90.0% 以上	
代表データの抽出方法	—	全発生データに占める-1 より小さいデータ(14.1%) を抽出する ↓ 全非発生データの14.1% を抽出	
代表データの個数	—	発生: 30 非発生: 144	
抽出される重要要因	水系模様		
	最急渓床勾配	最急渓床勾配	
		主溪流長	
	平均溪流幅	平均溪流幅	
	流域長		
	谷深比		
	0次谷の数		
	最大時間雨量	最大時間雨量	
ルール数	発生: 136 非発生: 250	発生: 3 非発生: 3	
累計確信度	100.0% (1167/1167)	81.9% (857/1047)	
累計サポート	94.5% (1167/1235)	84.8% (1047/1235)	
1ルールでの最大サポート	発生	0.5%	4.8%
	非発生	4.0%	65.3%
1箇所しか適合しないルール	発生: 73個 非発生: 9個	発生: 0個 非発生: 0個	

これらのことから SVM とラフ集合を用いることにより、ラフ集合のみにより抽出された重要要因としては7 要因であったものを4 要因にまで縮約することができ、ルール数についても後に表 4-10 に示すように386 個から6 個に大幅に減少させることができた。しかも、この6 ルールで全体の84.8%もの溪流を説明することが可能であり、高い汎用性を有したものと考えることができる。一方、判定の精度を表す確信度も81.9%と高い値が得られており、汎用的なルールとしては十分な水準にあるものと評価できる。以上のことから、本手法により提案するルールの作成方法が既往の研究で抽出された重要要因を踏まえつつ、ルールとして分かりやすい内容になっていることが確認できた。

4.4.9 既往研究との比較

岡本ら⁴⁾による研究と本研究とを比較した結果を表 4-10 に示す。1 つのルールに対するサポートの最大値を比較すると、岡本ら⁴⁾は発生 0.5%、非発生 4.0%であったものが、本研究の検討ケース 3 では発生 4.8%、非発生 65.3%となっており、汎用性が大きく向上しているのが認められた。

また、岡本ら⁴⁾の研究方法で得られるルールには、1 ルールに1 箇所の溪流しか該当しないものが発生ルールで73 個、非発生ルールで9 個含まれていた。これらのルールに該当する個々の溪流は、災害の発生・非発生に対して非常に特殊な条件下にあったものと考えることができる。汎用的な災害発生・非発生ルールを求めようとする場合、これらのデータがノイズとして作用してしまうことが予測されるが、本研究では SVM により代表的なデータのみを抽出してルールを作成することにより、この影響を回避しようとしている。本研究の検討ケース 3 で作成された代表データを検証した結果、上記のノイズデータのうち発生については61 個が、非発生については9 個すべてが除去されており、効果的なデータ抽出が行われたことが確認できた。

一方、ルール全体についてみると、岡本ら⁴⁾の研究では全ての要因(19 要因)から発生 136 個、非発生 250 個のルールが得られている。これらのルールで全体の94.5%の溪流の災害発生・非発生が説明できるとされているものの、400 個近い数のルールを累計した結果に基づくものであるため、実用的なものとは言い難い。これに対し、本研究ではルールの作成元に母集団から抽出した代表データを用いることで、より汎用性の高いルール(少ないルールで多くの事例を説明可能なもの)を構築することを目指した結果、発生 3 個、非発生 3 個 の大幅に少ないルール数で全体の84.1%の溪流の災害発生・非発生を説明できるルールを得ることができた。このことから、ルール全体としての汎用性は本研究の成果の方が大きく上回っており、膨大な数の災害危険箇所から特に災害発生の恐れのある箇所を判定する作業を実用的に行うことが可能なものと考えられる。

ルールの判定精度に関しては、全体累計で100.0%の確信度が得られている岡本ら⁴⁾の成果は非常に高いものを有していると言える。一方、本研究のルール全体での判定精度は、岡本ら⁴⁾の成果には及ばないものの、確信度で81.9%が確保出来ており、非常に

汎用性の高いルールによる判定についての精度としては十分な水準にあるものと判断できる。

実際に、6.29 災害では多くの土石流災害^{15),16)}が発生しているが、特に八幡川水系では 8 人の死者、ならびに家屋全半壊 69 戸を出すなど大きな被害に見舞われた。中でも佐伯区の五日市町を流れる荒谷川は死者 3 名、家屋全半壊 37 戸の甚大な被害を生じた溪流であるが、これについては岡本ら⁴⁾の研究、および本研究ともに発生ルール下にある溪流として判定されている。その他同じ八幡川水系で死者を伴う災害の発生した八幡川支川、堂ヶ原川支川、古野川の各溪流についても同様であった。このように、本研究の手法は判定の精度では岡本ら⁴⁾の研究にやや劣る結果が得られているものの、上記のような特に危険度の高かったものと考えられる溪流に関してはきちんと発生ルールに適合した箇所であることが判定出来ており、必要な精度は有しているものと判断できる。

これらのことから本手法を用いることにより、少ないルールで汎用的に災害の発生・非発生の判定が可能となり、かつその判定精度が 80%を超えるレベルを確保出来たことから、本研究の成果は効率的な防災事業の展開において実用的な効果を生むものと評価した。

4.5 まとめ

本研究では SVM による代表データの抽出とラフ集合によるルール作成という 2 つの統計的手法を組み合わせ、6.29 災害における土石流災害について、少ないデータから多くの箇所を説明できる汎用性の高いルールを作成し、広島地区の発生、非発生の特徴付けを行った。主要な結論を以下に示す。

- 1) ルール作成のためのデータからノイズを除去することを目的に、SVM による危険度評価手法を応用して代表データのみを抽出する方法を考案した。この処理は、従来法による 400 近くのルールを最終的に 6 ルールに縮約することで、ルールの汎用性向上のためには大きく貢献するものであった。
- 2) 代表データの抽出においては、元のデータベースの発生と非発生データの割合を乱さないようにすることで、確信度とサポートがともに高いルールを抽出することができた。
- 3) 全体の 14.1%の代表データに対するラフ集合での分析の結果、広島地区の土石流災害において全体の 84.8%を、わずか 6 つのルールで説明できる汎用性の高いルールを得ることができた。これは、既往の研究⁴⁾におけるルールの質を示す確信度 100.0%を低下させることにはなるが、汎用性を大きく向上させることで実用性を高めることができたといえる。

- 4) 抽出された重要要因は一般的な要因として考えられるものであり、理解しやすいルールが抽出されていると同時に、ルールとして各要因の組み合わせやカテゴリランクの数値を定量的に示すことができた。

分析の結果作成されたルールは、「時間雨量が 60mm/hr 以下の溪流」または、「平均溪流幅が 2.0m 以下の溪流」、または「最急溪床勾配が 20 度以下で、かつ主溪流長が 0.20km 以下の溪流」において非発生、「時間雨量が 70mm/hr 以上の溪流」または、「主溪流長が 0.60km 以上で、かつ時間雨量が 60mm/hr の溪流」、「最急溪床勾配が 30 度以上で、かつ時間雨量が 60mm/hr の溪流」において発生するものであることが判明し、ルールとして理解しやすい形で表現することが可能になった。また、本研究で考案した方法を用いることによって得られる汎用的ルールを参考にする事で、大量の危険箇所の中から特に危険な箇所や安全な箇所を容易に特定することができるため、点検業務や効率的な防災事業への活用など、実務にも利用しやすいものになったと考えられる。

なお、本研究は花崗岩地質帯が多く分布する広島地区において面的に集中発生した災害のデータを用いてルールの作成を行うことができたことから、ある特定の地質帯が卓越するような箇所におけるルールの作成や、面的に広いエリアで災害が発生した地域におけるルールの作成については同様の手法を適用することができるのではないかと考えられる。今後は手法構築の確認として他地域や他降雨での事例検証を行っていく必要がある。

参考文献

- 1) 矢野勝太郎：前期降雨の改良による土石流の警戒・避難基準雨量設定手法の研究，砂防学会誌，Vol.43，No.4，pp.3-13，1990.
- 2) 平松晋也，水山高久，石田芳治：雨水の浸透・流下過程を考慮した表層崩壊発生予測手法に関する研究，砂防学会誌，Vol.43，No.1，pp.5-15，1990.
- 3) 高橋透，松岡充宏，瀬尾克美，荒木義則，古川浩平，水山高久：地形特性を考慮した土石流警戒避難基準雨量の設定，砂防学会誌，Vol.53，No.1，pp.35-46，2000.
- 4) 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.
- 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) Cortes C. and Vapnik, V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 7) 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.
- 8) Pawlek, Z.: Rough Sets, International Journal of Computer and Information Science, Vol.11, pp.341-356, 1982.
- 9) 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.
- 10) 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.
- 11) 広島県広島土木建築事務所：土石流危険渓流調査および危険区域調査報告書(広島市佐伯区・安佐北区西部)，2000.
- 12) 広島県広島土木建築事務所：土石流危険渓流調査および危険区域調査報告書(安佐南区)，2000.
- 13) 岡本正男，仲野公章，秦耕二，荒木義則，古川浩平，水山高久：局地的な集中豪雨に対する土石流警戒避難基準雨量の設定に関する研究～1999.6.29 広島災害における事例～，砂防学会誌，Vol.55，No.1，pp.15-25，2002.
- 14) 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.

- 15) 広島県：6.29 土砂災害(速報版), pp.25-58, 1999.
- 16) 広島県：6.29 土砂災害復旧誌(ダイジェスト版), pp.3-8, 2003.

第5章 結論

5.1 本研究のまとめ

本研究では、土石流ならびにがけ崩れを対象に、降雨中の発生予測に関する研究として、現行の土砂災害発生危険基準線（Critical Line；以下、CLとする）についてRBFネットワーク手法により算出した出力値（以下、RBFN出力値とする）を土砂災害発生確率へ変換し、災害の発生危険度を表す情報としての有用性について検証を行った。さらに、他事業においても土砂災害発生確率が利用できるように、発生危険度の情報を持った線形のCLを作成した。これらの検討結果により、発生予測の分野の研究としてCLの高度化と切迫性の改善を行うことができたと考えられる。一方、ハード対策においても重点整備が求められている社会情勢においては、膨大な危険箇所の中から施設対策を優先すべき溪流を抽出することや、災害を予防するという観点から降雨前後において優先して調査を行うべき箇所を選定することが必要になる。そこで、複数の要因の組み合わせによるラフ集合による評価を前提としながら、できるだけ集約された条件で多くの災害発生事例を説明可能な汎用性の高いルールを作成する方法について検討を行った。以下に各章の要旨と得られた結論に示す。

第1章では、危険度情報をもった土砂災害警戒避難基準雨量と、発生要因のルール特定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、本研究の目的と概要について述べた。

第2章では、平成20年度に全国で運用が開始された土砂災害警戒情報の課題について整理し、土砂災害警戒情報の発表の際に判断基準として利用されるCLに対して、災害の発生危険度を表す情報として災害発生確率を付加するための検討を行った。危険度情報については、より現実的な避難活動に結びつけるために、警戒避難情報の発信を行う行政担当者や情報を受け取る地域住民へわかりやすく、かつ切迫性を示す指標として災害発生確率を用いた。災害発生確率の算出にあたっては、離散変数である二値変数を連続変数として予測ができ、線形確率モデルとして表現できるロジスティック回帰モデルを利用した。ここでは、線形で表現される回帰モデルを非線形CLへ展開させるために、RBFN出力値に着目して、非線形CLに対して災害発生確率を付加するための検討を行った。また、現行のCLでは予測雨量を用いて判定を行っているが、精度にばらつきがあることから、本研究では実況の雨量から1時間後のCL超過予測を行うことができる回帰モデルの構築についても検討を行った。

また、短時間に集中的に降るような降雨により発生した災害を対象に、10分間雨量を用いてCL超過予測モデルを再構築し、その有用性について検証を行った。以下に主要な結果を列記する。

- 1) ロジスティック回帰モデルを利用することで、土砂災害の危険性を災害発生の確率値という一般的に分かりやすい数値として示すことが可能となり、避難勧告等の意思決定の支援情報として活用できる。
- 2) 学習地域で構築したロジスティック回帰モデルに隣接した他地域においても汎用性があることが確認できた。
- 3) 現行で運用されているCLについて、各ラインに対応した災害発生確率を与えることができた。
- 4) CL超過予測モデルにより、予測雨量に頼らずにCL超過の可能性を精度よく捉えることができた。
- 5) 10分間雨量を用いた検討から、短時間に高い降雨強度が集中するような、いわゆるゲリラ豪雨に対しても、事前に災害の危険性を把握できることが確認できた。
- 6) 構築した2つのモデルにより、現行CLを変えることなく、災害の発生確率とCL超過確率を毎時の降雨情報に付加することができた。これによって、意思決定の支援情報や、早めに避難を促すための情報として活用が期待できる。

第3章では、砂防分野だけでなく、道路や鉄道等の他分野も含めた土砂災害全般にわたる危険度評価を行うことを目的に、広い分野で適用が可能な線形CLについて危険度情報をもたせるための検討を行った。

危険度情報については、第2章と同様にロジスティック回帰モデルを利用して、実況の解析雨量と土壌雨量指数から土砂災害の発生確率を算出した。また、精度にばらつきのある予測雨量を用いずに、実況雨量から災害発生の予測を行えるような予測回帰モデルの開発にも取り組んだ。以下に主要な結果を列記する。

- 1) ロジスティック回帰モデルを利用することで、土砂災害の危険性を災害発生の確率値という一般的に分かりやすい数値として示すことが可能となった。これは道路や鉄道などの他分野のCLに対しても適用が可能な手法であると考えられる。
- 2) ロジスティック回帰モデルを利用することで、従来の線形CLのように技術者の主観頼ることなく、客観的、かつ再現性の高い線形CLを設定することが可能となった。
- 3) 降雨の動きに対して、毎時の発生確率値が算出されるため、危険性の程度が把握し易い。
- 4) 非線形CLとの的中率による精度比較の結果、ロジスティックCLの的中精度は線形CLでありながら、非線形CLと同等であることが確認できた。
- 5) 下関で設定した発生確率モデルは他地域においても汎用性があることが確認できた。
- 6) 災害発生確率モデルをCLとして、また、CL超過予測モデルを避難基準線として

利用することにより、効果的な避難準備情報の発信が可能になるものと考えられる。

第2章では砂防分野の現行の運用システムに則したわかりやすい警戒避難情報を検討し、第3章では道路等の他事業でも利用できるような災害発生確率の情報を持った線形CLを作成した。これらの検討結果によりCLの高度化と切迫性の改善を行うことができたと考えられるが、災害を予防するという減災の観点としては、大規模な災害を引き起こすような降雨が発生する以前に危険箇所を特定する必要がある。また、降雨後においても緊急点検等に利用するために優先的に調査すべき箇所を特定する必要がある。このような危険箇所の特定のためには、災害発生に関連する要因の特定や、わかりやすい発生条件を示すことが重要である。

そこで、第4章では土石流の発生する要因を抽出し、できるだけ縮約された汎用性の高いルールを作成するための方法について検討を行った。対象は1999年6月29日に広島市を中心に発生した土石流災害である。土石流災害は単独の要因で発生することはほとんどなく、通常は複数の要因から発生する現象である。これまでは、客観的に要因の組み合わせを抽出し、ルールを作成する方法としてラフ集合が利用されてきた。しかし、発生と非発生を特徴づけるためにはノイズとなるようなデータが多く、ルールが膨大になる傾向にあり、実用的とは言い難い手法であった。

そこで発生と非発生を特徴づけるような代表的なデータを抽出するために、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サポート・ベクター・マシーン(Support Vector Machine; 以下、SVMとする)を用いて、代表データの抽出を試みた。

また、代表データをもとにラフ集合による解析を行い、できるだけ集約された条件で多くの災害発生事例を説明可能な汎用性の高いルールを作成する方法を検討した。主要な結果を以下に列記する。

- 1) ルール作成のためのデータからノイズを除去することを目的に、SVMによる危険度評価手法を応用して代表データのみを抽出する方法を考案した。この処理は、従来法による400近くのルールを最終的に6ルールに縮約することで、ルールの汎用性向上のためには大きく貢献するものであった。
- 2) 代表データの抽出においては、元のデータベースの発生と非発生データの割合を乱さないようにすることで、確信度とサポートがともに高いルールを抽出することができた。
- 3) 全体の14.1%の代表データに対するラフ集合での分析の結果、広島地区の土石流災害において全体の84.8%を、わずか6つのルールで説明できる汎用性の高いルールを得ることができた。これは、既往の研究⁴⁾におけるルールの質を示す確信度100.0%を低下させることにはなるが、汎用性を大きく向上させることで実用性を高めることができたといえる。

- 4) 抽出された重要要因は一般的な要因として考えられるものであり、理解しやすいルールが抽出されていると同時に、ルールとして各要因の組み合わせやカテゴリランクの数値を定量的に示すことができた。

5.2 今後の課題と将来への展望

本論文では、数理的な手法を用いて土砂災害の発生危険度を確率値で評価した。また土石流の発生要因についても、要因の組み合わせが少なく、かつ汎用的なルールとして抽出するための検討を行い、それぞれにおいて新たな手法を開発した。

第2章では現行の土砂災害の運用システムで利用されている非線形CLについて、さらに実用性を高めるために統計的手法の一つであるロジスティック回帰モデルを用いて、災害発生確率を非線形CLに適用できないかを検討した。従来の非線形CLでは、スネークラインがCLを超過したのか、していないかを判別し、超過していれば災害が発生するというような境界線としての位置づけでしかなかった。そのため、どのくらい危険なのかを表現できていなかったが、本研究で表現した災害発生確率は、危険度を把握することができる。検討の結果、RBFN出力値に対して災害発生確率を算出するモデルを構築することができた。これは現行のCLに対しても災害発生確率を付与することから、危険度を理解しやすい形で警戒避難情報を提供できるものである。ただし、現行のCLは5km格子で区分されたエリア毎に設定されており、非発生降雨のみでもCLの設定が可能である。これに対して本研究で提案したロジスティック回帰モデルを利用して算出した災害発生確率は、災害発生を引き起こした発生降雨について学習を行うため、まったく災害を経験していない地域においては基本的に設定ができないという課題がある。そのため、災害を経験した地域においてモデルを構築し、その他の地域へ適用する必要がある。適用範囲については、本研究では5km格子単位での可能性を示したが、全県なのか、全市なのか、ある程度の市町村を束ねたブロック単位なのかを今後は評価していく必要がある。

また、発生確率についてはピーク値のRBFN出力値を維持して、降雨が降り続けば確率値が上昇するという考え方にしている。これは降雨終了時付近においても災害の発生事例が多く、非常に危険な状態であることを示すためである。しかし、雨が降っていない状態が継続しているにもかかわらず、いつまでも危険な状態であるという現象は現実的にはあり得ない。そのため、本研究では、24時間の無降雨が続けば解除にするといった考え方や大雨警報の解除後に見回りを行い、特に問題が発生していなければ土砂災害警戒情報を解除にするなどの考え方を適用しなければならない。降雨の減少に伴う災害発生確率の低減や解除基準についてはこれからの検討課題である。

今後は他県での事例を重ねて、検証を増やしていくことで、全国で展開されている土砂災害警戒情報の一助となるような避難準備情報としての活用が期待される。また、住民がどのくらいの確率値でもって危険と感じるのかなどを調査していくことによって、

自主避難を促し、減災に向けた活動が一層進むものと考えられる。

第3章では、統計的手法の一つであるロジスティック回帰モデルを用いた土砂災害発生の危険度情報を持った線形CLの作成を行った。ここでは、実況の解析雨量と土壌雨量指数から災害発生確率を算出するモデルを構築した。構築した回帰モデルにより算出した発生確率値は、実際の災害発生率との整合がよく、他地域においても汎用的であることが確認できた。また、危険度情報を持った線形のCLは道路防災や施工時の安全管理に用いるなど、他事業においても適用の可能性を示すものである。砂防分野で用いられている非線形CLと合わせることで用途に応じて全国のさまざまな土砂災害に対して危険度情報を持ったCLを設定できるものと考えられる。

第4章では、減災に向けた取り組みを降雨中だけでなく、その前後にも広げることで、災害の予防対策を効率的に実施することを目的に、土石流の発生に強く関与する要因を抽出し、できるだけ縮約された汎用性の高いルールを作成するための方法について検討を行った。その結果、これまで膨大な数のルールが抽出されていた既往の研究から比較すると、わずか6つのルールで全体のデータを説明できるような汎用性のあるルールを作成することができた。また、1箇所でも1ルールしか適合しないような特殊な条件下で発生したような災害については、SVMを用いることで、ノイズデータとして客観的に排除することができた。

しかしながら、本研究で分析の対象としたのは広島土石流災害の一事例のみであり、本研究で提案したルールの作成手順が他事例においても適用できるかの検証はできていない状況である。土石流は土砂災害の中でも比較的大きな降雨で同時多発的に発生する事例も多いことから、地域性が大きく反映される災害である。このことから、他地域においても同様な手順で発生・非発生ルールを作成できるのかを検討し、十分な検証を実施していく必要がある。

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位の選定などに活用できるものと期待される。

また、土砂災害の中でも発生件数の多いのがけ崩れである。がけ崩れは地形・地質要因の関係が特定しにくい現象である。さらに大小様々な降雨によって災害が引き起こされているため、素因や誘因から発生・非発生を判断することは非常に難しい。本研究で示した土石流のルール作成手順はデータマイニング手法を基にルールを作成しており、ノイズ的なデータも客観的に排除できることから、がけ崩れのような複雑な現象に対しても十分に適用できるものと考えられる。

これらの研究成果は、土砂災害の発生機構をルールとして視覚的に把握することで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明確にすることで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防災活動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、本研究の成果を用いることで大きな災害を引き起こすような降雨が発生する前に特に危険な箇所を選定したり、降雨後に緊急点検を行うための優先順位を設定することが可能となり、より一層の警戒避難体制の充実を図ることができるものと考えられる。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、平成19年10月から平成21年3月の1年6ヶ月間、筆者が山口大学大学院理工学研究科助教として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下さった山口大学理工学研究科 古川浩平教授には深甚なる謝意をここに表します。古川浩平教授には、本研究の方向性から細部にわたる論文の取りまとめまで終始、温かく丁寧なご指導とご鞭撻を賜りました。また、研究者としての取り組み姿勢や着眼点のを見つけ方など、得難い技術を身につけさせて頂いたことは一人の技術者として今後の大きな糧になったと感じています。一生のうちのわずか1年半ではありますが、技術者としてまた研究者として成長していくためには自分にとっては何が必要なのかを確認できたかけがえのない時間でした。深く感謝の意を表します。

学位審査におきましては、山口大学理工学研究科 松田博教授、兵動正幸教授、羽田野袈裟義教授、清水則一教授、進士正人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。思えば助教として赴任した際には環境の全く異なる大学での研究生活に困惑することも多々ございましたが、先生方の励ましに幾度となく勇氣付けられ、無事に研究を続けていくことができました。心より感謝の意を表します。

中電技術コンサルタント株式会社 荒木義則博士には、筆者が研究に行き詰まるとときに豊富な研究実績と幅広い業務経験から問題点を見抜き、適切なお助言を頂きました。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 倉本和正博士は、筆者が学生時代の恩師でもあり、常に温かいご助言・ご助力を頂きました。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。特に竹本大昭博士は大学時代の同期でもあり、公私ともに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。

先輩助手のお一人である西日本技術開発株式会社 大石博之博士には、研究の方向性の助言だけでなく、細部にわたる論文の指導まで、ひとかたならぬ御助力を頂きました。幾度となく研究室に足を運んで頂き、ときには一緒に現地に出かけ、研究に関する様々な視点を筆者に与えて頂いたことは今でも大切なものとなっています。大石博士の研究に向かう姿勢は、筆者にとって最も身近で最良のお手本であり、同職種の筆者にとっては視野の広がる非常に多くの事を学ばせて頂きました。ここに深く感謝の意を表します。

西日本技術開発株式会社 円田竜太氏には、構造物の点検技術の研究においてデータの提供だけでなく、多くのご助言、温かい励ましを頂きました。また、円田氏は学生からの信頼が厚く、研究以外の面でも多くのことを学ばせて頂きました。ここに深く感謝の意を表します。

株式会社四電技術コンサルタント 松本幸太郎博士には、筆者が山口大学赴任直後の1ヶ月間を共に研究室で過ごしたこともあり、並々ならぬご支援を頂きました。研究の内容や特許の作成など、毎日深夜まで議論を繰り返す、教育者として未熟であった筆者に対し多くのご助言、ご支援頂きました。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つたと思っています。ここに心より深く感謝の意を表します。

山口大学大学院理工学研究科 杉原成満助教には、筆者の退職後の古川研究室を引き継いで頂きました。毎日の昼夜を問わない研究の議論や様々なアイデアを出しての試行錯誤の日々は非常に有意義で楽しく、同じ目的に向かって過ごした時間は筆者にとってかけがいのない財産となっています。また、筆者が取り組みながらもなかなか達成できなかった研究テーマを成熟させるだけでなく、新たな研究テーマを掲げ大きな成果を挙げられております。ここに心より感謝の意を表します。

大日本コンサルタント株式会社 船木健治会長、ならびに川神雅秀社長には、筆者の大学赴任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。

大日本コンサルタント株式会社防災事業部 藤田隆事業部長、山本信二副事業部長、佐藤敏久部長、林達夫部長、中井和夫部長、清野耕史室長には、筆者の大学赴任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。

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、卒業生および在学学生には、本当に惜しめない御協力を頂きました。平成19年度修了生の芦田悠輔氏、岡部裕三氏、古浦孝雄氏とは、解析にあたって共に悪戦苦闘し、本研究の礎を築くことができました。平成20年度修了生の上木裕太氏、福田賢司氏、森田真人氏とは何度も研究討議を重ね、本研究の核となる新手法を提案することができました。平成19年度卒業生の門井貴英氏、川崎雄大氏、椎葉偉久氏、福田慎哉氏、山本明由美氏、ならびに平成20年度卒業生の猪股侑一氏、植野惣氏、大重綱平氏、堀智彦氏には筆者が研究活動を行うに当たってデータの整理や解析の補助をして頂きました。研究者として、また教育者として未熟な筆者を「先生」と呼んで、研究室を盛り上げ、惜しめない協力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。特に、会社を離れて山口大学の助教として勤務することに快く同意し、生活面、精神面で大きな支えとなってくれた妻法子には心から深く感謝の意を表します。

平成23年3月

篠崎嗣浩

付録

○主要論文一覧

- (1) 著者名 篠崎嗣浩, 芦田悠輔, 朴東俊, 尹敏, 尹禮分, 大石博之, 古川浩平
題目「ロジスティック回帰モデルを用いた災害発生危険度の活用に関する研究」
平成 22 年 1 月 砂防学会誌, Vol.63, No.1, pp.14-21
- (2) 著者名 篠崎嗣浩, 福田賢司, 大石博之, 杉原成満, 古川浩平
題目「ロジスティック回帰分析を用いた土砂災害発生危険基準線の確率的評価」
平成 22 年 2 月 土木学会論文集 F, Vol.66, No.1, pp.122-131
- (3) 著者名 篠崎嗣浩, 森田真人, 大石博之, 古川浩平
題目「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」
平成 21 年 10 月 土木学会論文集 F, Vol.65, No.4, pp.448-460

○その他

- (1) 著者名 篠崎嗣浩, 芦田悠輔, 古川浩平
題目「ロジスティック回帰モデルを用いた警戒避難基準雨量の高度利用に関する研究」
平成 20 年 5 月 平成 20 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.232-233
- (2) 著者名 門井貴英, 松本幸太郎, 篠崎嗣浩, 古川浩平
題目「SVM とラフ集合を用いた土砂災害の発生形態の差異に関する研究」
平成 20 年 5 月 第 60 回土木学会中国支部研究発表会概要集, VI-4
- (3) 著者名 古浦孝雄, 佐藤創, 篠崎嗣浩, 古川浩平
題目「イタラッキ地域における山地災害実態の解明」
平成 20 年 5 月 第 60 回土木学会中国支部研究発表会概要集, VI-3
- (4) 著者名 芦田悠輔, 篠崎嗣浩, 古川浩平
題目「ロジスティック回帰モデルを用いた災害発生危険度の活用に関する研究」
平成 20 年 5 月 第 60 回土木学会中国支部研究発表会概要集, VI-2

- (5) 著者名 篠崎嗣浩, 森田真人, 大石博之, 古川浩平
題目「SVM とラフ集合を用いた土石流の発生・非発生 Rule の作成方法に関する研究」
平成 21 年 5 月 平成 21 年度砂防学会研究発表会概要集, pp.90-91
- (6) 著者名 大重綱平, 篠崎嗣浩, 杉原成満, 古川浩平
題目「SVM とラフ集合を用いたがけ崩れの発生・非発生 Rule の作成に関する研究」
平成 21 年 5 月 第 61 回土木学会中国支部研究発表会概要集, VII-8
- (7) 著者名 植野惣, 杉原成満, 篠崎嗣浩, 古川浩平
題目「SCE-UA 法を用いたタンクモデルパラメータの同定手法に関する一考察」
平成 21 年 5 月 第 61 回土木学会中国支部研究発表会概要集, VII-7
- (8) 著者名 江守良介, 飯田毅, 古川浩平, 篠崎嗣浩
題目「SVM とラフ集合を用いた下水道管渠の維持管理に関する基礎的研究」
平成 21 年 9 月 平成 21 年度全国大会 第 64 回年次学術講演会講演概要集, VI-349,
pp.697-698

