

道路政策の質の向上に資する技術研究開発
成果報告レポート
No. 2023-2

研究テーマ

局地的大雨に対応した事前通行規制基準
の『時間的』・『空間的』高度化

研究代表者：	京都大学教授	岸田	潔
共同研究者：	神戸高専教授	鳥居	宣之
	関西大学教授	小山	倫史
	立命館大学准教授	藤本	将光
	京都大学教授	須崎	純一
	京都大学教授	山口	弘誠
	京都大学助教	石井	順恵
	関西大学准教授	宮崎	祐輔

令和 8 年 5 月

新道路技術会議

目次

研究概要	1
第 1 章 本報告書の構成	3
1. 1 研究の背景	3
1. 2 研究の目的	3
1. 3 報告書の構成	4
第 2 章 事前通行規制の高度化に向けた課題の整理	6
2. 1 事前通行規制	6
2. 2 土砂災害警戒情報の活用	8
2. 3 近畿地方整備局管内における運用状況と現状の課題	11
2. 4 干渉 SAR 解析による地盤変動量解析の研究事例	12
2. 5 本研究で取り組む課題	13
第 3 章 浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化	16
3. 1 斜面の安定解析	16
3. 2 機械学習	19
3. 3 提案手法の適用性と限界	33
第 4 章 道路用土砂災害警戒基準線	35
4. 1 土砂災害警戒情報の活用に関するアンケート	35
4. 2 道路用土砂災害警戒基準線の作成方法	36
4. 3 分析方法	39
4. 4 分析結果と考察	42
4. 5 評価手法の整理	46
4. 6 提案手法の適用性	48
第 5 章 ローカル予測雨量モデルの検討	51
5. 1 分析に用いたデータ	51
5. 2 分析結果と考察	51
第 6 章 潜在的危険斜面の抽出	55
6. 1 潜在的危険斜面の定義	55
6. 2 C バンドによる検討事例	56
6. 3 L バンドによる検討事例	62
付録 予測雨量の精度	68

「道路政策の質の向上に資する技術研究開発」（令和 5 年度採択）
研究概要

番号	研究課題名	研究代表者
No. 2023-2	局地的大雨に対応した事前通行規制基準の『時間的』・『空間的』高度化	京都大学 教授 岸田 潔

局地的大雨に対応した事前通行規制判断の時間的・空間的高度化を実現するため、浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化、道路用 CL の構築・評価、ローカル予測雨量モデルの構築、潜在的危険斜面抽出に取り組み、通行規制の発令・継続・解除および重点監視箇所の選定に資する技術体系として整理した研究開発。

1. 研究の背景や動機、目的および目標等

近年、局地的大雨や線状降水帯等により、道路斜面災害の発生形態が多様化している。一方、従来の連続雨量法は運用が容易である反面、先行降雨、土中水分、斜面ごとの地形・地質条件、降雨の空間分布を十分に反映しにくい。そのため、災害捕捉性能、空振りの低減、規制解除判断の説明性、重点監視箇所の抽出を同時に考慮した事前通行規制判断の高度化が求められている。

本研究は、事前通行規制判断を時間的・空間的に高度化することを目的とした。規制判断の時間的高度化として、1. 浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化、2. 道路用 CL の構築・評価、3. ローカル予測雨量モデルの構築に取り組み、個別斜面の安全率評価、規制区間全体の降雨リスク評価、予測雨量に基づく規制・解除猶予の評価を行った。規制判断の空間的高度化として、4. 潜在的危険斜面抽出に取り組み、規制区間内の重点監視箇所の抽出と監視レベルの階層化を目指した。

2. 研究内容

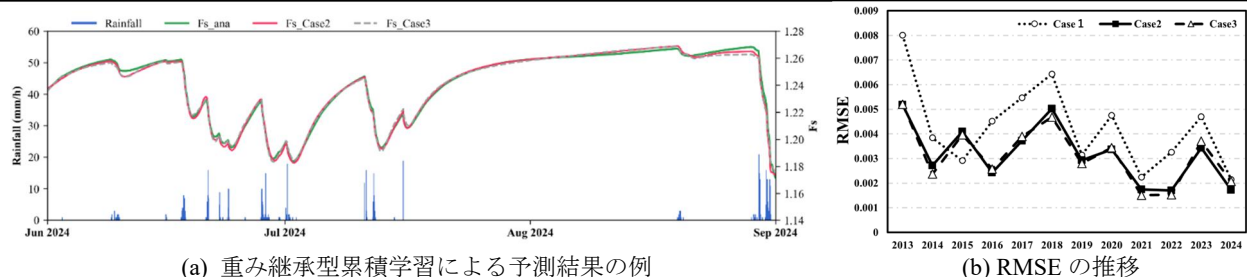
本研究は、以下の 4 項目により実施した。対象地区として、国道 9 号観音峠地区、国道 28 号炬口地区、国道 8 号大谷地区等を用いた。

- 1) 浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化では、重点監視する斜面を対象に、降雨に伴う安全率時系列を機械学習により高速に予測する手法を検討した。
- 2) 道路用 CL の構築・評価では、土壌雨量指数と 60 分間積算雨量を用いた道路用 CL を作成し、連続雨量法、CL 法、予測雨量を用いた CL_{fest} 法を比較評価する方法を構築した。
- 3) ローカル予測雨量モデルの構築では、降水短時間予報、解析雨量、テレメータ雨量を比較し、予測雨量の精度低下、強雨時の過小・過大評価、周辺メッシュ情報の活用可能性を評価した。
- 4) 潜在的危険斜面抽出では、地形・地質、降雨履歴、干渉 SAR 時系列解析、災害履歴、防災カルテ等を組み合わせ、重点監視候補箇所を抽出する手順を整理した。

3. 研究成果

図 1 に時間的高度化の代表成果を示す。浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化により、斜面安全率の時系列予測手法を構築した。国道 28 号炬口地区を対象に、浸透流・円弧すべり統合解析で得られる安全率時系列を LSTM により学習・予測した結果、MAE・RMSE がいずれも 0.003 以下となる高精度な予測モデルを構築できた。これにより、斜面の安定度変化を実務的な時間内で把握し、規制解除判断や対策効果を評価する際の補助情報として活用できる可能性を示した。

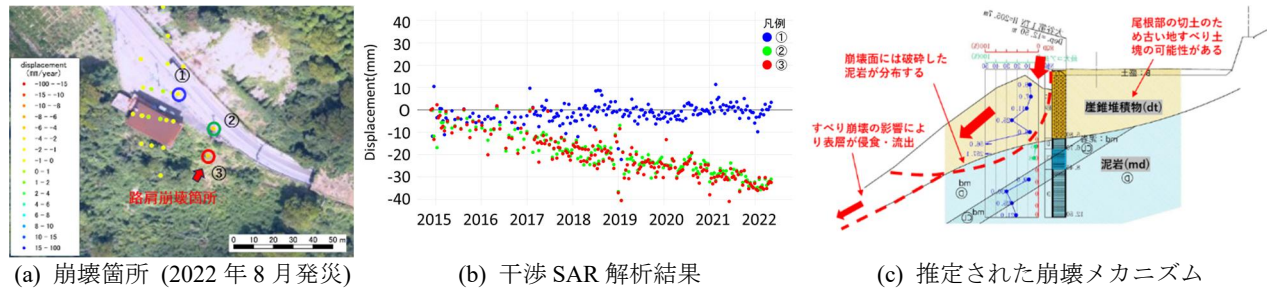
図 2 に空間的高度化の代表成果を示す。国道 8 号大谷地区を対象に、潜在的危険斜面抽出の有効性を確認した。大谷地区では、地形・地質条件、降雨履歴、干渉 SAR 時系列解析結果を組み合わせることで、潜在的危険斜面の抽出の可能性を検討した。この結果は、干渉 SAR 解析を単独の規制発令基準として用いるのではなく、地形・地質、降雨履歴、防災カルテ、現地調査、専門家判断と組み合わせることで、重点監視箇所の抽出や対策優先順位付けに活用できることを示す成果である。さらに、同様の方法を国道 9 号観音峠地区にも展開し、地形・地質条件、降雨履歴、干渉 SAR 時系列解析結果、既往の点検・調査情報を照合することで、経過観察を要する潜在的危険



(a) 重み継承型累積学習による予測結果の例

(b) RMSE の推移

図 1 LSTM を用いた重み継承型累積学習による予測結果の例 (炬口地区)



(a) 崩壊箇所 (2022 年 8 月発災)

(b) 干渉 SAR 解析結果

(c) 推定された崩壊メカニズム

図 2 国道 8 号大谷地区における潜在的危険斜面の抽出事例

斜面を抽出した。これにより、本手法が既往災害箇所の検証だけでなく、現時点で災害が顕在化していない規制区間内の重点監視候補箇所の抽出にも適用可能であることを確認した。

4. 主な発表論文

- 1) Miyazaki, Y. et al. (2025): Challenges and Innovations in Advance Traffic Control System Under Extreme Weather Events, Proceedings of ICTG 2024, Lecture Notes in Civil Engineering, Vol. 403, Springer.
- 2) 井宮雅裕, 宮崎祐輔, 小山倫史, 藤原照幸, 岸田潔: 機械学習を用いた浸透流・円弧滑り統合解析による安全率の時系列予測, 第 64 回地盤工学シンポジウム論文集, pp.138-143, 2024.
- 3) 黒田さくら, 小山倫史, 浅井奏音, 宮崎祐輔, 山口弘誠, 岸田潔: 気象レーダーに基づく解析雨量およびその予測値とテレメータ雨量の比較, Kansai Geo-Symposium 2024, 2024.
- 4) Ishii, Y. et al. (2024): Landslide Risk Assessment along Roads by Using Radar-driven Land Deformation and Rainfall Data, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XLVIII-3-2024, pp.231-237.

5. 今後の展望

今後は、観音峠地区および炬口地区で導入した道路用 CL 監視システムを、他の事前通行規制区間へ展開するため、雨量データ、土壌雨量指数、災害履歴、非発生降雨、現地観測情報の標準化を進める必要がある。また、連続雨量法、CL 法、CLfst 法を組み合わせた発令・継続・解除判断の運用手順を具体化し、潜在的危険斜面抽出手順、重点監視斜面の安全率評価手順を実務の参考資料として体系化する。

6. 道路政策の質の向上への寄与

本研究は、事前通行規制の発令・継続・解除判断、重点監視対象の抽出、要対策箇所の選定という、道路管理実務の複数の意思決定段階に直接貢献する成果を得た。特に、道路用 CL 監視システムを観音峠地区および炬口地区に導入したことは、研究成果を道路管理者が確認可能な形へ具体化した成果である。また、潜在的危険斜面抽出成果を近畿地方整備局主催の道路防災連絡会議へ展開したことは、研究成果が道路行政の実務判断へ接続された重要な成果である。

7. ホームページ等

関連ウェブサイトは現時点でなし。研究成果は、成果報告書、研究成果発表会、関連学会・会議等を通じて発信する。

第1章 本報告書の構成

1.1 研究の背景

一般道路においては、台風や大雨などの異常気象時に、あらかじめ定めた基準雨量に基づき通行を規制する区間が存在する。この制度は事前通行規制制度と呼ばれ、一般国道では主に連続雨量法が用いられてきた。連続雨量法は、雨量の累積値が規制区間ごとに定められた基準値を超過した場合に通行止めを実施し、時間雨量2mm以下の状態が一定時間継続した場合に累積雨量をリセットする方法である。この方法は、規制開始時刻を予測しやすく、通行止めに必要な人員・設備配置を比較的容易に行える利点を有する。

一方で、近年の局地的大雨や線状降水帯に伴う豪雨では、従来の連続雨量法のみでは対応が困難な事例が顕在化している。連続雨量法では、短時間の局所的・集中的豪雨を十分に反映できない場合があるほか、累積雨量のリセットにより先行降雨の影響が考慮されない可能性がある。また、現行基準の設定根拠が必ずしも明確でないこと、防災対策の進展に伴い通行止めを実施したにもかかわらず災害が発生しない空振りが増加することも課題である。したがって、事前通行規制基準には、単なる降雨量の累積だけでなく、降雨強度、先行降雨、土中水分状態、斜面の地形・地質条件、対策工の効果を反映することが求められる。

山田ら¹⁻¹⁾は、事前通行規制制度の見直しに関して、規制基準が対象とする災害を正確に捕捉できるか、通行止めおよび解除の実施過程において実行可能性が高いか、規制基準が道路利用者に対して説明可能であるか、という三つの課題を指摘している。これらの課題は、国土交通省¹⁻²⁾、大段ら¹⁻³⁾、加藤ら¹⁻⁴⁾による検討においても共通して指摘されており、連続雨量だけでなく、降雨浸透の時間遅れや斜面内水分量を考慮可能な指標を用いること、さらに規制基準に客観性と説明性を持たせることが重要とされている。

このような背景のもと、土砂災害警戒情報で用いられている土壌雨量指数と60分間積算雨量を組み合わせたスネーク曲線、および土砂災害発生危険基準

線を道路通行規制へ応用することが検討されている^{1-5), 1-6)}。土壌雨量指数は、先行降雨の影響や地盤内の水分貯留を考慮できるため、連続雨量法よりも斜面災害の発生メカニズムに近い指標として期待される。ただし、土壌雨量指数は全国一律のタンクモデルに基づく指標であり、各規制区間の地盤特性や斜面条件を十分に反映しているとは限らない。そのため、土砂災害警戒情報の考え方を道路管理に適用するためには、道路斜面の地形・地質条件、対策工の有無、災害履歴、非発生降雨、予測雨量を踏まえた評価方法を構築する必要がある。

さらに、事前通行規制区間は数kmに及ぶことも多く、区間内の斜面を一律の雨量基準で監視することには限界がある。テレメータ雨量計は点の観測情報であり、線状降水帯や局地的大雨の空間分布を十分に捉えられない場合がある。また、同一規制区間内であっても、地形、地質、集水条件、斜面変動の有無により災害発生リスクは異なる。したがって、事前通行規制基準の高度化には、規制をいつ発令・解除するかという時間的な判断に加えて、どの斜面を重点的に監視すべきかという空間的な判断を統合する必要がある。

1.2 研究の目的

本研究の目的は、局地的大雨を誘因とする多様な斜面災害に対応するため、事前通行規制基準を時間的・空間的に高度化することである。具体的には、連続雨量法に依存した従来の通行規制判断を、土中水分、降雨履歴、斜面安定性、予測雨量、地形・地質条件、地盤変動量を統合した道路管理上の意思決定手法へ発展させることを目指す。

時間的な高度化では、降雨に伴う斜面安全率の変化を迅速に評価するため、浸透流・円弧すべり統合解析により得られる安全率時系列を機械学習によりサロゲート化する。これにより、高忠実度の数値解析に基づく斜面安定性評価を実務的な時間内で活用することを目指す。また、土壌雨量指数と60分間積算雨量を用いた道路用土砂災害警戒基準線を構築し、災害捕捉性能、空振り、規制時間、解除条件を客観

的に評価する。さらに、事前通行規制の実働に必要な時間的猶予を確保するため、降水短時間予報や解析雨量を用いたローカル予測雨量モデルの構築に向けた検討を行う。

空間的な高度化では、事前通行規制区間内外に存在する監視すべき斜面を抽出するため、潜在的危険斜面の抽出方法を検討する。本研究では、危険斜面を、既往災害、明瞭な変状、点検結果、または安定性評価により、道路管理上の監視・規制・対策の必要性が顕在化した斜面と定義する。これに対して、潜在的危険斜面を、現時点では危険斜面として顕在化していないものの、地形・地質に基づく素因、降雨履歴に基づく誘因、および干渉SAR時系列解析等により把握される変動量の重ね合わせにより、豪雨等の外力作用時に道路交通を阻害する斜面災害へ発展し得る斜面と定義する。

以上より、本研究では、道路用土砂災害警戒基準線、ローカル予測雨量モデル、浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化、および潜在的危険斜面の抽出を相互に関連付けることで、通行規制の発令、継続、解除、重点監視、詳細調査、対策優先順位付けに資する技術体系を構築することを目的とする。

1.3 本報告書の構成

本報告書の構成は以下のとおりである。なお、参考文献については各章でまとめて記載した。

【第2章 事前通行規制の高度化に向けた課題の整理】

第2章では、事前通行規制制度の導入経緯、一般道路、高速道路および鉄道における雨量通行規制の考え方、土砂災害警戒情報の概要と基準設定方法を整理する。また、近畿地方整備局管内における近年の被災事例を踏まえ、連続雨量法におけるリセット条件、先行降雨の考慮、テレメータ雨量の空間代表性、局地的大雨への対応に関する課題を示す。さらに、干渉SAR解析による地盤変動量解析の研究動向を整理し、本研究で取り組む時間的・空間的高度化の課題を位置づける。

【第3章 浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化】

第3章では、国道28号炬口地区を主対象として、浸透流・円弧すべり統合解析により得られる安全率時系列をLSTMによりサロゲート化する手法について述べる。本章では、解析対象斜面の地盤条件、降雨データ、境界条件、初期状態の設定を整理したうえで、降雨に伴う安全率変化を教師データとした機械学習モデルを構築する。さらに、重み継承型累積学習、学習時間短縮、学習データ量、乱数初期値の影響を検証し、サロゲートモデルの予測精度、安定性、計算効率を評価する。加えて、国道9号観音峠地区への適用を通じて、他地点展開における有効性と限界について考察する。

【第4章 道路用土砂災害警戒基準線】

第4章では、土砂災害警戒情報の考え方を道路通行規制へ適用するため、道路用土砂災害警戒基準線の作成方法と評価方法について述べる。まず、近畿地方整備局管内の道路管理者を対象としたアンケート調査により、土砂災害警戒情報やCLを事前通行規制に活用する際の利点と課題を整理する。次に、テレメータ雨量、解析雨量、換算10分間雨量、土壌雨量指数、60分間積算雨量を用いて、RBFネットワークに基づく道路用CLの作成方法を示す。さらに、連続雨量法、CL法、予測雨量を用いたCLfcst法を対象に、混同行列、規制期間、災害捕捉性能、空振り、規制時間、規制回数を用いた客観的な評価方法を検討する。

【第5章 ローカル予測雨量モデルの検討】

第5章では、事前通行規制における予測雨量の重要性を踏まえ、ローカル予測雨量モデルの構築に向けた基礎的検討を行う。本章では、テレメータ雨量が点の観測情報であり、局地的大雨の空間分布や将来降雨を直接把握できないという課題を整理する。そのうえで、降水短時間予報、解析雨量、雨量計による実測雨量を用いて、予測雨量と実測雨量の乖離、予測時間に伴う精度低下、強雨時の過小評価・過大評価の傾向を分析する。さらに、実測雨量と周辺メッシュの解析雨量との相関を用いて降雨の相関地図を作成し、1〜3時間前に観測された周辺の解析雨量を参照することで、局所雨量予測に活用できる可能性を検討する。

【第6章 潜在的危険斜面の抽出】

第6章では、事前通行規制区間における潜在的危険斜面の抽出方法について述べる。本章では、危険斜面と潜在的危険斜面の定義を整理したうえで、地形・地質に基づく素因、降雨履歴に基づく誘因、干渉SAR時系列解析等により把握される変動量を重ね合わせる考え方を示す。また、国道8号大谷地区における災害事例を用いて、崩壊箇所、降雨量、地形・地質状況、地盤変動量の対応関係を検証し、その抽出過程の一般化を試みる。さらに、国道9号観音峠地区および国道28号炬口地区を対象として、CバンドおよびLバンドの干渉SAR解析を用いた潜在的危険斜面の抽出可能性について検討する。

参考文献

- 1-1) 山田敦浩, 竹本大昭, 小林央宣, 倉本和正, 荒川雅生, 中山弘隆, 古川浩平: 豪雨時の道路事前通行規制基準雨量の設定に関する研究, 砂防学会誌, Vol. 57, No. 6, pp. 28-39, 2005.
- 1-2) 国土交通省 道路局 国道・防災課 道路防災対策室: ゲリラ豪雨に対応した新しい事前通行規制の試行~災害捕捉率の向上と通行止め時間の適正化~, 道路行政セミナー, Vol. 8, No. 83, pp.1-9, 2015.
- 1-3) 大段恵司, 小田和広, 伊藤真一, 小泉圭吾, 鳥居宣之: 土壌雨量指数を用いた国道における通行規制・

解除基準の提案，土木学会第 73 回年次学術講演会，III-318, pp. 635-636.

- 1-4) 加藤俊二・東拓生・佐々木哲也：土壌雨量指数を活用した道路の事前通行規制手法に関する検討，土木技術資料，Vol.65, No. 2, pp. 20-25, 2023.

- 1-5) 小山倫史：降雨特性に応じた道路通行規制のあり方に

関する研究 研究成果報告書，国土交通省近畿地方整備局，新都市社会技術融合創造研究会，2016.

- 1-6) 鳥居宣之：事前通行規制区間の解除のあり方に関する研究 研究成果報告書，国土交通省近畿地方整備局，新都市社会技術融合創造研究会，2018.

第2章 事前通行規制の高度化に向けた課題の整理

2.1 事前通行規制

(1) 事前通行規制制度導入の経緯

現在、我が国では一般道路および高速道路に対して事前通行規制制度が導入されている **エラー! 参照元が見つかりません。**。異常気象に対する一般道路の事前通行規制制度は、昭和 43 年 8 月 18 日午前 1 時 20 分ごろに岐阜県加茂郡白川村の国道 41 号で発生した飛騨川バス転落事故を契機として導入された。飛騨川バス転落事故は、乗鞍岳登山のため国道 41 号を通行中の観光バス 2 台が 8 月 17 日からの集中豪雨によって発生した土石流に巻き込まれ、道路に並行する飛騨川に転落し、乗員・乗客合わせて 104 人が死亡した道路災害である。事故現場付近の七宗村上麻生地内建設省河川観測所（現場より約 10 km 下流）では、最大時間雨量 90 mm（18 日午前 0 時～1 時）、連続雨量 382 mm の降雨を観測しており、岩石および土砂が高さ 100 m、幅 30 m にわたり数ヶ所で崩壊した^{2-2), 2-3)}。図 2-1 に被災地点および崩壊箇所の断面図を、**エラー! 参照元が見つかりません。**に飛騨川バス転落事故現場の様子を示す。同事故以前の道路管理は道路法第 46 条に基づき、土砂災害等で道路が損壊したのちに通行止めを実施することが一般的であった。しかし、飛騨川バス転落事故を契機として、昭和 44 年に道路局長通知が発出され、事前に道路区間を指定して異常気象時に通行止めを実施する事前通行規制制度が整備された。**エラー! 参照元が見つかりません。**に直轄国道における事前通行規制区間数・延長の推移を示す。事前通行規制区間の指定は、昭和 50 年代前半にかけて進められた。ピークは昭和 52 年度であり、規制区間数 224 区間・規制区間延長 1379 km が指定された。その後、各区間で法面防災対策が実施され、事前通行規制区間の安全性が向上したことにより、順次、規制区間は解消され、平成 27 年 4 月現在では、規制区間数 175 区間・規制区間延長 980 km である。

一方、高速道路に関しては、昭和 48 年に東名・名

神の両高速道路、中央道・東北道の計 4 路線に異常気象時の事前通行規制制度が導入された。一般道路



図 2-1 飛騨川バス転落事故の被災地点および崩壊箇所の断面図²⁻²⁾



図 2-2 飛騨川バス転落事故現場の様子²⁻²⁾

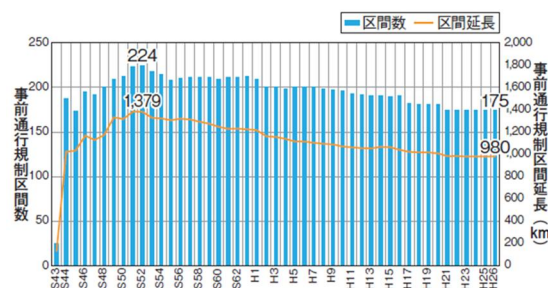


図 2-3 直轄国道における事前通行規制区間数・延長の推移²⁻²⁾

とは異なり、高速道路の事前通行規制は昭和 44 年の道路局長通知にはよらず、道路法第 46 条の道路管理者による通行止めの具体の運用として導入されている。平成 12 年度には、規制基準として、従来の連続雨量に加え、新たに時間雨量が導入され、高度化が図られた。平成 15 年度には、連続高架橋、トンネル、低切盛土等の法面災害発生のおそれが低い区間につ

いては、雨量規制区間から除外し、規制区間の適正化が図られている。

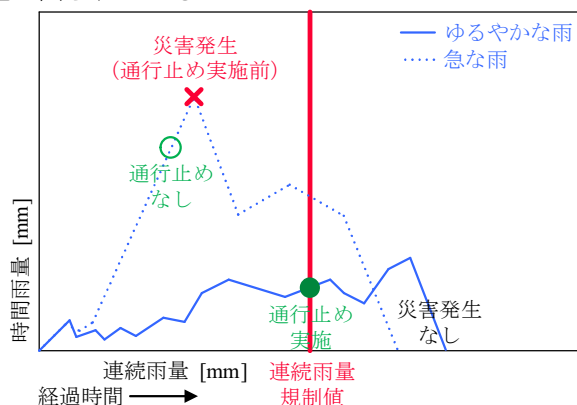


図 2-4 連続雨量法による規制の概念図 2-2)をもとに作成

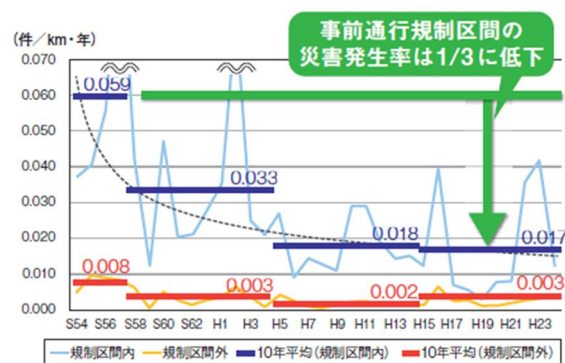


図 2-5 直轄国道における事前通行規制区間における災害発生率の低下 2-2)

事前通行規制は道路だけではなく、鉄道も同様にして異常降雨時の通行規制が実施されている。以下では、一般道路、高速道路および鉄道における雨量通行規制に関して示す。

(2) 一般国道における雨量通行規制

一般道路においては、主に連続雨量法が雨量規制基準の設定方法として導入されている。連続雨量法は、雨量の累積値が規制区間ごとに定められた基準値を超えた場合に通行止めを実施する仕組みである。一定時間、降雨が極めて少ない（例えば、時間雨量 2mm 以下が 3 時間継続）場合、累積雨量はゼロに戻される（ゼロリセット）。

エラー！参照元が見つかりません。に連続雨量法による規制の概念図を示す。連続雨量法による通行規制システムは、連続雨量のみによる判断であり通行止め開始時間を予測しやすく、通行止めのための人員・設備配置の運用が比較的容易といった利点がある。これらの利点から、道路への出入りが制限されておらず、規制現場に人員が常駐していないような一般道路で多く導入されている。

一方で、降雨強度を規制基準に反映できていないため、ゲリラ豪雨のような短時間の局所的・集中的豪雨への対応が難しい、累積雨量のゼロリセットによって先行降雨の影響を考慮できない場合がある、

または災害に結びつかないような弱雨が降り続いた場合でも基準値に到達した場合通行止めが必要にな

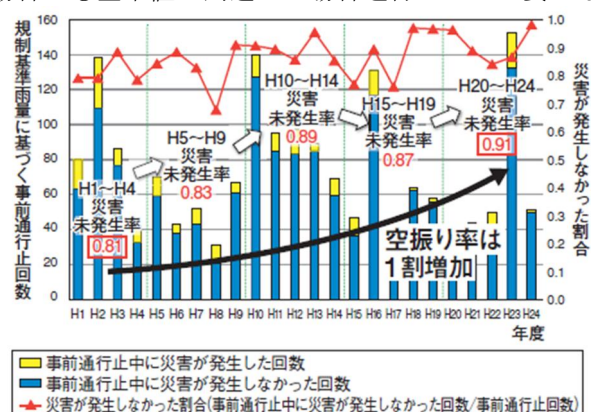


図 2-6 直轄国道における事前通行規制区間における空振り率 2-2)

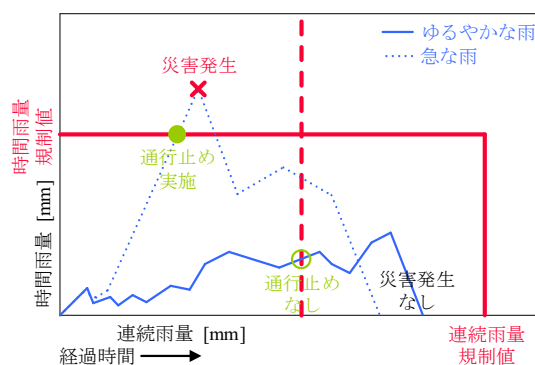


図 2-7 連続雨量および時間雨量による規制の概念図 2-2)をもとに作成

るといった問題点があげられる。

また、現行の連続雨量による基準の設定根拠が明確ではないといった問題も指摘される²⁻⁴⁾。問題の一例として、防災対策により、のり面等への補強が施されるにつれ、通行止めを実施したにも関わらず災害が発生しない「空振り」が増加する傾向にある。**エラー！参照元が見つかりません。**に直轄国道における事前通行規制区間における災害発生率の低下を、**エラー！参照元が見つかりません。**に直轄国道における事前通行規制区間における空振り率を示す。**エラー！参照元が見つかりません。**より、防災対策の進展に伴い事前通行規制区間内の災害発生率（10年平均）は昭和50年代と比較すると3分の1に低下していることがわかる。一方、**エラー！参照元が見つかりません。**より、平成元年度以降の20年間で空振り率は1割増加している。このように、気候変動により頻発するゲリラ豪雨への対応と補強効果の反映が今後求められる。

(3) 高速道路における雨量通行規制

高速道路では、連続雨量および時間雨量の併用による規制が実施されている。連続雨量に加え時間雨量を基準値として設定することで、連続雨量法では対応が困難であった短時間の局所的・集中的豪雨へ

の対応を行う。エラー！参照元が見つかりません。
に連続雨量および時間雨量による規制の概念図を示す。連続雨量および時間雨量の併用法は、適切な運用のためには基準値を超過直後に通行止めを実施する必要があるため、人員・設備配置の運用を速やかに行うための体制整理が求められる。そのため、出入口が制限され、料金所に24時間人員が配置されており、封鎖が比較的容易な高速道路に導入されている。一方で、道路への出入りが自由であり、人員が常に配置されていない一般道路では導入が難しいとされていた。

(4) 鉄道における雨量通行規制

道路と同様にして、鉄道においても降雨に対する運転規制が導入されている²⁻⁵⁾。鉄道における運転規制は、戦前時にはすでに雨水計測用の升を担当区間ごとに設置し、災害発生の危険性を把握していた。日本旅客（以下、JR）の前身である日本国有鉄道では1972年に、それまでは鉄道管理局ごとに定められていた運転規制を時間雨量および連続雨量の組み合わせによる統一的な運転規制とした。ここでの連続雨量は、任意の時刻から直近の12時間以上の降雨中斷以降の降雨量の合計である。時間雨量と連続雨量の組み合わせ雨量を用いることで、短時間の強雨による斜面崩壊と長時間の降雨による斜面崩壊それぞれに対応できると考えられていた。しかし、1985年に旧国鉄能登線において盛土崩壊により列車が脱線し、乗客が7人死亡する事故が発生した。このとき、盛土崩壊前の12日間で合計537mmの降雨が観測されていたが、12時間以上の降雨中斷によるゼロクリアにより時間雨量および連続雨量による運転規制は発令されていなかった。この事故を契機として、時間雨量と連続雨量による規制基準に加えて、降雨中斷時間を48時間以上とする累積雨量を用いた運転規制が開始された。国有鉄道の民営分割後、JRにおいては、各社の災害形態を踏まえて、時間雨量、連続雨量および累積雨量の組み合わせ指標に加えて、各社で独自の運転規制方法が採用されている。JR西日本では時間雨量、連続雨量、累積雨量に加え、5日間の積算雨量が導入されている²⁻⁶⁾。また、JR東日本は、2008年より線路周辺の地質や地形、災害履歴を反映し、3種類の実効雨量を導入している²⁻⁷⁾。安全かつ合理的な運行規制の実施には、降雨が地表に浸透・貯留し、土中の水分量が多くなることで斜面崩壊が発生するという、斜面で実際に起きている現象に近いモデルによる指標が不可欠であり、代表的な指標のひとつである実効雨量を導入した²⁻⁸⁾。さらにJR東海は、気象庁が土砂災害警戒情報発令時に用いる地盤内の水分量をモデル化した土壌雨量指数を用いた運転規制を開始した²⁻⁹⁾。

(5) 既往の研究

事前通行規制制度の課題整理という観点では、山

田ら²⁻⁴⁾の研究事例が重要である。山田ら²⁻⁴⁾は、2005年時点で山口県が管轄する事前通行規制区間における現行基準の見直しと適切な運用方法の設定を目的に、見直しの必要性を整理する過程で、以下の3つの問題を指摘した。

1. 規制基準が対象とする災害を正確に捕捉可能か：がけ崩れ・土石流・地滑り・落石による災害を回避可能な基準であるか
2. 通行止めおよび解除の実施過程において実行可能性が高い方法か：規制区間の通行止めおよび解除の実働のために必要な時間的猶予があるか
3. 規制基準は説明性が高いものか：道路利用者に対して明確な説明が可能か

特に、県内の土木事務所におけるアンケート調査の結果、事前通行規制区間への移動、準備を含め、通行規制に平均54.8分、規制解除に平均77.2分を要することを確認している。これらの所要時間の確保には、予測雨量の導入が不可欠であることを示唆している。

これらの問題のいくつかは、国土交通省道路局²⁻¹⁾、大段ら²⁻¹⁰⁾、加藤ら²⁻¹¹⁾も指摘しており、新しい事前通行規制基準の取り組みが広く研究されている。共通する見解は、連続雨量だけではなく、降雨浸透の時間遅れの影響を考慮可能な長期雨量指標を用いるべき、また、規制基準に説明性を持たせるべきという考え方である。

また、雨量観測体制に関しては、テレメータ雨量計が規制区間全体の降雨分布を代表できない場合があるため、解析雨量やレーダ雨量を用いて空間代表性を補完する必要が指摘されている²⁻¹²⁾。

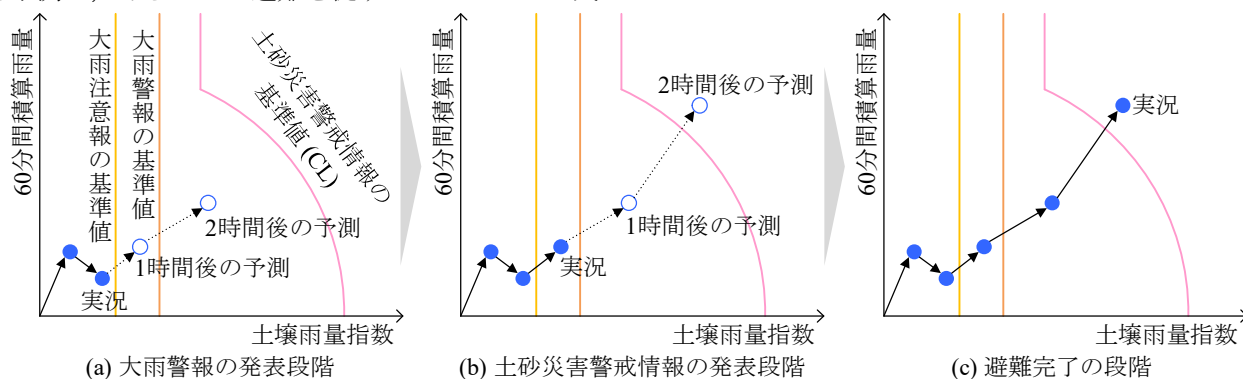
2.2 土砂災害警戒情報の活用

これまで述べてきたように、事前通行規制の高度化を図るためには、降雨特性と斜面の地形・地質条件をその規制基準に適切に考慮する必要がある。よって、連続雨量からより斜面内の水分量や先行雨量の影響などを考慮できる雨量指標へシフトする必要がある。これまで多くの検討がなされてきた。その結果、土砂災害警戒情報の発令の際使用される土壌雨量指数と60分間積算雨量を用いたスネーク曲線を国道の豪雨時の事前通行規制においても用いるのが現実的であると考えられている^{2-13),2-14)}。ただし、事前通行規制区間は、規制区間の解除を目的に、崩壊した、あるいは崩壊が危惧される斜面に対して対策工が施される。このような道路の対策工の効果も、事前通行規制における規制基準に考慮すべき項目である。本節では、新しい雨量指標を用いた規制の考え方の前身となる、土砂災害警戒情報の概要と基準設定方法について述べる。

(1) 土砂災害警戒情報の概要

道路における事前通行規制制度と同様に、降雨指標をもとにして土砂災害が発生する前に危険な箇所を予測し、あらかじめ避難を促すシステムとして気

象庁が発表する土砂災害警戒情報がある。土砂災害



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。-8 土砂災害警戒情報の発令の仕組み 2-152-15)をもとに作成

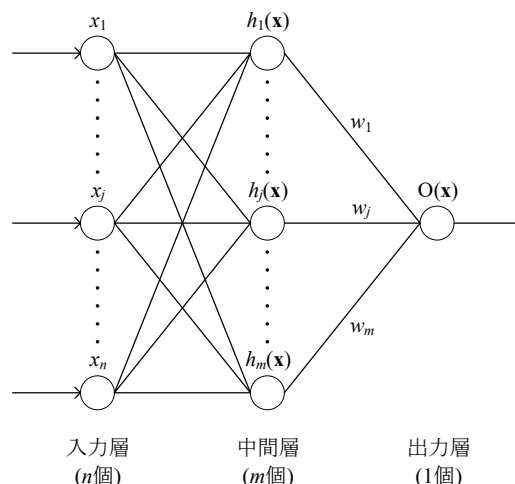
警戒情報は、大雨警戒（土砂災害）が発表されている状況下で、降雨により土砂災害の危険度が非常に高まったときに都道府県と気象庁によって共同で発表される²⁻¹⁵⁾。対象となる市町村を特定し、市町村長の避難勧告の発令判断などの災害応急対応や住民の自主避難の判断を支援するために発令される情報である。

各地で過去に発生した土砂災害を調査することにより、「この基準を超えると、過去の重大な土砂災害の発生時に匹敵する極めて危険な状況となり、この段階では命に危険が及ぶような土砂災害がすでに発生していてもおかしくない」という基準を設定し、住民の避難に要する時間を考慮して2時間先までに基準に到達すると予測されたときに土砂災害警戒情報を発表している。この土砂災害警戒情報の基準は土砂災害発生危険基準線（Critical Line; CL）と呼ばれ、「国土交通省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）」²⁻¹⁶⁾をもとにして、災害発生との相関が高い土壌雨量指数と60分間積算雨量の2指標の組み合わせを用いて設定されている。

エラー! 参照元が見つかりません。に土砂災害警戒情報の発令の仕組みを示す。土砂災害警戒情報は、土壌雨量指数と60分間積算雨量によって描画される降雨履歴曲線である「スネーク曲線」と土砂災害発生危険基準線（Critical Line; CL）の位置関係によって発令される。土砂災害発生危険基準線は過去の災害事例を踏まえて、土砂災害の発生する危険性が高いと考えられる降雨領域（危険領域）と土砂災害の危険性が低いと考えられる降雨領域（安全領域）を分離する曲線であり、非線形判別に優れ、領域区分の客観性向上が図られるRBF(Radical Basis Function)ネットワークによって設定される。降雨状況を軌跡曲線として表現するスネーク曲線が2時間後にCLを超え、危険領域に達すると予測された段階で土砂災害警戒情報が発令される。

(2) CL設定に用いる応答曲面法

土砂災害発生危険基準線の設定には、応答曲面法の一種として非線形判別に優れているRBFネットワークが用いられる²⁻¹⁷⁾⁻²⁻¹⁹⁾。RBFネットワークは脳



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。-9 RBF ネットワークの階層構造 2-172-15)をもとに作成

や神経回路網をモデル化したニューラルネットワークの1種である。エラー! 参照元が見つかりません。にRBFネットワークの階層構造を示す。RBFネットワークは、入力層（素子数 n 層）、中間層（素子数 m 層）、出力層（素子数1層）の3層から構成される。

中間層における j 番目の素子の出力には主に、式（エラー! 指定したスタイルは使われていません。-1）に示される基底関数の一種であるガウス関数が用いられる。

$$h_j(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{r^2}\right)$$

（エラー! 指定したスタイルは使われていません。-1）

ここで、 $h_j(\mathbf{x})$: 中間層素子からの出力値

x : 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

RBF ネットワークにおけるデータの流れは入力層から出力層への一方通行である。中間層と出力層間での処理においては、荷重係数と呼ばれる重み付きの結成により両層間の素子が結合されていることにより、出力層素子への出力はそれぞれの中間素子の出力と結合係数の積の総和として表現される。式(エラー! 指定したスタイルは使われていません。-2)に出力層素子の出力値を示す。

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

ここで、

$O(x)$: 出力層素子の出力値
 w_j : 結合係数

RBFN の学習では、 p 個の学習データ x_i ($i = 1, 2, \dots, p$)と教師データ y_i ($i = 1, 2, \dots, p$)、および m 個の基底関数を用い、教師値と出力値の差の 2 乗和を考え、結合係数 w_j ($j = 1, 2, \dots, m$) (以下、 w) の抑制項を加えた式が最小となる w を求める。

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

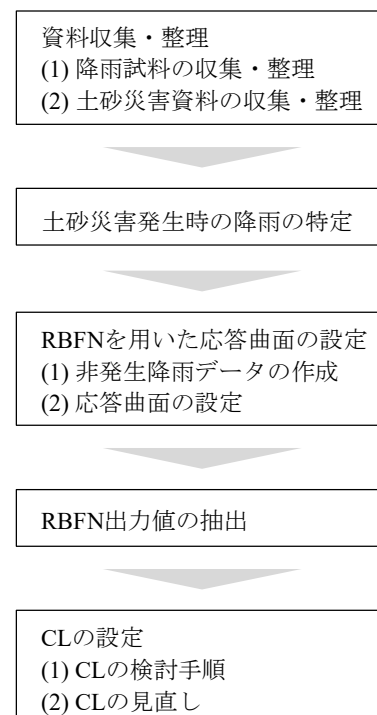
(3) 土砂災害警戒情報の考え方と基準の設定手順

日本における土砂災害に対する警戒情報発令の基本的な考え方は、土砂災害は地表水と地下水の両方によって引き起こされるため、短期降雨指数と長期降雨指数の両方に着目してきた。短期降雨指数と長期降雨指数を 2 軸とする平面上に、過去に土砂災害を引き起こした降雨（発生降雨）と土砂災害を引き起こさなかった降雨（非発生降雨）をプロットすることにより、非発生降雨が多く分布する領域（安全領域）と発生降雨が多く分布する範囲（危険領域）を特定する。そして、安全領域と危険領域を分離する境界線を設定し、降雨を時系列で結んだスネーク曲線と境界線との位置関係で土砂災害の発生を予測する。しかし、この手法では、境界線を精度良く設定するには多くの「発生降雨」を収集する必要がある²⁻²⁰⁾が、実際には「発生降雨」のデータ数は少ないという課題点があり、発生降雨データについても、

土砂災害の発生時刻が正確に記録されていない、発生箇所と雨量観測所が離れている場合が存在する。さらに、境界線の多くが直線形であり²⁻²¹⁾、技術者の経験的な判断に基づいて主観的に設定されている²⁻²²⁾という課題点も挙げられ、対象地域の降雨特性を精度良く再現できていない。

以上の問題点に対して、倉本ら²⁻¹⁷⁾は、線形にとらわれることなく非線形で境界線を表現し、かつ、大量に蓄積されている非発生降雨データから安全領域を特定する手法を提案した。倉本らの手法は、基準雨量は短期降雨指標と長期降雨指標の 2 つの指標を用い、Radial Basis Function Network (RBFN) により、非発生降雨データのみを用いて任意形状の CL を客観的に描画する、そして、新しい降雨データの入手に伴い、降雨量の形状を容易に修正するという考え方に基づいている。倉本らの手法を用いることで、境界線を発生・非発生降雨のプロットを用いて土砂災害の発生確率の低い領域と高い領域の境界として認識するという考え方から、非発生降雨のみを用いて土砂災害の発生確率の低い地域を特定するという考え方に変更することができる。

エラー! 参照元が見つかりません。に土砂災害発生危険基準線 (Critical Line; CL) の設定手順のフローを示す。CL の設定の際には、まず必要となる降雨データの収集を行う。降雨



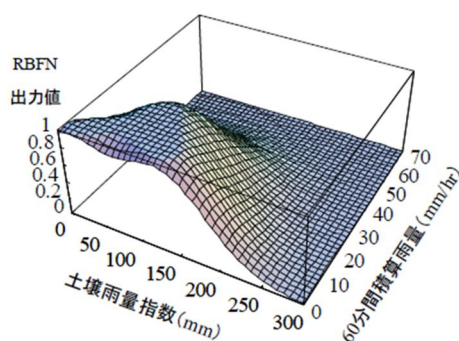
図エラー! 指定したスタイルは使われていません。-10
 CL の設定フロー(2-162-15)をもとに作成

データの収集期間は原則 10 年以上とし、その中から土砂災害の発生しなかった「非発生降雨」を抽出する。

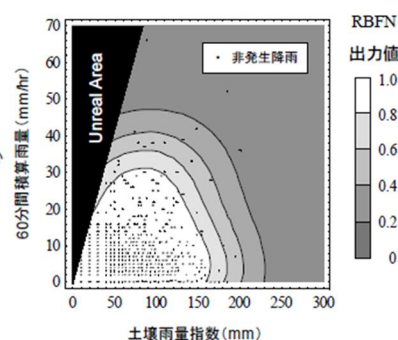
つぎに、RBF ネットワークを用いて「非発生降雨」を出力値 1 として学習させ、非発生降雨データに基づく曲面（以下、応答曲面）を設定する。応答曲面

とは、 x 軸を土壌雨量指数、 y 軸を 60 分間積算雨量とする平面上の任意の点の降雨量がどの程度の確率で発生するのかを表現した曲面である。エラー! 参照元が見つかりません。に応答曲面の設定例を示す。等 RBFN 値が大きいほど非発生降雨の発現確率が高く、小さいほど降雨の発現確率が低い。

つづいて、応答曲面より RBFN 出力値 0.1~0.9 の等 RBFN 出力値線をそれぞれ取り出し、実際の現象や危険度と矛盾が生じないように修正する。例えば、エラー! 参照元が見つかりません。に示すように土壌雨量指数値が最大となる点よりも 60 分間積算雨量値が小さくなる点が存在するとき、それらの土壌雨量指数値は最大値の土壌雨量指数値と同値になるように修正を行う。これは、同一の 60 分間積算雨量に対して土壌雨量指数が小さい場合の方が大きい場



(a) 3次元での表示例



(b) 2次元での表示例

図エラー! 指定したスタイルは使われていません。-11 応答曲面の設定例²⁻¹⁶⁾

$$\text{災害捕捉率 [\%]} = \frac{\text{発生降雨の超過数}}{\text{発生降雨の超過数} + \text{発生降雨の非超過数}}$$

$$\text{発表頻度 [回/年]} = \frac{\text{CL 案を超過した一連の降雨数}}{\text{対象期間 [年]}}$$

(エラー! 指定したスタイルは使われていません。-4)
(エラー! 指定したスタイルは使われていません。-5)

さいごに、選定した最終 CL 案に関して、過去甚大な土砂災害が発生した降雨が捕捉されているかを確認し、捕捉されていない場合は CL の形状補正等を実施する。なお、新たな降雨データや災害データをもとに、CL の見直しを適宜実施する。

この方法を踏襲することによって、事前通行規制区間における重要な災害データを選別し、その災害データを回避するように土砂災害警戒基準線を引くことで、道路用の土砂災害警戒基準線を定義することができる。

合に比べて危険度が高く評価されることを防ぐためである。また、エラー! 参照元が見つかりません。に示すように先行降雨のほとんどない夕立等により空振りが頻発することを防ぐため、土砂災害が発生しない安全領域として土壌雨量指数の下限値を設定することができる。

修正後、修正を行った RBFN 出力値 0.1~0.9 に対応する各 CL 案について、災害捕捉率、発表頻度等を検討し、最も妥当とされる最終 CL 案を選定する。式(エラー! 指定したスタイルは使われていません。-4)、(エラー! 指定したスタイルは使われていません。-5)に災害捕捉率と発表頻度を示す。

2.3 近畿地方整備局管内における運用状況と現状の課題

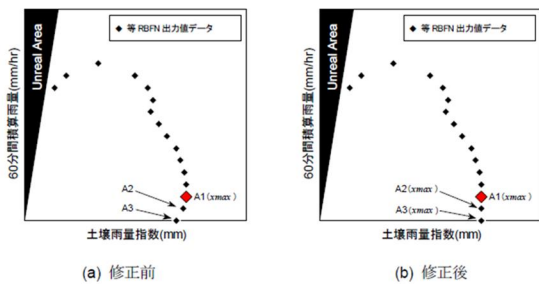
本節では、国土交通省近畿地方整備局管内における近年の事前通行規制区間における被災状況を踏まえて、その現状と課題について述べる。特に、近年の局地的大雨などの豪雨の増加によって、従来の雨量規制基準を適用することに課題が生じている。

(2) 現状

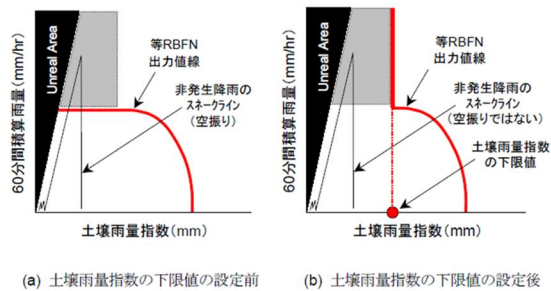
直轄国道では、時間雨量の累積値である連続雨量もしくは連続雨量と時間雨量双方による組合せ雨量に基づき通行止めを判断しており、連続雨量2 mm以下が3時間連続した場合は0 mmし、連続雨量として扱わない(以後、リセット)こととしている。なお、高速道路における連続雨量のリセットは連続雨量2 mm以下が6時間連続した場合であり、扱いに差異がある。

(3) 国道 1 号（逢坂付近）通行止め

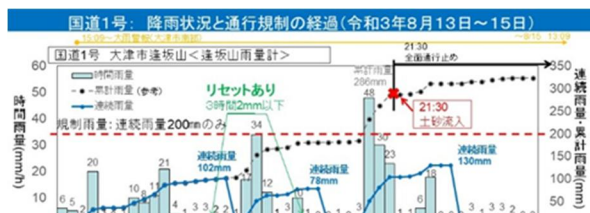
令和3年8月11日からの前線の停滞に伴う大雨で、



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。 -
12 等RBFN出力値データの修正方法²⁻¹⁶⁾



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。 -
13 土壌雨量指数の下限値の設定²⁻¹⁶⁾



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。 -
14 国道1号の降雨状況と通行規制の経過

国道1号のうち滋賀県大津市逢坂付近では国道への土砂流入により約五日間の通行止めが生じた。国道1号大津市逢坂山の降雨状況と通行規制の経過を図2-14に示す。当該箇所は事前通行規制区間が設定されており連続雨量200 mmで通行止めとなる。大雨警報が発令された時点の連続雨量は13 mmあり、以降、土砂流入が発生するまでの間に連続雨量2 mm以下が3時間連続したことにより二度にわたり連続雨量を0 mmとするリセットが行われた。結果、一度も規制雨量を超過することなく土砂流入が発生したことになる。



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。 -

15 国道8号の降雨状況と通行規制の経過



図エラー! 指定したスタイルは使われていません。 -
16 テレメータを補完するレーダ雨量観測地点の位置図

(4) 国道8号（南越前町）通行止め

令和4年8月4日から線状降水帯が発生し、国道8号のうち福井県南越前町大谷等で法面崩落や国道への土砂流入が発生し、約四日間の通行止めが生じた。国道8号南越前町大谷の降雨状況と通行規制の経過を図2-15に示す。当該箇所は事前通行規制区間が設定されており連続雨量200 mmで通行止めとなる。降り始めから法面崩落が発生するまでの間に連続雨量のリセットが二度行われた。こちらについても規制雨量を超過することなく被災が発生したことになる。

(5) 共通点と問題点

滋賀県の事例では、被災時点の連続雨量はリセットにより規制基準を下回っていたが、仮に高速道路のリセット基準を適用した場合の累積雨量は286 mmであり規制基準である200 mmを大きく上回っていたことになる。

一方で福井県の事例では、最初の被災である法面崩落が発生した時点の連続雨量はリセットにより規制基準を下回っており、仮に高速道路のリセット基準を適用した場合の累積雨量は189 mmと規制基準は下回っていることになる。ただし、その後発生した土砂流入発生時点では累積雨量は253 mmとなり、こちらも規制基準である200 mmを大きく上回っていたことになる。

いずれの事例においても断続的な降雨であり、国道への土砂流入や法面崩落といった地盤の変状に伴う道路への被害であったことから、継続して地盤が潤湿状態であった点を把握することも必要だったと考えられる。

また、テレメータによる点観測では線状降水帯などによる局地的豪雨の面的分布を十分に捉えられていないことが考えられる。事前通行規制区間は延長距離が数 km に渡ることも多く、空間的な降雨計測の重要性は、過去に鳥居²⁻¹²⁾が指摘している。

以上を踏まえ、現在は直轄国道でも試行的に、大雨警報発令中は連続雨量のリセットは6時間連続とするよう運用を見直している。また、図2-16のように雨量観測の空間的限界を補完するため、レーダ雨量による面的観測データの活用を行っているものの、さらなる観測手法の改善により精度向上を図る必要がある。

2.4 干渉SAR解析による地盤変動量解析の研究事例

本節では、本研究で実装する潜在的危険斜面の抽出方法に関連し、干渉SAR解析の研究状況について整理した。

差分干渉SAR解析(Differential Interferometry Synthetic Aperture Radar (DInSAR))は、少なくとも1組の時期の異なるSAR画像のペアから位相差を計算することで、その期間の変動量を求める方法である。DInSARは、Gabrielらにより初めて地震による1 cm以下の小さな変動解析に適用された²⁻²³⁾。その後、1990年代前半にDInSARは衛星画像を用いたより主流な地盤変動解析方法となった²⁻²⁴⁾。一方で、DInSARは、大気遅延による誤差や軌道誤差、スペックルノイズなど様々なノイズを含むため、その後、より高精度に変動を推定するために、様々な変動解析方法が提案されてきた。現在主流となっている方法に、Persistent Scatterer InSAR (PS-InSAR)やSmall Baseline Subset (SBAS)、またそれらの組合せなどがある。PS-InSARは多時期の衛星SAR画像から安定的に高い反射の得られる点を信頼性の高いPS点として、抽出する²⁻²⁵⁾。SBASは、短い基線長かつ短い時間間隔の干渉SAR画像を多数作成し、干渉性の高い画素を抽出して、変動量を推定する手法で、面的な結果が得られる²⁻²⁶⁾。これらの技術は、時間軸方向にSARデータを積み重ね、大気遅延の補正と、地形縞を除去する際に用いるDEMの標高誤差を修正して、計測精度の向上を図っている²⁻²⁷⁾。須崎ら²⁻²⁸⁾は、高速道路周辺の山地の変動を対象にPhased Array Type L-band Synthetic Aperture Radar-2 (PALSAR-2)を用いたPS-InSAR解析を行った。この研究では、高速道路周辺の領域をグリッド化することで、変動を地すべり、地盤隆起、地盤沈下に分類する方法を提案している。Fumengら²⁻²⁹⁾は、Karakorum高速道路を対象にSentinel-1A画像を用いてSBASを適用し、地すべり感度マップを作成している。Hussainら²⁻³⁰⁾は、地すべり検出のためにPS-InSARとSBASを組み合わせる手法を提案し、PS-InSARのスパース散乱体分布やSBASの潜在的な誤差の蓄積の課題が克服可能であることを示している。

また、変動解析を行う際に、2枚の衛星SAR画像のみでは、衛星の視線方向(Line-Of-Sight : LOS)の変動すなわち、衛星センサに対して近づくか遠ざかるかという情報しか得られないという問題がある。例えば、LOSのみの情報では法面のはらみだしと天端の隆起の区別がつかないということを意味する。このような問題を解決するために、様々な解析手法が提案されてきた。

Fujiwaraら²⁻³¹⁾は上昇軌道と下降軌道の衛星SAR画像を合成することで、準東西方向と準上下方向に変動を分離することができる2.5次元解析という手法を提案した。山中ら²⁻³²⁾は、九十九里平野と新潟平野を対象に2.5次元解析を用いて地盤沈下の検出を行い、水準測量の結果と比較しても十分な精度が得られることを確認している。ただし、2.5次元解析では、南北成分の変動、すなわちアジマス方向(衛星視線方向)の変動成分を得ることができないという課題がある。そこで、アジマス方向の変動成分を得るために、ピクセルオフセット法²⁻³³⁾やMultiple Aperture Interferometry (MAI)法²⁻³⁴⁾などが提案されており、これらを併用することで、3次元的な変動を得ることができる。また、上昇軌道と下降軌道のSAR画像に加え、Global Navigation Satellite System (GNSS)の情報を組み合わせることで、3つ以上の観測方程式を立て、最小二乗法で解くことにより、3次元変動解析を行う方法も提案されている^{2-35),2-36)}。伊藤らは、GPSと水準測量の結果と上昇軌道・下降軌道のSAR画像を組み合わせ、関西国際空港の地盤沈下を3次元的に推定して、どの方向でも検証データと比較してRMSEが1 cm/year台と高精度に推定できること示した²⁻³⁷⁾。また、日下部らは新潟空港とその周辺地域を対象に電子基準点と上昇軌道・下降軌道のSAR画像を組み合わせた場合の3次元変動解析を行っている²⁻³⁸⁾。他にも、貯水池における地すべりの機械学習による早期予測のためにSAR画像とGNSSを組み合わせた3次元変動解析²⁻³⁹⁾などが行われている。

また、降雨による地すべりへの影響を、時系列SAR画像を用いて評価した研究も報告されている^{2-39),2-40)}。

2.5 本研究で取り組む課題

これまで述べてきたように、現行の雨量通行規制基準では斜面崩壊発生メカニズムにおいて重要な土中の水分量の影響を十分には考慮できていない。たとえば、先行雨量によって、斜面の飽和度が高まった状態で、局地的・高強度の降雨が来る場合、従来の基準では通行規制がかからず、災害に至るといふ最悪のシナリオの一つが想定される。そのため、斜面崩壊に大きな影響を与える土中の水分量を考慮した指標を用いた通行規制基準が求められる。さらに、対策工の有無、地形・地質条件などの道路斜面の多様性を反映した規制基準をつくる必要がある。これらの問題点を解決するために、現在、土砂災害警戒情報発令に使用されている土壌雨量指数と 60

分間積算雨量によって定義されるスネーク曲線の利用が提案されている^{2-13),2-14)}。

一方で、土砂災害警戒情報を事前通行規制制度に適用する際には以下の課題点があげられる。土壌雨量指数は、全国一律のパラメータを用いて算出されており、必ずしも規制区間内における自然斜面内の水収支を表現できているとは言えない。これより、土壌雨量指数を用いた通行規制が危険側、あるいは安全側の判断であるかを評価する力学的な解析手法が必要である。くわえて、土砂災害警戒情報の発令基準である土砂災害発生危険基準線は RBF ネットワークを用いた確率的評価である点にも留意する必要がある。これらの課題を踏まえ、規制の発令及び解除をどういった指標に基づいて行うのかという考え方を整理する必要がある。

事前通行規制区間における斜面整備状況に着目すると、事前通行規制区間内の道路斜面には、対策工が施されており、このような対策工の効果も事前通行規制における規制基準に組み込まなければならない。そのため、土砂災害警戒情報の考え方に対策工の効果を反映するには、過去の災害発生時を越える豪雨が 발생し、かつ斜面が無災害である降雨データの収集が必要である。このことから、道路の対策工の影響を規制の判断基準に反映するには長い年月を要することが明らかである。しかし、このような課題は、数値解析を用いて、対策工が施された斜面モデルの安定性を、擬似的な降雨シミュレーションにより評価することで災害発生あるいは非災害発生降雨データの収集を行うことで、基準の更新が可能と考えられる。

さらに、近畿地方整備局管内における近年の被災状況を踏まえると、過去に指摘されていた広域雨量の重要性も顕在化している。線状降水帯による局地的な大雨は、雨雲が細長く形成されるため、テレメータ雨量による点での捕捉が困難なことは十分考えられる。事前通行規制区間における監視のためには、解析雨量などの広域雨量も含めた運用が必要であろう。

以下に、山田ら²⁻⁴⁾が指摘する課題を踏まえて、本研究で取り組む課題と研究内容の対応関係を示す。

1. 課題：規制基準が対象とする災害を正確に捕捉可能か
対策：地下水や先行降雨の影響を考慮可能な土壌雨量指数を用いた、新たな道路用土砂災害警戒基準線による事前通行規制判断の高度化を図る。【第4章に該当】
2. 課題：通行止めおよび解除の実施過程において実行可能性が高い方法か
対策：信頼性の高い予測雨量に基づいた事前通行規制判断の検証と高度化を図る。【第4章、第5章に該当】
3. 規制基準は説明性が高いものか：道路利用者に対して明確な説明が可能か
対策：災害捕捉率、規制判断の正確性、規制お

よび解除の時間的猶予、規制時間の短縮など客観的かつ総合的な事前通行規制の適用基準を確立し、これらの基準を満足する規制判断基準の決定方法を確立する。【第4章に該当】

4. 規制区間内の道路を一律の基準で監視すべきか

対策：区間全域に対して、防災カルテ、LP データ測量による微地形解析結果、干渉 SAR による地盤変動量解析、広域雨量分析等を統合することにより、潜在的危険斜面の抽出を図る。【第6章に該当】

特に危険視される斜面に対しては、斜面安定度計算により得られた安全率を根拠とする。安定度計算を学習した機械学習モデルによるサロゲート化を通じて、リアルタイムに対象斜面の安全率を予測する。【第3章に該当】

以上の研究動向を整理すると、事前通行規制基準の高度化には、単一の雨量閾値ではなく、短期降雨、長期降雨、土中水分、災害履歴、非発生降雨、地形・地質、斜面分布、予測雨量を統合することが必要である。また、通行規制は発令判断だけで完結せず、準備、継続、解除、区間見直し、防災対策の優先順位付けまでを含む道路管理上の意思決定問題として扱う必要がある。本研究は、これらの既往研究で示された課題を踏まえ、局地的大雨に対応した事前通行規制基準を、時間的・空間的に高度化するための技術体系となる。

参考文献

- 2-1) 国土交通省 道路局 国道・防災課 道路防災対策室：ゲリラ豪雨に対応した新しい事前通行規制の試行～災害捕捉率の向上と通行止め時間の適正化～、道路行政セミナー，Vol. 8, No. 83, pp.1-9, 2015.
- 2-2) 尾崎雅篤，伊藤彰彦：8.17 豪雨災害およびバス転落事故について，地すべり，Vol.5, No.2, pp.34-40, 1968.
- 2-3) 岐阜県ホームページ：飛騨川バス転落事故（昭和43年），
<https://www.pref.gifu.lg.jp/page/6951.html> <2022/10/9 アクセス>
- 2-4) 山田敦浩，竹本大昭，小林央宜，倉本和正，荒川雅生，中山弘隆，古川浩平：豪雨時の道路事前通行規制基準雨量の設定に関する研究，砂防学会誌，Vol.57, No.6, pp.28-39, 2005.
- 2-5) 渡邊 論：第108回 降雨時運転規制の変遷，RRR，Vol.78 No.6, pp.28-31, 2021.
- 2-6) 高馬太一，泉並良二，深田隆弘，杉山友康：降雨時運転規制における規制値設定方法の検討，土木学会第67回年次学術講演会，pp.617-618, 2012.
- 2-7) 東日本旅客鉄道株式会社：降雨災害との関連性がよい雨量指標「実効雨量」の導入について
<https://www.jreast.co.jp/press/2008/20080601.pdf> <2021年1月22日 アクセス>
- 2-8) 鈴木 修，山村啓一，島村 誠：実効雨量指標を用いた降雨時運転規制に関する研究，JR EAST Technical Review-No.21, pp.42-49, 2007.
- 2-9) 東海旅客鉄道株式会社：在来線の新しい降雨運転規

制の導入について

https://jr-central.co.jp/news/release/_pdf/000040472.pdf

- 2-10) 大段恵司, 小田和広, 伊藤真一, 小泉圭吾, 鳥居宣之: 土壌雨量指数を用いた国道における通行規制・解除基準の提案, 土木学会第 73 回年次学術講演会, III-318, pp. 635-636, 2018.
- 2-11) 加藤俊二・東拓生・佐々木哲也: 土壌雨量指数を活用した道路の事前通行規制手法に関する検討, 土木技術資料, Vol.65, No. 2, pp. 20-25, 2023.
- 2-12) 鳥居宣之・小野泰東: 豪雨時の事前通行規制のための雨量観測体制に関する一考察, 神戸高専研究紀要, No.54, pp.39-44, 2016.
- 2-13) 小山倫史: 降雨特性に応じた道路通行規制のあり方に関する研究 研究成果報告書, 国土交通省近畿地方整備局, 新都市社会技術融合創造研究会, 2016.
- 2-14) 鳥居宣之: 事前通行規制区間の解除のあり方に関する研究 研究成果報告書, 国土交通省近畿地方整備局, 新都市社会技術融合創造研究会, 2018.
- 2-15) 気象庁ホームページ: 土砂災害警戒情報・土砂サイクル (大雨警報 (土砂災害) の危険度分布), <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/bosai/doshakeikai.html><2023/1/3 アクセス>
- 2-16) 国土交通省河川局砂防部 気象庁予報部 国土交通省国土技術政策総合研究所: 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.
- 2-17) 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.
- 2-18) 小山内信智, 小嶋伸一, 倉本和正: 降雨出現確率法 (連携案) を用いた土砂災害警戒情報の概要, 砂防学会誌, Vol.62, No.4, pp.56-60, 2009.
- 2-19) Osanai, N., Shimizu, T., Kuramoto, K., Kojima, S. and Noro, T.: Japanese early-warning for debris flows and slope failures using rainfall indices with Radial Basis Function Network, Landslides, 7, pp.325-338, 2010.
- 2-20) 藤井恒一郎, 久保田哲也, 奥村武信: 土石流発生警報の発令及び避難指示の的確性向上に関する研究, 新砂防, Vol.47, No.2, pp.35-42, 1994.
- 2-21) 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形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.
- 2-22) 総合土石流対策等技術検討会: 土石流災害に関する警報の発令と非難の支持のための降雨量設定指針 (案), 1984.
- 2-23) Gabriel, A. K., Goldstein, R. M., Zebker, H. A.: Mapping small elevation changes over large areas: Differential radar interferometry. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 94.B7: 9183-9191, 1989.
- 2-24) Coutinho, R. Q., Alves, J. S., Moreira, H. B. D. A. F., Pontes, J. I., and Aragão, W. R.: Applicability of the InSAR technique for slope monitoring. Soils and Rocks, 46(4), 2023.
- 2-25) Ferretti, A., Prati, C., and Rocca, F.: Permanent scatterers in SAR interferometry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39(1), 8-20, 2001.
- 2-26) Berardino, P., Fornaro, G., Lanari, R. and Sansosti, E.: A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms, in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40(11), 2375-2383, 2002.
- 2-27) 出口知敬, 六川修一, 松島潤: 干渉 SAR の時系列解析による長期地盤変動計測. 日本リモートセンシング学会誌, 29.2: 418-428, 2009.
- 2-28) 須崎純一, 楠瀬智也, 木村優介, 宇野伸宏, 藤原優, 久田裕史: 時系列衛星 SAR 画像を活用した高速道路周辺山地の地盤変動モニタリング. 土木学会論文集, 79(1), 22-00022, 2023.
- 2-29) Zhao, F., Meng, X., Zhang, Y., Chen, G., Su, X., and Yue, D.: Landslide susceptibility mapping of karakorum highway combined with the application of SBAS-InSAR technology. Sensors, 19(12), 2685, 2019.
- 2-30) Hussain, S., Pan, B., Hussain, W., Sajjad, M. M., Ali, M., Afzal, Z., ... and Tariq, A.: Integrated PSInSAR and SBAS-InSAR analysis for landslide detection and monitoring. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 139, 103956, 2025.
- 2-31) Fujiwara, S., Nishimura, T., Murakami, M., Nakagawa, H., Tobita, M., & Rosen, P. A.: 2.5-D surface deformation of M6. 1 earthquake near Mt Iwate detected by SAR interferometry. Geophysical Research Letters, 27(14), 2049-2052, 2000.
- 2-32) 山中雅之, 森下遊, 大坂優子: 干渉 SAR 時系列解析による地盤沈下の検出. 国土交通省国土地理院, 2013.
- 2-33) Michel, R., Avouac, J.-P., Taboury, J.: Measuring ground displacements from SAR amplitude images: Application to the Landers Earthquake. Geophys. Res. Lett., 26, 875-878, 1999.
- 2-34) Bechor, N.B.D., Zebker, H.A.: Measuring two-dimensional movements using a single InSAR pair. Geophys. Res. Lett., 33, 2006.
- 2-35) Catalao, J., Nico, G., Hanssen, R. and Catita, C.: Merging GPS and Atmospherically Corrected InSAR Data to Map 3-D Terrain Displacement Velocity, in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(6), 2354-2360, 2011.
- 2-36) Susaki, J. and Teranishi, Y.: Unbiased Estimation of Three-Dimensional Deformation From SAR Interferometry and GNSS Observations, in IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 17, 5761-5773, 2024
- 2-37) 伊藤大生, 須崎純一, 穴原琢磨: 測量データを用いた時系列 SAR 解析による三次元地盤沈下監視. 写真測量とリモートセンシング, 58.4: 174-183, 2019.
- 2-38) 日下部貴也, 須崎純一: 時系列 SAR 画像と少数の GNSS 測量データによる三次元地盤変動解析. 土木学会論文集 F3 (土木情報学), 77.1: 49-58, 2021.
- 2-39) Cheng, Y., Pang, H., Li, Y., Fan, L., Wei, S., Yuan, Z., and Fang, Y.: Applications and advancements of spaceborne InSAR in landslide monitoring and susceptibility mapping: a systematic review. Remote Sensing, 17(6), 999, 2025.
- 2-40) Shi, X., Wang, J., Jiang, M., Zhang, S., Wu, Y., & Zhong, Y.: Extreme rainfall-related accelerations in landslides in Danba County, Sichuan Province, as detected by InSAR. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 115, 103109, 2022.

第3章 浸透流・円弧すべり統合解析のサロゲート化

3.1 斜面の安定解析

(1) 概説

本章では、本研究で用いた解析手法および解析対象斜面について述べる。まず、解析対象斜面の概要、地盤物性値および降雨データについて整理する。次に、解析モデルおよび境界条件を示し、浸透流解析における初期状態の設定方法について説明する。さらに、非定常解析および円弧すべりの検討を行い、降雨に伴う斜面安全率の変動特性を示す。本研究では、2次元飽和・不飽和浸透流解析ソフト 2D-Flow により飽和・不飽和浸透流解析および円弧すべり法による安定解析を実施した。

(2) 解析対象斜面及び入力データ

・解析対象斜面の概要

今回解析の対象とした斜面は、兵庫県洲本市の国道28号線沿いに位置しており、洲本市中原町厚浜～炬口の異常気象時通行規制区間(延長 2.8 km)に含まれる。図 3-1 に対象斜面付近の空中写真を示す。国土交通省近畿地方整備局が平成 18 年に行った斜面安定度調査の結果をもとに、自己組織化マップ(SOM) ³⁻¹⁾を用いた道路法面の評価によって選定された斜面である。SOM による危険度評価の結果、当該斜面は過去に豪雨で崩壊を起こした斜面と「崖錐地形」、「崩壊性の土質」、「崩壊性の構造」、「表面の被覆状況」、「隣接する法面・斜面の変状」、「地質区分」についての類似性が高く、今後同様の豪雨により崩壊の可能性が高いと判定したことから、解析対象斜面として選定した。

この斜面についてはボーリング調査、標準貫入試験などの調査が行われており、これらの試験結果から、斜面内部の地層の分類、層の分布形状、定常状態の地下水位などが判明しており、小山 ³⁻²⁾の研究にて詳しくまとめられている。

図 3-2 に現場斜面の地質を示す。地質調査の結果、表層は風化が進んでおり、脆くなっている一方で、表層以下の岩盤層は風化が進んでおらず強固であり、また、一般に表層破壊は深層破壊と比較して

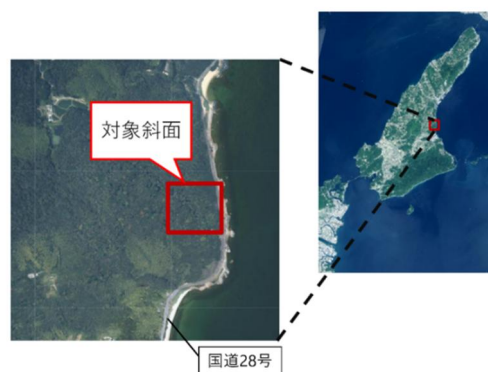


図 3-1 対象斜面付近の空中写真



図 3-2 現場斜面の地質 ³⁻²⁾

少量の降雨でも発生しやすく、発生頻度が高いことが知られている。そのため、本研究では表層破壊にのみ注目し検討した。

・対象斜面の各物性値

本解析では先行研究である小山 ³⁻²⁾の研究で求められた物性値と各パラメータを用いた。図 3-3、図 3-4、図 3-5、図 3-6、図 3-7、表 3-1 に本研究で使用した物性値、各パラメータを示す。また、表層の土の乾燥密度 ρ_d は 1.23 g/cm^3 より、単位体積重量は 12.06 kN/m^3 とした。また、van Genuchten モデルにおける α 、 n はそれぞれ、 $\alpha = 0.254075$ 、 $n = 1.5770$ である。

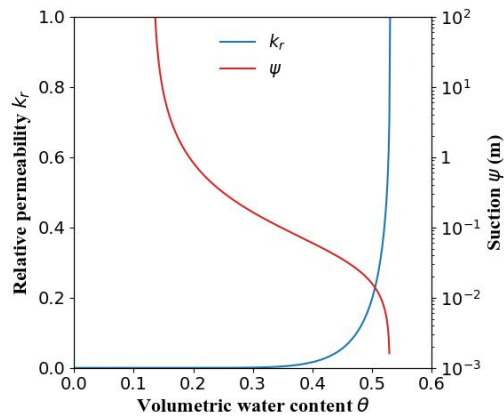


図 3-3 表層の不飽和特性

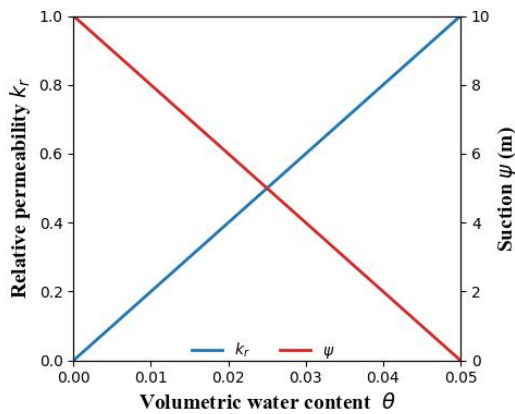


図 3-4 CL 級岩盤層の不飽和特性

・雨量データ

飽和・不飽和浸透流解析や機械学習には、近畿地方整備局より提供された降雨データより、対象斜面である炬口で 2012 年～2024 年までの過去 12 年間の 1 時間刻みのデータを用いた。これらのデータによると、炬口での 1 年間の平均総降雨量は 1197.2 mm、日降水量 1 mm 以上の日数の平均は 94.8 日、無降雨日数の平均は 270.5 日であり、降雨日数と無降雨日数の比は約 1 : 3 であるため、降雨日の日平均降雨量は 3.277 mm/d となる。日本の気候特性として、梅雨および台風の影響を受ける 6～8 月に降雨が集中する傾向があり、本研究で用いたデータにおいても、同期間に降雨量が多く観測されていたため、6 月 1 日～8 月 31 日までの 3 か月間のデータを用いて解析・機械学習を行った。

(3) 解析条件および解析モデル

今回検討した解析モデルの作成においては、小山³⁻²⁾の研究や既往のボーリング調査図より、幅 25.6 m、高さ 19.1 m の領域を対象とし、上層を表層、下層を CL 級岩盤層とする二層でモデル化した。また、地下水位もボーリング調査図より CL 級岩盤層の底部に沿うように設定した。解析モデルのメッシュ図および境界条件を図 3-8 に示す。メッシュは要素数 2276、節点総数 2414 で、各メッシュができるだけ正方形になるように配置し、特に表層部での雨水の流

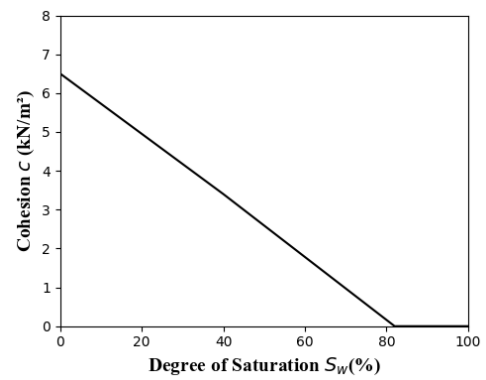


図 3-5 表層の粘着力と飽和度の関係

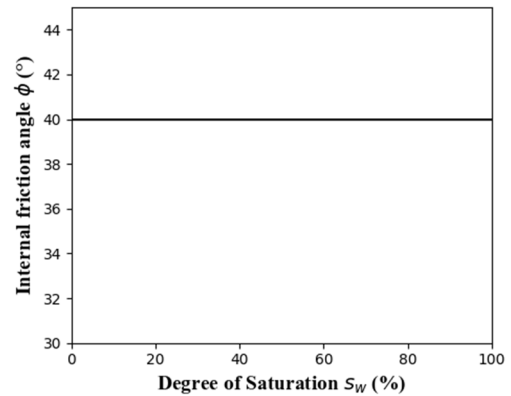


図 3-6 表層の内部摩擦角と飽和度の関係

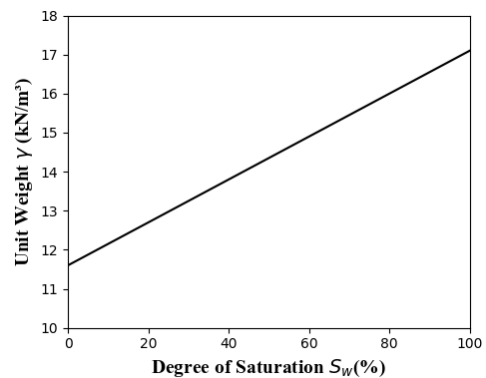


図 3-7 表層の飽和度と単位体積重量の関係

表 3-1 炬口における解析に用いたパラメータ

	表層	CL 級岩盤層
飽和透水係数 (m / s)	3.83×10^{-5}	1.0×10^{-10}
飽和体積含水率	0.53	0.05
比貯留係数 (1 / m)	1.0×10^{-3}	3.3×10^{-7}
最小容水量	0.1319	0

れを詳細に検討したいため、表層のメッシュはさらに細かく設定した。解析モデルの境界条件は、図 3-9 に示すように、表層で形成された斜面表面に降雨境界を設定した。ここで、降雨境界とは、境界上の節点に対し降雨強度より求めた雨量を流量固定境界として与えるものであり、地表面の節点が不飽和状

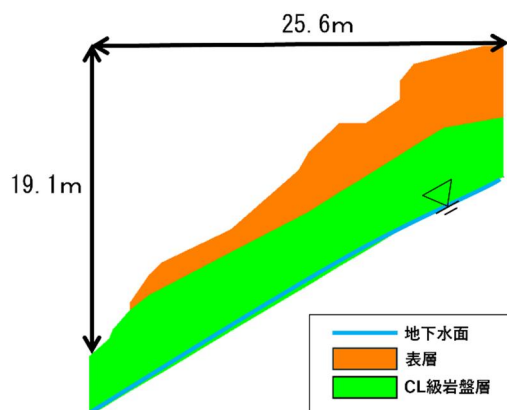


図 3-8 対象斜面の地質区分

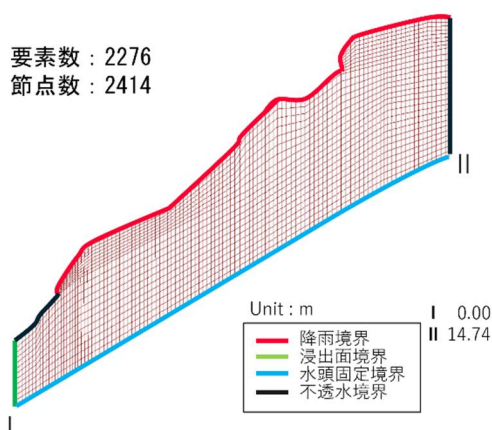


図 3-9 解析メッシュおよび境界条件

態(圧力水頭 $\varphi < 0$) の場合には降雨強度を流量とし、地表面の節点が飽和状態(圧力水頭 $\varphi = 0$) の場合には流入量を制限する条件となっている。地下水の自然な流れを再現するため、CL 級岩盤層の底部右端に全水頭 14.74 m、底部左端に全水頭 0.00 m の水頭固定境界、モデルの左端に浸出面境界を設定し、表層の不飽和特性を図 3-10 のように調整した。ここで、浸出面境界とは境界が水面以下になった場合に、圧力水頭を 0 にする境界である。モデルの右端が山頂であるため、これより右側からの流入・流出はないものと仮定し、右端を不透水境界とした。また、斜面法尻付近の岩盤露出部も不透水境界とした。

(4) 初期状態

本研究では、近畿地方整備局より提供された当該地域で発生している降雨データを基に、福岡ら³⁻³⁾の方法に従い、年間の平均降雨強度を求めて、初期状態を決定した。

はじめに、定常解析により時間を無限大に経過させ、図 3-11、図 3-12 で示すような圧力水頭分布、飽和度分布を求めた。この時、対象斜面は降雨の影響を受けておらず、乾燥状態であるため、仮定の降雨を与えることで、現実的な含水状態に近づける必要があった。

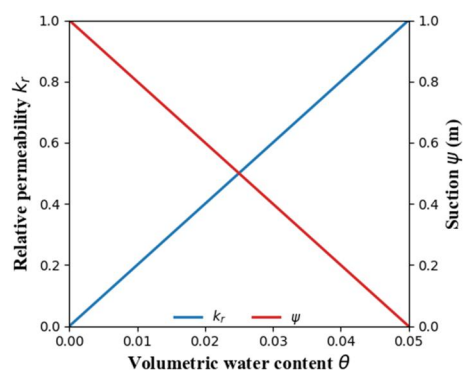


図 3-10 表層土の定常解析時の不飽和特性

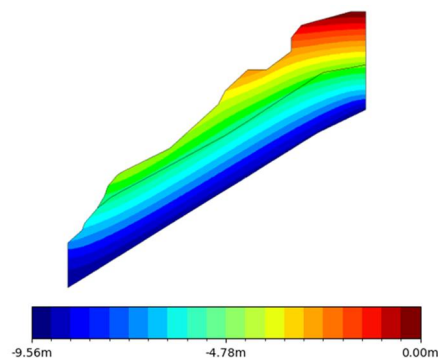


図 3-11 定常解析による圧力水頭分布

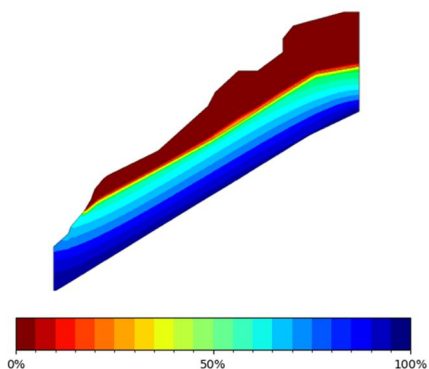


図 3-12 定常解析による飽和度分布

そのため、観測地点の降雨日数と無降雨日数の比に合わせて、降雨日 1 日当たりの平均降雨量を降雨強度一定として与えた。本研究において、1 年間の日平均降雨量の 3.277 mm/d を 4 日に 1 日のペース、つまり 0.546 mm/h を 24 時間、0 mm/h を 72 時間与えるというサイクルを 1 年間分回すとしたが、解析ソフトの都合上、2.733 mm/d を 24 時間、0 mm/h を 456 時間与えるというサイクルに変更した。岡田ら³⁻⁴⁾の報告結果より、このようなサイクルを大きくすると、地下水位応答の振幅や周期が大きくなることが報告されており、本研究では初期状態終了時刻の地下水位が、サイクル変更前より低い状態になっていたことが分かった。また、出力時間は初めの 10 step のみ 0.1 h/step、それ以降を 1 h/step とした。

定常解析で得た地下水位を基準に斜面に沿った水の流れにするために、CL 級岩盤層底部の両端に全水頭 14.74 m、表層の不飽和特性は図 3-3 に CL 級岩盤

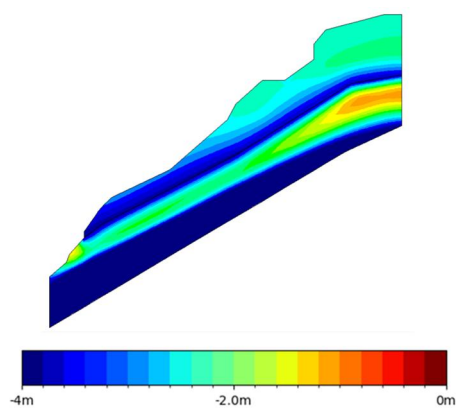


図 3-13 初期状態における圧力水頭分布

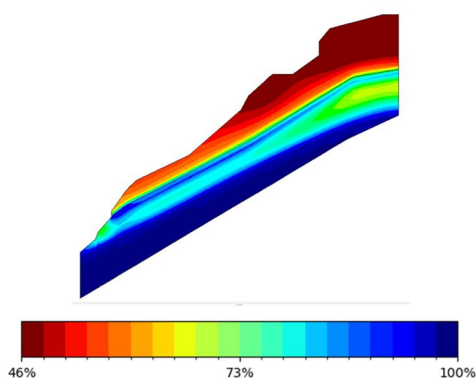


図 3-14 初期状態における飽和度分布

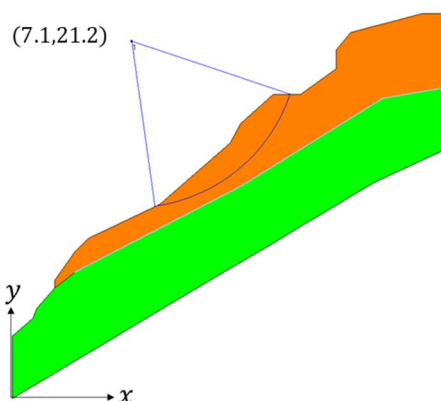


図 3-15 検討する円弧

層の不飽和特性は図 3-4 のように設定した。図 3-13、図 3-14 に初期状態における圧力水頭分布および飽和度分布を示す。降雨を与え始めた初期の段階では、飽和度は上昇・下降を繰り返しながら増加していくが、十分に時間が経過すると、飽和度は表層上部から下部にかけて 45%～55%の間で安定し、これ以降も降雨を与えても変化は見られず、小山³⁻²⁾の報告と一致した。

(5) 非定常解析

初期状態決定後、追加で 6～8 月の降雨を入力し 2012 年～2024 年まで計 12 年間分の非定常解析を行った。

すべり面を決定する際は、円弧の中心および半径を変化させて検討し、崩壊発生時に明らかに国道の通行が困難になると考えられる崩壊土塊量を想定した上で、安全率が最小になる点で決定した。表層の円弧すべり計算には図 3-15、図 3-16、図 3-17 のようにそれぞれ設定した。図 3-15 に斜面崩壊を想定したすべり面を示す。今回は半径 9.52 m、中心点 (7.1, 21.2) の円弧を検討した。図 3-16 に解析結果と降雨の関係を示す。円弧 A は無降雨時に安全率が 1.25～1.26 で安定している。安全率が 1.0 を下回ることではなく、降雨が集中したときに安全率が急落し、時間経過で回復することが確認できた。また図 3-17 のように、円弧に A～E まで 5 点代表点を取り、その結果の一例として図 3-18、図 3-19 に 2024 年の降雨と圧力水頭、飽和度の関係を示す。降雨に伴い円弧上の各点において圧力水頭の上昇および飽和度の増加が確認された。特に斜面中部に位置する点では、降雨に対する応答が顕著であり、圧力水頭・飽和度ともに大きな変動を示した。一方、斜面下部および上部では応答は比較的限定的であった。これらの結果は、円弧すべりが発生しやすい領域が、降雨時に不利な水理的条件を呈することを示唆している。

3.2 機械学習

(1) 概説

本研究では、降雨に伴う斜面安全率変化を対象とし、降雨量および実効雨量から安全率を推定する時系列モデルとして LSTM (Long Short-Term Memory) を用いる。安全率は降雨の影響を受けるが、その影響は降雨直後のみならず、地盤内への浸透や間隙水圧などを介して時間遅れを伴って現れる。そのため、安全率の推定には過去の降雨履歴を考慮したモデル化が必要である。

(2) 時系列ニューラルネットワークの基礎理論

・ RNN の基本構造と課題

本研究で使用する機械学習モデルは RNN の一種である LSTM を採用した。RNN (Recurrent Neural Network; 再帰型ニューラルネットワーク) とは、時系列データのように順序性を持つ入力を扱うことを目的として提案されたニューラルネットワークである。過去の情報を保持しながら次の出力を行うことができるという利点があるが、長期的な時間依存性を保持できないという問題がある。この問題を解決するために LSTM や GRU (Gated Recurrent Unit) が提案されている。ここでは、単純な RNN の構造について解説する。図 3-20 に RNN の概念図を示した。

RNN の基本構造は、各時刻 t において入力ベクトル x_t を受け取り、内部状態 (隠れ状態) h_t を更新し、その状態に基づいて出力 y_t を計算するとい

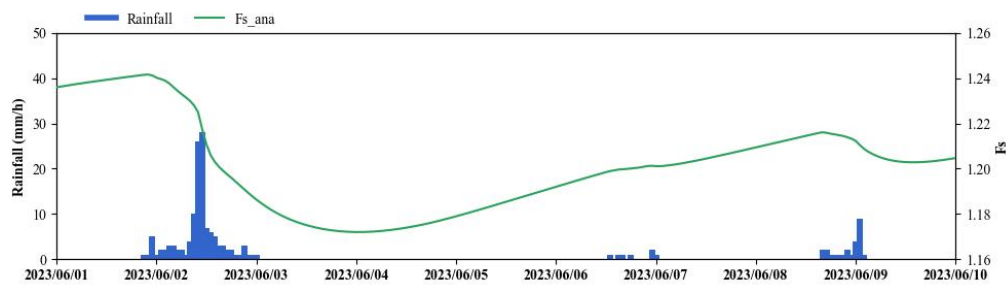


図 3-16 円弧の安全率推移例

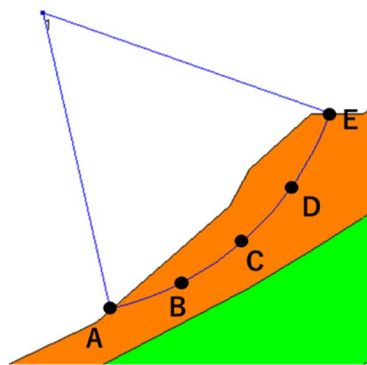


図 3-17 すべり面付近の飽和度代表点

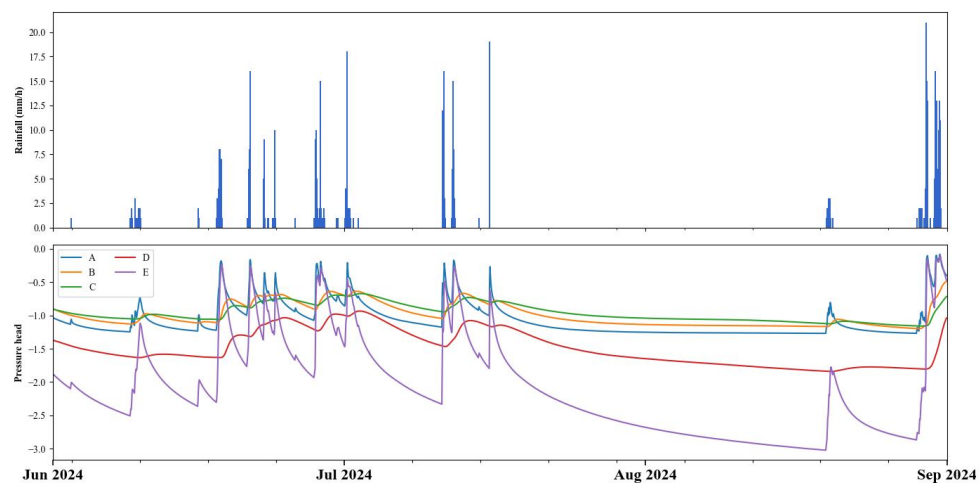


図 3-18 圧力水頭の推移

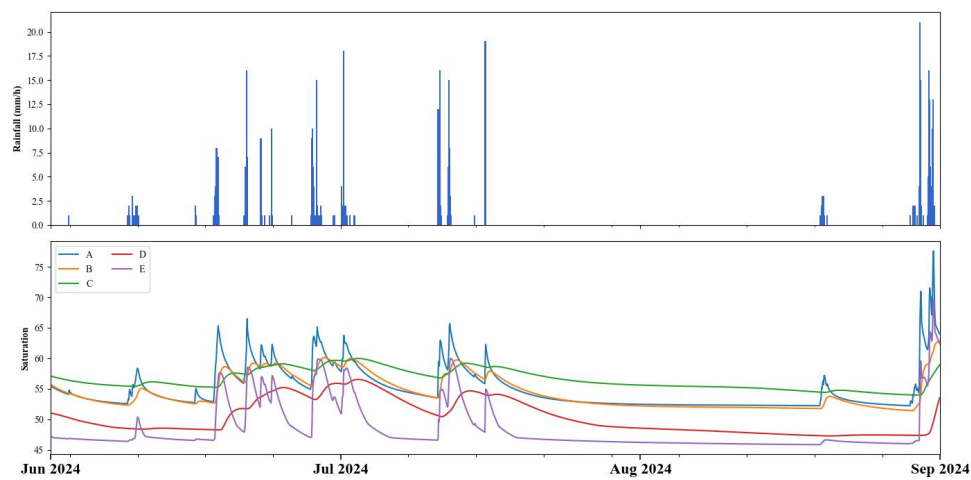


図 3-19 飽和度の推移

う枠組みで表される．ここで隠れ状態 h_t は、当該時刻の入力 x_t のみならず、直前時刻の隠れ状態 h_{t-1} に依存して更新されるため、入力系列の履歴情報を内部に保持しながら処理できる．RNN の状態更新は次式で与えられる．

$$z_t = W_x x_t + W_h h_{t-1} + b \quad (3-2-1)$$

$$h_t = f(z_t) \quad (3-2-2)$$

ここで、 W_h および W_x はそれぞれ入力と隠れ状態に対する重み行列、 b はバイアス項、 f は活性化関数である．出力 y_t は隠れ状態 h_t から次式により求められる．

$$y_t = g(W_t h_t + c) \quad (3-2-3)$$

ここで、 W_y は出力層の重み行列、 c はバイアス項目、 $g(\cdot)$ はタスクに応じた関数であり、回帰問題では恒等写像、分類問題ではソフトマックス関数などが用いられる．

RNN では、時間方向に同一の計算構造を繰り返し適用し、各時刻で用いる重み行列 W_x 、 W_h 、 W_y は全時刻で共有される．このため、系列長が変化しても同一モデルで処理できる利点がある．一方で、RNN は時間方向に展開されたネットワークとして解釈され、誤差逆伝播を時間方向に適用する BPTT (Backpropagation Through Time; 誤差逆伝播法) によって学習が行われる．系列全体の損失関数を

$$L = \sum_{t=1}^T L_t \quad (3-2-4)$$

とすると、隠れ状態に関する勾配は時間方向に連鎖的に伝播し、その過程で次式に示すようなヤコビアン積が繰り返し現れる．

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} = W_h^T \text{diag}(f'(z_t)) \quad (3-2-5)$$

このように、時間方向においてヤコビアン積が繰り返される構造を持つため、系列長 T が大きくなるにつれて勾配消失あるいは勾配爆発が生じやすく、通常の RNN では長期的依存関係の学習が困難となる場合がある³⁻⁵⁾．

・ LSTM の基本構造と更新式

LSTM は、再帰型ニューラルネットワーク (RNN) の一種であり、時系列データの学習において従来の RNN で問題となる勾配消失問題を緩和することを目的として提案されたモデルである³⁻⁶⁾．LSTM では、情報の保持を担うセル状態を導入し、複数のゲート機構によって情報の保持、更新、出力を制御することで、長期的な依存関係を有する時系列データに対しても安定した学習を可能としている．

以下では、Lin ら³⁻⁷⁾で用いられている LSTM セルの定式化に基づき、セル構造および更新式を示す．また、図 3-21 に LSTM の概念図を示す．時刻 t において、入力ベクトルを x_t 、直前の隠れ状態を h_{t-1} 、

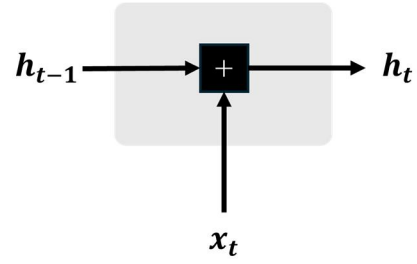


図 3-20 RNN 概念図

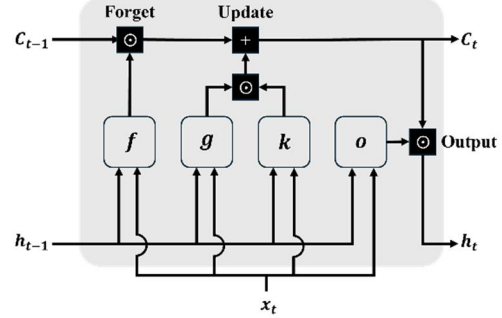


図 3-21 LSTM 概念図 3-7)をもとに作成

直前のセル状態を c_{t-1} とする．LSTM セルは、忘却ゲート、入力ゲート、セルゲート、出力ゲートの4つのゲート演算から構成され、それぞれ次式で表される．

$$f = \sigma_s(W_f x_t + Q_f h_{t-1} + b_f) \quad (3-2-6)$$

$$g = \sigma_s(W_g x_t + Q_g h_{t-1} + b_g) \quad (3-2-7)$$

$$k = \sigma_t(W_k x_t + Q_k h_{t-1} + b_k) \quad (3-2-8)$$

$$o = \sigma_s(W_o x_t + Q_o h_{t-1} + b_o) \quad (3-2-9)$$

ここで、 W^* および Q^* はそれぞれ入力および隠れ状態に対する重み行列、 b^* はバイアス項を表す．また、 $\sigma_s(\cdot)$ はシグモイド関数、 $\sigma_t(\cdot)$ は双曲線正接関数を表す．

次に、これらのゲート出力を用いてセル状態および隠れ状態が更新される．まず、忘却ゲートによって直前のセル状態が更新され、次式で表される中間セル状態 C'_t が得られる．

$$C'_t = f \odot C_{t-1} \quad (3-2-10)$$

続いて、入力ゲートおよびセルゲートを用いて新規情報が加えられ、セル状態 C_t は次式により更新される．

$$C_t = C'_t + g \odot k \quad (3-2-11)$$

ここで、 $\odot$ は要素積 (Hadamard 積) を表す．

最後に、更新後のセル状態を用いて隠れ状態 h_t が次式により算出される．

$$h_t = o \odot \sigma_t(C_t) \quad (3-2-12)$$

LSTM では、セル状態 C_t が時間方向に伝播する主要な情報経路として機能するため、通常の RNN と比較して勾配消失の影響を受けにくい構造となっている．特に、忘却ゲートによって不要な情報を除去し

つつ重要な情報を保持できる点が、長期依存関係を含む時系列データの学習において有効である。本研究では、Lin らと同様に、LSTM を用いて降雨条件下における時系列データの将来値予測を行う。

(3) 実効雨量データの導入

本研究では実効雨量を説明変数に用いることで、機械学習での安全率予測精度の向上を図った。伊藤ら³⁻⁸⁾は LSTM の入力データとして、72 パターンの実効雨量を用いることで、計測体積含水率の予測を高精度に実現する研究を実施している。また、JR 東日本でも複数の半減期の実効雨量を組み合わせることで使用することにより、運転規制を行っている³⁻⁹⁾。本研究ではこれらを参考に以下の式で示される実効雨量を適用した。

$$X_t = X_{t-1}e^{\beta} + R_t e^{\frac{\beta}{2}} \quad (3-2-13)$$

$$\beta = \frac{\ln(0.5)}{M} \quad (3-2-14)$$

ここで、 X_t は時刻 t における実効雨量、 R_t は時刻 $t-1$ から t までの降雨量、 M は半減期を示す。また、図 3-22 に実効雨量の概念図を示す。

実効雨量は、半減期を調整することにより、様々な降雨の時間遅れを表現することができる。井宮ら³⁻¹⁰⁾が半減期を 1 時間から 72 時間まで、1 時間刻みで変化させ、合計 72 種類の実効雨量データを用意し、機械学習を試みたところ、実効雨量と斜面安定度に関係があり、説明変数として高い性能を有することが判明した。そこで、本研究でも同様に実効雨量を導入した。

(4) 累積学習

・概要

近年、データが逐次追加される環境に対応する学習方式として、継続学習 (continual learning) が注目されている。Wang ら³⁻¹¹⁾は継続学習を体系的に整理し、新しい知識を学習しながら過去の知識を保持する枠組みとして定義している。一方で、Prapas ら³⁻¹²⁾は、継続的に到着するデータに対してモデルを逐次更新する continuous training の枠組みを提示し、フル再学習を繰り返す方法が計算コストおよびモデルの鮮度の観点から課題となることを指摘している。

本研究では、このような継続的更新の考え方を踏まえ、年ごとに学習データを累積しながらモデルを更新する累積学習方式を採用した。累積学習では初期段階ではデータ数が限られるものの、年を重ねることで学習に用いる降雨条件や安全率変動のパターンが多様化し、モデルが学習可能な事例が増加する。その結果、学習が安定しやすくなり、データ量の増

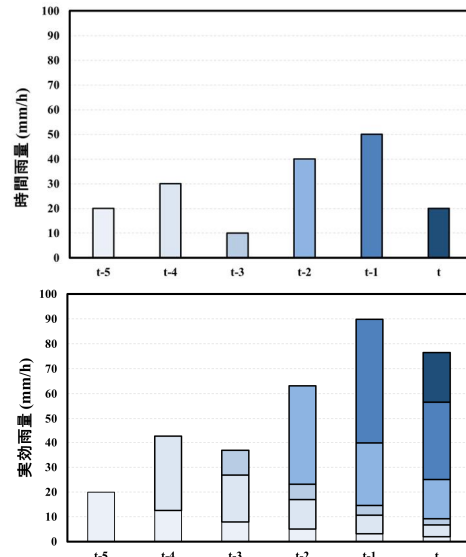


図 3-22 実効雨量概念図

加に応じて予測精度 (MAE や RMSE) が向上することが期待される。また、累積学習は新たな観測データが得られた際にモデルを更新する運用形態に近く、実務利用を想定した枠組みとしても有効である。深層学習モデルは新しいデータが継続的に得られる環境では更新が必要である一方、フル再学習は計算コストが大きいことが課題となる。

さらに本研究では、累積学習におけるモデル更新方法の違いが予測精度および学習の安定性に与える影響を検討するため、重みの引き継ぎ有無に基づく二種類の累積学習方式を設定した。

一つは、各年次の学習においてモデルの重みをランダムに初期化し、その時点までに蓄積された全学習データを用いて再学習を行う方式であり、重み継承を行わない累積学習とした。この方式は、累積学習において最も単純なモデル更新方法であり、重み継承の効果を評価するための比較基準として位置づける。

もう一つは、前年までの学習によって得られたモデルの学習済みの重みを初期値として引き継ぎ、その状態から学習データを追加して再学習を行う方式であり、重み継承型累積学習とした。この方式では、過去データから獲得された降雨と安全率の関係を保持したまま学習を進めることが可能となり、初期値依存の低減や学習の安定化が期待される。本研究では、この重み継承型累積学習を基本モデルとして採用する。

一方で、重み継承の有無にかかわらず、累積学習では学習データ量が年次とともに増加するため、学習時間が増大するという課題が生じる。また、計算資源の消費やモデル保存容量の増加も無視できず、実務利用を想定した場合には、計算負荷の評価および学習時間短縮策の検討が不可欠となる。そこで、学習時間短縮型重み継承累積学習として重み継承型累積学習の予測挙動および精度を維持したまま、学習時間の短縮を図る方法についても検討を行った。

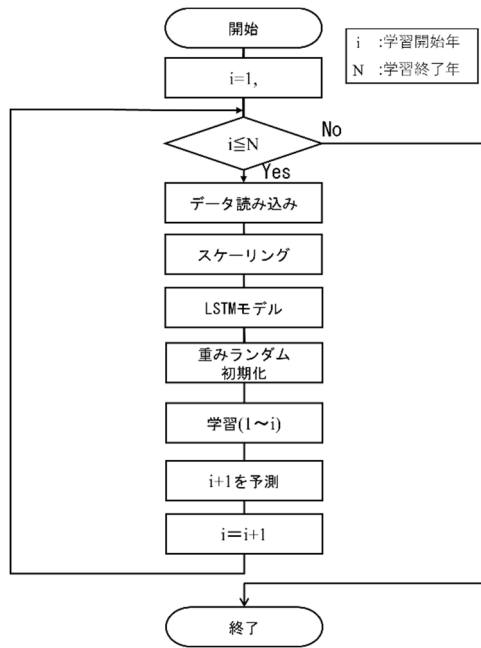


図 3-23 Case1 のフローチャート

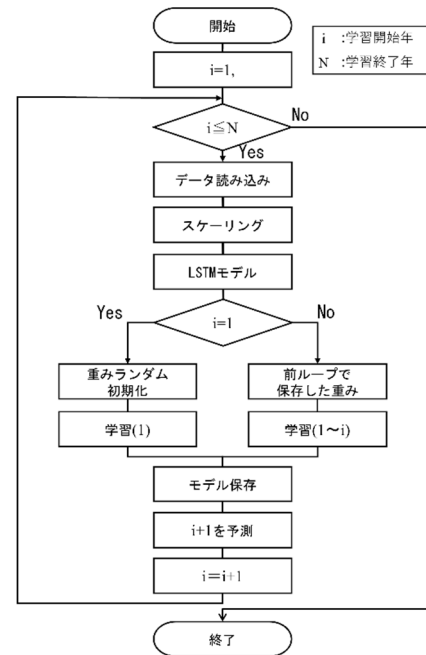


図 3-24 Case2,3 のフローチャート

本研究では、重み継承を行わない累積学習を Case 1、重み継承型累積学習を Case 2、学習時間短縮型重み継承累積学習を Case 3 と定義し、図 3-23、図 3-24 に各ケースのフローチャートを示す。以降、Case 2 の研究手法を主軸に紹介していく。

・重み継承型累積学習におけるモデル更新方法

重み継承型累積学習では、年次ごとに学習データを追加しながらモデルを再学習する際に、前年までの学習によって得られたモデルの重みを初期値として引き継ぐ。具体的には、ある年 i 年までのデータを用いて学習したモデルの各層の重みパラメータを保存し、翌年 $i+1$ 年の学習において、同一のモデル構造を用いた上で、これらの重みを初期値として設定する。

本研究では、重み継承の対象として、LSTM 層および全結合層を含むモデル全体の重みを引き継いだ。一方で、学習率や損失関数などの学習設定は、各年次の学習開始時に同一の設定値を与えて再度構成し、最適化手法における内部状態（例えば勾配の移動平均など）は引き継がず、モデルパラメータのみを継承する構成とした。

このような重み継承処理により、過去の降雨履歴と安全率変動の関係に関する学習結果を保持したまま、新たに追加された年次データに基づく微調整を行うことが可能となる。これにより、毎年ランダムな初期値から学習を開始する場合と比較して、初期値依存の低減や学習の安定化が期待される。

なお、重み継承型累積学習においても、各年次の学習では、当該年までに蓄積された全学習データを用いて再学習を行っており、過去データを固定したまま新規データのみで学習する方式ではない。この点が、厳密な意味での継続学習とは異なる点であり、本研究ではあくまで累積学習の枠組みとして整理している。

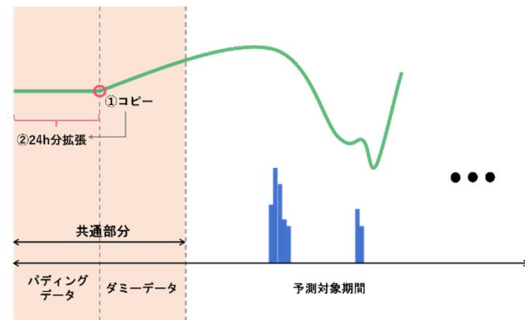


図 3-25 パディング概念図

・データセット

LSTM を用いて時系列予測を行う際には、一定の長さに揃った入力系列が必要となる。そこで本研究ではスライディングウィンドウを用いて教師データを作成した。具体的には、各時刻 t に対して、過去 T 時間分（本研究では $T=48$ 時間）の入力特徴量系列を 1 つの入力 $X(t)$ とし、同時刻の安全率 $F_s(t)$ を教師 $y(t)$ とする教師あり学習問題として以下のように定式化した。

$$X(t) = \{x(t-T), x(t-T+1), \dots, x(t-1)\} \quad (3-2-15)$$

$$y(t) = F_s(t) \quad (3-2-16)$$

これにより、入力データ X は（サンプル数、 T 、特徴量数）の 3 次元テンソルとなり、LSTM が必要とする入力形式へ整形される。

図 3-25 にパディングの概念図を示す。系列の先頭部分では過去 48 時間の履歴が不足するため、先頭観測値を用いたパディングを行い、先頭データから連続的に推定結果を得られるようにした。

本研究で用いた入力特徴量の内訳を以下に示す。入力データには、各年の 6 月 1 日 0 時から 8 月 31 日 23 時までの 1 時間間隔の降雨量および、半減期を 1 ~120 時間に設定して算出した実効雨量を用いた。

表 3-2 モデルの各層の構造

層	ユニット数	活性化関数
LSTM(1)	64	$\tanh$
LSTM(2)	32	$\tanh$
Dense(1)	32	ReLU
Dense(2)	1	Linear

表 3-3 モデルの学習条件

パラメータ	
バッチサイズ	64
エポック数	100
学習率	$3e-4$
シード値	0
訓練データ：検証データ比	8:2

これらの特徴量を組み合わせることで、各時刻における入力ベクトルは合計 121 次元となる。LSTM では過去の一定時間分の入力履歴を必要とするため、予測開始直後の入力が不足しないよう、予測精度および学習の安定性向上を目的として、各年の入力データ先頭に共通して 24 時間分のダミーデータを付加した。これにより、各年の解析期間全体にわたり同一条件で時系列入力を構成できるようにした。各年について、6 月 1 日 0 時から 8 月 31 日 23 時までの 1 時間間隔データ 2208 点に、先頭 24 時間分のダミーデータを加え、合計 2232 点の時系列データを用いた。

・スケーリング

ニューラルネットワークでは、入力値の桁が異なると、一部の特徴量が数値の大きさのみで過剰に影響し、学習が偏る可能性がある。本研究では、降雨量と実効雨量を入力特徴量としたが、降雨量は 0 mm が多く、値が小さい時間が大半出るが、実効雨量は降雨履歴を蓄積するため、値が大きくなりやすく、そのまま特徴量を入力すると偏った学習をしやすいため、勾配更新が不安定となり損失が低下しにくくなるため、入力のスケールを整えることは安定した学習のために重要である。そのため、学習前の前処理として、スケーリング（正規化）を行う。ここでは、MinMaxScaler を使用し、特徴量ごとに以下の式で変換した。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3-2-17)$$

ここで、

- x : 元の入力値
- $x_{\min}$: 学習データ中の最小値
- $x_{\max}$: 学習データ中の最大値
- x' : スケーリング後の値

これにより、各特徴量を 0～1 の範囲に変換する。本研究は年々データ量を増やす累積学習方式を採用しているため、年次比較の公平性を確保するうえでも統一的な前処理が必要となる。本研究では正規化に用いる統計量が検証年の情報を含まないよう、学習年度のみでスケーラーを fit し、正規化は学習データの統計量のみで決定し、検証データの情報が学習に混入しないようにした。一方で MinMaxScaler は最大

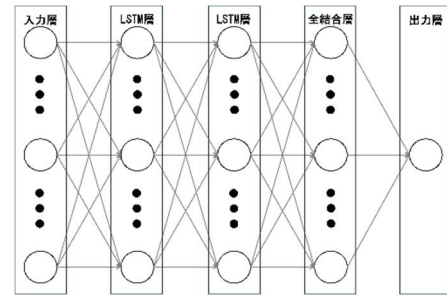


図 3-26 LSTM 回帰モデルの構造図

値・最小値に基づくため外れ値の影響を受けやすく、データによってはスケーラーの検討が必要になる可能性がある。

・LSTM 回帰モデルの構造

表 3-2、表 3-3 に本研究で使用したモデルの構造、学習条件を示す。予測モデルの構築には Python 用のライブラリである TensorFlow-Keras を用いた。また、機械学習モデルの再現性を確保するため、Python 標準ライブラリ、NumPy、および TensorFlow における乱数生成器に対して、同一のシード値を設定し固定した。これにより、重みの初期化や TensorFlow 内部で使用される乱数処理、Python 標準乱数を用いる処理、NumPy を用いた前処理やデータ操作における乱数による影響を排除でき、モデル学習および予測結果の再現性が確保される。しかしながら、Python のバージョンの違いや、CPU ではなく、GPU を用いるなどの計算リソースの選択が結果の再現性に影響を与える可能性があることを認識しておく必要がある。本研究の結果を再現する際には計算環境の詳細に留意し、可能な限り同様の設定を用いることが望ましい。本研究では Python: 3.11.9, TF version: 2.17.1 で実行した。

本研究で構築したモデルは、LSTM(64) → LSTM(32) → Dense(32) → Dense(1) の構造とした。図 3-26 にそのモデルの構造図を示す。第 1 層の LSTM(64)は、入力された過去の降雨履歴から、安全率変動に関係する特徴を幅広く抽出する役割を担う。続く第 2 層の LSTM(32)は、第 1 層で得られた情報をより少ない次元へ整理・要約し、重要な情報を残しつつ不要な情報を抑える役割を持つ。このように上位層に向かってユニット数を減らす構造とすることで、モデルの表現力を確保しながら過学習を抑制し、未知の降雨条件に対しても安定した推定を行えることが期待される。さらに、LSTM の出力を安全率の推定に適した形へ変換するために、全結合層（Dense(32)）を設けた。これは、LSTM が抽出した時系列特徴を回帰問題として扱いやすい表現へ整えるためであり、最終的な推定精度の向上に寄与すると思われる。最後に出力層として Dense(1)を用い、活性化関数を線形（Linear）とすることで、安全率を連続値として直接回帰推定できるようにした。これらの構造により、降雨や時間遅れの影響を確保しながら、計算負荷を減らし、データ量を追加しても運用しやすくなっている。

また、本研究における LSTM の層構造およびユニット数は、井宮ら³⁻¹⁰⁾の研究を参考にしつつ、過学習および学習安定性の観点から複数構成を比較検討した結果、最も安定して低い検証誤差を示した構成を採用した。ユニット数を過度に増加させた場合、学習誤差は低下するものの検証誤差が増加する傾向が確認され、過学習の兆候が認められた。一方、ユニット数を過度に削減した場合には、安全率低下局面の振幅再現性が低下した。以上より、本研究のモデル構造は、表現力と汎化性能のバランスを考慮して決定したものである。

・損失関数および評価方法

本研究では学習時の損失関数として MSE (Mean Squared Error ; 平均二乗誤差) を採用した。時刻 t における観測安全率を $y(t)$ 、モデルによる予測値を $\hat{y}(t)$ 、サンプル数を N とすると、MSE は以下の式で表される。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{y}(t) - y(t))^2 \quad (3-2-18)$$

本研究では、この MSE を最小化するように LSTM のモデルの重みを更新した。MSE は大きな誤差を強く抑制する性質を持ち、降雨に伴う安全率の大きな変動を適切に学習する目的に適している。

モデル性能の評価には MAE (Mean Absolute Error ; 平均絶対誤差) および RMSE (Root Mean Squared Error ; 二乗平均平方根誤差) を用い、MAE により平均的な推定誤差を、RMSE により大きな外れ誤差の影響を評価した。MAE および RMSE は以下の式で表される。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\hat{y}(t) - y(t)| \quad (3-2-19)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{y}(t) - y(t))^2} \quad (3-2-20)$$

これらを併用することで、通常時および降雨イベント時の双方に対するモデル性能を多角的に評価した。

・初期 24 時間重み

時系列入力の前頭部分に対しては、パディングおよび 24 時間分のダミーデータを付加することで、すべての時刻において所定の入力窓長を確保した。ただし、これらの処理は入力の形状を整えるためのものであり、前頭部分において十分な過去情報が存在することを意味するものではない。特に、解析開始直後の入力系列では、実際の解析降雨データが十分に蓄積されておらず、パディングやダミーデータの影響を強く受けるため、モデルに与えられる有効な情報量は相対的に少なくなる。

このような解析開始直後のサンプルでは、学習過程において誤差が相対的に軽視され、初期時刻にお

ける予測精度の低下を招く可能性がある。そこで本研究では、実データが開始した後の系列先頭 24 時間分のサンプルに対してのみ、学習時の損失関数における重みを 1.5 に設定し、これら情報量の少ない初期区間における誤差が損失関数に適切に反映されるよう調整した。

なお、パディングおよびダミーデータ自体は学習対象とはせず、重み付けは実際の解析対象データに対してのみ適用している。この処理は、解析開始直後の学習の不安定化を抑制し、解析期間全体にわたって均質な予測精度を確保することを意図しており、モデル全体の学習バランスを大きく損なうものではない。

・降雨イベントを考慮した重み付き学習

降雨局面の安全率推定精度を重視するため、学習時にサンプル重みを導入した。降雨量データは雨が降らない時間が多く偏りを持つため、重み付けを行わない場合、平常時の誤差を優先して最小化し、降雨イベント時の推定精度が十分に向上しない可能性がある。

そこで本研究では、各学習サンプル t に対して重み $w(t)$ を

$$w(t) = w_{head}(t) w_{event}(t) \quad (3-2-21)$$

と定義し、損失関数 (MSE) を

$$\mathcal{L} \propto \sum_t w(t) (\hat{y}(t) - y(t))^2 \quad (3-2-22)$$

のように重み付けして学習を行った。降雨イベント重み $w_{head}(t)$ は、入力窓長を $L=48$ 時間とし、降雨量を $r(\tau)$ とすると、時刻 t に対するイベントフラグを

$$flag(t) = \max_{\tau=t-L}^{t-1} 1(r(\tau) > 0) \quad (3-2-23)$$

により定義した。ここで $1(\cdot)$ は条件が真の場合に 1、偽の場合に 0 を返す指示関数である。このイベントフラグに基づき、降雨イベント重みを

$$w_{event}(t) = \begin{cases} \beta & (flag(t) = 1) \\ 1 & (flag(t) = 0) \end{cases} \quad (3-2-24)$$

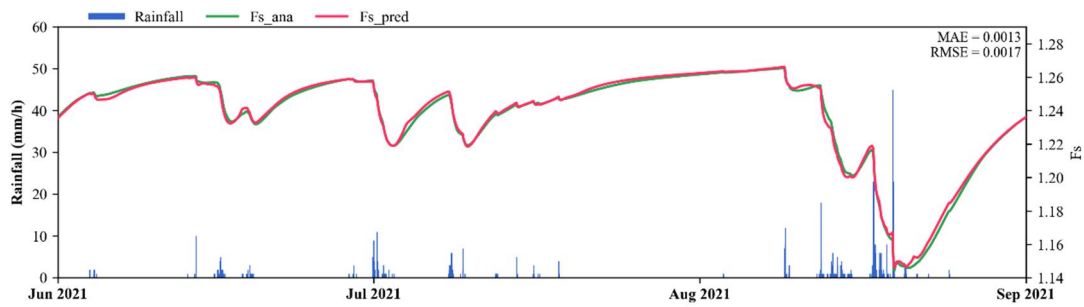
と定義し、本研究では $\beta = 3.0$ とした。これにより、過去 48 時間に降雨が含まれるサンプルの学習寄与を増加させ、降雨に伴う安全率低下など重要局面の推定精度向上を図った。

・学習安定化および最適化設定

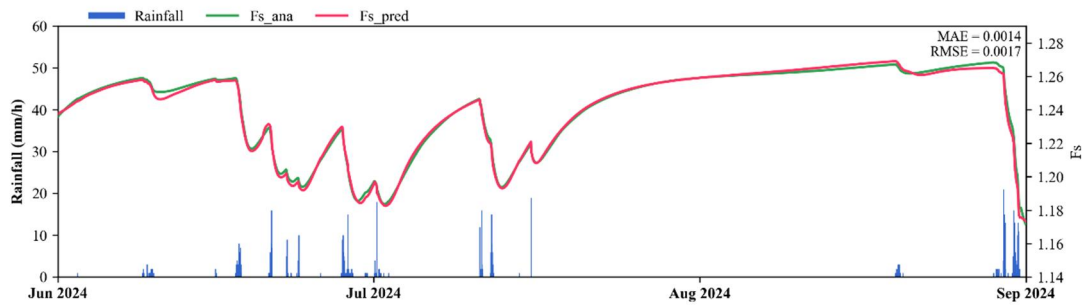
ニューラルネットワークは学習が不安定になったり、過学習によって未知データへの性能が低下したりすることがある。そこで本研究では、学習を安定化し、検証データに対する精度を向上させるために以下の工夫を導入した。

● Adam

ニューラルネットワークの学習は、予測値と観測値の差である誤差を小さくするように重みを更新することで進む。重みの更新の方法には複数の選択肢



(a) 2021 年



(b) 2024 年

図 3-27 重み継承型累積学習の予測結果

があるが、損失関数を最小化するための最適化アルゴリズムとして Adam を使用した。Adam は、誤差の勾配（どの方向に重みを変えるべきか）を利用して更新を行う方法であり、学習の進み具合に応じて各パラメータの更新量を自動調整する特徴を持つ。これにより、単純な勾配降下法に比べて学習が安定しやすく、収束が速くなる場合が多い。

● 勾配クリッピング

LSTM を含む深層学習モデルでは、学習中に勾配が極端に大きくなり、重みが一度に大きく更新されて学習が発散する場合がある。この現象は勾配爆発と呼ばれる。本研究では勾配爆発を抑制するため、勾配ノルムを一定値以下に制限する勾配クリッピング (clipnorm = 1.0) を導入した。これにより学習が極端に不安定になる状況を回避し、より安定した学習を行うことを意図した。

● EarlyStopping

ニューラルネットワークは学習を続けすぎると、学習データにだけ過度に適合してしまい、未知データ（検証データ）に対する性能が低下する場合がある。この現象を過学習と呼ぶ。本研究では過学習を抑制するため、検証データの損失を監視し、改善が一定回数見られない場合に学習を停止する EarlyStopping を導入した。また、学習停止後は検証損失が最も小さかった時点の重みを復元することで、最良の性能を持つモデルを採用した。

● ReduceLROnPlateau

学習中に誤差の改善が停滞する場合、学習率が大きすぎて細かな最適化ができなくなっている可能性がある。そこで本研究では、検証損失の改善が一定回数見られない場合に学習率を減衰させる

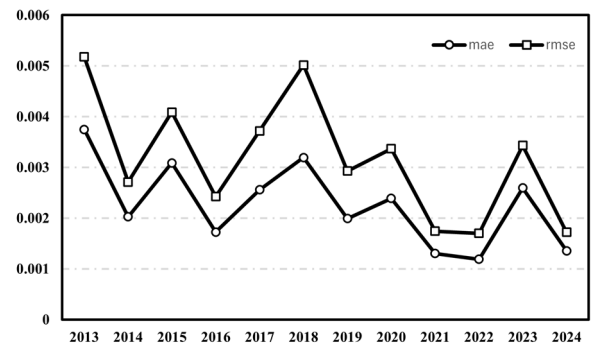


図 3-28 重み継承型累積学習の MAE・RMSE

ReduceLROnPlateau を用いた。学習率を段階的に下げることで、学習終盤により細かい重み調整が可能となり、検証損失の改善が期待できる。

・学習時間の短縮

重み継承型累積学習モデルの構築方法について整理した。しかし、このままの学習方法では、年を重ねるにつれて学習データ量が増加し、学習時間が増大するという課題が生じる。特に、毎年同程度のエポック数で全層を再学習する方法では、実務的な運用や将来的な拡張を考えた場合に、計算コストが過大となる。

そこで本研究では、重み継承による学習挙動および予測精度を維持したまま学習時間の短縮を図るため、Case 3 と定義し、層の凍結、学習率制御、およびエポック数調整の三つの処置を導入した。

まず、層の凍結とは、ニューラルネットワークの一部の層を学習対象から除外し、それまでに獲得された重みを固定したまま学習を行う手法である。本研究では、LSTM による時系列解析において、入力

表 3-4 各ケースの差分表

項目	Case1	Case2	Case3
年次データの累積	○	○	○
学習データ範囲	当該年までの全累積データ	当該年までの全累積データ	当該年までの全累積データ
使用モデル構造	LSTM回帰モデル	LSTM回帰モデル	LSTM回帰モデル
前処理・入力構成	固定	固定	固定
前年モデル重み継承	×	○	○
重み継承の対象	—	全層 (LSTM層+全結合層)	全層 (LSTM層+全結合層)
層の凍結	×	×	○
学習率	固定	固定	年次で段階的に低減
学習率自動減衰	○	○	○
エポック数	固定	固定	年次で段階的に削減
目的	比較用ベースライン	精度・安定性の向上	精度維持と計算時間短縮

に近い層は降雨履歴と安全率の基本的な関係を表現する役割を担い、年次更新によって大きく変化する必要は小さいと考えた。そこで、累積学習がある程度進んだ段階以降では、二層構成の LSTM のうち、下位 LSTM 層を凍結し、上位 LSTM 層および後段の全結合層のみを更新する構成とした。ここで、下位層とは入力に近い層を指す。この処置により、基礎的な時系列特徴表現を保持したまま年次変化に対する微調整を行うことが可能となり、同時に学習対象となるパラメータ数を削減することで学習時間の短縮を図った。

次に、学習率制御として、年次累積学習に適した段階的な学習率設定と自動減衰を導入した。初年度の学習では比較的大きな学習率を用いてモデル全体の構造を学習し、それ以降の年次更新では学習率を低減させることで、前年までに獲得された重みを初期値とした安定的な再学習を行う構成とした。さらに、学習の進行中に検証誤差の改善が停滞した場合には、学習率を自動的に減衰させる仕組みを導入し、過剰な更新を抑制しながら収束を促す設計とした。

加えて、学習時間短縮の観点から、年次ごとに設定する最大エポック数を段階的に削減した。初年度は十分な学習を行うためにエポック数を 100 とし、2013 年以降の学習では 50、さらに層の凍結を適用した 2018 年以降では 20 と設定した。

このように、重み継承による学習の枠組みを維持したまま、層の凍結、学習率制御、およびエポック数調整を組み合わせることで、予測精度および学習挙動を大きく損なうことなく、計算コストの削減を図った。

(5) 予測結果

・重み継承型累積学習

重み継承型累積学習 (Case 2) による予測結果の一例として、図 3-27 に 2021 年から 2024 年の解析期間における安全率の時系列比較の一例を示す。これらの年は、累積学習が進行し、モデルが十分に学習された段階に対応した結果である。各年の解析期間において、予測された安全率は解析による安全率の時間変化に概ね一致しており、降雨に伴う安全率の低

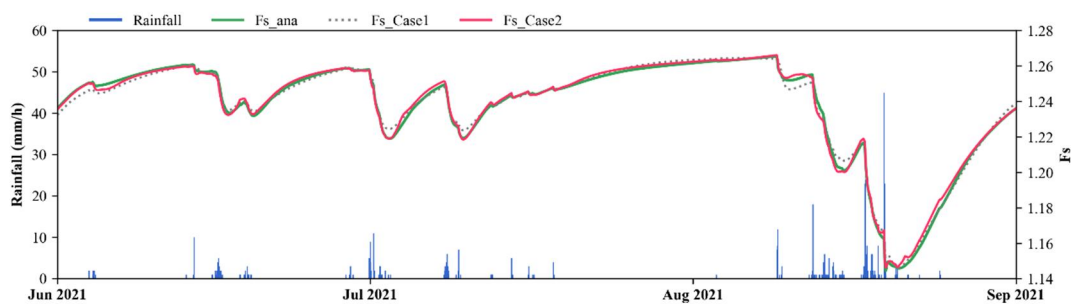
下および無降雨期間における安全率の回復挙動が確認できる。

次に、各年における予測誤差を MAE および RMSE により評価した結果を併せて図 3-28 に示す。年次ごとにばらつきは見られるものの、学習データ量の増加に伴い、MAE および RMSE は全体として低下する傾向を示した。また、2020 年および 2023 年において、MAE および RMSE が一時的に増加する傾向が確認された。これらの年の降雨パターンを確認すると、短時間強雨と断続的降雨が組み合わさった複雑な履歴を有しており、単一の時間スケールでは説明が困難な事例が含まれていることが分かった。このことは、現行の入力特徴量では十分に表現できていない降雨特性が存在する可能性を示唆している。すなわち、予測精度の低下はモデル性能の限界というよりも、特徴量設計の限界に起因する可能性がある。

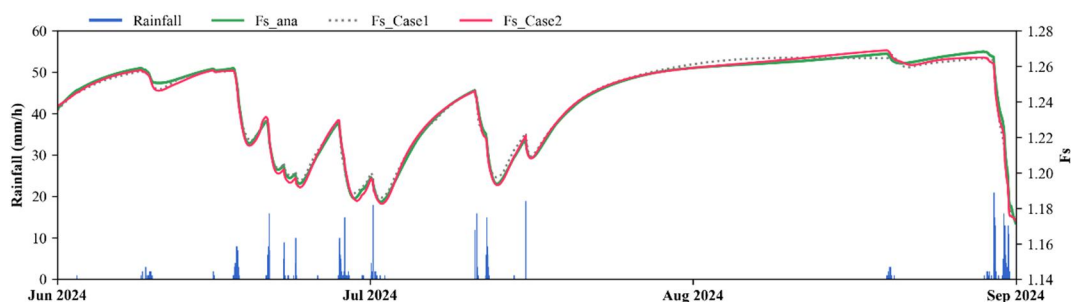
・比較結果

提案する累積学習手法の有効性を検証するため、Case 1～Case 3 の各学習方式について、予測精度および計算コストの観点から比較を行う。表 3-4 に各ケースの差分表を示す。まず、各ケースの結果を概観した後、Case 1 と Case 2、および Case 2 と Case 3 の比較を通して、重み継承および学習時間短縮処理の効果を整理する。図 3-29-、図 3-30 に各ケースの安全率予測結果の比較、図 3-31 に各ケースの評価指標の比較について表す。また図 3-32、図 3-33、図 3-34 に各ケースの学習時間、学習時間の平均値・中央値、予測時間の比較を示す。

ここでは、Case 1 と Case 2 における重み初期値の継承の有無による結果の違いについて整理する。予測誤差に着目すると、Case 1 は Case 2 と比較して誤差が大きく、この傾向は MAE および RMSE の双方から確認できる。また、MAE および RMSE はいずれも Case 2 の方が Case 1 より小さい値を示しており、重み継承を行った Case 2 において予測精度が向上していることが分かる。学習時間については、Case 1、Case 2 とともに年次ごとにばらつきが見られるものの、平均値および中央値はいずれも Case 2 の方が小さく、学習時間が全体として短縮されている。一方

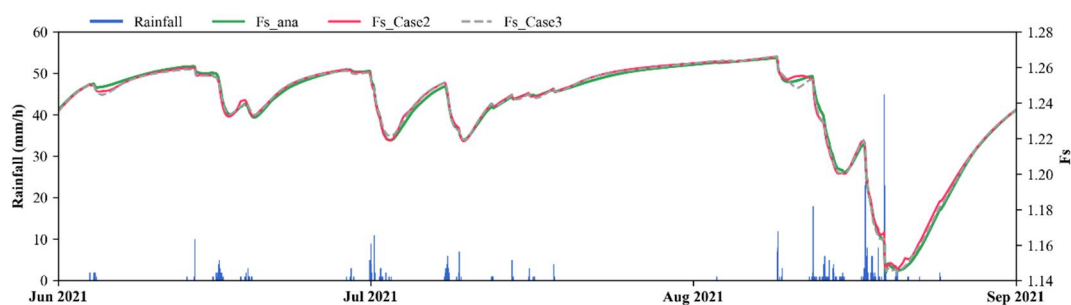


(a) 2021 年

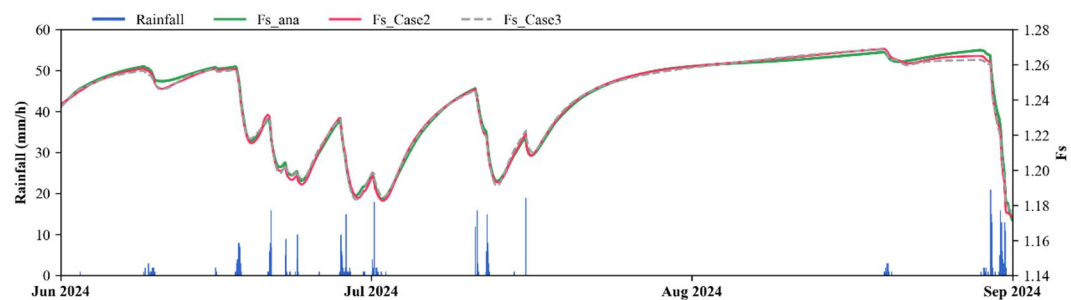


(b) 2024 年

図 3-29 各ケースとの安全率予測結果の比較 (Case 1 vs Case 2)



(a) 2021 年



(b) 2024 年

図 3-30 各ケースとの安全率予測結果の比較 (Case 2 vs Case 3)

で、直近の年においては学習時間が増加する傾向も確認されている。

次に、Case 2 と Case 3 において、学習時間短縮を目的として導入した各種工夫による結果の違いについて整理する。予測精度に着目すると、解析値と予測値の誤差は両ケースで概ね同程度であり、MAE および RMSE はいずれも大きな差を示していない。一方、計算時間に着目すると、Case 3 では学習時間および予測出力時間が全体として短縮されている。特

に、最も学習データ量が多い 2024 年においても、学習時間は約 200 秒程度に収まっており、年次によらず安定した値を示している。また、学習時間の平均値および中央値はいずれも Case 2 より小さく、学習時間短縮の効果が確認できる。さらに、予測出力時間はいずれの年においても 1 秒未満であった。解析ソフトで同期間の解析を行うのに、約 15~20 分ほどかかるため、大幅な短縮になった。

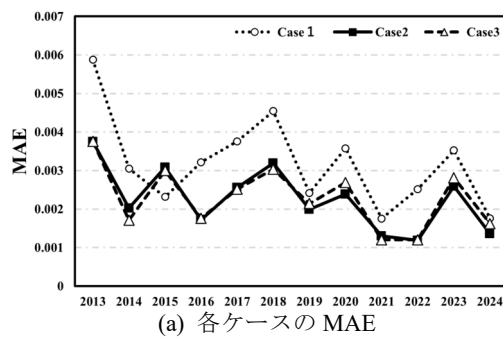
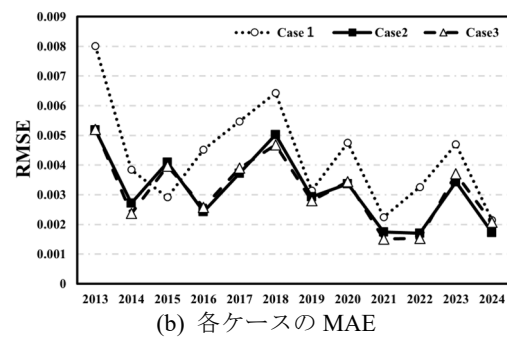


図 3-31 各ケースの評価指標の比較

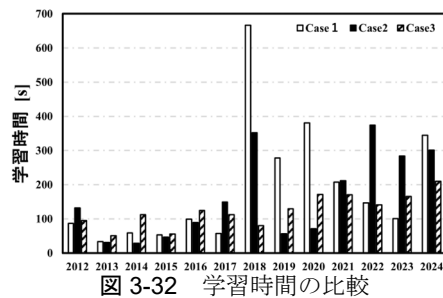


図 3-32 学習時間の比較

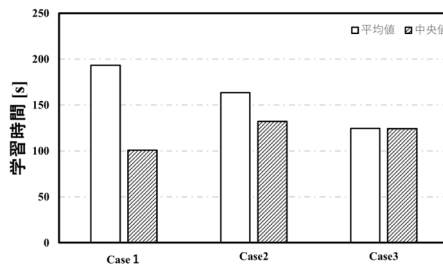


図 3-33 学習時間の平均値・中央値の比較

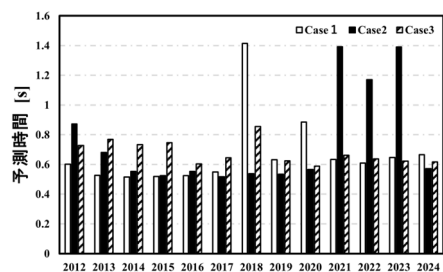


図 3-34 予測時間の比較

・比較結果まとめ

Case 1～Case 3 を比較して得られた考察を以下に記す。まず、重み初期値の継承を行わない Case 1 と、前年モデルの重みを引き継ぐ重み継承型累積学習を採用した Case 2 を比較した結果、Case 2 では MAE および RMSE が全体として小さく、年次推移においても安定した挙動を示すことが確認された。このことから、年次的に学習データを追加していく本研究の枠組みにおいては、前年までに獲得された学習結果を初期値として活用することが、予測精度の向上および初期値依存の低減に寄与していると考えられる。特に学習初期における誤差のばらつきが抑制されている点は、累積学習における重み継承の有効性を示す重要な結果である。

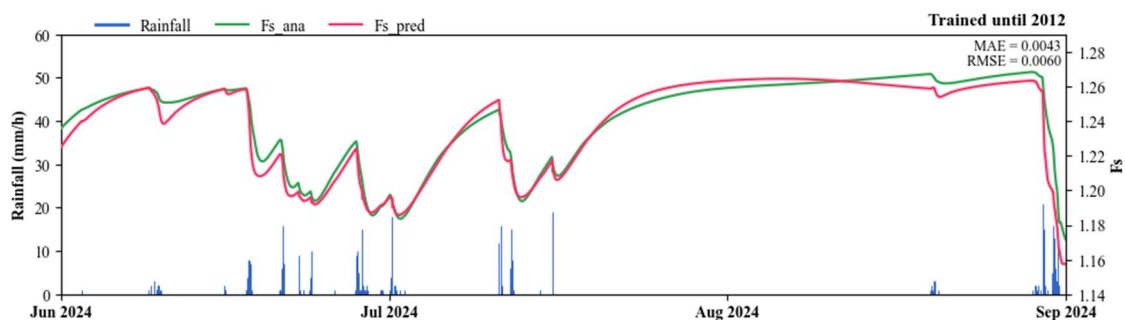
つぎに、Case 2 を基準として、学習時間短縮を目的とした Case 3 との比較を行った結果、Case 3 では学習時間の平均値および中央値がいずれも低下し、計算コストが削減されていることが確認された。一方で、MAE および RMSE については Case 2 と同程度の水準を維持しており、学習時間短縮のための工夫が予測精度に大きな悪影響を及ぼしていないことが示された。特に、学習データ量が最も多い 2024 年においても学習時間が安定して抑えられている点は、計算負荷の増大が課題となる実務的な運用を考える上で重要な知見である。

以上の結果より、本研究で採用した重み継承型累積学習 (Case 2) は、年次的にデータを追加する条件下において、予測精度および安定性の両面で有効な学習方式であることが示された。また、Case 3 に示した学習時間短縮手法は、Case 2 の性能特性を大きく損なうことなく計算コストを低減できる可能性を有しており、実務利用を見据えた拡張手法として有効であると考えられる。

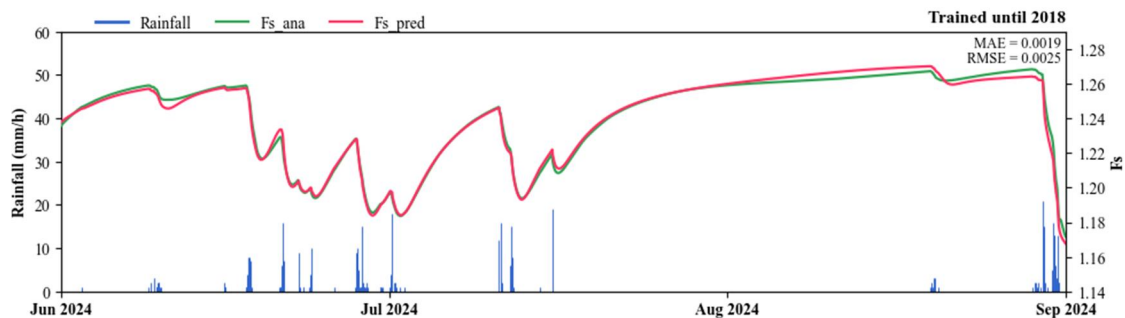
(6) 予測対象年固定下における累積学習データ量が予測に及ぼす影響

前項までにおいて、累積学習を用いた斜面安全率予測モデルを構築し、将来年に対する予測が可能であることを示した。しかしながら、累積学習によって予測精度が向上すること自体は確認できるものの、その精度向上がどのような要因によってもたらされているのかについては、必ずしも明確ではない。すなわち、単純に学習データ量が増加したことによる効果なのか、あるいは、異なる降雨特性や極端事象を学習データに含めたことによる効果なのかといった点は、通常の年次予測結果からは切り分けて評価することが困難である。そこで本研究では、構築したモデルが、学習データのどのような側面から予測精度を向上させているのかを明らかにすることを目的として、追加の解析を行う。

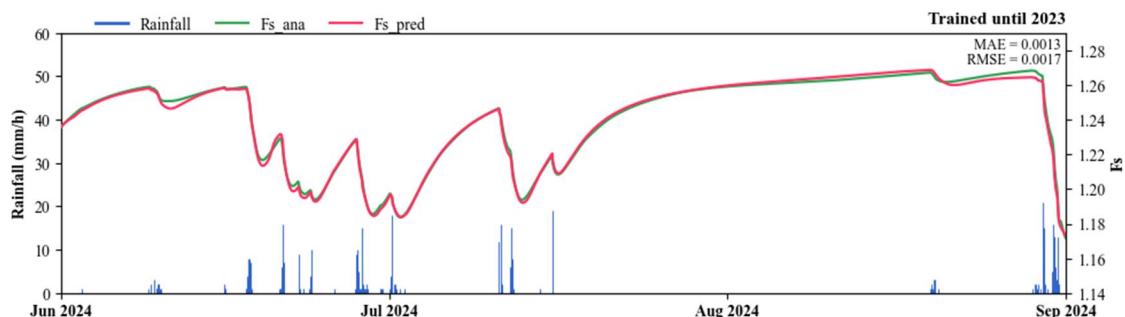
累積学習による予測精度向上は、単なる学習データ量の増加によるものではなく、学習データに含まれる降雨特性や安全率低下事例の多様化が寄与していると考えられる。そのため、本研究では、学習データ量の増加に伴い予測精度は単調に向上するのではなく、段階的に改善しつつ収束するという仮説を



(a) 学習データ：2012 年まで



(b) 学習データ：2018 年まで



(c) 学習データ：2023 年まで

図 3-35 学習データ量による学習精度の推移

立てた。この仮説を検証するため、本研究では予測対象年を 2024 年に固定し、学習データの累積期間のみを変化させた条件で予測を行った。具体的には、2012 年のみを学習に用いたモデルから、2012～2023 年までのデータを累積的に学習したモデルまでを構築し、各モデルによる 2024 年の予測結果を比較した。

図 3-35 に学習データ量による学習精度の推移、図 3-36 に学習データ量別の MAE・RMSE の推移を表す。2024 年の時系列予測結果を確認すると、いずれのモデルにおいても全体的なトレンドは概ね捉えられているものの、学習データ量が少ないモデルでは、安全率低下時の振幅が過小に評価されるとともに、位相のわずかな遅れが認められる。一方、2018 年および 2023 年まで累積学習を行ったモデルでは、降雨に伴う安全率低下のタイミング、低下量、ならびに回復過程が解析値により近づいており、重要局面における再現性が向上していることが視覚的にも確認できる。

MAE および RMSE のいずれについても、学習終了年が進むにつれて、全体として低下傾向を示して

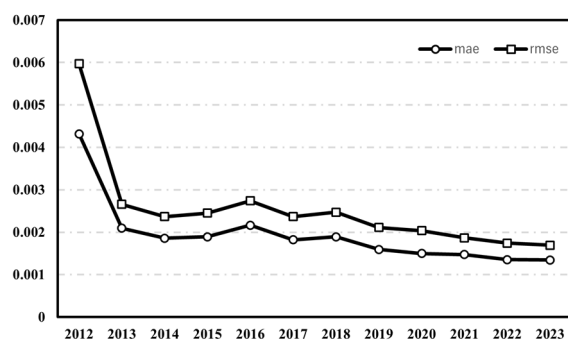


図 3-36 学習データ量別の MAE・RMSE 推移

いる。特に、2012 年のみを学習に用いた場合には誤差が大きいのにに対し、2013 年以降のデータを追加することで、予測精度が急激に改善することが確認できる。これは、2013 年に比較的強い降雨事例が含まれており、斜面内部の地下水位上昇および平均飽和度の顕著な増加を伴う安全率低下局面が学習データに追加されたことが一因と考えられる。すなわち、2012 年のみでは安全率が大きく低下する非線形領域のデータが十分に含まれておらず、水位上昇に伴

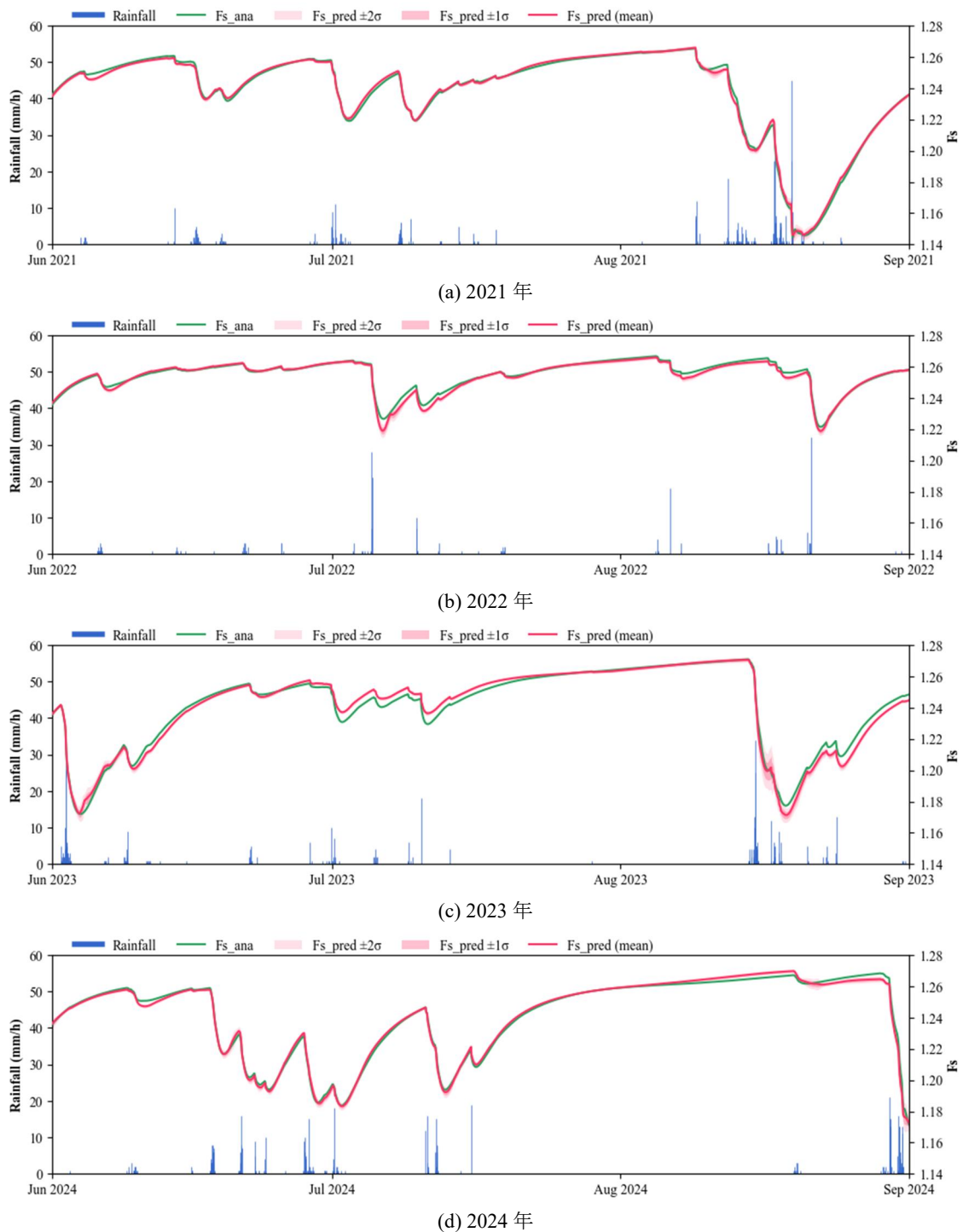


図 3-37 seed による予測精度のぶれ

う急激な有効応力低下挙動をモデルが十分に学習できていなかった可能性がある。2013 年の極端降雨事例を含めたことで、地下水位上昇過程およびそれに伴う安全率の急減挙動が学習に組み込まれ、水位変動と安全率低下の関係をより適切に再現できるようになったと解釈できる。

MAE・RMSE の推移を詳細に見ると、2012～2013 年にかけて大きな改善が見られ、2014～2018 年付近では小さな増減を伴う横ばい傾向を示す一方、2019 年以降では再び緩やかな改善が確認される。さらに、学習終了年の進行に伴い、精度改善の幅は次第に小

さくなっており、累積学習による予測精度の向上は、初期に大きく寄与した後、漸近的に収束する挙動を示す可能性がある。このことから、累積学習による予測精度の向上には、単なるデータ量増加ではなく、極端降雨事例の追加による非線形応答領域の学習が重要な役割を果たしつつ、その効果が段階的に飽和していく収束挙動が存在することが示唆される。

以上より、予測対象年を固定した条件下においても、学習データを累積的に追加することで予測精度は着実に向上することが確認された。特に、降雨に伴う安全率低下局面の再現性は、学習データ量の増

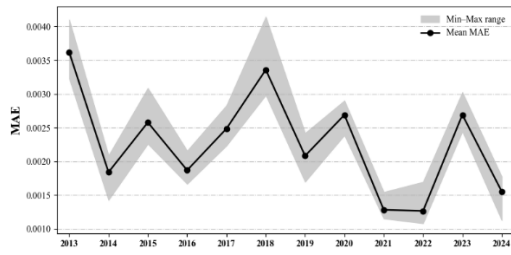


図 3-38 seed による MAE 分布

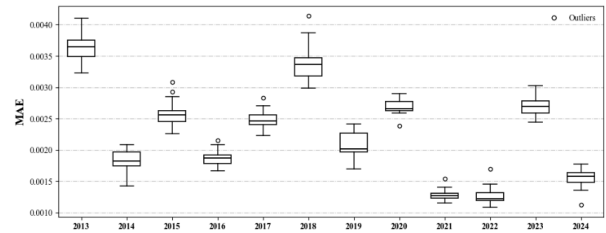


図 3-39 seed による箱ひげ図

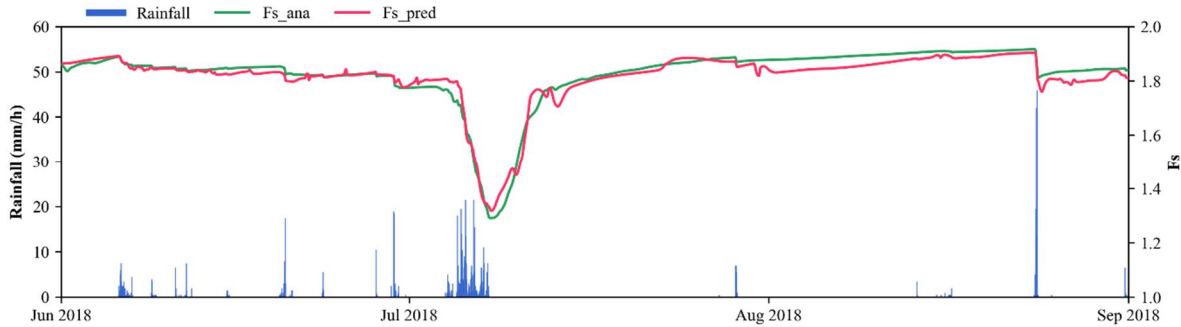


図 3-40 観音峠地区における予測結果の一例

加により顕著に改善されており、本手法が将来年予測においても有効であることが示唆される。一方で、精度改善は単調ではなく段階的であり、学習データに含まれる降雨特性の違いが精度に影響を与えている可能性がある。

(7) 乱数初期値が予測に及ぼす影響

機械学習モデルを用いた予測では、乱数初期値の違いにより学習結果が変動することがある。そのため、単一の乱数初期値に基づく結果のみを用いた場合、作成したモデルが偶然良好な初期値により高い予測精度を示した可能性を否定できない。そこで、乱数初期値を複数通り設定した学習・予測を行い、予測精度および予測結果のばらつきを評価することにより、提案モデルの妥当性および有用性を検証した。

乱数初期値の影響を定量的に評価するため、本節では、同一の学習データおよびモデル構造を用いたまま、乱数初期値のみを変更した複数の学習・予測を実施した。具体的には、乱数 seed を 0 から 19 までの 20 通りに設定し、各 seed について独立にモデルの学習および予測を行った。学習条件、入力データ、および評価方法はすべて同一とし、乱数初期値以外の要因による影響が生じないように統一した。評価対象年は 2013 年から 2024 年までとし、各年において予測安全率の時系列および予測精度指標を算出した。予測精度の評価指標には、安全率の絶対誤差に基づく MAE を用いた。さらに、各時刻における予測結果のばらつきを把握するため、20 通りの seed による予測安全率から、時刻ごとに平均値および標準偏差を算出した。これにより、乱数初期値に起因する予測不確実性を、平均値に対する $\pm 1\sigma$ および $\pm 2\sigma$ の帯として可視化した。一般に、予測値の分

布が正規分布に近い場合、 $\pm 1\sigma$ は全体の約 68%、 $\pm 2\sigma$ は約 95% を含む範囲に対応するが、本研究では分布形状を厳密に仮定するものではなく、乱数初期値に起因するばらつきを段階的に可視化する指標として用いている。

図 3-37 より、乱数初期値による予測結果のばらつきは、平常時には小さく、強い降雨に伴い安全率が急変する局面で、一時的に拡大する傾向がある。特に、2023 年の予測では 8 月中旬に大きなぶれが生じており、この期間の降雨は用意したモデルでは対応できていないためであると推測する。

図 3-38 より、各年における平均 MAE は、全体として低下する傾向を示している。特に 2021 年以降では平均 MAE が小さく、累積学習の進行に伴い予測精度が向上していることが確認できる。また、最小値から最大値の範囲はいずれの年においても限定的であり、乱数初期値の違いによって予測精度が大きく変動することはなかった。このことから、本モデルの予測精度は特定の乱数初期値に依存せず、安定しているといえる。

図 3-39 に示す箱ひげ図より、各年における MAE の分布は、多くの乱数初期値で中央値付近に集中していることが分かる。特に 2021 年および 2022 年では四分位範囲が小さく、乱数初期値を変更しても予測精度のばらつきが小さい。一部の年では外れ値が確認されるものの、それらは少数に限られており、大多数の seed において安定した予測精度が得られている。

以上の結果より、本研究で構築した累積学習モデルは、乱数初期値を 20 通り変更した場合においても、予測精度が大きく変動することなく、概ね安定した性能を示すことが確認された。平均 MAE の年次低下はモデルの学習効果を示しており、さらに

MAE 分布が特定の seed に偏らず集中していることから、本研究で得られた良好な予測結果は、偶然良い乱数初期値を選択した可能性は低いと考えられる。

(8) 観音峠地区への適用

本章で構築した手法を、国道 9 号観音峠地区における斜面安定計算事例にも適用した。紙面の関係で、解析条件の詳細は福岡ら³⁻³⁾、井宮ら³⁻¹⁰⁾に譲る。ここでは同手法により構築した LSTM による予測結果の一例を図 3-40 に示す。

本検討では、園部地点における 2018 年 10 月から 12 月、2019 年 4 月から 12 月、2020 年 4 月から 12 月、2021 年 4 月から 6 月および 10 月から 12 月、2022 年 4 月から 12 月のデータを主な学習データとして用いた。さらに、降雨条件の多様性を確保するため、岐阜高山、高知指毛、神戸における 2018 年 6 月から 8 月のデータ、および熊本湯本における 2020 年 6 月から 8 月のデータを学習データに加えた。予測対象は園部地点における 2018 年 6 月から 8 月のデータとし、安全率が 1.5 を下回る期間を危険局面として評価した。その結果、予測値と解析値の平均絶対誤差は $MAE=0.0214$ であり、安全率の時系列変化を一定程度再現できることを確認した。

一方で、観音峠地区における予測結果は、炬口地区の検討結果と比較して、予測精度の収束性が十分ではない傾向を示した。炬口地区では、安全率がおおむね 1.1 から 1.3 の範囲で変動していたのに対し、観音峠地区では安全率が 1.2 から 1.9 程度の広い範囲で上下していた。このことから、観音峠地区では、降雨に対する斜面内水分状態および安全率の応答がより複雑であり、単一または限定された実効雨量指標のみでは、安全率変化を十分に説明しきれない可能性がある。

3.3 提案手法の適用性と限界

本章では、浸透流・円弧すべり統合解析により得られた安全率時系列を対象として、LSTM を用いたサロゲートモデルを構築し、その予測精度、学習安定性、計算効率および他地点への適用性を検証した。本検討では、兵庫県洲本市の国道 28 号炬口地区を主たる対象として、降雨量および複数の半減期を有する実効雨量を入力特徴量とし、安全率の時系列変化を推定するモデルを構築した。

重み継承型累積学習の導入により、年次的に学習データを追加しながら、安全率の予測精度を安定的に向上させることが可能であることを確認した。重み継承を行わない累積学習と比較して、重み継承型累積学習では MAE および RMSE が小さく、予測結果のばらつきも抑制された。このことから、前年までに学習した降雨履歴と安全率変動の関係を初期値として活用することは、安全率時系列予測の安定化に有効であると考えられる。

学習時間短縮型の累積学習では、予測精度を大きく損なうことなく、学習時間および予測時間を短縮できることを確認した。特に、LSTM による予測出力時間は数値解析に比べて大幅に短く、豪雨時における斜面安定性の迅速な評価に応用できる可能性が示された。この結果は、浸透流・円弧すべり統合解析のような高忠実度解析を、実務的な時間内で活用するためのサロゲート化手法として、本手法が有効であることを示している。

予測対象年を固定した検討では、学習データを累積的に追加することで、安全率低下局面の再現性が改善されることを確認した。ただし、精度向上は単調ではなく、学習データに含まれる降雨特性や安全率低下事例の有無に影響を受ける傾向がみられた。このことから、サロゲートモデルの汎化性能を高めるためには、単にデータ量を増やすだけでなく、強雨、長期連続降雨、安全率が大きく低下する事例など、斜面応答の特徴を含む学習データを蓄積することが重要であると考えられる。

乱数初期値を変更した検証では、予測精度が特定の初期値に大きく依存しないことを確認した。強い降雨に伴い安全率が急変する局面では一時的に予測値のばらつきが大きくなるものの、各年の MAE 分布は概ね限定的な範囲に収まり、モデルの再現性は確保されていた。したがって、本章で得られた予測結果は、偶然良好な初期値によって得られたものではなく、累積学習により降雨と安全率の関係を安定的に学習した結果であると判断できる。

さらに、本章で構築した手法を国道 9 号観音峠地区における斜面安定計算事例にも適用した。観音峠地区では、安全率の時系列変化を一定程度再現できた一方で、炬口地区と比較して予測精度の収束性は十分ではなかった。炬口地区では安全率が比較的狭い範囲で変動していたのに対し、観音峠地区では安全率がより広い範囲で上下しており、降雨に対する斜面内水分状態および安全率の応答が複雑であることが示唆された。このことから、地質条件や斜面構造が異なる地点では、安全率変化を支配する実効雨量の時間スケールや入力特徴量が異なる可能性がある。

以上より、本章で構築した LSTM によるサロゲートモデルは、浸透流・円弧すべり統合解析により得られる安全率時系列を高速かつ安定的に再現できる手法であることを示した。一方で、他地点への適用結果から、モデルの一般化には、地点ごとの地質条件、斜面形状、水分応答特性を反映した特徴量設計が必要であることも明らかとなった。したがって、本手法は、個別斜面の力学的な安定性評価を迅速化する有効な枠組みであるとともに、今後は地点特性を考慮したモデル更新方法の検討が重要である。

今後の課題として、以下が挙げられる。

1. 多様な降雨事例を追加したモデル更新

本章では、炬口地区を中心に複数年の降雨データを用いて学習を行ったが、強雨、長期降雨、断続的降雨など、安全率低下の発生様式が異な

る事例をさらに追加することで、危険局面に対する予測安定性を検証する必要がある。特に、学習データに含まれない外挿的な降雨条件に対して予測精度が低下する可能性があるため、安全率低下を伴う代表的な降雨事例を体系的に蓄積することが重要である。

2. 地点特性に応じた入力特徴量の再検討
観音峠地区への適用結果から、炬口地区で有効であった実効雨量の組合せが、他地点で同様に機能するとは限らないことが示唆された。そのため、半減期の設定範囲を拡張するとともに、複数の実効雨量、先行降雨指標、降雨強度、土壌水分量、地下水位、飽和度、間隙水圧などの物理量を組み合わせた入力特徴量の検討が求められる。
3. 実務運用を想定した短期予測への展開
本章では主として数か月単位の時系列再現を対象としたが、事前通行規制や規制解除の判断では、数時間先から数日先の安全率変化を把握することが重要となる。そのため、予測範囲を1日先、3日先などに設定した場合の予測精度、危険局面の捕捉性能、および規制判断に必要な時間的余裕を評価する必要がある。
4. 予測不確実性の評価
本章ではMAEおよびRMSEを中心に予測精度を評価したが、実務においては平均的な誤差だけでなく、危険局面における予測のばらつきや最悪ケースの誤差幅を把握することが重要である。今後は、複数seedによるアンサンブル予測や予測分散の評価を導入し、安全率予測値に対する信頼区間を提示できる枠組みを構築することが望ましい。
5. 実測データおよび実災害事例との比較検証
本章で構築したモデルは、数値解析により得られた安全率時系列を教師データとするサロゲートモデルである。そのため、今後は現地で観測される地下水位、体積含水率、間隙水圧、斜面変位、あるいは実際の崩壊・非崩壊事例と照合し、解析結果およびサロゲートモデルの妥当性を検証する必要がある。これにより、モデルの力学的妥当性だけでなく、道路管理における社会的実用性をより高い水準で評価できる。

以上の課題を踏まえ、今後は、潜在的危険斜面として抽出された重点監視対象に対して本手法を適用し、個別斜面の安全率変化を迅速に評価する運用方法を検討する必要がある。これにより、空間的に抽出された監視対象斜面と、時間的に変化する斜面安定性評価を接続し、事前通行規制基準の時間的・空間的高度化に資する技術として発展させることが期待される。

参考文献

- 3-1) 小山倫史：自己組織化マップを用いた道路斜面の健全性評価手法に関する提案，関西大学社会安全学研究 第6号，2016。
- 3-2) 小山倫史：降雨特性に応じた道路通行規制のあり方に関する研究 研究成果報告書，国土交通省近畿地方整備局，新都市社会技術融合創造研究会，2016。
- 3-3) 福岡知弥，宮崎祐輔，小山倫史，藤原照幸，岸田潔：浸透流解析と円弧滑り解析による斜面対策工の評価と土砂災害危険基準線の一考察，Kansai Geo-Symposium 論文集，CD-ROM，論文番号 2-7，2021。
- 3-4) 岡田勝也・杉山友康・村石尚・野口達夫：統計的手法による鉄道盛土の降雨災害危険度評価手法，土木学会論文集，No. 448/III-19，pp. 25-34，1992。
- 3-5) Bengio, Y., Simard, P., Frasconi, P.: Learning Long-Term Dependencies with Gradient Descent is Difficult, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 2, pp. 157-166, 1994.
- 3-6) Hochreiter, S., Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- 3-7) Lin, Z., Sun, X., Ji, Y.: Landslide Displacement Prediction Model Using Time Series Analysis Method and Modified LSTM Model, *Electronics*, Vol. 11, 1519, 2022.
<https://doi.org/10.3390/electronics11101519>
- 3-8) 伊藤真一，小田和広，小泉圭吾，酒匂一成：体積含水率の現地計測データに対するリカレントニューラルネットワークの適用性，AI・データサイエンス論文集，Vol. 1, No. J1, pp. 445-452, 2020。
- 3-9) 鈴木修，山村啓一，島村誠：実効雨量指標を用いた降雨時運転規制に関する研究，JR East Technical Review，特集論文-6，2007。
- 3-10) 井宮雅裕，宮崎祐輔，小山倫史，藤原照幸，岸田 潔：機械学習を用いた浸透流・円弧滑り統合解析による安全率の時系列予測。第64回地盤工学シンポジウム論文集。2024。
- 3-11) Wang, L., Zhang, X., Li, Q., Zhu, J., Zhong, Y.: Incorporating neuro-inspired adaptability for continual learning in artificial intelligence, *Nature Machine Intelligence*, Vol. 5, No. 12, pp. 1356-1368, 2023.
- 3-12) Prapas, I., Derakhshan, B., Rezaei Mahdiraji, A., Markl, V.: Continuous Training and Deployment of Deep Learning Models, *Datenbank Spektrum*, Vol. 21, pp. 203-212, 2021.
<https://doi.org/10.1007/s13222-021-00386-8>

第4章 道路用土砂災害警戒基準線

4.1 土砂災害警戒情報の活用に関するアンケート

事前通行規制の運用を検討する上で、実情把握を目的として近畿地方整備局管内11事務所の道路管理者に土砂災害警戒情報に関するアンケート調査を2023年度に実施した。

このアンケート調査のうち、土砂災害警戒情報に関するアンケート回答結果について整理する。

アンケート回答者の役割と回答数は、表4-1のとおりである。

(1) アンケート調査結果

以下、アンケート結果について記す。

- 規制区間内の土砂災害危険基準線（CL）の設定位置：CL の設定値は、全事務所が「テレメータ雨量の設置位置で設定している」との回答であった。
- 土砂災害危険基準線（CL）を用いた判定に用いる予測雨量の時間：予測雨量については、32 時間先が 1 事務所、96 時間先が 3 事務所であった。その他 5 事務所が「実況で判断。予測は体制構築や現場配備に活用」との回答であった。
- 土砂災害危険基準線（CL）を用いた判定の運用方法：1 事務所が未回答であったが、多くは外部委託による運用が実施されている。その他としては、「令和 6 年 5 月 31 日整備局運用による」（以下、整備局運用と記す）による運用との回答であった。
- 土砂災害危険基準線（CL）を用いた場合の各種通行止め基準：CLを用いた基準としては「設定なし」が3事務所、整備局運用が1事務所であった。未回答事務所についても、CLを用いた基準は未設定ではないかと想定される。
- 土砂災害危険基準線（CL）を用いた場合の解除基準：解除基準としては、全事務所で「整備局運用」との回答であった。CLの超過が続く場合は、連続2 mm以下3時間継続であっても通行止

表4-1 回答者の役割

役割	回答数
通行規制の発令・解除に関する意思決定を担う（幹部）	6
雨量データの分析を担う	11
通行止めおよび解除の実働を担う	5
計	22

め継続を基本としていた。

(2) その他自由意見

アンケートで寄せられた土砂災害警戒情報を活用する上での利点および課題について要約して記す。

【有効性に関する意見】

- 短時間で集中的に降った時など、通行規制雨量に達していない場合でも土砂災害の危険は高まるため有効と考えます。
- 長雨で一度リセットをはさんで雨が強く降る時なども土砂災害の危険は高い状態であるため CL 基準の導入は有効と考えます。
- 予測精度が高いことを前提に、危険度が可視化される点。
- 連続雨量のみによる基準だけでは、法面の状態等の把握ができず危険側での解除となる可能性もあるため、解除のタイミングを安全側にみる指標の一つとしは有効だと思われる。
- 先行降雨を考慮しているため、連続雨量による機械的な管理に比べてより実態に近い管理が可能となり、土砂災害による 2 次被害等のリスク軽減が期待できる。
- CL 基準を導入することで、突発的な土砂災害対応の軽減が期待できる。

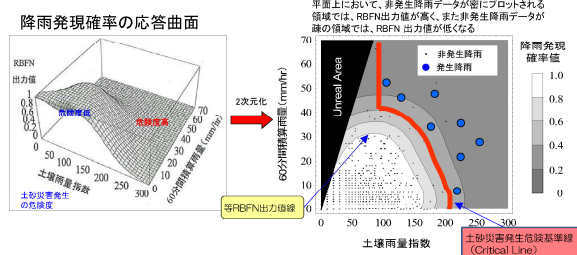
【課題の指摘意見】

- 一般通行者に対して雨が止んだのに通行止め継続は、現場でハレーションが生じないかという懸念はある。



図4-1 RBFNを用いたCLの設定フロー(4-1)

RBFネットワークを用いた土砂災害 判別手法(2)



◆災害発生に対して目印をつけるのではなく、災害が発生していない降雨事例に基づいて基準を決める。これは「災害が発生しない降雨を何度も経験したから、ここまでは安全」という発想。
◆土砂災害警戒情報の基準(CL)は、対象となる土砂災害が発生しない条件の上限の付近で設定
◆この手法により、①発生降雨データが少ない地域でも境界線を引くことができる、②境界線の決め方に合理性と再現性がある、③非線形であるため降雨プロットの分布状況に応じた境界設定が可能など、より適切なCL設定とすることができる。

図 4-2 応答曲面および CL の設定方法 (4-2)

- CL は県HPの土壤雨量指数で確認する必要があるため、確認作業が複雑
- 道路盛土、法面に適したモデル、係数を使用しているわけではないため、実態と合っているのが疑問。精度が低いのであれば、経験則である連続雨量での規制基準と変わらない指標と思う。
- 気象庁と連携してモデルの細分化。
- 通行止めの開始での導入は、安全側の判断にはなるが通行止めの頻度が多くなりすぎる恐れがある。また、観測値1点によるCL判定となるため、観測値の箇所と危険想定箇所が離れている場合、信憑性が欠けるのではないかな。
- 「土壤雨量指数」が「連続雨量」にくらべて直感的にわかりにくいこと
- 現在の砂防 CL が道路管理に最適化されたものではない。

4.2 道路用土砂災害警戒基準線の作成方法

道路用土砂災害警戒基準線（以下、道路用CLと称する）は、砂防分野の土砂災害警戒情報の発令基準である砂防CLと同様にRBFN（Radial Basis Function Network）により求められる応答曲面に基づいて設定される。RBFNにより求められる応答曲面の算定は、土砂災害警戒避難基準雨量の設定手法⁴⁻¹⁾（以下設定手法基準書と記す）に従った。RBFNを用いた砂防CLの設定手順を図4-1および図4-2に示す。なお、RBFNを用いた応答曲面の設定は、整備局より貸与を受けたプログラムにより算定し、設定を行っている。

(1) 使用する降雨データ

RBFNに入力する降雨データとしては、規制区間近傍の雨量観測点（テレメータ）の10分間降雨量のデータが必要となる。道路用CLを作成するには、ある程度の期間における災害実績の無かった降雨データ（非発生降雨データ）と災害実績のあった降雨データ（発生降雨データ）が必要となる。

10分間降雨量がなく60分間降雨量の場合や解析雨量（60分間雨量）の場合には、10分間雨量データに変換する必要がある。一般に60分間雨量を10分間雨量に変換する場合、図4-3に示すように当該正時における①60分間雨量値を6分割して（例えば12 mm/60分であれば2 mm/10分）、均等にその前の10分から00分に割り振る考え方が採られることが多いが、この場合、図4-4に示すように、ある時間帯の10分間降雨量は同一の値となり、不自然な形状の降雨波形になってしまう。そこで、本章では、新たに換算10分間雨量を定義することとした。図4-5に示すように、②平均10分間雨量の値を用いて③10分間毎の60分間雨量値を算定（10分ごとにずらしながら60分間雨量を算定）し、算定された値を6で割った④10分間雨量値を求める（例えば、11mm/60分であれば1.83（=11/6）mm/10分）。次に、これらの値から正時における⑤60分間雨量値を求め、この値と解析雨量の元々の値である①60分間雨量値の比（⑥補正值）を求める。最後に、この⑥補正值を④10分間雨量値に掛け合わせることで⑦換算10分間雨量値が求まる。図4-6に換算10分間雨量の降雨波形（ハイトグラフ）と累積雨量を示す。図4-4と比較すると、10分間降雨量値は10分毎に異なる値を示し、累積雨量も線形的ではなく非線形的に変化していることから、平均10分間雨量に比して自然な形状の降雨波形となっていることがわかる。

(2) 被災実績

道路用CLの設定にあたっては、対象路線における被災実績を選定する必要がある。

選定にあたっては、落石や小規模な土砂流出は、土壤雨量指数での評価は検討外であることに留意の

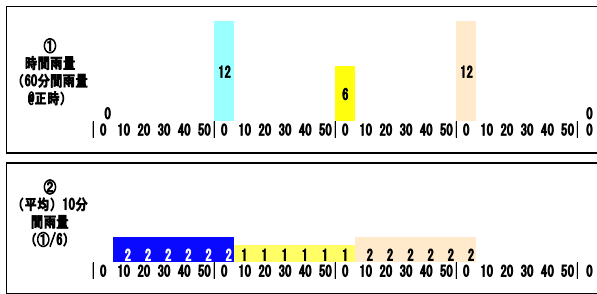


図 4-3 平均 10 分間雨量の作成概念

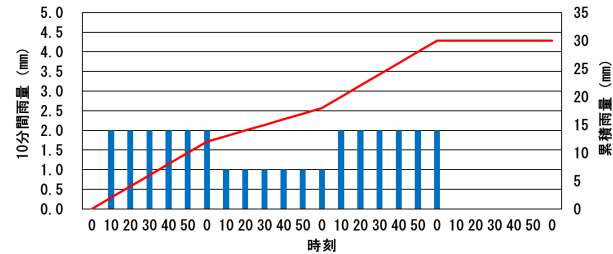


図 4-4 平均 10 分間雨量の降雨波形（ハイトグラフ）と累積雨量

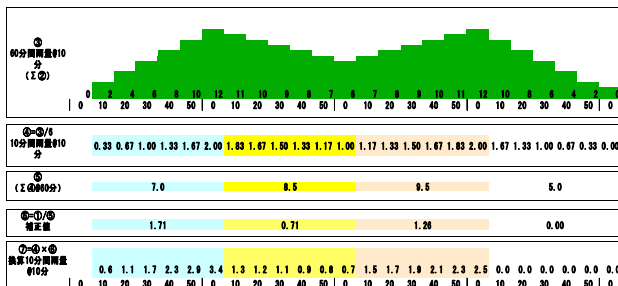


図 4-5 換算 10 分間雨量の作成概念

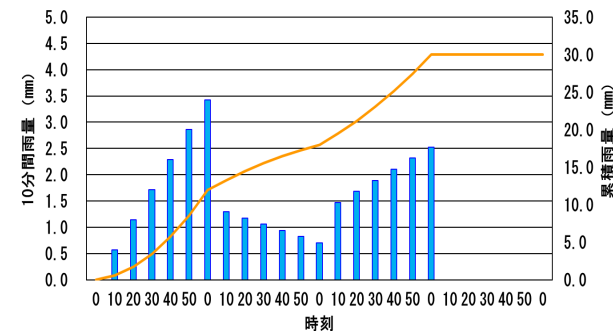


図 4-6 換算 10 分間雨量の降雨波形と累積雨量

上、選定する必要がある。また、被災実績を有しない路線の場合、既往の降雨実績の最大値での設定とする場合もあるが、この場合には対象路線以外での被災実績等も参考にしながら検討していく必要がある。

(3) 土壌雨量指数算定式

土壌雨量指数の算定については、下記に示す気象庁の手法を用いている⁴⁾。

土壌雨量算定式：気象庁の方法

土壌雨量指数の指数値は、図4-7に示すような直列3段タンクモデルの各タンクの貯留高の和（ $=S_1+S_2$

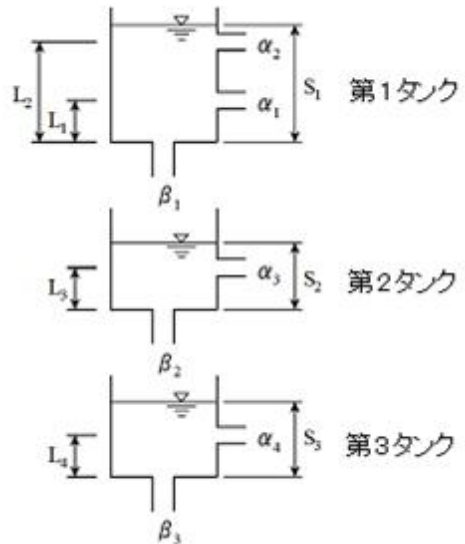


図 4-7 直列三段タンクモデル

表 4-2 タンクモデルのパラメータ

	1 段目	2 段目	3 段目
側面孔の高さ (mm)	$L_1 = 15$ $L_2 = 60$	$L_3 = 15$	$L_4 = 15$
流出係数 (1/hr)	$\alpha_1 = 0.1$ $\alpha_2 = 0.15$	$\alpha_3 = 0.05$	$\alpha_4 = 0.01$
浸透係数 (1/hr)	$\beta_1 = 0.12$	$\beta_2 = 0.05$	$\beta_3 = 0.01$

+ S_3) で定義される。各タンクの貯留高 ($S_i: i=1,2,3$) の計算式は以下のとおりである。

$$\begin{aligned}
 S_1(t+\Delta t) &= (1-\beta_1\Delta t) \cdot S_1(t) - q_1(t) \cdot \Delta t + R \\
 S_2(t+\Delta t) &= (1-\beta_2\Delta t) \cdot S_2(t) - q_2(t) \cdot \Delta t + \beta_1 \cdot S_1(t) \cdot \Delta t \\
 S_3(t+\Delta t) &= (1-\beta_3\Delta t) \cdot S_3(t) - q_3(t) \cdot \Delta t + \beta_2 \cdot S_2(t) \cdot \Delta t
 \end{aligned}$$

S_1, S_2, S_3 : 各タンクの貯留高
 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$: 各タンクの浸透流出孔の浸透係数
 q_1, q_2, q_3 : 各タンクの側面孔からの流出量

ここで、時間刻み Δt は10分とし、 R は解析あるいは予想される10分間当たりの降雨量である。なお、各タンクの側面孔からの流出量 ($q_i: i=1,2,3$) は以下のように記述される。

$$\begin{aligned}
 q_1(t) &= \alpha_1 \{ S_1(t) - L_1 \} + \alpha_2 \{ S_1(t) - L_2 \} \\
 q_2(t) &= \alpha_3 \{ S_2(t) - L_3 \} \\
 q_3(t) &= \alpha_4 \{ S_3(t) - L_4 \}
 \end{aligned}$$

$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$: 各流出孔の流出係数
 L_1, L_2, L_3, L_4 : 各流出孔の高さ

なお、各パラメータは、表4-2のとおりである。

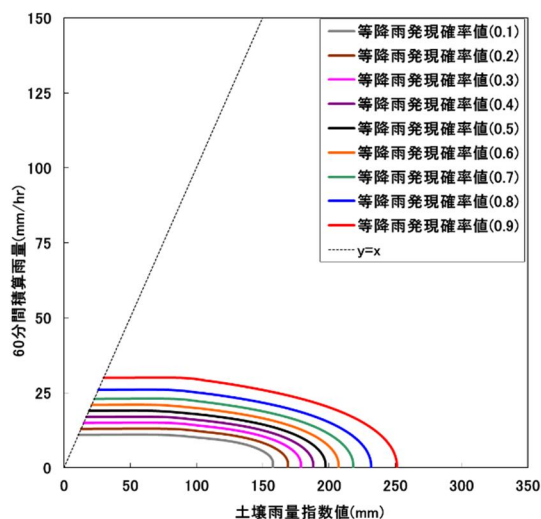
(4) 等雨量確率値の算定

60分積算雨量および土壌雨量指数より算出される応答曲面は、「RBFネットワークプログラム：H17.6（国土技術政策総合研究所 砂防研究室）」を用いて算出した。

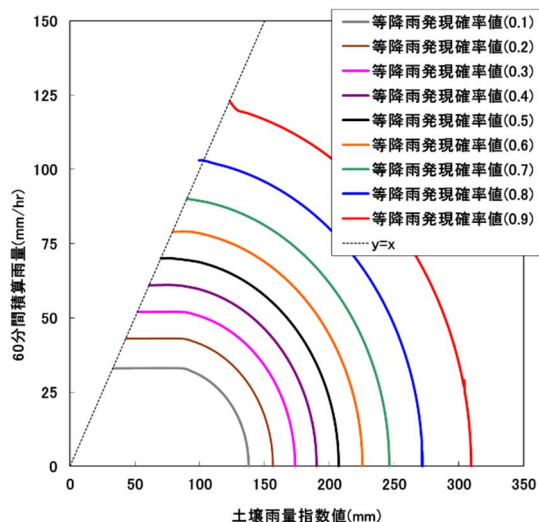
算出にあたっては、表4-3に示す2通りのパラメータを用い算出結果の事例を図4-8に示す。新推奨値で

表 4-3 RBFN プログラムで設定したパラメータ

パラメータ名	旧推奨値 (プログラムデフォルト値)	新推奨値 (2017.11.6～)
グリッド間隔 X 軸	5	5
グリッド間隔 Y 軸	1	1
半径 X 軸	75	145
半径 Y 軸	15	80
正規化パラメータ λ max	500	10,000
正規化パラメータ λ min	1	1



a) 旧推奨値



b) 新推奨値

図 4-8 算定した応答曲面

作成した応答曲面の方が広く分布する結果となった。

(5) 道路用CLの設定

求めた応答曲面および CL 対象災害時のスネークラインより道路用 CL の設定を行った事例を図 4-9 に、応答曲面と被災時スネークラインの関係を図 4-10 に示す。また、参考として事例箇所の三次メッシュ（メッシュコード：52355345）の砂防 CL ラインを併記した。

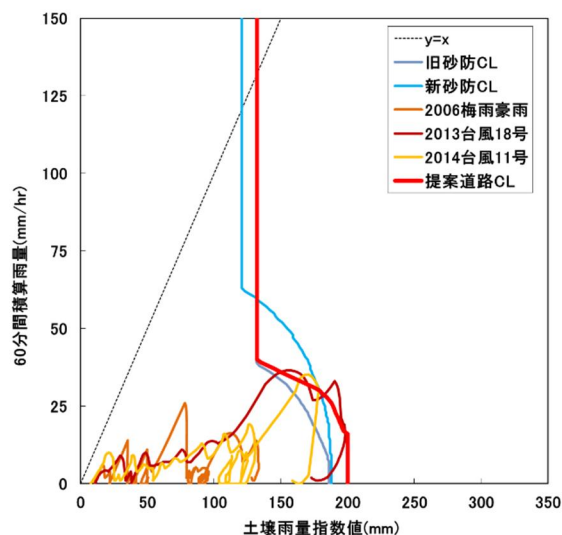
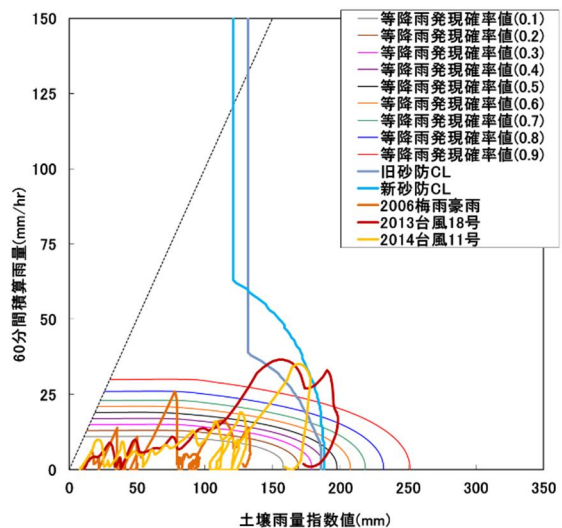
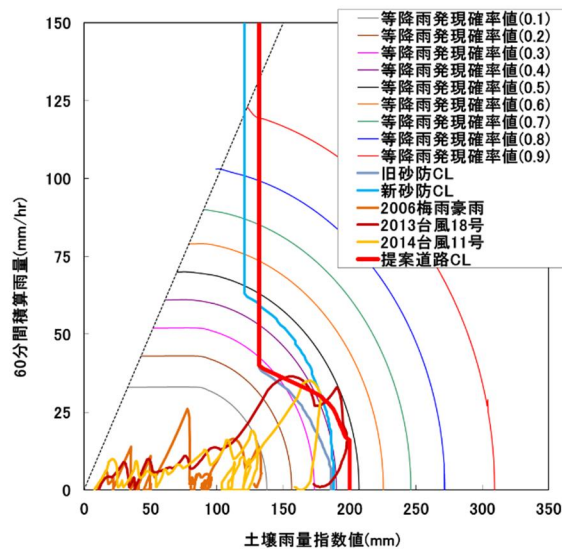


図 4-9 道路用 CL (案) と被災時スネークラインならびに三次メッシュ砂防 CL の関係



a) 旧推奨値



b) 新推奨値

図 4-10 応答曲面と被災時スネークラインの関係

4.3 分析方法

本節より、設定した道路用土砂災害警戒基準線の評価を行う。アンケート調査結果にも示される通り、事前通行規制制度に即した、土砂災害警戒基準の構築が求められている。本研究では、京都府の国道9号線沿いに位置する、南丹市園部町上小崎～船井郡京丹波町新水戸の異常気象時通行規制区間内（メッシュコード：52355345）を分析対象とした。この地区では観音西側と園部（観音峠東側）の二か所でテレメータ雨量計により、雨量観測が行われている。そのうち園部のテレメータ雨量データを本研究の分析データとした（図4-11参照）。二か所のテレメータ雨量計の観測地には、若干の差があり、全体的には園部の降雨量が多くなる傾向を確認し、通行規制の発生頻度が相対的に高いデータを選定した。テレメータ雨量の計測には転倒ます型雨量形式が採用されている。テレメータ雨量計は正時雨量の計測を基本とし、特定の期間から10分間雨量が計測されている。

本研究で用いた予測雨量データについて述べる。ここで述べる予測雨量とは、気象庁が提供する降水短時間予報であり、解析雨量に基づく実況補外型予測とメソ数値予報モデル予測降水量を、それぞれの降水予測精度に応じて重み付き平均したもので、1時間ごとに6時間先まで予測している⁴⁴⁾。実況補外型予測とは、過去3時間の解析雨量の降水分布から算出した降水領域の移動方向と移動速度を用いて、時間とともに降水分布を移動させて、降雨予測をするものである。これは時間経過とともに急速に精度が低下するが、メソ数値予報モデルを用いることにより、災害を引き起こすような強い降雨の予測が可能であり、予測精度の低下も緩やかであるため、双方の利点を生かした降雨予測が可能である。

テレメータ雨量データについては2009年7月から2025年2月までの期間を対象に分析した。それぞれcsvファイルで記録されており、分析データは欠損データを除いて、計5722日間存在し、予測雨量データは計199日間存在する（表4-4参照）。予測雨量値の精度に関しては、付録を参照されたい。

(1) 各種雨量指標の計算

連続雨量や土壌雨量指数の計算には10分間雨量を用いた。実測10分雨量とデータが存在しない期間を換算10分間雨量で相互補完したもの（相互補完型10分間雨量と呼ぶ）、平均10分間雨量の2種類用意した。

ここで、連続雨量とは、時間雨量を累積した雨量値のことで、降雨が2mm以下の状態で一定時間経過すると、累積がリセットされる雨量指数を指す。現在の事前通行規制ではこの指数を用いた規制および解除方法が採用されている。相互補完型10分雨量から、連続雨量を計算するプログラムを作成した。国土交通省近畿地方整備局独自の運用案を参考に、累積をリセットする条件として、3時間経過した場



図4-11 対象地域と使用データのテレメータ位置

表4-4 予測雨量データ一覧

年	観測開始	観測終了
2013	9月1日 9:00	10月1日 8:30
	10月25日 9:00	10月26日 8:30
2014	7月8日 9:00	7月9日 8:30
	8月1日 9:00	9月1日 8:30
	10月12日 9:00	10月13日 8:30
2015	7月1日 9:00	8月1日 8:30
	2018 6月14日 9:00	7月1日 8:30
2018	7月3日 9:00	7月7日 8:30
	8月22日 9:00	8月26日 8:30
	2020 6月13日 9:00	6月14日 8:30
2021	8月1日 9:00	10月1日 8:30
2022	7月3日 9:00	7月4日 8:30

合または、6時間経過した場合の2通り設定した。連続雨量の初期値には相互補完型10分間雨量のもっとも古いデータを代入し、そこから順に相互補完型10分間雨量を積算し、連続雨量に代入する計算方法をとった。また、時間雨量の累積をリセットするために、毎時10分ごとに現在時刻から3時間前または、6時間前までの雨量を1時間ごとに計算し、いずれも2mm以下であった場合は累積をリセットした。

土壌雨量指数の定式化と用いたパラメータについては先述の通りである。土壌雨量指数の計算は各10分間雨量から求められた60分間積算雨量を用いて、10分ごとに計算した。

(2) 規制事例の分析

規制事例の分析のためには、災害事例の分類、各種規制判断基準の設定根拠、予測雨量を用いた場合の判定基準、評価方法について再現性の高い方法を検討する必要がある。以下にその詳細を述べる。

・災害ラベル

実際の災害事例（表4-5）を用いて、降雨時系列データに災害発生の有無を識別するためのラベルを付与した。すなわち、災害発生とみなす期間に1、災害非発生期間に0を付与した。ただし、表4-5に示す災害記録は、対象地域で発生した災害を一覧化したものであり、発生日時は日付または「昼」などの時間帯で記録されている事例が多く、正確な発生時刻は不明である。そのため、本研究では、実際の崩壊発生時刻を直接特定するのではなく、災害発生ラベルを

表 4-5 対象地域の災害事例

時期	要因	内容	発生日時	覚知方法
2013 年	台風 18 号	土砂流出	9 月 16 日	通報
2014 年	台風 11 号	土砂流出	8 月 10 日 昼	通報
2018 年	梅雨豪雨	連続繊維補強土の崩落	7 月 5 日 夜	自治体の通報 7/5 20:10 規制開始
2020 年	不明	連続繊維補強土の崩落	不明	不明 7/17 発見

表 4-6 災害発生日時の推定

時期	推定方法	推定災害発生期間	
		開始日時	終了日時
2013 年	災害発生日中の最大 SWI	9 月 16 日 5:40	9 月 16 日 11:00
2014 年	災害発生日（昼 12:00~20:00）中の最大 SWI	8 月 10 日 12:00	8 月 10 日 14:00
2018 年	CL 対象外	-	-
2020 年	CL 対象外	-	-

付与するための代表時刻を設定した。

石澤ら⁴⁻⁵⁾は、平成 30 年 7 月豪雨で発生した 20 箇所の土砂災害を対象に、聞き取り調査や報道資料調査等から得られた土砂災害発生の推定時刻までの雨量指標を分析し、20 事例のうち 16 事例で、土壤雨量指数がそれまでの期間最大値に達した時点で土砂災害が発生していたことを示している。また、断続的な豪雨においては、時間雨量が比較的小さい一方で、土壤雨量指数の変化量が大きい条件下で土砂災害が発生する事例が多いことを指摘している。

本研究で扱う災害事例は、主として台風に伴う広範囲かつ長時間の降雨に起因するものである。そこで、石澤ら⁴⁻⁵⁾の知見を踏まえ、災害記録に示された発生日または時間帯の中で、土壤雨量指数が最大となる時刻を、災害発生ラベルを付与するための代表時刻とした。時間帯の記載がある場合には、朝を 4 時から 12 時、昼を 12 時から 20 時、夜を 20 時から翌日 4 時と定義し、その範囲内で土壤雨量指数が最大となる時刻を抽出した。また、災害終了時刻は、2 mm/h 以下の降雨が 3 時間継続した時点と定義した。以上の手順により、災害発生ラベルを付与する期間を設定した結果を表 4-6 に示す。

なお、本手法により得られる時刻は、実際の崩壊発生時刻を厳密に再現するものではなく、限られた災害記録と降雨指標に基づき、災害発生・非発生を機械的に識別するための代表時刻である。また、時間帯の区分方法や代表時刻の設定方法により、道路用 CL の評価結果が変化する可能性があるため、ラベル付与期間の設定に関する感度分析は今後の課題とする。

・連続雨量法による規制及び解除判定

連続雨量法では、時間雨量を累積した連続雨量が区間ごとに定められた基準値以上となった場合に規制状態とし、基準値未満の場合には無規制状態と判定する。なお、連続雨量は、2 mm/h 以下の降雨が 3 時間または 6 時間継続した時点でリセットされる。本研究では、各時刻の連続雨量を基準値と比較し、規制状態または無規制状態のラベルを付与した。ま

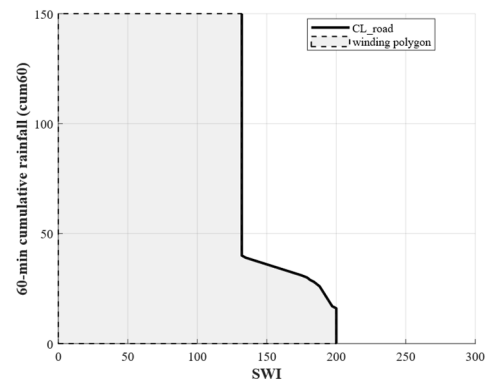


図 4-12 ワインディングナンバーアルゴリズムの使用例（道路用 CL）

た、連続雨量が NaN 値である場合には判定を行わず、直前の判定状態を引き継いだ。規制状態の開始時刻および終了時刻を抽出し、その間を 1 回の規制期間として整理した。

・CL 法による規制及び解除判定

CL 法では、60 分間積算雨量と土壤雨量指数を 2 軸として描画されるスネーク曲線を用いて、基準線の超過状況に基づき規制状態を判定する。本研究では、京都府土砂災害警戒情報から 2024 年時点で取得した土砂災害警戒基準線を新砂防 CL、更新前の土砂災害警戒基準線を旧砂防 CL とした。また、本規制区間の雨量データおよび災害情報に基づき定めた道路用土砂災害警戒基準線を道路用 CL とした。

各 CL による判定では、スネーク曲線が基準線に到達または超過した時点で規制状態とし、基準線を下回った状態が 3 時間継続した時点で規制を解除するものとした。これは、スネーク曲線が一度基準線を下回った後に、再び基準線を超過する可能性を考慮するためである。したがって、規制解除時刻は、スネーク曲線が基準線を下回った時刻ではなく、基準線を下回った状態が 3 時間継続し、解除条件を満たした時刻である。

スネーク曲線の基準線超過判定には、Winding Number Algorithm を用いた（図 4-12 参照）。同手法

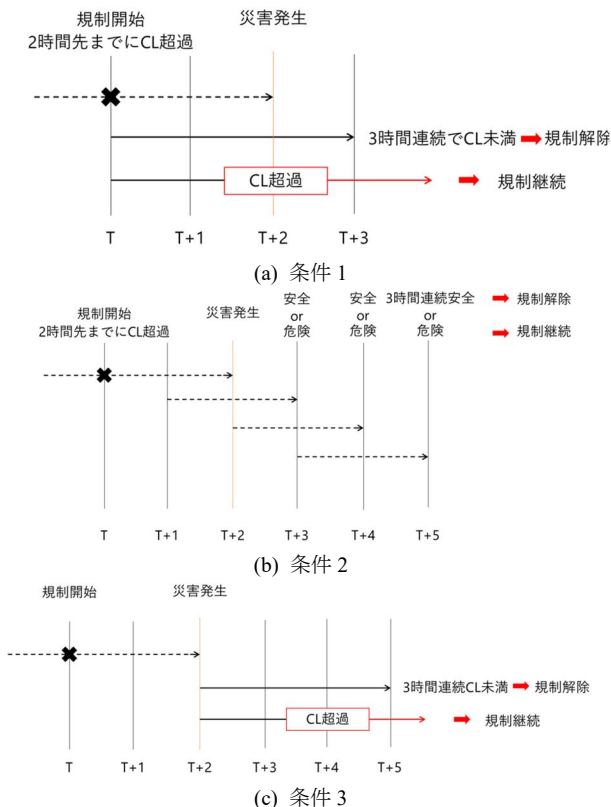


図 4-13 予測雨量を用いた事前通行規制における規制解除条件の概念図（破線矢印 予測値、実線矢印 実測値）

は、点と多角形の内外関係を判定する方法であり、凹多角形や自己交差を含む複雑な形状にも適用できる⁴⁻⁶⁾。本研究では、各基準線と座標軸によって構成される多角形を定義し、各時刻の60分間積算雨量と土壌雨量指数の組が、その多角形の内側に位置するか否かを判定することで、基準線の超過状態を判定した。

プログラム上では、無規制状態においてスネーク曲線が基準線に到達または超過した時刻を規制開始時刻として記録した。一方、規制状態においてスネーク曲線が基準線を下回った場合には、直ちに規制解除とはせず、その状態が3時間継続した時刻を規制解除時刻として記録した。ただし、3時間以内に再び基準線に到達または超過した場合には、規制状態を継続した。以上により、規制開始時刻から規制解除時刻までを1回の規制期間としてテーブルに整理した。

・予測雨量を用いた規制及び解除判定

予測雨量を用いた事前通行規制手法（以下、CLfcs法と呼ぶ）では、CL法と同様に、60分間積算雨量と土壌雨量指数を2軸とするスネーク曲線を用い、各基準線の超過状況に基づき規制状態を判定する。CL法が実測雨量に基づいて判定を行うのに対し、CLfcs法では、2時間先までの予測雨量を用いて将来時刻のスネーク曲線を計算し、1時間先または2時間先の予測スネーク曲線が基準線に到達または超過する場合に、事前に規制を開始するものとした。

2時間先までの予測雨量を用いる理由は、事前通

行規制の実務上必要となる時間的猶予と、降水短時間予報の予測特性を踏まえたものである。山田ら⁴⁻³⁾は、通行規制の準備に平均54.8分、解除作業に平均77.2分を要することを示しており、規制開始および解除の判断には1～2時間程度の先行情報が重要である。また、降水短時間予報は、予測時間が短いほど精度が高く、特に1～2時間先の予測精度が比較的高いことが知られている。そこで本研究では、実務上の時間的猶予と予測精度のバランスを考慮し、2時間先までの予測雨量をCLfcs法の入力として用いた。山田ら⁴⁻³⁾も、1時間先および2時間先の予測雨量を用いた通行規制の検討を行っている。

一方で、予測雨量を用いた規制開始および解除の具体的な運用方法については、現時点で十分に整理されていない。特に、予測雨量に基づき規制を開始した後、どの時点で解除可能と判断するかについては明確な基準が確立されていない。そこで本研究では、予測雨量を活用した規制判断の有効性と課題を把握するため、CLfcs法を試行的な判定手法として設定し、以下の3通りの解除条件を比較した（図4-13）。ここで、実測値とは、換算10分間雨量から計算した実測スネーク曲線を表す。

1. 規制開始後、実測スネーク曲線が基準線を下回った状態で3時間継続した場合に解除する。
2. 規制開始後も2時間先までの予測スネーク曲線を継続的に監視し、予測スネーク曲線が基準線を下回った状態で3時間継続した場合に解除する。
3. n 時間先（ $n=1, 2$ ）の予測スネーク曲線が基準線に到達または超過して規制を開始した場合、その n 時間後の実測スネーク曲線を基準として、基準線を下回った状態が3時間継続した場合に解除する。

解析では、2時間先までの予測雨量を相互補完10分間雨量に変換し、60分間積算雨量および土壌雨量指数を計算した。その上で、1時間先および2時間先の予測スネーク曲線上の点と各基準線との位置関係を、CL法と同様にWinding Number Algorithmにより判定した⁴⁻⁶⁾。無規制状態において、1時間先または2時間先の予測スネーク曲線が基準線に到達または超過した場合には、その時刻を規制開始時刻として記録した。一方、規制状態においては、スネーク曲線が基準線を下回った時点で直ちに解除するのではなく、上記の解除条件を満たした時点規制解除時刻として記録した。

なお、CLfcs法は、現時点で実務上の標準的な運用方法として確立されたものではなく、予測雨量を事前通行規制に活用するための試行的な分析手法である。そのため、解除条件の設定方法や、予測雨量の不確実性が規制時間および災害捕捉率に及ぼす影響の検証は、今後の課題である。

・混同行列の概要と分類方法

混同行列は、分類モデルの判定結果を4要素に整

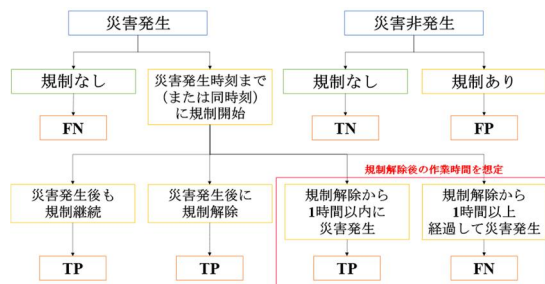


図 4-14 混同行列の作成方法

表 4-7 混同行列の概要

		予測/規制の有無	
		Positive (規制あり)	Negative (規制なし)
実際 /災害の 有無	Positive (災害あり)	TP	FN
	Negative (災害なし)	FP	TN

理し、予測性能を評価するための手法である。本研究における分類方法の概要を図 4-14 に、分類要素を表 4-7 に示す。本研究では、災害発生の有無と規制実施の有無の組合せにより、TP、FP、FN、TN の 4 要素に分類した。TP は災害を事前に捕捉できた事例、FP は災害が発生していないにもかかわらず規制を実施した空振り事例、FN は災害発生時に規制できていなかった見逃し事例、TN は災害非発生日を正しく無規制と判定した事例を表す。

混同行列は日単位で作成した。災害非発生日については、当該日に規制がなければ TN、規制があれば FP とした。災害発生日については、災害発生時刻までに規制が実施されていれば TP、実施されていなければ FN とした。ただし、災害発生時刻以前に規制が実施されていた場合でも、災害発生時刻の 1 時間以上前に規制が解除されていた場合には、災害発生時点で規制効果が継続していないものとみなし、FN として扱った。なお、山田ら⁴⁻³⁾の調査では、規制解除作業に平均 77.2 分を要することが示されている。本研究では、評価ルールを簡潔にするため、災害発生時刻の 1 時間以上前に規制が解除されていた場合を FN とした。

・評価指標

評価指標は、混同行列に基づき規制手法の災害捕捉性能と空振り傾向を定量化するために用いた。本研究では、表 4-7 に示す TP、FP、FN、TN を用いて、「見逃し率 (Miss Rate, MR)」、「空振り率 (False Alarm Rate, FAR)」、「災害捕捉率 (Disaster Capture Rate, DCR)」、「無災害捕捉率 (No Disaster Capture Rate, NDCR)」、「スレトスコア (Threat Score, TS)」、「的中率 (Hit Rate, HR)」を算出した⁴⁻⁷⁾。各指標の計算式を式(5-1)～式(5-6)に示す。

見逃し率 MR は、災害が発生した事例のうち、規制を実施できなかった事例の割合であり、値が小さいほど見逃しが少ないことを表す。空振り率 FAR は、災害が発生しなかった事例のうち、規制を実施した事例の割合であり、値が小さいほど不要な規制が少

ないことを表す。なお、FAR は定義により分母の取り方が異なる場合があるが、本研究では NDCR と補完関係を持たせるため、無災害事例数 (FP+TN) を分母とし、 $FAR=FP/(FP+TN)$ と定義した。災害捕捉率 DCR は、災害が発生した事例のうち、規制により災害を捕捉できた事例の割合であり、見逃し率 MR と補完的な関係にある。無災害捕捉率 NDCR は、災害が発生しなかった事例のうち、規制を実施しなかった事例の割合であり、空振り率 FAR と補完的な関係にある。スレトスコア TS は、災害発生または規制実施があった事例のうち、災害を正しく捕捉できた割合であり、TN を除いて災害捕捉性能を評価する指標である。的中率 HR は、全事例のうち、災害発生および非発生を正しく判定できた割合であり、規制手法全体の判定精度を表す

$$MR = \frac{FN}{TP + FN} \quad (5-1)$$

$$FAR = \frac{FP}{TP + FP} \quad (5-2)$$

$$DCR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5-3)$$

$$NDCR = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5-4)$$

$$TS = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (5-5)$$

$$HR = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5-6)$$

4.4 分析結果と考察

(1) 連続雨量法と CL 法

各手法による規制判定の発生状況を把握するため、図 4-15 に、連続雨量法および CL 法により判定された年別の総規制時間と総規制回数を整理した。連続雨量法では 2013 年、2017 年、2018 年に規制が判定され、道路用 CL では 2013 年、2014 年、2024 年、新砂防 CL では 2013 年、2014 年、旧砂防 CL では 2013 年、2014 年、2024 年に規制が判定された。いずれの手法においても、規制回数は最大で年 1 回であった。一方、規制時間に着目すると、連続雨量法では 1 回あたりの規制時間が長く、特に 6 時間リセット条件では、すべての規制が 10 時間以上継続した。これに対して、CL 法ではいずれも規制時間が 10 時間未満であり、連続雨量法と比較して規制時間を短縮できる可能性が示された。また、CL 法では、相互補完型 10 分間雨量を用いた場合にのみ規制が判定された年があったことから、相互補完型 10 分間雨量は平均 10 分間雨量よりも短時間降雨の変化を鋭敏に反映する指標であると考えられる。

各手法の判定性能を比較するため、表 4-8 に、連

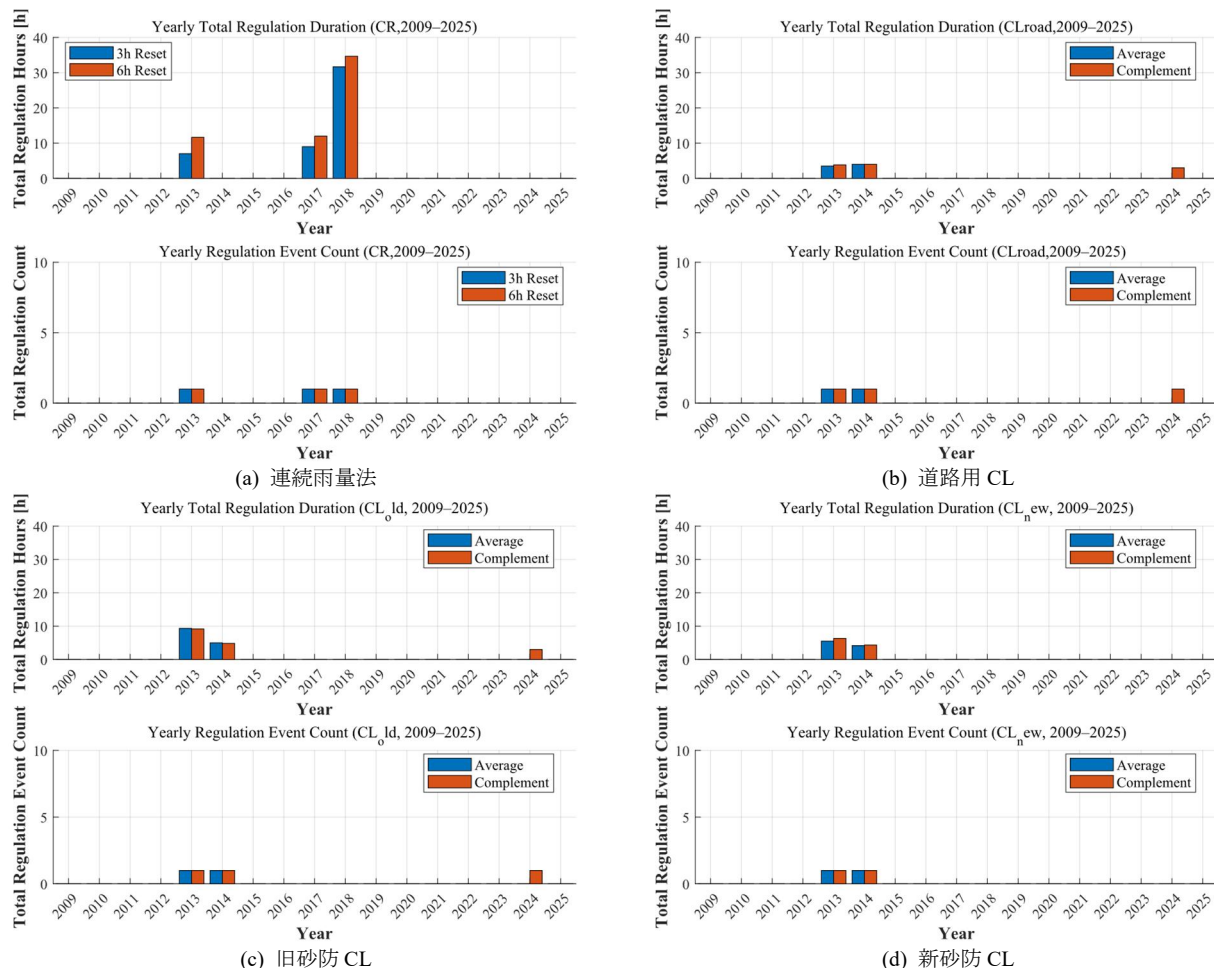


図 4-15 年間の総規制時間と総規制回数の推移

表 4-8 評価結果 (連続雨量法, CL 法)

	MR	FAR	DCR	NDCR	TS	HR	TP	FP	TN	FN
CR_3h	50.00	75.00	50.00	99.95	20.00	99.93	1	3	5717	1
CR_6h	50.00	80.00	50.00	99.93	16.67	99.91	1	4	5716	1
CL_road_avg	100.00	100.00	0.00	99.98	0.00	99.95	0	1	5719	2
CL_road_comp	50.00	66.67	50.00	99.97	25.00	99.95	1	2	5718	1
CL_new_avg	50.00	50.00	50.00	99.98	33.33	99.97	1	1	5719	1
CL_new_comp	50.00	50.00	50.00	99.98	33.33	99.97	1	1	5719	1
CL_old_avg	50.00	50.00	50.00	99.98	33.33	99.97	1	1	5719	1
CL_old_comp	0.00	66.67	50.00	99.97	25.00	99.95	1	2	5718	1

※評価指標は百分率で示し、小数点以下 2 桁で統一

連続雨量法および CL 法に対する MR, FAR, DCR, NDCR, TS, HR と、その算出根拠となる TP, FP, TN, FN を整理した。評価指標は百分率で示し、小数点以下 2 桁に丸めた。連続雨量法では、空振りを示す FP が 3 日または 4 日となり、CL 法と比較して多い傾向がみられた。一方、CL 法のうち、平均 10 分間雨量を用いた道路用 CL では TP が 0 日、FN が 2 日となり、災害捕捉性能が低い結果となった。相互補完型 10 分間雨量を用いた道路用 CL、新砂防 CL および旧砂防 CL では、TP が 1 日、FN が 1 日となり、災害捕捉率 DCR は 50.00%であった。また、新砂防 CL および旧砂防 CL では FP が 1 日または 2 日であり、連続雨量法と比較して空振りを抑制できる傾向が確認された。

連続雨量法および CL 法の判定性能を評価するため、表 4-8 に、MR, FAR, DCR, NDCR, TS, HR と、その算出根拠となる TP, FP, TN, FN を整理した。

表中の評価指標は百分率で示し、小数点以下 2 桁に統一した。連続雨量法では、空振りを示す FP が 3 日または 4 日となり、CL 法と比較して多い傾向がみられた。一方、CL 法のうち、平均 10 分間雨量を用いた道路用 CL である CL_road_avg では、TP が 0 日、FN が 2 日となり、災害捕捉性能が低い結果となった。表中では複数の手法で FN が計上されているが、災害発生前に一度規制が判定されたにもかかわらず、災害発生時刻前に解除されたため FN とした事例は、CL_road_avg のみである。その他の FN は、災害発生時刻までに規制状態を確保できなかった事例として整理される。したがって、FN には、規制開始が行われなかった見逃しと、規制開始後に解除が早すぎた見逃しの両方が含まれるため、評価結果の解釈にあたっては、規制開始時刻だけでなく、規制解除時刻と災害発生時刻の関係を確認する必要がある。

評価指標の解釈にあたっては、災害発生日数が無

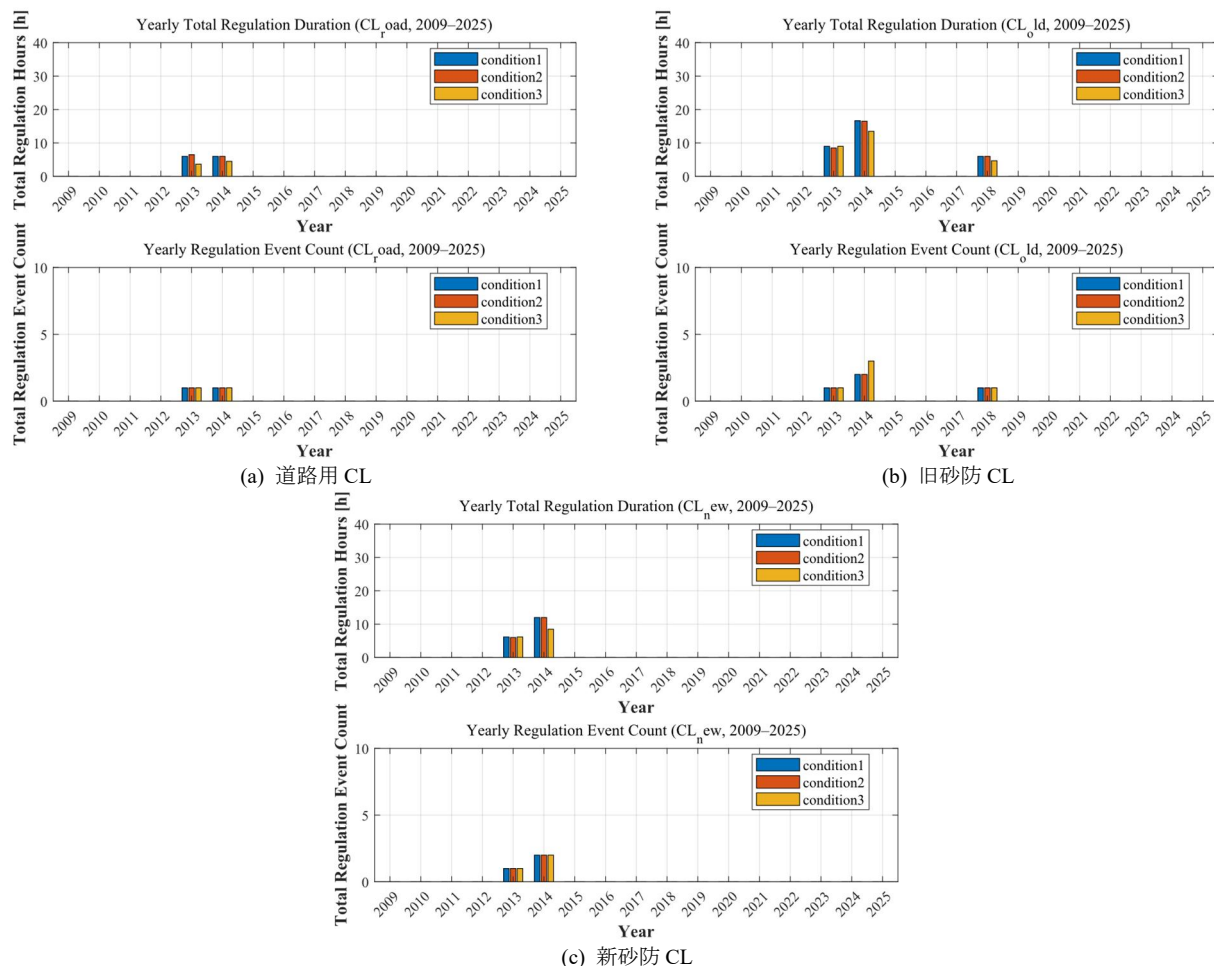


図 4-16 CLfct 法による年間の総規制時間と総規制回数の推移

	MR	FAR	DCR	NDCR	TS	HR	TP	FP	TN	FN
CLfct_road	0.00	0.00	100.00	100.00	100.00	100.00	2	0	197	0
CLfct_new	0.00	50.00	100.00	98.98	66.67	98.99	2	2	195	0
CLfct_old	0.00	66.67	100.00	99.49	50.00	99.99	2	1	196	0

災害日数に比べて極端に少ないデータ不均衡に留意する必要がある。表 4-8 に示すように、TN はいずれの手法でも 5716 日以上であるのに対し、TP、FP、FN はいずれも数日以下であった。このように評価対象の大部分を無災害日が占める場合、無災害日を正しく無規制と判定するだけで、HR や NDCR は 99% 以上の高い値を示しやすい。したがって、HR や NDCR のみから手法の有効性を判断すると、災害捕捉性能を過大に評価する可能性がある。一方、MR、FAR、DCR、TS は、少数の災害発生日または規制判定日に基づいて計算されるため、1 日の判定結果の違いによって値が大きく変化する。そのため、事前通行規制基準の評価では、HR や NDCR だけでなく、TP、FP、FN の件数とともに、MR、FAR、DCR、TS を併せて確認する必要がある。

(2) CLfct 法の結果と考察

予測雨量を用いた CLfct 法の規制判定結果を把握するため、図 4-16 に、道路用 CL、旧砂防 CL、新砂防 CL を対象として、年別の総規制時間と総規制回

数を整理した。道路用 CL では 2013 年および 2014 年、新砂防 CL では 2013 年および 2014 年、旧砂防 CL では 2013 年、2014 年および 2018 年に規制が判定された。ただし、2018 年の事例は本研究における CL 評価対象の災害には含めていないため、以下では主に 2013 年および 2014 年の対象災害に対する捕捉状況に着目する。解除条件に着目すると、いずれの基準線においても、解除条件 3 を用いた場合には、規制時間を比較的短く抑えられる一方で、規制回数はやや増加する傾向がみられた。これは、予測値に基づき規制を開始した後、実測値を基準として解除判定を行うことで、長時間の規制継続を避けやすくなる一方、短時間の規制が複数回に分割されるためと考えられる。また、CLfct 法では、規制 1 回あたりの規制時間はいずれも 20 時間未満であり、連続雨量法と比較して規制時間を大幅に短縮できる可能性が示された。

CLfct 法の判定性能を評価するため、表 4-9 に、MR、FAR、DCR、NDCR、TS、HR と、その算出根拠となる TP、FP、TN、FN を整理した。全ての基準線において、評価対象とした 2013 年および 2014

年の災害を捕捉できており、TP は 2 日、FN は 0 日となった。その結果、MR は 0.00%、DCR は 100.00% となり、実測雨量のみを用いた CL 法と比較して、災害捕捉性能が向上する結果となった。これは、2 時間先までの予測雨量を規制判定に用いることで、実測値に基づく判定よりも早い段階で基準線超過を検知でき、災害発生時刻より前に規制開始判定を行えるためと考えられる。

予測雨量を用いる意義は、規制開始に必要な実務上の時間的猶予を確保できる点にある。山田ら⁴⁻³⁾の調査では、規制区間への移動や準備を含め、通行規制の開始には平均 54.8 分、規制解除には平均 77.2 分を要することが示されている。このため、実際の運用では、災害発生直前に基準線を超過したことを把握するだけでは十分でなく、少なくとも 1 時間程度前に規制開始を判断できることが重要である。本分析では、2 時間先までの予測雨量を用いることで、評価対象災害の発生前に規制開始判定を行うことが可能であることが示された。したがって、CLfcast 法は、規制開始に必要な時間的猶予を確保し、災害捕捉性能を向上させる上で有効な手法であると考えられる。

CLfcast 法の実務適用に向けては、予測雨量に起因する空振りの発生にも留意する必要がある。表 5-8 に示すように、DCR はいずれの基準線でも 100.00% であった一方、FAR は道路用 CL で 0.00%、新砂防 CL で 50.00%、旧砂防 CL で 66.67% となり、基準線によって空振りの発生状況に差がみられた。特に、旧砂防 CL では 2018 年にも規制が判定されており、この事例は CL 評価対象の災害には含まれないため、評価上は FP として扱われる。予測雨量は、将来降雨の強度、時刻、空間位置のずれを含むため、災害捕捉性能を高める一方で、不要な規制を増加させる可能性がある。そのため、CLfcast 法の実務適用に向けては、DCR の向上だけでなく、FAR、規制時間、規制回数および解除条件の違いを併せて評価し、安全性と規制時間の適正化のバランスを検討する必要がある。

(3) 各規制イベントの降雨状況と考察

災害捕捉の成否と予測雨量の影響を比較するため、図 4-17 に、2013 年および 2014 年の対象災害における雨量指標とスネーク曲線の状況を整理した。図 4-17 では、上段に平均 10 分雨量による試算結果、下段に相互補完 10 分雨量による試算結果を示す。ここでは、全規制イベントを網羅的に示すのではなく、災害捕捉の成否と CLfcast 法の特徴が明確に表れる 2 イベントを対象を絞り、各手法による規制開始時刻、規制解除時刻、災害発生時刻との関係を比較した。なお、各規制イベントの一覧は付録 3 に示す。

2013 年 9 月 15 日から 2013 年 9 月 17 日のイベントは、多くの手法で災害発生前に規制開始を判定できた捕捉成功例である。図 4-17(a) に示すように、本イベントでは、各手法において災害発生時刻より前

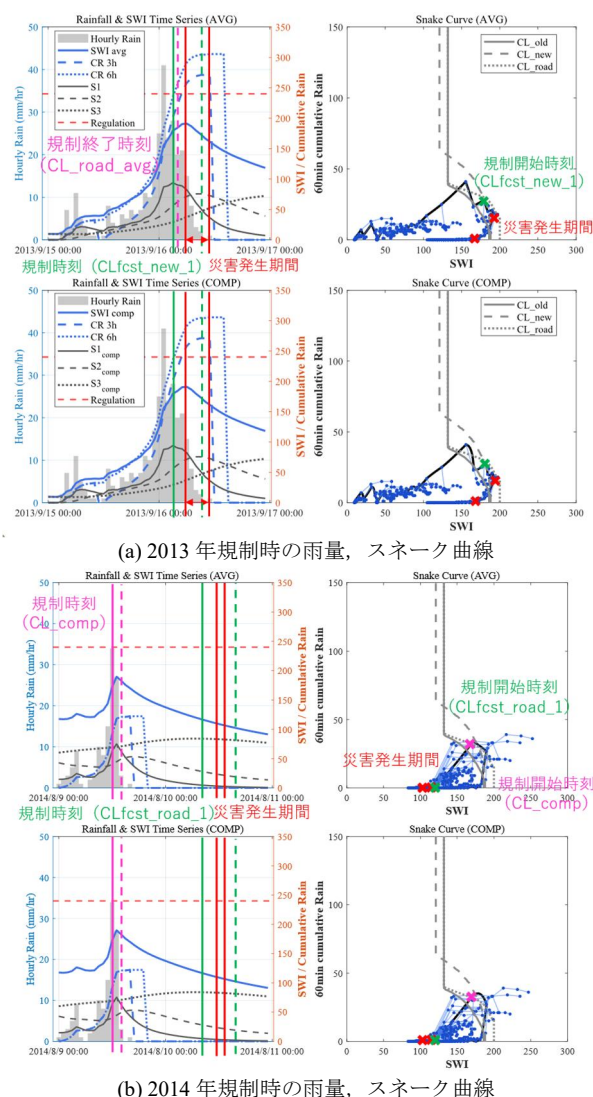


図 4-17 規制時における雨量指標 CL とスネーク曲線の状況 (上: 平均 10 分雨量による試算, 下: 相互補完 10 分雨量による試算)

に規制開始が判定されていた。特に、CLfcast_new では、予測雨量を用いることで災害発生前に規制開始判定が行われており、規制開始に必要な時間的猶予を確保できていたと考えられる。また、CL_new_avg および CL_new_comp においても、災害発生前に基準線超過が判定されており、2013 年のイベントでは、新砂防 CL を用いた判定が災害捕捉に有効であった。一方、CL_road_avg では、災害発生前に一度規制が判定されたものの、災害発生時刻より前に規制解除が判定されていた。そのため、本研究の混同行列作成ルールでは、災害発生時点で規制効果が継続していないものとみなし、この事例を FN として扱った。

2014 年 8 月 9 日から 2014 年 8 月 11 日のイベントは、実測雨量に基づく判定では見逃しとなる一方、予測雨量の過大評価により CLfcast 法で結果的に捕捉された可能性がある事例である。図 4-17(b) に示すように、本イベントでは、8 月 9 日に土壌雨量指数が最大値に達した後、8 月 10 日の災害発生推定時刻に向けて低下していた。また、災害発生推定時刻付近では実測雨量も小さく、実測雨量に基づくスネーク

曲線は基準線から離れる方向に推移していた。そのため、実測雨量に基づく CL 法では災害発生時点で規制を継続できず、本研究の評価ルールでは見逃しとして扱われる。一方、CLfcsf 法では、2 時間先までの予測雨量を用いたことにより、予測スネーク曲線が基準線を超過し、結果として災害発生前に規制開始が判定された。ただし、この判定は、実測雨量の増加を正確に予測したためではなく、予測雨量が実測雨量より大きく評価されたことにより、スネーク曲線が基準線を超過した可能性が高い。したがって、本事例は CLfcsf 法による災害捕捉事例として評価されるものの、予測精度の高さに基づく合理的な捕捉というより、予測雨量の過大評価が結果的に規制判定につながった事例として解釈する必要がある。

2013 年と 2014 年の対比から、CL 法および CLfcsf 法の評価には、規制開始の先行性だけでなく、規制解除時刻と予測雨量誤差の影響を考慮する必要がある。2013 年のように、災害発生前に規制開始が判定されても、災害発生時刻までに規制が解除されていた場合には、本研究の評価ルールでは見逃しとなる。一方、2014 年のように、実測雨量では基準線を下回る状況であっても、予測雨量が過大評価されることで CLfcsf 法が基準線超過を判定する場合がある。この場合、評価上は災害捕捉となるものの、その捕捉は予測精度の高さによるものとは限らない。したがって、CLfcsf 法の実務適用に向けては、DCR の向上だけでなく、予測雨量が過大評価または過小評価された場合の規制判定への影響を検証し、災害捕捉性能と空振り抑制のバランスを評価する必要がある。

短期間に複数回の規制が発生する場合には、規制単位の取り扱いが実務上の課題となる。2014 年イベントの CLfcsf_new および CLfcsf_old のように、短時間の規制が複数回発生する場合、それらを個別の規制として扱うか、一連の降雨イベントに伴う 1 回の規制として扱うかにより、規制回数や総規制時間の評価が変化する。例えば、前後 24 時間の無降雨を基準として規制イベントを統合する方法も考えられるが、その場合には数日間にわたる長時間規制として扱われる可能性がある。したがって、実務適用に向けては、短時間の複数回規制と長時間の一括規制のどちらが、安全性、管理負担、交通影響の観点から合理的であるかを検討する必要がある。

(4) 各手法における規制の傾向

以上の評価結果を踏まえ、本研究で対象とした観音峠区間における各手法の相対的な傾向を整理する。なお、以下の傾向は、観音峠区間の雨量データ、災害事例および基準線に基づくものであり、他区間にそのまま一般化できるものではない。

雨量指標については、相互補完 10 分間雨量を用いることで、平均 10 分間雨量よりも規制判定が鋭敏になる傾向がみられた。一方で、その鋭敏さにより空振りが発生する事例も確認された。また、相互補完 10 分間雨量は平均 10 分間雨量に比べて計算処理が

複雑であるため、実務適用にあたっては、判定性能の向上と実装負荷の両面から検討する必要がある。

連続雨量法では、2013 年の対象災害に対して、3 時間リセットおよび 6 時間リセットのいずれも、災害発生のおおむね 1 時間以上前に規制開始を判定できた。一方、2014 年の対象災害では規制開始判定に至らず、見逃しとなった。また、規制が発生した場合には、6 時間リセット条件でいずれも 10 時間以上の規制となり、規制時間が長くなりやすい傾向がみられた。

CL 法では、1 回あたりの規制時間はいずれも 10 時間未満であり、連続雨量法と比較して規制時間を短縮できる傾向がみられた。一方で、平均 10 分間雨量を用いた道路用 CL では、2013 年の対象災害に対して一度は規制開始を判定したものの、災害発生前に規制解除となったため、FN として評価された。このことから、観音峠区間における CL 法では、規制時間の短縮効果がみられる一方、解除条件の設定が災害捕捉に影響することが確認された。

CLfcsf 法では、2013 年および 2014 年の対象災害のいずれも捕捉し、FN は確認されなかった。また、規制開始時刻は災害発生推定時刻のおおむね 2 時間から 5 時間前であり、規制開始に必要な時間的猶予を確保できた。一方で、災害終了推定時刻より最大で約 5.5 時間早く規制解除となる事例がみられた。仮に災害終了時刻まで規制を継続した場合でも、規制時間は最大で約 11 時間であり、山田ら⁴³⁾の調査で示される規制解除作業時間を考慮しても 13 時間程度に収まる。したがって、観音峠区間の分析では、CLfcsf 法は災害捕捉と規制時間短縮の両面で有効な傾向を示した。ただし、2014 年の捕捉は予測雨量の過大評価により結果的に規制判定に至った可能性があるため、予測精度の高さによる効果として単純に解釈することはできない。

以上より、観音峠区間では、連続雨量法は一部の災害に対して規制開始の時間的猶予を確保できたが、見逃しと長時間規制が課題となった。CL 法は規制時間を短縮できる一方、解除判定により見逃しが生じる場合があった。CLfcsf 法は対象災害を捕捉し、規制開始の先行時間も確保できたが、その効果には予測雨量の誤差の影響が含まれる可能性がある。次節では、これらの傾向を踏まえ、各手法の評価方法について整理する。

4.5 評価手法の整理

(1) 基本性能の改善評価

通行規制手法の性能バランスを直感的に把握するため、図 4-18 に、代表手法の性能評価および連続雨量法に対する性能改善率を整理した。本図は、通行規制基準のうち、災害捕捉性能、空振り抑制性能、総規制時間および総規制回数の低減効果を比較するためのものである。図 4-18(a)では、連続雨量法、CL

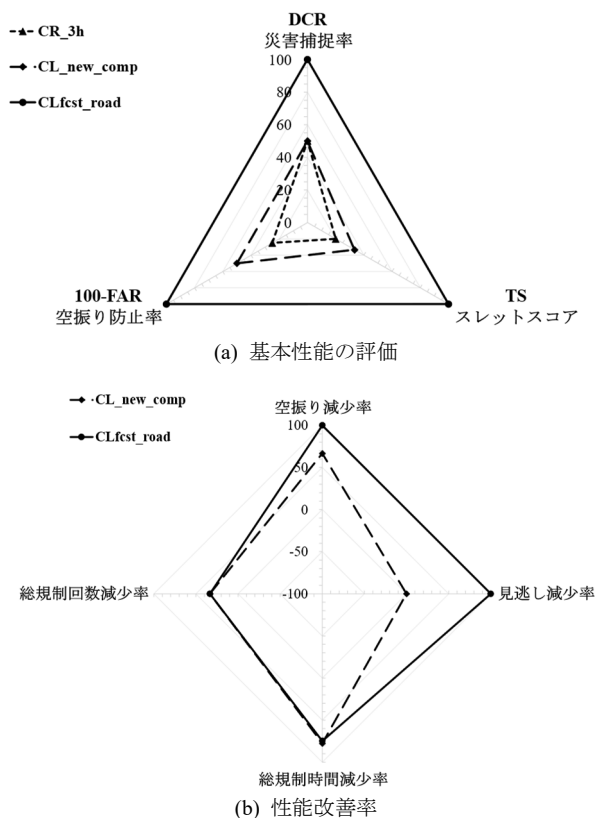


図 4-18 災害捕捉と規制負担の基本バランス評価

法, CLfcst 法から代表手法を 1 つずつ選定し, DCR, 100-FAR, TS を用いて各手法の性能を比較した。また, 図 4-18(b)では, 連続雨量法を基準として, MR, FAR, 総規制時間, 総規制回数の減少率を整理した。代表手法の選定は, 防災上の重要度を踏まえ, MR, FAR, 総規制時間の順に優先して行った。

図 4-18 の利点は, 主要な評価指標を同一図上に整理することで, 各手法がどの性能に優れ, どの性能に課題を有するかを一目で把握できる点にある。例えば, 本分析では CLfcst 法が DCR および TS で高い値を示し, 災害捕捉性能の面で優位にみえる。また, CL 法および CLfcst 法は, 連続雨量法と比較して総規制時間の減少効果が大きく, 規制時間短縮の観点で有効であることが確認できる。一方, 連続雨量法は, 代表手法間の比較では空振り抑制性能および規制時間短縮効果で相対的に低い値を示している。

ただし, 図 4-18 は, いずれかの通行規制手法が最も優れていることを結論付けるための図ではない。特に CLfcst 法については, 予測雨量データ数や対象災害数が限られているため, DCR や TS が高く示されても, その結果を一般的な優位性として解釈することはできない。また, 2014 年の対象災害では, 予測雨量の過大評価により結果的に災害捕捉となった可能性があるため, CLfcst 法の高い DCR は, 必ずしも予測精度の高さのみを示すものではない。したがって, 図 4-18 は, 評価結果の一例として各手法の特徴を概観するために用いるべきであり, 手法の優劣を判断する際には, データ数, 災害事例数, 予測雨量の誤差特性を併せて確認する必要がある。

DCR および MR は, 災害発生日に対して規制が有

効に機能したかを示す指標であり, 防災上最も重視すべき指標である。本研究の定義では, DCR と MR は補完関係にあるため, 災害捕捉性能を説明する際には DCR を主指標とし, 見逃しリスクを強調する場合には MR を併記することが有効である。FAR は, 無災害日に規制を実施した割合を示す指標であり, 空振りによる交通影響や管理負担を評価する上で重要である。TS は, TN を除外して TP, FP, FN に基づき算出されるため, 無災害日が大多数を占めるデータ不均衡の影響を受けにくく, 災害捕捉と空振りを総合的に評価する補助指標として有効である。ただし, TS のみでは, 見逃しと空振りのどちらをより重視するかを明示できないため, DCR および FAR と併せて解釈する必要がある。

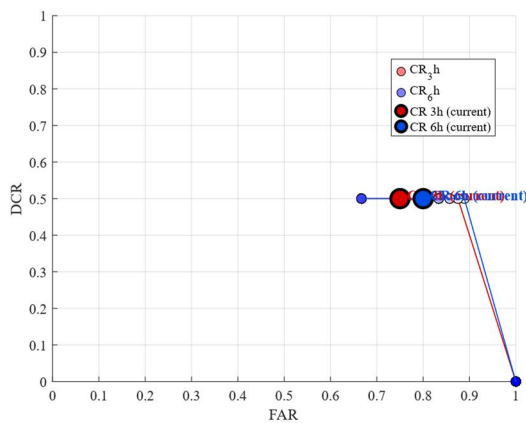
事前通行規制の評価データは, 一般に災害発生日数が無災害日数に比べて極端に少ないデータ不均衡の状態にある。そのため, HR や NDCR は高い値を示しやすく, これらのみから基準の有効性を判断すると, 災害捕捉性能を過大に評価する可能性がある。一方, DCR, MR, FAR, TS は, 少数の災害発生日または規制判定日に強く影響されるため, 1 事例の判定結果によって値が大きく変化する。したがって, 事前通行規制基準の評価では, 図 4-18 に示す評価指標に加え, TP, FP, TN, FN の件数, 総規制時間, 総規制回数を併せて確認する必要がある。

(2) 基準値と基本性能の関係評価

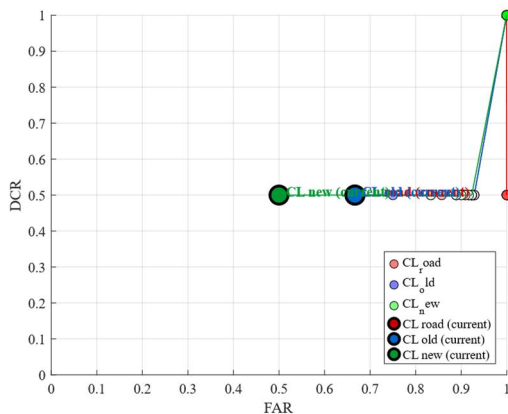
基準値や基準線の調整が災害捕捉と空振りに及ぼす影響を把握するため, 図 5-22 に, ROC' 曲線による DCR と FAR の関係を示す。図 5-22 では, 連続雨量法については連続雨量基準値を 150 mm から 330 mm まで 5 mm 間隔で変化させ, CL 法については基準線を 60 分間積算雨量軸方向に -40 mm/h から 40 mm/h まで 2 mm/h 間隔で平行移動させた。この図は, 基準値や基準線を安全側に移動させた場合に, 災害捕捉性能と空振りの程度がどのように変化するかを確認するためのものである。

本研究では, 図 4-19 図 5-22 に示す曲線を ROC' 曲線と呼ぶ。ROC' 曲線は, 一般的な ROC 曲線と同様に閾値を変化させた場合の性能変化を示すが, 本研究では真陽性率と偽陽性率ではなく, 災害捕捉率 DCR と空振り率 FAR の関係を整理するために用いた。したがって, ROC' 曲線は分類器の一般的な識別性能を AUC で評価するための図ではなく, DCR と FAR のトレードオフを確認し, 基準値や基準線の候補範囲を絞り込むための補助的な評価図である。

図 5-22 に示すように, DCR と FAR は閾値の設定に応じて同時に変化する。一般に, 基準値または基準線を安全側に設定すれば DCR は向上する一方, FAR も増加しやすい。反対に, 空振りを抑える方向に閾値を緩和すれば FAR は低下するが, DCR も低下し, 見逃しが発生する可能性が高まる。したがって, 連続雨量法と CL 法のどちらが災害捕捉性能に優れるかは, 採用する閾値によって変化する。この



(a) 連続雨量法



(b) CL 法 y 軸移動
図 4-19 ROC 曲線

表 4-10 予測雨量データ一覧

年	観測開始	観測終了
2013	9 月 1 日 9:00	10 月 1 日 8:30
2014	8 月 1 日 9:00	9 月 1 日 8:30
2015	7 月 1 日 9:00	8 月 1 日 8:30
2021	8 月 1 日 9:00	10 月 1 日 8:30

表 4-11 災害発生日時の推定（炬口）

時期	推定方法	推定災害発生期間	
		開始日時	終了日時
1975 年	雨量データなし	-	-
1976 年	雨量データなし	-	-
1979 年	雨量データなし	-	-
2004 年	雨量データなし	-	-
2011 年	最大 SWI	9/20 14:00	9/20 21:00
2014 年	最大 SWI	10/13 19:00	10/14 0:00

ため、特定の基準値や基準線だけを比較して手法の優劣を判断するのではなく、DCR と FAR のトレードオフを確認しながら、実務上許容できる閾値範囲を絞り込む必要がある。

4.6 提案手法の適用性

(1) 国道 28 号炬口地区への適用事例

これまで構築した評価手法の適用性を検証するため、国道 28 号炬口地区を対象に、道路用土砂災害警

戒基準線を用いた規制性能の評価を行った。表 4-10 に、本分析で利用した予測雨量データの観測期間を整理した。また、表 4-11 に、災害発生日時の推定結果を示す。本分析では、プログラム上で災害発生の有無を識別するため、災害発生期間に 1、災害非発生期間に 0 を付与した。災害発生日時が明確でない事例については、災害が発生したとされる期間内で土壌雨量指数が最大となる日時を、災害発生ラベルを付与するための代表時刻として設定した。また、時間帯の記載がある場合には、朝を 4 時から 12 時、昼を 12 時から 20 時、夜を 20 時から翌日 4 時と定義し、災害終了日時は 2 mm/h 以下の降雨が 3 時間継続した時刻とした。なお、連続雨量基準未達で土砂流出が発生した事例は、本分析の災害捕捉評価には含めていない。

各手法による規制判定の発生状況を把握するため、図 4-20 に、連続雨量法および道路用 CL 法により判定された年別の総規制時間と総規制回数を整理した。連続雨量法では、2011 年、2013 年、2014 年、2015 年、2017 年、2018 年、2020 年に規制が判定された。一方、道路用 CL 法では、2011 年および 2014 年に規制が判定された。災害発生年に着目すると、いずれの手法においても規制判定が行われており、対象災害を一定程度捕捉できる結果となった。

規制負担の違いを確認するため、図 4-20 に示す総規制時間と総規制回数を比較した。連続雨量法では、災害発生年以外にも複数回の規制が判定されており、特に 10 時間を超える規制が複数確認された。これに対して、道路用 CL 法では、規制判定年および規制回数が少なく、1 回あたりの規制時間も連続雨量法より短い傾向がみられた。したがって、本分析の範囲では、道路用 CL 法は連続雨量法と比較して、空振り規制や規制時間を抑制できる可能性がある。

各手法の判定性能を評価するため、表 4-12 に、混同行列に基づく評価指標と TP, FP, TN, FN の件数を整理した。連続雨量法では、CR_3h で FP が 12 日、CR_6h で FP が 15 日となり、道路用 CL 法と比較して空振りが多い結果となった。この一因として、炬口地区における連続雨量基準値が 160 mm であり、本分析期間の降雨に対して比較的規制が発生しやすい条件であった可能性がある。一方、道路用 CL 法では、平均 10 分雨量および相互補完 10 分雨量のいずれを用いた場合も FP は 0 日であり、空振り抑制の面では有利な結果となった。

一方、道路用 CL 法では FN が 2 日となり、一部の災害発生日を捕捉できない結果となった。ただし、本分析では混同行列を日単位で作成しているため、災害が複数日にわたる場合には、規制期間との対応関係によって FN が複数日として計上される可能性がある。特に、2014 年のように災害発生期間が複数日に及ぶ一方で、規制が短時間で終了する場合には、日単位評価において見逃しが多く表れる点に留意する必要がある。

評価指標に着目すると、道路用 CL 法では FAR が 0.00%、NDCR が 100.00%となり、不要な規制を抑制

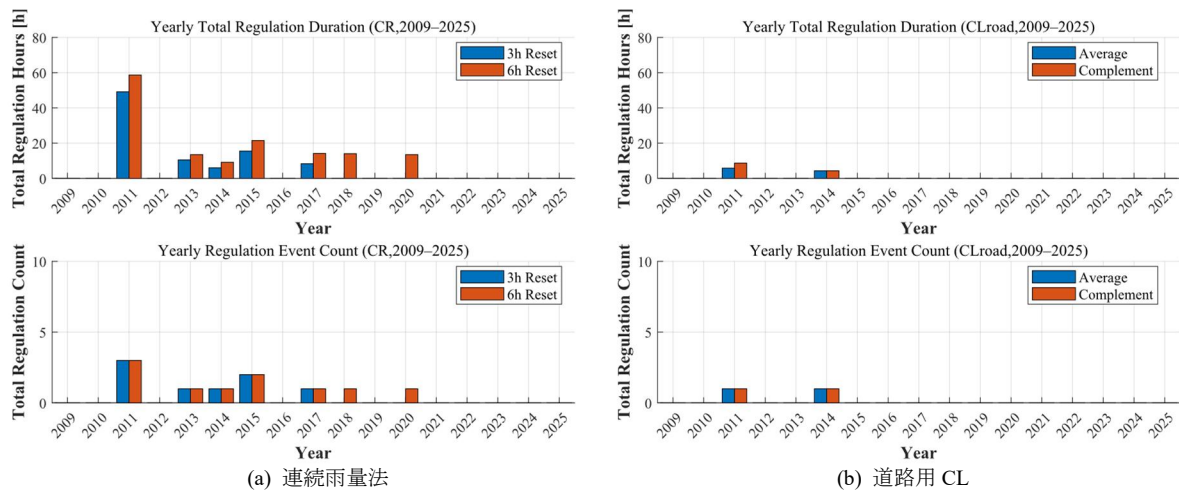


図 4-20 年間の総規制時間と総規制回数の推移

表 4-12 混同行列の結果 (単位 日, 連続雨量法, CL 法, CLfcst 法)

	MR	FAR	DCR	NDCR	TS	HR	TP	FP	TN	FN
CR_3h	33.33	85.71	66.67	99.78	13.33	99.76	2	12	5374	1
CR_6h	0.00	83.33	100.00	99.72	16.67	99.72	3	15	5371	0
CL_road_avg	66.67	0.00	33.33	100.00	33.33	99.96	1	0	5386	2
CL_road_comp	33.33	0.00	66.67	100.00	66.67	99.98	2	0	5386	1
CLfcst_road	100.00	0.00	0.00	100.00	0.00	99.42	0	0	170	1

できていることが確認できる。また、TS は道路用 CL 法で 33.33% となり、CR_3h の 13.33%、CR_6h の 11.76% より高い値を示した。このことから、本分析の範囲では、道路用 CL 法は連続雨量法と比較して、空振りを抑制しつつ、見逃しと空振りのバランスを改善できる可能性がある。ただし、連続雨量基準未達で発生した土砂流出事例を含める場合には、道路用 CL 法でも見逃しを完全に防止できるとは限らないため、評価対象とする災害事例の定義が結果に影響する点に留意する必要がある。

予測雨量を用いた CLfcst 法についても同様に評価を行った。ただし、表 4-10 に示すように、使用可能な予測雨量データの期間は限られており、災害発生期間や大雨が予想される期間を十分に網羅しているとはいえない。そのため、本分析では CLfcst 法の災害捕捉性能を十分に評価することは難しく、表 5-12 に示すように、限られたデータ期間内では TP が 0 日、FN が 1 日となった。一方で、FP は 0 日であり、使用可能な予測雨量データの範囲では空振り規制は確認されなかった。この結果は、CLfcst 法の有効性を判断するには不十分であるが、予測雨量データを継続的に蓄積すれば、規制開始の先行時間、空振り抑制効果、災害捕捉性能を定量的に評価できる可能性を示している。今後、災害発生時期および大雨時の予測雨量データを追加することで、炬口地区においても、予測雨量を用いた事前通行規制の実行可能性をより具体的に検証できると考えられる。

(2) まとめと今後の課題

本研究では、事前通行規制の高度化を目的として、連続雨量法、CL 法、予測雨量を用いた CLfcst 法を対象に、災害捕捉性能、空振り、規制時間、規制回数をを用いた評価を行った。また、評価指標、混同行

列、規制期間、ROC' 曲線を組み合わせ、事前通行規制基準を客観的に評価する手法を整理した。

本研究で得られた主な知見を以下に示す。

1. 連続雨量法では、災害を捕捉できる事例がある一方で、空振りや長時間規制が発生しやすい傾向が確認された。観音峠区間では、連続雨量法により 2013 年の対象災害を捕捉できたが、2014 年の対象災害では見逃しとなった。また、6 時間リセット条件では、規制が発生した場合に 10 時間以上の規制となる事例がみられた。炬口地区においても、連続雨量法では FP が CR_3h で 12 日、CR_6h で 15 日となり、道路用 CL 法と比較して空振りが多い結果となった。
2. CL 法では、連続雨量法と比較して規制時間を短縮できる傾向が確認された。観音峠区間では、CL 法による規制時間はいずれも 10 時間未満であり、連続雨量法より短かった。炬口地区でも、道路用 CL 法は連続雨量法より規制判定年および規制回数が少なく、1 回あたりの規制時間も短い傾向がみられた。一方で、観音峠区間の CL_road_avg では、災害発生前に規制が解除されたため FN として評価された事例があり、CL 法では解除条件が災害捕捉性能に影響することが確認された。
3. CLfcst 法では、対象災害を捕捉し、規制開始の時間的猶予を確保できる可能性が示された。観音峠区間では、CLfcst 法により 2013 年および 2014 年の対象災害を捕捉し、FN は確認されなかった。また、規制開始時刻は災害発生推定時刻のおおむね 2 時間から 5 時間前であり、規制開始に必要な時間的猶予を確保できた。ただし、2014 年の事例では、予測雨量の過大評価に

より結果的に災害捕捉となった可能性があり、CLfcst 法の高い DCR を予測精度の高さのみで説明することはできない。

4. 評価指標の解釈では、データ不均衡に留意する必要がある。本研究で扱うデータでは、災害発生日数が無災害日数に比べて極端に少ないため、HR や NDCR は高い値を示しやすい。そのため、これらのみで手法の有効性を判断すると、災害捕捉性能を過大に評価する可能性がある。一方、MR, FAR, DCR, TS は少数の災害発生日または規制判定日に強く影響されるため、TP, FP, FN の件数と併せて評価する必要がある。
5. ROC 曲線により、閾値変更に伴う DCR と FAR のトレードオフを確認できることを示した。連続雨量法の基準雨量や CL 法の基準線は、安全側に設定すれば DCR が向上する一方で、FAR も増加する。したがって、特定の基準値のみを比較して手法の優劣を判断するのではなく、DCR を満たす候補範囲を確認した上で、FAR, 総規制時間、総規制回数、規制開始の先行時間、解除条件を順に確認することが重要である。本研究では、このような評価手順をダッシュボード型評価として整理した。
6. 炬口地区への適用により、提案した評価手法を他地区の道路用 CL にも適用できる見通しを得た。炬口地区では、道路用 CL 法において FP が 0 日となり、空振り抑制の面で連続雨量法より有利な結果となった。一方、道路用 CL 法では FN も確認されており、評価対象とする災害事例の定義や日単位評価の影響に留意する必要がある。CLfcst 法については、使用可能な予測雨量データ期間が限られていたため、災害捕捉性能を十分に評価することはできなかったが、限られた範囲では FP は確認されなかった。今後、予測雨量データを継続的に蓄積することで、規制開始の先行時間、空振り抑制効果、災害捕捉性能を定量的に評価できる可能性がある。

アンケート調査結果を踏まえると、道路管理実務では、CL の導入効果だけでなく、運用負担や説明性を含めた評価が求められている。近畿地方整備局管内の道路管理者へのアンケートでは、CL の設定位置がテレメータ雨量の設置位置に依存していること、予測雨量は規制判断そのものよりも体制構築や現場配備に活用されていること、CL を用いた通行止め基準が未設定の事務所があること、解除基準は整備局運用に依存していることが示されている。また、自由意見では、CL は短時間集中降雨や長雨後の再降雨に有効とする意見がある一方、土壌雨量指数が直感的に分りにくいこと、砂防 CL が道路管理に最適化されていないこと、観測点と危険箇所が離れる場合の信頼性、確認作業の煩雑さが課題として挙げら

れている。

以上を踏まえると、今後は、道路用 CL を単に導入するのではなく、対象区間ごとに DCR, FAR, TS, 総規制時間、総規制回数、規制開始の先行時間、解除条件を用いて性能を説明できる形にする必要がある。また、予測雨量は、災害発生を直接的に予測する情報としてだけでなく、規制開始に必要な 1~2 時間程度の時間的猶予を確保する情報として位置づけることが重要である。さらに、災害発生時刻の記録精度が向上すれば、TP と FN の分類が安定し、連続雨量基準値、CL の位置、解除条件の候補範囲をより客観的に絞り込むことができる。

今後の課題としては、第一に、災害発生時刻および災害発生期間の記録精度を高め、災害ラベルの不確実性が評価結果に及ぼす影響を検証する必要がある。第二に、予測雨量データを継続的に蓄積し、CLfcst 法の災害捕捉性能、空振り率、規制時間、解除条件への影響を検証する必要がある。第三に、短時間強雨、長時間降雨、断続的降雨などの降雨特性ごとに、連続雨量法、CL 法、CLfcst 法の適用性を比較し、対象区間ごとに適切な基準設定方法を検討する必要がある。第四に、アンケート調査で示された実務上の課題を踏まえ、確認作業の省力化、予測雨量の活用方法、解除基準の明確化、観測点と危険箇所の位置関係を考慮した運用方法を検討する必要がある。

参考文献

- 4-1) 国土交通省河川局砂防部、気象庁予報部、国土交通省国土技術政策総合研究所：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。
- 4-2) 気象庁予報部予報課気象防災推進室：降雨情報を活用した災害発生危険度予測技術（土砂災害）、p.19, 2013。
- 4-3) 山田敦浩・竹本大昭・小林央宜・倉本和正・荒川雅生・中山弘隆・古川浩平：豪雨時の道路事前通行規制基準雨量の設定に関する研究、砂防学会誌、Vol. 57, No. 6, pp. 28-39, 2005。
- 4-4) 梶原靖司：「解析雨量」と「降水短時間予報」について-気象庁における雨量の実況解析と短時間予測-、第 6 回都市水害に関するシンポジウム、2007-11。
- 4-5) 石澤友浩、檀上 徹：平成 30 年 7 月豪雨による土砂災害発生の推定時刻における土壌雨量指数、防災科学技術研究所主要災害調査、vol.53, 2020.3
- 4-6) Kai Hormann and Alexander Agathos : The point in polygon problem for arbitrary polygons, Computational Geometry: Theory and Applications, Vol. 20, No. 3, pp. 131-144, 2001。
- 4-7) 国土交通省気象庁：数値予報解説資料集(令和 7 年度)、4.7 表記と統計的検証に用いる代表的な指標、pp.489-495, 2025。

第5章 ローカル予測雨量モデルの検討

5.1 分析に用いたデータ

国道における異常気象時通行規制においては、国道沿いに設置した雨量計による実測雨量（テレメータ雨量）を用いて連続雨量を算出し、規制区間ごとに設定された規制値に到達した時点で通行規制を発令することとしている。テレメータ雨量は、実際に雨量計で観測された実測値であるが、雨量計を設置した位置での点の情報であるため、十分な空間解像度はなく、実際に降雨を観測しなければ、雨量としてカウントすることはできないため、降雨の予測を行うことはできない。一方、大雨で土砂災害の発生危険度が高まった場合に発表される土砂災害警戒情報は、土砂災害発生危険基準線（Critical Line、以降CLと表記する）を2時間先までに超えると判断された場合に発表される。ここでは、2時間先の雨量の予測値を用いるため、60分間積算雨量および土壌雨量指数の算出には、気象レーダーに基づく解析雨量およびその予測値（降水短時間予報）が用いられる。解析雨量は、雨雲にレーダーを照射することで雨粒から返ってくる電波の強さにより降雨量を推定し、面的に隙間のない雨量が推定できるが、雨量計による実測と比較すると観測精度が落ちる。降雨によっては、解析雨量の予測値と実際に観測した雨量との間に乖離がみられ、特に、狭い範囲において大量の雨が降る「局地的大雨（ゲリラ豪雨）」において解析雨量と実測雨量の乖離が顕著になることが報告されている⁵⁻¹⁾。

そこで、本節では、気象レーダーに基づく解析雨量およびその予測値と国道沿いに設置した雨量計による実測の雨量（テレメータ雨量）を比較することで、降雨ごとに解析雨量の予測精度について検証を行った。また、において雨量計により実測された雨量と、その雨量計の設置個所を中心とした周辺（40km×40km）において先行して観測されたレーダーによる解析雨量との相関を分析することで、雨雲の移動に伴って後に自地区で降雨が生じると予測される地域を選定する手法を検討した。

比較に使用した雨量データは、国道9号線の京都府南丹市と京都府船井郡京丹波町の市町境にある観

音峠の異常気象時通行規制区間において、通行止めの発令に使用される連続雨量の算定に用いる実測のテレメータ雨量（雨量計の設置個所は「園部」、「観音西」である）と雨量計の位置を含む1km×1kmの3次メッシュ（3次メッシュコード：5235-53-45）における解析雨量およびその予測値（降水短時間予報）である。なお、気象庁から得られる解析雨量およびその予測値は、それぞれ1時間雨量であり、解析雨量は正時と30分（30分毎）、予測雨量は正時に6時間先までの雨量データとして取得することができる。解析雨量は30分毎に取得が可能であるが、テレメータの実測雨量が正時の雨量データとして整理されているため、解析雨量と実測のテレメータ雨量は正時の雨量として比較している。すなわち、30分毎に取得できる解析雨量は正時に取得したものと30分後に取得したものを平均したものを正時の雨量として評価した。また、平均絶対値誤差（MAE）および平均二乗誤差（MSE）を求めることで、実測のテレメータ雨量と解析雨量およびその6時間先までの予測値との乖離の程度を考察した。

本検討では、2つのテレメータ雨量計の設置位置で観測された降雨のうち、いずれかの地点において60分間積算雨量が30mmを超えた降雨あるいは連続雨量が100mmを超えた降雨について分析の対象とした。その結果、以下の3つの期間の降雨について分析することとした。すなわち、①2015年7月17日～18日（平成27年台風第11号による大雨）、②2018年7月5日～6日（平成30年7月豪雨、西日本豪雨）、③2018年8月23日～24日（平成30年台風第20号による大雨）である。

5.2 分析結果と考察

(1) 解析雨量と実測雨量の比較の結果

本項では、紙面の都合上、3つの期間のうち2015年7月17日～18日（平成27年台風第11号による大雨）について分析を行った結果について示す。解析雨量およびその6時間先までの予測値（1時間ごと）と2つの地点（園部、観音西）で観測した実測

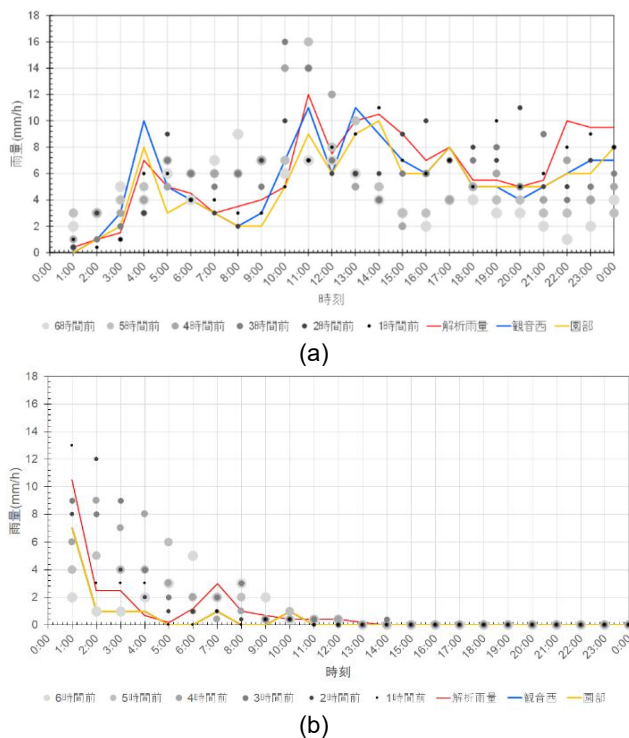


図 5-1 解析雨量およびその予測値と実測のテレメータ雨量の比較, (a) 2015 年 7 月 17 日, (b) 2015 年 7 月 18 日 (つづき)

のテレメータ雨量を比較したものを図 5-1(a),(b)に示す。なお、図 5-1(b)において、園部と観音西の実測雨量はほぼ一致していた。

本図より、全体的に解析雨量（図中の赤線）はテレメータによる実測雨量（図中の青線および黄線）よりもやや大きめの値を推移しているが、概ね良い一致がみられる。一方、解析雨量の予測値（図中の丸印）は、実測雨量と比較して、7 月 17 日 12 時までは大きく（過大評価）、13 時以降は、実測雨量よりも小さく（過小評価）、8 日 2 時以降は再び大きく（過大評価）になっている。また、長時間先の予測雨量ほど実測雨量からの乖離が大きい傾向がみられる。表 5-1 に、実測のテレメータ雨量と解析雨量およびその 6 時間先までの予測値の平均絶対値誤差（MAE）および平均二乗誤差（MSE）の算出結果を示す。本表より、平均絶対誤差、平均二乗誤差ともに、長時間先の予測雨量ほど大きくなる傾向がみられ、長時間先の予測雨量ほど実測雨量および解析雨量からの乖離が大きくなる傾向があることがわかる。ただし、いずれの観測地点（園部、観音西）においても、MAE および MSE は、4 時間先の予測の方が 5 時間先の予測よりも大きくなっており、4 時間先の予測値の方が 5 時間先の予測よりも実測値との乖離が大きくなっている。

(2) 雨雲の動きを考慮した補完情報（降雨の相関地図）の検討

本項では、雨雲の動きを考慮した補完情報として、周辺地域で先行して観測された雨量（解析雨量）に着目し、雨雲の移動に伴って後に自地区で降

表 5-1 実測のテレメータ雨量と解析雨量の予測値の平均絶対値誤差（MAE）および平均二乗誤差（MSE）（左：2015 年 7 月 17 日, 右：2015 年 7 月 18 日）

メッシュコード入力	52355345	緯度	35.12083	経度	138.12083
2015/7/17					
解析雨量					
MAE					
1時間前	2.458333	2時間前	2.666667	3時間前	2.983333
4時間前	2.983333	5時間前	2.983333	6時間前	3.66
MSE					
1時間前	0.396499	2時間前	0.624309	3時間前	0.742439
4時間前	0.771952	5時間前	0.723202	6時間前	0.872078
観音西					
MAE					
1時間前	2.308333	2時間前	2.516667	3時間前	2.791667
4時間前	2.983333	5時間前	2.983333	6時間前	3.166667
MSE					
1時間前	0.402596	2時間前	0.636232	3時間前	0.677208
4時間前	0.720484	5時間前	0.609531	6時間前	0.745356
園部					
MAE					
1時間前	1.916667	2時間前	2.266667	3時間前	2.583333
4時間前	2.916667	5時間前	2.875	6時間前	3.125
MSE					
1時間前	0.3445	2時間前	0.621043	3時間前	0.727868
4時間前	0.747682	5時間前	0.667967	6時間前	0.720484

表 5-2 検討対象とした降雨

No.	降雨事例	降雨期間
1	2013 年台風 18 号による大雨	2013 年 9 月 15 日 4 時～16 日 12 時
2	2014 年前線による大雨	2014 年 8 月 15 日 6 時～17 日 9 時
3	2014 年台風 18 号による大雨	2014 年 10 月 5 日 16 時～6 日 19 時
4	2015 年台風 11 号による大雨	2015 年 7 月 16 日 5 時～18 日 9 時
5	2018 年 7 月豪雨（西日本豪雨）	2018 年 7 月 5 日 3 時～7 日 7 時
6	2022 年 7 月 3 日からの局地的大雨	2022 年 7 月 3 日 6 時～22 時

雨が生じると予測される地域を選定する手法を検討した。具体的には、雨量計により実測された雨量と、その雨量計の設置個所の周辺で先行して観測されたレーダーによる解析雨量との相関を分析して、相関地図を作成した。

・対象地域および使用した降雨データ

降雨の相関地図の作成にあたり対象とした地域は、京丹波町内に設置されている雨量計の位置を含む 3 次メッシュを中心に東西南北方向にそれぞれ 20 km の距離をとった周囲 40 km×40 km の範囲を分析対象とした。本検証の対象降雨を表 5-2 に示す。本表において、No.1～5 では、細谷（京都府が設置している雨量計）の実測雨量を使用し、No.6 では質美および上乙見区に独自に設置した気象観測装置（POTEKA）の実測雨量を用いて検証を行った。

・分析方法

表 5-2 に示した期間に雨量計による実測雨量と分析対象範囲にある全 3 次メッシュで観測された解析雨量（確定値）の相関を調べる。ここで、解析雨量については、1 時間ずつ最大 6 時間前までのものを用いて、実測雨量との相関（ラグ相関）をそれぞれ調べた。例えば、表中の No.1 の事例であれば、細谷における実測雨量は対象の降雨期間（2013 年 9 月 15 日 4 時～16 日 12 時）に固定した状態で、分析対象領域の解析雨量を、1 時間前では 15 日 3 時～16 日 11 時、2 時間前では 15 日 2

表 5-3 相関係数と相関の度合い

相関係数の値(r)	相関の度合い	色
$0.7 \leq r \leq 1.0$	強い正の相関	濃い紫
$0.4 \leq r < 0.7$	正の相関	紫
$0.2 \leq r < 0.4$	弱い正の相関	薄紫
$-0.2 \leq r < 0.2$	相関がない	白
$-0.4 \leq r < -0.2$	弱い負の相関	薄黄
$0.7 \leq r < -0.4$	負の相関	黄
$-1.0 \leq r < -0.7$	強い負の相関	濃い黄

時～16 日 10 時、3 時間前では 15 日 1 時～16 日 9 時、4 時間前では 15 日 0 時～16 日 8 時、5 時間前では 15 日 23 時～16 日 7 時、6 時間前では 15 日 22 時～16 日 6 時にシフトしている。ここで、1～6 時間分ずらした解析雨量と実測雨量の総時間数は同じであり、例えば、表中の No.1 の事例であれば、総時間数は 1～6 時間前のいずれの時間においても降雨継続時間は 32 時間である。また、最終的に、各降雨期間における実測雨量と、1 時間ごとに最大 6 時間前までの周辺 40 km×40 km における解析雨量との相関係数をそれぞれ算出し、地図上にプロットすることで、相関係数の空間分布（以降、「降雨の相関地図」と呼ぶこととする）を示す。そして、表 5-3 に示すように相関係数の値に応じてメッシュを着色した。

・分析結果

紙面の都合上、6 つの降雨機関のうち「2018 年 7 月豪雨（西日本豪雨）」および「2022 年 7 月 3 日からの局地的大雨」について取り上げる。まず、「2018 年 7 月豪雨（西日本豪雨）」における相関地図を図 5-2 に示す。本図より、細谷の実測雨量と降雨量の相関が高い領域は、細谷より南西側から北側にかけて分布していることがわかる。また、相関係数が 0.7 以上の「強い相関」を示す領域は、4 時間前より先では出現せず、4 時間前になって初めて出現しており、南西側から拡大していることがわかる。なお、本降雨において、最も大きな相関係数を示したメッシュは、1 時間前の解析雨量では南西方向に 22.4 km、2 時間前では南西方向に 12.0 km、3 時間前では北方向に 20.2 km、4 時間前では北西方向に 12.1 km および 17.2 km、5 時間前では北方向に 16.1 km、6 時間前では北西方向に 28.3 km であった（1, 2, 3, 4 時間前では「強い正の相関」、5, 6 時間前では「正の相関」である）。

次に、「2022 年 7 月 3 日からの局地的大雨」における質美地区の相関地図を図 5-3 に示す。今回のような局地的大雨において、質美の実測雨量と高い相

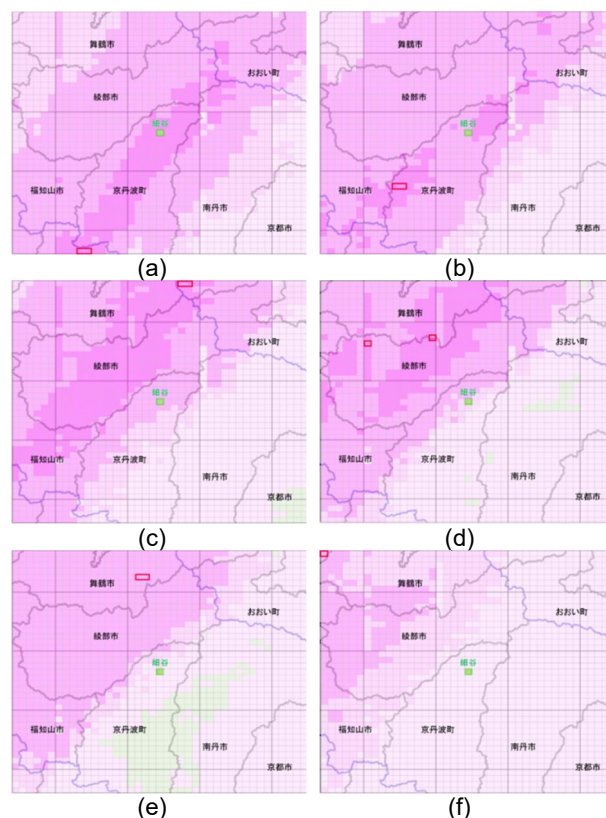


図 5-2 2018 年 7 月豪雨（西日本豪雨）における降雨の相関地図、(a) 1 時間前、(b) 2 時間前、(c) 3 時間前、(d) 4 時間前、(e) 5 時間前、(f) 6 時間前

関を示す領域が特定の方向から時間の経過とともに連続して移動するような空間的な一貫性はみられなかった。例えば、2 時間前では実測雨量と最も高い相関を示すメッシュは質美の南東方向に位置しており、その距離は約 25 km と非常に離れた地点に現れている。また、相関係数が 0.7 以上の「強い相関」を示す領域は 4 時間前より先では出現せず、4 時間前になって初めて出現している。本降雨において、最も大きな相関係数を示したメッシュは、1 時間前の解析雨量では西方向に 19.0 km、2 時間前では南東方向に 24.8 km、3 時間前では南方向に 19.0 km、4 時間前では南方向に 20.0 km、5 時間前では南方向に 19.6 km、6 時間前では南方向に 20.0 km であった（1, 2, 3, 4 時間前では「強い正の相関」、5, 6 時間前では「相関がない」である）。

本分析で対象とした 6 つの降雨事例の全てにおいて、1～3 時間前の解析雨量（確定値）と実測雨量との間に「強い正の相関」または「正の相関」を示すメッシュが雨量計の位置を含む周辺 20 km 以内の範囲で確認された。特に、台風に伴う降雨の事例では、細谷地区の南西方向に位置するメッシュにおいて、高い相関係数（0.7 以上）が出現する傾向が顕著に現れた。一方、4～6 時間前の解析雨量（確定値）との相関については、長時間前になるほど、相関係数が 0.7 以上の「強い正の相関」を示すメッシュの数は大幅に減少し、解析雨量と実測雨量の相関は弱まる傾向にあることがわかる。これは、時間の経過に伴い、

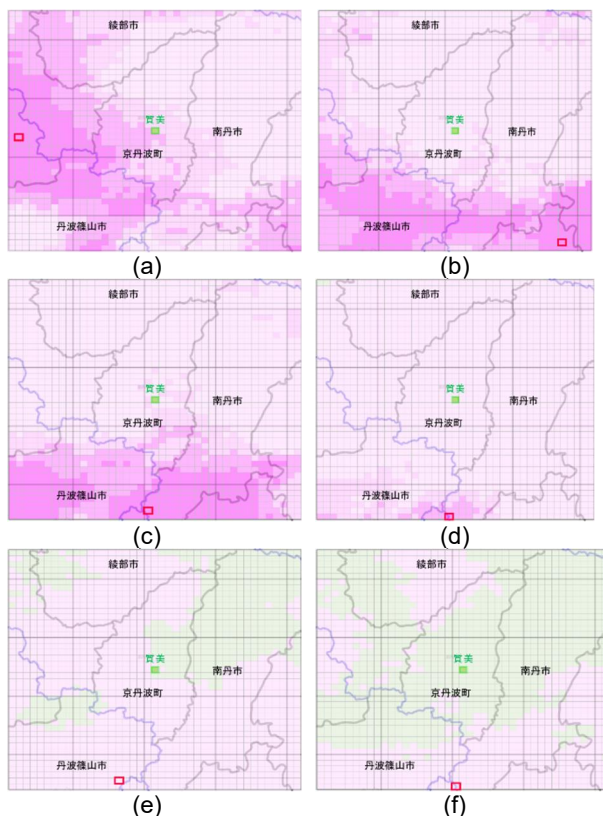


図 5-3 2022 年 7 月 3 日からの局地的大雨（質美地区）における降雨の相関地図、(a) 1 時間前、(b) 2 時間前、(c) 3 時間前、(d) 4 時間前、(e) 5 時間前、(f) 6 時間前

降雨域（雨雲）の移動速度の変化や発達や衰弱の程度などにより、降雨分布の空間的な形状や配置が変化するためであると考えられる。降雨の要因別にみると、台風起因する降雨事例では、高い相関を示すメッシュが比較的明瞭な方向性を持って分布しており、特に、南西方向に集中する傾向が確認された。これは、台風による降雨が、広範囲に組織化された降雨域として移動する特徴を有しているためであると考えられる。一方、2014 年の前線による大雨や 2018 年 7 月豪雨では、高い相関を示すメッシュの位置（方向）が必ずしも一様ではなく、南方向や北方向など複数の方向に分散する傾向がみられた。これら 2 つの降雨事例では、降雨域が停滞または断続的に発達することにより、単一方向からの降雨移動として捉えにくい（雨雲の移動方向が時々刻々と変化

する）特徴を持つことが、結果に反映されたものと考えられる。

(5) まとめ

本節では、まず、気象レーダーに基づく解析雨量およびその予測値と国道沿いに設置した雨量計による実測の雨量（テレメータ雨量）を比較することで、降雨ごとに解析雨量の予測精度について検証を行った。本検証により得られた知見は以下の通りである。

検証で用いた降雨の期間においては、全体的に解析雨量と実測雨量は比較的良好な一致がみられる。ただし、降雨強度が大きくなる（例えば、15 mm/h を超える）と解析雨量は実測雨量を過小評価する傾向にあり、大きな降雨強度を観測した直後の降雨を過大評価する傾向がある。

解析雨量の予測値は、長時間先の予測になればなるほど実測雨量から大きく乖離する傾向にある。

今後、さらに分析対象の降雨を増やし、解析雨量およびその予測値と実測雨量との乖離が雨の降り方でどのように変化するのかについて詳細に分析するとともに、解析雨量およびその予測値の空間分布の特徴についても降雨ごとに整理していく予定である。

次に、雨量計により実測された雨量と、その雨量計の設置個所を含むメッシュを中心とした周辺（40 km×40 km）において先行して観測されたレーダーによる解析雨量との相関を分析し、降雨の相関地図を作成した。その結果、解析雨量（確定値）を 1～3 時間前早めた場合に、実測雨量との間に高い相関（相関係数 0.7 以上）が確認され、1～3 時間前に観測された周辺の解析雨量を参照にすることで、今後の降雨を予測することが可能であることが示唆される。

参考文献

- 5-1) 小山倫史，野澤理紗，近藤誠司，西村公貴．局所雨量計測による土砂災害発生危険度の分析－令和 4 年 7 月 3 日からの大雨における京丹波町の事例．第 63 回地盤工学シンポジウム，Paper ID:3-2-1, pp.1-6, 2022.

第6章 潜在的危険斜面の抽出

6.1 潜在的危険斜面の定義

本章では、事前通行規制区間における潜在的危険斜面の抽出方法について研究した結果を報告する。本研究では、危険斜面を、既往災害、明瞭な変状、点検結果、または安定性評価により、道路管理上の監視・規制・対策の必要性が顕在化した斜面と定義する。一方、潜在的危険斜面を、現時点では危険斜面として顕在化していないものの、地形・地質に基づく素因、降雨履歴に基づく誘因、および干渉SAR時系列解析等により把握される変動量の重ね合わせにより、豪雨等の外力作用時に道路交通を阻害する道路通行上の斜面災害へ発展し得る斜面と定義する。以下にその詳細を述べる

(1) 素因・誘因によるフィルタリング

崩壊に至る可能性を含む斜面の崩壊要因を素因から捉えて整理し、図6-1に示すように素因をフィルタリングとして利用することで、潜在的な危険斜面を抽出することを目指す。予測システムにおいて、地形・地質に係わる素因フィルタを構成するために、長年利用されてきたスクリーニング技術・安定評価方法に加えて、効率的な運用が可能な素因フィルタを構成するために、近年整備されたLPデータに基づく微地形解析図と傾斜分布図などの種々解析図の利用を検討し、斜面災害に結びつく特徴的な微地形を判読図として作成した。また、基本諸元として、既往の点検調査において確立している安定度に係わる情報をGIS情報の基底部分に取り込み利用した。

従来、道路防災点検では、土砂災害による危険度を現地踏査により確認した地形等の情報を点数化することで、斜面の危険度を評価している。落石・崩壊の安定度調査票は①地形（崩壊性要因を持つ地形情報）、②土質・地質・構造、③表層の状況、④形状（勾配、高さ）、⑤変状よりなる。これらの配点のうち半数（50点）の項目がLPデータを活用することで定量評価できることがわかる。LPデータを活用することで効率的に素因フィルタを作成し、土砂災害の地史を組み合わせた素因解析を行うことで、評価精度の向上を図れる。地形形状や変状について微地

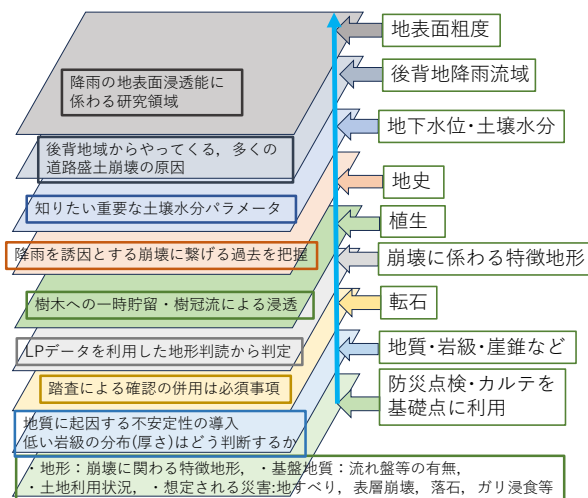


図6-1 素因フィルタの構造概要

形解析図を、形態の確認には傾斜区分図・コンター図を用いた地形判読でLPデータを活用することで地形に現れた変状を可視化することで地史に関連付けることが可能な時系列を考慮した微地形解析に継承することが可能である。

本研究は局地的な大雨を対象とすることから、誘因については降雨のみに焦点を置く。素因以外に、事前通行規制区間における空間的な降雨履歴を整理することで、過去の災害事例との関連性が明らかになる可能性がある。降雨を対象とした場合、誘因によるフィルタリングに含むべき情報として、降雨に関わる諸指数が挙げられる。具体的には、降雨強度、総降雨量、土壌雨量指数などがある。これらの情報を、対象とする事前通行規制区間内において整理することで、降雨履歴に伴う斜面崩壊のリスクを定量化することが可能となる。

(2) 崩壊順序と地史

続いて地史に基づく素因情報の発生の順序確率の定量化について検討を進めた。図6-2に、観音峠の地質、地質構造及び地形に条件制約されてはいるものの、時系列で崩壊発生事象を捉えることができる。IからIIIの時系列で崩壊が順次発生するとし、発生の

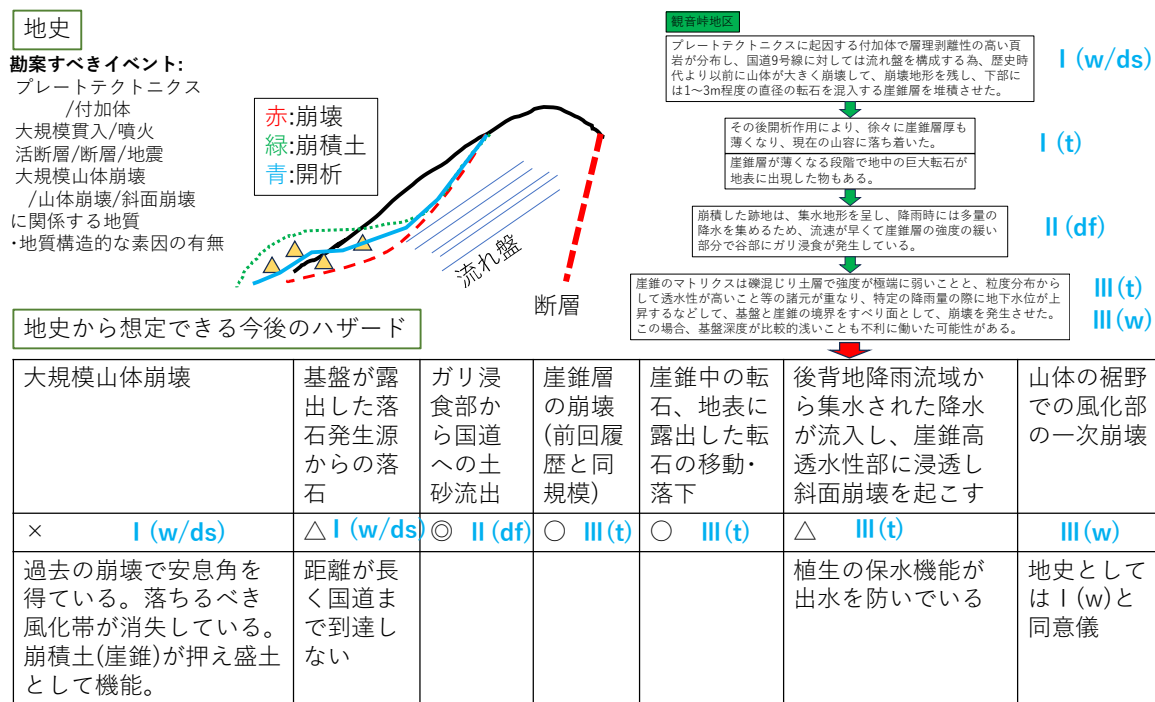


図6-2 地史の概念から想定できるハザードの系列

確率についても、 $I < II < III$ とカテゴリー分けできると考える。

また、実際のところこれらの発生したハザードは積み重なっているはずであり、時系列のある瞬間を取ると、何らかの痕跡が残っていれば、その箇所では過去の事象が化石のように見えると考えられる。事象の積み重なりを分離して理解することは重要である。プレートテクトニクスの時代が到来するまでは金科玉条であった地層累重の法則「重なり合う地層において下にある地層ほど古く、上にある地層ほど新しい」という、地質学・層位学の基本原則に倣って、斜面ハザードの生じた箇所では、下にあるハザードほど古く、上にあるハザードほど新しいということで、下にあるハザードは一次的で規模が大きく、上にあるハザードは、副次的で規模が小さいともいえる。ただ、規模が小さい事は国道被災や人的被災の有無には通じないことは当然である。

(3) 潜在的危険斜面の抽出フロー

上述の考え方を抽出フローとして図6.1.Xに整理した。後述する通り、Cバンドを用いた干渉SAR解析により、崩壊斜面との明確な対応関係を整理できた。潜在的危険斜面の抽出に成功した。抽出に成功したのは、2022年8月豪雨（令和4年）により複数の災害が発生した国道8号大谷地区における事例である。その抽出過程では、図6-3(a)のフローに従って整理を行った。この過程では、崩壊箇所が予め把握されていた場合に、干渉SAR解析による地盤変動量、降雨量、崩壊状況、地形・地質状況が合理性のあるメカニズムでそれぞれの関係を説明可能か検証した。

他区間に展開する場合、この逆のフローである図6-3(b)を辿ることで、抽出過程を一般化することが

可能と考えられる。実際に、図6-3(b)のフローを適用し、国道9号観音峠地区、国道28号炬口地区については、Cバンド、Lバンドによる干渉SAR解析を通じて潜在的危険斜面の抽出を進めた。その結果、国道9号観音峠地区において、未だ明瞭な崩壊は生じていないが、危険性の高い斜面の抽出に成功した。当該斜面については、国土交通省近畿地方整備局が主催する道路防災対策解を通じて、経過観察が必要と判断された。以降の節でそれぞれの研究結果について詳述する。

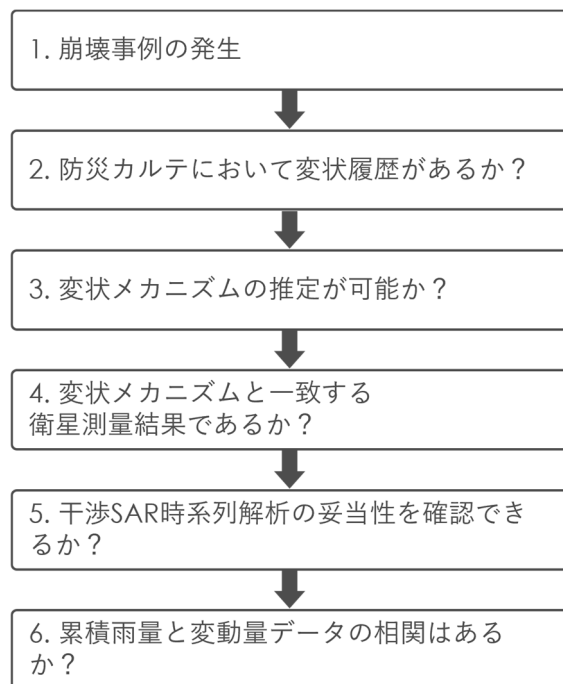
6.2 Cバンドによる検討事例

(1) 干渉SAR解析の概要

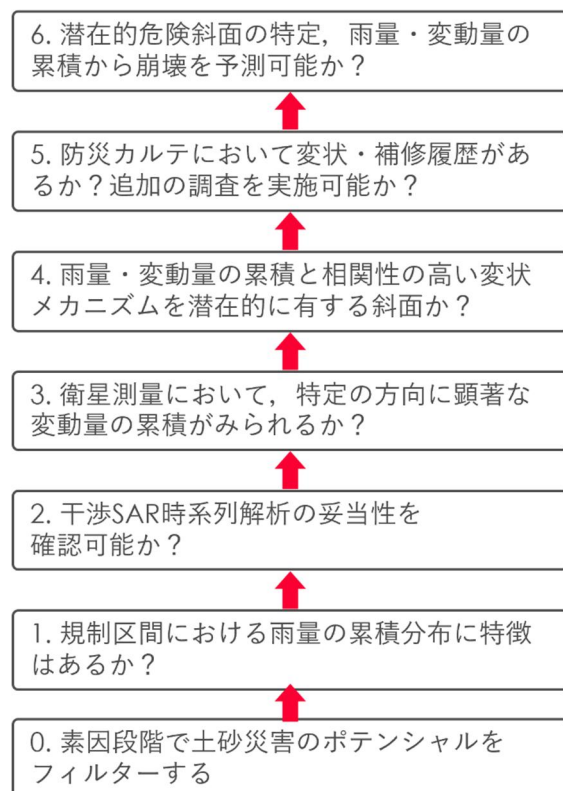
SENTINEL-1衛星のSAR画像データ（Cバンド）を用い、潜在的危険斜面の抽出における干渉SAR解析⁶⁻¹⁾の適用可能性および留意点を検討した。解析には、PS-InSAR（Permanent Scatterer InSAR）法の一種であるSqueeSAR^{®6-2)}を用い、2014年から2022年までの時系列解析を行った。

SENTINEL-1で用いられるCバンド（波長約6 cm）は、Lバンドと比較して空間分解能は劣るものの、波長が短いためmmオーダーの微小変位に対する感度が高いという特性を有する。また、観測頻度が高く、長期間にわたる安定した時系列データを取得しやすいことから、道路構造物周辺の変状進行性を把握する目的に適している。

本研究で用いたSqueeSAR[®]は、多時期のSAR画像からコヒーレンスの高い散乱体をPS点として抽出し、衛星軌道誤差や大気遅延の影響を補正したうえで、地表面の微小な変位成分を高精度に推定する手



(a) 国道8号大谷地区における検討過程



(b) 潜在的危険斜面の抽出フローの一般化

図6-3 潜在的危険斜面の抽出フロー

法である。本手法は、元画像の空間分解能を維持したまま解析を行える点に特徴があり、道路構造物など、比較的スケールの小さい対象に対しても、変位の空間分布を把握することが可能である。

解析の仕様を表6-1に示す。Cバンドを用いた干渉SAR解析は、植生の影響を受けやすく、自然斜面などではPS点の抽出が困難となる場合がある。本章では、これらの特性を踏まえたうえで、道路構造物周

表 6-1 PS-InSAR 解析の仕様

軌 道	Ascending (北行軌道)	Descending (南行軌道)
撮影期間	2015/4/28 ～2021/12/10	2014/11/23 ～2022/5/9
画 像 数	157 枚	200 枚
飛行方向	約 350°	約 190°
視線方向	35～39°	35～39°

辺を主対象として、Cバンド干渉SAR解析により得られる変位情報の有効性を、具体的な事例に基づいて検証する。

(2) 被災箇所(国道8号大谷地区)での検証

2022年8月豪雨（令和4年）⁶⁻³⁾により複数の災害が発生した国道8号大谷地区を対象として、被災前にアーカイブされたCバンド衛星SAR画像を用い、干渉SAR解析により災害の予兆を事前に捉えることが可能であったかを検証した。

図6-4に、被災箇所と対象区間における干渉SAR解析結果を示す。赤矢印は道路被災箇所を、赤星は災害後の現地調査結果に基づき推定した発生源位置を示している。干渉SAR解析によりPS点が得られたのは、道路構造物や海岸擁壁部が主体であり、植生域に該当する溪流上流部ではPS点がほとんど抽出されていない。このことから、Cバンド衛星SAR画像を用いた解析では、自然斜面における土砂流の発生源を直接捉えることは困難であることが確認された。

被災箇所のうち5箇所（②～⑥）は土砂流出が確認された箇所で、発生源は植生の繁茂した山間部にあるため、PS点を抽出することができなかった。最も北側の①は、路肩崩壊箇所近傍にPS点が抽出されている。当該箇所を対象として被災前の変動状況を詳細に確認した。図6-5に、①路肩崩壊箇所の代表地点におけるDescending軌道の時系列変位を示す。Ascending軌道では、被災箇所近傍に十分なPS点が存在しないため、崩壊前の変動状況を評価することは困難であった。これに対し、Descending軌道では、被災箇所近傍（赤丸、緑丸）では、解析開始時（2015年）以降、変位が継続的に進行している状況が確認された。2015年から2022年にかけて、累積で最大約40 mmの衛星から遠ざかる方向の変位が検出されている。

被災後に実施されたボーリング調査による地質断面図を図6-6に示す。当該箇所は、厚さ約5 mの崖錐堆積物の下位に破碎された基盤泥岩が分布する地盤構成となっており、崖錐堆積物中に雨水や表流水が浸透したことにより崩壊が生じたと推定されている。

干渉SAR解析結果では、Descending軌道において顕著な変位の累積が確認された。図6-7に、実際の地盤の推定移動方向と衛星のLOS（Line of Sight）方向との関係を模式的に示す。Descending軌道のLOS方向は、当該斜面で推定される地盤の変形方向に近く、地盤が変位した際の衛星との相対距離変化を捉えや

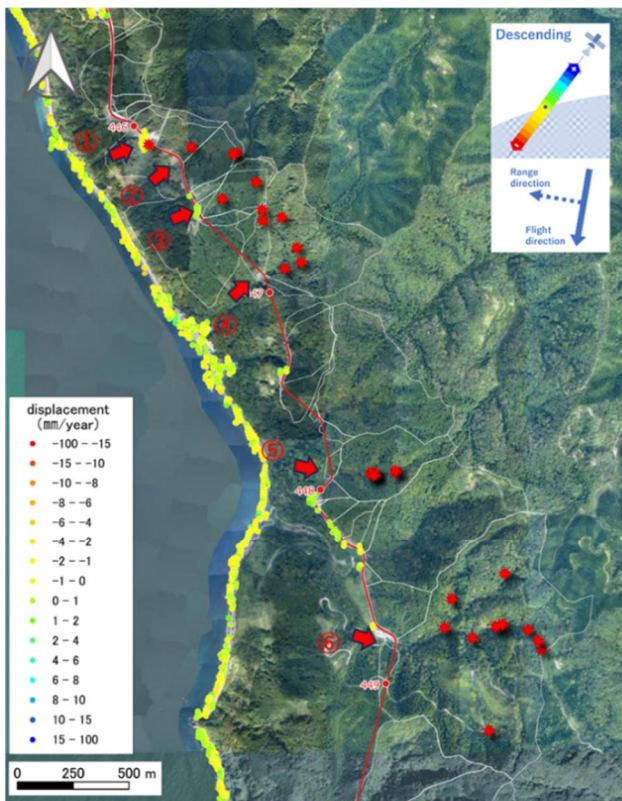
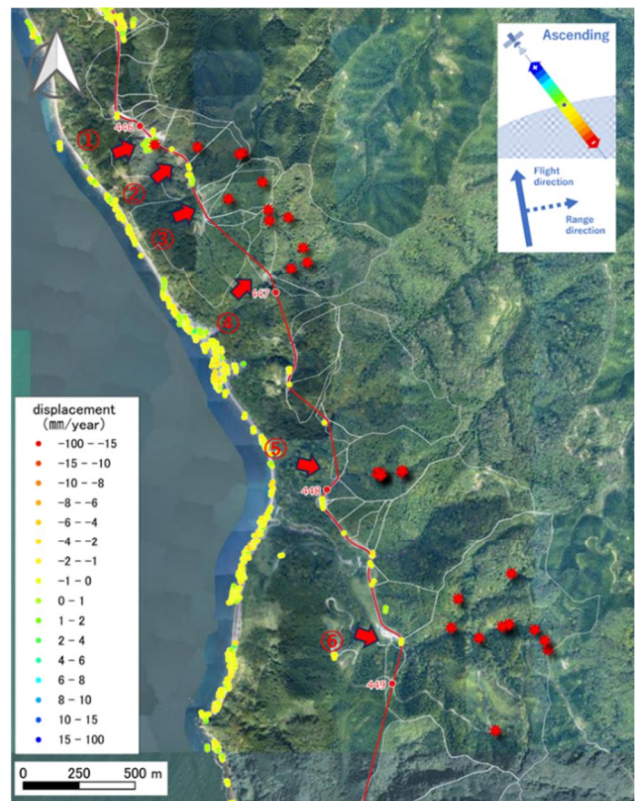


図 6-4 干渉 SAR 解析結果 (国道 8 号大谷地区)

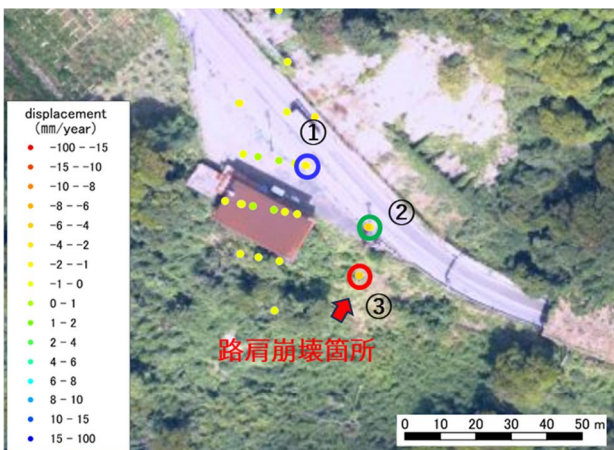
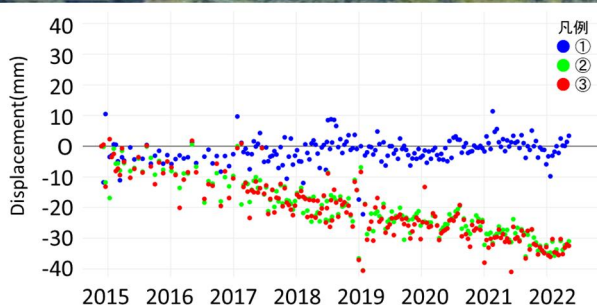


図 6-5 路肩崩壊箇所周辺の PS 点抽出結果と時系列変化図 (Descending)

すい配置となっている。一方、Ascending軌道のLOS方向は斜面に対して正対する関係に近く、斜面変位が生じた場合でも衛星との距離変化が限定的となるため、崩壊の予兆を捉えにくかった可能性がある。

以上より、国道8号大谷地区では、植生の影響を受

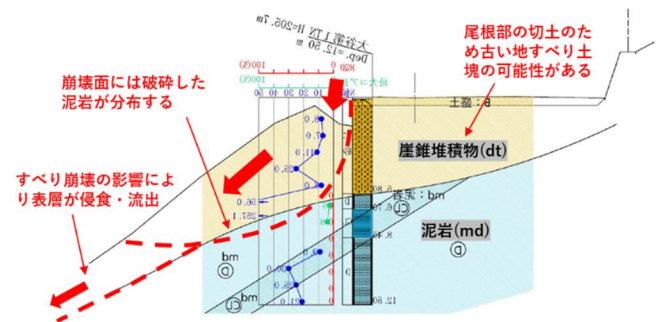


図6-6 地質断面図と崩壊メカニズム

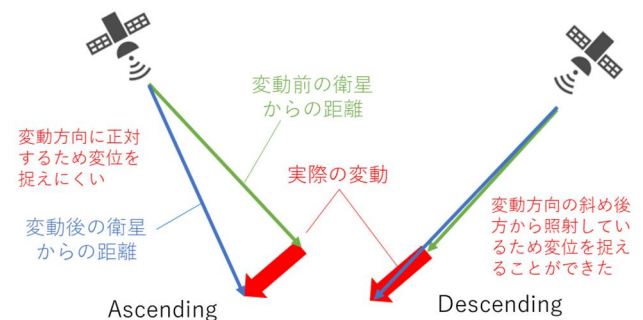


図6-7 斜面の移動方向とLOS方向で捉えられる変位の関係

けにくい位置でPS点が確保できていたことに加えて、斜面の変形方向とDescending軌道のLOS方向が概ね一致していたことにより、Cバンド干渉SAR解析により崩壊斜面との明確な対応関係を確認することができた。本事例は、Cバンド干渉SAR解析が有効に機能する条件を示す代表的な事例と位置づけられる。

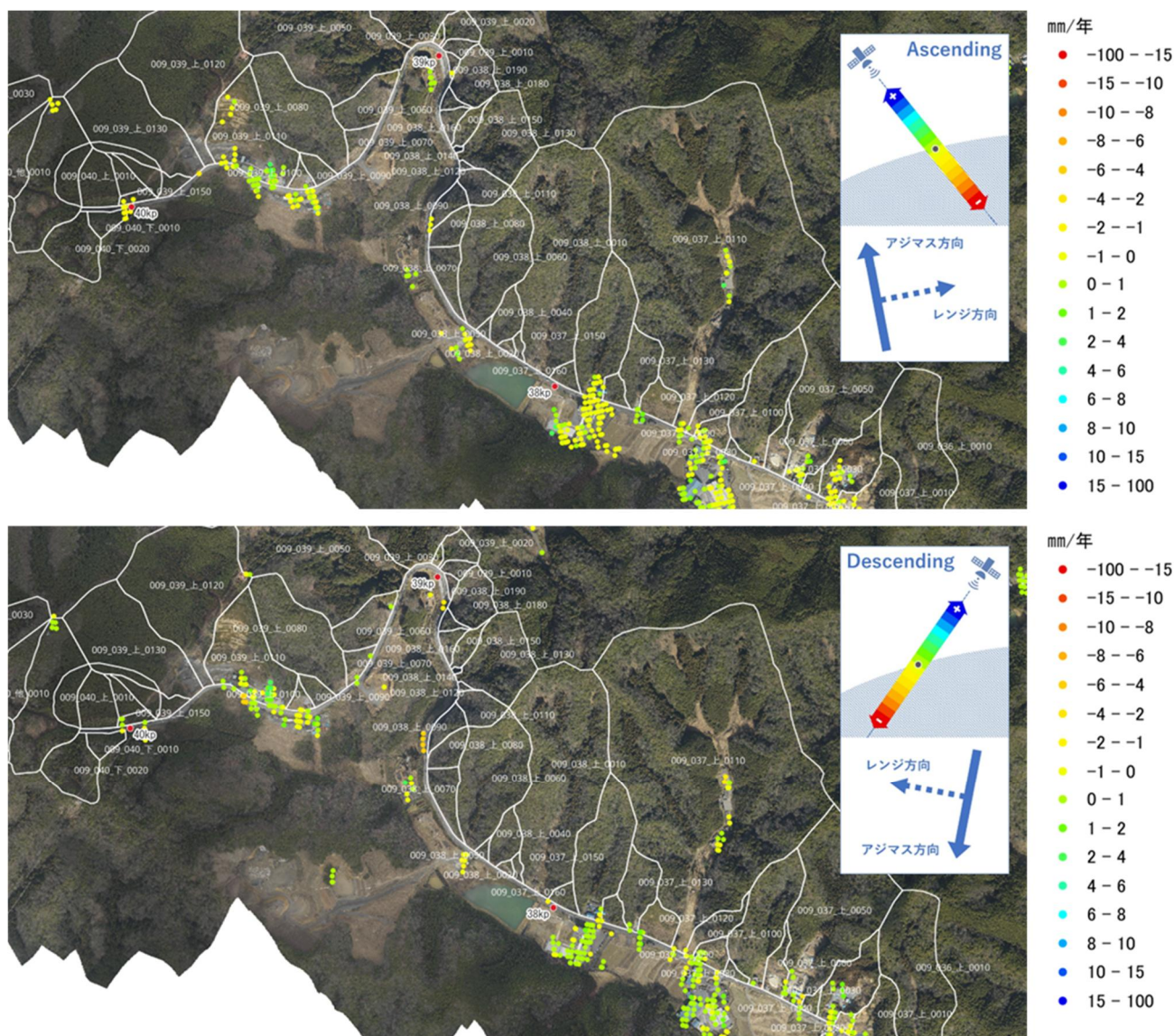


図6-8 干渉SAR解析結果（国道9号観音峠地区）

(3) 事前通行規制区間(国道9号観音峠地区)での検証

国道9号観音峠地区は、事前通行規制区間として管理されている山間部路線であり、盛土および切土法面が連続する区間である。本節では、当該区間を対象として、Cバンド干渉SAR解析により潜在的危険斜面の抽出が可能かを検証した。

図6-8に対象区間における干渉SAR解析結果を示す。本地区においても、国道8号大谷地区と同様に、植生域ではPS点の抽出が困難であり、解析点は主として道路構造物周辺や法面の一部に限られている。その一方で、区間内の一部において、時系列的に変位の累積傾向を示すPS点を確認された。

図6-9に、変位の累積が確認された代表的な箇所を示す。右上の図は、航空レーザ測量で得られた点群データより作成したCS立体図⁶⁴⁾を示す。この箇所は西向きの盛土法面であり、Descending軌道により同程度の変位の累積が確認された。この箇所では、

2015~2022年の7年間で約30mmの変位が観測された。

これらの箇所はいずれも被災履歴は確認されていないものの、既存調査の記録を確認したところ、過去に盛土点検および簡易貫入試験による地盤確認が実施されており、当該断面はいずれも簡易動的コーン貫入試験によるNd値⁶⁵⁾が極めて低い（10未満）盛土であることが把握されていた。一般にNd値が低い盛土は、締固め不足等に起因して変形抵抗が小さい可能性がある。一方で、本箇所では地下水位が低い状態にあることも記録されており、現時点では地下水の影響が限定される条件下で、盛土の安定性が維持されている状態にあると推定される。また、図6-9の箇所については、舗装表層の局所的な損傷として説明することが困難な馬蹄形のクラックが認められており、盛土内部の変形に起因する変状の可能性を示唆している。

これらの解析結果および既往資料を踏まえ、有識者による道路防災診断を実施した結果、当該箇所は直ちに緊急点検や対策を要する状況ではないものの、将来的な変状進行の可能性を考慮し、経過観察が必

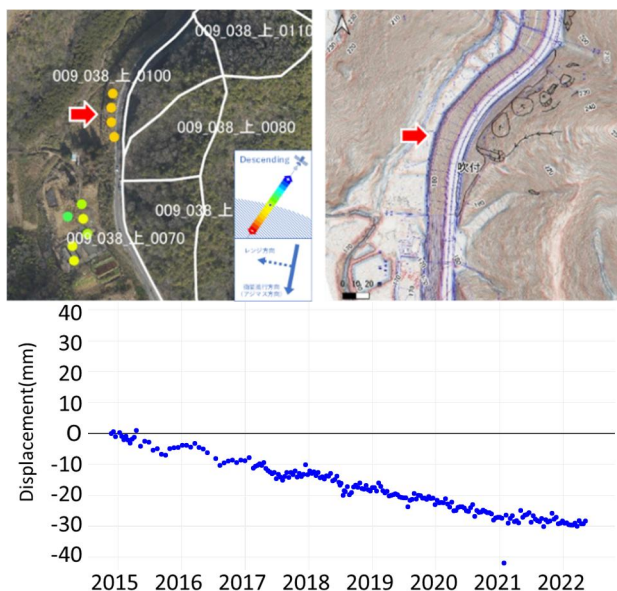


図6-9 盛土区間のPS点抽出結果と
時系列変化図 (Descending)

要であると評価された。この評価は、干渉SAR解析により抽出された変位の累積傾向と、現地で確認された路面変状、ならびに既存の盛土点検・地盤調査結果が相互に整合的であることを背景とするものである。

以上より、観音峠地区の事例では、干渉SAR解析を起点として、現地踏査、既往の点検・試験結果、および専門家判断を段階的に統合することで、被災に至っていない段階においても、潜在的に危険性を有する盛土区間を抽出できる可能性が示された。本事例は、Cバンド干渉SAR解析が既存の維持管理情報と組み合わせて用いられることにより、潜在的危険斜面の一次抽出に有効に機能し得ることを示す事例と位置づけられる。

(4) 事前通行規制区間(国道28号炬口地区)での検証

国道28号炬口地区を対象としてCバンド干渉SAR解析を行った。図6-10に対象区間における干渉SAR解析結果を示す。本地区においても、大谷地区および観音峠地区と同様に、植生域を除く道路構造物周辺や法面の一部においてPS点が抽出されている。当該区間全体を俯瞰すると、工事が実施されていない区間においては、干渉SAR解析結果に顕著な変位の累積や進行性を示す傾向は認められない。

一方、炬口地区は、洲本バイパス建設に伴う切土工事が複数年にわたり段階的に実施された区間であり、施工期間中は地表面状態や法面形状が変化している。図6-11には、工事の進捗状況に対応した鳥瞰写真⁶⁻²⁻⁶⁾を示す。2019年3月時点では4～7段目の法面の施工が完了しており、その約1年後に撮影された2020年1月時点では、2段目までの法面の施工が完了している。

図6-12に、当該区間における干渉SAR解析結果の

時系列変化を示す。Ascending軌道では法面内にPS点が数点抽出されている。経時変化を見ると、第4法面に位置するPS点(青丸)は2018年1月頃まではばらつきが大きいものの、その後は変位が収束している。また、第2法面に位置するPS点(緑丸)についても、2019年3月頃まではばらつきが認められるが、施工完了後は変位が収束する傾向を示している。これらのばらつきは、切土施工期間中における地表面状態の変化に伴うコヒーレンス⁶⁻⁷⁾の変動や、波長以上の形状変化に起因するアンラップエラー⁶⁻⁸⁾の影響によるものと考えられる。一方、Descending軌道では法面内にPS点が抽出されておらず、当該区間がレイオーバー⁶⁻⁹⁾の影響を受ける観測条件にあった可能性が示唆される。

一方で、炬口地区は過去には災害が頻発していた区間であるが、段階的に防災対策が実施されてきた結果、2014年以降は災害の発生が確認されておらず、近年では要対策箇所が解消され、比較的防災レベルの高い区間へと改善されている。

このような背景を踏まえると、本解析において炬口地区で長期的な変位の累積や進行性を示す斜面が抽出されないことは、PS点が得られる箇所が限定されているという課題はあるものの、当該区間における防災対策の効果が反映されている可能性が高いことを示唆している。

以上より、本事例は、干渉SAR解析が、防災対策が進展した区間において変位の進行が抑制されている状況を把握するための補助的な手段としても活用可能であることを示すものといえる。

(4) まとめと適用上の留意点

3地区の解析事例より、SENTINEL-1によるCバンド干渉SAR解析を用いることで、法肩崩壊や盛土変状など、道路構造物に近接し、変位が道路面に影響を及ぼすような箇所については、ある程度の抽出が可能であることが確認された。特に、PS点が安定して確保でき、斜面の変形方向と衛星のLOS方向が適合する条件下では、変位の進行性を長期的に捉えられる可能性が示された。

一方で、本手法のみを用いてすべての潜在的危険斜面を網羅的に抽出することは困難であり、Cバンド干渉SAR解析の特性を十分に理解したうえで活用することが重要である。本研究で得られた知見を踏まえ、潜在的危険斜面を抽出する際の主な留意点を以下に整理する。

Cバンド衛星(SENTINEL-1)は波長が短いため、植生域ではPS点の抽出が困難となり、自然斜面における危険箇所の把握には制約が生じる。そのため、広域の自然斜面を対象とする場合には、ALOS-2やALOS-4など、波長の長いLバンド衛星画像との併用が有効と考えられる。ただし、Lバンド衛星であっても空間分解能は概ね3 m程度であり、落石や土石流の発生源といった小規模な変位の抽出が困難な場合がある点には留意が必要である。

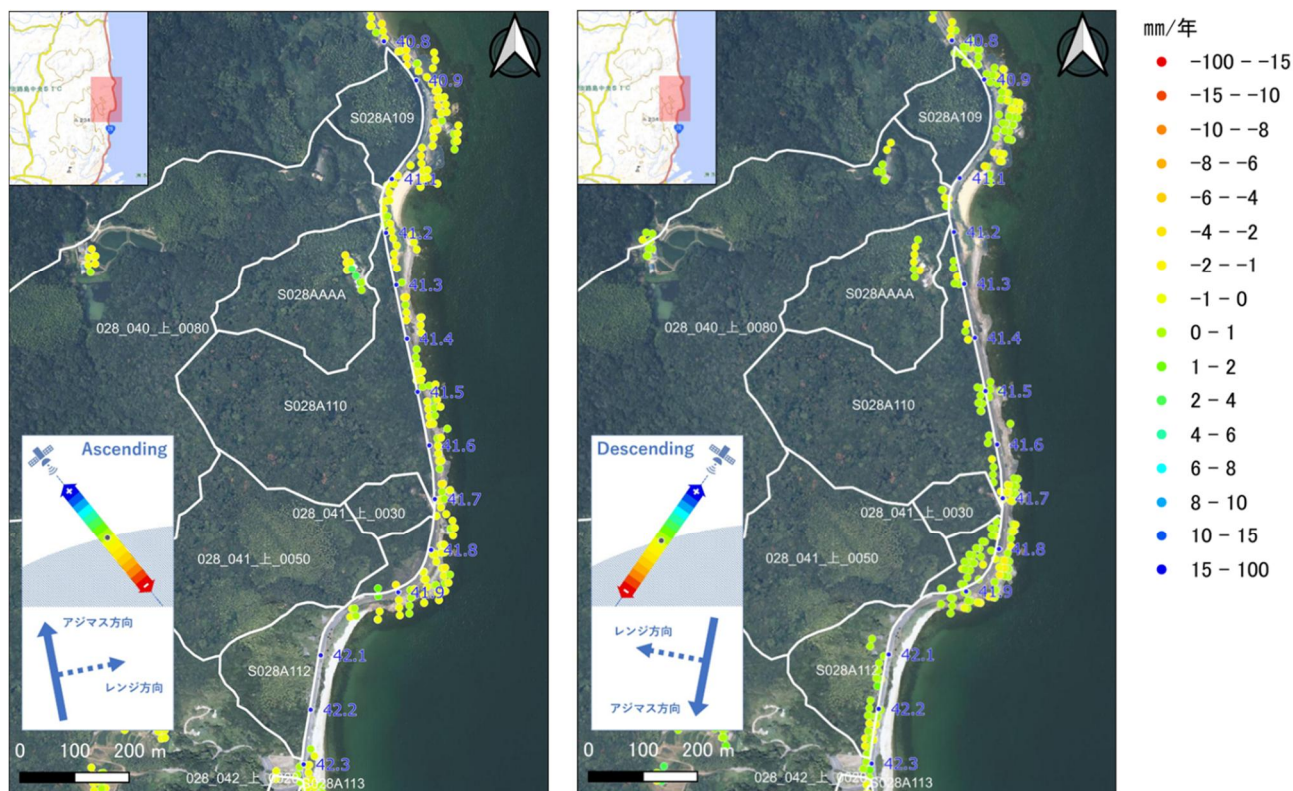


図 6-10 干渉 SAR 解析結果（国道 28 号炬口地区）



図6-11 バイパス建設箇所の施工状況

また、斜面や構造物の傾斜方向、および変位の変形様式によっては、干渉SAR解析において変位が検出されにくい条件が存在する。図6-13には、法面の傾斜方向別に、LOS方向で捉えられる変位と実際の地盤変位との関係を、地盤がマスとして移動する場合と表層のみが変位する場合に分けて整理した。特に、掃射方向と正対する法面では反射強度が高く精度の高い解析結果が得られやすい一方、衛星との相

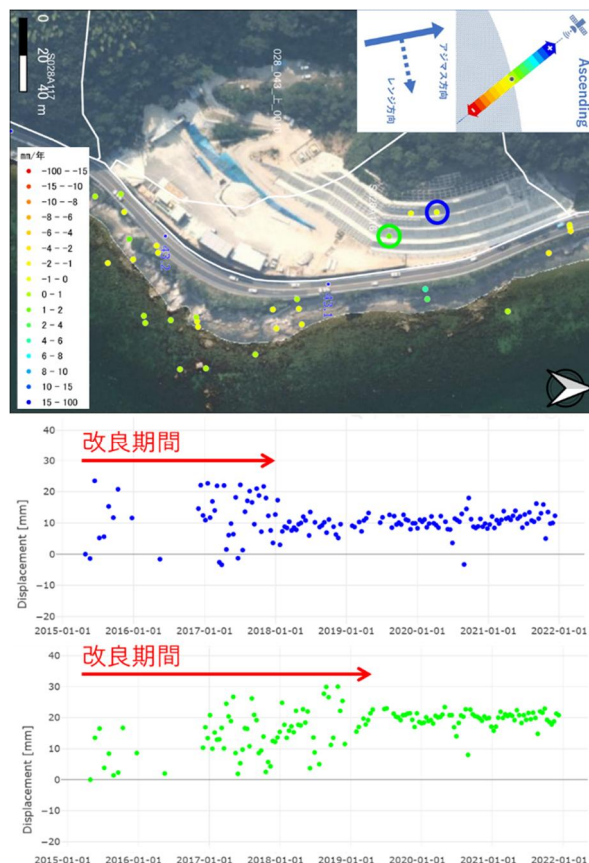


図6-12 バイパス改良区間のPS点抽出結果と時系列変化図（Ascending）

対距離変化が小さくなるため、変動特性によっては変位を捉えにくい場合がある。このため、解析結果の解釈にあたっては、対象斜面の幾何条件を踏まえ

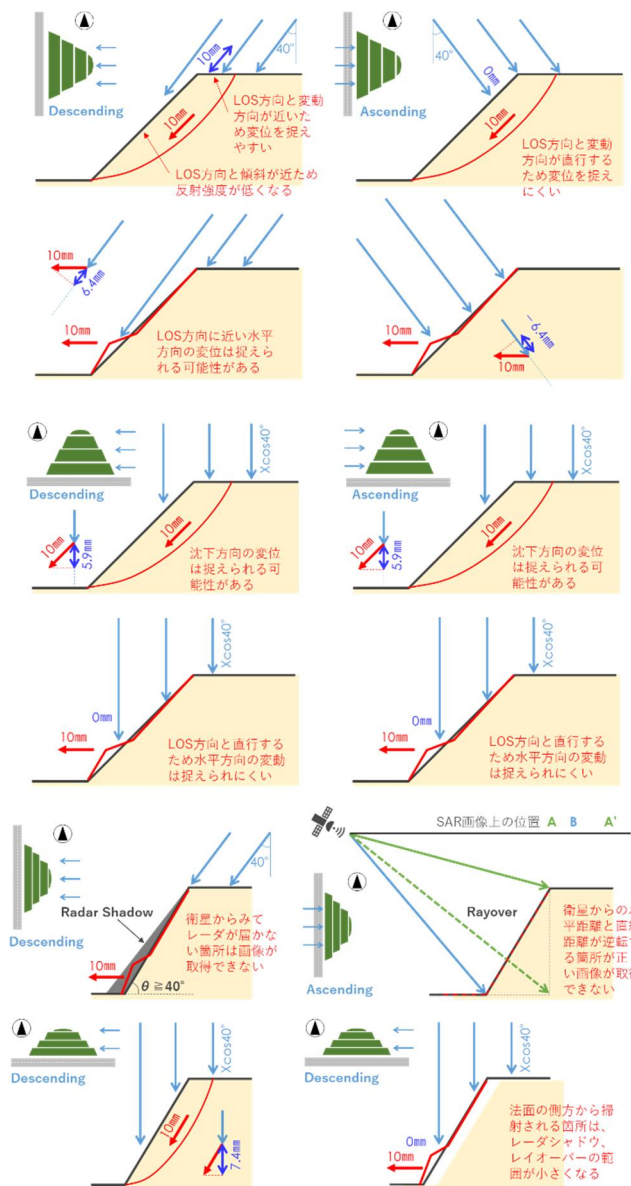


図6-13 LOS方向の変位と実際の変位の関係

た慎重な判断が求められる。

以上より、Cバンド干渉SAR解析は、道路構造物周辺を対象とした変状の進行性把握や潜在的危険箇所的一次抽出に有効な手法である一方、その適用範囲と限界を理解したうえで、他の波長帯の衛星データや既存の点検・調査情報と組み合わせて活用することが、より実効性の高い道路防災への適用につながると考えられる。

6.3 Lバンドによる検討事例

(1) 観音峠における降雨と傾斜角による地盤変動の予測に関する検討

本項では、降雨量及び地面の傾斜と地盤変動量の間に関係性があるかを、時空間統計モデルを用いて明らかにすることを目的とした研究について報告する。もし仮に、降雨量と地面の傾斜角が地盤変動量

と関係性があるならば、時空間統計モデルにこれらの情報を入力することで、いどこでどれくらいの土砂災害が起こりそうであるか、すなわち、潜在的危険斜面の抽出につながる。

本研究で用いる時空間統計モデルは時空間地球統計学という分野の一つの手法で、その有用性は様々な分野で実証されている^{6-10) 6-11)}。一方で、土砂災害の予測に時空間地球統計学を用いた研究はいくつかあるが、現時点で十分なされているとは言えない。先行研究では、時空間二項一般化加法モデル (GAM: Generalized Additive Model) による地すべりの起こりやすさの時空間変動を推定した研究がある⁶⁻¹²⁾。また、低ランクのガウス過程モデル、分離可能共分散モデル、積和共分散モデルという3つの時空間解析モデルを地盤変動予測モデルとして用いた研究がある⁶⁻¹³⁾。この研究では、低ランクガウス過程モデルが比較的良好な結果を示すことを明らかにした。

本研究では、Susaki and Kakinami⁶⁻¹³⁾で得られた知見から、低ランクガウス過程モデルを地盤変動予測に適用する。低ランクガウス過程モデルは一般化線形モデルの一種で、一般的な回帰分析で用いられる正規分布の誤差項の代わりに、時空間の相互相関を分散共分散行列として表現し誤差項に考慮したモデルである。時間的にも空間的にも近いほど相関があるという考え方で時空間両方を考慮した予測を行う今回のようなケースと相性が良いと考えられる。

時空間統計モデルの入出力データには、国土交通省により提供されているXRAIN (eXtended RADar Information Network) という気象レーダによって計測された降雨量、及びDEM (Digital Elevation Model) から計算される最大傾斜角を入力データとして、JAXA (Japan Aerospace Exploration Agency) により運用されている陸域観測技術衛星だいち (ALOS-2: Advanced Land Observing Satellite-2) に搭載されたPhased Array type L-band SAR-2 (PALSAR-2) から求める変動量を説明変数として使用した。PALSAR-2は葉や枝を透過するLバンドの波長帯を使用しており、山間部でも地盤の変動を観測することができるという特性がある。加えて、SARセンサ全般に当てはまることであるが、天候や昼夜に左右されず地表面の観測が可能で、降雨を伴う土砂災害でも問題なくデータが得られるという性質があり、これまでも地すべりの変動のモニタリングなどの研究蓄積が数多くある^{6-14) 6-15)}。

本研究では国道9号の通る京都府の観音峠を含む領域を対象に、これらの特徴を活かして、上記のデータ及び時空間統計モデルを用いた降水量及び地盤の傾斜の情報と地盤の変動量の関連性について検討した内容及び得られた知見を報告する。

対象領域は、連続降雨量が230 mmを超えると京都国道事務所、近畿地方整備局、国土交通省によって閉鎖される京都府南丹市園部町上木崎町と京都府船井郡京丹波町新水戸の間の約4 kmの道路区間を含む、PALSAR-2画像1シーンに相当する領域 (約50 km×70 km) とした。図6-14の赤い四角は、この約4 kmの通

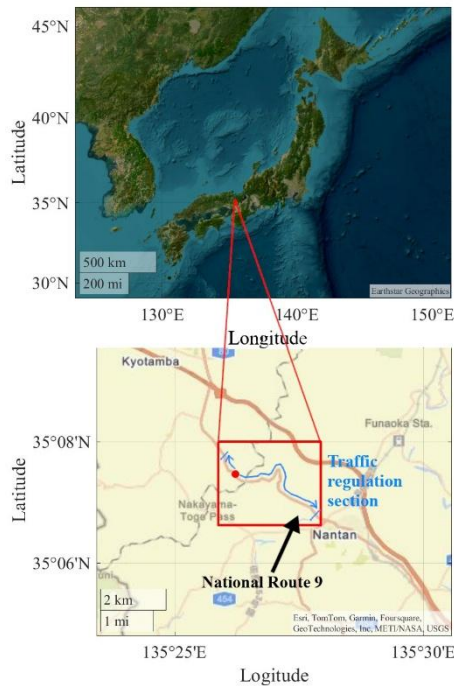


図 6-14 対象領域

行規制区間を示す。平成30年6月28日から7月8日にかけて、西日本を中心に日本の広い範囲で大雨が発生した。この豪雨は台風7号と活発な梅雨前線によって引き起こされた。図6-14の赤い点は、2018年7月5日にこの豪雨災害によってジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点を示している。点の位置は北緯35.124469°、東経135.4368°である。

次に、本研究で使用したデータとその前処理について説明する。SAR 画像については、PALSAR-2 の L1.1 を使用した。観測モードは高分解能モードで、空間分解能はレンジ方向（東西）、アジマス方向（南北）ともに 3 m である。3 次元変動推定を行うために、上昇軌道 4 枚と下降軌道 7 枚の SAR 画像を用いている。

時空間統計モデルで使用する形式にするまでの SAR 画像の処理について述べる。SAR 画像から変動量を算出する際には Sigma-SAR ソフトウェアを使用し、隣あう 2 時期間の干渉解析を行った。その結果を上昇軌道については図 6-15 に、下降軌道については図 6-16 に示す。この時点では衛星の視線方向（LOS: Line-of-sight）の変動量を示している。次に、上昇軌道、下降軌道、内挿 GNSS を用いて、3 次元変動解析を行い、東西、南北、鉛直方向の変動量の推定を行った。この際、GNSS の地点として、亀岡、京都美山、京北、瑞穂、猪名川の 5 点を使用した。最後に、今回は時空間統計モデルとして R の低ランクガウス過程モデルのライブラリを使用した。その際に最低 10 時期のデータが必要とされたため、時系列に並べた各変動量の間を線形補間することで、もとの 7 期間から 13 期間に増やした。

降雨データについては、XRAIN を使用した。XRAIN は、現時点でほとんど日本全域をカバーしている。XRAIN は、C バンドと X バンドで観測してい

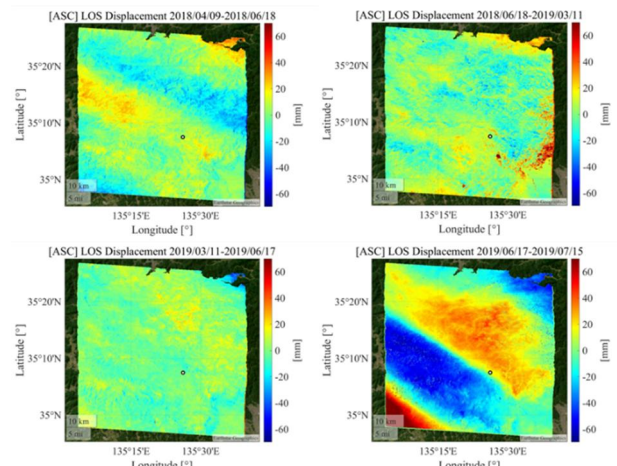


図 6-15 上昇軌道の PALSAR-2 画像の 2 時期干渉解析結果

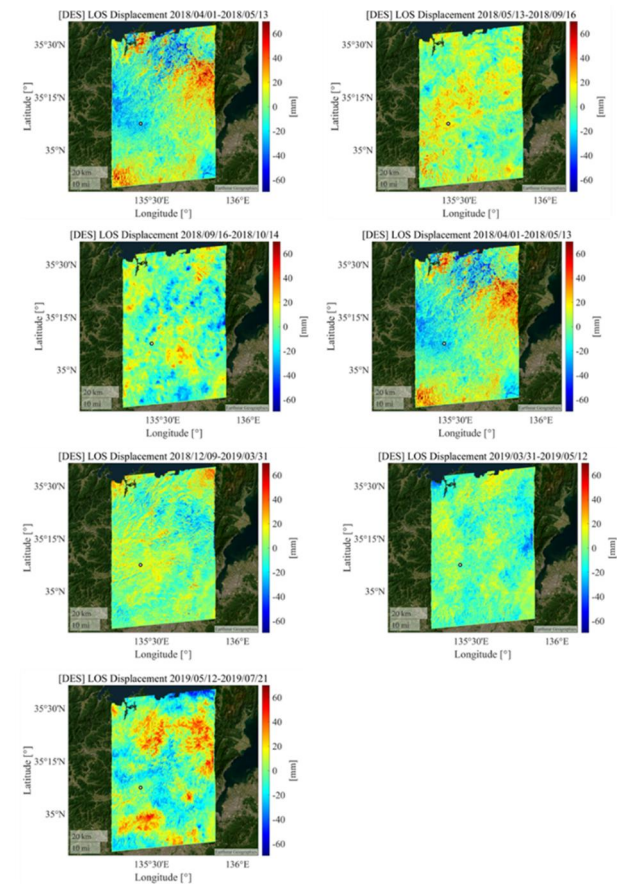


図 6-16 下降軌道の PALSAR-2 画像の 2 時期干渉解析結果

るが、本研究では X バンドのデータのみを用いた。XRAIN の時間解像度は 60 分積算雨量を 1 分ごとに提供しており、空間解像度は 250 m である。

時空間統計モデルで使用する形式にするまでの XRAIN の処理について述べる。まず、SAR 画像の変動量を算出した 13 の期間のそれぞれの変動量は、その期間の中で最も激しい雨が降った時の影響で変動したものと仮定する。この最も激しい雨量をここでは、72 時間積算雨量を用いて評価することとした。すなわち、ある一つの期間の中で 72 時間積算雨量が最大の時の値をその期間の説明変数として選ぶこととした。しかし、全ての期間について 72 時間積算雨量を計算するには計算コストが大きく現実的でなか

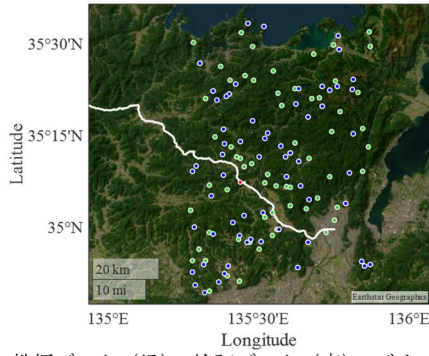


図6-17 教師データ (緑), 検証データ (青), ジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点 (赤)

ったため、近似的な方法として次に示す処理を行った。まず、先に述べたように、XRAIN は 1 分毎に 60 分積算雨量として提供されているから、これを 60 で割って 1 分間に相当する雨量に直した。その後、各期間でそれぞれの量の最初に積算する 1 分となるとときから 72 時間積算雨量の最後に積算する 1 分になるときまで、1 分毎にずらしていきそれぞれ 72 時間積算雨量を計算し、最後にその中で最大の 72 時間積算雨量を算出しそれを時空間統計モデルの説明変数とした。

地盤変動は、土地の傾斜の度合いも関係していると考えられるため、傾斜角に関するデータも使用した。本研究では、国土交通省が提供している第 5 次メッシュの最大傾斜角のデータを使用した。最大傾斜角については、最新のものが 2009 年版であり、それより新しいものはないため、時間方向に変化しないという仮定のもとで時空間統計モデルには全ての期間で同じ値を使用した。

次に、XRAIN から得られる 72 時間積算雨量と土地の最大傾斜角から SAR 画像により算出される変動量を予測するために用いた時空間統計モデルについて説明する低ランクガウス過程モデルは以下の式で表される。

$$y_i(\mathbf{s}, t) = \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta} + \eta_i^{(s)} + \eta_i^{(t)} + \eta_i^{(st)} + e_i, \quad i, j = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

ここで、目的変数 $y_i(\mathbf{s}, t)$ は空間 $\mathbf{s}$, 時間 t における地盤変動量であり、 $\mathbf{x}_i = (1, x_{i1}(\mathbf{s}, t), \dots, x_{ip}(\mathbf{s}, t))$ は、 p 個 (今回の場合は $p = 2$) 説明変数、 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)^T$ は回帰係数、 $e_i \sim N(0, \sigma^2)$ は、正規分布に従う誤差項、 $N = mn$ で、 m は地点数、 n は期間の数を表す。また、 $\eta_i^{(s)}, \eta_i^{(t)}, \eta_i^{(st)}$ はそれぞれ空間相関、時間相関、時空間相互相関を表しており、以下の式で表される。

$$\eta_i^{(s)} = \sum_{j=1}^m \varphi_{j,i}^{(s)} \alpha_j^{(s)}, \quad \alpha_j^{(s)} \sim N(0, \tau_s^2), \quad (2)$$

$$\eta_i^{(t)} = \sum_{k=1}^n \varphi_{k,i}^{(t)} \alpha_k^{(t)}, \quad \alpha_k^{(t)} \sim N(0, \tau_t^2), \quad (3)$$

$$\eta_i^{(st)} = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n \varphi_{j,i}^{(s)} \varphi_{k,i}^{(t)} \alpha_{j,k}^{(st)}, \quad \alpha_{j,k}^{(st)} \sim N(0, \tau_{st}^2). \quad (4)$$

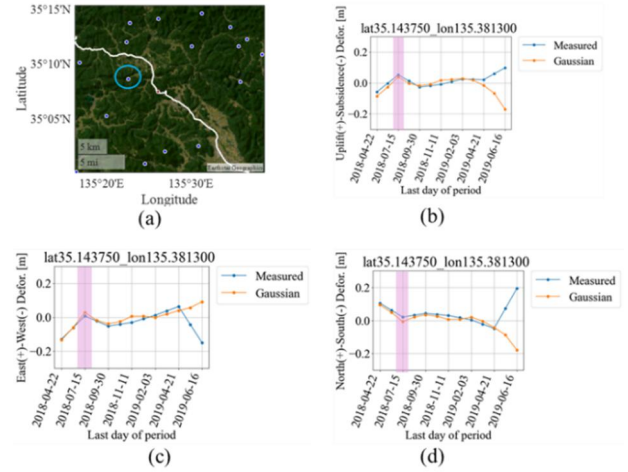


図 6-18 ジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点に最も近い検証データ点の時空間統計解析結果

次に、モデルの精度評価方法について説明する。

図6-17にモデルの構築のために使用した教師データ点 (緑) とモデルの検証のために使用した検証データ点 (青), また、参考のためにジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点 (赤) を示す。白色で強調された道路が、国道9号である。教師データ点が62地点、検証データ点が63地点である。精度は、検証データに対しSARの観測による変動量と時空間統計モデルで予測した変動量とのRMSEを求め、どの程度も予測結果が観測値と一致しているかを定量的に評価した。

SAR 画像を用いた地盤変動量は、上昇軌道、下降軌道、内挿 GNSS から最小二乗法を用いて、東西、南北、鉛直の 3 つの方向の変動量として得られる。本研究では、説明変数は XRAIN による 72 時間積算雨量と地面の最大傾斜角で固定し、目的変数を東西方向の変動、南北方向の変動、鉛直方向の変動でそれぞれ変えて、それぞれの方向の変動を予測するよう、3 種類の低ランクガウス過程モデルを構築した。低ランクガウス過程モデルを適用する際は時間と空間に関するハイパーパラメータがあり、それぞれ $\{a | 3 \leq a \leq 20, a \in \mathbb{Z}\}$ と $\{a | 5 \leq a \leq 40, a \in \mathbb{Z}\}$ の範囲についてグリッドサーチによって最適なパラメータを探索した。その結果、東西方向の変動を目的変数としたときと南北方向の変動を目的変数としたときは、空間に関するハイパーパラメータが 28, 時間に関するハイパーパラメータが 13, 鉛直方向の変動を目的変数としたときは、空間に関するハイパーパラメータが 40, 時間に関するハイパーパラメータが 13 がもっとも RMSE が小さく最適であった。この時の RMSE は、東西、南北、鉛直方向についてそれぞれ 0.0461 m, 0.0501 m, 0.0440 m だった。

次に、実際の低ランクガウス過程モデルによる時系列の変動量の予測結果を具体的にいくつかの地点を例に説明する。

最初に、2018 年 7 月 5 日にジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点に最も近い地点の結果を図 6-18 に示す。図 6-18 (a) は、赤い点がジオファイバ

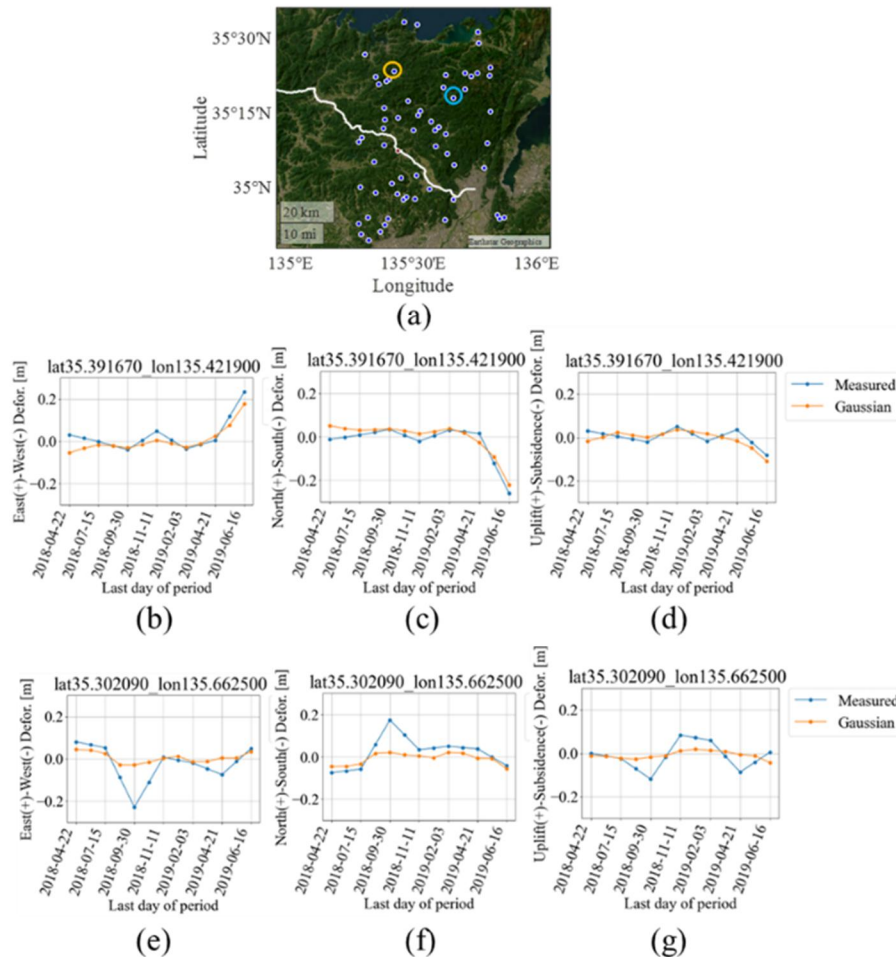


図 6-19 ジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点から離れた地点における検証データ点の時空間統計解析結果

一補強土壁の崩壊が発生した地点で、水色の丸で囲んでいる検証データ点を最もジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点から近い点として選んだ。その地点における鉛直方向、東西方向、南北方向についてそれぞれ時系列で変動量の SAR による観測値と時空間統計モデルによる予測値をグラフ化したものが図 6-18 (b), (c), (d)である。各グラフのピンク色で示している値は、2018 年 7 月の西日本豪雨を含む時期である。SAR による観測値から直接得られた変動量と時空間統計モデルによって予測した値は、概ね一致していることが確認された。ただし、2019/2/3-2019/4/21 と 2019/4/21-2019/6/16 の期間は鉛直、東西、南北いずれの方向についても変動の方向が逆転している。特に、2019/4/21-2019/6/16 の期間については、SAR による観測値から直接得られた南北方向の変動が約 2 か月で 20 cm 北方向に変動したことを示しており、現実的でないことからそもそも観測値がノイズの影響を受けている可能性が高いと考えられる。これは、使用したデータからは、時間及び空間的に近いほど相関関係があるという時空間的な相関関係を考慮した場合、起こるであろうと推定された方向と実測値から得られた方向が真逆であることから、時空間統計モデル的には起こりにくい結果であるともいえるし、一方で、時空間統計モデル側もデータ数やモデルの制約によって完全には観測

値を再現できない可能性があることも示唆している。したがって、本研究では SAR 画像から得られる変動量は観測値として正しい値と仮定しているが、この結果についてさらに議論を深めるには、SAR 画像によって推定された変動量の妥当性及び時空間統計モデルの妥当性を確認するために、現地調査による変動量の計測も併せて必要であるという課題が明らかになった。また、2018 年西日本豪雨のあった時期(図 6-18 のピンク色の期間)に注目すると、東西南北はほぼ変動量が 0 m に近い値であるが、鉛直方向には隆起していることが示されており、またこの期間については時空間統計モデルでもほとんど誤差なく予測できていることが図 6-18 (b), (c), (d)から確認できる。

次に、ジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点からは大きく離れた地点に着目した時空間統計モデルの予測結果を図 6-19 に示す。図 6-19 (a)の黄色く囲った検証データ点に対応するグラフが東西、南北、鉛直方向の変動量についてそれぞれ図 6-19 (b), (c), (d)であり、水色で囲った検証データ点に対応するグラフが東西、南北、鉛直方向の変動量についてそれぞれ図 6-19 (e), (f), (g)である。黄色く囲った検証データ点については比較的時空間統計モデルと SAR による変動量の観測値が一致している例として、水色で囲った検証データ点については比較的モデル

と観測値が一致しなかった例として挙げている。一致しなかった例に着目すると、SARによる観測で比較的大きな変動となっている場合に、時空間統計モデルでは過小評価しやすい場合があることを示している。これについても先に述べた議論と同様の結論となるが、SARによる比較的大きな変動が短期間で生じているという結果の妥当性の確認がまずは必要であり、その上で、現地で計測された変動とよく一致する正しい結果のみを教師データ・検証データとして時空間統計モデルで再現した場合にどれだけ再現が可能かを確認する必要がある。

(2) SARによる地盤変動量解析のためのSAR画像シミュレータの有効的な活用方法の検討

前項の結果より、SAR画像と降水量、地盤の傾斜の関係を調べたところ、関係性がみられるところ、見られないところの両方が存在した。一方で、どのような時に関係性がみられ、どのような時には関係性がみられないかといった知見を得るには至らなかった。この原因の一つに、衛星SARはノイズも多く含むため、得られたSARの変動がどの程度信頼できる結果であるかが不確実であったことが挙げられる。このような場合、より信頼性の高い、すなわち時系列を通して、安定的な反射が得られる地点(PS点)のみを抽出するPersistent Scatterer Interferometry SAR (PSInSAR)⁶⁻¹⁶⁾という手法が存在し、有用であると考えられる。この手法は、信頼性の高い地点のみを解析できる利点があるが、解析したい局所的な地点がある場合に、その点がPS点として得られるかどうかは解析してみないとわからないという課題がある。そこで本項ではこの問題を解決するために、解析対象地点において、SAR画像シミュレータを用いることで、予めPS点を得られるかどうかを予測する手法について検討したことを報告する。

SAR画像シミュレータについては、入力データとして地形データを必要とするが、本研究では地形データとして、Digital Elevation Model (DEM) 及び Digital Surface Model (DSM) を使用する場合と国土交通省が提供するProject PLATEAU (以降PLATEAU) のデータを使用する場合の2種類のデータの使用を検討した。これは、高解像度のDSMが整備され、かつ研究目的に利用可能な自治体は限られているためである。兵庫県については、DEM及びDSMが公開されているため、LバンドのSAR画像の樹木等の植生を透過し、建物や道路などの人工構造物は反射するという特性を考慮して、地形情報として森林の領域ではDEM、人工構造物の領域ではDSMを使用することとした。一方で、徳島県については、高解像度DSMが整備されていない地域として、PLATEAUのデータを使用した。地形データは、PLATEAUに含まれるDEMを使用し、建物については、LOD1レベルの建物データを使用することで、道路や周辺の人工構造物の形状を考慮した三次元地表モデルを作成した。さらに、PLATEAUに含まれる土地被覆(土地利用)データを用い、農地や水田といった散乱特性の異なる

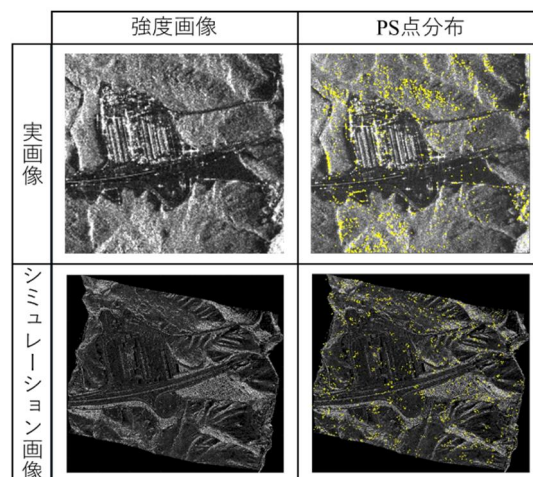


図6-20 宝塚北サービスエリア付近の実画像とシミュレーション画像の比較

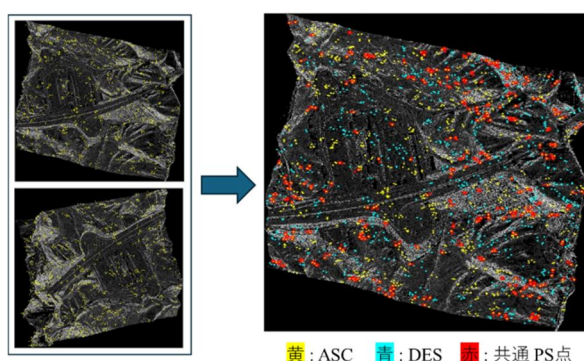


図6-21 シミュレーション画像において、各軌道で得られたPS点及びそれらの共通PS点

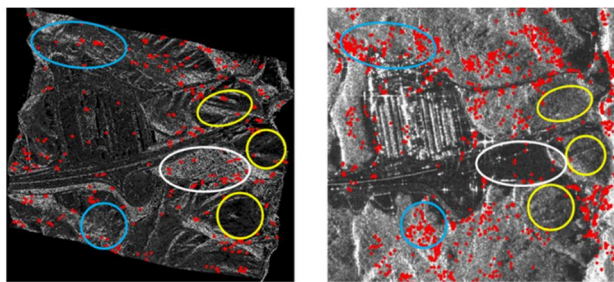
地表面を区別し、それらに相当する領域では後方散乱強度を低減させる処理を施した。これにより、道路構造物や人工物と、農地・植生域との散乱特性の違いがSAR画像シミュレーションに反映されるようにした。

寺西ら⁶⁻¹⁷⁾により開発されたSAR画像シミュレータを用いてPSInSAR解析を行い、その結果を実SAR画像によるPSInSAR解析結果と比較することで精度検証を行うために実SAR画像を使用した。実SAR画像として、PALSAR-2のL1.1を使用した。

提案手法を兵庫と徳島について適用したが、ここでは代表して兵庫の結果について述べる。

図6-20に実画像とシミュレーション画像の結果を示す。最終的には上昇軌道と下降軌道の両者を用いる3次元変動解析を行うことを想定すると、両方の軌道でPS点として選ばれる必要がある。そこで、上昇軌道画像のPS点と下降軌道画像のPS点の両方が10ピクセル四方以内に存在する場合のみ、共通PS点として抽出した。

各軌道でそれぞれ得られたPS点及びそれらから抽出した共通PS点を図6-21に示す。図6-21より、共通PS点は、両軌道の強度画像において共通して後方散乱強度が高い点に多く分布していることが分かる。これらの点は、山の稜線や人工構造物上など、幾何構造や散乱特性が安定している領域に対応している場合が多い。これは、PSInSARのアルゴリズムにお



黄：シミュレーション・実画像の両方でPS点が少ない領域
青：シミュレーションではPS点が少ないが、実画像では多い領域

図6-22 実画像及びシミュレーション画像における
共通PS点の比較

いて、初期段階でPS点候補を抽出する際に、後方散乱強度が大きく、かつ時間的に安定した点が選択されやすいことに起因すると考えられる。その結果、両軌道において共通して高強度かつ安定した散乱特性を有する点が、共通PS点として抽出されやすくなったものと解釈できる。

次に、実画像及びシミュレーション画像において、得られたPS点の比較を行った。その結果を図6-22に示す。図全体を大まかにみると、PS点の各場所における密度にはある程度相関があるといえる。図6-22中の黄色い領域は比較的マイクロ波の反射強度が低いという特徴を持つ。また、図6-22中の黄色い領域も青色領域も航空写真を確認すると、森林など植生の多い領域であることが確認される。さらに、特に、青色領域の実画像とシミュレーション画像の差は、シミュレーション画像においては、地形データとしてDEMを用いており、植生のテクスチャまでは厳密に考慮できていない一方で、実画像においては多くはLバンドのため透過するにしても、一部植生からの反射を捉えているという条件の違いによるものと考えられる。したがって、これらの植生域においても実画像のPS点と一致した結果を得るためには、植生のSARによる散乱特性をシミュレータに組み込む必要がある。以上より、SAR画像シミュレータにおけるPSInSAR解析の結果は、実SAR画像におけるPSInSAR解析の結果と被覆によるPS点の密度の観点で、ある程度一致した結果が得られることが示された。一方で、樹林地等の密な植生が存在する領域においてはシミュレータに植生の反射特性を考慮する必要があると考えられる。また、本結果で選定することでより確実なSAR画像のみを用いた時空間モデルによる推定が可能になると考えられる。

参考文献

- 6-1) 国土地理院：干渉 SAR 時系列解析の概要，
https://www.gsi.go.jp/uchusokuchi/sar_tsa.html（参照日：2026年5月17日）
- 6-2) Alessandro, F.; C. Prati.; F. Rocca. A. Rucci. : A New Algorithm for Processing Interferometric Data-Stacks: SqueeSAR, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 49, pp. 3460-3470, 2011.
- 6-3) 地盤工学会関西支部調査団：令和4年8月豪雨による地盤災害調査報告書（福井県嶺北-南部地域），2022.10.
- 6-4) 戸田堅一郎（2014）曲率と傾斜による立体図法（CS 立体図）を用いた地形判読，森林立地 56(2), pp.75-79
- 6-5) 公益社団法人地盤工学会：簡易動的コーン貫入試験方法（JGS 1433），地盤工学会基準・同解説，2024
- 6-6) 洲本市：国道28号炬口地区に関する防災・通行規制 関連資料，
<https://www.city.sumoto.lg.jp/soshiki/20/21821.html>（参照日：2026年5月17日）。
- 6-7) Alessandro, F.; C. Prati.; F. Rocca. : Permanent Scatterers in SAR Interferometry, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, No. 1, pp. 8-20, 2001.
- 6-8) 日本測地学会：web テキスト 測地学 新装訂版，第3編「SAR 地殻変動」，2005，
https://geod.jp.org/web-text/part3_2005/yarai/yarai-3.html（参照日：2026年5月17日）。
- 6-9) 国土地理院：SAR干渉画像の読み方に関する質問，国土地理院ウェブサイト，
https://www.gsi.go.jp/uchusokuchi/gsi_sar_faq3.html（参照日：2026年5月17日）
- 6-10) Idir, Y. M., Orfila, O., Judalet, V., Sagot, B., and Chatellier, P.: Mapping urban air quality from mobile sensors using spatio-temporal geostatistics, Sensors, 21(14), 4717, 2021.
- 6-11) Varouchakis, E. A., Guardiola-Albert, C., and Karatzas, G. P.: Spatiotemporal geostatistical analysis of groundwater level in aquifer systems of complex hydrogeology, Water Resources Research, 58(3), 2022.
- 6-12) Wang, T., Dahal, A., Fang, Z., van Westen, C., Yin, K., and Lombardo, L.: From spatio-temporal landslide susceptibility to landslide risk forecast, Geoscience Frontiers, 15(2), 2024.
- 6-13) Susaki, J., and Kakinami, R.: Modeling land deformations in mountains by combining time-series L-band SAR images and spatiotemporal statistical models, ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, X-1/W1-2023, 731-738, 2023.
- 6-14) Sato, H. P., and Une, H.: Detection of the 2015 Gorkha earthquake-induced landslide surface deformation in Kathmandu using InSAR images from PALSAR-2 data, Earth, Planets and Space, 68, 1-13, 2016.
- 6-15) Hao, J., Wu, T., Wu, X., Hu, G., Zou, D., Zhu, X., and Ma, W.: Investigation of a small landslide in the Qinghai-Tibet Plateau by InSAR and absolute deformation model, Remote Sensing, 11(18), 2126, 2019.
- 6-16) Ferretti, A., Prati, C. and Rocca, F.: Permanent scatterers in SAR interferometry, in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39(1), 8-20, Jan. 2001
- 6-17) Teranishi, Y., Ishii, Y., Susaki, J., Hisada, H. and Oba, T.: Development and Application of Pseudo-SAR Image Simulator, 2023 8th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar (APSAR), Bali, Indonesia, 1-5, 2023.

附録

A.1 予測雨量の精度

本研究で使用した予測雨量データは前述の通り、時間経過によりその精度は劣化していく傾向にある。また、予測雨量データは解析雨量をもとに計算されているが、本研究で使用した実測雨量値はテレメータ雨量計により観測されたものであり、その一致度は不明である。ここでは、気象庁で使用されている指標（スコアと呼ぶ）を用いて、本研究で使用した予測雨量データの予測時間ごとの精度を検証した。さらに、本研究における規制分析で使用した2時間先の予測雨量値とその時刻に対応する実測雨量値の誤差を算出し、誤差分布を作成した。

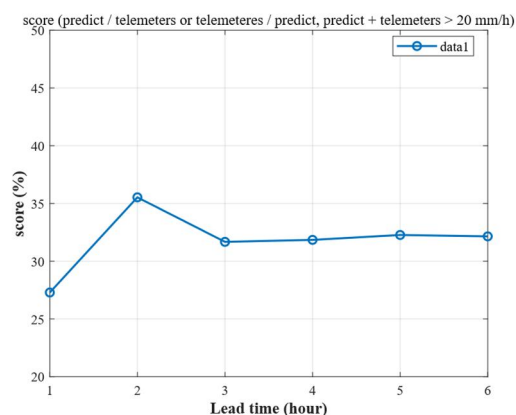
スコアは、1時間から6時間先の各予測雨量値とそれに対応する時刻の実測雨量値のうち大きいほうの値を分母として、その比を割合として算出したものである。この時弱い降雨の影響を取り除くため、予測雨量値と実測雨量値の和が20 mm未満である場合はスコアの計算には使用しない。

図A-1よりスコアは30～35%程度であり、これは実測雨量値が予測雨量値の3分の1倍から3倍程度の範囲に収まることを示している。

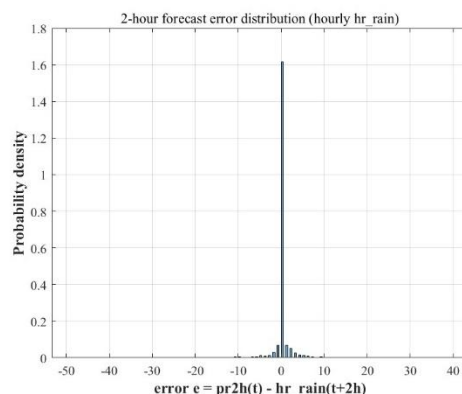
また、予測雨量値と実測雨量値の誤差分布図よりやや正の方に偏っていることが確認できる(図A-2参照)。そのため、実測雨量値と比較して予測雨量値の方がやや大きい値を記録しているということを確認することができた。

これより、実測スネーク曲線のみを事前通行規制の判断に用いる場合より、予測雨量値を用いて規制判断を行う場合の方が、空振り回数が増加する可能性があるが、見逃しを完全に防ぐことができるという点において安全な手法といえる。

予測雨量値の精度を考慮した規制分析を行った。1～2時間先の予測雨量値の誤差分布よりそれぞれ、標準偏差を算出し、予測雨量値との和と差をとり修正予測雨量値とし、この値を規制開始・解除の判断に用いて、規制分析を行った。その結果、CLfcst法と比較して、規制開始・終了時刻や1回の規制時間に大きな差異はみられなかった。修正予測雨量値は元の予測雨量値の上側と下側の両方に算出したことにより、規制開始・解除時の両方において通常より、安全側の判断を行うことになる。そのため、見逃し率の減少に寄与できる可能性が高いが、過剰に規制を実施してしまい、空振り頻度が大きく増加してしまう恐れもある。



(a) 予測時間ごとのテレメータ雨量との平均誤差



(b) 2 時間先の予測雨量値とテレメータ雨量値の誤差分布

図 A-1 予測雨量の精度