

## 道路政策の質の向上に資する技術研究開発

## 【研究状況報告書（2年目の研究対象）】

①研究代表者		氏名（ふりがな）		所属		役職	
		岸田 潔（きしだ きよし）		京都大学大学院工学研究科 都市社会工学専攻		教授	
②研究 テーマ	名称	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					
	道路行政 技術開発 ニーズ	No.	HDs2, SDs7, SE6		政策 テーマ		
		項目名	土砂崩落等を自動検知が可能となる技術, 災害時に道路利用者にプッシュ型で情報を通知する技術, 道路交通マネジメントの実践・高度化を可能とする技術				
③研究経費（単位：万円）		令和5年度	令和6年度	令和7年度	総合計		
※R5は精算額、R6は受託額、R7は計画額を記入。端数切捨。		2,187	1,515	893	4,595		
④研究者氏名（研究代表者以外の共同研究者の氏名、所属・役職を記入。なお、記入欄が足りない場合は適宜追加下さい。）							
氏名			所属・役職				
鳥居 宣之			神戸高専・教授				
小山 倫史			関西大学・教授				
須崎 純一			京都大学・教授				
藤本 将光			立命館大学・准教授				
山口 弘誠			京都大学・准教授				
石井 順恵			京都大学・助教				

**⑤研究の目的**

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に、数値解析、原位置計測、解析雨量、衛星解析、機械学習を活用した「時間的」・「空間的」に高度化された通行規制基準を確立する。具体的には、素因・誘因・変動量を独自のアルゴリズムにより紐づけることで、規制区間における潜在的な危険斜面を抽出して、「空間的」な監視基準を高度化する。さらに、浸透流・円弧滑り解析のサロゲート化や、道路通行規制に特化した警戒基準線、予測雨量モデルを構築することで、道路の事前通行止めとその解除に渡る時間を適正化し、「時間的」に高度化する。

**⑥これまでの研究経過、目標の達成状況、研究成果****提案書からの変更点と理由（ローカル予測雨量モデルの構築の追加）**

本プロジェクトでは、1. 浸透流・円弧滑り統合解析のサロゲート化手法の開発、2. 道路用土砂災害警戒基準線の構築、3. ローカル予測雨量モデルの構築、4. 素因フィルタ、誘因フィルタ、マスムーブメントフィルタに基づく「潜在的危険斜面」の抽出手法の確立の4つの目標を技術開発の柱とする。これらの技術開発を通じて、山田ら（2005）が指摘する事前通行規制制度の三つの課題（①～③）と、新たに提起する課題（④）の解決を図り、高度化された規制制度を実現する。

**① 局地的大雨などの豪雨による土砂災害を正確に捕捉可能か【災害捕捉率】**

現行の連続雨量法では2 mm/h の降雨が3時間以上継続すると、雨量の累積地をリセットするため、土砂災害に密接に関わる地盤内の地下水や時間遅れの降雨浸透を考慮した基準であるとは言い難い。

**② 道路利用者に対して明確な説明が可能な規制基準を決定できるか【説明性】**

現行の雨量基準は過去の災害情報に基づくものの、設定根拠は明確ではない。

**③ 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、実行可能性の高い方法か【実行可能性】**

山田らの調査の例では、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分とされており、時間的猶予をもたらすために少なくとも1-2時間先の正確な予測雨量が必要となる。

**④ 規制区間内の道路を一律の基準で監視すべきか【対策効果・見逃しリスクの低減】**

崩壊した斜面に対する対策効果を通行規制の雨量基準に反映するための方法論が必要である。また、規制区間内の斜面の危険度を予め空間的に可視化することで、監視すべき領域を明確化する。

これらの課題解決を本技術開発により図ることで、事前通行規制基準における時間的・空間的高度化を目指す。①～③の課題解決を図る研究として、2. 道路用土砂災害警戒基準線の構築、3. ローカル予測雨量モデルの構築、がそれぞれ対応し、④の課題について、1. 浸透流・円弧滑り統合解析のサロゲート化による斜面の安定度予測手法の開発、4. 潜在的危険斜面の抽出が対応する。当初提案していた道路用土砂災害警戒基準線を実際に運用する場合、予測雨量が何時間先までどの程度の精度を有すれば、時間的猶予をもって規制判断および解除が高度化されるか、との問いを立て、この問いに答える技術開発として、ローカル予測雨量モデルの構築を追加した。

山田ら（2005）：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

研究の全体進捗, 目標の達成状況, 研究成果

表-1 研究全体の進捗と目標の達成状況

研究計画	時間的高度化 WG モニタリング・事例分析WG			空間的高度化WG
研究項目	浸透流・円弧滑り統合解析のサロゲート化	道路用土砂災害警戒基準線の構築	ローカル予測雨量モデルの構築	潜在的危険斜面の抽出方法の確立
年度	青字: 完了項目	青字: 完了項目	青字: 完了項目	青字: 完了項目
R5	モデルの選定, 評価指標の作成	プロトタイプ構築	分析方針, モデルの検討	プロトタイプ構築・課題抽出
	安全率の時系列予測に適した機械学習モデルの検討 (観音峠区間)	道路用土砂災害警戒基準線の構築 (観音峠区間)	規制区間における広域雨量分析・予測雨量の精度分析 (観音峠区間)	地質・地形情報の定量化誘因指標の分析, 衛星解析の前処理方法の検討 (観音峠・炬口区間)
R6	概ね完了	道路用土砂災害警戒基準線の適正化指標の構築	潜在的危険斜面の抽出事例	潜在的危険斜面の抽出事例
	斜面安定解析 (炬口区間) と機械学習モデルの検討, 予測結果の評価指標の構築	規制区間における予測雨量精度を踏まえた道路用土砂災害警戒基準線の適正化 (A, B区間)	地質・地形, 広域雨量特性, 変動量関係を紐づけた潜在的危険斜面の抽出	地質・地形, 広域雨量特性, 変動量関係を紐づけた潜在的危険斜面の抽出
R7	緑字: 予定項目	斜面安定解析のサロゲート化 (炬口区間) 4手法の統合と評価		
	浸透流・円弧滑り統合解析のサロゲート化, 道路用土砂災害警戒基準線, ローカル予測雨量モデルによる道路通行規制の試行運用			潜在的危険斜面による予兆現象捕捉の一般化

表-1に, 研究全体の進捗と目標の達成状況を整理した. 研究項目ごとに詳細を記す.

1. 浸透流・円弧滑り統合解析のサロゲート化による斜面の安定度予測手法の開発

R6年度は, 炬口区間における斜面安定解析モデルの構築, サロゲートモデルのための機械学習モデルの検討, 予測精度の評価指標の構築に取り組んだ. 概ね設定した目標通りの進捗が得られている. 特に, 昨年度の中間評価で指摘のあったサロゲートモデルの学習過程, 予測結果, その評価手法について述べる.

本研究では, 実効雨量と福岡ら (2022) の浸透流・円弧滑り統合解析により得られた安全率を入出力関係に据えた, サロゲートモデルを開発した (図-1参照). 実効雨量の採用については, RNN (Recurrent Neural Network) の一つであるLSTM (Long Short Term Memory) により実効雨量から体積含水率を高い精度で予測した伊藤ら (2020) の研究を参考にした. 本検討では, 古典的な予測手法と深層学習により精度の違いを比較するために, ニューラルネットワークおよび勾配ブースティング木によるアンサンブル学習と, LSTMによる時系列予測精度の違いを調べた. この検討を通じて, Mean Absolute Error (MAE)などの一般的な精度評価指標で高いスコアを得られるモデルがあるものの, 予測の振動現象を正確に考慮できないために, 通行規制の実行可能性をMAEにより直接評価することが困難であることがわかった (井宮ら, 2024).

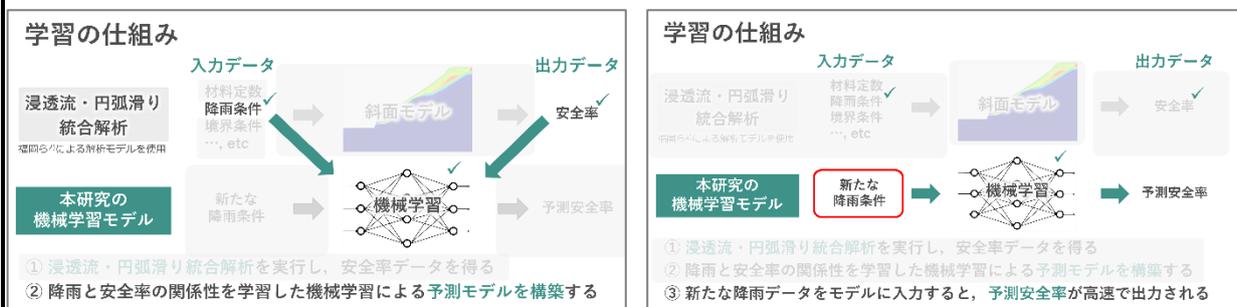


図-1 提案モデルにおける学習の仕組みの概要: 浸透流・円弧滑り統合解析を実施し (詳細は福岡ら, 2021を参照のこと), 72パターンの実効雨量と得られた安全率の時系列データを入出力関係に据えて学習を行い, 過去24時間分の雨量データによる110パターンの実効雨量から予測安全率を出力する.

## 1.1 解析手法の概要

本研究は、福岡ら（2021）が実施した浸透流・円弧滑り統合解析をサロゲート化する。解析対象区間は、京都府国道9号南丹市園部町上小崎から船井郡京丹波町新水戸にかけての異常気象時通行規制区間内にある対策工済みの斜面である。浸透流解析においては飽和不飽和浸透流解析を、斜面安定性評価においては修正フェレニウス法を用いた。福岡らの解析モデルに2018年から2022年までの園部観測所での5年間の1時間ごとの降雨データを与え、得られた安全率データを学習に用いた。今回の検討では、降雨量に基づく指標を入力データとして用いることで、安全率を精度よく予測可能か調べるため、実効雨量を適用した。 $X_t = X_{t-1}e^{\beta} + R_t e^{-\beta^2}$ ,  $\beta = \ln(0.5)/M$  として定義され、 $X_t$ 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。本研究の枠組みでは、半減期を1時間から72時間まで、1時間ごとに变化させたデータ試行ケース（図-2）と、ベイズ最適化によりMSE（Mean Square Error）を改善できた110時間まで半減期を設定したケース（図-3）を実施している。

機械学習アルゴリズムにはLong Short-Term Memory(LSTM)とPrediction One（ソニーネットワークコミュニケーションズ社製）を使用した。LSTMは長期的な時系列依存性を学習するのに優れたアルゴリズムであり、PythonのKerasを用いてコーディングを行った。Prediction Oneはニューラルネットワークと勾配ブースティング木を用いたアンサンブル学習を採用している。これら2種類の機械学習アルゴリズムを用いた安全率の予測結果の比較を行い、機械学習モデルを検討した。

## 1.2 予測結果

2019年から2022年の学習データをもとに、LSTMを用いた予測結果を図-1に、アンサンブル学習を用いた予測結果を図-2に示した。解析結果は緑色で、予測結果を赤色で示した。解析に30分程度の時間を要するのに対し、機械学習の結果は0.1秒程度で得られている。MAE(Mean Absolute Error)の比較では、LSTMが0.027、アンサンブルが0.049とLSTMの方が良好な結果を示しており、定性的にもLSTMの方が解析結果に予測が良く追従している。しかし、LSTMによる予測においても、安全率の最小値周辺の予測精度は低く、これを改善するため学習データの追加を行った。

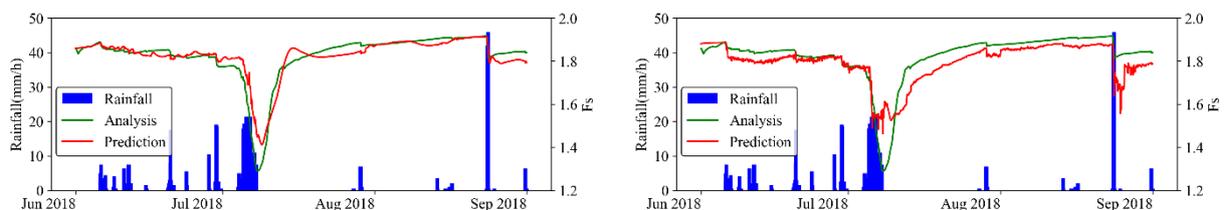


図-2 予測結果の一例：LSTMによる予測（左）、ニューラルネットワーク・勾配ブースティング木のアンサンブル学習による予測（右）。LSTMによる予測のほうが振動が少ない。

## 1.3. 追加学習及び予測結果

全体の予測精度を向上させるため、LSTMにおけるハイパーパラメータについてベイズ最適化を用いて調整を行った。また、安全率が大きく減少するような豪雨時のデータを学習するため、気象台の観測データから豪雨事例を収集し、2018年6月から8月における岐阜、高知、神戸における降雨を用いて行った解析結果を、2019年から2022年の学習データに追加した。

学習データ追加前後の2018年7月4日から7月10日の安全率の予測結果を図-3に示した。ここで、追加した学習データの効果を評価する6つの指標を考案した。1つ目と2つ目は安全率の最小値の誤差およびその最小値に到達する時刻のずれ、3つ目と4つ目は警報等の発令及び解除に利用される安全率の

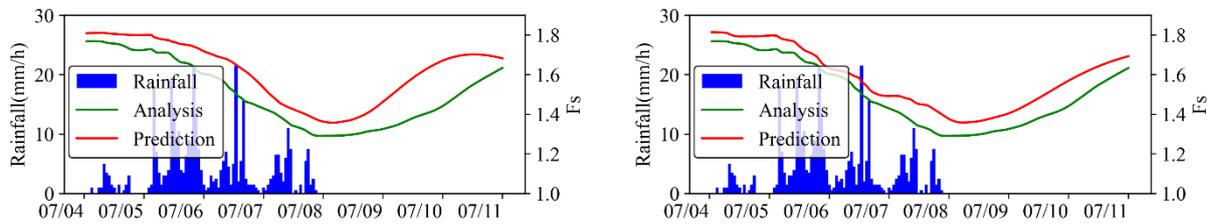


図-3 追加学習前後の比較：追加学習前の予測（左），追加学習後の予測（右）．MAEが改善した．

表-2 提案した予測改善指標（解析値・追加学習前後の結果を記載）

	Analysis	Prediction				改善率
		Original		New		
	value	value	Error from Analysis	value	Error from Analysis	
Peak_Fs	1.291	1.356	0.066	1.358	0.067	-0.019
Peak_t	2018/7/7 23:00	2018/7/8 4:00	5	2018/7/8 6:00	7	-0.400
Issuance (Fs=1.5)_t	2018/7/6 14:00	2018/7/7 3:00	13	2018/7/6 20:00	6	0.539
Cancel (Fs=1.5)_t	2018/7/10 7:00	2018/7/9 4:00	27	2018/7/9 15:00	16	0.407
MAE_week	-	-	0.111	-	0.075	0.332
MAE_Fs<1.5	-	-	0.130	-	0.089	0.312

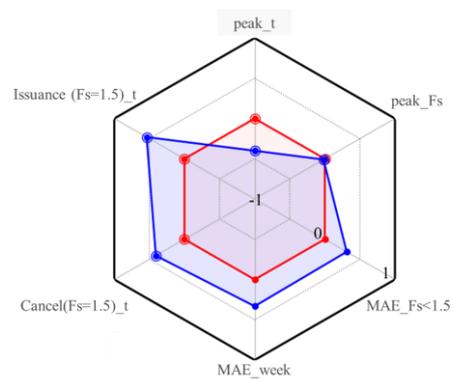


図-4 六角チャートによる改善率の評価

閾値(計画安全率を例として，本研究では1.5とした)に達する時刻のずれ，5つ目と6つ目は1週間全体でのMAEおよび安全率が1.5を下回る期間におけるMAEである．それぞれの指標における誤差及び改善率を表-2に示した．改善率は学習データ追加前の誤差と追加後の誤差の差を追加前の誤差で基準化し，スケールを統一した．

誤差率を六角チャートで表現したものを図-4に示した．赤色が学習データ追加前で，青色が学習データ追加後の改善率である．図-3から，全体的に予測精度は改善していることが読み取れるが，図-4より，最小値の予測は少し悪化していることがわかる．これは，追加で学習した岐阜，高知，神戸における降雨がいずれも観音峠における降雨を超越したものであったことが原因として考えられる．また，六角チャートにおいて，いわゆる「危険側」の予測をしている部分に丸でマーカーを付与したが，全体的に危険側の予測が多かった．これは，平時の安全率データを多く学習しているため，安全率が高い状態に戻りやすい予測モデルが作成されてしまったことが一因と考えられる．

本研究を通じて，実効雨量データと浸透流・円弧滑り統合解析による安全率時系列変化の関係を機械学習させる時系列予測のアプローチは一定程度有効であること，通行規制判断においては専用の評価指標を用いて機械学習の予測精度を評価すべきであり，その一例を示したことが研究成果として挙げられる．提案指標については通行規制判断の運用に基づき，次年度以降も検討する．

福岡ら（2022）：原位置計測および浸透流解析による斜面安定性評価に関する一考察，第48回岩盤力学に関するシンポジウム講演集，pp. 168-173.

## 2. 道路用土砂災害警戒基準線の構築, 3. ローカル予測雨量モデルの構築

これらの研究項目について、R6年度は、観音峠・炬口区間に構築した道路用土砂災害警戒基準線の適正化評価指標の構築と、当該区間における予測雨量精度と提案手法による規制判断の実行可能性の関係について主に取り組み、概ね目標通りに研究が進んだ。経過および研究成果の一部について、観音峠の検討例に基づいて、以下に示す。

図-5に、対象とした降雨期間におけるスネーク曲線、1時間ごとの6時間先予測雨量によるスネーク曲線、各種警戒基準線を示した。CLold・CLnewは更新前後の土砂災害警戒基準線、roadCLは本研究プロジェクトが提案する道路用土砂災害警戒基準線、CPは大雨注意報の土壌雨量指数基準、KPは大雨警報の土壌雨量指数基準である。各種基準線は京都府道路用土砂災害警戒情報より引用した。道路用土砂災害警戒基準線の適正化検討の対象とした降雨は平成30年7月豪雨で、京都府南丹市、国道9号線、道路三次メッシュコード52355345、降雨期間は2018/06/29 00:00 ~ 2018/07/10 23:00である。予測雨量については、気象庁が提供する6時間先までの降水短時間予報を用いた。

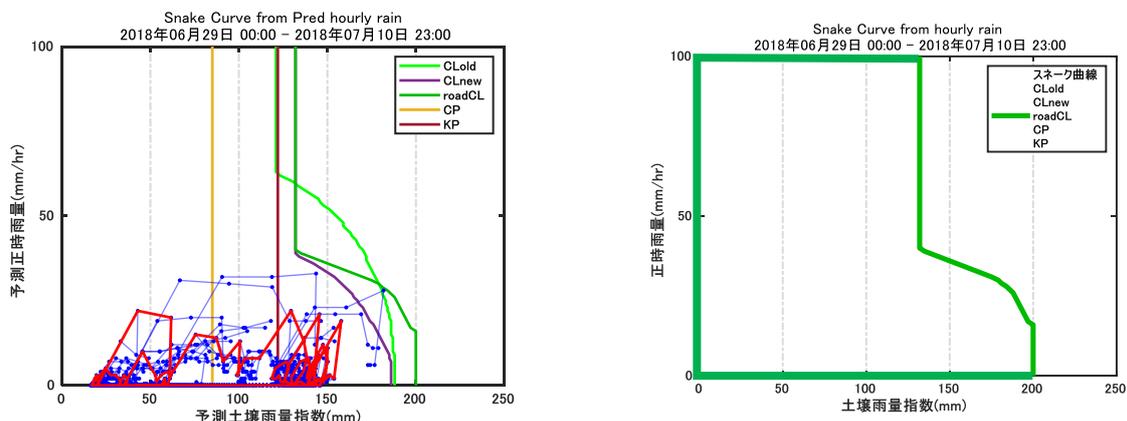


図-5 スネーク曲線と各種基準線の関係および内外判定：スネーク曲線と各種基準線（左）の効果を評価するために、基準線の内外にスネーク曲線があるかを、各種基準線を多角形として扱い、幾何的に判定した。

山田ら（2005）の研究を踏まえると、通行規制および解除の猶予を生み出すために、1～2時間先の精度の高い予測雨量が重要となる。道路用土砂災害警戒基準線（図-5中のroadCLを指す）を用いて通行規制および解除を判断する場合、例えば、道路用土砂災害警戒基準線にスネーク曲線が漸近する時点における予測雨量の精度が重要となる。そこで、予測時間ごとの精度指標を、各基準線を超過した場合のみのデータを用いて算出した。この整理において、つぎの二つの指標Mean Error (ME) と、Root Mean Squared Error (RMSE)を用いた。

平均誤差 (Mean Error, ME) は、個々の予測値の誤差を全て平均したものである。平均誤差の値が正の場合、モデルは実測値に対して保守的な予測を行っていることを示し、負の場合は楽観的な予測を行っていることを示す。この指標を用いることで、予測値が全体的にどちらに偏っているのかを判断することが可能である。

防災・リスク評価上の考え方において、 $ME = \text{予測値} - \text{実測値}$ を意味するため、 $\text{予測値} > \text{実測値} \rightarrow$ 「保守的（安全側の）予測」、 $\text{予測値} < \text{実測値} \rightarrow$ 「リスクを過小評価する楽観的（非保守的）予測」と解釈できる。

二乗平均平方誤差（RMSE）は、予測値と実測値の差の二乗平均を平方根した指標である。そのなかでも、誤差を二乗してから平均することで、誤差が大きい値ほど指標に強く影響するため、大きな誤差の存在を重視する場合に適している。RMSE が小さいほど、予測値が実測値に近いことを示し、モデルの精度を評価する際に有用である。

整理結果を表-3、表-4に示す。CP およびKP が基準線を超過した場合の ME や RMSE は、すべての予測値に対するMEやRMSE と比較して高い値を示す傾向が確認された。特に、1 時間後や3 時間後の予測結果など、比較的短い期間の予測結果について、CP やKP 超過後では、実測値と乖離があることが示された。また、ME の結果より、CP やKP 超過後のME の値は負の値を呈していることから、基準超過後には楽観的な予測を行っていることが示唆された。さらに、両者の結果より、CL Old やCL New では、予測雨量を用いたスネーク曲線が基準線を超過していることに対し、CL road では、基準線を超過せず、空振りが発生していないことが確認された。

このような整理を行うことで、設定した道路用土砂災害警戒基準線が当該区間における降水短時間予報の精度に対して、どの程度空振り・見逃しが回避可能かを定量的に評価できる。今回は平成30年7月豪雨という台風や前線の影響をうけた集中豪雨を扱ったが、台風、前線単独の影響を受けた豪雨による検討例などを増やすことで、来る豪雨の特徴に応じて規制判断を高度化できる。また、道路用土砂災害警戒基準線は応答曲面法により定められるため、高度化した通行規制判断に有用な評価指標に対して最適化することで、基準の適正化、規制制度の高度化を継続して図る。

表-3 ME : R\_prnh は n 時間先予測雨量を意味する

	R_pr1h	R_pr2h	R_pr3h	R_pr4h	R_pr5h	R_pr6h
All	0.0675	0.0462	0.0526	-0.0845	-0.1215	-0.1148
CP	-0.4942	-0.2977	0.0022	-0.3824	-0.1956	-0.2065
KP	-0.9273	-0.6945	-0.2185	-0.4509	-0.5358	-0.3560
CL Old	NAN	NAN	27	NAN	NAN	NAN
CL New	NAN	NAN	27	NAN	NAN	NAN
CL road	NAN	NAN	NAN	NAN	NAN	NAN

表-4 RMSE : R\_prnh は n 時間先予測雨量を意味する

	R_pr1h	R_pr2h	R_pr3h	R_pr4h	R_pr5h	R_pr6h
All	4.2686	3.9658	4.2641	3.5239	3.3004	3.3291
CP	5.9277	5.8714	6.6046	5.0384	4.9193	4.8845
KP	5.4255	5.3491	6.6980	5.3087	5.1517	5.2043
CL Old	NAN	NAN	27	NAN	NAN	NAN
CL New	NAN	NAN	27	NAN	NAN	NAN
CL road	NAN	NAN	NAN	NAN	NAN	NAN

## 4. 潜在的危険斜面の抽出

本研究項目については目標が概ね達成できており、提案手法により潜在的危険斜面の抽出に成功したケーススタディを拡充できた。本検討では、複数の箇所道路が被災した国道8号大谷地区の令和4年8月豪雨災害を対象とし、マスマーブメントフィルタの一つである干渉SAR時系列解析を使用して潜在的危険斜面の抽出が可能かを検証した。以下にその詳細を示す。

### 4.1 SENTINELによる検討例

#### 4.1.1 被災箇所の状況

大谷地区の被災位置を図-6に、被災状況の一覧表を表-6に示した。対象箇所6箇所の災害が発生している。①大谷第1TN敦賀側で路肩が崩壊しているが、その他の箇所(②～⑥)は土砂流出であった。これらのデータは、国土交通省近畿地方整備局より提供を受けた「令和4年度 福井河川国道防災点検業務 報告書(令和6年3月)」より、被災箇所の状況を整理したものである。令和4年8月4日から5日は、日本海から北陸地方を通して日本の東にのびる前線がゆっくり南下し、日本の南に中心を持つ高気圧の縁をまわる暖かく湿った空気が前線に向かって流れ込んだ影響や上空の寒気の影響で大気の状態が不安定となった。4日昼前には奥越で猛烈な雨が降り、激しい雨が同じ場所で降り続いたことから線状降水帯が発生した。また、5日明け方から朝にかけて嶺北南部や嶺南東部に次々と発達した積乱雲が流れ込み、断続的に猛烈な雨が降り記録的な大雨を観測した。累積降水量は、南越前町(今庄)で426.5mmと平年8月降水量の2.3倍を記録した。



表-6 大谷地区の崩壊箇所点検結果一覧表

箇所番号	緯度	経度	被災箇所	被災状況
①	R4.85	なし	南越前町 大谷	大谷地区災害 被災箇所① 道路幅が幅約11.0m、深さ3.0mで崩壊。 湧水や表面水が浸透しやすい遊歩帯が厚く堆積している。雨水浸透、表面水の斜面抽出により、遊歩帯が飽和状態となり、強度低下し崩壊に至った。 対策工として鉄筋挿入工を提案した。
②	R4.85	あり T0080961	南越前町 大谷	大谷地区災害 被災箇所② 土石流が発生、既設防護施設を破壊して道路直へ流出。 深床勾配が急勾配で、流域面積が狭い(洪水到達時間が短い)。表流水により浸食、深床が浸食され、不安定化した土砂が一気に押し流され、道路直に流出した。 対策工として、土砂対応型落石防護柵を提案した。
③	R4.85	あり T0084052	南越前町 大谷	大谷地区災害 被災箇所③ 土石流が発生、既設防護施設を破壊して道路直へ流出。 深床勾配が急勾配で、流域面積が狭い(洪水到達時間が短い)。表流水により浸食、深床が浸食され、不安定化した土砂が一気に押し流され、道路直に流出した。 対策工として、土砂対応型落石防護柵を提案した。
④	R4.85	なし	南越前町 大谷	大谷地区災害 被災箇所④ 土石流が発生、既設防護施設を破壊して道路直へ流出。 深床勾配が急勾配で、流域面積が狭い(洪水到達時間が短い)。表流水により浸食、深床が浸食され、不安定化した土砂が一気に押し流され、道路直に流出した。 対策工として、土砂対応型落石防護柵を提案した。
⑤	R4.85	あり T0080008	南越前町 大谷	大谷地区災害 被災箇所⑤ 土石流が発生、既設防護施設を破壊して道路直へ流出。 深床勾配が急勾配で、流域面積が狭い(洪水到達時間が短い)。表流水により浸食、深床が浸食され、不安定化した土砂が一気に押し流され、道路直に流出した。 対策工として、土砂対応型落石防護柵を提案した。
⑥	R4.85	あり T008E010	南越前町 大谷	大谷地区災害 被災箇所⑥ 土石流が発生、既設防護施設を破壊して道路直へ流出。 深床勾配が急勾配で、流域面積が狭い(洪水到達時間が短い)。表流水により浸食、深床が浸食され、不安定化した土砂が一気に押し流され、道路直に流出した。 対策工として、土砂対応型落石防護柵を提案した。

図-6 令和4年8月豪雨時の大谷地区の崩壊箇所

#### 4.1.2 マスマーブメントフィルタによる検証方針

応用地質株式会社が所有するSENTINEL衛星の干渉SAR時系列解析データ(2015-2022年)を用いて、被災箇所周辺の地盤変動状況を確認した。本解析データはPSInSAR法の発展型であるSqueeSAR®法(Alessandro et al., 2011)を用いている。PSInSAR法は反射波の中から精度劣化の少ない計測点(PS点)を抽出することにより高い空間解像度を維持したままで変位を検出することが可能となる。SqueeSAR®法はPS点以外の位相情報も利用し、精度を高める解析手法である。本解析ではSENTINEL-1の画像を使用した。衛星周期は12日、バンド数はC(約6 cm)、観測幅は80-250 km、分解能は5x20 mである。

図-7に対象区間の干渉SAR時系列解析データを示す。本解析は、比較的波長の短いCバンドの画像を使用しているため、植生域ではほとんどPS・DS点を解析することができなかった。被災箇所では①の路肩崩壊部でのみPS・DS点が検出されたため、この箇所でも過去の変動状況を確認する。

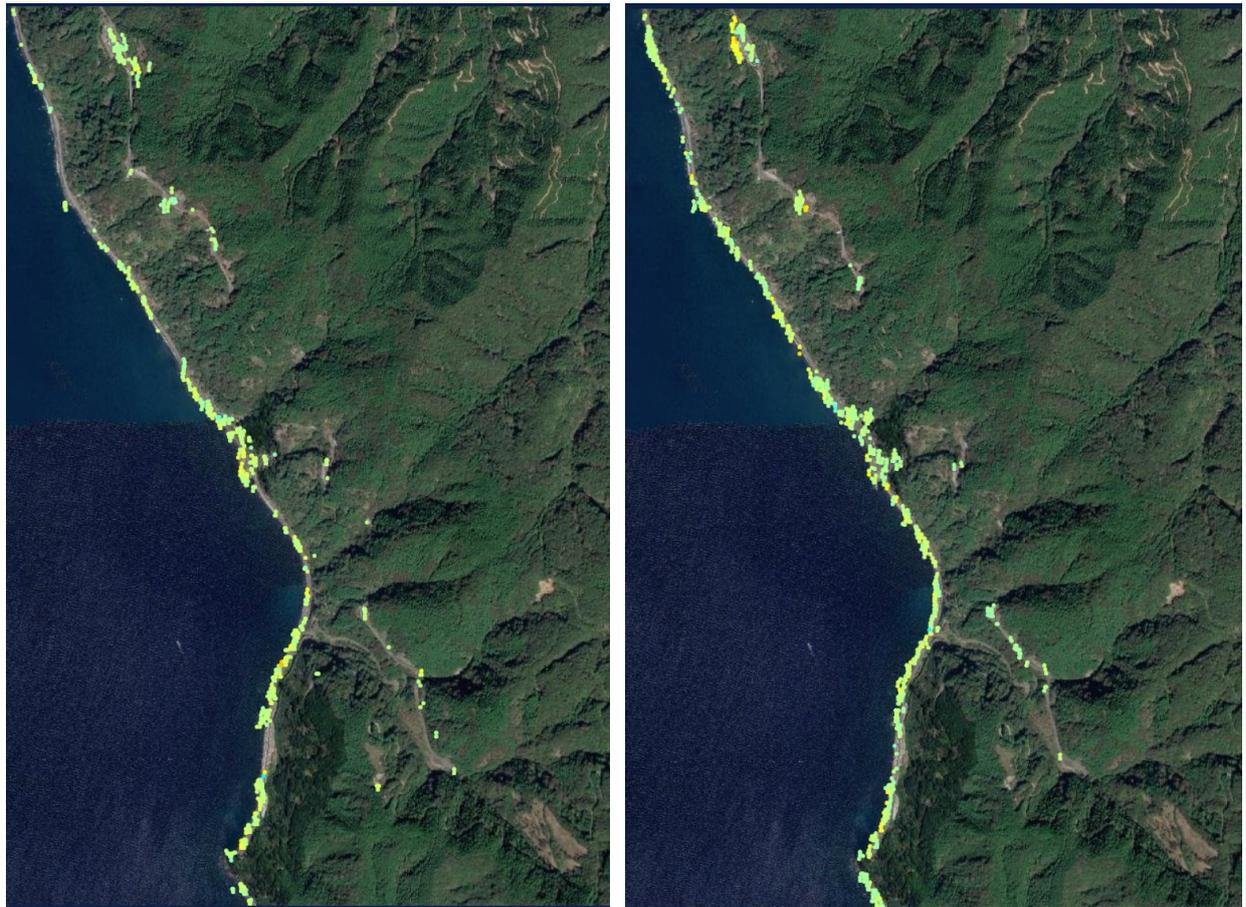


図-7 対象区間の衛星SAR画像解析結果 (SENTINEL2015-2022年平均変位)

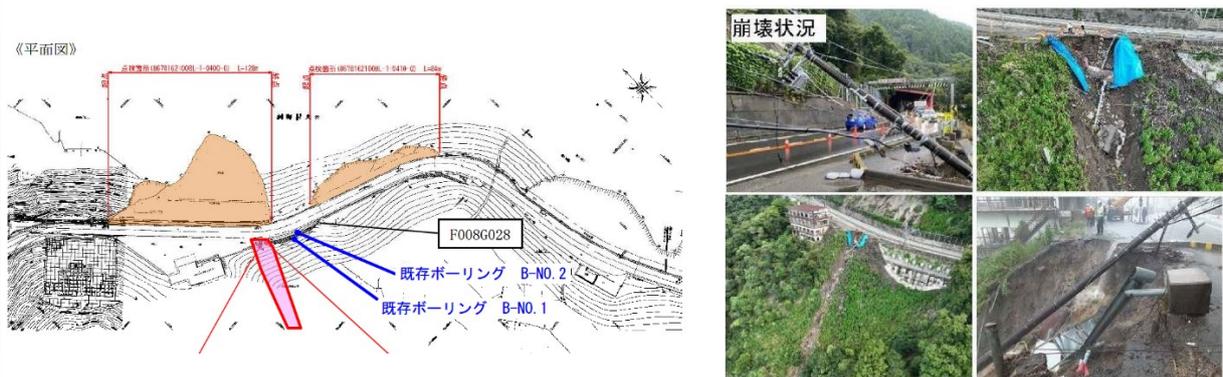


図-8 分析対象とした路肩の被災状況 (図中、赤枠内)

崩壊箇所(図-8)周辺では平成9年より防災カルテ点検(F008G028)が実施されており、平成18年に路面の亀裂が確認され、平成26年には表流水の斜面への浸透やアンカー工の変状から要対策箇所にランクアップされている。一方、被災箇所(図-8)は、被災前のカルテの着眼点(図-9)とはされていない。

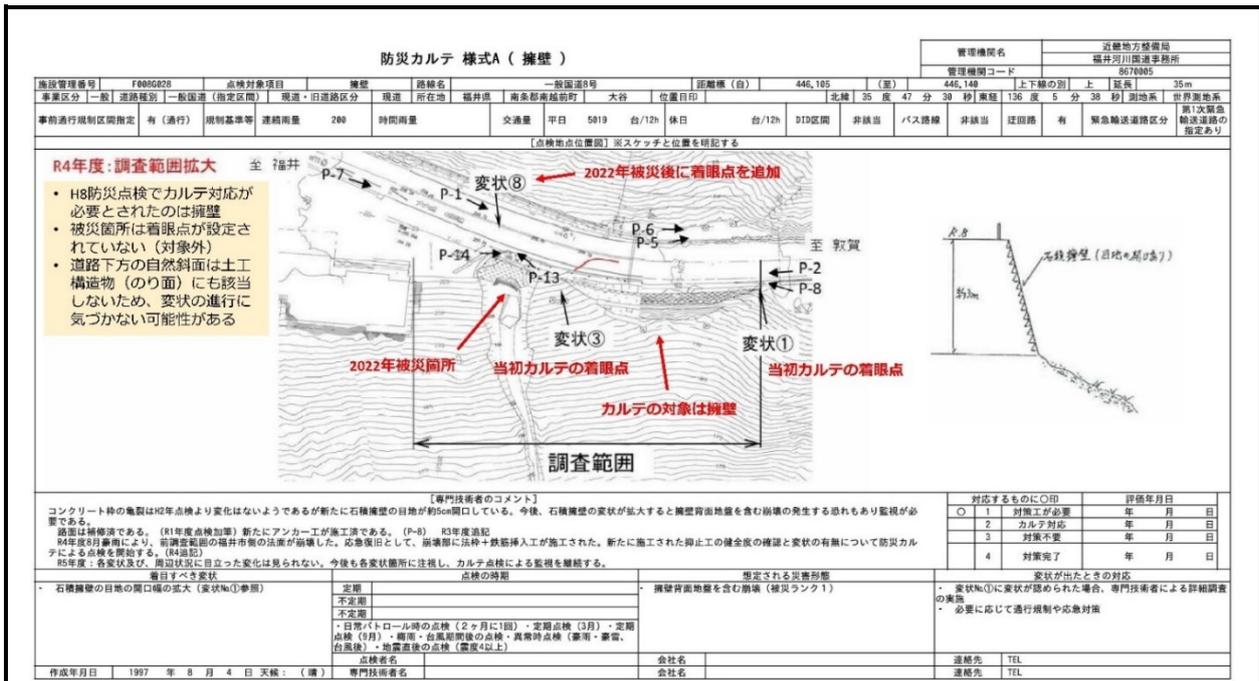


図-9 防災カルテの着眼点

被災後に実施されたボーリング調査結果と推定された崩壊メカニズムを図-10に示す。厚さ約5mの崖錐堆積物の下位に、破碎された基盤の泥岩が分布する地盤状況となっている。崩壊は崖錐堆積物中に雨水や表流水が浸透したことにより生じたと推定されている。ただし、基盤の泥岩が著しく破碎されていること、図-11に示されるように周辺には岩盤に達するような地すべり地が分布することから、今後も変状が進行した場合、地すべりの可能性があり調査が必要となる。

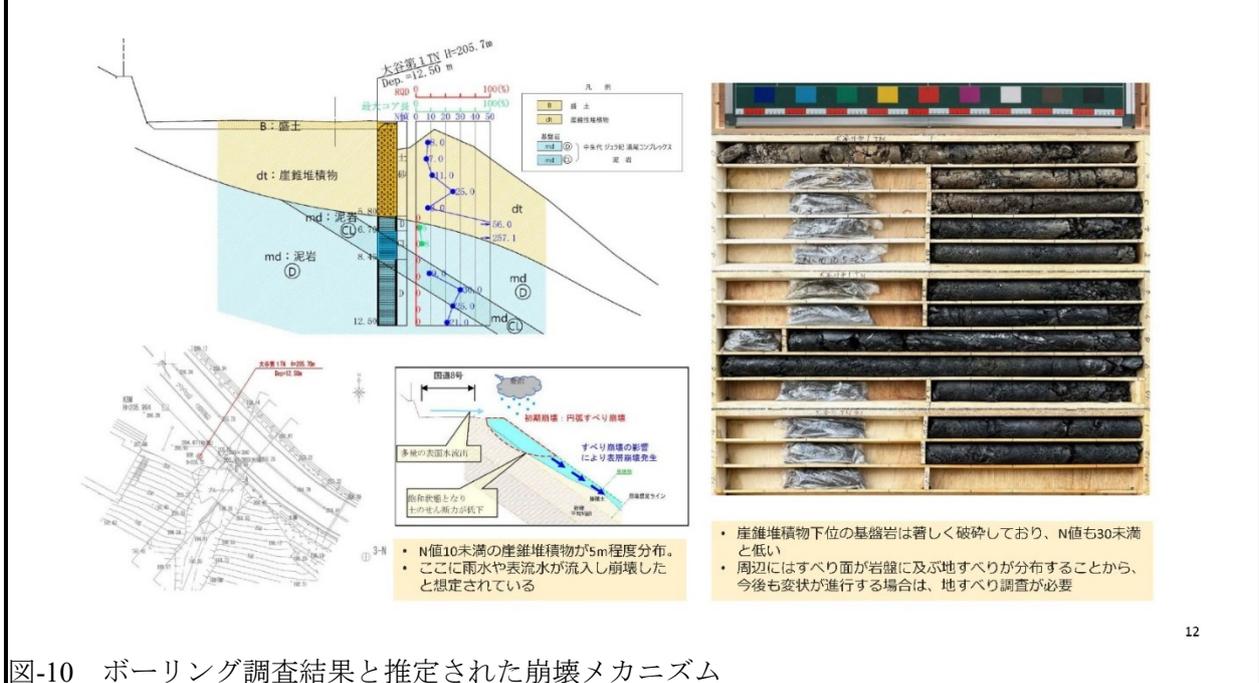


図-10 ボーリング調査結果と推定された崩壊メカニズム

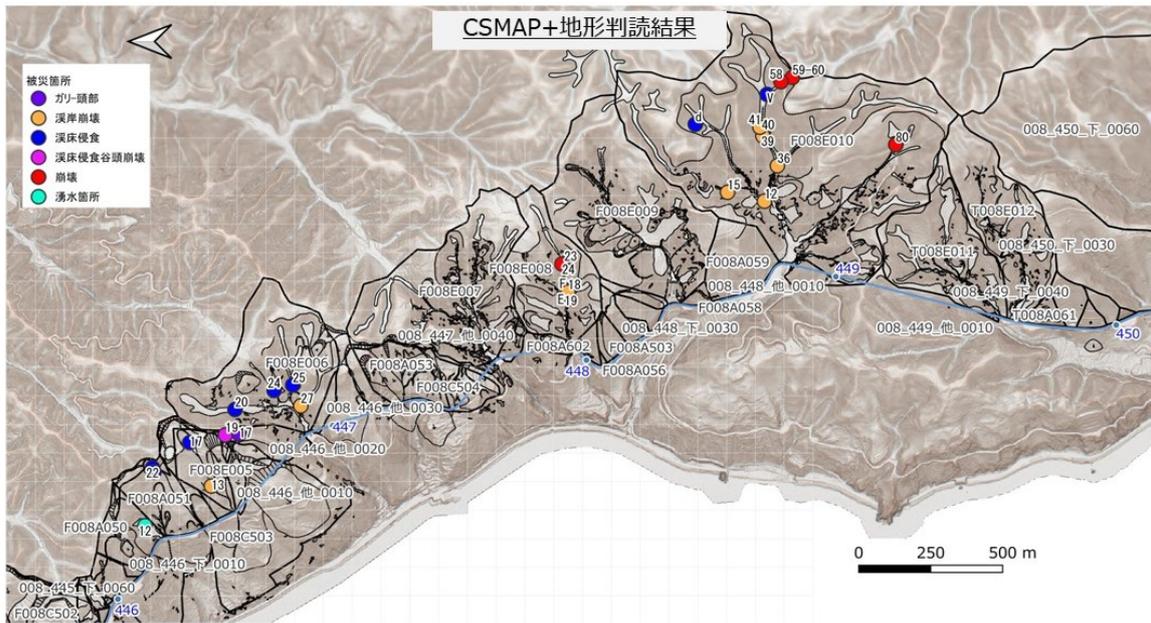


図-11 周辺の地形判読結果図：周辺には地すべり地形が判読される

#### 4.1.3 解析結果と考察

①被災箇所周辺のDescendingの解析結果を図-12に示す。樹木の影響や衛星の照射方向と地形の関係から取得点は限られているが、未被災箇所の青丸箇所には変動のトレンドが見られないことに対し、赤丸や緑丸の被災箇所においては解析開始時(2015年)より変位が継続的に進行している状況が確認できる。2015～2022年にかけて累積で最大40 mm程度の衛星から遠ざかる方向の変位が検出されている。

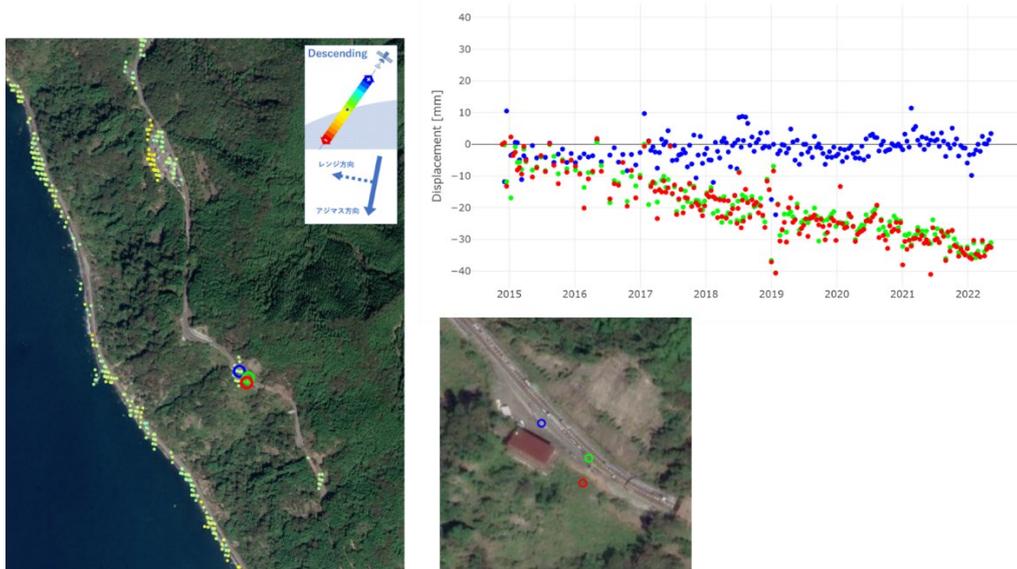


図-12 被災箇所の干渉SAR時系列解析結果 (Descending)

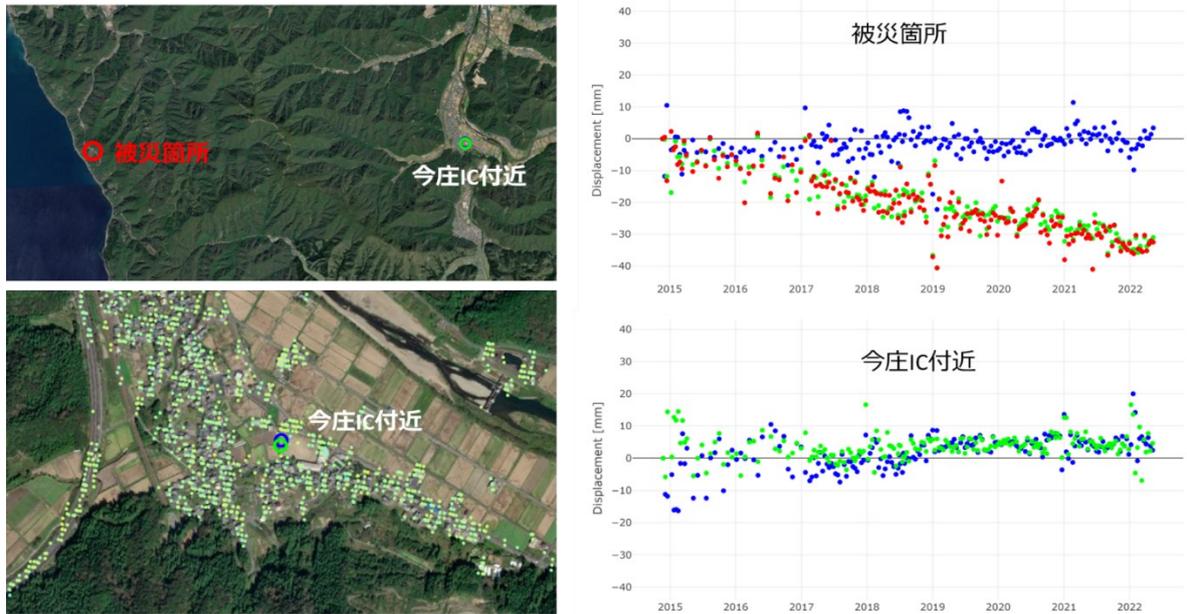


図-13 干渉SAR時系列解析結果（被災箇所と内陸部の比較）

図-13にマスマーブメントによる地盤変動の可能性が低い内陸平野部の干渉SAR時系列解析結果を示す。2015～2017年にかけてはばらつきが多いものの、それ以降は累積傾向が確認されていないことがわかる。これに対して被災箇所では衛星から遠ざかる方向への顕著な累積が認められることから、プレート運動等によるテクトニックな変動ではなく、地盤の変動をとらえているものと判断できる。

干渉SAR時系列解析結果での変動量と累積雨量の関係を図-14に示す。解析期間中に150 mm以上の日降水量を2回記録しているが、152 mmを記録した2017/10/22は20区間移動平均線の増加量が多いことが読み取れる。全体として崩壊箇所周辺の変動トレンドは累積雨量に調和的であることから、長期間の降雨量が変動に影響していたと考えられる。

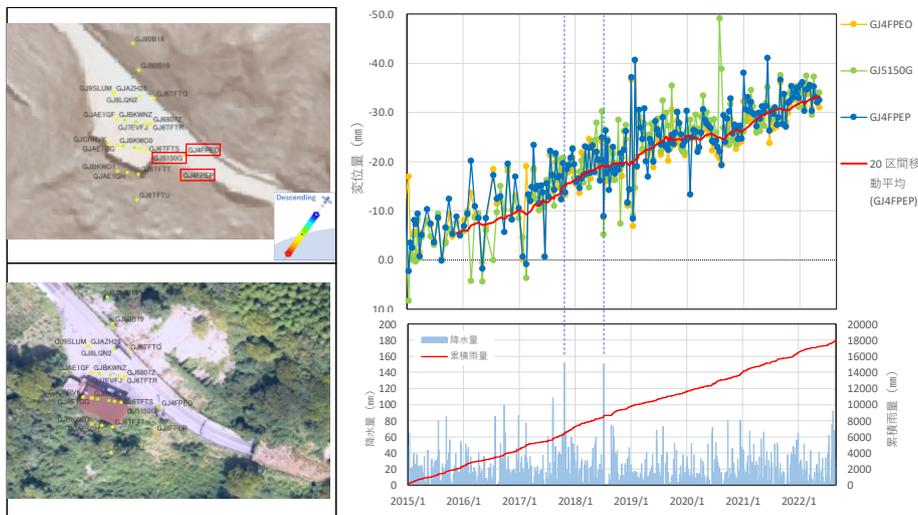


図-14 干渉SAR時系列解析結果による変動量と累積雨量の関係

#### 4.1.4 SENTINELによる検討のまとめ

マスマーブメントフィルタの一つとする干渉SAR時系列解析を用いることで、令和4年8月福井豪雨災害の路肩崩壊箇所の予兆をとらえることができた。本手法は、アーカイブされた画像を解析することにより、過去に遡って地盤の変動を確認することができるため、降雨の影響等を評価することができる。

検証箇所は、平成9年に実施された道路防災点検の対象区間であったものの防災カルテ点検（定期的な点検）の着眼点には設定されていない箇所であった。防災カルテ点検は年に1～2回の現地点検を行う者であるが、着眼点として設定されていない箇所は定性的な評価になりがちで、少しずつ蓄積される変状については、その進行性をとらえることができないことも多い。本手法を用いることで、潜在的危険箇所の見逃し防止にもつながると判断できる。また、素因フィルタと誘因フィルタにより抽出される潜在的危険箇所は相当量に及ぶことが想定されることから、今回検証を行ったようなマスマーブメントフィルタを加えることで、対策・対応優先度の意思決定に有効な手段につなげていきたい。

一方、今回の検証で用いたSENTINEL衛星は、比較的波長の短いCバンド帯のマイクロ波を使用していることから、植生域ではほとんどPS点・DS点を抽出することができず、地盤の変動状況を確認することができなかった。また、検証した区間は、衛星の視線方向（レーダーを照射する方向）に正対する方向にあったため、Descending方向の異相変化と斜面変動のベクトルが比較的近く、斜面変動をとらえやすい条件であった。このため、今後は、植生透過性の高い長周期の波長を搭載したALOS-2, 4の衛星画像を用いた解析や、異なる方向の斜面での検証を行う必要がある。

#### 4.2 PALSAR2による検討例

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。

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) から求まる変動量を説明変数として使用した。特に、XRAINは、一般的な気象レーダと異なり、垂直偏波と水平偏波の両方を利用することで雨粒の大きさを推定し、高精度な雨量計測を実現しているという特徴がある。また、今回使用する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 (Sato et al., 2016; Hao et al., 2019; Lie et al., 2020)。

#### 4.2.1 対象領域

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-15の赤い四角は、この約4 kmの通行規制区間を示し、PALSAR-2画像1シーンに相当する領域は、図-16に示す上昇軌道の領域と図-17に示す下降軌道の領域の共通部分である。

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-15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。

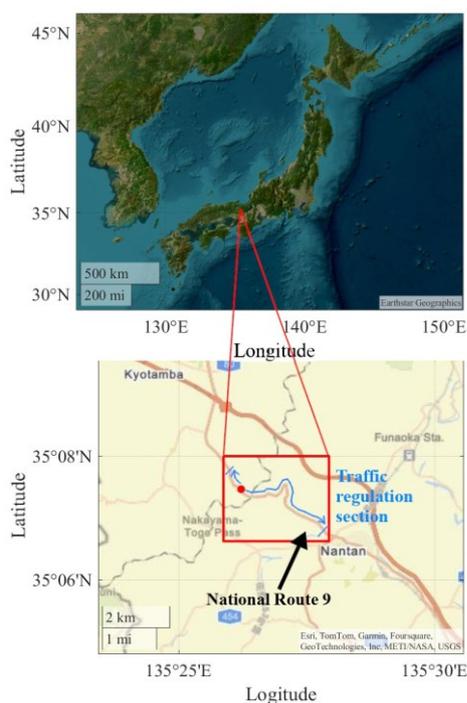


図-15 対象領域

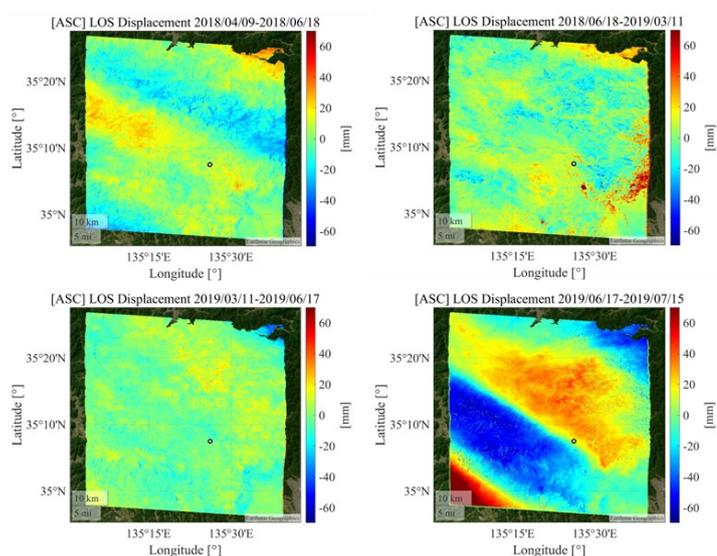


図-16 上昇軌道のPALSAR-2画像の2時期干渉解析結果

#### 4.2.2 使用データとその前処理

##### 4.2.2.1 ALOS-2/PALSAR-2

JAXAによって打ち上げ及び運用されているALOS-2に搭載のPALSAR-2センサから得られるSAR画像の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。また、1シーンの観測幅はレンジ方向が55 km、アジマス方向が70 kmである。使用した画像の日付の一覧を表-6に示す。3次元変動推定を行うために、上昇軌道と下降軌道の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-16に、下降軌道については図-17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。

表-6 使用したPALSAR-2画像の日付（yyyy-mm-dd）

No.	Ascending	Descending
1	2018-04-09	2018-04-01
2	2018-06-18	2018-05-13
3	2019-03-11	2018-09-16
4	2019-06-17	2018-10-14
5		2018-12-09
6		2019-03-31
7		2019-05-12
8		2019-07-21

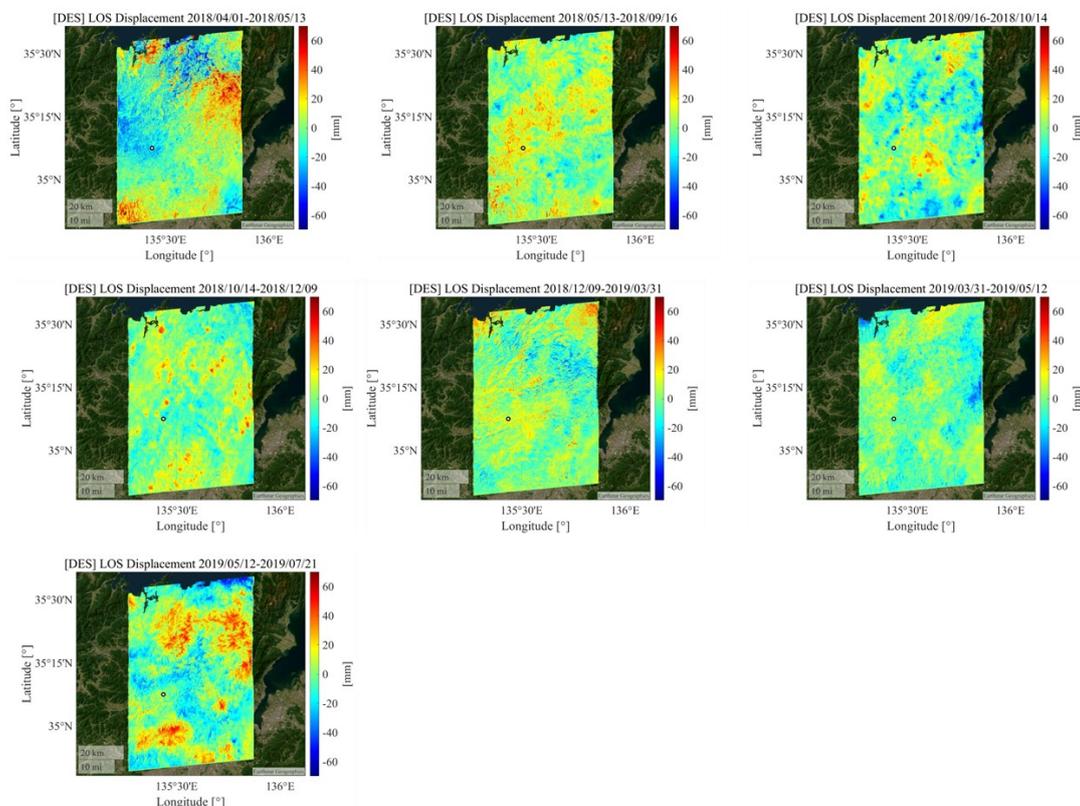


図-17 下降軌道のPALSAR-2画像の2時期干渉解析結果

#### 4.2.2.2 XRAIN

XRAIN (eXtended Radar Information Network) は国土交通省が雨量計測するために運用している気象レーダであり、現時点でほとんど日本全域をカバーしており、天気予報や防災のために活用されている。XRAINは、CバンドとXバンドで観測しているが、本研究ではXバンドのデータのみを用いた。XRAINの特性は、一般的な気象レーダと異なり、垂直偏波と水平偏波の2つの偏波（マルチパラメータ、MP）で観測を行っている点である。両偏波を用いることで、雨滴の扁平率を計算することができ、その結果からより正確な雨量を計測することができる。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1分間雨量の状態で最大値となる日時を求めた。次に、その最大値の日時が72時間積算雨量の最初に積算する1分となるときから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。

#### 4.2.2.3 最大傾斜角

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。そこで、国土交通省が提供している最大傾斜角のデータも変動量の予測のために使用することとした。2009年に作成された第5次メッシュの最大傾斜角を使用した。国土交通省の説明によれば、この最大傾斜角は国土地理院によって提供されている10mメッシュのDEM (Digital Elevation Model) をリサンプリングして50mメッシュに直してから最大傾斜角を計算することで作成されている（国土数値情報ダウンロードサイトを参照）。

最大傾斜角については、最新のもので2009年版であり、それより新しいものはないため、これを使用し、最大傾斜角は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。

#### 4.2.3 時空間統計モデル

本項では、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。時空間統計モデルにも様々な種類があるが、ここでは低ランクガウス過程モデルを採用した。

低ランクガウス過程モデルは以下の式で表される。

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

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。

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

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

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

#### 4.2.4 モデルの精度評価手法

図-18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する。

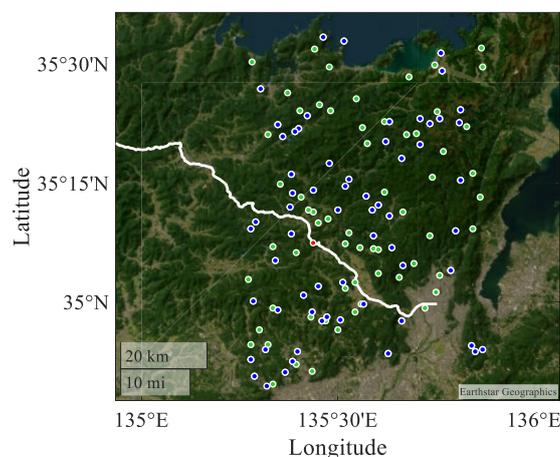


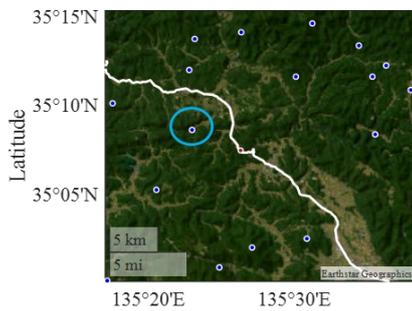
図-18 教師データ（緑）、検証データ（青）、ジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点（赤）

#### 4.2.5 結果と考察

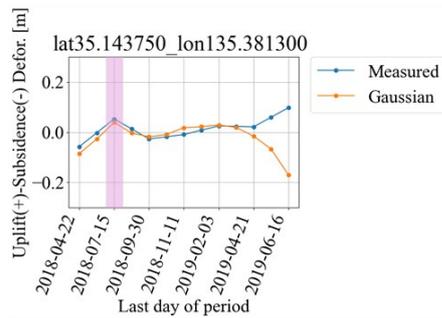
SAR 画像を用いた地盤変動量は、上昇軌道、下降軌道、内挿 GNSS から最小二乗法を用いて、東西、南北、鉛直の3つの方向の変動量として得られる。本研究では、説明変数は XRAIN による72時間積算雨量と地面の最大傾斜角で固定し、目的変数を東西方向の変動、南北方向の変動、鉛直方向の変動でそれぞれ変えて、それぞれの方向の変動を予測するよう、3種類の低ランクガウス過程モデルを構築した。低ランクガウス過程モデルを適用する際は時間と空間に関するハイパーパラメータがあり、それぞれ  $\{a|3 \leq a \leq 20, a \in \mathbb{Z}\}$  と  $\{a|5 \leq a \leq 40, a \in \mathbb{Z}\}$  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。

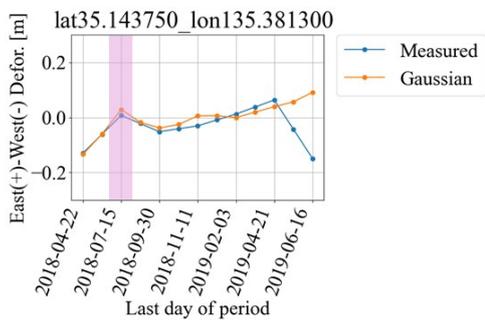
最初に、2018年7月5日にジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点に最も近い地点の結果を図-19に示す。図-19 (a)は、赤丸がジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点で、水色の丸で囲んでいる検証データ点が最もジオファイバー補強土壁の崩壊が発生した地点から近い点として選んだ。その地点における鉛直方向、東西方向、南北方向についてそれぞれ時系列で変動量の SAR による観測値と時空間統計モデルによる予測値をグラフ化したものが図-19 (b), (c), (d) である。各グラフのピンク色で示している値は、2018年7月の西日本豪雨を含む時期である。SAR による観測値から直接得られた変動量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-19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来ていることが図-19 (b), (c), (d) から確認できる。



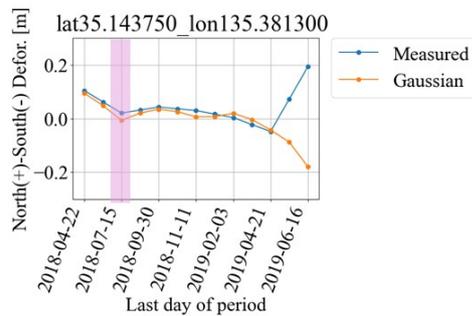
(a)



(b)



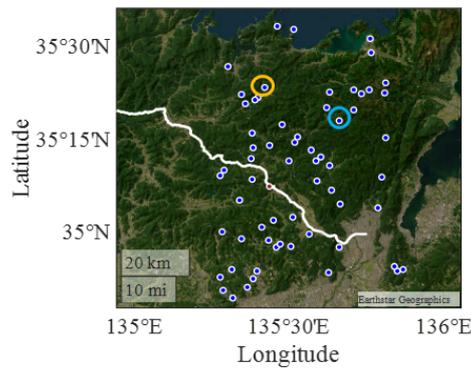
(c)



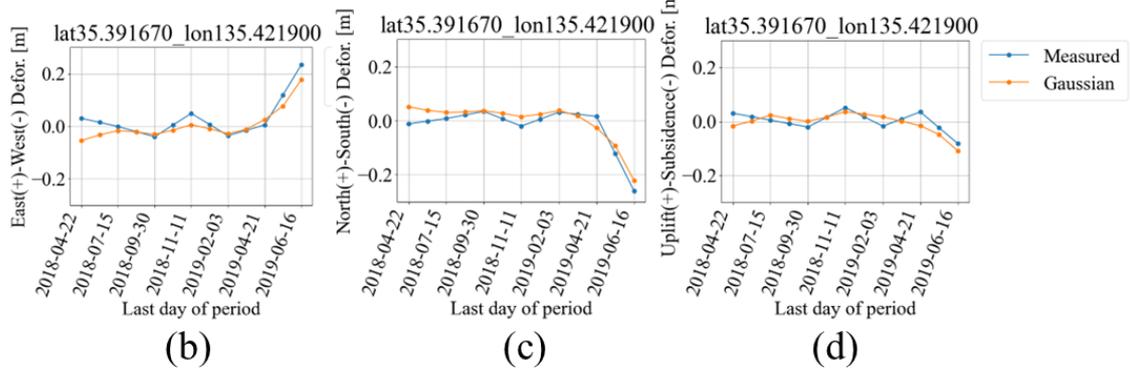
(d)

図-19 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、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-20に示す。図-20 (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-20 (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-20 (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、そもそも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。



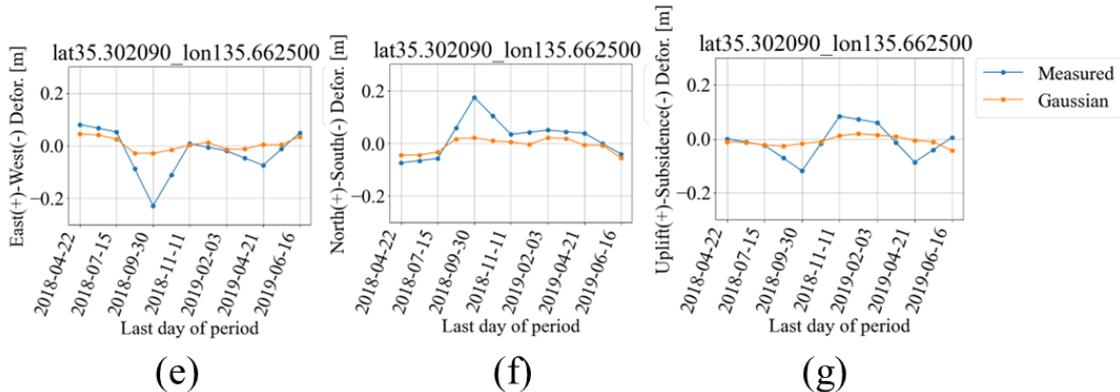
(a)



(b)

(c)

(d)



(e)

(f)

(g)

図-20 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の時空間統計解析結果

#### 4.2.6 PALSOR 2による検討のまとめ

本研究では、降雨と地形の傾斜から時空間統計モデルを用いて地盤変動の時空間予測をどの程度行うことができるかを京都府観音峠含む領域を対象に検討した。時空間統計モデルを用いる際、その説明変数はXRAINにより算出された72時間積算雨量の最大値とDEMから計算された最大傾斜角は固定し、目的変数はSAR画像から算出された東西方向、南北方向、鉛直方向の3パターンの変動量でモデル構築を行った。

その結果, いずれの方向の変動量の推定についても概ね5 cm程度のRMSEで時空間変動量の予測が可能であることが示された. 実際にグラフ化してSAR画像から算出された変動量と時空間統計モデルを用いて推定した変動量を確認したところ, 概ね一致していることが確認された. これは, 地盤の変動が完全に雨量と地形の傾斜のみで表せるわけではないものの, 少なくともの変動量との間にある程度の関連性があることを示唆する. 一方で, 場所によってはSARによる観測結果で大きな変動を示している場所を時空間統計モデルでは過小評価しているケースも見受けられた. ただし, SAR画像で大きな変動を示している箇所は約2か月で20 cm程度の変動があることを示しているなど, そもそも, 検証データとして用いているSAR画像の観測結果が現実的な変動量を表しているのか, それともエラーデータであるのかという, モデル側の妥当性だけでなく, SAR画像により得られる情報の妥当性について議論の余地がある. より正確な予測モデルを構築するためには, 教師データ・検証データとして用いる地点に関する変動量の地上観測データや現地調査などによる確認が必要であると考えられる. また, モデルの変数については72時間積算雨量以外にも道路通行規制に有効な, また, XRAINの高時空間解像度の性質を活かしたより適切な説明変数としての表現方法があるかや, 他にも地質や植生などを表現する説明変数を入れることで予測モデルの性能の向上が期待できると考えられる. また, 今回は時空間統計モデルを予測モデルとして用いたが, この結果が力学的にも説明可能であるかという観点からもモデルの妥当性を検証する必要がある.

Wang, T., Dahal, A., Fang, Z., van Westen, C., Yin, K., and Lombardo, L., 2024. From spatio-temporal landslide susceptibility to landslide risk forecast, *Geoscience Frontiers*, 15(2).

Susaki, J., and Kakinami, R., 2023. 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.

Sato, H. P., and Une, H., 2016. 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.

Hao, J., Wu, T., Wu, X., Hu, G., Zou, D., Zhu, X., and Ma, W., 2019. Investigation of a small landslide in the Qinghai-Tibet Plateau by InSAR and absolute deformation model, *Remote Sensing*, 11(18), 2126.

Liu, X., Zhao, C., Zhang, Q., Lu, Z., and Li, Z., 2020. Deformation of the Baige landslide, Tibet, China, revealed through the integration of cross-platform ALOS/PALSAR-1 and ALOS/PALSAR-2 SAR observations, *Geophysical Research Letters*, 47(3).

国土数値情報ダウンロードサイト, 標高・傾斜度5次メッシュデータ, <https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-G04-d.html>, accessed December 2nd, 2024.

## ⑦中間評価で指摘を受けた事項への対応状況

1年目の中間評価における指摘事項（太字部）と、その対応状況を以下に示す。

・開発目標が当初提示されていたものから変更されているが、研究の目的である「事前通行規制基準の時間的・空間的高度化」と変更後の開発目標との関係が必ずしも明確ではない。中間評価及び事後評価では研究の目的に沿って設定された目標の達成度合いを評価することになるため、事前通行規制基準をどのように高度化するのかを明確にして研究を進められたい。

→⑥の欄に、現行の事前通行規制制度の課題と、高度化のための課題を記載し、研究開発内容がどの課題に対応しているかの関係を示した。

・浸透流・円弧滑り統合解析から得られる安全率の妥当性、また、解析上の安全率に対してAI が予測した安全率がどのような学習データ、特に安全率のデータで成立したのかを示されたい。

→⑥に根拠資料、根拠論文を示した。⑧井宮ら（2024）の論文も参照されたい。

・解析結果、各種観測データ、災害実績などの関連性をどのようにAI が読み解いたのか、あるいは読み解くことを期待しているのか、そのロジックを示していただきたい。

→AIではなく、素因から想定されるハザードに基づき、原因となる誘因、結果として生じうる変動量を力学的根拠に基づいて読み解き、潜在的危険斜面を抽出する。これにより予兆現象を捕捉できた。

・機械学習による短期降雨強度予測の分析と地史に基づく定量評価にSAR を活用した地形的変化の把握を行うことは理解できる。ALOS-2 (L バンド) の衛星画像で十分かの検討が必要であり、SAR 利用に関しては他のバンド帯の海外衛星の活用も検討する価値がある。

→SENTINEL衛星データを用いて、令和4年福井豪雨における法面崩壊箇所領域に対して干渉SAR 時系列解析を実施したところ、予兆現象と呼べる変動量の累積傾向を確認できた。

## ⑧研究成果の発表状況

査読付き国内会議論文（2編）、査読付き国際会議論文（3編）を発表した。

- 1) Miyazaki, Y. et al. (2025). Challenges and Innovations in Advance Traffic Control System Under Extreme Weather Events. In: Rujikiatkamjorn, C., Xue, J., Indraratna, B. (eds) Proceedings of the 5th International Conference on Transportation Geotechnics (ICTG) 2024, Volume 2. ICTG 2024. Lecture Notes in Civil Engineering, vol 403. Springer, Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-97-8217-8\\_29](https://doi.org/10.1007/978-981-97-8217-8_29)
- 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 -地下水地盤環境・防災・計測技術に関するシンポジウム- 論文集, 2024.
- 4) Yoshie Ishii, Junichi Susaki, Akane Kurihara, Tetsuharu Oba, Kosei Yamaguchi, Yuusuke Miyazaki, and Kiyoshi Kishida: 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, 231–237, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-3-2024-231-2024>, 2024. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-3-2024-231-2024>
- 5) Naoya Iwaki, Junichi Susaki, Yoshie Ishii and Tetsuharu Oba: Evaluation of deformation detection performance of highway slope using SAR image simulator, Proceedings of the 45th Asian Conference on Remote Sensing (ACRS), Monarch Imperial Hotel, Sri Jayawardenepura Kotte, Sri Lanka, Nov. 17-21, 2024.

### ⑨研究成果の活用方策

近畿地方整備局および管轄内の国道事務所に本技術提案を用いた事前通行規制制度の在り方について、アンケートを実施している。アンケート結果については現在分析中であるが、アンケートとヒアリングを通じて、本技術提案の運用上の課題を明らかにし、最終年度に道路用土砂災害警戒基準線の作成マニュアルとして取りまとめ、実装に向けた技術開発を完了する予定である。このマニュアルに基づき、全国の規制区間における水平展開が実現されるようにすることで、研究成果の継続性を担保する。潜在的危険斜面の抽出については、地史的・力学的根拠に基づいて、干渉SAR時系列解析の結果（マスマーブメントフィルタ）を読み解けるよう、素因フィルタ、誘因フィルタの重ね方を検討し、整理する。本手法については、ケーススタディの拡充が不可欠なため、事前通行規制区間における点検手法の一つとして組み込むことが可能か、プロジェクト期間中に検討する。

### ⑩特記事項

1. 浸透流・円弧滑り統合解析のサロゲート化による斜面の安定度予測手法の開発：概ね計画通りの目標を達成できた。次年度は炬口区間におけるサロゲート化も進め、本手法の適用範囲をまとめる。
2. 道路用土砂災害警戒基準線の構築：概ね計画通りの目標を達成できた。全国の規制区間に一般化できるよう次年度にマニュアル化を完了する。
3. ローカル予測雨量モデルの構築：概ね計画通りの目標を達成できた。次年度は規制区間にカスタマイズされた予測雨量モデルを構築し、規制判断の時間的高度化を図る。
4. 潜在的危険斜面の抽出：概ね計画通りの目標を達成できた。SENTINEL衛星データを用いた干渉SAR時系列解析により、道路舗装部を天端とする斜面崩壊の予兆現象を抽出できた。地質・地形リスクを定量化した素因フィルタ、降雨の影響を定量化した誘因フィルタと、マスマーブメントの情報を重ね合わせることで、抽出手法を一般化する。これにより、危険斜面の抽出作業の迅速化が期待できる。事前通行規制区間のみならず、全国の交通網に展開できる手法になるポテンシャルがある。