

衛星画像解析による崩壊地自動抽出等を活用した流域モニタリングについて

(株)建設技術研究所 ○近藤圭悟, 家田泰弘, 井内拓馬, 日名純也, 上杉大輔, 吉村真, 向井綾子, 西尾潤太
国土交通省九州地方整備局 川辺川ダム砂防事務所 中村良一, 須田木諭(現 能登復興事務所), 柳原幸希

1. はじめに

川辺川流域は、急峻な地形と頻繁に発生する土砂移動のため、災害時の監視手法に課題が多くある。このような背景から、流域の状況を平常時から災害発生時にかけて、必要な精度で効率的に把握することが急務である。本稿では、この課題に対応するため、リモートセンシング技術を活用し、人工知能(AI)による解析を通じて効果的な流域監視手法の確立を目指した。広域モニタリングにより、大規模な土砂移動など、広範囲にわたる災害の早期発見と迅速な対応が可能になることを目標とする。衛星画像を用いた災害時の被害状況を概略的に把握するフローと本稿で自動化を検討する範囲を図1に示す。

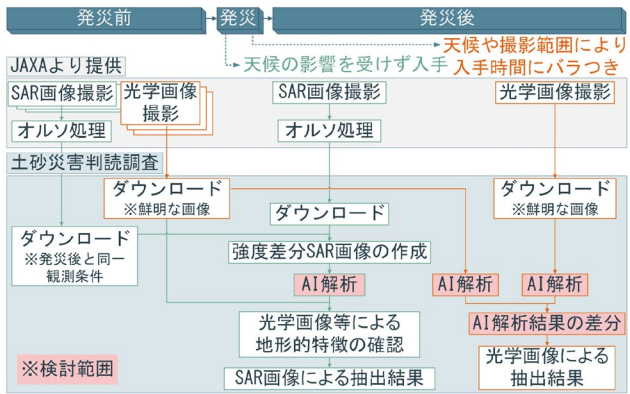


図1 衛星画像を用いた被害の概略把握フロー

2. 衛星画像を活用した流域監視手法の検討

2.1 衛星画像取得特性

光学画像および SAR 画像の取得特性を整理した(表1)。整理結果から川辺川流域を対象とした災害時の広域監視における衛星の有効性を確認した。また、SAR 衛星の観測特性に起因する可視・不可視領域を簡易シミュレーションにより確認し、2 方向(Ascending: 北向き軌道、Descending: 南向き軌道)の衛星進行方向のデータを用いることで川辺川流域全域の監視が可能であることを確認した(図2)。

表1 衛星画像取得特性¹⁾

項目	光学衛星画像	SAR 画像
発災後の入手性	・天候や撮影範囲の影響を受ける	・天候の影響を受けない
画像の特徴	・直感的な解釈が容易 ・急峻な地形では影が発生、小規模崩壊地の視認性悪い	・直感的な解釈が困難 ・画像の精度によりノイズが含まれる ・不可視範囲が生じる

2.2 光学衛星画像による崩壊地自動抽出

光学画像を用いた崩壊地判読を自動化するために、AI 解析(セグメンテーション)を試行した。川辺川流域および紀伊山系の光学画像を使用し、大規模崩壊斜面を学習することで AI モデルを構築した。モデルの構築には、川辺川流域内の崩壊地 75 箇所、紀伊山系の崩壊地 24 箇所を対象に、データ拡張により最大 788 枚の学習データを作成した(表2)。

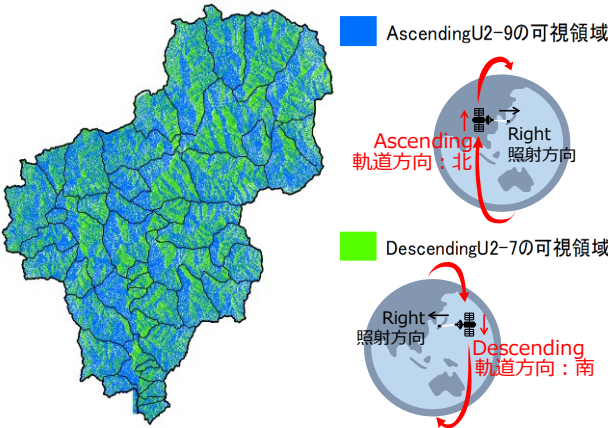


図2 SAR 衛星可視領域の簡易シミュレーション結果

表2 光学衛星画像のAI 解析ケース表

ケース	学習画像の概要	学習データ作成方法の概要
	枚数	崩壊地データ
case1	75	・川辺川流域崩壊地
case2	150	・川辺川流域崩壊地
case3	197	・川辺川流域崩壊地 ・紀伊山系崩壊地
case4	788	・case3 を回転によりデータ拡張(4 倍)
case5	788	・case3 を回転によりデータ拡張(4 倍)

各ケースの解析結果の検証は、正検出率・誤検出率の観点で評価した(図3)。特定地域(川辺川流域)の崩壊地検出には、他地域(例: 紀伊山系)の崩壊地を含む学習データの使用が検出精度を向上させることを明らかにした(図4)。また、光学画像は視認性が明瞭な崩壊地と影により不明瞭な崩壊地があることに着目し、視認可能な崩壊地の境界をトレースすることで崩壊地の検出精度を向上させた(図5)。

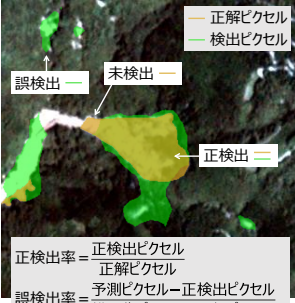


図3 検出率の定義

紀伊の崩壊斜面を追加学習することで大幅に精度向上
明瞭な範囲を学習データとすることで精度向上

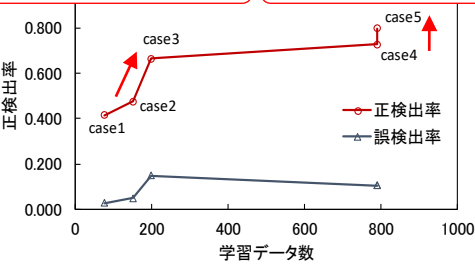


図4 学習枚数と検出率の関係

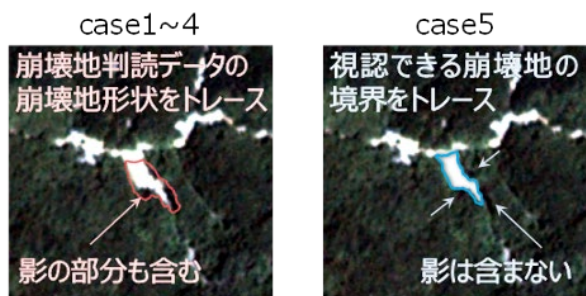


図5 崩壊地の学習データ作成条件

1 時期の光学画像を用いた崩壊地検出では、過去の崩壊箇所と新規崩壊箇所を区別することが困難であった。そこで2 時期の光学画像に AI 解析を適用し、その検出結果の差分を取ることで、新規崩壊箇所のみを特定する手法を採用した (表 3)。

崩壊後画像による検出箇所と崩壊前画像による検出箇所の差分により、新規崩壊箇所を概ね検出可能であることが分かった。また、流域全体をカバーするために複数の撮影シーンを組み合わせる際に、撮影条件 (日照条件、大気条件等) の違いにより画像の色調に差が生じることがあるが、この色調の差が検出結果に大きな影響を与えることはないという結果が得られた。

表 3 発災前後の光学画像に対する検出結果の比較

崩壊発生前	崩壊発生後	検出結果
崩壊前画像による検出箇所	崩壊後画像による検出箇所	差分：新規崩壊箇所

2.3 強度差分 SAR 画像による崩壊地自動抽出

SAR 画像は直感的な解釈が困難であるため、判読結果は判読者により異なる場合がある。運用者のスキルレベルに関わらず、一貫した判断基準での監視を可能にするために、SAR 画像解析専門技術者 (以下、SAR 技術者) の知見を基にした自動判別手法を採用した。SAR 技術者による強度差分 SAR 画像の判読結果を学習データとして AI モデルを構築した (表 4)。モデルの構築には、Ascending および Descending の撮影軌道により得られた川辺川流域の強度差分 SAR 画像から最大 400 枚の学習データを作成した。

表 4 SAR 画像の AI 学習データの作成例

強度差分 SAR 画像	SAR 技術者による判読結果	学習データ
Ascending	反射強度が増加 (青) 反射強度が低下 (赤)	学習データとしてトレースした箇所

検出結果の例を表 5 に示す。SAR 技術者による判読箇所を概ね検出することができた。反射強度変化の大きい領域を学習することで、強度差分 SAR 画像上における崩壊地の特徴²⁾である赤とシアンが集中する領域を一括して検出することができた。

表 5 SAR 画像の AI 検出結果の例

強度差分 SAR 画像	正解データ	解析結果

川辺川流域全体に対する AI 解析を適用した (図 6)。SAR 画像固有のノイズにより、比較的小規模な領域が多数検出される傾向が見られた。そこで検出結果をポリゴン化し、面積の閾値を設定して検出結果をフィルタリングすることにより、広範囲にわたる反射強度変化が見られる箇所を効果的に抽出できた。さらに、発災前の光学画像を参照し、人工改変地等の検出対象外領域を除外することで、新たに崩壊した箇所のみを抽出することができた。

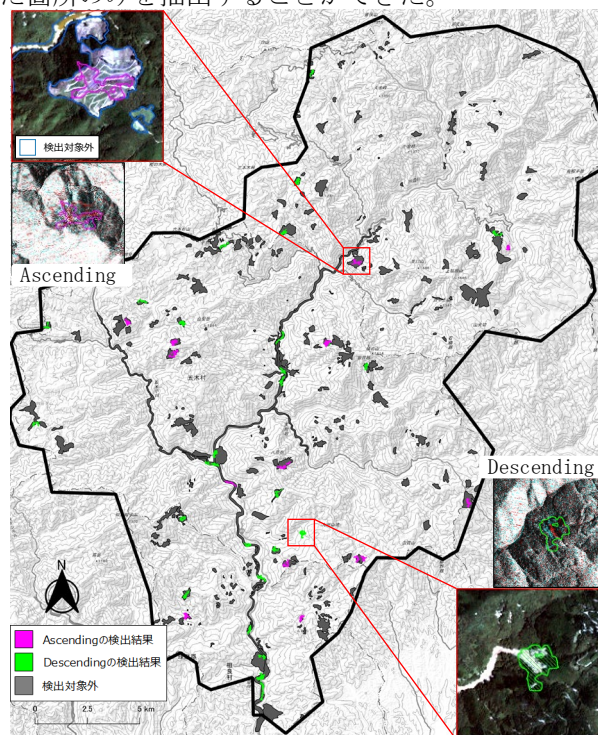


図 6 SAR 画像の AI 解析結果 (面積 4 万 m² 以上) と検出対象外領域の重ね合わせ

3. まとめ・流域監視モニタリング体制の構築

衛星画像の AI 解析による崩壊地抽出では、従来の手動判読と同等の精度で自動抽出できる可能性が得られた。人工改変地 (伐採地等) に誤検出が見られたことから、検出対象外領域として事前に識別しておくことで、これらの領域を検出結果から除外することが可能となり、結果としてより迅速かつ正確な判読が実現できると考えられる。以上のような広域を対象とした面情報によるモニタリングに加えて、監視カメラ等による点情報を活用することで流域全体のモニタリング体制³⁾を構築する必要がある。

参考文献 1) 国総研資料第 1110 号, 合成開口レーダ (SAR) 画像による土砂災害判読の手引き, 2020. 2) 国総研資料第 1159 号, 災害時における合成開口レーダ (SAR) の散乱変化事例解説集, 2021. 3) 井内・家田ら, 川辺川流域におけるモニタリング技術の高度化への取り組みについて, 令和 5 年度砂防学会研究発表会概要集, p.669-670, 2023.