

流砂水文観測データを基とした流域の異常検知の試み

国土技術政策総合研究所 瀧口茂隆, 岸本優輝, 小林正直
日本工営株式会社 ○朝原康貴, 松岡暁, 伊藤隆郭, 古木宏和, 倉上健

1. はじめに

山地流域における異常(豪雨を起因とした大規模な土砂移動現象)を下流に設置された流砂水文観測データより検知すること(流域監視)は,防災上の観点や迅速な復旧対応の観点からも肝要である。

時系列データの異常検知は,サイバーセキュリティから医療まで広い分野に普及しており,対象や目的に合わせた異常検知モデル構築事例が多く存在する¹⁾。流砂水文観測データは,データ数も少なく,また異常値を内包しやすい上,偏在性が高い(イベント依存性が高い)特性があるため,他分野のモデルをそのまま適用することは必ずしも容易でない。そこで本稿では,流域の大規模土砂流出イベント(流域の異常)の検知を目的に複数の異常検知手法の適用性について比較・検証を行った。

2. 使用する流砂水文観測データ

対象流域は釜無川支川の大武川流域(流域面積:72.8km²)であり,谷出口付近の大武川第50床固工右岸に観測機器が設置されている。本稿では,2011年10月から2025年3月までの期間にわたり収集されたデータを対象とした(表 1参照)。また,これまでの降雨イベントと観測データ取得状況を鑑み,土砂移動イベントを34イベント抽出した。既往検討²⁾を踏まえ,「2011年9月20日出水(H23年台風第

15号)」と「2019年10月12日出水(R1年台風第19号)」を大規模土砂移動イベントとして位置付けた。なお検証データは,イベント期間データに限定するとともに,負の値やスパイク値に対して閾値を設け,除いたデータセットを用いた。

表 1 使用するデータ一覧

検証データ	単位	記号	備考
雨量強度	mm/h	R	近傍の雨量観測所データを採用
流量	m ³ /s	Q	水位データより算出(流速はマンゲ式を使用)
容積土砂濃度	cm ³ /cm ³	Cv	濁度データより算出
掃流砂量2.0	m ³ /s	Qb2.0	パイプ型ハイドロフォン2.0mデータより算出
掃流砂量0.5	m ³ /s	Qb0.5	パイプ型ハイドロフォン0.5mデータより算出

3. 異常検知モデルの適用検討に向けて

時系列データにおける異常は,点異常(単一時点で正常分布から逸脱する異常),文脈異常(周辺状況や時系列的背景に対し不整合である異常),集合異常(一定期間や集合として見た場合にのみ顕在化する異常)に大別される。

本検証では大規模土砂流出を対象とすることから,異常を「中小出水時のデータ分布を基準とした際に,これを逸脱する挙動」と定義した。この定義に基づき,異常検知に適した手法として,カーネル密度推定(KDE),ワンクラスサポートベクタマシン(OC-SVM),アイソレーションフォレスト(ISF)を採用した。なおKDEは,先行事例³⁾を踏襲した。

表 2 適用する異常検知モデルの一覧

モデル	異常検知の内容	データ	異常検知イメージ(参考として2軸で表現)
KDE	<ul style="list-style-type: none"> 異常は「正常データと比べ,低頻度に発生」という性質を利用。 出水期間を基に流量と流砂量を確率的に表現し,RP 基準線で出水イベントを評価する。RP 基準線は,変数毎の超過確率に基づく,確率統計解析結果に対応した等確率密度線である。 	Q Cv	
OC-SVM	<ul style="list-style-type: none"> 異常は「正常データ範囲領域外にプロット」という性質を利用。 中規模以下の出水データを正常出水と仮定し,それらが分布する特徴空間上の領域を学習することで境界を形成する。 	R Q Cv Qb2.0 Qb0.5 ※標準化	
ISF	<ul style="list-style-type: none"> 異常は「孤立しやすい」という性質を利用。 中規模以下の出水データを正常出水と仮定し,それらのデータに対してランダム分割を用いた学習を行う。学習データから得られた異常スコアの分布に対し,境界を定義し,判定する。 	R Q Cv Qb2.0 Qb0.5 ※標準化	

4. 異常検知モデルの比較

OC-SVM と ISF の検証結果(R1 年台風第 19 号)を図1に示す。図 1 は,1~4 段目が観測データであり,5 段目に OC-SVM,6 段目に ISF の異常判定結果を記載する。異常判定結果は,0 を下回ると異常と判定される。どちらのモデルも出水ピーク付近で異常として判定された。その一方,境界線超過した場合に,その異常の程度を推察することが困難である。特に多次元の場合は,図 2 に示すように,どのデータ項目が原因で超過したのかの解釈がより困難となる。

KDE の検証結果を図 3 に示す。KDE は,H23 年台風第 15 号および R1 年台風第 19 号を対象とした評価結果であり,ヒステリシスループ表現的に図化した。各出水は,RP 基準線 (0.33) を超過し,RP 基準線 (0.1) に近づく挙動が確認された。これを確率年的な観点からみると,1/3 年確率を超過するが 1/10 年確率には達しないことは,約 15 年間の観測における上位 2 出水の評価としては妥当である。また,ヒステリシスループは,従来その回転方向(時計回り・反時計回り)に基づいて解釈され,増水期や減水期における土砂移動の違いを反映する指標として用いられてきた。これに KDE を組み合わせることで,回転向きの評価に加え,データ挙動の規模を経時的に可視化することが可能となる。H23 年台風第 15 号の事例は,ピーク後に RP 基準線 (0.67) 内へ収束しており,土砂移動が比較的速やかに減衰したことが示唆される。一方,R1 年台風第 19 号の事例は,減水期に RP 基準線 (0.33) 付近に滞留する傾向が認められ,ピーク後も土砂移動が活発に継続したことが示唆される。

5. おわりに

本稿では,流域の大規模土砂流出イベント(流域の異常)の検知を目的に,複数の異常検知手法を用いた検証を実施した。

- KDE,OC-SVM,ISF のいずれの手法においても,異常を検知することは可能であった。
- 一方で,異常を検知した場合の現象評価という観点では,OC-SVM および ISF は,判定結果の評価(特に多次元空間上)が難しく,大規模土砂流出イベントの検知に対する解釈性には課題が残った。
- これに対し,KDE は流量に対する土砂挙動を確率的に表現できる手法であり,RP 基準線やヒステリシスループと併用することで,今後発生しうる土砂流出イベントの規模感を一定程度解釈可能である。そのため,KDE は本稿の目的に対して有効な検知手法となり得ると考えられる。

本検証にあたり, 関東地方整備局富士川砂防事務所よりデータ提供いただきましたこと, お礼申し上げます。

参考文献

- 1)Boniol et al. : Dive into Time-Series Anomaly Detection: A Decade Review, arXiv:2412.20512, 2024.
- 2)瀧口ら: 長期流砂観測データを基とした流域監視の検討, 砂防学会大会概要集, pp. 779-780, 2024.
- 3)瀧口ら: 流域の流砂水文観測データを利用した土砂移動把握手法の試み, 砂防学会大会概要集, pp. 47-48, 2025.

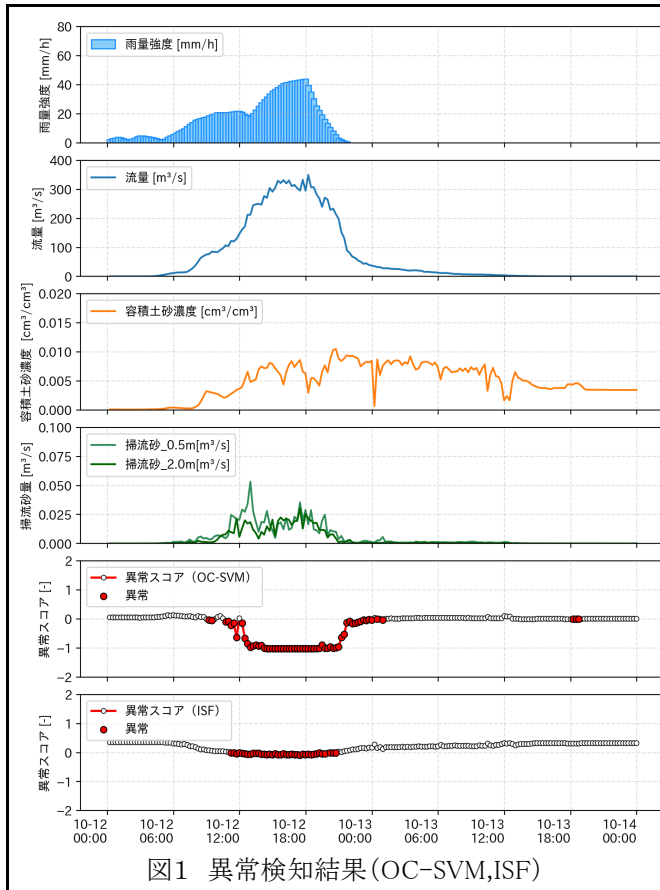


図1 異常検知結果(OC-SVM,ISF)

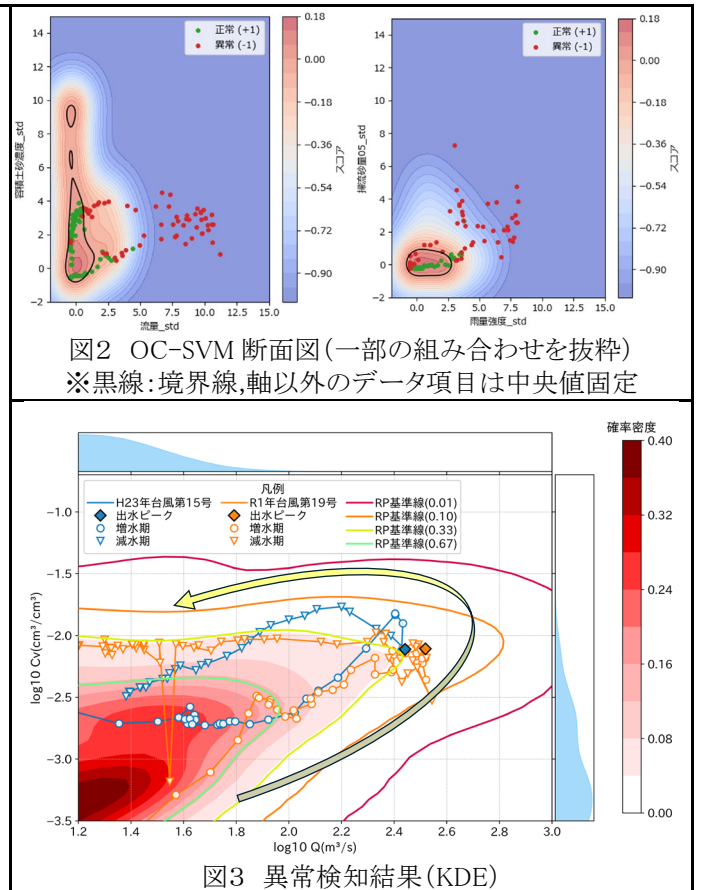


図2 OC-SVM 断面図(一部の組み合わせを抜粋)
※黒線:境界線,軸以外のデータ項目は中央値固定

図3 異常検知結果(KDE)