

安価なセンサーと機械学習を利用した土石流の判別

国土交通省 国土技術政策総合研究所 海老原 友基, 赤澤 史顕, 鈴木 啓介, 西脇 彩人^{*}
株式会社エイト日本技術開発 ○高田 隆行, 八木 笙太
^{*}現 国土交通省 中部地方整備局 静岡河川事務所

1. はじめに

近年, IoT の普及を加速させる背景には, センサ技術の著しい進歩がある。特に, MEMS (Micro Electro Mechanical Systems) 加速度センサの性能向上と小型化により安価な振動センサへの適用が期待されており, 従来高価であったサーボ式振動計等の代替として, 産業用メンテナンスやインフラ診断 (関屋ら, 2017), 地震計測 (大見ら, 2023) 等へ適用されつつある。

こうした背景のもと, 国土技術政策総合研究所では土砂災害の切迫性を示す前兆現象を振動センサ等の各種センサにより検知する技術開発を行ってきた。しかしながら, 振動センサを用いる場合, 機材コストや土石流と各種ノイズとの判別が従来課題となっていた。そこで本研究では, MEMS 加速度センサを搭載した低コスト機器を活用し土石流発生時の振動を観測するとともに, 得られたデータに対して機械学習を利用した発信源の識別を試みた。

2. 観測対象

観測場所は鹿児島県の桜島南岳から約 2 km 西方に位置する野尻川 7 号堰堤左岸である (図-1)。野尻川 7 号堰堤には水通しに高さ 60 cm 間隔で 3 段のワイヤセンサが設置されている。非降雨時は水が流れておらず, 降雨時に流下する水や岩石により 1 段目のセンサが切断された時点で土石流発生と定義されている。

観測期間は 2023 年 11 月~2024 年 12 月上旬の約 1 年である。観測期間中に発生した土石流は計 11 回で, CCTV 動画の目視確認より出水継続時間 3~15 時間, ワイヤセンサ切断時刻を含む土石流継続時間は 10~30 分 8 回, 1 時間 1 回, 視認不可 2 回であった。

3. 低コスト振動センサ

当研究では, アナログ・デバイセズの低ノイズ MEMS 加速度センサ ADXL355 ($20\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$) を利用した低コスト振動計 2 機種を採用し, 土石流発生時の振動観測を実施した (図-1)。1 機種は Telemetra 社の Telemetra-1 (6 万円), もう 1 機種は自作機 (材料費 2 万円弱) である。前者は 500Hz サンプルングで, LAN 内のサーバーに WIN データを転送, 保存できるようにシステムを構築した。後者は 100Hz サンプルングで, TF カードに 15 秒毎にテキストデータを保存する設計とした。いずれも将来的な常時監視を念頭に置いており, 3 成分の連続データを取得できること, 30 秒~1 分間隔で機械学習にデータを投与可能なこと等を条件として選定した上で, 室内振動台にて測定精度に問題がないことを確認した。

電源はいずれも商用電源 (5V 降圧) とした。また, リファレンスとして利用するために東京測振のサーボ式速度計 CV-374AV (200Hz, 100V) を設置した。

4. 観測結果

観測の結果, 低コストの 2 機種とも土石流発生時の振動を取得可能であった。(図-2)。

得られたデータで土石流発生時の 1 時間のスペクトログラムを作成したところ, 多くの土石流継続時間帯, 特に発生初期に高周波帯 (~200Hz) で強い振幅が認められた (図-3)。マイクで録音した環境音を同様に分析したところ, 周波数と振幅の挙動が両者で一致したため, 特徴的な高周波帯は音波起源であると判断された。つまり, 土石流発生時に取得される振動には, 地盤振動 (~30Hz) と音波 (~200Hz) の両方が含まれているということが新たに判明した。

5. 機械学習

5.1 転移学習とアンサンブルモデル

500Hz サンプルングで得られた連続データから 30 秒毎に過去 1 分間のデータを抽出し, スペクトログラムを作成した。作成には 3 成分合成値を利用したが, 機械学習の判別性能比較のために野尻川縦断・横断比, 水平・鉛直比等でもスペクトログラムを作成した。



図-1 振動センサ設置状況

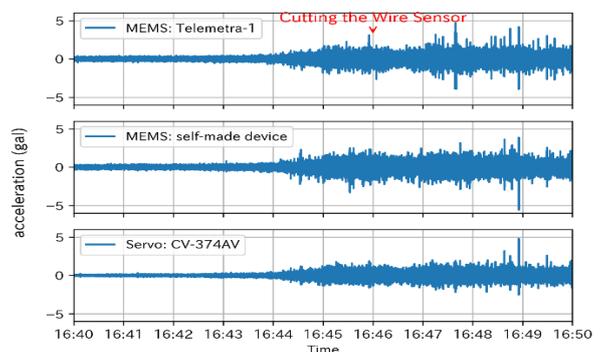
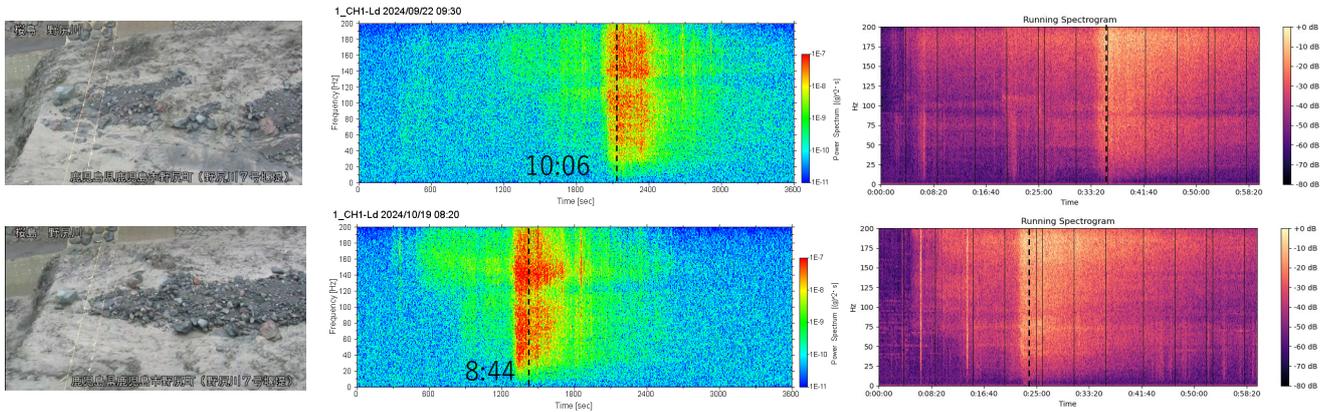


図-2 土石流発生時の振動データ



ワイヤセンサ切断時のCCTV 振動（黒破線：ワイヤセンサ切断時刻） 環境音（黒実線：データ保存時の欠測）
 図-3 振動と環境音の1時間スペクトログラム（上段：2024年9月22日，下段：2024年10月19日）

現地に設置した気象計，カメラ，マイクから得られた情報及び鹿児島地方気象台から入手した桜島の震動観測データ，気象庁の震源リスト等を利用し，8種（土石流，流水，降雨，風，地震，人為的ノイズ，飛行機，機器ノイズ）の発信源を特定した。静穏時，欠測とあわせて10種のラベルをスペクトログラムに付与し，機械学習（マルチクラス分類）を実施した。

機械学習モデルの作成時には，画像の帯域，学習期間，方向性，観測場所の違いの視点から8ケースで分類性能を比較しながら以下の段階を踏みつつ，最良モデルを選定した。

- 1) 8ケースの分析：野尻川7号堰堤での既往モデルとなる，産総研の機械学習モデル（Jiaying Ye et al., 2019）と同じハイパーパラメータを利用したベースライン作成
- 2) 8ケースの分析：ベイズ最適化を用いたハイパーパラメータ探索
- 3) ステップ2における最も良好なケースのデータセットを利用した転移学習
- 4) ステップ2, 3において良好な5ケースを用いたアンサンブル学習

ステップ2において帯域の違いを比較した1~250Hzのスペクトログラム利用にて，良好な判別性能が得られた。この画像セットを利用しつつデータ不足に起因する過学習を避けるため，CNN，ViTベースのアーキテクチャを利用した11種の転移学習及びアンサンブル学習を実施し，汎化性能の向上と判別性能の改善を図った。参考としてBLIPによる分類も実施した。結果，F1マクロスコア0.84，土石流に関しては捕捉率97%，適中率72%となる良好なアンサンブルモデルが作成された。土石流か否かの2値分類として再評価するとF1マクロスコア0.91といった非常に良好な判別結果が得られた。なお，土石流にかかわる誤判定（見逃し3%，空振り28%）は全て「流水」であった。見逃しは土石流継続時間帯の終わり頃，流水に移行する境界時刻付近で6件と，発生直前を含む1件であることを確認した。空振りは9月22日のワイヤセンサ切断後に2度の段波が発生しており，その間の時間帯が主体であった。

5.2 ドメインシフトの影響確認

最後に，作成した機械学習モデルが異なる機種，場所で観測した土石流の振動でも正しく判別するかを確認した。テストデータとして，野尻川の下流でDAS（Distributed Acoustic Sensing, 2000Hz, 100V）により取得された土石流発生時のデータを利用した。

結果，既存の学習済み知識が十分に活用され，土石流の振動を正確に判別した。これは，スペクトログラムの大部分を占める音波が大気中を伝播するため，流心に近い場所では類似したパターンが現れることに起因すると推察される。

この結果から，異なる環境下で取得された土石流の振動データにおいても，ドメインシフトによって土石流発生が未知のケースとして誤判定される可能性は小さいと判断された。

6. おわりに

本研究で構築した観測システムは初期投資の低減を実現するとともに，機械学習の活用による安全管理や災害リスク軽減に向けた新たな一歩になると期待される。現段階では別溪流等での適用性が検証されていないため，今後検討を進めていきたい。

謝辞：本研究では，大隅河川国道事務所及び桜島砂防出張所よりテストフィールドや各種施設，情報をご提供いただいた。鹿児島地方気象台からは桜島の震動観測データをご提供いただいた。また，泉山寛明氏には多くのご助言をいただいた。ここに記して謝意を表する。

引用文献：

- 関屋ら(2017)MEMS加速度センサを用いた二箇所同時変位計測に基づく支承部の健全度評価の試み，土木学会論文集A2, 73巻, 2号, p. I_649-I_660
 大見ら(2023)飛騨山脈南部における震度観測網構築の実現可能性の研究--その1: 計画の概要と機器開発--, 京都大学防災研究所年報, 66巻, B号, p.59-66
 Jiaying Ye et al. (2019) An Efficient In-Situ Debris Flow Monitoring System over a Wireless Accelerometer Network, Remote Sens. 11(13), 1512