

水路実験における AI を用いた土砂濃度推定手法の精度向上に関する検討

株式会社建設技術研究所 ○浦長瀬大世, 奥山遼佑, 中西宏彰, 石川深緒
西原加織, 高橋佑弥, 戸舘光
国土技術政策総合研究所 赤澤史頭, 鈴木啓介

1. はじめに

近年, 令和元年東日本台風による丸森町での災害に代表されるように, 土砂・洪水氾濫による被害が顕在化している。土砂・洪水氾濫の対策計画立案やリスク評価を行うためには, 土砂・洪水氾濫を引き起こす土石流・土砂流の侵食過程および堆積過程を把握することが必要不可欠である。

土石流・土砂流の堆積・侵食は, 平衡土砂濃度と流下中の土石流・土砂流の土砂濃度の差によって生じる。このため, 土石流・土砂流の堆積・侵食過程を把握するうえで, 堆積・侵食が生じるような勾配変化点の上下流の土砂濃度を把握することは非常に重要である。

一方で, 土石流・土砂流の堆積・侵食過程は現地で観測することが難しく, 堆積・侵食過程の解明に向けた研究は, 水路実験によるものがほとんどである(例えば, 高橋・匡(1986), 奥山ら(2025)など)。

しかしながら, 水路実験における土砂濃度の計測方法は, 水路下流端から流出土砂を採取する手法が一般的であり, 現時点では, 流下中の土石流・土砂流の濃度を流況を乱さずに計測することは困難である。

そこで本研究では, 実験中の流況を乱すことなく土砂濃度を計測する手法の開発を目的として, AI を用いて実験で取得した画像から土砂濃度を予測する方法を検討した。

2. 検討方針

本研究では, AI による土砂濃度予測モデルの構築・検証を目的として, 教師データ取得実験と検証用データ取得実験の2種類の実験を実施した。教師データ取得実験により得られた画像データと計測した土砂濃度を教師データとして学習させ, 土砂濃度を予測するモデルを構築した。構築したモデルを用いて, 検証用データ取得実験で取得した画像から土砂濃度の予測を行った。予測結果と実際に計測した土砂濃度を比較して, AI による土砂濃度推定の可能性について検討した。

3. 教師データおよび検証用データ取得実験

3.1 実験方法および実験条件

実験条件を表-1, 実験ケースを表-2に示す。実験は, 水路勾配を変化させた5ケースを設定し, 各ケースにつき2回実施した。計測は, 水路下流端から流出した水および土砂を直接採取し, 土砂濃度を算出した。

3.2 実験結果

実験結果を表-2に示す。表中には, 各ケースにおいて複数回計測した土砂濃度の平均値を示した。流況観察の結果, Case1 から3の土砂移動形態は土石流状態, Case4 および5は水流層と砂礫移動層の2層に分かれた土砂流状態であることが確認された。

4. AI による画像解析

4.1 画像解析手法および解析条件

画像解析の条件を表-3に示す。解析には, 実験水路側面に設置したハイスピードカメラ(以下 HSC とする)で撮影した画像(図-1)を用いた。図-1は, 要旨掲載に際し明度調整を行っているが, 解析には調整前の画像を使用した。実験は各ケース2回実施し, 1回目のデータを教師データ, 2回目のデータを検証用データとした。

表-1 実験条件

水路長	6.0 m
水路幅	10 cm
水路勾配	5条件(15, 12, 10, 8, 5度)
供給流量	定流 3.5 L/s 移動床を湿潤状態にするため散水を実施
実験砂	均一砂 4.0 mm
土砂供給	移動床の侵食(移動床敷厚 5 cm)
水路床	全区間移動床とした

表-2 実験ケースおよび実験結果

CASE	水路勾配度	平均粒径 mm	流量 L/s	実験結果 土砂濃度 %	
				1回目	2回目
1	15	4.0	3.5	32.2	31.5
2	12	4.0	3.5	23.8	22.9
3	10	4.0	3.5	16.5	16.3
4	8	4.0	3.5	10.1	9.9
5	5	4.0	3.5	4.1	4.3

表-3 解析条件

解析モデルの パラメータ	画像枚数	各ケース 500 枚
	学習回数	500 回
	ミニバッチ数	10 枚
画像	サイズ	640×480
	処理	3条件(原画像, 差分画像(カラー, グレースケール))

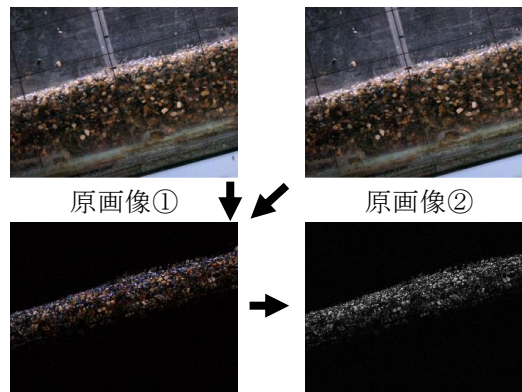


図-1 解析用いた画像(原画像, 差分画像)

解析には、原画像、差分画像、グレースケール化した差分画像の3種類を用い、それぞれで土砂濃度予測モデルを構築し、土砂濃度の予測を行った。差分画像は、土砂移動に関する情報（河床から水面までの情報）を抽出することを目的に、連続する前後2枚の画像から各画素における明るさの違いを画像解析ライブラリ（OpenCV）の absdiff 関数により算出した（図-1）。

4.2 土砂濃度予測結果と考察

4.2.1 原画像の予測結果と考察

原画像による予測結果を図-2に示す。Case3 および Case5 では予測値は正解値と概ね一致した。一方で Case1, Case2 および Case4 では予測値が正解値と乖離した。また、Case2 では予測値のばらつきが大きかった。予測値と正解値の差異や予測値のばらつきの要因として、教師データの原画像に水路の枠や側壁などの土砂濃度と直接関係しない情報が含まれており、AIがそれらの特徴として学習した可能性が考えられる。このことから、土砂濃度の予測に関係すると考えられる流動層を抽出するために原画像から差分画像（カラー）を作成し、再度学習および予測を行った。

4.2.2 差分画像（カラー）の予測結果と考察

差分画像（カラー）（以下、カラー画像とする）による予測結果を図-3に示す。Case 1, Case 2 および Case4 の予測値は、原画像を用いた場合に比べて正解値との乖離が小さくなり予測精度が向上した。これは、差分画像を用いることで、原画像に含まれる不要な情報が除去され、AIが土砂移動に関する特徴を捉えやすくなったためと考えられる。この結果から、AIを用いた解析モデルによって、水路実験の土砂濃度をある程度予測可能であることが確認できた。一方で、Case 4 の予測値は原画像の場合と比べて、正解値に近づいたものの、予測値のばらつきが大きくなった。Case 4 の予測値にばらつきが生じる要因は、モデルの学習段階における一般的な要因として、画像の色情報、画像サイズ、学習データ数などが考えられる。特に画像の色情報については、実験室内の照明条件や外光等の影響により、実験ケースごとに画像の色調が異なっている。そこで本研究では、色情報による影響を低減するために、カラー画像をグレースケール化したうえで改めて学習および予測を行った。

4.2.3 差分画像（グレー）の予測結果と考察

差分画像（グレー）（以下、グレー画像とする）による予測結果を図-4に示す。Case 4を除く各ケースでは予測値は正解値と概ね一致した。特に、Case 3 の予測値は、カラー画像の場合と比較してばらつきが小さくなった。Case 4 の予測値はカラー画像の場合と大きな差がなく、ばらつきが大きい点も同様である。

図-5は、カラー画像およびグレー画像の予測値と正解値の絶対誤差の平均値を水路勾配別に比較した結果を示す。Case 1 から Case 3 ではグレー画像を用いた予測結果の方が誤差が小さい。Case 4 では、グレー画像の誤差は 2.3% とカラー画像の 1.4% より 0.9% 大きかった。一方、グレー画像の標準偏差は 0.8 とカラー画像の 1.0 より 0.2 小さく、予測値のばらつきは低減したものの、グレースケール化による明確な予測精

度の向上は確認されなかった。以上の結果より、画像が持つ色情報は、粒径や水路勾配といった物理条件と比較すると、土砂濃度予測における影響は相対的に小さかった可能性があると考えられる。

5. まとめ

本研究では、水路側面から撮影した画像を用いて AI により土砂濃度を推定する方法を検討した。この結果、流動層を抽出した差分画像を解析に用いることで、土砂濃度をある程度予測できることが確認できた。

今後は、平均粒径が異なる実験砂や混合砂、教師データとして学習させていない勾配（例えば 13 度や 11 度など）に対して本モデルが適用性を検証し、本モデルの汎用性や課題点を詳細に把握する必要がある。

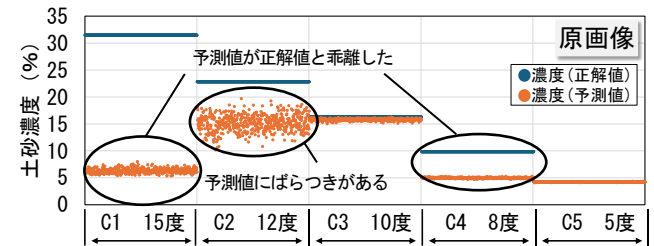


図-2 原画像の予測結果

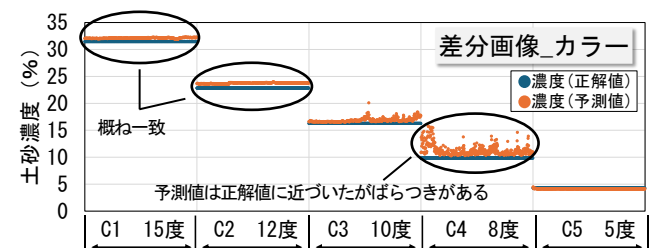


図-3 差分画像（カラー）の予測結果

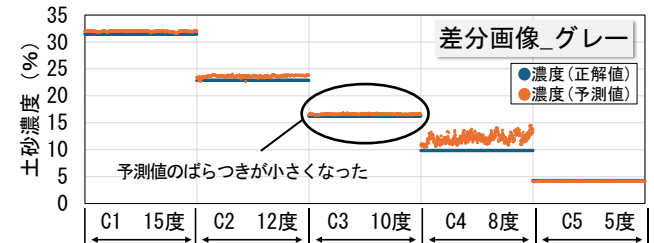


図-4 差分画像（グレー）の予測結果

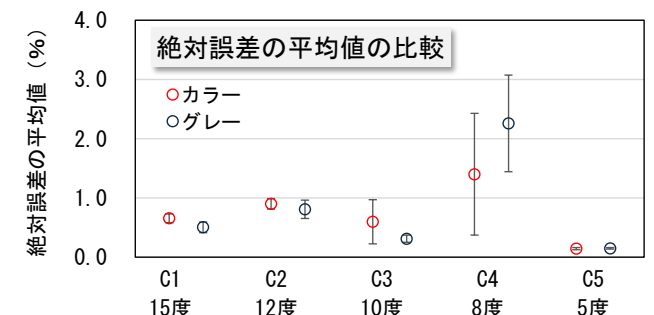


図-5 カラー画像とグレー画像の誤差の比較

引用文献

- 高橋・匡 (1986) : 変勾配水路における土石流の形成, 京都大学防災研究所年報, 第29号B-2, p.343-359
- 奥山ら (2025) : 粒径の異なる土石流の堆積速度に関する水路実験, 令和7年度砂防学会研究発表会概要集, p.777-778