

水路実験における AI を用いた土砂濃度推定手法の検討

株式会社建設技術研究所 ○浦長瀬大世, 奥山遼佑, 矢作和樹, 中西宏彰
石川深緒, 井上雄登, 松原智生, 高橋佑弥

国土交通省 国土技術政策総合研究所 赤澤史顕, 鈴木啓介

1. はじめに

土砂・洪水氾濫対策計画策定のため、河床変動計算モデルの精度向上に向けた検討が進められている。河床変動計算によって精度よく土砂・洪水氾濫の被害を推定するためには、勾配変化点における堆積過程の予測精度向上が必要であり、勾配変化点を有する水路実験による検討が行われている（例えば、奥山ら；2023）。

勾配変化点における堆積過程を分析するにあたっては、勾配変化点の河床変動と土砂濃度や粒径との関係を整理し、堆積特性を把握することが重要である。しかしながら、勾配変化点において実験中に流況を乱さずに土砂濃度を計測することは困難である。

本検討は、AI 画像解析技術を用いて、実験中の土砂濃度を間接的に計測する手法について検討を行った。

2. 検討方法

検討は、①AI 画像解析モデル構築に用いた教師データ・検証データ取得のための実験、②解析モデルを用いて濃度予測を行った勾配変化点の実験、③教師データを用いた AI 画像解析モデルの構築、④検証データを用いた解析モデルの予測精度確認、⑤勾配変化点の土砂濃度予測の手順で実施した。

3. 実験概要

3.1 解析モデル構築に用いたデータ取得のための実験

長さ 6m の直線水路を用いて、水路勾配、粒径等の条件を変化させた実験を実施した（表 1）。実験は、各ケース 2 回行った。水路下流端から流出する土砂を直接採取し、土砂濃度を計測した。

3.2 解析モデルを用いて濃度予測を行う勾配変化点の実験

上流側 6m、下流側 4m の可変勾配水路を用いて、水路勾配、粒径等の条件を変化させた実験を実施した（表 1）。実験は各ケース 2 回行った。

表 1 解析モデル構築に用いたデータ取得（左）と勾配変化点（右）の実験ケース・実験条件（下）

教師データ					テストデータ					水路勾配					平均粒径				
ケース	濃度 (%)	ケース	濃度 (%)	水路勾配 (度)	平均粒径 (mm)	ケース	回数 (回)	水路勾配 下流 (度)	水路勾配 上流 (度)	平均粒径 (mm)	ケース	回数 (回)	水路勾配 下流 (度)	水路勾配 上流 (度)	平均粒径 (mm)				
C1-1	27.8	C1-2	28.1	15	12	C15	2	5	15	12.0	実験条件 供給流量 定流 3.5L/s 土砂供給 移動床 侵食 水路床 全區間移動床	2	5	12	2.4				
C2-1	31.7	C2-2	29.7	15	6.7	C16	2	5	15	6.7									
C3-1	32.2	C3-2	31.5	15	4	C17	2	5	15	3.1									
C4-1	27.3	C4-2	28.1	15	3.1	C18	2	5	15	2.4									
C5-1	26.5	C5-2	27.4	15	2.4	C19	2	5	15	1.3									
C6-1	16.8	C6-2	16.7	12	12	C20	2	5	12	12.0									
C7-1	19.5	C7-2	20.7	12	6.7	C21	2	5	12	3.1									
C8-1	23.8	C8-2	22.9	12	4	C22	2	5	12	2.4									
C9-1	22.3	C9-2	20.4	12	3.1														
C10-1	19.3	C10-2	18.7	12	2.4														
C11-1	20.6	C11-2	20.6	12	1.3														
C12-1	16.5	C12-2	16.3	10	4														
C13-1	10.1	C13-2	9.9	8	4														
C14-1	4.1	C14-2	4.3	5	4														

実験条件

供給流量	定流 3.5L/s
土砂供給	移動床侵食
水路床	全区間移動床

4. 教師データを用いた AI 画像解析モデルの構築

4.1 AI 画像解析モデルの概要

AI を用いた間接的な土砂濃度計測に当たっては、下記の手順で解析可能なモデルを構築した。①入力層で学習用データである画像を入力、②中間層（畳込み層、プーリング層、全結合層）で特徴抽出器であるフィルタを用いて各画像の特徴抽出を実施、③出力層で土砂濃度の予測値を出力、④出力層の結果と実際の結果（正解）を比較し、正解を予測できるようにフィルタのパラメータを更新、⑤指定した学習回数分①～④の処理を繰り返す。

4.2 AI 画像解析モデルの構築

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）を用いて、撮影した画像（図 1）を AI 画像解析に使用した。直線水路で実施した実験は、1 回目のデータを教師データ、2 回目のデータをテストデータとした。解析モデルに与えるための教師データは、画像データと濃度のデータを紐づける必要がある。濃度のデータは、水路下流端で複数回採取した流出土砂濃度の平均とした。解析モデル構築のために用いた教師画像は 45380 枚、テスト画像は 47672 枚、合計 93052 枚である。使用する画像の枚数が非常に多いため、解像度の高い状態では PC スペックの都合上、解析が実施できない。そのため、収集した画像データのサイズを 160×120 ピクセルまでリサイズし、容量を小さくした上で解析を実施した。整理した教師データを用いて解析モデルを構築した。



図 1 HSC で撮影した画像（C2-2（左）、C4-1（右））

5. 解析モデルの予測精度確認結果

解析モデルの予測精度の確認結果を図 2 に示す。図中に水路勾配と粒径を記す。予測結果を以下の 4 つに分類した。

①予測値は、正解値と概ね一致している。②予測値は正解値に近いが、ばらつきがある。③予測値のばらつきは小さいが、正解値と乖離している。④予測値は正解値と乖離しており、ばらつきがある。

②の予測値（C14-2）は、概ね正解値に近いが、後半にかけて 4～10% の範囲でばらついた。実験後半の画像は前半の画像に比べて、河床高が高い。河床上昇が濃度予測に影響し、予測値にばらつきが生じたと考えられる（図 3）。③と④の予測結果の理由は、教師画像とテスト画像の明度や彩度の違いが考えられる。予測値と他ケースの正解値に近い教師データを比較すると、勾配と粒径が異なるため、AI の捉えた特徴が土砂濃度に起因する要素ではない可能性が考えられる。



図 3 河床上昇の様子（実験前半（左）、実験後半（右））

6. 差分画像を用いた AI 画像解析モデルの構築

河床上昇による影響を除くため、画像の前後で差分をとる一次処理を行った。差分は、河床から水面までの水流層と砂礫移動層の情報に限定することを目的としている。差分画像の作成は、取得した連続する 2 枚の画像の前後にて確認される差分情報を画像化する方針とした（図 4）。HSC の

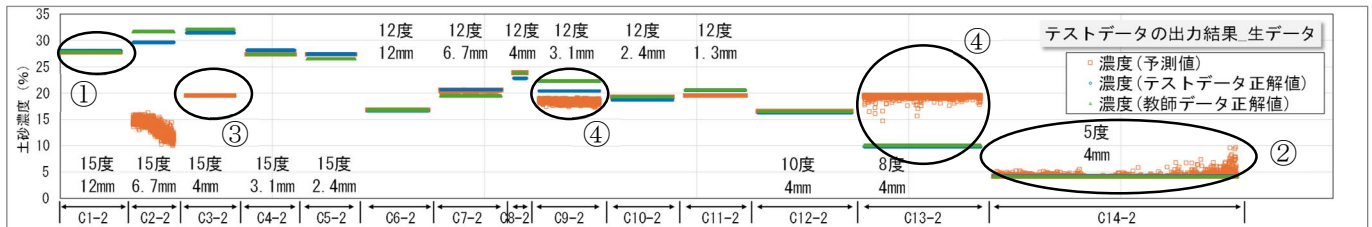


図2 解析モデルの精度確認結果_生データ

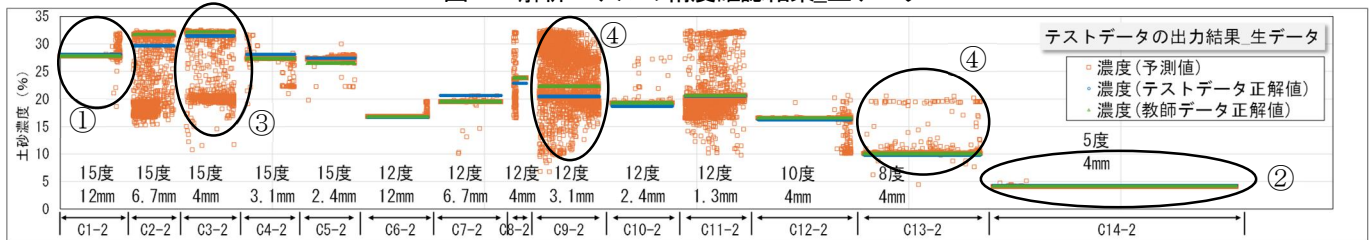


図5 解析モデルの精度確認結果_差分画像

フレームレートは約150～300fpsであるため、およそ0.003～0.006秒の差分画像である。一次処理を行った教師データを用いて解析モデルを構築した。



図4 連続する前後の画像(左)と差分画像の例(右)

7. 差分画像を用いた解析モデルの予測精度確認結果

差分画像を用いた解析モデルの予測精度の確認結果を図5に示す。①一次処理前の予測値は概ね一致していたが、一次処理後の予測値は、一部が大きくばらついた。②一次処理前の予測値は後半に一部ばらつきがあったが、概ね正解値に近づいた。③一次処理前の予測値は、ばらつきが小さいが正解値と乖離していた。一次処理後の予測値は、一部または全体的に大きくばらついた。④一次処理前の予測値は、正解値と乖離しており、ばらつきがあった。一次処理後は、予測値が全体的に大きくばらついたケースと、正解値に近づいたケースを確認した。

①と③、④の予測値がばらついた理由は、差分画像を作成するとき、水流層等の必要な情報まで画像の特徴として除外されたと考えられる。AIが捉える特徴が類似しているケースが多くなったことで、予測値が大きくばらついたと推測される。また、予測値のばらつきの幅は、教師データの上限と下限の範囲に収まった。予測値は、教師データの何かしらの特徴を捉えた結果が出力されたと考えられるが、捉えた特徴が土砂濃度に起因する要素ではないことが考えられる。②と④の予測値が正解値に近づいた理由は、差分画像を作成したことで、土砂堆積による河床上昇の影響を除くことができたためだと考えられる。

8. 濃度の時間的変化の予測

解析モデルによる勾配変化点の濃度予測に使用した画像は、実験中のHSCの画像をリサイズして、差分画像にしたものである。

構築した解析モデルを用いて勾配変化点の濃度を予測した。勾配変化点の濃度を予測した結果のうち、C21(水路勾配12-5度、代表粒径3.1mm)の結果を図6に示す。

図中には、動画解析で取得した勾配変化点における堆砂勾配から高橋の平衡濃度式を用いて算出した土砂濃度を参考として示した。また、上流側・下流側の濃度は、それぞれの勾配に設定した直線水路で、計測した土砂濃度である。予測結果は、初期の予測値が大きく、時間が経過するにつれて予測値が小さくなる傾向にあり、最終的に4%前後となった。初期の予測結果は、上流側の濃度と比べて大きい予測値があることを確認した。前半の予測値は、20%程度に集中しており、正解値が20%である教師データの数が多いことが影響したと考えられる。後半の予測値は、算出した推定値と比べて3%程度小さい。5～10%の範囲に教師データがないため予測できなかったと考えられる。解析に使用した画像の勾配を計測したところ、教師データは濃度と勾配に正の相関を確認したが、テストデータには確認できなかった。

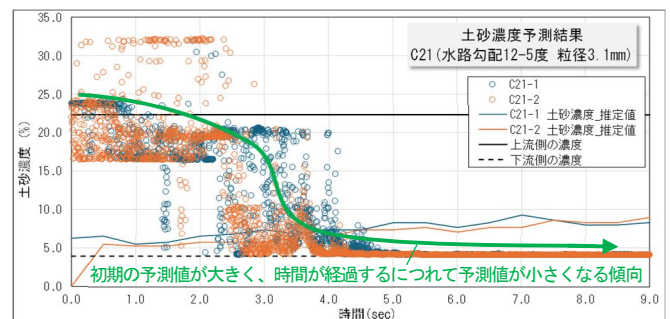


図6 C21の予測結果及び土砂濃度の推定値

9. まとめと課題

実験を撮影した画像を用いてAI画像解析を行った。2枚の画像の差分をとって教師データを作成することで一部精度向上が確認できた。一方で、差分画像を使用することで精度が低下したケースも存在した。これらのケースでは、勾配や流動深ではない他の特徴から予測していることが考えられる。

このことから、予測精度向上を図るために教師データの与え方の工夫が必要であると考えられる。具体的には、①解析に用いる画像の枚数を調整し各画像の容量を大きくする、②土砂輸送濃度の予測に必要なと考えられる部分のみに画像をトリミングする、③土砂濃度5～10%の間の教師データを追加する、などの方法が考えられる。

【引用文献】

奥山ら(2023):勾配変化点における土石流・土砂流の堆積特性に関する基礎的実験, 令和5年度砂防学会研究発表会概要集, p.625-626