

UAV空撮画像のAI画像判別による河床材粒径の評価

宮崎大学工学部 学生会員 ○中尾翔
 宮崎大学工研究科 学生会員 武智仁志
 宮崎大学工学部 正会員 入江光輝

1. はじめに

河床を構成する砂、礫、岩などの河床材料は、水生昆虫等の生息場として、魚などの採餌場、避難場、産卵場として多面的な機能を果たしている¹⁾。また、河床材の粒径は掃流力の大きさを反映しており、その観察により出水時の流速の平面的な空間分布も把握できる。このように河床材粒径の空間分布は、河川整備における環境及び治水において非常に重要な情報となる。

従来から行われている河床材料調査方法として、面積格子法・線格子法・容積法等のフィールド法が挙げられる。これらは現地で試料を採取し、実測やふるい分けを行うため、多くの労力・時間・費用が必要である。加えて、一回の調査範囲に限られるため、その河床の全体における空間代表性も問題²⁾である。

そこで近年、画像処理技術の適用が試みられてきている。例えば、河床材画像から詳細な粒径加積曲線を得られる BASEGRAIN³⁾ 等が開発され、代替手法として注目されている。しかし、同ソフトでは画像を一枚一枚解析するため、広域の空間分布情報をくまなく得る場合には多数の画像解析を要し、多大な手間がかかる。かつ、個々の粒子が画像上で認識できない細粒成分は判別不可能で外挿されているといった欠点もある。

そこで本研究では、より簡便な方法として、UAVの空撮画像と AI による画像認識の適用を提案する。大量の河床空撮画像を、中央粒径と粒径分散によって分類された学習データに基づいて構築したニューラルネットワークモデルを用いて大量一括処理し、河床全体の粒度傾向の面的分布の把握を試みた。

2. 調査方法

(1) 現地調査サイト

解析対象としたのは、耳川水系西郷ダム下流で2地点を対象とした。西郷ダムでは平成29年度より通砂運用を行っており、ダムから流出した土砂の堆積が著しく、細砂から礫まで堆積場所によって特徴的な粒径分布が見られる。本研究は提案する手法の初めての適用の試みであるため、AIによる画像判別による差別化が比較的行きやすいこれらの堆積地点を対象とした。



図-1 調査地点

(2) 解析手順

まず、0.5m×0.5mのコドラート設置点を決定する。次に、UAVでそのコドラート領域を含む範囲を高度5m及び10mから空撮する。その後、コドラート内の土砂を深さ10～20cm採掘し、ふるい分けを行った。容積法による調査を行ったのは39地点である。

研究室に帰還後、ふるい分け結果から粒度分布を整理するとともに、長方形の元の空撮画像をコドラート地点を中心に1m×1mにトリミングした。容積法で得た粒度分布は39地点のみで、AIの学習データ及び画像判別結果の検証に用いるデータ(テストデータ)として十分な数ではないが、多大な労力を伴う容積法による調査地点数を短期で増やすことも難しい。そこで、BASEGRAINを使用し、解析結果を判別検証用のテストデータとして使用した。まず、コドラート調査地点についてBASEGRAINで解析を行い、容積法による実測との適合性を確認した。その確認後、コドラート地点の同一写真内8領域についてBASEGRAINによる粒度分析を行い、それらも学習データ及びテストデータとして使用した。

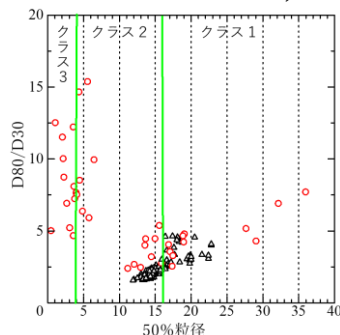
画像判別モジュールには畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を適用したGoogleNetを使用した⁴⁾。学習データとして3グループに分類した画像群を与えCNNモデルを構築し、そのモデルに別の未判別画像データ群を与えて検証を行った。

これらの作業をMATLAB(MathWorks社製)上でコード化し、実行した。

3. 結果,考察

(1) ふるい分け結果及びBASEGRAINの適合性

各コドラート地点のサンプルについてのふるい分け結果を 50%粒径及び粒度の分散に基づいて整理したものを図-2に丸印で示す。ここでは粒度の分散を示す指標として D_{80}/D_{30} (30%および 80%超過粒径の比)を用いている。主に図-1中の地点1の試料のほうが粒径が小さく、ばらつきが大きい傾向にあった。他方、地点2は比較的大きな礫や岩を含んでいた。



コドラート地点に 図-3 D_{80}/D_{30} と 50%粒径の比較について BASEGRAIN による解析を行い、50%粒径と D_{80}/D_{30} について容積法による実測との一致度を検証した(図-3)。BASEGRAIN の解析結果は 50%粒径について中程度(10~25mm)のみ再現性が高い。前述のように、細粒分は解析対象とならない。他方、粗粒分は日射角によっては礫が影をつくり、その陰の暗い部分以外について径が計測されるため、BASEGRAIN では小さく評価される。一方、粒度の分散指標である D_{80}/D_{30} は再現性がかかなり低い。

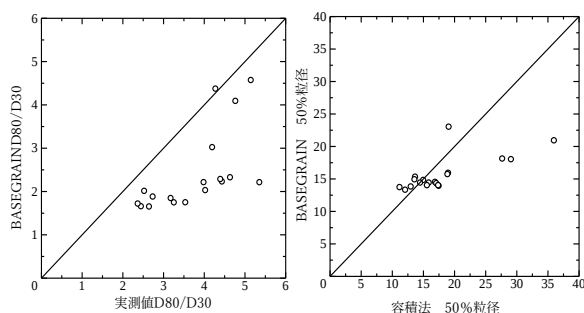


図-3BASEGRAIN と実測の比較(右: 50%粒径左: 分散指標)

(2) CNN モデル構築とその検証

CNN構築には多くの学習データが必要となる。ここでは実測で得た粒度分布だけでなく、BASEGRAINで得た結果も活用してモデル構築する。ただし、(1)で示した傾向から、グループ分けで再現性の悪い D_{80}/D_{30} を基準にはせず、比較的信頼性の高い50%粒径に基づいて分類した(図-2中のクラス1~3)。使用したBASEGRAINの結果の50%粒径と D_{80}/D_{30} を図-2中に三角で示す。各クラスについて30枚ずつ、計90枚の学習データを用いた。モデル構築時に学習の確度を示す「学習精度」という指標が示されるが、初期試行では

89%となった。同モデルに対し、テストデータ283枚を入力して判別を行った。その結果、正答率はクラス1で94.6%、クラス2で81.0%、クラス3で76.8%、全体で84.5%となった。正答率はモデルによる判別結果中の正解の割合を示す。ある程度の正答率は得られたが、向上の余地が考えられる。BASEGRAINでの解析で誤差要因となっていたが、本手法でも同様に影が解析結果に影響を及ぼし得る。今回の調査では、作業の都合で撮影の時刻が午前と午後の2度、それぞれまとまった時間帯に撮影を行っている。粒径の大きな材料では、その横に材料自身の影が現れていた。特に午前撮影時に大きく表れ、日射角の高い正午過ぎの撮影分は影がいくらか短い。そこで、学習データに使用する写真を午前撮影分のみを使用してCNNモデル構築をし、検証データは午前と午後それぞれを判別させた。表-1にその正答率を示す。学習データとテストデータの撮影時間帯が一致していると、精度向上が見られたが不一致の場合に精度が大きく減少した。

表-1 影による誤差の影響

テストデータ	両時間帯撮影の画像で構築したCNNを使用	午前撮影分のみで構築したCNNを使用	正答率変化
午前	85.9 %	87.3 %	+1.4 %
午後	80.8 %	71.7 %	-9.1 %

4. おわりに

本研究では、河床材の空間的分布の調査手法として、UAVの空撮画像のAIによる自動分類を試みた。特に材料自体が作る影の影響を大きく受けるので、撮影時間など日射の角度がある程度一定となるように調査を実施する必要があると考えられた。

参考文献

- 1) 池田俊介,現地観測に基づく瀬の水理と生物一次生産に関する研究,,土木学会誌, No. 594/II-43,93-103,1998
- 2) 寺田康人,UAVによる撮影画像を用いた洪水前後の砂州上粒度分布の計測,土木学会論文集 B1(水工学)Vol.71,No.4,I_919-I_924,2015.
- 3) M.Detert&V.Weitbrecht,Userguidetogravelometricimag-eanalysisbyBASEGRAIN, 2013 Taylor & Francis Group, London, ISBN 978-1-138-00062-9
- 4) 中山 英樹,深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習,,電子情報通信学会音声研究会 7月研究会, 2015