

3 次元点群データを活用した河道の水域特定に関する研究

長崎大学工学部工学研究科 学生会員 加来 太史
 長崎大学工学部工学科 学生会員 具志堅 光宙
 長崎大学工学部工学研究科 正会員 鈴木 誠二

1. 研究背景と目的

河川の流下能力を適切に評価するためには正確な河道の形状把握が必要不可欠である。現在河道形状を把握する手法として定期的な河川の横断測量が行われているが人的コストがかかることによる頻度の低さ、測量間隔の広さなどから十分に把握できているとは言い難い状況である。また航空機などによるレーザー測量も行われているが、専門の事業者に依頼する必要があるためコストが高く各自治体の大きな負担になっている。

写真測量では、写真合成によって 3 次元形状を復元する技術(SfM)に基づいて 3 次元点群データ、オルソ画像、数値標高モデル(DSM)を作成し、地形を把握することができる。近年になって UAV と写真測量を組み合わせた UAV 写真測量法が開発され、従来の測量法に比べて大幅なコスト削減が可能となった。

しかし、この UAV 写真測量を用いて河道の形状を把握する場合、水深が光の屈折によって実際の水深よりも浅く推定されることが課題となっている¹⁾。水深を補正するためには、オルソ画像などから目視で水域を特定し、そこに補正係数を乗じて水深を補正する必要がある。本研究では深層学習を用いて 3 次元点群データから水域特定を自動化することによる手技の簡便化、画像からでは特定できない電線や樹木の下の水域の特定を試みた。

2. 深層学習による水域特定

2.1 研究手法の概要

本研究では河川の 3 次元点群データから水域を特定する深層学習モデルの構築及びモデルの精度評価を行なった。データセットの作成方法や深層学習モデルについての詳細を以下に記述した。

2.2 データの概要

本研究では長崎県の神浦川下流を対象領域とし、現地にて UAV による空中写真撮影を実施した。空中

写真撮影の際のオーバーラップ率は約 80%で、高度 70m から垂直写真と斜め写真を流線に沿って撮影した。写真撮影で得た画像を用いて SfM 処理により 3 次元点群データを作成した。3 次元点群データは位置情報(x, y, z)と 8bit の色情報(R, G, B)で構成される。図-1 に作成した 3 次元点群データの z 成分(標高)を除いた平面図を示す。SfM 処理には Agisoft 社の Metashape を使用した。

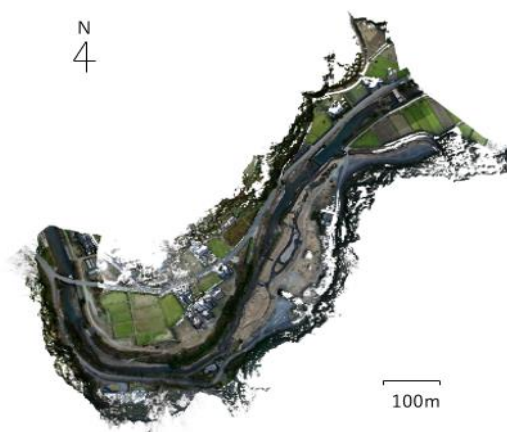


図-1 神浦川の点群全体

2.3 データセットの作成

本研究では図-2 に示すように SfM 処理で作成した 3 次元点群データ全体から 42 分割し、その内の 36 個を深層学習における訓練データ、6 個を検証データ、4 個をテストデータとした。また分割した各 3 次元点群データの水域部分にラベル付けを施し、それを正解データとした。

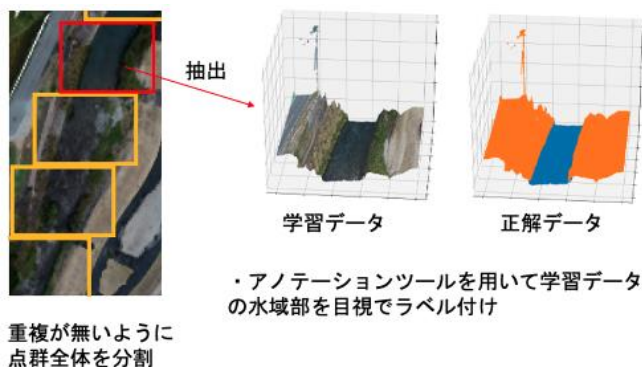


図-2 データセットの作成

2.4 深層学習モデル

3次元点群データに関する深層学習モデルでは PointNet や PointNet++ が一般的に用いられる。しかし、それらのモデルでは 3次元点群データの位置情報(x, y, z)のみでしか学習をすることができず、色情報(R,G,B)と同時に学習することができない。水域を特定する上で色情報は重要な特徴であるため、位置情報と同時に学習させることが望ましい。そこで本研究では河合ら²⁾が提案した位置情報と色情報を同時に学習できるようにした PointNet#を用いて水域の特定を試みた。また、提案されたモデルの classification レイヤー²⁾を図-3に示すように semantic segmentation レイヤーに置き換えて、モデルに入力された全ての点において水域であるかを予測できるようにした。

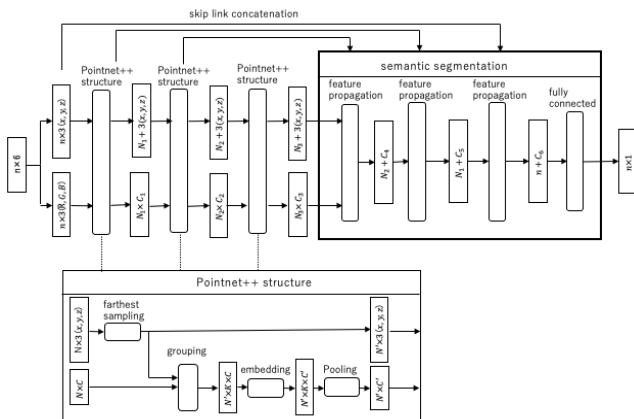


図-3 PointNet#の classification レイヤー²⁾を semantic segmentation レイヤーに置き換えた構成図

2.5 データの前処理

データをモデルに入力する前処理として、正規化を施した。正規化については、3次元点群データの x, y, z の値を 3軸においてそれぞれ最大値が 1、最小値が 0 になるように変換した。

2.6 損失関数と精度評価関数

今回扱う点群データは水域の点が水域以外の点よりも少ないため、不均衡なデータに対しても適切に評価できる Dice 係数を用いた。式(1)が精度評価関数、式(2)が損失関数である。

$$Dice(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (1)$$

$$Loss(A, B) = 1 - Dice(A, B) \quad (2)$$

$|A|$ は、正解データの全ての水域の点の数であり、 $|B|$ は予測結果の全ての水域と判定された点の数である。また、 $|A \cap B|$ は正解データと予測結果の共通の点で水域である場合の点の数である。

3. 結果および考察

4つのテストデータの精度の平均は 92.14%であり、高い精度で水域を特定することができた。1つのテストデータの予測結果と正解データを比較したものを図-4に示す。左が学習用データ、中央が予測結果、右が正解データの点群である。

3次元点群データを活用することで本研究の目的である電線や木の下などの水域を高精度で特定することができた。しかし、水深が深い領域の水域では高精度で特定することができたが、水深が浅く水際に近い水域は特定できていない箇所が見られた。原因として学習データの不足や、水際付近の砂の色と水域の色が類似しており判別が難しいということが考えられる。

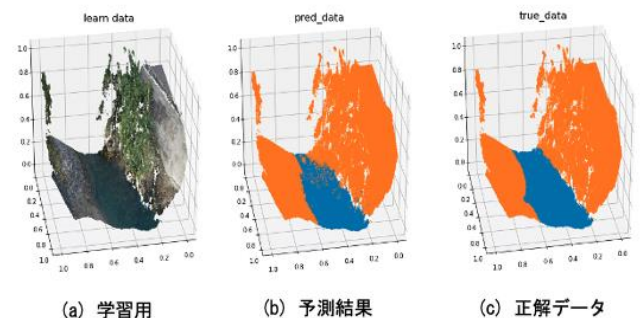


図-4 3次元点群データの比較

本研究では、神浦川の 3次元点群データをもとに水域特定のモデルを構築し、精度検証を行なった。今後、モデルの汎用性を確認するには他の河川の 3次元点群データで精度検証を行う必要がある。

4. 参考文献

- 1) 原田守啓, 荒川貴都, 大井照隆, 鈴木英夫, 沢田和秀, UAV と水域可視化処理による河川地形計測手法の検討, 河川技術論文集, 第 22 巻, 2016/6, pp67-72.
- 2) 河合継, 黒田唯矢, 眞島啓介, PointNet#: 色情報を付与した 3次元点群分類, 情報処理学会研究報告, Vol.2019-IFAT-135No.1, 2019/7/6.