

## 三次元点群深層学習に基づく水中構造物の物体認識

株式会社エイト日本技術開発 正会員 ○大川 博史  
 株式会社エイト日本技術開発 正会員 八木 笙太  
 中央大学 正会員 檜山 和男

### 1. はじめに

3次元計測機器の普及により、陸上の点群計測技術の飛躍的な発展を端緒として、水中においても音響機器を活用した点群計測技術は発展の一途をたどっている。これらによって得られる水中マッピングデータの1つに三次元水中点群データがあるが、そのデータ量が膨大となること、色彩情報を持たないといった判読性の低いデータであることが挙げられる。そのため、水中マッピングデータの高度な利活用では、計測データの分析において、専門技術員による判読が必要であることや、その過程において発生する人為的ミスが課題とされている。

本研究では、上記の課題に対応するため、水中点群データに着目し、深層学習に基づくセマンティックセグメンテーションモデルによる点群データの彩色を行った。また、セマンティックセグメンテーションモデルによる学習にあたり、予め検出モデルを用いてデータセットの評価することで、計算コストを軽減し、データセットの最適化を行った。

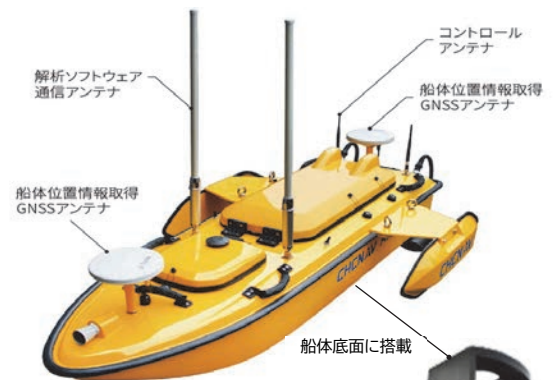
### 2. 使用ハードウェアと水中点群データ

本研究では、Autonomous Surface Vehicle（以降、ASVとする）をプラットフォームとして、任意のセンサーを搭載することにより、必要なデータを取得する。コースや深度を設定することにより、オペレータが近くで待機することなく、自動的にデータを取得することが可能となる。本研究にて使用するASV（図-1参照）に搭載されたセンサーのうち、マルチビーム音響測深機（iWBMSH; Norbit製）を用いて、点群データを取得することが可能であり、取得した点群データ例を図-2に示す。点群データの特性として、順序がなく、隣接関係が不明瞭であるといった順不変性、また構成される物体は、点群の移動や回転といった処理が施された場合においてもその物体の種類が変化しないといった移動不変性がある。そのた

め、深層学習モデルの構築において点群データを入力データとして用いる場合、これらの特性に留意する必要があることに加え、水中点群データは色彩情報を持たないため、三次元の座標値のみを取り扱う。

### 3. 三次元点群深層学習による物体認識

三次元点群を直接入力として扱うために、前章で述べた三次元点群の性質を考慮してどのように処理するかが問題となっていた。Qiらが提案したニューラルネットワークであるPointNet++では局所領域ごとに特徴抽出を行う階層的なネットワーク構造となっている。局所特徴を抽出する部分は、サンプリング層、グルーピング層、PointNet層の三種類の層から構成される。サンプリング層では入力された三次



#### マルチビーム測深機の諸元

名称：iWBMSH (Norbit社製)

スワ幅：7-210°

測深分解能：<10mm (Acoustic)

ビーム数：Min 256~Max 512

測深レンジ：0.2-275m

図-1 ASVおよびマルチビーム測深機諸元

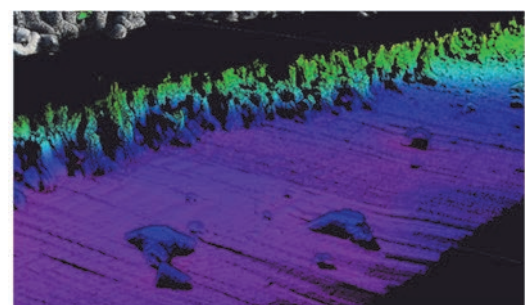


図-2 取得データ（※標高別に色分）

キーワード 点群深層学習、水中マッピングデータ、セマンティックセグメンテーション、PointNet++

連絡先 〒164-8601 東京都中野区本町5-33-11 (株)エイト日本技術開発 TEL:03-5341-5111 E-mail:ookawa-hi@ej-hds.co.jp

元点群のサンプリングを行い、グルーピング層ではサンプリングされた点を中心とする近傍点群を抽出し、PointNet 層では抽出された近傍点群から特徴量を計算する。これらの処理によって入力された三次元点群の局所特徴を学習することができるようになっている。これらの理由から、本研究では、PointNet++を採用することとし、実際のネットワーク構造を図-3に示す。

#### 4. データセット作成について

本論文では、教師あり学習に基づき深層学習用の入力データとなるデータセットの作成を行う。

なお、データセットのうちテストデータにマルチビーム測深機によって取得された点群データを使用する。トレーニングデータについては、検出対象の消波ブロックが既製品であることから、設計図面に基づき CAD によって作成された 3D モデルを作成し、点群モデルに変換することで、トレーニングデータの作成を行う。また、水中点群データはその取得方法の都合上、水面から影や死角となる部分が欠損しているブロックデータが数多く含まれる。そのため、元のトレーニングデータを一部切断することによる、検出精度を高める工夫を施した。作成した各ブロックのトレーニングデータ例を図-4に示す。

#### 5. 結果の評価

作成したトレーニングデータに基づき、実測した点群データに適用し、精度検証を行った。学習条件と

して、点群深層学習モデルに PointNet++を採用し、試行錯誤により、入力点数を 2,048 点、バッチサイズを 4、学習回数を 32 回と設定した。セマンティックセグメンテーションモデルの精度評価には、ピクセル単位で分類予測の正解率を予測する IoU(Intersection over Union)を全クラスで平均した Mean-IoU を用いたところ、0.996 と高い値を得ることができた。

#### 6. おわりに

本研究では、水中点群データおよび点群深層学習手法を用いて、水中構造物の物体認識を行った。トレーニングデータを既製品の CAD モデルから作成することにより、セマンティックセグメンテーションにおいて非常に高い精度で物体認識できることを確認した。今後、汎用性向上を目的とし、他領域へのモデル適用とデータセットの最適化を行っていく予定である。

#### 参考文献

- 1) 澤隆雄, 大木健: 海底マッピングにおける海洋音響技術, 日本音響学会誌, 第75号1巻, pp. 29-34, 2019.
- 2) 三上信雄, 梅津啓史, 松本力, 完山暢, 大西明夫, 不動雅之, 井上真仁: 漁港施設の水中部の点検手法におけるナローマルチビームソナーの適用性検証, 土木学会論文集 B3(海洋開発), Vol.75, No.2, pp. I\_91-I\_96, 2019.
- 3) Qi, C.R., Su, H., Mo, K. and Guibas, L.J.: PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation, Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 652-660, 2016.
- 4) Qi, C.R., Yi, L., Su, H. and Guibas, L.J.: PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space, In Advances in neural information processing systems, pp. 5099-5108, 2017.

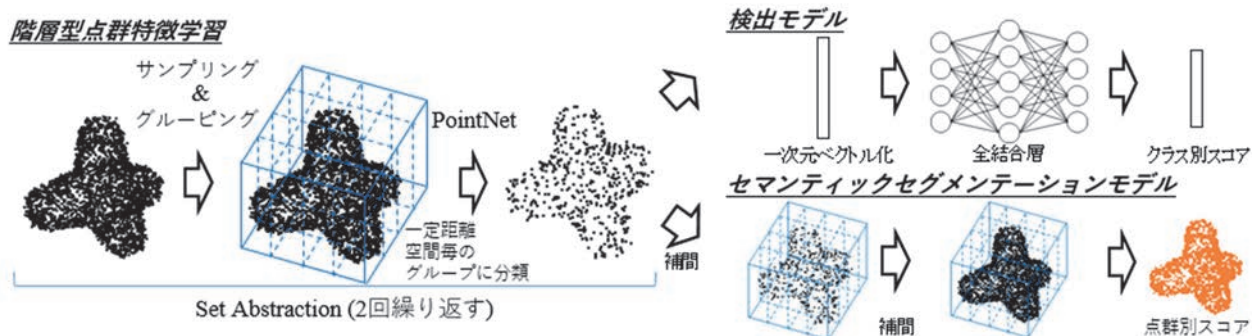


図-3 使用ネットワーク構成図

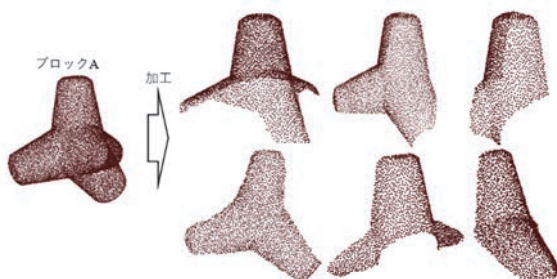


図-4 作成したトレーニングデータ例



図-5 セマンティックセグメンテーション結果