

水中マッピングデータを用いた深層学習に基づく物体判別

株式会社エイト日本技術開発 正会員 ○大川 博史

中央大学大学院 学生会員 八木 笙太

中央大学 正会員 檜山 和男

1. はじめに

水中の様子を正確に知ることは、海洋調査や浚渫工事に代表される海洋土木にとって欠かすことのできない技術であり、水産環境分野に加え、水中考古学においても需要が高まっている。また、陸上のマッピングとは異なり、特に水中においては容易にアクセスできないことに加え、電波や光を通しにくいといった事情から、水中マッピングは難易度が高いだけでなく、水深 40m 以深では潜水行為自体が危険な作業となっている。

近年、計測機器や水中ロボットの発達により分解能の高い音響探査装置を利用した高品質な水中マッピングが実現できるようになった。これらの水中マッピングデータは、音の反射の強弱によって表されるため、色情報は持たないものの、白黒画像のように水中を画像として捉えられる。さらに、流向・流速・水質などの物理量を重ね合わせることで、水中の物理現象を総合的に理解できる。その一方で、データ分類は人手による作業に依存し、効率性向上の障害となっている。

本研究は、これまでの人手による物体判別に代わり、水中マッピングデータから水中に存在する物体を自動的に判別することで、水中の現況把握の省力化・効率化を実現するものである。本報告では、自動判別手段として深層学習による画像判別技術を適用し、その結果を考察する。

2. マッピング手法およびデータ

(1) マッピング手法

マッピングデータとは、地理的な位置座標に基づき、様々な情報を付加させたデータと定義される。中でも、水中マッピングデータは、水中で獲得した画像や地形、水質や時間などのデータと位置座標を付加したデータである。また、データ手法として、船舶に音響探査装置を搭載し、計測するのが一般的である¹⁾

が、本研究では、Autonomous Underwater Vehicle (AUV) とよばれる自律航行型無人潜水ロボットをプラットフォームとして、各種計測機器を搭載することにより必要なデータを取得している。なお、計測機器には①多項目水質計②流向流速計 (ADCP)③サイドスキャンソナー (スワス測深機能付) を採用し、水中マッピングデータを獲得する。

(2) マッピングデータ (音響画像データ)

水底面を把握する手法には、直接的手法と間接的手法がある。直接的手法とは、水中カメラなどの光学技術によって可視画像を撮影する方法²⁾である。一方、間接的手法とは、超音波を用いた音響測深技術を用いる方法である。本研究では、間接的手法の 1 つで、前節の AUV 搭載のサイドスキャンソナーによって獲得した音響反射強度画像を主に使用する。サイドスキャンソナー (図-1) は、音響を使った水底の画像探査システムであり、音響探査データを精密に処理・解析を行うことにより、沈船や落下物の搜索、水底地形や地質分布情報を獲得できるものである。

水底面に向かって 10~500kHz の周波数を扇形に発射し、水底で散乱・反射した音波を受信する。この音波の強弱が水底面の地質によって異なるため、この

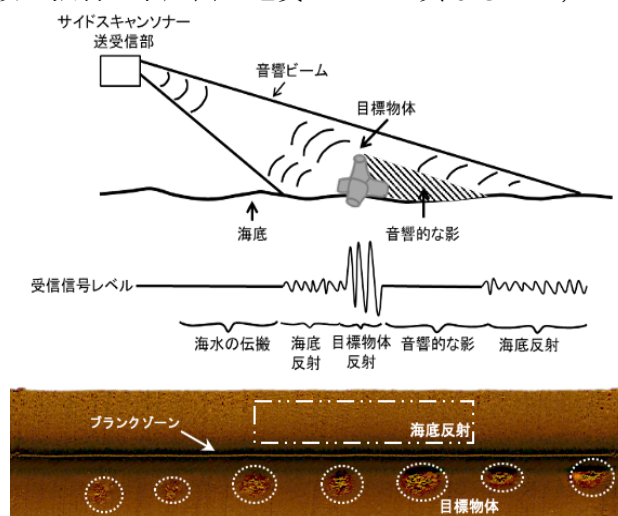


図-1. サイドスキャンソナー (片側) の原理と音響画像例

キーワード 深層学習 画像判別 サイドスキャンソナー 音響画像 水中マッピングデータ 設計支援
連絡先 〒164-8601 東京都中野区本町 5-33-11 株式会社エイト日本技術開発 TEL.03-5341-5111

強弱を濃淡表示することにより、白黒画像のように水底面の様子を面として捉えることができる。すなわち、濁った水中や暗い水底、真夜中の水中でも、音響画像を取得することが可能である。

本研究で使用したサイドスキャンソナーはインターフェロメトリソナーであり、スワス測深機能がついているため、取得した白黒画像の各画素点に対し、深度座標を付加することができる。

取得されるデータは前節の通り、取得した各画素点に標高値をもち、各種水質(水温/塩分/pH(酸・アルカリ)/濁度など)や流速、流向を獲得することができる。音響画像は、受振した振幅強度に応じて色付けを行ったものであり、その濃淡パターンを相対的に判断することによって判読を行う。底質土や地形の判読は、本来専門担当者の目視によるものが一般的であり、白黒あるいは銅色によって表示した濃淡パターンから音響画像イメージに現れる特徴的な形状を利用して行われる³⁾。

3. 画像判別

音響画像から物体判別を行うアルゴリズムを大別すると、①輝度を特徴量として判別する方法、②模様に着目して判別する方法の2種類に分類される。①は、平坦な地形の中に異なった反射特性をもつ場合に効果を発揮する一方、地形による反射強度の陰影を異なった材質と誤認しやすい。②は、フィルターにて抽出した特徴量に基づいて分類が行われ、グレースケール画像から計算された同時生起行列(Gray Level Co-occurrence Matrix ; GLCM)⁴⁾から求められる特徴量を用いる方法が一般的である。実際に、これらのアルゴリズムを利用して画像分類が行える汎用ソフトウェアは存在するものの、分類パターンから物体を直接判断するものはない。なお、深層学習を用いた画像解析は、現在幅広い分野において実用化されており、「認識(Classification)」「分類(Recognition)」「検出(Detection)」「領域検出(Semantic Segmentation)」等に代表される技術が一般的であるが、本報告に際しては「分類(Recognition)」技術を採用した。また、深層学習による画像解析方法は、始めにNeural Network(NN)のモデルを選択し、未学習のNNモデルに多くの「正解」ラベル付けをした学習用画像を入力後、NNの結果の認識誤差により重み係数を調整し、チューニングを

行う。その後、チューニング済のNNモデルに対し、新たなテスト用画像を与えて、その正答率を調べる。この繰り返し作業により、適切な学習曲線を持つ学習済みNNモデルを獲得する。

4. 解析手法および結果

本報告では、浅海域に存在する物体・物質を考慮して、人工構造物/岩石/砂礫の混在する水域を選択し、水中マッピングデータの取得および解析を行った。サイドスキャンソナー(EdgeTech2205)をAUVへ搭載し、自動航行にて音響画像および標高データ・水質データを取得した。なお、本報告では取得したデータのうち、音響画像データを主として使用した。

取得した音響画像データから、学習用データを選択し、専門担当者の目視によって分類した。この分類結果をもとに「正解」のラベル付けを行ったのち、これらを小区画に分割した。

これらの分割された画像群を深層学習用ライブラリであるTensor Flowにより、Network in Network(NIN)^{5) 6)}モデルを用いて学習させた。なお、学習にあたり学習用データを増やすために、回転・変形・拡大縮小などのデータ拡張処理を行っている。

これらの操作によりチューニングされた学習済みNNモデルを使用して、未学習の画像データの判別を行う。なお、解析結果は、発表当日に示すものとする。

5. おわりに

本報告では、水中の物体自動判別手段として深層学習を採用し、その適用性の検討を行った。

今後の課題として、標高データ等の情報新たに深層学習に付加し、より正確な画像判別を行っていく。また、正解ラベル付き学習データの整備および効率的な獲得方法の検討、分類したマッピングデータの表現方法に関する研究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) 海洋調査技術学会: 海洋調査フロンティア海を計測する一, p p 39-41, 2004.
- 3) 鴨下智裕, 松原由和, 佐藤好史: サイドスキャンソナーを用いた浅水域の水底面調査, 物理探査学会学術講演論文集, Vol. 114, pp211-214, 2006.
- 4) Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein IH. Textural features for image classification, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on Systems. 1973(6):610-21.
- 5) Lin M., Chen, Q., and S. Yan. Network in Network, arXiv preprint ar Xiv:1312.4400, 2014.
- 6) 長尾正之, 牟田直樹, 西島渉: 海砂海域での反射強度画像による底質判別の課題と深層学習による解決の試み, 土木学会論文集, Vol. 74, No.2 pp. 1441-1446, 2018.