

## 深層学習を用いた画像認識技術の開発と応用研究

課題責任者

松岡 大祐

海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門

地球情報科学技術センター データサイエンス研究グループ

著者

松岡 大祐\*<sup>1</sup>, 西川 悠\*<sup>2</sup>, 杉山 大祐\*<sup>1</sup>, 村上 幸史郎\*<sup>1</sup>, 日高 弥子\*<sup>1</sup>,  
坪井 誠司\*<sup>3</sup>

\*<sup>1</sup>海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門 地球情報科学技術センター データサイエンス研究グループ

\*<sup>2</sup>海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門 地球情報科学技術センター データ統合解析研究グループ

\*<sup>3</sup>海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門 地球情報科学技術センター

キーワード：回帰分析, 画像超解像, データ拡張, 教師付き機械学習, 性能評価

### 1. はじめに

深層ニューラルネットワークを用いた機械学習である深層学習 [1]は、海洋地球科学の各分野においてもますます活用が進んでいる。特に画像の認識に特化した深層畳み込みニューラルネットワーク (CNN) や Vision Transformer (ViT)は、空間的なパターンを検出するのに優れ、同様に空間的な情報を扱う地球科学においても親和性が高い[2,3]。一方で、地球科学データを用いた画像認識においては、自然画像とは異なるデータの取り扱いの特殊性や独自のノウハウ等が存在する。本課題は、深層学習を用いた画像認識技術を地球科学分野に導入するとともに、地球科学データならではの課題やノウハウを整理し、分野間で共有することを目的としている。R6 年度の成果として、水産と海底地形における画像認識技術の適用事例のほか、GPU の性能評価について紹介する。

### 2. 養殖生け簀内のバイオマス推定

生簀中の養殖魚の個体数を把握することは必要な餌量を決定する上で欠かせないが、海面養殖においては生簀の中の様子を伺うことが難しく、長年の課題となっていた。本研究では魚群探知器を用いて養殖魚個体数推定を行う手法を開発した。超音波によるエコーを利用する魚探には光学観測機器と比べて光度や濁度によらずセンシングが可能であるというメリットがある一方で、エコー画像は不鮮明でありここから直接的に個体数を推定することは難しい。そこで本研究では、魚群探知機のエコー画像にシミュレーションと機械学習技術を組み合わせることで適用し、個体数を推定する手法を提案した。

提案手法では、異なる魚の数に対応するエコー画像から特徴を抽出し、魚群画像の一部から魚の数を推定する CNN モデルを構築した。一般に CNN による画像分類には大量の画像が必要であり、魚群探知機を使って実際の養殖場で正確なラベル付きのエコー画像を多数収集するには多大な時間とコストを要する。そこでシミュレーションによって仮想的なエコー画像を生成し、CNN のトレーニングデータセットとした (図 1)。

本手法を、ブリ (*Seriola quinqueradiata*) の 6 つの養殖生簀に適用した結果、推定誤差-0.86%から 6.89%の精度で個体数を推定することができ、新たな養殖魚計測の可能性を示唆する結果となった。

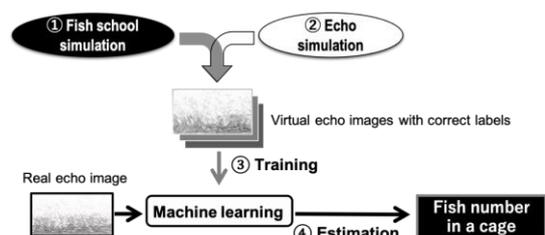


図 1. バーチャル生簀によるバイオマス推定 (Nishikawa et al., 2025 [4]より転載)。

### 3. 海底地形図の適応的超解像

機械学習に基づく画像超解像は、詳細な海底地形図を得るための効果的なアプローチである。しかし、教師ありデータを用いた機械学習では、モデルの訓練に用いる学習データと適用対象のデータの特徴の非類似性が超解像性能を劣化させることが知られている。本研究では、2 段階のデータ拡張手法を用いて適用対象のデータと類似の特徴を有する学習データを自動生成する手法を提案した。

提案手法を用いた中部沖縄トラフの海底地形データで学習させた超解像モデルを沖ノ鳥島周辺の海底地形データの詳細化に適用した。その結果、中部沖縄トラフのデータのみを用いて学習されたモデルと比較して、二乗平均平方根誤差が最大 14.3%改善され、提案手法によるモデルが適応的な性質を有することが示された。今後、低解像度の海底地形データしか存在しない海域における超解像において提案手法を適用することで、海底地形マッピングが効率的に進むであろうことが期待される。開発手法は、オンラインリポジトリ Zenodo から公開中であり [6]、非商用目的に限り自由に利用、改変または再配布することが可能である。

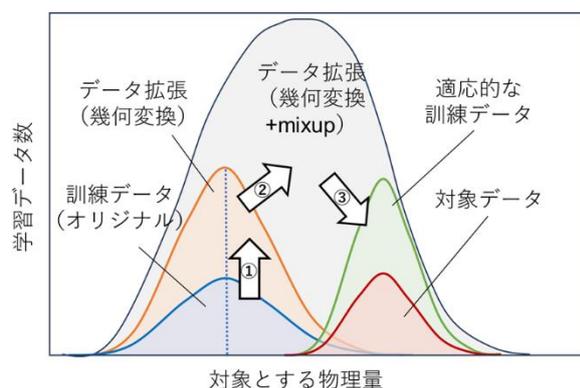


図 2. 適応的超解像手法の概念図 (Murakami et al., 2024 [5]より改編して転載)。

#### 4. ES4VE と ES4GPU の性能比較

ES4 に搭載されているベクトルエンジン (SX-Aurora TSUBASA B401-8) と GPGPU (NVIDIA A100) の演算性能を、スペクトル要素法による理論地震波形計算用のコードである `specfem3d_globe` を用いて比較した。

`specfem3d_globe` は v8.1 を使用し、VE に対しては `nfort`、`c/c++` により、GPU に対しては CUDA により最適化がなされている。`specfem3d_globe` では、全球をメッシュに分割する際の NEX というパラメタがあり、ここでは、理論地震波形計算の精度が地震波の周期 68 秒と 45 秒に対応する NEX=64 と 96 の場合について 24 MPI プロセスの並列計算を flat MPI で 1GPU と 3VE (24 コア) を用いて実行時間を比較した。1GPU 上で複数の MPI プロセスを実行するためには、OpenMPI の `oversubscribe` を用いた。具体的には `mpirun -oversubscribe -np 24 ./bin/xspecfem3D` 等として実行した。

10 分間の理論地震波形記録 (3400 timestep) を計算するために、NEX=64 の場合、GPU では 84.59 秒、VE では 132.61 秒となり、GPU が 1.6 倍速い。NEX=96 の場合、GPU では 102.67 秒、VE では 299.37 秒となり、GPU が 3 倍速い。NEX=96 の場合はメッシュサイズが細かく演算量が NEX=64 の場合に比べて大きいので、VE の 1 コアあたりの計算負荷が大きくなり、GPU との性能差が大きくなる。したがって、VE ではコアあたりの演算規模を小さくし、多くのコアを使用することで GPU に匹敵する結果を得ることができる。参考までに、NEX=96 の場合を 54MPI プロセスで 1GPU と 7VE (56 コア) で比較すると、それぞれ 205.45 秒と 134.49 秒となり、上記の考察を裏付けていることが分かる。

#### 謝辞

本研究は、JST さきがけ (JPMJPR1876, JPMJPR1676, JPMJPR1777) および JST CREST (JPMJCR1761) の支援を受けて実施した。共同研究者である桑谷立氏、渡邊佳孝氏、木戸ゆかり氏、笠谷貴史氏、金子純二氏、木川栄一氏に感謝する。

#### 文献

- [1] Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., “ImageNet classification with deep convolutional neural networks”, Proceedings in Neural Information Processing Systems (NIPS), December 2012
- [2] Matsuoka, D., Easterbrook, S., “Neural style transfer between observed and simulated cloud images to improve the detection performance of tropical cyclone precursors”, Environmental Data Science 2, 2023
- [3] Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X., Tian, Q., “Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks”, Nature 619, 533-538, 2023
- [4] Nishikawa, H., Matsuoka, D., Nishimori, Y., Yamaguchi, T., Ito, M., Watanabe, Y., Sugiyama, D., Kuwatani, T., Ishikawa, Y., “Estimation of the Fish number in farming cage from the fish finder echo images via machine learning” Aquaculture Engineering, 109, doi:10.1016/j.aquaeng.2024.102505, 2025
- [5] Murakami, K., Matsuoka, D., Takatsuki, N., Hidaka, M., Kaneko, J., Kido, Y., Kikawa, E., “Adaptive Super-resolution for Ocean Bathymetric Maps using a Deep Neural Network and Data Augmentation” ESS Open Archive, doi: 10.22541/essoar.171033193.30378126/v1, 2024
- [6] Matsuoka, D., Murakami, K., Hidaka, M., “Adaptive super-resolution for ocean bathymetric maps using a deep neural network and data augmentation version 1.0.0.” Zenodo, doi: 10.5281/zenodo.14043131, 2024