研究ノート

深層学習による海底地形図超解像の手法比較と検証

日高 弥子¹⁾・松岡 大祐^{*2)}・桑谷 立³⁾・金子 純二⁴⁾・笠谷 貴史⁵⁾・
木戸 ゆかり⁶⁾・石川 洋一⁷⁾・木川 栄一⁸⁾

Super-resolution for Ocean Bathymetric Maps Using Deep Learning Approaches : A Comparison and Validation

Mitsuko HIDAKA¹⁾, Daisuke MATSUOKA^{*2)}, Tatsu KUWATANI³⁾, Junji KANEKO⁴⁾,
Takafumi KASAYA⁵⁾, Yukari KIDO⁶⁾, Yoichi ISHIKAWA⁷⁾ and Eiichi KIKAWA⁸⁾

Abstract : Ocean bathymetric maps are extremely important, providing fundamental information for a variety of research fields, and high-resolution is critical for many applications. More than 80% of ocean bathymetry remains un-mapped by acoustic survey. Much effort is now being expended to fill in the un-mapped area in high-resolution and over a global scale, and the present study attempted to contribute to that effort through enabling the production of high-resolution bathymetric maps from lower-resolution data. We have trialed super-resolution techniques for ocean bathymetry using deep learning approaches and reveal the potency of these methods. Five deep-learning super-resolution architectures, which were already recognized as state-of-the-art methods in natural-image super-resolution tasks, were applied to the task to generate from a 100 m-mesh grid, a 50 m-mesh grid ocean bathymetric map. The results suggest that each method has strengths and weaknesses, depending on the water depth gradient in the ocean bathymetric map area, and we conclude that it may be better to use different methods depending on the area of the maps for which the higher resolution is desired.

Key words : Ocean-bathymetry, Super-resolution, Machine learning, Deep convolutional neural network, Image processing

1. はじめに

詳細な海底地形情報は、地形学的観点のもとより海洋物理学・防災・資源管理・生物地理学など多様な分野において重要な基本情報である。しかし、地球表面の約71%を占める全海洋底のうち、音響調査などにより取得された海底地形情報は20%に満たない。全球的に詳細な海底地形図をどのように集めるか、また、その不足をどう補うかは、世界共通の課題となっている。この課題解決に取り組むため、国内外において「Nippon Foundation - GEBCO SEABED2030 Project (SEABED2030)」(Mayer *et al.*, 2018)や「DeSET プロジェクト」(DeSET, 2020)などの大型プロ

ジェクトが現在進行中である。海洋研究開発機構(以下、JAMSTEC)は、長年JAMSTECで取得された海底地形図を有効活用し、「SEABED2030」へのデータ提供だけでなく、海底地形情報の不足を補うための先進的な技術開発に取り組むため、2019年10月に独自の分野横断の新研究プログラム「数理海底地形科学」を始動した(木戸, 2020)。

低解像度の海底地形図から高解像度の海底地形図を生成する技術は、船舶による網羅的で且つ詳細な音響調査が困難である場合、補足的な手段として期待できる。これには、画像の入力信号の解像度を高めて高解像度の出力信号を作る画像処理手法の超解像と呼ばれる技術が応

2020年11月6日受付 2021年1月22日受理 Received: 6 November 2020; Accepted: 22 January 2021

1) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門 〒236-0001 神奈川県横浜市金沢区昭和町 3173-25. Research Institute for Value-Added-Information Generation (VAiG), Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 3173-25 Showa-machi, Kanazawa-ku, Yokohama, Kanagawa 236-0001, Japan. E-mail: mitsukou@jamstec.go.jp

*2) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門. Research Institute for Value-Added-Information Generation (VAiG), Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC). E-mail: daisuke@jamstec.go.jp

3)-8) 文末の脚注に示す。See the footnote on the last page.

は代表者。 indicates the representative author.

用でき、この場合、画像の色情報の代わりに、小領域に切り出した水深のグリッドデータを用いる。超解像技術には、同じ対象に対する複数枚の低解像度画像から高解像度画像を再構成するマルチフレーム超解像と、1枚の低解像度画像から高解像度画像を再構成するシングルフレーム超解像がある。これまで、観測の簡便性から、1枚の低解像度画像から高解像度画像を推定することができるシングルフレーム超解像が特に活発に研究されてきた。画像の拡大における最もシンプルな手法は、Bilinear法やBicubic法などの数学的補間を用いたアプローチであるが、これらは高周波成分の補間において性能が劣化するなどの課題があった。そこで現在、主流となっている手法は、スパースコーディング (e.g. Yang *et al.*, 2008, 2010) や後述の深層学習 (ディープラーニング) のように、低解像度画像と高解像度画像のペアからその対応関係を学習する、学習型のアプローチである。

海底地形図、あるいは陸域地形データの超解像においても、スプラインなどの数学的補間法 (e.g. Briggs, 1974; 井上, 1985; 野々垣ほか, 2008; Nock *et al.*, 2019) やフラクタル (横矢ほか, 1987), 地球統計学 (e.g. Deutsch and Journel, 1998; Chilès and Delfiner, 2012) に基づく手法から、ニューラルネットワーク (e.g. Koike *et al.*, 2002; Koike and Matsuda, 2003), それを高度化した深層学習を用いた手法 (e.g. 伊藤, 2019; Sonogashira *et al.*, 2020) まで様々な手法が提案されている。中でも、深層学習による手法は、その原理がHinton and Salakhutdinov (2006) によって確立されて以来、急速に発展してきた技術である。スパースコーディングが少数の重要な特徴量によって超解像を行うのに対し、深層学習を用いた超解像は、多層かつ多量の特徴抽出フィルタの組み合わせによってデータに含まれる複雑な特徴抽出が可能である。深層学習は、海底地形図の超解像においても従来の補間手法を凌駕するアプローチとして注目されている。深層学習による海底地形図の超解像は、近年いくつかの研究例が報告されているものの、始まったばかりであり、各手法における有効性などについて比較した例は少ない。

本研究では、異なる複数の深層学習手法を海底地形図の超解像に適用することで得られる結果やその有効性について比較することを目的とした。マルチビーム測深機 (MBES) で計測された観測データを元に作成された100 mグリッドの格子データと、それに対応する2倍の解像度である50 mグリッドの格子データに5つの深層学習超解像アーキテクチャを適用し、海底地形図の超解像を試みた。各アーキテクチャで得られた結果とBicubic法による補間の結果を、複数の異なる指標で評価し、得られた超解像結果について有効性を検証した。

2. データと方法

以下に本研究で用いたデータ、5つの深層学習超解像アーキテクチャおよび3つの評価指標について説明する。

2-1. データ

本研究における、深層学習による超解像では、高解像度化したい低解像度格子データ (LR: Low-Resolution) に対応する標的解像度の格子データ (HR: High-Resolution) のペアを学習データとして用いる。具体的には、複数機種のマルチビーム測深機によって得られた中部沖縄トラフの水深の点群データを統合・補正処理および格子計算処理し、それぞれ50 mと100 m間隔のメッシュグリッドにしたものである (笠谷ほか, 2020)。それぞれの格子データから、HR (50 mメッシュグリッド) で64×64グリッド、それに対応するLR (100 mメッシュグリッド) の32×32グリッドを切り出し、学習データセットを作成した。HRは8グリッド、対応するLRでは4グリッド毎にスライドし、少しずつ領域をずらすことでデータの水増しを行った。これにより13723ペアの画像セットを作成し、Hold-out法 (利用可能なデータセットの全量を学習とテストデータに分ける) により8割を学習データ、2割をテストデータにランダムに分割した。対象海域の海底水深の分布は第1図(a)に示し、それぞれ学習とテストに用いた領域の詳細を第1図(b)に示した。

第1図 モデルのトレーニングとテストに用いた海底地形データの分布図。(a) 本研究に用いた海底地形の全領域における水深分布。(b) 学習に用いた領域とテストに用いた領域の分布図。赤→白: 学習に使用した領域, 黒→白: テスト (精度検証) に使用した領域。

2-2. 超解像アーキテクチャ

深層学習は、多層かつ多量の特徴抽出フィルタの組み合わせを実装することで、データに含まれる複雑な特徴抽出を可能にする機械学習の一手法である。その中でも、画像認識に用いられる畳み込みニューラルネットワーク (CNN) (Lecun *et al.*, 1998; Krizhevsky *et al.*, 2012) や敵対的生成ネットワーク (GAN) (Goodfellow *et al.*, 2014) などのアーキテクチャは、state-of-the-artな手法として画像分類・物体検出などの分野で極めて高い評価を得てきた。低解像

度画像の高解像度化を行う超解像においても、これらを基本構造とした様々なアーキテクチャが提案されている。本研究では、これまでに提案された深層学習超解像アーキテクチャの中から、比較的シンプルなCNNであるSRCNN, FSRCNNとESPCN, 2つの異なるネットワークが相互に学習し合う複雑なネットワークのGANを用いたSRGANとESRGANの計5つの深層学習アーキテクチャを用いる。

2-2-1. SRCNN

SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) (第2図) は、畳み込みフィルタによる特徴抽出を繰り返す行、畳み込みニューラルネットワークをシングルフレーム超解像に適応した最初のアーキテクチャである (Dong *et al.*, 2014)。本アーキテクチャは、Pre-upsampling SRと呼ばれる概念に基づいており、低解像度画像から高解像度画像を生成する際に、データの解像度を上げるアップサンプリングをBicubic法であらかじめ行っておき、そこから3層のCNNによって生成画像を精緻化する手法である。SRCNNの各3層の構造は、スパースモデリングによる超解像から着想を得ており、それぞれの層が順に特徴抽出、非線形マッピング、高解像度画像の生成の役割を果たしている。

第2図 SRCNNのネットワーク構成の概要図。LR: 低解像度格子データ, SR: 超解像によって得られた高解像度格子データ。

2-2-2. FSRCNN

FSRCNN (Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network) (第3図) は、SRCNNの計算の複雑さを取り除き処理スピードを大幅に改善するために提案された手法である (Dong *et al.*, 2016)。SRCNNがPre-upsampling SRに基づいているのに対し、FSRCNNはPost-upsampling SRというコンセプトに基づいている。一層目の畳み込み層に入力画像を渡す前にBicubic法で目的の解像度に画像拡大するSRCNNでは、特徴抽出時の画像の畳み込みの際に補間画素においても畳み込みをしているため計算のロスが多くなる。その点を考慮し、先に元の低解像度画像 (LR) で特徴抽出を行い、最終の画像出力層の手前に逆向きの畳み込み処理を行うことで標的解像度に画像拡大を行っているDeconvolution層が配置されている。元論文では、SRCNNよりも高い精度の結果が得られたと報告されている。

第3図 FSRCNNのネットワーク構成の概要図。LR: 低解像度格子データ, SR: 超解像によって得られた高解像度格子データ。

2-2-3. ESPCN

ESPCN (Efficient sub-pixel convolutional neural network) (第4図) は、FSRCNNと同様にPost-upsampling SRをネットワーク構造に取り入れることで計算の高速化を図った手法である (Shi *et al.*, 2016)。前述のFSRCNNとの大きな違いは、ネットワークの最終層に、Deconvolution層ではなく、Sub-pixel convolution層 (Pixel Shuffler) を配置していることである。Deconvolution層を通して行われる画像拡大による超解像では、チェッカーボードアーティファクトと呼ばれる画像の歪みが生じることが指摘されていた。チェッカーボードアーティファクトは、低解像度画像を逆の畳み込みによって高解像度化する際に、入力層から引き継いできた低解像度の特徴マップを標的解像度に揃えるため、ゼロ埋めを行って拡大しており、フィルタにかかる画素の位置や数が周期的に異なることで生じる。Sub-pixel convolution層 (Pixel Shuffler) では、低解像度の特徴マップから標的解像度の画像を得る際、穴埋めは行わず、標的解像度の二乗分の枚数の中間マップを用意し、各マップの画素を順番に配置することで標的解像度の画像を生成する。これにより、無駄な画素への畳み込み処理を削減し計算速度が向上しただけでなく、チェッカーボードアーティファクトの無い高い性能の超解像を実現した。

第4図 ESPCNのネットワーク構成の概要図。LR: 低解像度格子データ, SR: 超解像によって得られた高解像度格子データ。

2-2-4. SRGAN

SRGAN (A Generative Adversarial Network for image Super-Resolution) (第5図) は、画像生成モデルの一種であるGAN (Generative Adversarial Network) を画像の超解像に応用した手法である (Ledig *et al.*, 2017)。前述までの手法と大きく異なる点は、生成器 (Generator) と識別器

(Discriminator) の2つのネットワークがセットで一つのアーキテクチャとして構成されている点である。生成器では、LR と HR のペアを学習させ、LR から HR に近い画像を生成できるようモデルをトレーニングする。一方、識別器は生成器によって生成された画像と本物の HR 画像を見分けるようにトレーニングする、2クラス分類である。この二つが、相互に損失を小さくするように学習を繰り返す行うことで、生成器の出力値はより正解の HR 画像に近くなる。

生成器は、He *et al.* (2016) で提案された、Residual Network (ResNet) と呼ばれるアーキテクチャを基本構造としており、他のネットワークに比べ深い層構成となっている。理論的には、深層学習では層が深くなればなる程、細部の特徴抽出が可能になると考えられる一方で、層が深くなるに従い、予測結果と正解との誤差を各層に遡ってフィードバックする際の誤差値が消失してしまう勾配消失が生じる。ResNet では、これに対応するため、手前の入力層の値をいくつかの層をスキップして伝達し、スキップしたいくつかの層を経て得られた計算結果と足し合わせる Skip connection を採用している。さらに、生成器の末端付近に、ESPCN と同様、Sub-pixel convolution 層を配置している。これらの改善によって、画像全体の平均画像解像度を上げる前述までの3つのアーキテクチャとは異なり、画像内のランダム性の高さや高周波成分の多い画像を復元することに成功した手法である。これにより、人間が目で見ても良い画像と認識することができる、鮮明で知覚品質の高い画像生成を実現した。

第5図 SRGAN の Generator (生成器) および Discriminator (識別器) のネットワーク構成の概要図。LR: 低解像度格子データ, SR: 超解像によって得られた高解像度格子データ, HR: 正解の高解像度格子データ, Dense: 画像データを一つに結合する層, Convolution: フィルタによる特徴抽出, PReLU・Sigmoid・Leaky ReLU: それぞれ活性化関数(活性化関数: ネットワークの表現を向上するための非線形変換関数), Batch Normalization: ネットワークの学習プロセスを全体的に安定化させる効果をもつ, Elementwise Sum: 行列の要素ごとの和。

2-2-5. ESRGAN

ESRGAN (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks) は、前述の SRGAN を基本構成とし、生成器 (Generator) (第6図) および識別器 (Discriminator) にそれぞれ改変を加えることで高い画像生成能力を実現したアーキテクチャである (Wang *et al.*, 2019)。生成器における変更点は、ネットワークの学習プロセスを全体的に安定化させる効果をもつ Batch Normalization (Ioffe and Szegedy, 2015) を取り除くことによってモデルの表現力を向上させた点、各層の出力値を全ての層の入力として加える Dense Block を導入した点などである。また、識別器では、生成された画像と本物の HR 画像を見分けるのではなく、与えられた画像の本物らしさと偽物らしさの度合いを判断することを学習する Relativistic Discriminator (RaGAN) (Jolicœur-Martineau, 2019) を採用している。これらの変更により、SRGAN よりもより高い知覚品質を実現した。

第6図 ESRGAN の Generator (生成器) のネットワーク構成の概要図。LR: 低解像度格子データ, SR: 超解像によって得られた高解像度格子データ, HR: 正解の高解像度格子データ。

2-3. 性能評価指標

超解像における学習の成否やモデルの性能は、高解像度化された出力結果が対応する正解画像にどのくらい近いかを指標化することで評価することができる。超解像で最もよく用いられる評価指標は PSNR (ピーク信号対雑音比) であるが、これには、画像全体に少しずつ差異が生じている場合と、局所的に大きな差異が生じているような画像の構造の違いを正しく評価できないという欠点がある。したがって、本研究では、機械学習で全般的に用いられる RMSE (二乗平均平方根誤差)、機械学習の中でも超解像で最もよく用いられる PSNR、および画像の視覚的および構造的な非類似性を評価する指標である DSSIM (Structural Dissimilarity) の3指標について評価を行った。各指標の概念を以下に示す。

2-3-1. RMSE

RMSE (二乗平均平方根誤差) は、各画素における実際の値と予測値の誤差の2乗を画像全体で平均した MSE の平方根をとったものである。MSE および RMSE を、それ

ぞれ式(1)および(2)に示す。RMSEが小さければ小さいほど機械学習モデルの性能が良いと判断できる。

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{i,j} - y_{i,j})^2 \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (2)$$

ここで、 (i, j) は画素位置、 (m, n) は画像サイズ、 x は予測画像、 y は正解画像である。

2-3-2. PSNR

PSNR (ピーク信号対雑音比) は、超解像で最も広く用いられている評価指標であり式(3)で求められ、値が大きいほど良い評価となる。

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{MAX_I^2}{MSE} \quad (3)$$

ここで、 MAX_I は画素値の取りうる最大の値である。本研究では、画素値を0～1の範囲に正規化しており、 $MAX_I = 1$ である。PSNRは画像全体の画質を評価するのに適している指標である一方、局所的に大きな差異が生じているような場合の違いを正しく評価できないという欠点がある。

2-3-3. DSSIM

DSSIM (Structural Dissimilarity) は、評価対象の画像に対し、小領域 (window) ごとの平均・標準偏差・共分散を用いることで、予測画像 x と正解画像 y の非類似度を評価する指標であり、式(4)と(5)によって求められる。これにより、PSNRでは評価することができなかった、画像の視覚的および構造的な非類似性を評価することができる。本指標においては、値が0に近づくほど高い評価となる。

$$SSIM = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (4)$$

$$DSSIM = \frac{1 - SSIM}{2} \quad (5)$$

ここで、 (i, j) は画素位置、 (m, n) は画像サイズ、 μ_x は予測画像 x の画素 (i, j) を中心とした小領域内の平均、 μ_y は正解画像 y の画素 (i, j) を中心とした小領域内の平均、 σ_x^2 は予測画像 x の画素 (i, j) を中心とした小領域内の分散、 σ_{xy} は画素 (i, j) を中心とした小領域内の共分散、 c_1 と c_2 は係数である。小領域サイズ = 11×11 、 $c_1 = 0.01$ 、 $c_2 = 0.03$ は、Wang *et al.* (2004) を踏襲したものである。

3. 結果と考察

本研究では、2-1. に示した学習データを用い、SRCNN、FSRCNN、ESPCN、SRGAN、ESRGANの5つの超解像モデルの学習を行い、テストデータを適用した結果とBicubic法による結果の比較と検証を行った。全テスト結果のRMSE、PSNR、DSSIMの平均値を第1表に示し、全テストデータのうちランダムに選んだ場所の異なる6つの領域について、入力データ (LR)、Bicubicによる補間、5つのモデルによる超解像結果および正解データ (HR) を第7図に示した。第7図は、小領域ごとに超解像結果を評価する都合上、水深データに対して便宜的に疑似カラーを割り当てることで画像化している。疑似的な色表現として、各小領域における高解像度データの最小値から最大値に対し、青から赤に変化するよう色相を設定した。全テストの結果の平均から、FSRCNNのPSNR値を除き、全ての結果がBicubic法の結果を上回った。領域ごとの結果を見ると、ばらつきがあり、各モデルによる精度の順位はかならずしも平均値による結果と一致しないことがわかる。

第7図の上から3列目から5列目の結果は、領域内の高低差が100～200 m程度の事例である。いずれのモデルによる結果においても、ほとんどの事例においてPSNRおよびDSSIMともにBicubicと比べて同程度以上 (Bicubicに対してPSNRが $-0.5 \sim +1.6$ dB, DSSIMが $-0.1 \times 10^{-4} \sim -1.0 \times 10^{-5}$) の数値が得られている。特に地形の起伏が比較的少ない3列目および4列目の事例では、PSNRおよびDSSIMともにSRCNN (Bicubicに対してPSNRが+1.6 dBと+0.3 dB, DSSIMが -0.9×10^{-5} と -0.3×10^{-5}) およびESPCN (Bicubicに対してPSNRが+1.1 dBと -0.3 dB, DSSIMが -1.0×10^{-5} と -0.5×10^{-5}) の精度が高くなっている。また、300 m程度の起伏が多く見られる2列目の事例については、アーティファクトの少ないモデルであるESPCN (Bicubicに対してPSNRが+0.8 dB, DSSIMが -0.3×10^{-3}) や、画像内のランダム性の高さや高周波成分の多い画像を復元することに特化したGAN系モデル (特にESRGANは、Bicubicに対してPSNRが+1.7 dB, DSSIMが -0.5×10^{-3}) の精度の高さが目立つ。一方、1列目および6列目は、高低差が20 m程度の事例である。両事例ともに、各モデルの結果はBicubicと比較して同程度またはそれ以下 (Bicubicに対してPSNRが $-0.5 \sim +1.0$ dB, DSSIMが $-0.1 \times 10^{-5} \sim +0.5 \times 10^{-5}$) であり、精度の向上が見られない。また、1列目のSRGANによる結果を見ると、領域の外側から数画素目あたりに高周波のノイズが直列し

第1表 各手法における各評価指標の結果 (テストデータ全量の平均値, N値 = 2731)。

eを含む数値は浮動小数点表記を示す。

	Bicubic	SRCNN	FSRCNN	ESPCN	SRGAN	ESRGAN
RMSE (m)	1.47	1.32	1.45	1.31	1.36	1.26
PSNR (dB)	66.32	67.18	66.30	67.18	66.64	67.24
DSSIM	2.03e-04	1.64e-04	1.80e-04	1.58e-04	1.61e-04	1.44e-04

第7図 入力データ（低解像度）、正解データ（高解像度）および各手法によって得られた超解像結果比較。
eを含む数値は浮動小数点表記を示す。

ているのが見え、精度低下の一因となっていることが考えられる。GANによる超解像では、入力画像とは無関係に高周波ノイズを生成する傾向にあることも報告されている (Park *et al.*, 2018)。

参考までに、第7図における予測値と正解値の差分を第8図に示す。この結果からも、起伏の大きい2列目の例において、ESRGANが良い結果を示していることが確認できる。また、GAN系の手法は、他の手法と比較すると真値より低めに推定していることを示す青色が多い。第8図により、第7図ではわからなかった地形とは無関係の斜線状の構造が確認されるが、これは計測データをグリッドデータに変換したときの欠損値によるアーティファクトによるものと考えられる。

第9図(d) - (e)では、局所的な起伏の量を示す特徴量として傾斜量を用い、適当な範囲の傾斜量毎に精度を示している。0~1の範囲に正規化された正解値を用いて画素単位での傾斜量を算出し、領域内での傾斜量の平均値を各テストデータの特徴量としている。傾斜量の計算には

沖村ほか(1991)による手法を用いた。中央値を見ると、RMSE、PSNRおよびDSSIMの値は各モデルともにBicubicと比べても大きな違いはない。第三四分位数 (RMSEおよびDSSIM) または第一四分位数 (PSNR) を見ると、ほとんどの場合においてBicubicよりも同等以上の精度を示している。特にSRCNN、ESPCNおよびESRGANは、RMSE、PSNR、DSSIMともに著しく悪い結果が出にくく、安定したモデルであると言える。特に注目すべき点は、画像中の起伏が比較的大きいことを示す傾斜量が0.1以上の場合である。PSNRを見ると、SRGANおよびESRGANによる結果 (第三四分位) は他モデルと比較しても同程度であるが、画像の鮮明さを適切に評価する指標であるDSSIMを見ると、特に精度のばらつきが小さいことが分かる。これは、鮮明さを重視するGAN系ならではの特徴が表れていると言える。

本研究の、100 mメッシュの格子データから50 mメッシュの格子データを生成する超解像タスクにおいて、画像拡大にDeconvolution層を採用したFSRCNNを除き、そ

第8図 正解と各手法の推定結果との差分。各結果は、第7図の順番に対応。赤いほど真値より高めに推定、青いほど低めに推定。

それぞれのモデルが各評価指標でBicubic法を上回る結果となった。全体の平均的な精度を見るだけでは分らなかったが、領域ごとの結果を見ることで手法によって精度が異なることが明らかとなった。例えば、画像領域内の起伏が少ないケースではSRCNNとESPCNが優れており、起伏が極めて激しい場合はESPCNとESRGANが優れている。また、起伏が極めて少ないケースではBicubicでも十分であるなど、各手法と地形的特徴との間に何らかの傾向が存在

していることが示唆された。さらに、領域内の高低差や傾斜量と各モデルの精度のばらつきについて検証した結果、SRCNN、ESPCNおよびESRGANが極めて安定した手法であることが明らかになった。これらの結果を受け、一つの優れたモデルを選定する場合、手法の安定性と領域内の起伏に対する適応性の観点からすると、ESPCNは優れた手法であると考えられる。一方、地形的条件によって水深勾配の異なる海底地形においては、対象の領域によってモデ

第9図 全テストデータに対する(a)–(c)最大水深差, (d)–(f)傾斜量毎の超解像精度の比較.

ルを使い分ける必要があると考えられる。例えば、極めて激しい起伏がある地形ではESRGANを用いた方が良い場合や、高低差の乏しい地形では深層学習を用いなくてもBicubic法で十分な場合がある。

4. まとめ

本研究では、マルチビーム測深機で取得したデータから作成された海底地形データに、代表的な深層学習超解像アーキテクチャでモデルを作成し超解像を行なった。その結果、ほとんどの場合において、各深層学習モデルによる超解像結果はBicubicによる結果を上回ることを確認した。また、平均的にはESRGANやESPCNの性能が高いという結果が得られた。一方、各モデルでは、対象領域の傾斜量や勾配差等の地形的特徴によって精度が異なり、それらは用いる評価指標によっても異なる場合があった。本研究による結果は、超解像を行いたい領域の地形的特徴によって最も適した超解像モデルおよび評価指標の組み合わせを選択することが望ましいことを示唆している。

深層学習を用いた超解像は、一般に、大量のデータから学習される多くの特徴量によって精度の向上を図ろうとするものである。一方で、情報地質分野においては、前述した通り地形学的または地球統計学的な情報を取り入れた手法が1960年代から研究されてきた。これらの知見を深層学習に取り入れることによって、さらなる発展が見込めるものと思われる。

謝辞: 本研究は、海洋調査船「みらい」、「なつしま」、「よこすか」の調査航海 MR13-E02, MR15-E01, NT13-22, NT15-02, YK13-14, YK14-17, YK15-06において実施された地形観測データによる成果です。各船の船長をはじめとし、乗組員の皆様、同航海で技術支援をいただいた皆様に心より御礼申し上げます。最後に、本原稿を注意深くお読みいただき、適切なご助言を頂きました匿名の査読者に感謝申し上げます。

文 献

- Briggs, I. C. (1974) Machine contouring using minimum curvature. *Geophysics*, vol. 39, no. 1, pp. 39-48.
<https://doi.org/10.1190/1.1440410>
- Chilès, J.-P. and Delfiner, P. (2012) *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty 2nd Edition*. Wiley, New York, 734 p.
 ISBN: 978-0-470-18315-1
- DeSET (2020) PROJECT OUTLINE: プロジェクト概要. 株式会社リバネス. <https://deset.lne.st/project/>
- Deutsch, C. V. and Journel, A. G. (1998) *GSLIB Geostatistical Software Library and User's Guide 2nd edition*. Oxford University Press, New York, 369 p.
 ISBN-13 : 978-0195073928
- Dong, C., Loy, C. C., He, K. and Tang, X. (2014) Learning a deep convolutional network for image super-resolution. In: Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B. and Tuytelaars, T. (eds) *Computer Vision – ECCV 2014. ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Cham, vol. 8692, pp. 184-199.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-10593-2_13
- Dong, C., Loy, C. C., and Tang, X. (2016) Accelerating the super-resolution convolutional neural network. In: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N. and Welling, M.(eds) *Computer Vision – ECCV 2016. ECCV 2016. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Cham, vol. 9906, pp. 391-407.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6_25
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y. (2014) Generative adversarial nets. In: *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Montreal, Canada, vol. 2, pp. 2672-2680.
<https://dl.acm.org/doi/10.5555/2969033.2969125>
- He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep residual learning for image recognition. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 770-778.
<https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R. (2006) Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504-507.
<https://doi.org/10.1126/science.1127647>
- 井上 公 (1985) 一般化インバース理論に基づく離散データの平滑化. 情報地質, no. 10, pp. 105-134.
https://doi.org/10.6010/geoinformatics1975.1985.10_105
- Ioffe, S. and Szegedy, C. (2015) Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In: *Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning (ICML)*, Lille, France, vol. 37, pp. 448-456.
<https://dl.acm.org/doi/10.5555/3045118.3045167>
- 伊藤喜代志 (2019) 機械学習による超解像技術を活用した詳細な深海海底地形図の作成. 水産工学, vol. 56, no. 1, pp. 47-50. https://doi.org/10.18903/fisheng.56.1_47
- Jolicoeur-Martineau, A. (2019) The relativistic discriminator: a key element missing from standard GAN. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, Montreal, Canada. <https://openreview.net/pdf?id=S1erHoR5t7>
- 木戸ゆかり (2020) JAMSTEC の新研究プログラム “数理海底地形科学” 始動. 情報地質, vol. 31, no. 1, pp. 13-15.
https://doi.org/10.6010/geoinformatics.31.1_13
- Koike, K., Matsuda, S., Suzuki, T. and Ohmi, M. (2002) Neural network-based estimation of principal metal contents in the Hokuroku District, northern Japan, for exploring kuroko-type deposits. *Natural Resources Research*, vol. 11, no. 2, pp. 135-156. <https://doi.org/10.1023/A:1015520204066>
- Koike, K. and Matsuda, S. (2003) Characterizing content distributions of impurities in a limestone mine using a feedforward neural network. *Natural Resources Research*, vol. 12, no. 3, pp. 209-222.
<https://doi.org/10.1023/A:1025180005454>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E. (2012) ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Lake Tahoe, Nevada, vol. 2, pp. 1097-1105.
<https://dl.acm.org/doi/10.5555/2999134.2999257>
- 笠谷貴史・金子純二・岩本久則 (2020) 音響調査と自然電位法を用いた海底熱水鉱床調査技術プロトコルに基づく調査とその検証. 物理探査, vol. 73, pp. 42-52.
<https://doi.org/10.3124/segj.73.42>
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. and Haffner, P. (1998) Gradient-based learning applied to document recognition. In: *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324.
<https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., Aitken, A., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z. and Shi, W. (2017) Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI, pp. 105-114. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.19>
- Mayer, L., Jakobsson, M., Allen, G., Dorschel, B., Falconer, R., Ferrini, V., Lamarche, G., Snaith, H. and Weatherall, P. (2018) The Nippon Foundation — GEBCO Seabed 2030 Project: The Quest to see the world's oceans completely mapped by 2030. *Geosciences*, vol. 8, no. 2, p. 63.
<https://doi.org/10.3390/geosciences8020063>
- Nock, K., Bonanno, D., Elmore, P., Smith, L., Ferrini, V. and Petry, F. (2019) Applying single-image super-resolution for the enhancement of deep-water bathymetry. *Heliyon*, vol. 5,

- no. 10, e02570. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e02570>
- 野々垣 進・升本眞二・塩野清治 (2008) 3 次 B-スプラインを用いた地層境界面の推定. 情報地質, vol. 19, no. 2, pp. 61-77. <https://doi.org/10.6010/geoinformatics.19.61>
- 沖村 孝・吉永秀一郎・鳥井良一 (1991) 地形特性値と地形区分, 表土層厚の関係—仙台入菅谷地区を例として—. 神戸大学土地造成工学研究施設報告, vol. 9, pp. 19-39.
- Park, S.-J., Son, H., Cho, S., Hong, K.-S. and Lee, S. (2018) SRFeat: Single image super resolution with feature discrimination. In: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C. and Weiss, Y. (eds) Computer Vision – ECCV 2018. ECCV 2018 Lecture Notes in Computer Science, vol. 11220, pp. 455-471. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01270-0_27
- Shi, W., Caballero, J., Huszár, F., Totz, J., Aitken, A. P., Bishop, R., Rueckert, D. and Wang, Z. (2016) Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, pp. 1874-1883. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.207>
- Sonogashira, M., Shonai, M. and Iiyama, M. (2020) High-resolution bathymetry by deep-learning-based image superresolution. PLOS ONE, vol. 15, no. 7, e0235487. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0235487>
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. and Simoncelli, E. P. (2004) Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600-612. <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
- Wang, X., Yu, K., Wu, S., Gu, J., Liu, Y., Dong, C., Qiao, Y. and Loy, C. C. (2019) ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks. In: Leal-Taixé, L. and Roth, S. (eds) Computer Vision – ECCV 2018 Workshops. ECCV 2018. Lecture Notes in Computer Science, Springer, Cham, vol. 11133, pp. 63-79. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11021-5_5
- Yang, J., Wright, J., Huang, T. and Ma, Y. (2008) Image super-resolution as sparse representation of raw image patches. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Anchorage, AK, USA, pp. 1-8. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587647>
- Yang, J., Wright, J., Huang, T. S. and Ma, Y. (2010) Image super-resolution via sparse representation. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873. <https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2050625>
- 横矢直和・山本和彦・舟久保登 (1987) フラクタルによる 3 次元自然形状の解析とその地形モデル作成への応用. 電子情報通信学会論文誌 D, vol. J70-D, no.12, pp. 2605-2614.
-
- 3) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 海域地震火山部門 〒237-0061 神奈川県横須賀市夏島町 2-15.
Research Institute for Marine Geodynamics (IMG), Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 2-15 Natsushima-cho, Yokosuka, Kanagawa 237-0061, Japan. E-mail: kuwatani@jamstec.go.jp
- 4) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 海洋機能利用部門 〒237-0061 神奈川県横須賀市夏島町 2-15.
Research Institute for Marine Resources Utilization, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 2-15 Natsushima-cho, Yokosuka, Kanagawa 237-0061, Japan. E-mail: kanekoj@jamstec.go.jp
- 5) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 海洋機能利用部門. Research Institute for Marine Resources Utilization, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC). E-mail: tkasa@jamstec.go.jp
- 6) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 研究プラットフォーム運用開発部門 〒237-0061 神奈川県横須賀市夏島町 2-15.
Institute for Marine-Earth Exploration and Engineering (MarE3), Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), 2-15 Natsushima-cho, Yokosuka, Kanagawa 237-0061, Japan. E-mail: ykido@jamstec.go.jp
- 7) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門. Research Institute for Value-Added-Information Generation (VAiG), Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC). E-mail: ishiikaway@jamstec.go.jp
- 8) 国立研究開発法人海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門. Research Institute for Value-Added-Information Generation (VAiG), Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC). E-mail: kikawa@jamstec.go.jp
- いであ株式会社国土環境研究所 〒224-0025 神奈川県横浜市都筑区早渕 2-2-2.
IDEA Consultants, Inc., 2-2-2 Hayabuchi, Tsuzuki-ku, Yokohama, Kanagawa 224-0025, Japan.

要 旨

深層学習による海底地形図超解像の手法比較と検証

日高 弥子・松岡 大祐・桑谷 立・金子 純二
笠谷 貴史・木戸 ゆかり・石川 洋一・木川 栄一

海底地形情報はあらゆる分野において重要な基本情報である。特に、解像度の高い海底地形情報は需要が高まっており、近年では、全球的に高解像度の海底地形情報を取得しようとする取り組みが活発になっている。我々は、既に存在している低解像度の海底地形図を深層学習による超解像手法で高解像度化することの有効性について検証することで、課題解決に貢献できるのではないかと考えた。本研究では、自然画像の超解像に対し、既に高い精度で高解像度化に成功している5つの深層学習アーキテクチャで、100 m 格子の海底地形図から50 m 格子の海底地形図に高解像度化するモデルを作成し、各手法による結果の比較検証を行った。その結果、各手法では、地形図領域内の水深勾配によって精度が異なり、高解像度化を行いたい海底地形図の領域によって異なる手法を用いる方が良い場合があることが示唆された。

キーワード：海底地形，超解像，機械学習，深層畳み込みニューラルネットワーク，画像処理