5Q-07

ピクセルごとのディスクリミネータを用いた海水温画像の欠損修復と超解像

佐藤雄志† 笠原秀一‡ 近藤一晃§ 飯山将晃¶
京都大学† 京都大学‡ 京都大学§ 滋賀大学¶

1 序論

人工衛星によって撮影された海面水温画像には，雲などの影響で図 1の白色の部分で示されるような欠損が含まれている．また，人工衛星によって解像度と撮影間隔が異なり，低解像度・高頻度の観測と高解像度・低頻度の観測を組み合わせることにより，高解像度・高頻度の海面水温を推定することができると期待できる．

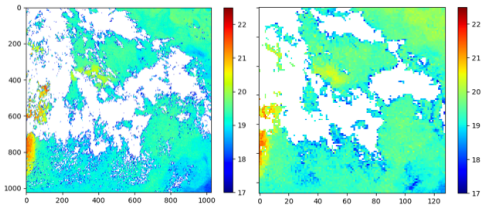

図1 解像度の異なる海面水温画像

本研究では，海面水温画像に対して欠損修復と超解像を同時に行う手法を提案する．しかし，既存手法 [1] のように単に欠損修復と超解像を順に行うだけでは，入力画像で欠損していた領域において，海流や温度差といった実際の海面水温画像に見られる特徴を再現できない．そこで本研究では，修復画像の各ピクセルが元々欠損していたかを判別するディスクリミネータを導入する．これにより欠損領域における修復結果の見た目を非欠損領域のものに近づけ，実際の海水温画像の特徴を再現した画像を生成できる．

Sea Surface Temperature Image Restoration and Super-Resolution with pixel-wise discriminator
† Yuji Sato, Kyoto University
‡ Hidekazu Kasahara, Kyoto University
§ Kazuaki Kondo, Kyoto University
¶ Masaaki Iiyama, Shiga University

2 提案手法

2.1 海水温画像の欠損修復と超解像

欠損修復を行うネットワークには，Hirahara ら [2] のモデルを利用する．修復対象の海面水温画像だけでなく，同一地点の過去の海面水温画像を 6 時間ごとに 48 時間前まで遡り，合計 9 枚 1 組の時系列データとして用いる．海面水温画像から，撮影された月の平均温度を引いた差分温度画像の欠損を修復し，平均温度と足し合わせることで欠損のない海面水温画像を生成する．

超解像を行うネットワークは，SRGAN[3] に倣って残差ネットワークを利用する．拡大した画像をそのものを出力するのではなく，図 2に示すように bicubic 補間により高解像度画像の低周波成分を大まかに推定し，それとの差分を出力するモデルを導入する．これにより，数値的誤差を一定の範囲に抑えつつ高周波成分を再現することができる．また，欠損修復時と同様に 9ch の時系列データを入力に用いる．

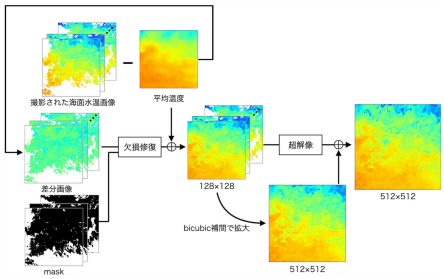

図2 海面水温画像の欠損修復と超解像

2.2 ピクセルごとのディスクリミネータ

画像全体から本物であるかどうかを判断するディスクリミネータだけでは，細部まで本物らしさを反映することができず，特に入力画像で欠損していた領域において出力結果がぼやけてしまう．

Copyright ©2022 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

そこで，入力した画像の各ピクセルが欠損領域を修復し超解像したものであるか，あるいは非欠損領域を超解像したものであるかを判別するディスクリミネータを導入する．これにより，画像全体だけでなくピクセル単位で本物らしさを判断できるようになり，ジェネレータがより細部まで実際の海面水温画像の特徴を再現した画像を生成するようになることが期待できる．アーキテクチャとロスの算出方法を図 3に示す．

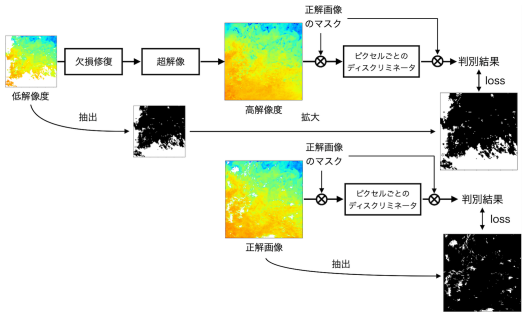

図3　ピクセルごとに判別を行うディスクリミネータ

3　実験

3.1　データセット

人工衛星ひまわりによって撮影された海面水温画像から，時系列データ 9 枚合計の欠損率が 50% 以下かつ修復対象画像の欠損率が 30% 以下である 512×512 の領域を切り出し，データセットとして用いる．このうち，修復対象画像の欠損率が 5% 以下である画像 200 組をテスト用データとし，残りの 63339 組を学習用データとした．

3.2　実験結果

ピクセルごとのディスクリミネータを用いない提案手法 1 と用いる提案手法 2 でそれぞれ欠損修復および超解像を行なった結果を図 4に示す．bicubic 補間で拡大した場合と比べると，提案手法はどちらも MSE では劣るが，平滑化が抑えられていることがわかる．提案手法 1 と 2 を比較した場合，ピクセルごとのディスクリミネータの導入により出力結果に大きな違いはない．ピクセルごとのディスクリミネータの出力結果（図 5）を確認すると，正解画像の予測結果と比べて修復結果の予測結果は 0 に近い値が多く，ジェネレータがまだディスクリミネータを騙す画像を生成できていないということが分かる．

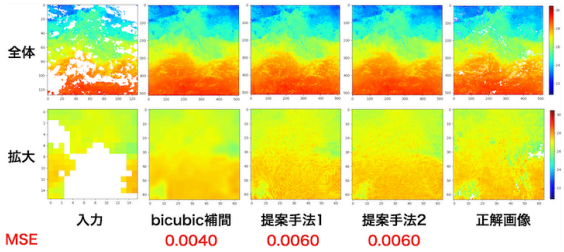

図4　GAN を用いた欠損修復と超解像の結果

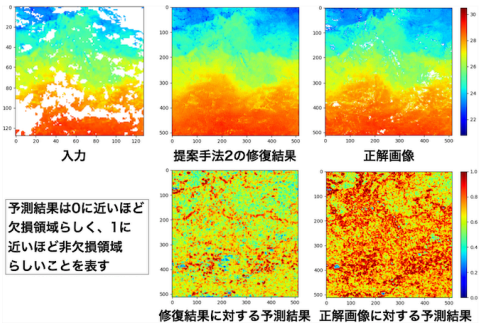

図5　ピクセルごとのディスクリミネータの出力結果

4　結論

海面水温画像に対して欠損修復と超解像を同時に行う手法を提案し，ピクセルごとのディスクリミネータを導入した．bicubic 補間と比べると平滑化を抑えた結果が得られたが，ピクセルごとのディスクリミネータの有無による結果の違いはあまり見られなかった．今後の改良としては，ジェネレータを学習させる際に，ピクセルごとのディスクリミネータに対する敵対的誤差の重みを調整することで，より細部まで海面水温画像の特徴を再現した修復結果を得られるようにする予定である．

参考文献

[1] Huang et al. Super-Resolution and Inpainting with Degraded Generative Adversarial Network. *IJCAI*, 2021.

[2] Hirahara et al. Cloud-Free Sea-Surface-Temperature Image Reconstruction From Anomaly Inpainting Network. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2021.

[3] Ledig et al. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. *CVPR*, pages 4681–4690, 2017.

Copyright ©2022 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.