

時系列予測と画像インペインティングによる海面水温画像の修復

飯田 琢矢[†] 近藤 一晃[‡] 笠原 秀一[§] 飯山 将晃[¶]
 京都大学[†] 京都大学[‡] 京都大学[§] 滋賀大学[¶]

1 はじめに

人工衛星からの観測により得られる海面水温画像には図 3(a) に示すような欠損やノイズが含まれる。これは雲がかかっている領域では海面水温の観測ができないことが原因である。この欠損を修復する手法として深層学習による手法 [1] が提案されており、そこでは時系列の海面水温画像を入力として時空間情報を用いた欠損修復を実現している。しかしながら短期間で長い時間間隔の観測（2 日間・6 時間毎）しか扱えず、長期間で短い時間間隔（例えば 3 日間・1 時間毎）の海水温変動を利用できていないという問題があった。これに対し本研究では、時系列予測モデルによる画素単位での欠損値推定と、CNN による画像全体での修復との二段階の欠損修復ネットワークを提案する。前段のモデルにより長期間・短時間間隔の情報を利用しつつ、後段のモデルにより空間方向の情報を利用する。

2 提案手法

■画素単位の欠損補完 海面水温の時系列画像は個々のピクセルに着目すればその地点での水温の時系列データと見なせる。そこで、過去の時系列の水温から次の時刻の水温を予測する欠損補完 LSTM を構築し画素単位での欠損値推定を行う。その概要を図 1 に示す。なお水温をそのまま LSTM の入出力に用いるのではなく移動平均からの差分を用いる。具体的には時刻 t_i の水温を T_i とした時、入力時刻 t_i の値として T_i

を入力するのではなく、時刻 t_i から過去 48 時間 ($t_{i-1}, t_{i-2}, \dots, t_{i-48}$) の水温の平均 $\bar{T}_i$ を算出し、差分 $T_i - \bar{T}_i$ を入力とする。予測値も過去 48 時間分の平均水温からの差分とする。水温の変動は水温の取りうる値より小さいため、移動平均からの差分を用いることで、推定すべき値の範囲を狭くすることができる。

■アノマリーインペインティング 画像インペインティングのモデルとして Hirahara ら [1] の GAN のアーキテクチャを利用する。入力として LSTM で欠損を補完した海面水温画像から過去 30 日間分の平均水温を引いた差分水温画像（この差分水温をアノマリーと呼ぶ）を使用する。入力は、アノマリー画像と元々欠損があった場所かどうかを示すマスク画像の 2 チャンネルで構成される。概要を図 2 に示す。ディスクリミネーターへの本物画像の入力には、ノイズのない海水温分布が表現されているデータ同化画像が用いられている。

3 実験

学習用に 2019 年 1 月から 2019 年 12 月の期間、評価用に 2020 年 2 月から 2020 年 11 月の期間のひまわり 8 号から得られた 1 時間ごとの海面水温画像を用いた。

■欠損補完 LSTM 用のデータセット 前段の欠損補完 LSTM は画素単位の予測を行うものであり、学習データとして 1 次元の時系列データを必要とする。海面水温画像は雲による欠損がある付近でノイズが生じやすいため、できるだけノイズの少ないデータを用いて学習を行うため、学習用データの各ピクセルごとに 1 年間の欠損率を計算し、最も欠損の少ない 100 箇所を LSTM の学習に用いた。

[†] Takuya Iida, Kyoto University

[‡] Kazuaki Kondo, Kyoto University

[§] Hidekazu Kasahara, Kyoto University

[¶] Masaaki Iiyama, Shiga University

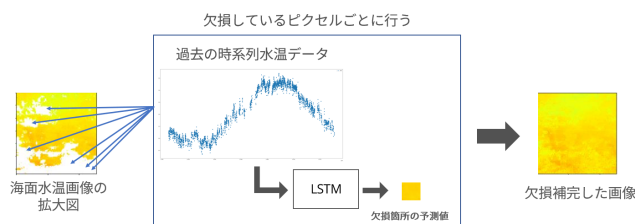


図 1: LSTM による欠損補完

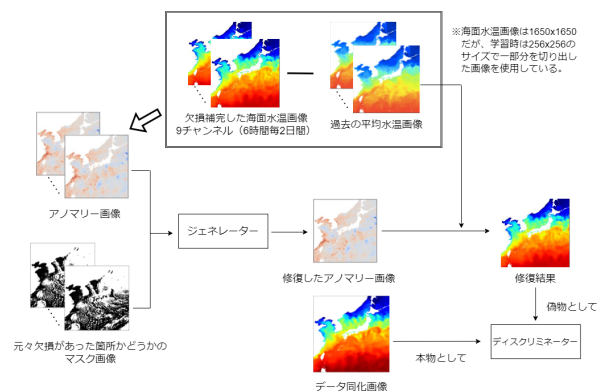


図 2: GAN による修復

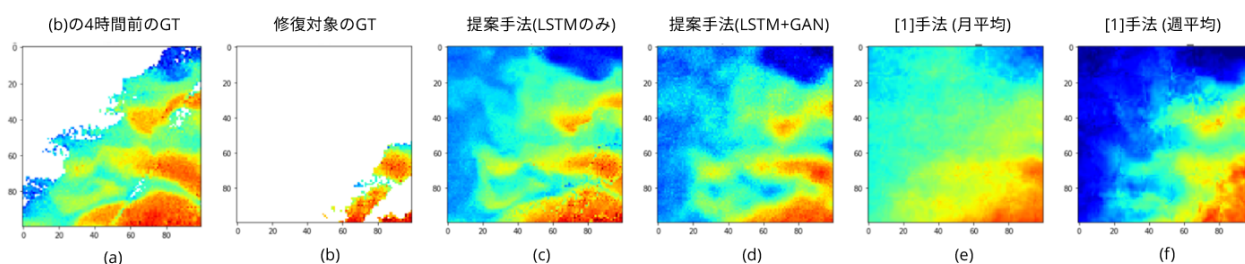


図 3: 海面水温画像の修復結果比較（一部分拡大図）

■インペインティング GAN 用のデータセット
前段の LSTM を用いて海面水温画像（画像サイズ 1650×1650 ）の欠損修復を行ったのち、陸地による欠損がない 256×256 サイズの画像パッチをランダムに切り出し、インペインティング GAN の学習用データとする。データセットの構成は Hirahara ら [1] と同様に、修復対象の海面水温画像の時刻を t_i とおき、時刻 $t_{i-6}, t_{i-12}, \dots, t_{i-48}$ （6 時間間隔で二日前まで）の海面水温画像を合わせた 9 チャンネルのデータである。

■提案手法の評価 海面水温画像にはノイズと欠損があるためこれをそのまま真値とするのは好ましくない。そこで、海上ブイで観測された水温 [2] を真値として用いる。従来手法 [1]（月平均ベース、週平均ベース）、提案手法（LSTM のみ、LSTM+ インペインティング GAN）の水温推定精度 (RMSE) はそれぞれ、 1.12°C 、 1.03°C 、 0.94°C 、 0.92°C となり、提案手法が従来手法よりも高い精度を示した。修復結果を図 3 に示す。(a) でみられる赤い色の海水温分布の特徴が最も正確に

修復されているのが提案手法であり、上手く修復できたことが確認できた。

4 結論

従来のモデルでは利用できなかった長期的で短い時間間隔による時系列情報を組み込むため、時系列予測モデルと画像インペインティングによる 2 段階の修復手法を提案した。実験結果より細かな時系列情報の利用が有効であることが示された。今後の改良として、予測モデルへの位置情報の導入や物理法則を制約に入れることによってさらなる精度向上を図る。

参考文献

- [1] Hirahara et.al, “Cloud-Free Sea-Surface-Temperature Image Reconstruction From Anomaly Inpainting Network”, IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2021.
- [2] Xu et.al, “In situ SST quality monitor (i Quam)”, Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, Vol. 31, No. 1, pp. 164 – 180, 2014.