

TSUBAME 共同利用 令和元年度 学術利用 成果報告書

利用課題名 深層学習による高解像度化手法の水文学への応用
英文: Application of Deep Learning Super Resolution Methods to Hydrologic Engineering

利用課題責任者
Kei Ishida

所属
Kumamoto University
<https://www.fast.kumamoto-u.ac.jp/home/>

邦文抄録

近年、豪雨・洪水や渇水が世界各地で甚大化・頻発化しており水文学の重要性が増している。しかしながら、既存の手法では現在様々な要因により解析精度・予測精度に限界がある。そこで、近年発展が著しい深層学習に注目する。本課題においては、まず豪雨に多大な影響をもたらす海水面温度を対象とし、深層学習の従来及び新しい高精度化手法を試し比較を行った。低解像度の海水面温度データは ERA20C から得た。また、高解像度の海水面温度データとして OISST を用いた。深層学習手法として、従来の高解像度化手法である SRCNN、新しい CNN 系及び GAN 系の手法である RRDBNet 及び ESRGAN を用いた。精度の評価手法として、RMSE 及び誤差率を用いたところ RRDBNet が最も良い結果を示した。

英文抄録

Hydrology is getting important now because precipitation and flood are getting severe. However, the accuracy of existing approaches in hydrology are not always sufficient for analysis or prediction. The accuracy of analysis and predication should be improved. Deep learning methods are nowadays getting popular in various research fields. This study used deep learning methods to improve the resolution of sea surface temperature data. As the deep learning methods, SRCNN, RRDBNet, and ESRGAN were selected. According to RMSE and error rates, RRDBNet showed the best results among the three methods.

Keywords:

Convolutional Neural Network, Generative Adversarial Network, Sea Surface Temperature, Super Resolution

背景と目的

近年、豪雨・洪水や渇水が世界各地で甚大化・頻発化しており水文学の重要性が増している。

しかしながら、既存の手法では現在様々な要因により解析精度・予測精度に限界がある。

そこで、近年発展が著しい深層学習に注目し、本課題においては、まず豪雨に多大な影響をもたらす海水面温度を対象に、深層学習の従来及び新しい高精度化手法を試し比較を行った。その結果、新しい CNN 系の手法である RRDBNet が最も良い結果を示した。

重要性が増している。しかしながら、既存の手法では現在様々な要因により解析精度・予測精度に限界がある。一方、近年深層学習は様々な分野において注目を集めている。特に情報学習分野における深層学習手法の発展は著しく、新しい手法が目まぐるしい勢いで開発されている。しかしながら、水文学の分野においても深層学習による高解像度化などが徐々に取り入れ始められているが、最新の手法はほとんど取り入れられていない。そこで、本課題において、まず豪雨に多大な影響をもたらす海水面温度に注目し、深層学習の従来及び新しい高精度化手法を試し比較を行った。

概要

近年、豪雨・洪水や渇水が世界各地で甚大化・頻発化している。また、地球温暖化の影響により今後甚大化・頻発化がさらに進む可能性が様々な研究により示唆されている。そのため、それらの事象を扱う水文学の

結果および考察

高解像度化の入力に用いる低解像度の海水面温度データは再解析データである ERA20C から得た。また、学習に用いる高解像度の海水面温度データとして Optimum Interpolation Sea Surface Temperature

(OISST)を選択した。本研究課題においては北米周辺の海域を選択した。また、深層学習手法として、従来の高解像度化手法である SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network)、新しい CNN (Convolutional Neural Network) 系及び GAN (Generative Adversarial Network) 系の手法である RRDBNet 及び ESRGAN (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network)を用いた。精度の評価手法として、RMSE 及び誤差率を用いた。

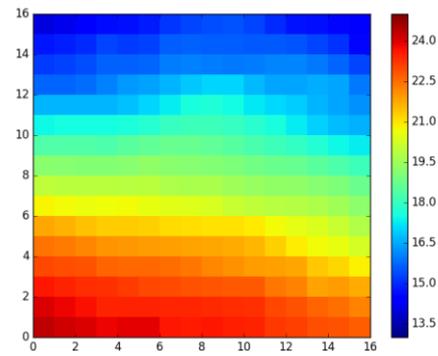
北米大西洋側沿岸において SRCNN, RRDBNet, 及び ESRGAN を用いて高解像度化を行なったとき、RMSE はそれぞれ 1.566 °C, 0.907 °C, 1.096 °C であった。また、誤差率は 8.191 %, 5.794 %, 6.929 % であった。どちらの評価手法においても RRDBNet が最も良い値を示した。また、高解像度化した海水面温度の結果の一例としてカリフォルニア沿岸における 1984 年 1 月 1 日の海水面温度を図1に示す。RRDBNet は高解像度にはなっているが、高解像度データ(OISST)と比較すると改善の必要性があると考えられる。

まとめ、今後の課題

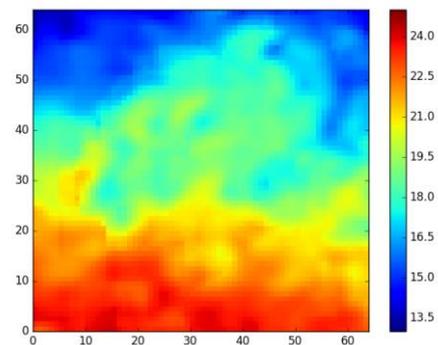
本課題においては海水面温度を対象とし、深層学習の従来及び新しい高精度化手法を試し比較を行った。従来の高解像度化手法である SRCNN, 新しい CNN 系及び GAN 系の手法である RRDBNet 及び ESRGAN を用いた。RMSE と誤差率で比較したところ、RRDBNet が最も良い結果を示した。しかしながら、高解像度データの比較ではまだ改善の必要性があると考えられる。

現在のところ、解析は一部でしか行なっておらず、高解像度化も一部の地域のみである。今後はさらなる解析を進め、また他の地域にも適用することにより、本手法の精度や適用性を検証していく予定である。

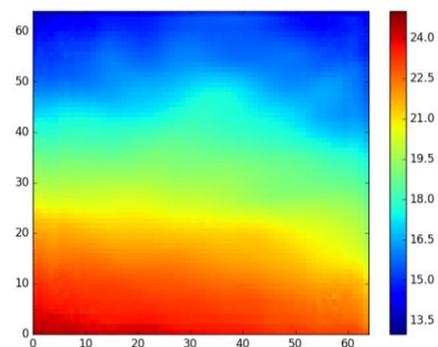
a) 低解像度データ(ERA20C)



b) 高解像度データ (OISST)



c) RRDBNet



d) ESRGAN

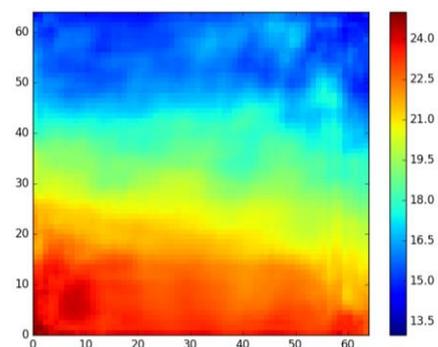


図1 1984/01/01 の海水面温度