

# U-Net+RAFT: RAFTによる物理シミュレーションデータの変形を用いた深層学習による海面水温の予測

福山 翔太<sup>†</sup>

滋賀大学データサイエンス学部<sup>†</sup>

飯山 将晃<sup>‡</sup>

滋賀大学データサイエンス学部<sup>‡</sup>

## 1 序論

海面水温は天気予報や漁業支援などに利用される重要なデータであり、その正確性はこれらの分野を支える上で欠かせないものである。従来より海面水温を予測する方法としては、物理シミュレーションを用いたアプローチと、機械学習を用いたアプローチの2つが提案されている。物理シミュレーションを用いたアプローチでは海流が早いエリアでの予測性能が低下するという問題があり、機械学習手法では物理法則を大きくはずれた出力を抑制できないという問題がある。本研究では、上記2つのアプローチを組み合わせ、物理法則を大きくはずさない範囲でシミュレーションデータを補正し、より正確な予測を行うことを目指す。

提案手法では、気象衛星による現時刻での観測データを入力に加え、深層学習モデルによってシミュレーションデータの補正成分を出力する。その際、海流が海面水温に与える影響を反映するために、画像間の変位(オプティカルフロー)を推定するモデルを用いて、2つの異なる時刻におけるシミュレーションデータからオプティカルフローを推定し、それに基づいて変形したデータも加えてモデルに入力する。

## 2 提案手法

提案手法の予測モデルは水温の空間的変位測定と残差予測を行い、海面水温を推定する。空間的変位測定と残差予測を行うモデルとして、以下3種類のモデルを提案する。いずれも、時刻 $t$ の衛星画像データ、時刻 $t$ と $t+1$ でのシミュレーション結果を入力とし、 $t+1$ のシミュレーション結果を補正して $t+1$ の海面水温を出力するモデルである。

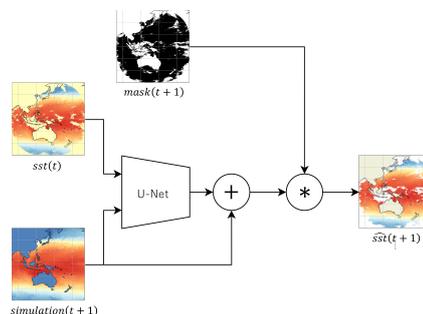


図1 U-Net

空間的変位測定と残差予測を U-Net を用いて行うモデル時刻 $t+1$ のシミュレーションデータと時刻 $t$ の衛星画像データをそのまま入力とする(図1)。

空間的変位測定と残差予測をそれぞれ別のモデルを用いて行うモデルこのモデルは空間的変位測定器と残差予測器によって構成される。空間的変位推定器では、時刻 $t$ および時刻 $t+1$ におけるシミュレーションデータからこの2時刻間の水温の空間的変位を2次元ベクトル場(オプティカルフロー)として推定する。空間的変異測定器と残差予測器を組み合わせたモデルとして、以下2種類のモデルを提案する。

U-Net+RAFT: Forecasting of Sea Surface Temperature by Deep Learning using Deformation of Physical Simulation Data by RAFT

<sup>†</sup> Shota Fukuyama, Shiga University

<sup>‡</sup> Masaaki Iiyama, Shiga University

1. 時刻  $t$  のシミュレーションデータをオプティカルフローによって変形したもの (時刻  $t+1$  変形シミュレーションデータ) と時刻  $t$  の衛星画像データを入力とするもの (図2: U-Net+RAFT(Simulation)).

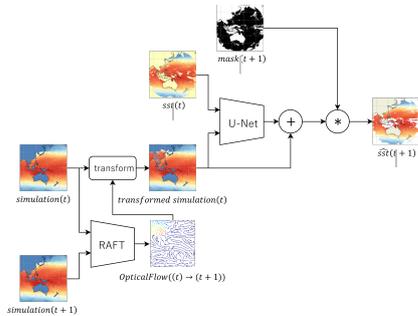


図2 U-Net+RAFT(Simulation)

2. 時刻  $t+1$  のシミュレーションデータと、時刻  $t$  の衛星画像データをオプティカルフローによって変形したものを入力とするもの (U-Net+RAFT(Satellite)).

空間的変異測定器には、深層学習モデルのRAFTを用いた。なお、学習時において正解として時刻  $t+1$  の衛星画像データを用いるが、雲の影響により欠損が生じているため、損失の計算は欠損値以外の部分のみ行う。

### 3 実験

モデルの評価にはRMSEを用いる。モデルの評価は衛星画像データが観測された範囲のうち、ブイや船舶で観測されたデータと比較することで行った。衛星画像データにはJAXAが提供する気象衛星ひまわり8号・9号から得られるデータを用い、シミュレーションデータにはMercator Océan Internationalが提供する物理シミュレーションデータを利用した。また、モデルの評価に用いるブイや船舶で観測されたデータはNOAAが提供するiQUAMを用いた。南緯  $60^\circ$  ~ 北緯  $60^\circ$ 、東経  $80^\circ$  ~ 西経  $160^\circ$  の範囲でモデルの学習を行い、特にシミュレーションデータの精度が下がる北緯  $35^\circ$  ~  $45^\circ$ 、東経  $120^\circ$  ~  $160^\circ$  の範囲においてモデルの性能評価

を行った結果を表1に、図3にその範囲におけるU-NetとU-Net+RAFT(Simulation)のうち、ブイの点を精度が良いモデルで色分けして海流とともに地図上にプロットしたものを示す。

表1 各モデルの精度

モデル	RMSE[ $^\circ\text{C}$ ]
衛星画像 ( $t+1$ )	0.9099
シミュレーション ( $t+1$ )	1.4625
U-Net	0.9951
U-Net+RAFT (Simulation)	<b>0.9810</b>
U-Net+RAFT (Satellite)	1.0169

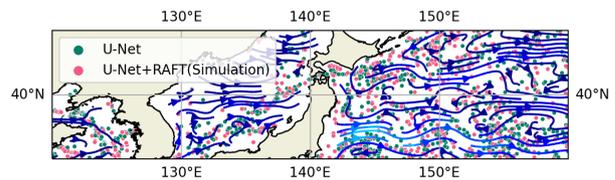


図3 U-NetとU-Net+RAFT(Simulation)の精度比較

表1から、この範囲においては、提案モデル群により衛星画像データを用いてシミュレーションデータを補正できていることがわかる。さらに、図3からU-Net(Simulation)はU-Netに比べて海流が交わる点である潮目に近い地点における予測の精度が高い傾向にあることがわかる。

### 4 結論

本研究では、シミュレーションデータの精度が低下する範囲において、衛星画像データを利用し、深層学習を用いてシミュレーションデータを補正し、予測精度を高める手法を提案した。また、RAFTを導入したモデルは、通常のU-Netに比べて潮目の近辺で部分で高精度である傾向が見られた。今後の課題としては、U-NetとU-Net+RAFTを組み合わせて、シミュレーションデータのより高精度な補正を行うことなどが考えられる。