

第51回海洋開発シンポジウム(2026) S-02

物理法則を考慮したFourier Neural Operatorモデルの 波高予測への適用

宮下 侑莉華¹・千綿 蒔²・本田 隆英²・織田 幸伸²

¹ 大成建設（株） 中部支店

² 大成建設（株） 技術センター

BACKGROUND | 研究背景

短時間で信頼できる波浪予測が求められている

海上・沿岸工事の作業可否判断には、高速かつ高精度な波高予測が不可欠



数値モデル (SWAN 等)

- 物理過程に基づき高精度に再現
- **広域・高解像度では計算コストが大きい**
- リアルタイム予測・即時判断が困難



深層学習 (CNN・ConvLSTM等)

- 空間分布を効率的に高速学習
- 未学習データに対しては予測精度が低い
- **物理整合性の確保が困難**

FNOに物理法則を組み込み、高速性と物理整合性を確認

OBJECTIVE | 研究目的

4つのモデルを構築し予測性能を比較する

SWAN推算値を正解として波高を予測するモデルを比較

波作用量 $N = E / \sigma$
を中間変数として学習



FNOの有効性

波作用量導入

物理制約導入

物理制約なし — ConvLSTM と Fourier Neural Operator

MODEL 01 | ConvLSTM

位置関係・局所変化を保持したまま時間方向を学習

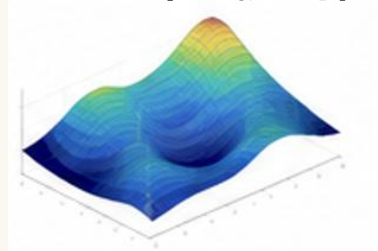
- 時系列の長期依存を学習する再帰型ニューラルネットワーク(RNN)の一種
- ゲート機構で勾配消失を緩和し, 情報を保持・更新(LSTM) + 内部演算を畳み込み

MODEL 02 | Fourier Neural Operator

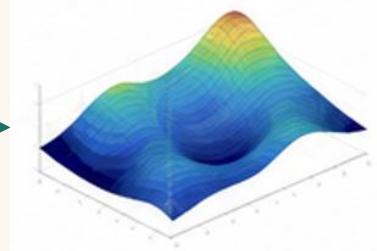
フーリエ空間で広域的な相互作用を効率的に学習

- 関数→関数の写像 (Operator) を直接学習
- 本研究では低周波16×16モードのみ保持し, 高周波を切り捨て 波高予測

入力 (連続場)



出力 (連続場)



MODEL 03 | 波作用量導入FNO

※物理制約は未導入

中間変数としてNを導入→波高を再構成

MODEL 04 | 物理制約付き FNO

波作用量平衡方程式を損失関数へ組み込む

波作用量平衡方程式

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} C_x N + \frac{\partial}{\partial y} C_y N + \frac{\partial}{\partial \sigma} C_\sigma N + \frac{\partial}{\partial \theta} C_\theta N = \frac{S}{\sigma}$$

深海波・流れなし, 風入力のみ考慮

物理損失の残差R

$$R = \frac{(N_{t+1} - N_t)}{\Delta t} + \nabla(c_g N_{t+1}) - S_{tot}(N_{t+1})$$

$$L = \lambda_{sta} L_{sta} + \lambda_{phys} L_{phys}$$

λ_{sta} : 波浪統計量の再現損失の重み

λ_{phys} : 物理損失の重み

波作用量 $N = E / \sigma$
を中間変数として学習



L_{sta}
SWAN統計量の再現 (RMSE)



L_{phys}
波作用量平衡式の残差 R

精度と物理整合性を両立

FORMULATION | 問題設定

現在の場合から将来時刻の波浪分布を予測する

3時間先までの波浪場を短時間予測

入力

水深分布 $h(x)$

陸海マスク $M(x)$

風場 $u(x, t)$ 風は
 $t \rightarrow t + \Delta t$

有義波高 $H_s(x, t)$

代表周期 $T_{m-1,0}(x, t)$



出力 ($t + \Delta t$)

有義波高
 $H_s(x, t + \Delta t)$

代表周期
 $T_{m-1,0}(x, t + \Delta t)$

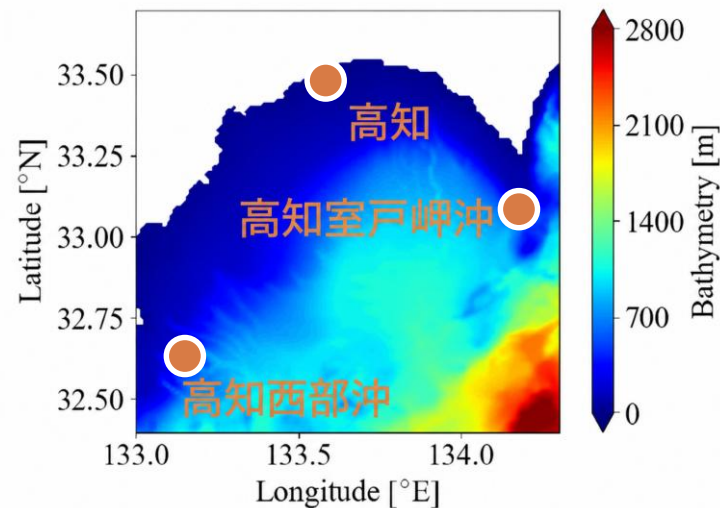
物理制約なしモデル：直接3時間後を予測

物理制約ありモデル：再帰的手法により3時間後を予測

DATA | 教師データと対象領域

土佐湾を対象に SWAN 推算値を正解データとして使用

対象領域：土佐湾 $1.28^{\circ} \times 1.28^{\circ}$



● 3つの評価地点



水深

内閣府の地形データ



風場

気象庁メソGPV (3時間毎)



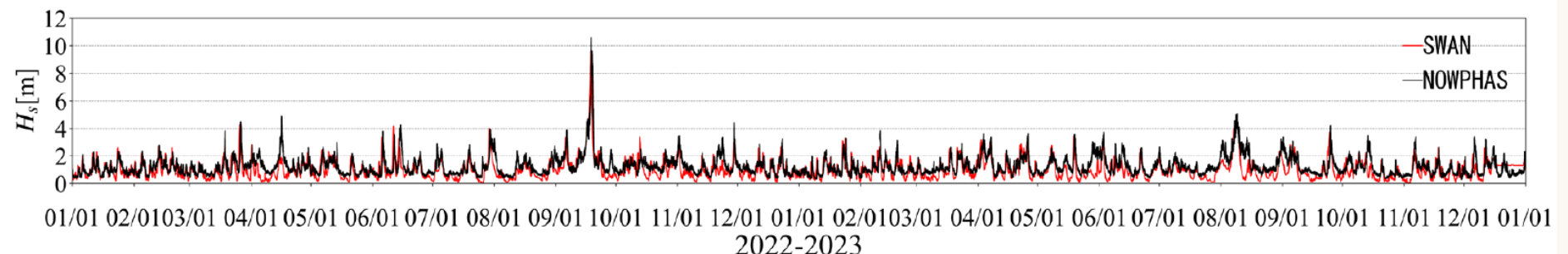
波浪

SWAN 解析結果 (教師データ)

学習：2022年 (1年)

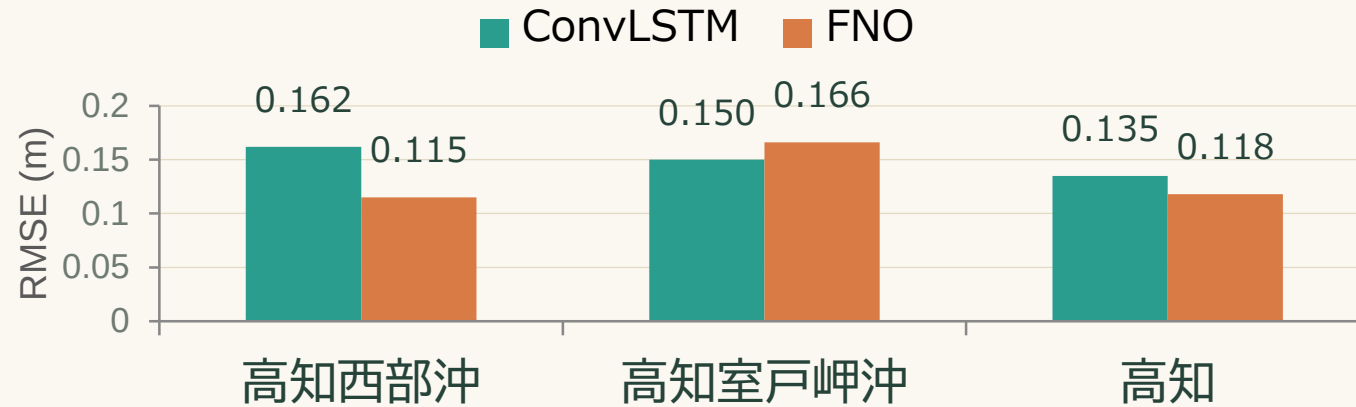
検証：2023冬 / 評価：2023春 (各1.5ヶ月)

SWAN推算結果 (高知西部沖)



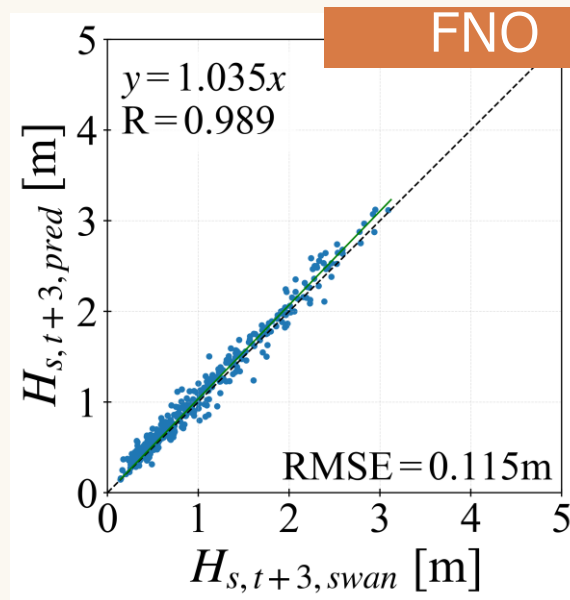
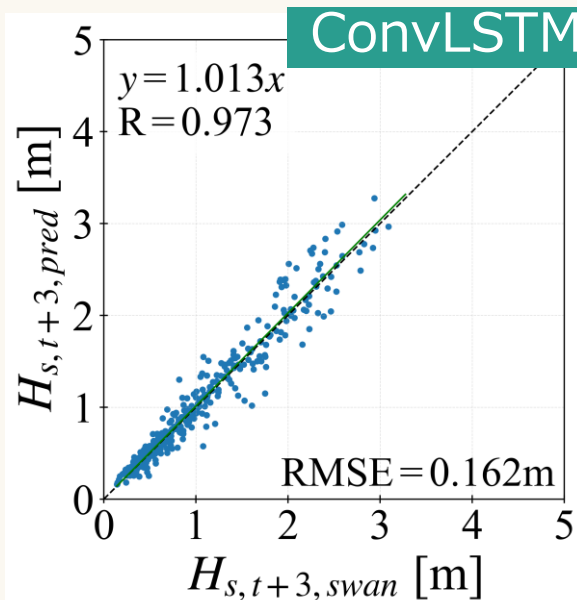
RESULT ① | 精度比較

ConvLSTM と FNO は同程度の精度で有義波高を予測



地点ごとに差はあるが
**両モデルの精度は
ほぼ同等**

SWAN解析値と予測値（高知西部沖）



学習時間（参考）

ConvLSTM 11時間
→ FNO 2時間

FNOは時間方向の依存関係を持たないため効率良く学習

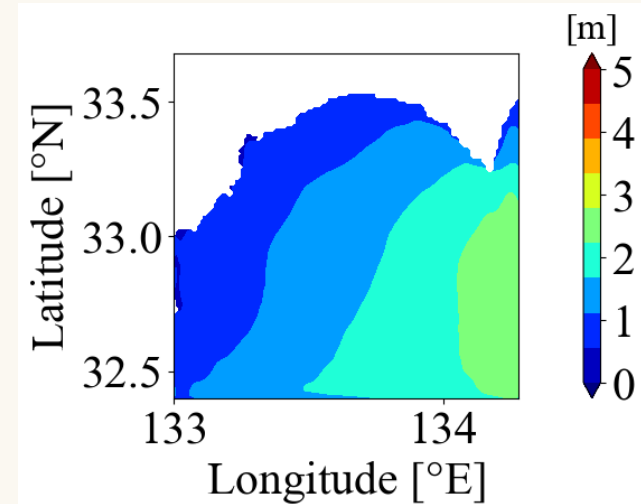
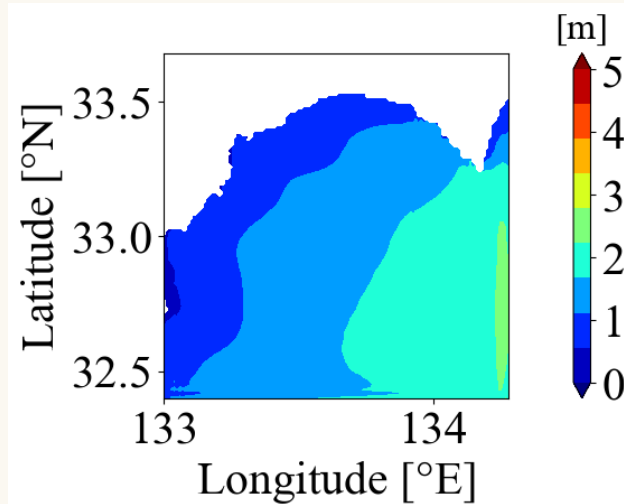
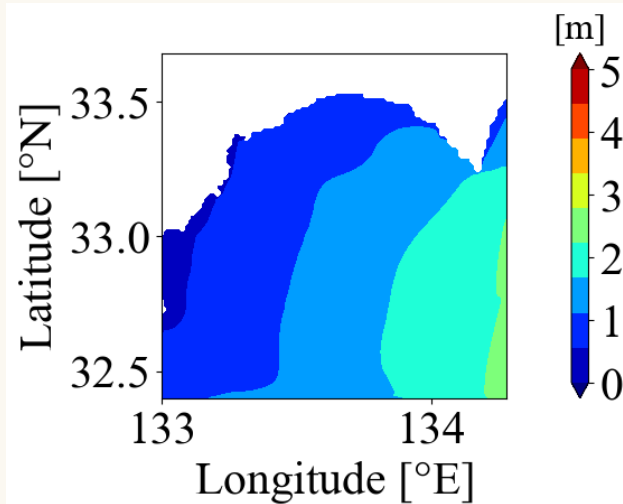
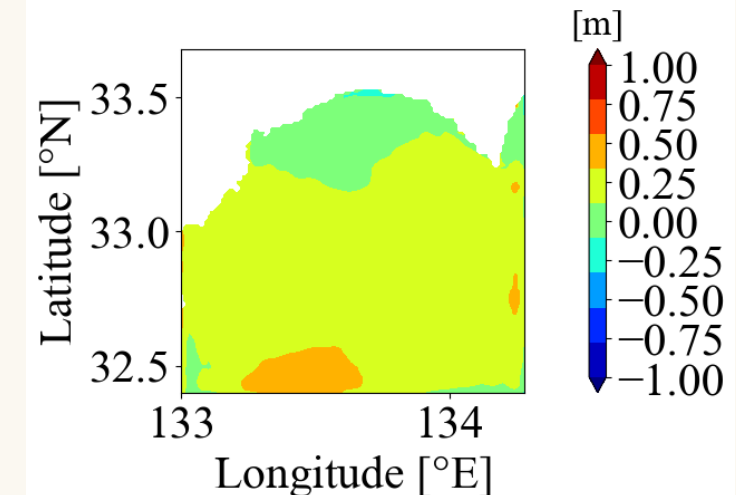
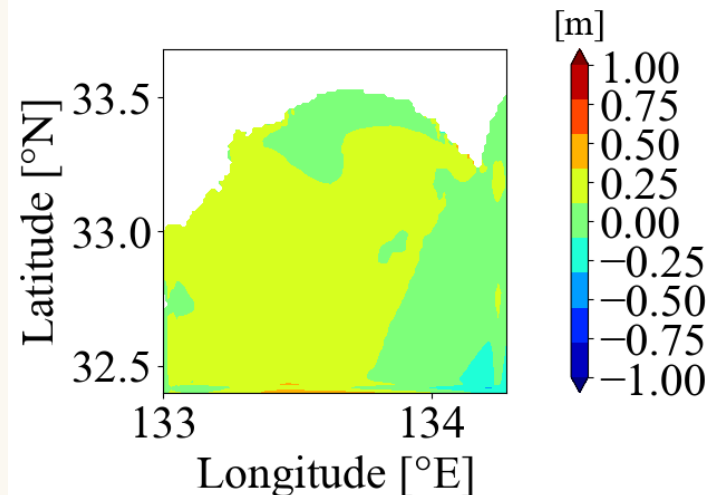
RESULT ② | 空間分布比較

ConvLSTM と FNO はどちらも空間分布を概ね再現

SWAN解析値

ConvLSTM

FNO

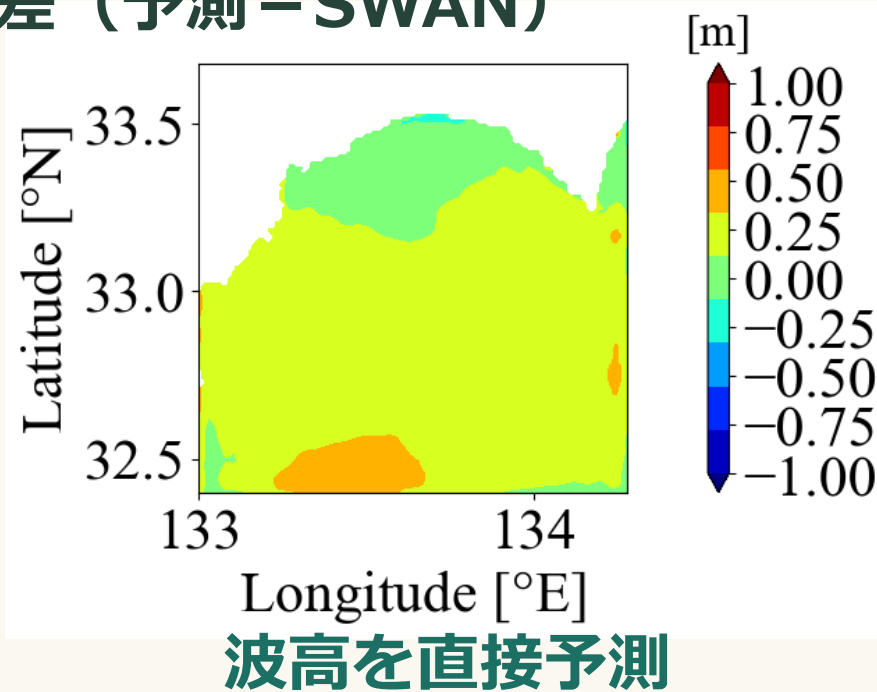
予測誤差
(予測 - SWAN)

RESULT ③ | 波作用量導入FNO

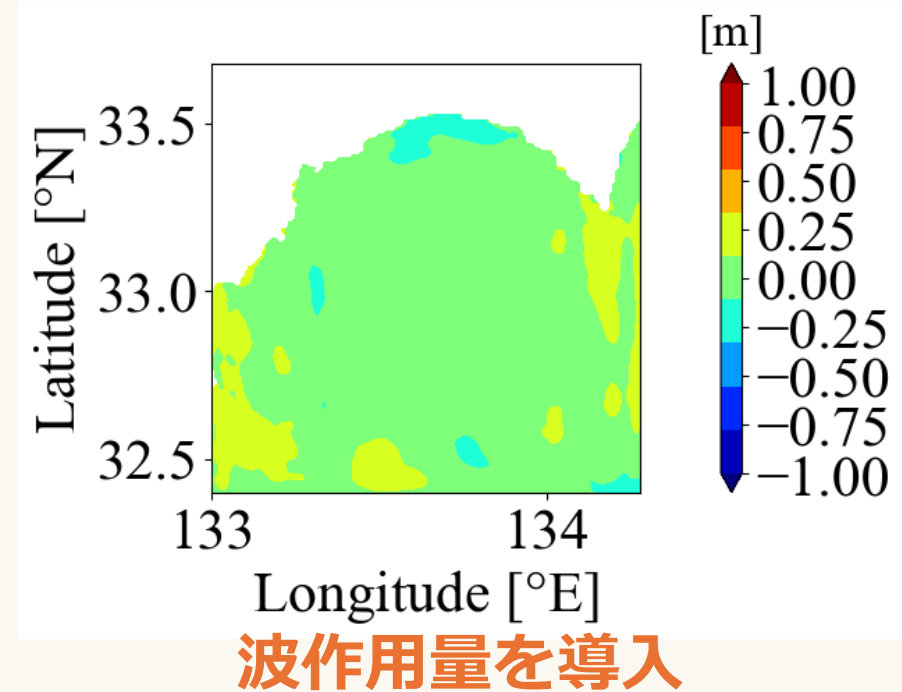
中間変数 N の導入で空間整合性が向上

中間変数として波作用量 N を予測し, 波高・周期を再構成

予測誤差 (予測 - SWAN)



RMSE=0.115m (神戸西部沖)



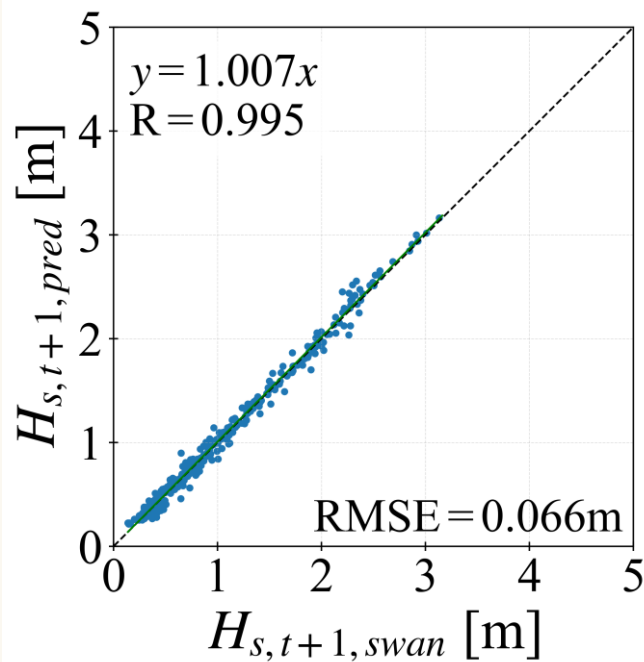
RMSE=0.091m (神戸西部沖)

- SWAN により近い空間分布を再現
- N を導入することで波高と周期の関係を一貫して表現できる

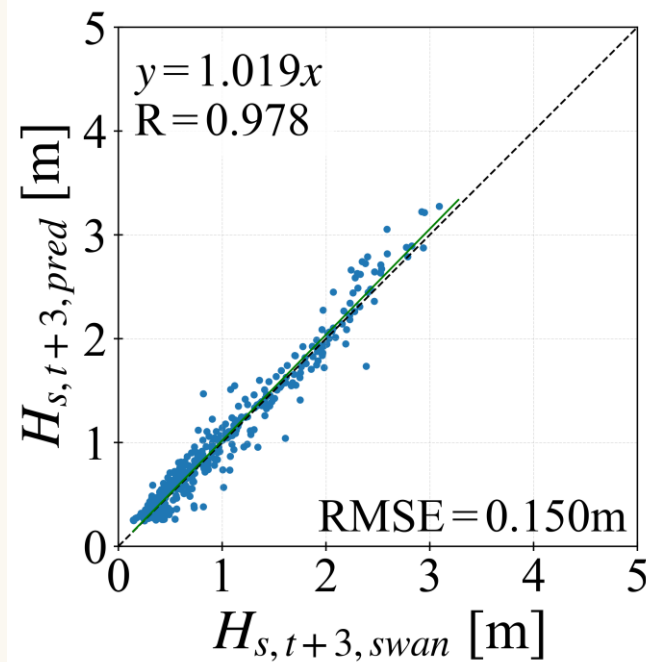
★波作用量N自体の推定精度の評価に課題

RESULT ④ | 物理制約付き FNO

物理整合性を保ちつつ同等精度で良好に再現



1時間先予測

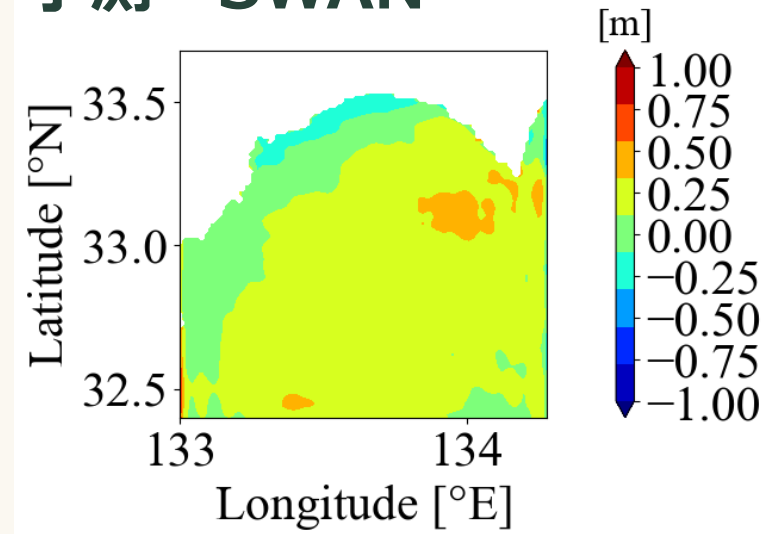


3時間先予測



物理制約を考慮しても有義波高を概ね良好に再現できることを確認

予測 - SWAN

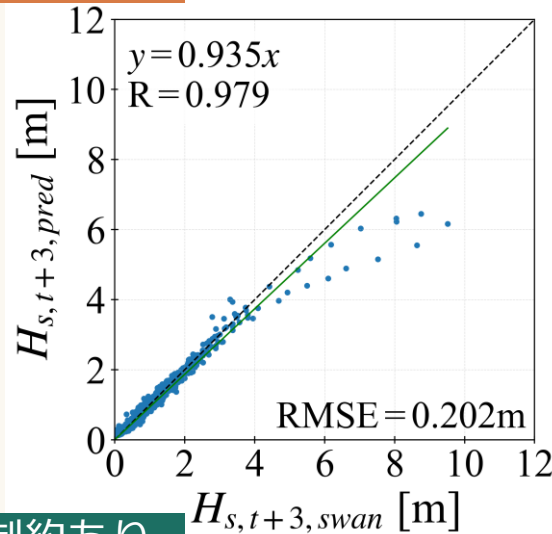


- 3時間先は再帰的手法のため誤差が累積
- それでも物理制約なしモデルと同等精度
- 沖で過大・沿岸で過小だが誤差は小さい

RESULT ⑤ | 未学習の高波

物理制約が未学習の高波の過小評価を抑制する可能性

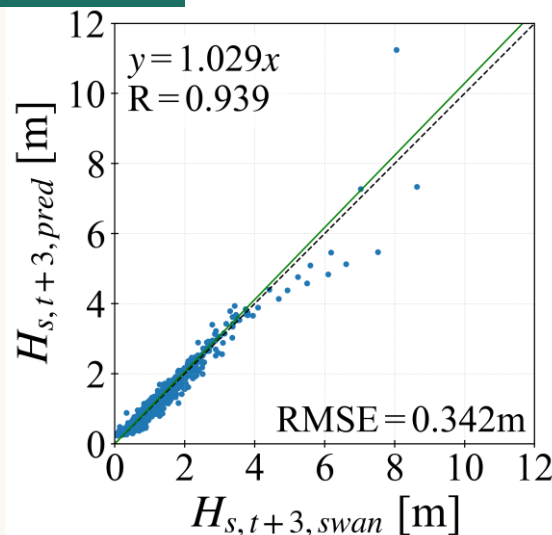
物理制約なし



↓ 物理制約なし

学習範囲 (5m) を超えると過小評価. SWAN
10m に対し最大6m程度

物理制約あり



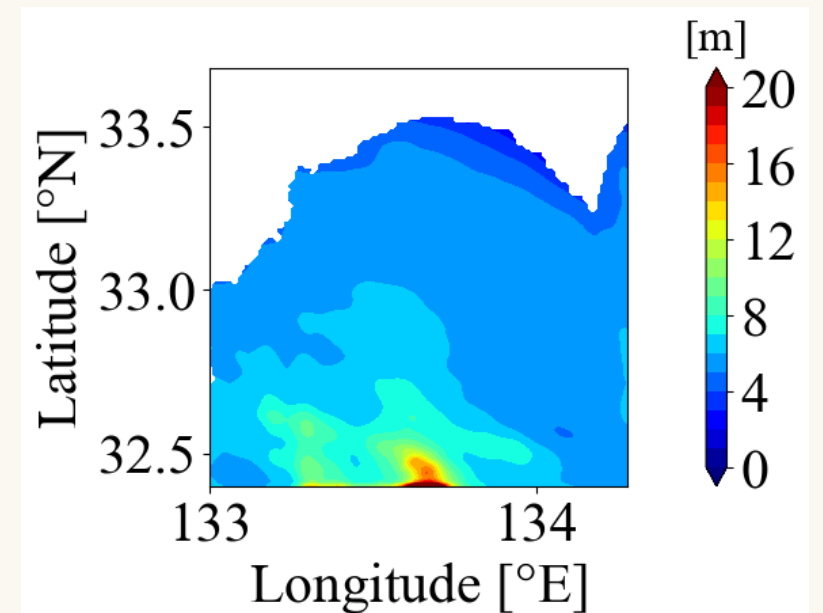
✓ 物理制約あり

大きな波高も再現し, 過小評価を抑制. 境界近傍の過大評価が今後の課題

学習 : 2022 1-6月

評価 : 2023 7-12月 (高波高含む)

SWANの空間分布 (高波高時)



CONCLUSION | 結論

物理法則の組み込みで精度と物理整合性を両立

- ① FNOとConvLSTMは同等精度
- ② 波作用量を中間変数とすることで予測精度が向上
- ③ 未学習の高波に対し過小評価を抑制する可能性を確認
- ④ 1.5ヶ月分を約30秒で推論 — リアルタイム予測への可能性

本研究は簡略化した波作用量方程式による物理制約導入効果の**基礎的検討**

今後の課題：物理制約の拡張（浅水化，流場，砕波，境界条件，海底摩擦）