

LSTM と SWAN を結合した高精度波浪予測システム開発の試み Exploring the Development of a High Accuracy Wave Prediction System by Integrating LSTM and SWAN

○齋藤遼太・今井優樹・馬場康之・山上路生

○Ryota SAITO, Yuki IMAI, Yasuyuki BABA, Michio SANJOU

This research focuses on preparing for integrated wave forecasting by comparing the results of the third-generation wave prediction model “SWAN” and a specific neural network, Long Short-Term Memory (LSTM). The study aims to identify the strengths and weaknesses of each model and leverage their complementary aspects for more robust predictions. To assess the applicability of both models in predicting wave heights induced by wind waves, accuracy verification was conducted. The predictions from LSTM showed good accuracy for short lead times, but a decrease in predictive accuracy was indicated for longer lead times. Additionally, we used SWAN to predict waves during high wave events and compared the results by LSTM. (108 words)

1. はじめに

港湾工事に代表される沿岸域の利用に関して、波浪のリアルタイム観測や波浪予測は必要不可欠である。従来の波浪予測には力学モデルを用い、エネルギー平衡方程式を時間発展的に解いていく手法が主たるものであった。他方、こうした力学モデルによる波浪予測は、膨大な計算コストを要することや、地形メッシュの解像度以下の微地形の影響、物理過程のモデル化に関する誤差が存在することが指摘されている¹⁾。

近年、ニューラルネットワーク（以下 NN）を用いた波浪予測が開発されている。これは力学モデルと比して計算コストを抑え、効率的な波浪予測を可能とするが、NN の学習機構における物理的整合性の考慮に課題が残り、適切な物理過程のパラメタリゼーションを考慮した精度向上が検討されている²⁾。

本研究は、第三世代波浪予測モデル SWAN と NN の一種である LSTM の出力結果を比較し、それぞれの長所・短所を補完しあう予測への準備を

行った。

なお、精度検証には沖合観測点として田辺中島高潮観測塔（以下観測塔（SOO tower））のデータを用いた。

2. LSTM の構築

LSTM は時系列の依存関係を学習するリカレント構造を持つ。セル構造は図-1 に示す通りである。

(1) 予測対象

1時間ごとの観測塔における有義波高 H_s と有義波周期 T_s の予測をする。対象期間は、季節風と波浪の発達に比較的単純な対応関係がある冬季（2016年1月1日～2016年2月29日）とし、波浪推算を行った。

(2) 計算条件

説明変数として、気象庁 MSM-GPV の海上 10 m 2 次元風速 ($U_{10} = (u, v)$) データを用いた。図-2

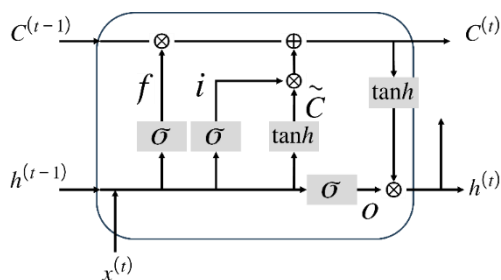


図-1 LSTMセルの構造

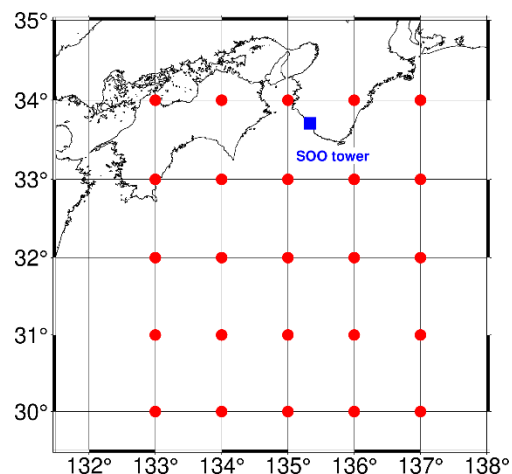


図-2 風速を入力したgrid pointと観測塔位置

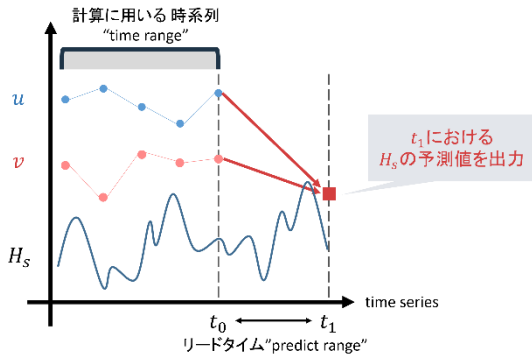


図-3 LSTM予測の手法

に計算に用いた grid point を示す. また, 図-3 に示すように, 計算に用いる時系列の長さおよびリードタイムの長さを 3 時間ごとと 24 時間まで変えて検討を行った.

(3) 計算結果

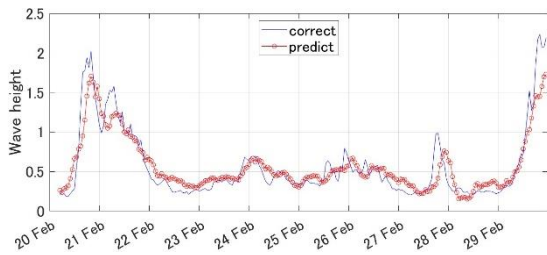


図-4 pr = 3 h, tr = 3 hの結果

例として, 図-4 に H_s の予測値および観測値の比較を示す.

計算に使用する時系列の長さ (以下 tr) とリードタイム (以下 pr) のそれぞれの組合せにおける RMSE を算出した. pr が短いほど推算精度が向上した. しかし, tr に関しては精度との相関関係を見出すことはできなかった.

3. SWANによる波浪推算

NN による予測は, 比較的短いリードタイムでよい精度を示す. すなわち長期の波浪推算に関しては精度が落ちることが確認された. このことから, pr が一定の値を超える領域では力学的な波浪

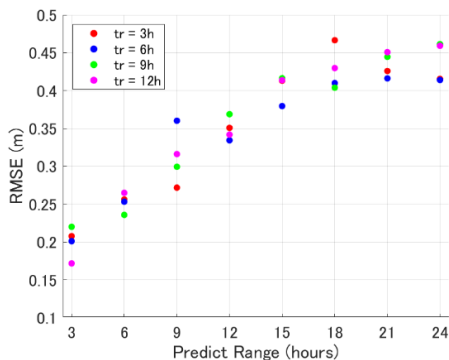


図-5 各組み合わせにおけるRMSE

表-1 SWANの計算条件

計算条件	
計算モデル	SWAN Cycle 3, Ver 41.45A
座標系	球面座標系
ネスティング	1段階
計算大領域	130.0E°-138.0E°, 31.5N°-35.5N°
計算小領域	134.5E°-135.5E°, 33.5N°-34.5N°
空間解像度	大領域0.05°, 小領域0.01°
格子点数	大領域81 × 161, 小領域51 × 101
タイムステップ	大領域60 sec, 小領域10 sec

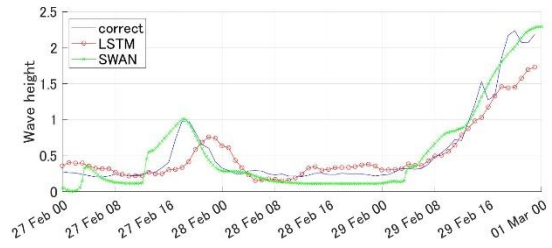


図-6 観測値, LSTM・SWAN予測値の比較

推算を行うことが望ましいと考えられる. この基礎的検討として, 対象期間内の高波浪イベントである, 2/28-2/29 の高波浪について, SWAN による波浪推算も行った. 計算条件は表-1 に, 計算結果は図-6 に示す通りである.

計算結果から分かることとして, 大きく分けて 2 点が挙げられる.

1. SWAN の予測値は LSTM の予測値と比べ, 高波浪来襲時のタイミングを良くとらえており, 高波浪時に H_s が増大から減少に転じる時刻を正確に把握できると考えられる.
2. H_s の観測値が約 0.5 m より小さい場合, LSTM は H_s を大きく見積もっているのに対し, SWAN は過小評価する傾向がある.

4. おわりに

冬季季節風による風波の発達を捉えるためのシステム構築に向け, NN および SWAN による波浪推算を行った. 今後, Bayesian optimization によるハイパーパラメータ探索の実装や LSTM と SWAN それぞれの予測値と観測値を定量的に比較し, 相補的に予測値を補正するシステムの開発を目指す.

REFERENCES

- 1) 新井田・木原, 土木学会論文集, 79, 17, I_1-7, 2023.
- 2) Tracey・間瀬ら, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 74, 2, I_691-696, 2018.