

ANN を用いた波浪予測精度の向上に関する研究

熊本大学 学生会員 小林 亮太

熊本大学 正会員 金 洙列

京都大学 正会員 間瀬 肇

東亜建設工業株式会社 正会員 武田 将英

東亜建設工業株式会社 正会員 原 知聡

1. はじめに

近年、労働災害発生件数は高度経済成長期と比較して、緩やかな減少傾向にある。しかし、業種別の死亡者数に注目すると、依然として全産業に占める建設業の割合は大きい状況にある。

波高の予測は、危険を伴う海上工事の施工可否を判断する上で重要である。世界的な再生可能エネルギーへの注目に伴い、日本では島国の特徴を活かした洋上風力発電設備の建設が検討され、海上工事が増えることが予想される。

以上を背景に、東田ら (2021) ¹⁾ は茨城県ひたちなか市を対象として、説明変数に 2 種類の全球波浪予報値 JMA GWM と NOAA WW3, 目的変数に NOWPHAS の観測値を用いた LSTM 波浪予測モデルを開発した。その結果、1 日後と 3 日後の波浪予測のための最適パラメータが分かり、波高と周期の高精度予測ができた。しかし、海上工事の可否判断基準となる波高 1m に注目すると、十分な予測精度には至っていない。

本研究では、東田ら (2021) ¹⁾ の LSTM 波浪予測モデルがテストで出力した波高 2m 以下の予測値とニューラルネットワーク (以下, ANN) を用いて、海上工事の可否判断基準となる波高 1m の予測精度を向上させることを目的とする。

2. 手法

本研究では、説明変数として、LSTM モデルのテスト期間 2020 年 3 月 3 日~2020 年 4 月 30 日の波高 118 個のうち、2m 以下の予測値 87 個、目的変数として NOWPHAS の観測値を用いて、ANN による学習を行い、海上工事の可否判断基準となる 1m 波高の精度向上を行った。ANN のユニット数は 20 個刻みで 10 個~150 個の 8 種類、レイヤー数は 3 層の 1 種類、アルゴリズムとしてレーベンバーグ・マルカート法を

用いて、最良 ANN モデルを選定するための感度分析を行った。最大エポック数は 10000 回、性能の最小勾配は 0.000001 とした。学習は各ユニットとレイヤーの組み合わせに対して 20 回行った。データの 70%, 15%, 15% をそれぞれ学習, 検証, テストに用いた。

本研究では、LSTM モデルの予測値を用いて ANN による学習を行った後も、再度 ANN による学習を行った。モデルを識別するために、LSTM モデルがテストで出力した予測値と ANN を用いたモデルを 1 つ目と定義する。2 つ目以降のモデルは、学習に用いるデータが少ないため、累積分布関数の逆関数を用いて、学習に用いるデータを水増しした。まず、仮説検定を行い、LSTM モデルがテストで出力したデータが従う分布を求めた。仮説検定はカイ二乗適合度検定、1 標本コルモゴロフ・スミルノフ検定、アンダーソン・ダーリング検定の 3 種類を行った。有意水準 $\alpha=0.05$ とし、 p 値 $> \alpha$ で $h=0$ となれば帰無仮説は棄却されず、確率密度関数は分布に従うといえる。仮説検定の結果を表-1 に示す。3 種類の仮説検定の結果、カーネル正規分布に従うことが分かったため、カーネル正規分布から累積分布関数の逆関数を作成した。本研究では、累積分布関数の逆関数に累積確率を 1% ずつ代入することで 101 個の波高データを得た。図-1 に LSTM モデルがテストで出力したデータと、それを水増ししたデータの分布の比較を示す。LSTM モデルがテストで出力したデータから求めた線形近似式 $y=1.11351x-0.0868$ (ここで、 x : 予測値, y : 観測値) に、水増しをして得た予測値を代入して、平均誤差と誤差率を求めたところ、それぞれ -0.013, -1% となり、仮説検定の結果通り、LSTM モデルがテストで出力したデータはカーネル正規分布に従っていることが分かった。図-2 に 1 つ目のモデルがテストで出力した予測値から作成した累積分布関数の逆関数を示す。2 つ目のモデルの目的変数は、図-2 の累積分布

の逆関数を用いて水増しした説明変数とデータ数を1:1で対応させる必要があるため、1つ目のモデルの目的変数を説明変数と同様の方法で水増しをして使用した。3つ目以降のモデルでは、説明変数として、1つ前の最良 ANN モデルがテストで出力した予測値を累積分布関数の逆関数で水増しして得た波高 101 個、目的変数は 2 つ目のモデルと同じものを使用した。表-2 に累積分布関数の逆関数を用いたデータの水増しによるデータ数の変動を示す。

表-1 仮説検定の結果

分布名	カイ二乗適合度検定		1標本コルモゴロフ・スミルノフ検定		アンダーソン・ダーリング検定	
	h	p	h	p	h	p
Kernel	0	0.057	0	0.533	0	0.399
Weibull	1	0.013	0	0.136	0	0.361
Rician	1	0.009	0	0.120	0	0.308
Normal	1	0.009	0	0.102	0	0.285
Nakagami	1	0.006	0	0.196	0	0.349
Logistic	1	0.005	0	0.133	0	0.235
tlocationScale	1	0.004	0	0.097	0	0.274
ExtremeValue	1	0.004	0	0.077	0	0.107
Gamma	1	0.002	0	0.351	0	0.334
Stable	1	0.002	0	0.097	0	0.273
GeneralizedExtremeValue	1	0.002	0	0.255	0	0.307

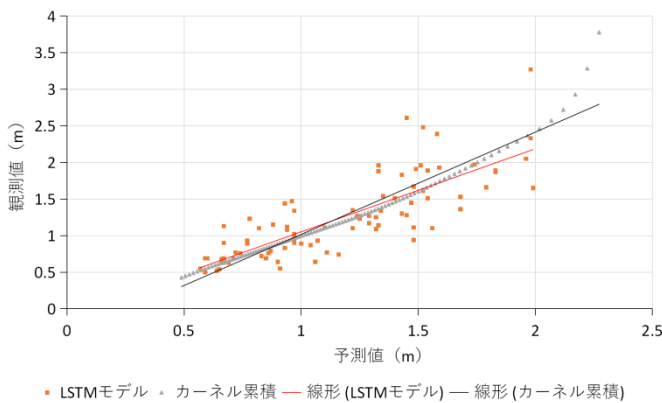


図-1 元データと水増しデータの比較

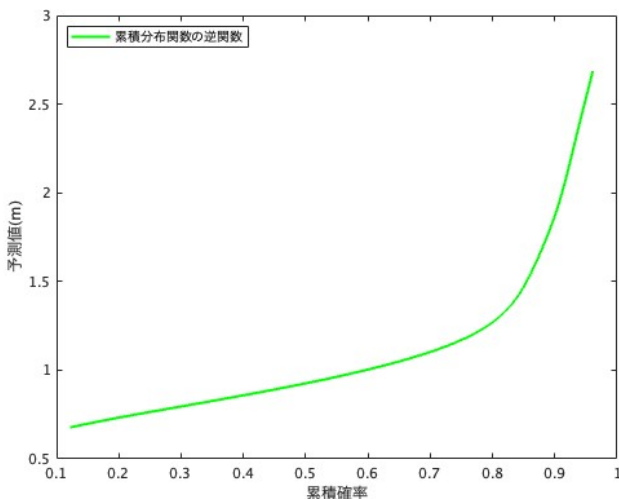


図-2 累積分布関数の逆関数

表-2 データ数の変動

モデル	LSTM		1つ目		2つ目	
	テスト出力	予測値	入力	テスト出力	入力	テスト出力
予測値	118個	2m以下	87個	13個	101個	15個
観測値	118個		87個	13個	101個	15個

3. 結果

最良 ANN モデルがテストで出力した精度の比較を表-3に示す。3つ目のモデルは2つ目のモデルよりも精度が下がったため、新たなモデルの作成を中断した。図-3に2つ目のモデルがテストで出力した回帰直線を示す。2つ目の最良 ANN モデルは海上工事の可否判断のために十分な精度があるといえる。

表-3 最良 ANN モデルの精度比較

最良ANNモデル	1つ目	2つ目	3つ目
ユニット数	10	10	10
学習回数	6回目	19回目	20回目
相関係数	0.92326	0.99998	0.99996

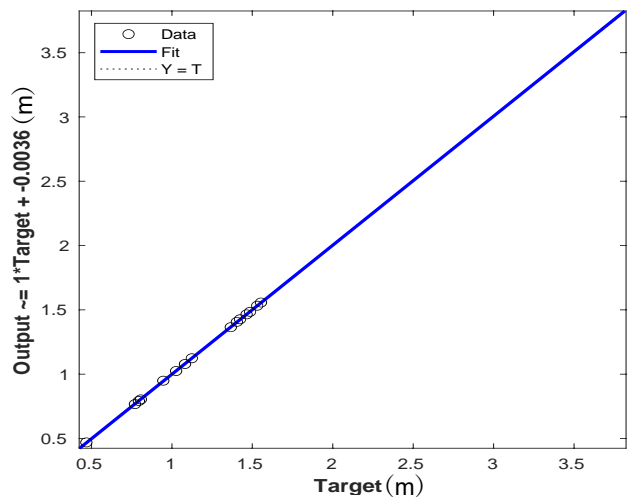


図-3 2つ目のモデルの波高予測テスト結果

4. まとめ

本研究では LSTM 波浪予測モデルの予測値の ANN による精度向上を試みた。その結果、海上工事の可否判断基準となる 1m 波高の予測に十分な精度が得られた。

参考文献

1. 東田朋樹: 海上工事のための LSTM ネットワークを用いた波浪予測モデルの開発, 熊本大学工学部土木建築学科土木工学教育プログラム, 令和3年度卒業論文