ニューラルネットワークによる過去の高波高事 例の抽出と離島における設計沖波波高の設定

いがらしゅうすけ 五十嵐雄介1・今井 聡1・牛木賢司1・中園大介1・古山あずみ1

¹(株)建設技術研究所 東京本社 (〒330-6030 埼玉県さいたま市中央区新都心11-2 明治安田生命さいたま新都心ビル30F)

北海道の利尻島,礼文島の5港8地区の設計沖波の見直し業務において,設計沖波の算定に係 る極値統計解析に必要な過去50年分の高波高事例を抽出すること,物理モデルによる高波高事 例の波浪推算において離島周辺の複雑な地形を考慮することが課題であった.そこで,多層 ニューラルネットワークと気象庁公表の再解析データを用いて過去の高波高事例を抽出する手 法を提案した.さらに,最新のモデルおよび公表データを用いて計算負荷を大幅に低減し,離 島周辺の複雑な地形を詳細に考慮した波浪推算を実施した.結果,従来法と比較して詳細かつ 網羅的な高波高事例の抽出を実現できた.

Key Words : 機械学習, ニューラルネットワーク, 波浪推算, 設計沖波, 安定性照査

1. はじめに

本業務の目的の一つは、北海道の利尻島、礼文島 の5港(8地区)(図-1参照)について、最新の気象海象 データ等を活用し、近年用いられる推算手法により 設計沖波の算定・検証を行い、設計沖波の見直しを 行うことである.

(1) 高波高事例の抽出について

設計沖波波高は,過去50年間に発生した高波高を 対象とした極値統計解析の結果に基づき設定する. しかし本業務の場合は,波浪観測実績のない港があ る上に,気象庁が公表する過去の波浪推算のデータ ベース(気象庁沿岸波浪予報モデル〔CWM〕,以下 「CWM」とする)が近年のものに限られることから, 過去50年間の長期間の高波高事例の収集が課題で あった.

そこで、多層ニューラルネットワーク(以下, NN とする)を用いた非線形相関分析により、50年分の 港別の波浪データを推定し、過去の高波高事例を網 羅的に抽出した.

なおNNは、原理的に任意の相関関係を具現化で きる手法¹⁾であり、数値シミュレーションと比較し て演算の負荷が小さいという利点がある.

(2) 波浪推算と設計沖波の設定について

(1)で抽出した高波高事例の原因となった気象擾乱

を対象に物理モデルによる波浪推算を実施し,より 詳細な港別の波浪の時系列データを得た.これに対 して極値統計解析を実施し,設計沖波波高を設定し た.

この際,近年飛躍的に向上している数値解析技術 を利用し,より詳細なモデルで計算を実施すること で,波浪推算の精度を向上した.

2. 高波高事例の抽出

(1) 多層ニューラルネットワークの学習と構築

NNの構造を数式で表すと,式(1)~(3)となる.

$$L_0 = X$$
(1)

$$L_{i+1} = f(W_i L_i + b_i) (i=0, 1, \dots, n-1)$$
(2)

$$Y' = W_n L_n + b_n$$
(3)

ここで, X, Y', L_i はベクトルであり, X, Y'がそ れぞれNNの入力と出力に対応する.また, L_i (*i*=1, 2, ... *n*)はNNの中間層に相当し, *n*は中間層の層数と 呼ばれる.また,中間層のベクトルの成分数は, NNの中間層の要素数と呼ばれる. W_i , b_i はそれぞ れ行列,ベクトルであり, NNのパラメータである. *f*(x)はベクトルxに対する非線形変換で,活性化関数 と呼ばれる.

因果関係を有する*X*, *Y*の時系列データがあると き,各時刻の*X*(本業務では風データを設定)を式(1) ~(3)に与えた時に得られる出力*Y*'が,実際の値*Y* (本業務では波浪データを設定)に近くなるように,



図-1 対象港および周辺の波浪観測地点位置図

 W_i , b_i の調整を繰り返すことを、NNの学習と呼ぶ. この学習により、NNがXからYを推定するモデルとなる.

なお本研究では、NNの学習過程のプログラミン グにあたって、数値計算ライブラリ「Chainer」を活 用した.

(2) 多層ニューラルネットワークの学習条件

多層ニューラルネットワークの学習条件は,表-1 のとおりとした.この設定は,各項目の推定精度に 対する感度分析の結果から,推定精度が高くなるよ うに設定したものである.

(3) 対象データの設定

対象地点の波浪諸元(有義波高 $H_{1/3}$, 有義波周期 $T_{1/3}$, 平均波向 θ_{mean})を, NNの出力データに設定し, その他の気象海象データをNNの入力データに設定 した.

a)対象地点の波浪データ

対象地点の5港8地区(図-1参照)の有義波高,有義 波周期,平均波向が,NNの予測対象データに相当 する.対象地点は、図-1に示す5港8地区である.近 傍に波浪観測点がある仙法志漁港については,観測

表-1 多層ニューラルネットワークの学習方法・条件

| 項目 | | 設定条件 |
|------------|-----|---------------|
| 学習方法 | | 勾配降下法 |
| 勾配降下アルゴリズム | | RMSPropGraves |
| 活性化関数 | | ReLU関数 |
| 誤差関数 | | 平均二乗誤差 |
| 学習回数 | | 1000回 |
| NN | 層数 | 4 |
| 諸元 | 要素数 | 1000 |



表-2 NNの入力データとした気象海象

| データ名 | 地点 | データ存在期間 | 種別 |
|---------|--------|-----------------------|-------|
| 現地観測 | 仙法志 | 1970/1/1 | 波浪 |
| | 漁港沖 | ~現在 | (観測) |
| NOWPHAS | 留萌港 | 1970/1/1~現在 | |
| | 紋別港 | 2000/1/1~2012/12/31 | |
| アメダス | 本泊 | 2003/01/01~現在 | 風 |
| | 沓形 | 1977/10/24~現在 | (観測) |
| | 礼文 | 2003/10/17~現在 | |
| | 宗谷岬 | 1978/10/30~現在 | |
| | 稚内 | 1975/04/01~現在 | |
| | 声問 | 2003/01/01~現在 | |
| | 幌泊 | 2003/01/01~2009/04/08 | 1 |
| | 船泊 | 1977/10/21~2003/10/16 | 1 |
| JRA-55 | 日本海 | 1958/01/01~現在 | 風,海氷 |
| | オホーツク海 | | (再解析) |

された波高,周期,波向の時系列データを用いた. 他の7地区については,気象庁公表のCWMデータを 用いた.

b)その他の気象海象データ

表-2に示すデータをNNの入力データに設定した. なお,**表-2**のデータの存在期間はそれぞれ異なるため,各年のデータの存在状況に応じて入力データの 組合せを変更した.

波浪は周辺の海域の過去から現在までの風・海氷 分布の経時変化にも依存する.これを考慮するため, 予測対象時刻から48時間前までの経時変化を入力 データに設定した.

ここで,JRA-55(気象庁55年長期再解析データ)は, 1955年以降の全球の気象再解析の結果を整備したも のであり,風速ベクトルについては時間方向に6時 間間隔,空間方向に1.25°間隔でデータが収録され ている.データの収録期間が長く,全てのデータが 同一の条件で整備されている上に,データが全球を 網羅しているため,本業務と同様の分析を他の任意 の地点や,波浪以外の物理量についても実施できる. JRA-55データの範囲は,仙法志漁港波浪観測点に 影響する可能性のある,日本海全域およびオホーツ ク海全域とした.ただし,海氷については,海氷が 来襲しないメッシュを抽出対象から除外した.デー タ抽出のメッシュ位置は,図-2のとおりである.

(4) 多層ニューラルネットワークの精度検証

NNの精度検証では、まず入出力データの時刻歴の8割を学習用、残りを検証用に分類した.次に、 学習用データを用いて構築したNNで、検証用デー タの期間について推定を行った.そして、推定結果 と検証用データの比較より、推定精度を評価した. 推定精度は、決定係数(R²)、平均二乗誤差(RMSE)、 標準化バイアス(NB)検証した.

$$R^{2} \equiv 1 - \frac{\sum_{i} (y_{i} - y'_{i})^{2}}{\sum_{i} (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$
(4)



$$RMSE \equiv \sqrt{\frac{\sum_{i} (y_i - y'_i)^2}{N}}$$
(5)

$$NB \equiv \frac{1}{N} \sum_{i} \frac{y_i - y'_i}{y_i} \tag{6}$$

R²は波浪推定モデルの推定精度の指標である. RMSEは推定誤差の目安とし,回帰直線傾きは過大評価・過小評価の目安とした.

また,比較対象として,同様の分析を重回帰モデルにより実施した場合の推定精度も示した.検証結果の例を図-3に示す.

図-3より,当モデルは波高,周期,波向をそれぞ れ平均二乗誤差0.3m,0.7s,18.8°の範囲で予測で きており推定精度は十分と言える.また,特に波向 について,重回帰分析よりも推定精度が高いことか ら,当モデルの有用性を確認できた.

(5) 高波高事例の抽出

上記(1)~(4)で構築した港別の波浪推定モデルに より過去50年分の波高・周期・波向の時系列データ を作成した.

時系列データより,各年の年別上位5波を抽出し, これを生じた気象擾乱(571ケース)を抽出した.

3. 波浪推算と設計沖波の設定

2.で構築したNNによる波浪推定では、入力データ 以上の時間解像度でデータを得ることができない. したがって、データの間隔は、最大でJRA-55と同じ 6時間間隔となり、一連の高波高事例におけるピー クの波高を評価できない. さらに、NNは過去デー タからの類推により波浪を推定するため、前例が少 ないタイプの気象擾乱による高波高は正確に評価で

表-3 検証に用いた波浪推算データの推算手法・条件

| 項目 | | 設定方法 |
|--------|------|--------------------------------------|
| 波浪推算手法 | | 第三世代波浪推算モデル(SWAN |
| | | Ver. 41. 01A) |
| 波 | 計算領域 | 日本海およびオホーツク海全域 |
| 浪 | 座標系 | 緯度経度座標系(WGS84) |
| 推 | 推算地点 | 港沖の水深40m地点 |
| 算 | 格子間隔 | ・240秒~5秒で設定(ネスティング) |
| 条 | | ・対象港周辺は5秒格子(約150m)で設定 |
| 件 | 地形条件 | GEBCO (BODC) および海底地形デジタルデー |
| | | タMシリーズ(日本水路協会)から作成 |
| | 風場 | ・Cardonモデル ⁹⁾ により推算 |
| | | ・Masconモデル ¹⁰⁾ で推算した風場を補正 |
| | | し、地形の影響を考慮 |
| | | ・風場推算の入力条件である気圧場は, |
| | | JRA-55データの地表面解析値 |
| | | anl_surf125の海面更正気圧データを, |
| | | 修正シェパード法により平面補間して |
| | | 設定 |
| | 海氷の | ・菅原ら ¹¹⁾ の,海氷の密接度に応じて風 |
| | 影響 | 速を低減させる方法により考慮 |



 図-4 波浪推算結果(波高・波向分布)の比較 (左:格子間隔 5km〔従来モデル〕,右:格 子間隔約 150m〔本業務〕)

きない懸念がある.

そこで,2.で抽出した気象擾乱(571ケース)を対象 とした波浪推算を実施し,この結果を,設計沖波波 高を求めるための極値統計解析の対象データとした.

(1) 波浪推算の条件

波浪推算の計算条件を表-4に示す.

物理モデルによる波浪推算は、計算負荷の制限から数kmメッシュで実施することが多かった.しかし、本業務では小規模の離島を対象とするため、図-4の左図のとおり、数kmのメッシュでは離島の複雑な海岸線や地形を考慮できない.

そこで、最新の計算モデル(SWAN Ver.41.01A)の 活用や、JRA-55を活用した入力データ作成作業の簡 略化により、150mメッシュでの計算を実現した. これにより、離島周辺の地形の影響を考慮したより 実態に近い解析を実現できた(図-4 参照).

(2) 設計沖波の設定

(1)の波浪推算により、571ケースの気象擾乱毎に、 港別の波浪の時系列データを作成した.作成した データから、気象擾乱毎の港別・波向別の最大波高 を抽出することで、各港・波向について、過去50年 間の高波高の一覧を作成した.

作成した一覧を対象に合田の方法2)による極値統 計解析を実施し,港別・波向別の確率波高(1年~50 年確率波)を算出した.

各確率波高に対応する周期は,波浪推算結果から 抽出した港別・波向別の波浪の時系列データにおけ る波高と周期の相関関係から求めた.

また,波高が大きい場合のみでなく,周期が長い 場合の方が施設にとって危険となる場合がある.そ こで,高波高を「風波(周期が小)」「うねり(周期 が大)」「全波浪」の3種に分類した上で,それぞれ について設計沖波を計算することで,周期が長い場 合(うねりの場合)の設計条件の設定にも対応した.

4. おわりに

北海道の利尻島, 礼文島の5港8地区の設計沖波の 見直しにあたり, 多層ニューラルネットワークと気 象庁公表の再解析データを用いて過去の高波高事例 を抽出する手法を提案した.設計沖波算定の基礎 データを得るための波浪推算では,最新の物理モデ ルおよび公表データを用いて計算負荷を大幅に低減 し,離島周辺の複雑な地形を詳細に考慮した.結果, 従来法と比較して詳細かつ網羅的な高波高事例の抽 出を実現できた.

今後の課題は、多層ニューラルネットワークによ る波浪推定を他地域への適用性や、欠測データの補 完や物理モデルによる波浪推算の代替手法としての 適用性について検証をすることと考える.

謝辞:本論文は,「平成29年度香深港外4港波浪推 算その他業務」の成果の一部である.ここに記して 関係者各位に謝意を示します.

参考文献

- 麻生英樹: 多層ニューラルネットワークによる深層表現の学習,人工知能学会誌, Vol. 28, No. 4, pp. 649~659, 2013.
- 合田良実: 耐波工学, 一港湾・海岸構造物の耐波設計 一, 鹿島出版会, pp. 327-370, 2008.