Long swell prediction around Japan Sea using artifical neural network

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2017-10-03 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/46786

ニューラルネットワークを用いた日本海沿岸域でのうねり性高波浪の予測に関する研究

斎藤　武久[1]・小久保　元貴[2]・間瀬　肇[3]

[1]正会員　金沢大学教授　環境デザイン学系（〒920-1192 金沢市角間町）
E-mail:saitoh@se.kanazawa-u.ac.jp
[2]学生員　金沢大学大学院　環境デザイン学専攻（〒920-1192 金沢市角間町）
[3]フェロー　京都大学教授　防災研究所（〒611-0011宇治市五ケ庄）

本研究では，日本海沿岸域，特に富山湾を含む周辺で発生し，これまでも甚大な被害を引き起こしているうねり性の高波「寄り回り波」について，ニューラルネットワークを用いてその発生を予測可能とするモデルの構築を試みる．ニューラルネットモデルの構築に際しては，寄り回り波の発生メカニズムを参考にうねり性の高波の発生源となる東北以北の日本海域での気象および海象データを入力因子とし，対象とする波浪観測地点の観測波高を出力因子とする．

解析の結果，うねり性の高波の発生源における大気圧，風速成分および波高を入力因子とした場合，13時間程度経過後における対象地点での波高を良好に再現できることが明らかになった．

Key Words : *artificial neural network, japan sea, long swell*

1. はじめに

日本海沿岸域におけるうねり性の高波の発生は，特に，富山湾沿岸域では寄り回り波として知られ，その発生機構に関する研究や，被災調査に関する研究が多く行われてきている[1) 2) 3)]．

寄り回り波は，**図-1**に示すように北海道に発達した強い低気圧による気圧傾度力とコリオリ力とによって日本海北部の暴風域で発生した波が長い距離を伝搬して富山湾へ到達するものである．さらに，その発生の時間差から天候が回復した頃に来襲することや，富山湾へ侵入する際に独特の藍瓶と呼ばれる入り組んだ地形の影響を受け，局地的な高波になることが特徴的であり，高波が発生する地域差が顕著となる警戒の難しい波浪である．この寄り回り波による被害調査では，1926年から1987年までの間に被災回数は141件に上り，年平均で2～3回の被災が確認されている[2)]．最近の2008年2月に発生したケースでは，死亡者1名，重軽傷者15名，住宅全壊4棟などの被害が報告されている[3)]．

一般に，沿岸災害としては2011年の東北地方太平洋沖地震津波を契機に，将来的にその発生が高い確率で予測されている南海・東南海地震に伴う津波への災害対策など津波災害が注目される傾向にある．しかしながら，日本海側において，例えば，これまでの主要な津波の件数が太平洋側の175件に比べ20件と小さい[4)] ことから鑑みた場合，うねり性の高波が及ぼす災害への対策は必要不可欠と言える．

従来の研究として，2008年2月23日に富山湾で発生した寄り回り波に関して，間瀬ら[6)] はGFS-WRF-SWANを組み合わせた波浪推算モデルを用いて，寄り回り波の追算を行い，観測結果を満足できる精度での再現計算を可能としている．予測計算に関してはさらなる改善が求められるものの，寄り回り波の発生のリアルタイム予測の

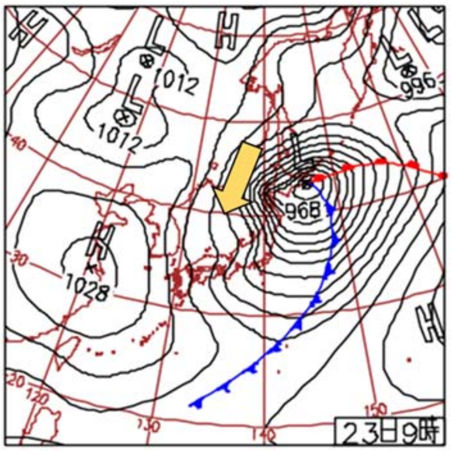


図-1　寄り回り波発生時における典型的な気圧配置とそれによる風向[5)]

可能性を示唆している．また，国土交通省[7]は「うねり性波浪」対策検討技術委員会のもとで，「うねり性波浪」予測・監視システムの開発を行っている．これはWAMなどの数値シミュレーションを基に波浪予測を行いながら，併用してナウファス波浪観測値の監視を行い，波浪予測情報の補完をすることで，日本海側における高波の来襲情報を知らせるシステムであるが，現状において「うねり性波浪」予測・監視システム[7]では寄り回り波の発生を的確に評価するには至っていない．

上述の手法では計算負荷が大きいものの，直接的な計算により対象領域の波浪計算が可能となる．しかしながら，うねり性波浪の発生に関係する気象および海象などの因子を評価することは困難と言える．

一方で，間瀬ら[8]は，大阪湾内への来襲津波の推定にニューラルネットワークを援用し，リアルタイム津波予測法の検討を行っている．この手法は，あるデータ間の因果関係が不明確で入出力関係のプログラム化が困難な場合などに，入出力関係を具現化することが可能となるツールとして活用されている．

本研究では，このニューラルネットワークを用いて計算負荷が少なくより効率的にうねり性の高波を含む日本海沿岸域での波浪予測を可能とするモデルの構築を試みながら，うねり性波浪の発生に関係する気象および海象因子について考究する．

2. 解析方法

本研究では，上述のような高解像度かつ膨大な計算を行うことに代わって，ニューラルネットワークを用いたよりシンプルで計算負荷の少ない手法を用いることによりうねり性波高の発生予測を目的とする．

具体的には，寄り回り波の発生要因となる気象・海象情報をインプットデータとし，当該地点での波高をアウトプットとするニューラルネットワークの構築を試みる．その際，間瀬ら[8]に倣い，入力層，中間層および出力層からなる階層型ニューラルネットワーク(**図-2**)を採用し，

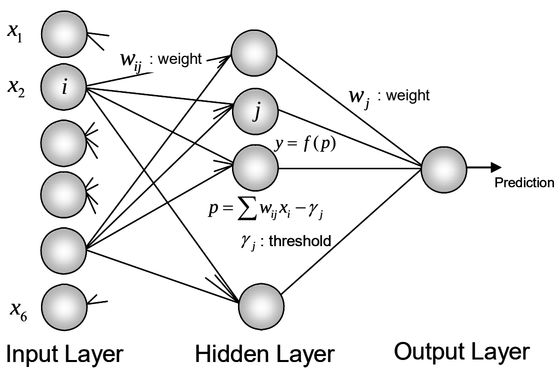


図-2　階層型ニューラルネットワーク

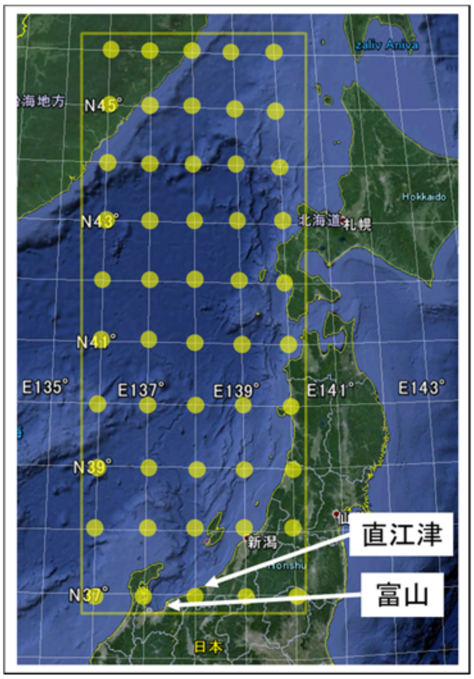


図-3　気象データの対象範囲および地点

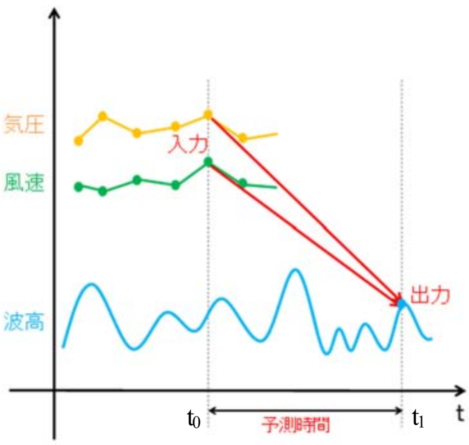


図-4　入力値，出力値および予測時間の概念図

中間層にはlog型シグモイド関数，出力ユニットには線形関数を用いる．また，学習法には，間瀬ら[8]が行った解析結果を参考 に誤差逆伝播法の1つであるLM法を用いる．この手法は中程度サイズ（数百個の重み）の階層型ニューラルネットワークの訓練に対して良好なパフォーマンスを示すと言われている．

まず，日本海沿岸域での波浪は特定地点間の気圧差の経時変化等から予測可能とした土屋らの研究[9]に倣い，**図-3**に示す対象範囲（緯度・経度を1度間隔とする50点）でのメソ数値予報モデルGPV（MSM）の気象データを入力値とし，NOWPHAS観測点の有義波高データ[10]を出力値とするニューラルネットワークの構築を試みた．その際**図-4**示すように，対象とした時刻t_0での気象観測点における気象条件が，何時間後のNOWPHAS観測点でのうねり性波高の発生に関与しているを評価する際の時間$t_1 - t_0$（以下,予測時間と呼ぶ）を導入した．さらに，入力

値となる気象データの要素成分，中間層のユニット数および予測時間の違いによる観測点での波高の予測精度を相関係数と平均自乗誤差により評価した．加えて，入力値として気象データに波高データを加えた波高に関する自己回帰モデルを取り入れたニューラルネットワークの構築を試みた．なお，うねり性波浪の予測を行う場合，周期の予測も重要となるが，これらの解析結果および後述する予測モデルの検証方法の検討に関しては今後の課題としたい．

3. 解析結果

ニューラルネットワークを構築する際，以下の**(1)**から**(4)**の順に解析を行いNOWPHAS観測点での波高の観測値に対する予測精度が最も高いネットワークを構築する．

まず**(1)**として，気象データの入力因子の違いよる観測点での波高の予測精度の違いを解析する．また，**(2)**として，中間層のユニット数および予測時間の違いによる予測精度の違いを解析し，**(3)**では上述で得らえれた最適な入力因子，中間層のユニット数および予測時間を用い，過去におけるうねり性波浪の発生の有無を教師データに反映させた場合の観測点での波高の予測精度を評価する．さらに**(4)**では，入力因子として気象データに加えて同時刻のNOWPHAS観測点での波高データを用いた自己回帰型のネットワークの構築を行い，観測点での波高の予測精度を評価をする．

(1) 入力因子の違いによる予測精度の違い

図-5および**図-6**に，入力値となる気象データ要素の違いによる観測点での波高の予測精度の違いを例示する．この際，教師データとして2007年11月（**図-5**）および12月（**図-6**）における**図-3**の対象範囲中の50地点での気象データを入力値とし，NOWPHAS直江津観測点での有義波高データを出力とするニューラルネットワークを構築した．構築されたネットワークを用いて，2008年2月の直江津観測点での波高の予測値と実際の波高の観測値との相関係数を求め，気象データ要素および予測時間の変化にともなうネットワークを用いた波高の予測精度を評価する．気象データとしては，P：気圧，V：風速(風速成分の二乗和平方根)，A：風向，V_SN：風速成分(南北方向)，V_EW：風速成分(東西方向)を考え，例えばP-Vの場合，入力値としては気圧と風速の2要素を対象とすることを意味している．

図より，対象とした予測時間の範囲において入力因子に風速を含んだ場合，相関係数が0.8を超える高い値を示すことが分かる．ただし，入力因子の違いによる波高の予測精度の違いに何らかの規則性を見出すことはできず，入力因子として風速を除いた場合にのみ予測精度は

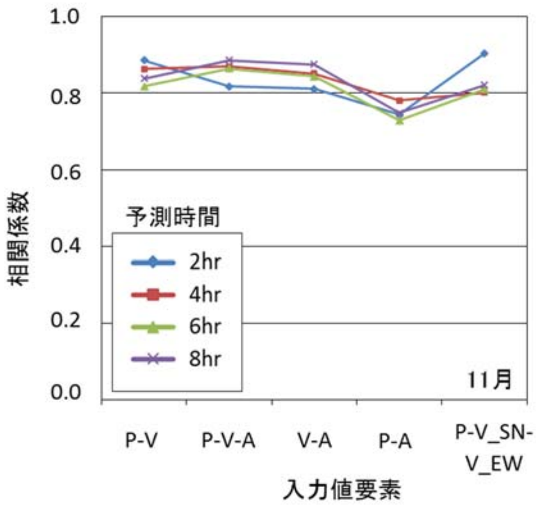


図-5 入力因子および予測時間の違いによる予測および観測有義波高との相関係数の比較（11月）

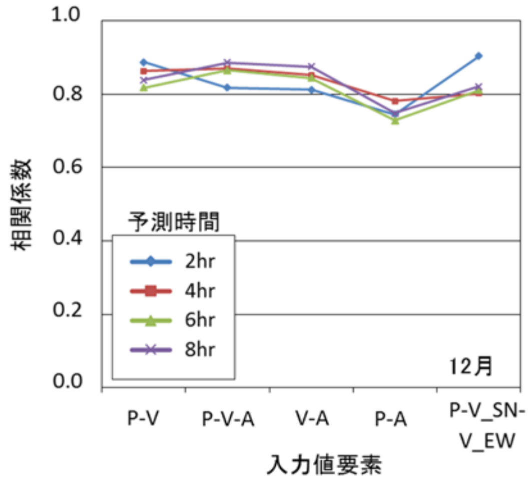


図-6 入力要素および予測時間の違いによる予測および観測有義波高との相関係数の比較（12月）

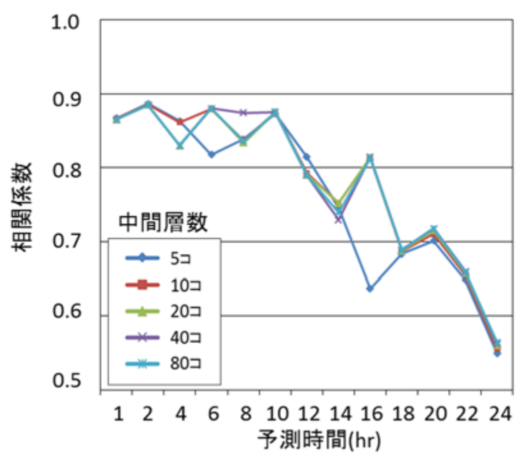


図-7 中間層のユニット数および予測時間の違いによる予測および観測有義波高の相関係数の比較

下がっていることが分かるのみではあるが，以降では，効率的に解析を進めるため入力要素として気圧と風速（P-Vの場合）を用いて解析を進める．

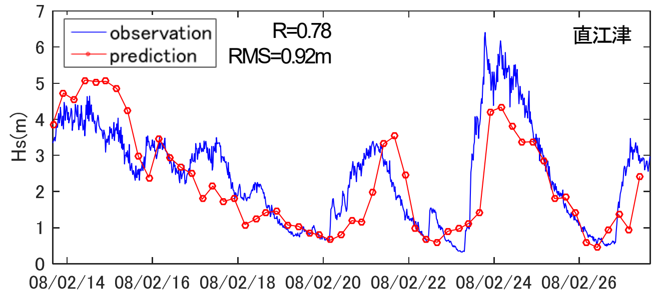
(2) 中間層および予測時間の違いによる予測精度の違い

入力因子として気圧と風速を用いて中間層のユニット

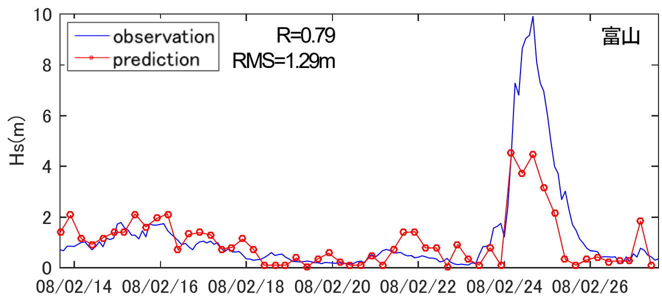
数を5，10，20，40および80，さらに予測時間を1～24時間と変化させた場合のNOWPHAS直江津観測点での波高の予測値と実際の波高の観測値との相関係数の変化を**図−7**に示す．図より予測時間が12時間程度よりも短い場合では，対象とした中間層のユニット数の範囲においてばらつきはあるものの，16時間程度を超える予測時間の場合に比べて極めて高い相関係数を示すことが分かる．また，対象とした中間層のユニット数の違いによって予測精度に極端な違いはないことが分かる．以上の結果を踏まえて，以降の解析では中間層のユニット数を10程度，予測時間は半日程度までとして解析を進めてく．その一例として，以下に中間層のユニット数を10，予測時間を13時間とした場合を例示する．

(3)教師データの違いによる予測精度の違い

図−8に波高予測地点として直江津観測点，教師データとして，2008年2月以前のうねり性波浪の発生とは無関係に各年2月の気象および波高データを用いてニューラルネットワークを構築し，2008年2月の同地点での波高の予測値と実測値の比較を示す．なお，入力因子にはP-V，中間層のユニット数を10，予測時間を13時間としている．この場合，相関係数が0.78，平均自乗誤差が0.92m



図−8 予測波高および観測波高との比較 (直江津/予測時間 13h) 入力データとして，ある時刻での MSM 対象 50 地点の気圧と風速(入力数 100)，出力データとして，入力値から 13 時間後の NOWPHAS 直江津観測点での有義波高(出力数 1)を用いた場合．教師データとして，2007 年 2 月，2006 年 2 月，2005 年 2 月，2004 年 2 月，2003 年 2 月における期間の入出力データセット(うねり性波浪の発生とは無関係に各年の 2 月のデータ)を用いてネットワークを構築し，2008 年 2 月 13 日から 29 日の直江津での波高の予測値を 3 時間毎にプロット．



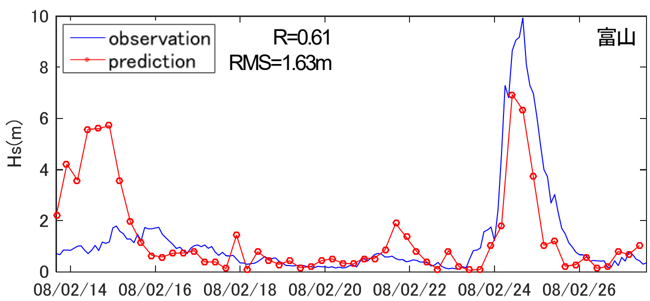
図−9 予測波高および観測波高との比較 (富山/予測時間 13h) **図−8** と同一の解析条件のもとで NOWPHAS 富山観測点を対象とした場合．

の結果を得ているが，図中の2月24日における大規模なうねり性の高波浪を十分に予測できていないことが分かる．また，**図−9**に波高予測地点として富山観測点，教師データとして，2008年2月以前の各年2月の気象および波浪データを用い，**図−8**と同様の条件のもとで2008年2月の同地点での波高の予測値と実測値を比較した結果を示す．この場合においても，大規模なうねり性の高波浪の発生を十分に予測できていないことが分かる．

一方，教師データに過去に発生したうねり性の高波浪時のデータを含めてニューラルネットワークを構築し，**図−8**および**図−9**の場合と同様の入力因子，中間層ユニット数および予測時間を用いて2008年2月の富山観測地点での波高の予測を行った結果を**図−10**に示す．この際，教師データとしては大きなうねり性の高波浪が発生した2007年1月，2006年10月，2005年12月，2004年12月，2004年2月，2003年3月のデータを用いて入出力のデータセットを作成した．図より，ピーク波高の発生時間は実測値と良く一致しているものの，ピーク時の波高を十分な精度では予測できていないことが分かる．加えて，うねり性の高波浪の発生を過剰に学習させてしまうために，2月13日から16日の期間に発生している比較的低い波高を予測することが困難になっている．以上より，うねり性波浪の発生に関わらず抽出したデータを用いて教師データを作成した場合，うねり性の高波浪の発生を予測することはできず，一方で過去のうねり性波浪の発生データを複数含めて教師データを作成した場合，うねり性の高波浪の予測精度は改善される．ただし，後者の場合でも，うねり性の高波浪および通常波の波高の両者を正確に予測するには至らないことが分かる．

(4) 自己回帰型ニューラルネットワーク

図−10と同一の条件(中間層10，予測時間13時間)のもとで，入力因子として気象データに加えて同時刻におけるNOWPHAS観測点での波高データを用いた自己回帰型のネットワークの構築を行い観測点での波高の予測精度



図−10 予測波高と観測波高との比較 (富山/予測時間 13h) 教師データとして 2007 年 1 月，2006 年 10 月，2005 年 12 月，2004 年 12 月，2004 年 2 月，2003 年 3 月における入出力データセット(各年でうねり性波浪の発生している月のデータ)を用いてネットワークを構築し，2008 年 2 月 13 日から 29 日の富山での波高の予測値を 3 時間毎にプロット．

を評価をする．具体的には，ある時刻における気圧および風速の100個（2入力因子×対象領域の50地点）の入力値に加えて同時刻でのNOWPHAS観測点での有義波高の1個の値を加えた計101個の入力値を用いてニューラルネットワークを構築する．

自己回帰型のニューラルネットワークを用いて2008年2月のNOWPHAS富山観測地点での波高を予測した結果を**図-11**に示す．この場合，相関係数は0.92，平均二乗誤差が0.83mと極めて高い値となることに加えて，ピーク波高の発生時間および波高の大きさを極めてよく再現できることが分かる．

また，NOWPHAS直江津観測地点に対して自己回帰モデルを導入した結果を**図-12**に示すが，図から相関係数は0.82，平均二乗誤差が1.04mと高い値となることに加えて，ピーク波高の発生時間および波高の大きさを富山観測点の場合と同様に極めてよく再現できることが分かる．なお，**図-10**の場合には十分な予測ができなかった2月13日から16日の期間に発生している比較的低い波高に対しても予測精度が格段に向上している．

さらに，自己回帰型のニューラルネットワークの構築に際して，予測時間を変化させた場合の観測地点での波高の予測精度の違いを評価するため，教師データおよび中間層のユニット数を**図-11**および**12**の場合と同一の条件のもとで，予測時間を7時間および19時間とした場合のNOWPHAS富山観測地点における波高の解析結果を**図-13**および**図-14**に示す．また，直江津波浪観測地点における予測時間を7時間および19時間とした場合の解析結果を**図-15**および**図-16**に示す．図より，**図-3**の対象範囲から伝播するうねり性波浪については予測時間として半日程度の13時間後の場合に観測点での波高の予測精度が

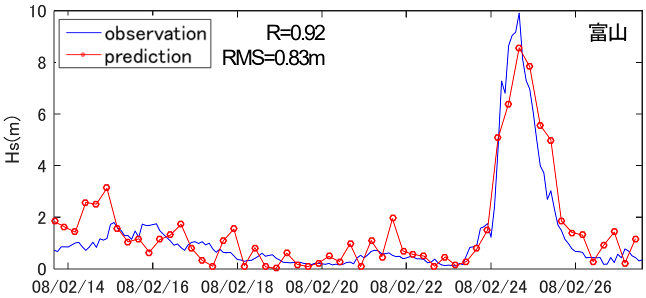


図-11　予測波高および観測波高との比較 (富山/予測時間 13h)
入力データとして，ある時刻での MSM 対象 50 地点の気圧および風速に加えて NOWPHAS 富山観測点での有義波高(入力数 101)，出力データとして，入力値から 13 時間後の NOWPHAS 富山観測点での有義波高(出力数 1)を用いた場合．また，教師データとして**図-10** の場合と同様に各年でうねり性波浪の発生している月のデータを使用．

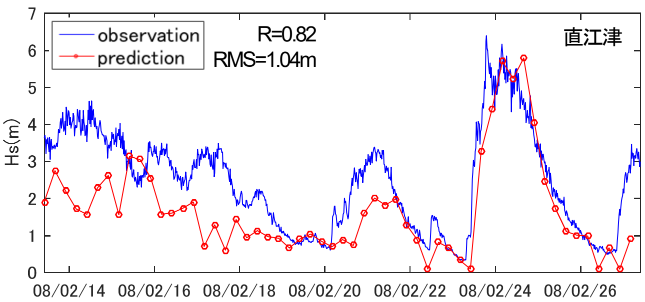


図-12　予測波高および観測波高との比較 (直江津/予測時間 13h)
図-11 と同一の解析条件のもとで NOWPHAS 直江津観測点を対象とした場合．

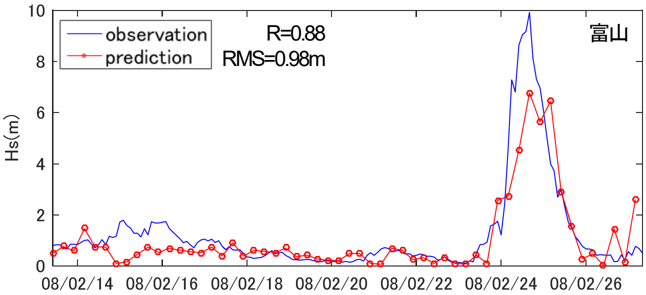


図-13　測波高および観測波高との比較 (富山/予測時間 7h)
図-11 の解析条件の中で，予測時間を 7 時間に変更した場合．

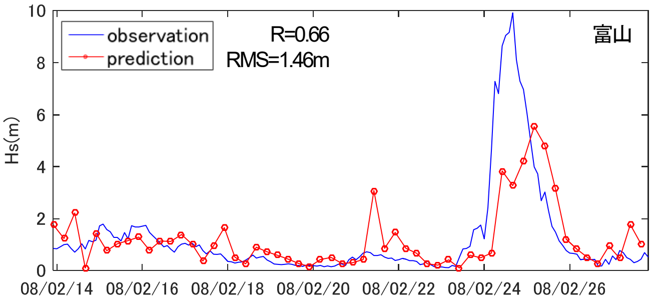


図-14　予測波高および観測波高との比較 (富山/予測時間 19h)
図-11 の解析条件の中で，予測時間を 19 時間に変更した場合．

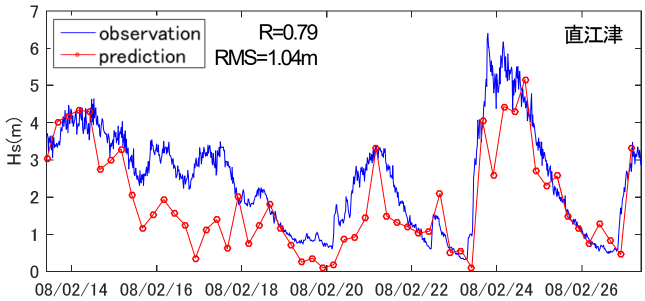


図-15　予測波高および観測波高との比較 (直江津/予測時間 7h)
図-12 の解析条件の中で，予測時間を 7 時間に変更した場合．

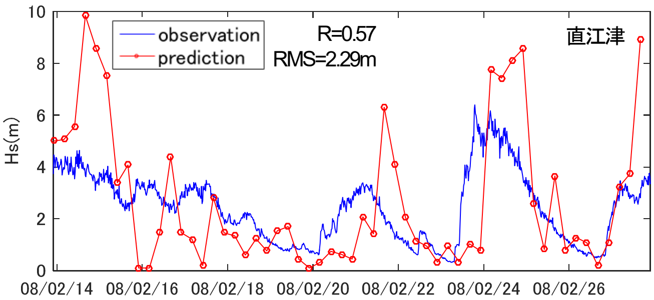


図-16　予測波高および観測波高との比較 (直江津/予測時間 19h)
図-12 の解析条件の中で，予測時間を 19 時間に変更した場合．

最も高いことが分かる．以上より，富山および直江津の波浪観測点において，自己回帰型のニューラルネットワークを用いた場合，半日程度後のうねり性波浪の発生が比較的良好に予測可能と考えられる．

4. 結論

うねり性波浪が発生したイベントを教師データとして学習させることにより，大規模なうねり性波浪を13時間程度遡った気象データを用いて精度良く予測することができると分かった．また，波高を取り入れた自己回帰型のニューラルネットワークによる解析は，気象データのみを入力値にしたニューラルネットワークによる解析よりも，予測精度は更に良好な結果となることが明らかになった．

参考文献

1) 永井紀彦，平石哲也，河合弘泰，川口浩二，吉永宙司，大釜達夫: 波浪観測網が捉えた 2008 年 2 月 24 日の日本海沿岸高波の特性，海岸工学論文集，第 55 巻，pp.146-150, 2008.
2) 畑田佳男，山口正隆: 富山湾における特異波浪「寄り回り波」の予測法に関する予備的検討，愛媛大学工学部紀要，第 17 巻，pp.261-271, 1998
3) 川崎浩司，水谷法美，岩田好一郎，小林智尚，由比政年，斎藤武久，北野利一，鷲見晃一，間瀬肇，安田誠宏: 富山県東部海岸における 2008 年 2 月高波による被害調査，海岸工学論文集，第 55 巻，pp.151-155, 2008.
4) (公財)地震予知総合研究振興会：日本海沿岸での過去の津波災害，http://cais.gsi.go.jp/YOCHIREN/report/ kai-hou90/12_14.pdf，参照 2015-05-29.
5) 国土交通省気象庁：日々の天気図，http://www.data.jma.go.jp/fcd/yoho/hibiten/，参照 2015-07-08.
6) 間瀬肇，安田誠宏，Tracey H. Tom，辻尾大樹: 富山湾沿岸に災害をもたらした 2008 年 2 月冬季風浪の予測と追算シミュレーション，海岸工学論文集，第 55 巻 pp.156-160, 2008.
7) 国土交通省北陸整備局沿岸技術研究センター：平成 24 年度北陸沿岸域波浪予測検討業務報告書.
8) 間瀬肇，加次淳一郎，安田誠宏，高山知司: ニューラルネットを用いた大阪湾内への来襲津波のリアルタイム予測に関する研究，海岸工学論文集，第 54 巻，pp.201-205, 2007.
9) 土屋義人，鹿島寮一，鈴木義和，近藤浩右，泉雄士: 日本海中部沿岸における波浪の相関予測法，海岸工学講演会論文集，第 32 巻，pp.149-153, 1985
10) 国土交通省港湾局：全国港湾海洋波浪情報網波浪データ，http://www.mlit.go.jp/kowan/nowphas/，参照 2015-07-11

(2016. 3. 16 受付)

LONG SWELL PREDICTION AROUND JAPAN SEA USING ARTIFICAL NEURAL NETWOEK

Takehisa SAITOH, Genki KOKUBO and Hajime MASE

Long swell prediction around Japan Sea is examined using artificial neural network. In this artificial neural network, meteorological data around the generation point of long swell is adopted as input data, and wave data of prediction point is used as output data.

As a result, it is found that atmospheric pressure and velocity are suitable for the factor of input data, and the occurrence of long swell at prediction point is possible to estimate using half a day before meteorological data as input data