ニューラルネットワークモデルを用いた 九州西岸域のあびき予測に関する基礎的研究

中條 壯大¹・山口 龍太²・外村 隆臣³・金 洙列⁴

¹正会員 工博 大阪市立大学講師 工学研究科 都市系専攻都市学科 (〒558-8585 大阪府大阪市住吉区杉本 3-3-138)

E-mail: nakajo@eng.osaka-cu.ac.jp

²正会員 工修 株式会社日本港湾コンサルタント 九州支店

³正会員 熊本大学 技術部

⁴正会員 工博 鳥取大学助教 工学研究科 社会基盤工学専攻

九州地方で観測される異常潮位であるあびきは、気象擾乱により生じた微小気圧波が引き金となって生じるとされている。しかしながら、実際にその微小気圧波が発生する地点をリアルタイムで予測することは難しく、あびきの事前予測を困難にしている。本研究では潮位や気象データの定点観測値を入力値とするニューラルネットワークモデルを提案し、その再現性を検証するとともに、リアルタイムのあびき予測への適用可能性について検討した。その結果、微小気圧変動や風向といった変数が予測精度の向上に関わる事や、多地点の観測情報により精度向上が見込まれること等を明らかにした。また、リアルタイム予測におけるリードタイムがモデルの再現精度に及ぼす影響について調べ、学習回数、中間層の数等のモデルパラメータの感度解析を実施した。

Key Words: Abiki, seiche, neural network model, real-time prediction, lead time

1. はじめに

九州西岸域ではあびきと呼ばれる異常潮位がこれまでに何度も観測されている。その周期は数分から数十分程度であり、1973年3月には長崎で最大278cmの振幅を有する水位変動が生じ、床上・床下浸水、船の転覆などの被害が生じた。あびきは津波や高潮のように明確な発生因子を観測することが難しいという特徴がある。

例えば Hibiya と Kajiura¹⁾は微小気圧の移動に伴い発生した長周期波の Proudman 共鳴と湾内の共振による波高増大をあびきのメカニズムであると指摘している。しかし、あびきの要因とされる微小気圧は振幅が数 hPa 程度と小さく、天気図等の情報から読み取ることはできない。また、松尾と浅野²⁾は仮想の微小気圧波動を境界条件とする長波伝播計算により、2009年2月の広域あびき伝播過程について検討している。過去のあびきについては、その観測された水位変動を再現するために必要な微小気圧波の条件について同様に検討を行う事ができる。しかし、あびきの要因となる気圧擾乱の発生過程が多様であれば、その予測は難しい。また、Tanaka ら³⁾は熊本県崎津における長周期波の継続入射とその増幅特性について数値実験より調べている。継続入射により surf beat が生じて水位変動が増幅する過程は示されたものの、そこからあびき予測への応用はまだ検討されていない。

ある現象とその因子との関係を帰納的にモデル化し、予測を行う方法として、ニューラルネットワークモデル(以下 ANN モデル)があり、各工学分野で応用研究が進んでいる。ANN モデルを用いた異常潮位予測に関する研究としては、台風接近に伴う高潮の予測に関するものが提案されており、近年では山城ら⁴⁾や金ら⁵⁾によりその実用性が検討されている。あびきの場合は高潮よりもその発生に関わる因子がどの程度影響しているのか不明な点が多く、モデル構築においては網羅的に関与している因子を調べる必要がある。しかし、逆説的にはそれにより再現性の高いモデルの構成因子を推定できるであろう。

以上を踏まえ、本研究では過去に生じたあびきの事例について、定点における高時間解像度の気象・海象観測値を元に分析するとともに、ANN モデルを用いてその予測可能性を明らかにし、あびきにおいて重要な因子を再検討することを目的とした。

2. モデルの概要と観測データ

(1) モデルのパラメータ決定および精度検証に使用した観測データについて

本研究で使用したデータは図-1に示す気象庁の潮位観測所15地点、および気象観測所16地点における観測値である。ただし、本稿では主に枕崎におけるあびきの再現性について検討した結果を示す。各々の時間

図-1 気象観測所および潮位観測所の位置（右：拡大図）

図-2 2010年1月31日から2月2日にかけて枕崎で観測された潮位，潮位偏差と気圧および微気圧変動

解像度は，潮位データが15秒，気象データが10秒となっており，通常公開されているものよりも時間解像度の高いデータである．気象データには気圧，風速，風向，気温，相対湿度が含まれる．対象期間は顕著なあ

びきが観測された期間 (a)：2009年2月21日～28日，期間 (b)：2009年7月14日～16日，期間 (c)：2010年1月31日～2月2日の各期間である．特に期間 (a) はあびきが九州西岸の広域にわたり同時期に生じたという点で特徴的な事例である．

(2) 2010年1月31日から2月2日のあびきについて

今回のモデル検証で主に用いた2010年1月31日から2月2日にかけて枕崎で観測された潮位，潮位偏差と気圧および微気圧変動を図-2に示す．このイベントでは枕崎の潮汐が上げ潮から下げ潮となる時間帯にかけて，潮位偏差が変動しながら大きくなっている．気圧波形としては日スケールでの10 hPa程度の降下があり，低気圧の通過を示している．この低気圧の谷が通過する際に微気圧変動も大きくなっており，潮位偏差との対応からあびきの主要因であると考えられる．ただし，両者のクロススペクトルを算定してもその周波数特性には明確な関係性は見られないことを山口ら⁶⁾は示している．

(3) ニューラルネットワークモデルの概要

本研究で使用したANNモデルは，金ら⁵⁾が日本海側における台風による高潮予測に使用したのと同じ階層型ANNモデルであり，入力層・中間層・出力層で構成される．学習パラメータの最適化アルゴリズムにはバックプロパゲーション法，誤差評価にはLevenberg-Marquardt法を使用した．モデルの入力層には観測値である潮位 H ，気圧 P ，風速 W ，風向 θ ，気温 T ，相対湿度 R に加えて，予測潮位と観測潮位との差分から定義した潮位偏差 h ，観測気圧とその移動平均との差分から定義した微気圧変動 p も使用した．これらの変数はそのオーダーも異なるために，モデル化に際しては各変数の基準値から正規化して使用している．

観測値としての潮位偏差にはあびき以外の変動成分も含まれている．観測値をそのままモデル構築に使用する予備検討を実施したところ，特に高周波成分の変動については予測が困難であり，かつANNモデルの最適化に対してもノイズとして作用しているように見受けられた．よって，本研究では入力値および再現性の検証資料として30分間の移動平均を施した値を使用することとした．なお，こうした前処理によって顕著なあびきの変動が除かれていないことは確認している．出力層には予測対象地における潮位偏差 h を使用した．

(4) 検討した計算条件と再現性の評価方法について

計算条件の一覧を表-1～表-2に示す．本研究ではモデル構築に使用する学習用データと再現性検証用データにそれぞれ異なる観測期間のデータを用いる事とし

表-1 計算条件の概要

実験名	検証用データ	学習用データ	入力層の変数
A-1	期間 (c) $h(6)$	期間 (a) $h(6)$	$h(6), P(8)$
A-2			$h(6), P, W(8)$
A-3			$h(6), P, W, \theta(8)$
A-4			$h(6), P, T(8)$
A-5			$h(6), P, T, R(8)$
A-6			$h, H(6), P(8)$
A-7			$h(6), P, p(8)$
A-8			$h(6), P, \theta, p(8)$
B-1	期間 (c) $h(6)$	期間 (a) $h(6)$	$h(6), P, \theta, p(8,13)$
B-2			$h(6,8), P, \theta, p(8)$
B-3			$h(6,8), P, \theta, p(8,13)$
B-4			$h(6), P, \theta, p(8,12)$
B-5			$h(6,2), P, \theta, p(8)$
B-6			$h(6,8), P, \theta, p(8,12)$
B-7			$h(6,2,8), P, \theta, p(8,12,13)$
B-8			$h(6,2), P, \theta, p(8,13)$
C-1	期間 (b) $h(6)$	期間 (a) $h(6)$	$h(6,2), P, \theta, p(8,13)$
C-2	期間 (a) $h(6)$	期間 (b) $h(6)$	
C-3	期間 (c) $h(6)$	期間 (b) $h(6)$	
C-4	期間 (a) $h(6)$	期間 (c) $h(6)$	
C-5	期間 (b) $h(6)$	期間 (c) $h(6)$	

表-2 計算条件の概要

実験名	中間層数	学習回数	リードタイム (時間)
D-1	5	100	1.0
D-2	10		
D-3	30		
D-4	50		
D-5	100		
E-1	30	25	1.0
E-2		50	
E-3		100	
E-4		200	
F-1	30	100	0.5
F-2			1.0
F-3			2.0
F-4			3.0
F-5			5.0

† 検証データ, 学習データおよび入力層の変数の後に続く括弧内の数字は図-1 に示した地点番号のデータであることを表す.

‡ 実験 A,B,C における中間層数, 学習回数, リードタイムは各々30 個,100 回, 1.0 時間であり, 実験 D,E,F の検証用データは期間 (c) $h(6)$, 学習用データは期間 (a) $h(6)$, 入力層の変数は $h(6,2), P, \theta, p(8,13)$ である.

た. また, 学習に使用するデータはランダムに区分抽出されるため, 精度の検証は各条件 20 回の試行により統計的に評価した.

入力層の変数の種類, 入力層に用いるデータ地点, 学習データの事例, 中間層数, 学習回数, リードタイムについて変化させた検討をそれぞれ A~F 系統の実験として感度解析を実施した. ここでは紙面の都合上, C 系統の実験結果については示していない.

再現精度を測る指標としては, 相関係数 CC と RMSE, 最大潮位偏差の差 E_{pmax} , および最小潮位偏差の差 E_{pmin} を用いた. なお, E_{pmax} および E_{pmin} の算定には, 観測値において潮位偏差の期間最大および最小値が生じた期間の前後 10 分における予測値の最大および最小値との比較結果を用いた. すなわち, 予測時刻にはある程度のずれを許容した精度判定となっている.

3. 入力層に用いる変数とモデルの精度

図-3 に実験条件 A-1~A-8 のモデルの再現精度を比較した図を示す. 実験 A では全て検証地である枕崎付近で観測した値のみを入力値に用いている. 実験条件毎に 20 回の試行を実施しているために, 図中では各指標は $\pm\sigma$ の幅とともに示している. 図-3 (a) より, 最も再現性が良いのは入力値に h, P, θ および p を用いた条件 A-8 であることがわかる. それに続くのは条件 A-7 および A-3 である. ただし, いずれも相関係数の値は大きくばらついている. なお, 条件 A-6 について

は図-3 (a) の範囲外に値を持つ.

また, 図-3 (b) よりいずれの条件においてもあびきの最大値を再現するのは難しく, 過小評価をしていることがわかる. モデル間の差はあまり無いが, 最も再現性の良い A-8 においても平均的に 17 cm ほど小さな値を予測している. 一方であびきの最小値については平均的に 1~5 cm ほど大きく予測している.

これらの入力層における変数の種類に関する検討から, 微気圧変動 p および風向 θ の因子があびき予測には重要であることが読み取れる. これは既往の知見と整合する結果である. 今回検討に含めた気温 T や相対湿度 R といった変数は, かなり上層の大気情報であれば大気擾乱の影響が含まれてモデルの精度向上に寄与したかもしれないが, 今回は地上における観測値を用いているために, 逆に精度低下をもたらしたと考えられる. また, 天文潮位を含めた観測水位 H はほとんどモデルの精度向上に寄与していない. しかし, その水位変化率 dH/dt を変数として用いた場合は潮流と対応すると考えられるので今後は検討してみる必要がある.

図-4 に実験条件 B-1~B-8 のモデルの再現精度を比較した図を示す. ここでは検証地である枕崎に加えて, 五島列島福江島, 奄美大島における潮位データおよび気象データを使用した場合を検討している. また, 参考のために実験 A-8 の結果も合わせて示している. 図より, 福江島における潮位偏差 h および奄美大島における微気圧変動 p および風向 θ のデータを利用した場合には A-8 に比べてやや精度が向上していることがわかる. 一方で福江島の気象データや奄美大島の潮位デー

(a) 各計算条件における再現値-実測値の相関係数 CC および RMSE 値の関係

(b) 各計算条件における最大潮位偏差の差 E_{pmax} および最小潮位偏差の差 E_{pmin} の関係

図-3 入力層に用いる変数とモデルの精度の関係

(a) 各計算条件における再現値-実測値の相関係数 CC および RMSE 値の関係

(b) 各計算条件における最大潮位偏差の差 E_{pmax} および最小潮位偏差の差 E_{pmin} の関係

図-4 入力層に用いる変数の観測地点とモデルの精度の関係

タはモデル精度に寄与していないようである。

ただし、これは学習に 2009 年 2 月のあびきのデータを用いたことが影響していると推測される。2009 年 2 月のあびきについては、松尾・浅野²⁾や田中・浅野⁷⁾が明らかにしているように、東シナ海上に停滞した前線とその後の低気圧を起因とする気象擾乱が、九州西方沖で生成したと推測される長波伝播を生じさせたと考えられている。図-4 はその知見と部分的に対応すると思われる。

図-5 に観測された潮位偏差と ANN モデルによる予測精度検証結果の一例を示す。ここでは実験 B-8 の結果を図示している。あびきの長期的なトレンドについては試行回数によらずに高い再現性があるものの、あびきのピーク値については、この例のように観測値を概ね再現している結果（試行 1）もあるが、ピーク値

を十分に予見できていない結果（試行 2）もある。この差は、ANN モデルにおける学習時のサンプリングに起因すると考えられる。

4. 中間層数および学習回数とモデルの精度

図-6 に中間層数および学習回数と予測精度の関係を示す。中間層数に依存してモデルの再現性は変化するものの、中間層数が 10~30 の付近ではそれほど大きな違いは無い。ただし、中間層数が 50 より多くなると相関係数の値が低下し、RMSE も増大する傾向にあるため、最適値は数十個程度であると見積もられる。

また、学習回数がモデルの精度に及ぼす影響は比較的小さく、RMSE についてはほとんど変化がない。相関係数については概ね 50 回程度が最大値に相当するた

(a) 試行 1

(b) 試行 2

図-5 観測された潮位偏差と ANN モデルによる予測精度検証結果の一例（2010 年 2 月 枕崎）

図-6 中間層数と予測精度の関係

図-7 学習回数と予測精度の関係

め、概ね最適値を 50 回と見なすことができる。ただし、リアルタイム予測の場合、最適な学習回数は次に述べるリードタイムとも関係するために、実用上は別途検討が必要である。

5. リードタイムの設定条件

最後に図-8 にリードタイムと予測精度の関係を示す。リードタイムについては、短いほど相関係数は高く、RMSE 値も小さくなる傾向にある。また、今回の検討

範囲では 1.0~2.0 時間の付近で RMSE 値にはあまり変化がなくなっている。その後、3.0 時間になると急に再現精度が低下していることから、リードタイムとしては概ね数時間が限界であると考えられる。

6. 結論

本研究で得られた主要な結論を以下に示す。(1) 入力変数については、潮位偏差と大気圧に加えて、微小気圧変動と風向の寄与が大きい事が示された。また、入

図-8 リードタイムと予測精度の関係

力変数に用いる観測地点を増加させることでモデルの再現性の向上が確認された。ただし、入力変数の数をただ増やすだけではモデルの改善に寄与しない。そこで、多様なあびき発達過程を踏まえて ANN モデルも複数用意することにより、総合的なあびき予測が行えるのではないかと考えられる。(2) 中間層数および学習回数への依存性は見られたが、使用データ数に応じた最適な中間層のユニット数と学習回数の目安を得ることができた。(3) 本検討における実用的なリードタイムとしては数時間程度であることが示された。ただし、あびきのピーク値の再現性には課題がある。

謝辞： 本研究は科学研究費補助金基盤研究（B）課題番号：25287124 の支援のもと実施された。また本研究の初期段階の検討では、熊本大学工学部社会環境工学科卒業生の森永健太氏にもご協力頂いた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) Hibiya, T. and K. Kajiura: Origin of the abiki phenomenon (a kind of seiche) in Nagasaki Bay, *J. Oceanogr. Soc. Japan*, Vol.38, pp.172-182, 1982.
- 2) 松尾俊平, 浅野敏之: 九州東シナ海で副振動災害を引き起こす気象津波の広域伝播に関する数値解析, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 71, No. 2, pp.I.133-I.138, 2015.
- 3) Tanaka, K, S. Gohara, T. Koga, R. Yamaguchi and F. Yamada: Abiki oscillations in Sakitsu Bay, west Kyusyu, Japan, *Nat. Hazards*, Vol. 74, pp. 233-250, 2013.
- 4) 山城賢, 月足健太郎, 橋本典明, 横田雅紀: 地上気象観測値に基づくリアルタイム高潮予測の試み, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 66, No. 1, pp.I.291-I.295, 2010.
- 5) 金洙列, 塩崎信一, 松見吉晴, 玉井和久, 福岡宏人: ニューラルネットワークを用いたリアルタイム高潮予測における学習パラメータの感度分析に関する研究, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 69, No. 2, pp.I.246-I.250, 2013.
- 6) 山口龍太, 古賀貴之, 高山隼人, 田中健路, 外村隆臣, 中條壯大, 山田文彦: 九州西岸域における副振動要因に関する一考察, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 70, No. 2, pp.I.131-I.135, 2014.
- 7) 田中健路, 浅野敏之: 2009 年 2 月に上甕島で潮位副振動を発生させた気象場に関する解析, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 66, No. 1, pp.181-185, 2010.

(2016. 3. 16 受付)

BASIC STUDY ON REAL-TIME PREDICTION OF ABIKI AROUND WEST KYUSHU COAST BY USING NEURAL NETWORK MODEL

Sota NAKAJO, Ryuta YAMAGUCHI, Takaomi HOKAMURA and Sooyoul KIM

Real-time prediction of unusual sea level fluctuation, called as "Abiki", is important from viewpoint of disaster prevention. Atmospheric pressure fluctuation with small amplitude is regarded as one of important factor of Abiki. However, actual real-time prediction of the distribution is difficult. In this study, we developed neural network model for prediction of Abiki and investigated the relationship between the reproducibility and parameters of our basic model. It was shown the importance of information of pressure fluctuation and wind direction from our model again. Then the potential of improvement of our model by using multispot measurement was also shown.