

地上気象観測値に基づくリアルタイム高潮予測の試み

Real-Time Prediction of Storm Surges Based on Meteorological Observed Data

山城 賢¹・月足健太郎²・橋本典明³・横田雅紀⁴

Masaru YAMASHIRO, Kentaro TSUKIASHI, Noriaki HASHIMOTO and Masaki YOKOTA

The accuracy of storm surge predictions based on numerical simulation models depends heavily on the precision of typhoon forecasts, e.g. the course, the central atmospheric pressure, etc. In order to avoid the uncertainty of typhoon forecasts, a simplified prediction model of storm surges based on the observed meteorological data was developed by applying an Artificial Neural Network (ANN). The model predicts the storm surges occurring in a few hours on the basis of the present condition of atmospheric pressure, i.e. the distribution, its change for several hours, etc. The model was applied to some points along the Ariake Sea coast and its accuracy was examined through comparisons with the observed data. Then, it was verified that the proposed model can predict small storm surges as well as large ones sufficiently.

1. はじめに

現在、台風来襲時の高潮の予報や注意報・警報の発令は気象庁により行われており、高潮の予測には数値予報モデルが用いられている。また、数値シミュレーションによるリアルタイム高潮予測に関する研究も活発に行われている(中平ら, 2003; 河合ら, 2004; 辻尾ら, 2007)。このような数値シミュレーションによる高潮予測は、今後、一層発展するものと期待される。ただし、数値シミュレーションによる高潮予測には、台風の予測情報が必要であるため、高潮予測の精度は台風(特に進路)の予測精度に強く依存する。台風の予測精度は着実に向上しているものの、現状では、高潮予測における台風予測の不確定性は大きいと思われる。このような台風予測の不確定性に対処するため、河合ら(2008)は、予報円の内外を通る無数のコースに対して高潮計算を行ない、得られた潮位を確率分布として示す確率予測を提案している。ところで、我が国では、気象観測網が発達しており、台風来襲時においても、地上における気圧、風向・風速、雨量等の気象データが高密度に取得されている。これらの気象観測値は、その時の現実の気象状況を示しており、この気象観測値を基に高潮を予測することができれば、台風予測の不確定性に影響されずに済むであろう。

ある時点で得られた気象観測値から数時間後の高潮を

予測するには、高潮と数時間前の気象状況との関係を予め把握しておく必要がある。しかし、台風は個々に強さや大きさ、経路等が異なるため、一意的に台風と高潮の関係を定式化することは難しい。そこで、台風の気圧分布やその時間変化等のパターンによって、ある地点の数時間後の高潮が決まるものと考えれば、ニューラルネットワークに代表される情報処理技術が利用できるものと思われる。海岸工学分野においてもニューラルネットワークを同種の予測に適用した事例は多く、波浪予測(太田ら, 1998)や汀線の変化予測(坂上ら, 2005)、碎波波高および碎波水深の予測(李ら, 2009)など多数ある。高潮予測への適用としては、Tissotら(2001)、Lee(2006)、Youら(2009)による研究などがあり、ニューラルネットワークにより、十分な精度で高潮を予測できることを示している。ただし、これらの研究の多くは、特定の台風による高潮を対象としており、規模や経路が異なる様々な台風への適用性については明らかではない。

以上の観点から、本研究では、不確定性を伴う台風の予測情報ではなく、実際に観測された気象観測値を直接利用して数時間後に生じる高潮を精度良く、且つ、簡便に予測することを目的に、ニューラルネットワークによるリアルタイム高潮予測モデルの構築を試みた。

2. 対象海域および観測データの収集

検討対象の海域は、過去に高潮災害に見舞われ、将来的にも危険性が懸念される有明海を対象とした。観測値を収集するにあたり、まず、有明海に影響を及ぼしたと思われる台風を抽出する必要がある。そこで、抽出の条件を、熊本、佐賀、長崎から半径300km以内の円を設定し、その円内を通過した台風とした。なお、台風のデータは気象庁ベストトラックを使用した。次に、台風が有

1 正会員	博(工)	九州大学助教	大学院工学研究院環境都市部門
2 学生会員		九州大学大学院工学府海洋システム工学専攻	
3 フェロー	工博	九州大学教授	大学院工学研究院環境都市部門
4 正会員	修(工)	九州大学助教	大学院工学研究院環境都市部門

明海に最接近した日とその前後1日ずつの計3日間について、気象庁による潮位と気象の観測値を収集した。潮位は、大浦・三角・口之津における実測潮位と潮位偏差であり、気象観測値は、九州全域の気象台と測候所における気圧および風向・風速の地上気象観測値である。なお、観測データは、年代によって項目や取得の時間間隔などが異なるため、潮位偏差が公表されており、気圧が1時間間隔で取得されているものを収集することとした。結果的に収集した観測値は、1997年以降の23台風についてのデータとなった。しかし、1997年以降の台風に絞り込むと、大きな高潮を生じた台風がT0418のみに限定されてしまう。そこで、1997年以前の台風から、比較的大きな高潮を生じたT9117, T9119, T9307を追加した。なお、この3つの台風来襲時のデータについては、潮位の観測値が実測潮位しか得られなかったため、天文潮位を推算し実測潮位から差し引いて潮位偏差を推定した。このようにして、合計26台風について観測データを収集した。

3. 有明海における台風と高潮の特徴

高潮予測モデルの構築に先立ち、有明海における台風と高潮の特徴について整理した。

(1) 高潮の出現頻度

図-1は、大浦、三角、口之津について、前述の26台風における最大高潮偏差の頻度を示したものである。全体的には数10cm程度の高潮が大部分を占めており、1m以上の偏差が生じているのは、1991年から2007年の17年間で数回である。また、地点で比較すると、湾奥であるほど大きな高潮が生じやすいことが分かる。

(2) 有明海に高潮を起こし得る台風の存在領域

有明海に高潮が生じるときの台風の存在位置を調べた。図-2は、26台風について、大浦、三角、口之津のいずれかの地点で高潮偏差が50cmを超えているときの台風の存在範囲を調べたもので、台風経路が太線になっている部分で高潮偏差が50cmを超えている。また、経路上のプロットは、その台風による最大高潮偏差が生じたときの台風の位置を示している。なお、最大高潮偏差は湾奥にある大浦で生じるとは限らず、台風によっては三角や口之津で生じる場合もある。大きな高潮が生じる場合には、台風が有明海を通過した後に最大高潮偏差が生じている。この結果から、有明海に高潮を起こす危険の

ある台風の存在領域として、図に示す矩形の領域を設定した。なお、この領域の設定においては、最大高潮偏差が生じた後の揺れ戻しによって偏差が50cmを超えるような場合は除いている。また、この領域から外れた位置で最大高潮偏差を生じている台風が複数あるが、それらの台風については、高潮偏差が非常に小さく、実質的には有明海にほとんど影響していない。先に観測データを収集した26台風には、この領域を通過していないものもあり、通過した台風は22台風であった。

(3) 高潮と気象観測値の相関

台風が図-2に示した領域に存在する期間について、高潮偏差と気圧・風速等との相関を調べた。一例として、図-3にT0416について、三角の高潮偏差と雲仙岳および福江における同時刻と5時間前の気圧との関係を示す。2地点の気圧は共に、同時刻よりも5時間後の三角の高潮との相関が高くなっている。図-4は図-3のようにして得

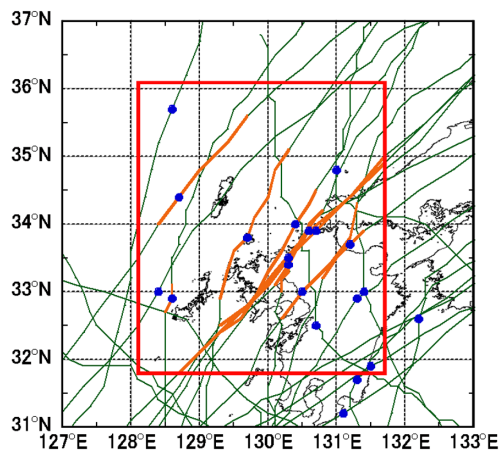


図-2 観測値を収集した26台風の経路

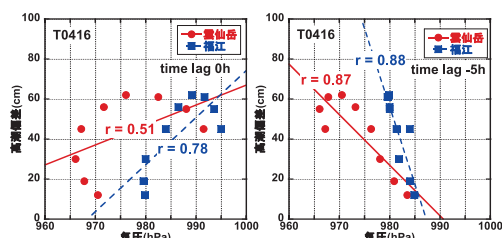


図-3 三角の高潮偏差と雲仙岳・福江の気圧との関係

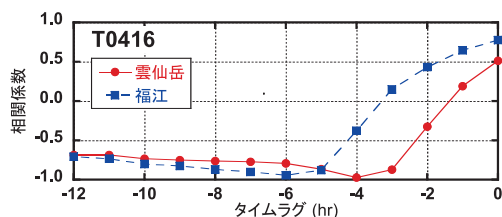


図-4 三角の高潮偏差と雲仙岳・福江の気圧との相互相関

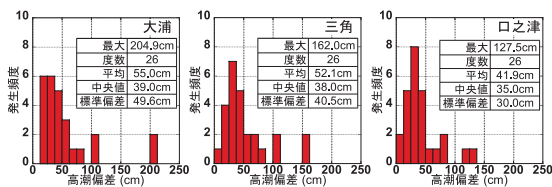


図-1 有明海における高潮の出現頻度

られた相関係数をタイムラグに対して示した相互相関である。この図より、タイムラグに応じて、高潮偏差と気圧の相関が変化することがわかる。これらの検討の結果、ある台風による高潮は、ある地点の気象観測値とタイムラグを持って相関が高く、また、相関の高い地点およびタイムラグは台風の進路や規模によって異なることが分かった。

(4) 台風の種類

前述の高潮を生じ得る台風の存在領域を通過した22台風について、クラスター分析および主成分分析を行った。いずれの分析においても、各台風について、大浦、三角、口之津における最大高潮偏差、各地点の最大高潮偏差発生時の中心気圧と位置（緯度・経度）、図-2に示した領域における台風の移動速度、および北向きを0度として時計回りに角度を取った進行方向を入力データとした。図-5にクラスター分析による樹形図、図-6に主成分分析による第1主成分得点と第2主成分得点の散布図を示す。図-6の第1主成分は最大高潮偏差が大きいほど高得点となり、第2主成分は西側から来襲する台風ほど高得点で、

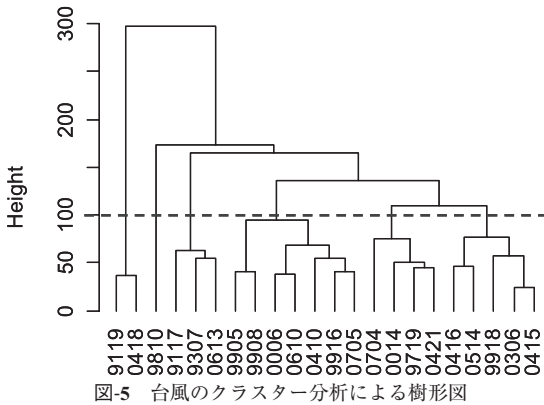


図-5 台風のクラスター分析による樹形図

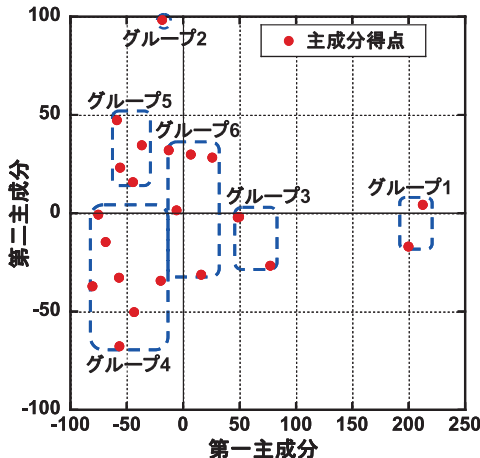


図-6 主成分分析結果

北上する台風は得点が低い。図-5の樹形図において破線で示した高さで分類すると、有明海に來襲した台風は、大きく6つのグループに分けられる。

4. 高潮予測モデルの構築

高潮と気象観測値との相関解析の結果から、高潮は來襲する台風の気圧分布パターンとその時間変化に非線形に対応していると考え、予測手法としてニューラルネットワークを採用した。

(1) ニューラルネットワークの概略

ニューラルネットワークはパターン認識に優れており、教師データと呼ばれる学習用のデータから、パターンなどを分析し、それをもとに新たな予測値を算出することができる。適用したニューラルネットワークは図-7に示すような入力層、中間層、出力層の3層からなるシンプルな階層型ニューラルネットワークである。

(2) 入力データの決定

入力データは、気圧分布を取り込むため、有明海を中心に広い範囲の気圧を主に利用し、風は周辺地形の影響を受けていることが考えられたため使用しないこととした。具体的な入力データとしては様々な組合せが考えられるが、多数の試行の結果、最終的に表-1に示すデータを入力値とした。すなわち、ある時刻の高潮を予測する場合、 n 時間前の気圧（10地点）、 $n+1$ 時間前から n 時間前までの気圧の変化量（10地点）、 n 時間前の潮位偏差

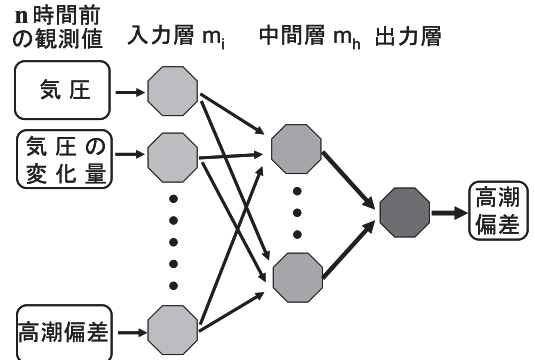


図-7 ニューラルネットワークの概略

表-1 入力データおよび設定値

入力データ	地点
気圧（ n 時間前）	阿久根 枕崎 延岡 油津 阿蘇山 大分 飯塚 佐賀 平戸 福江 長崎 雲仙岳
気圧変化量 （ n 時間前-（ $n+1$ ）時間前）	阿久根 枕崎 延岡 油津 阿蘇山 大分 飯塚 佐賀 平戸 福江 長崎 雲仙岳
高潮偏差（ n 時間前）	予測対象地点
天文潮位	予測対象地点

(予測対象地点) および予測時刻の推算天文潮位 (予測対象地点) である。これらのデータを各台風が図-2に示した領域内に存在している期間について、1時間毎に求めてデータセットとした。したがって、台風毎に、その経路によって、ニューラルネットワークの構築に利用するデータ数が異なる。また、中間層の層数とユニット数についても、試行の結果、層数1, ユニット数10とした。入力データに利用した観測値の観測地点を図-8に示す。

(3) 教師データの設定

教師データを設定する際には、有明海に來襲する規模や経路が異なる台風を満遍なく含めることが重要となる。そこで、前述のクラスター分析および主成分分析の結果を利用して、分類した台風の各グループから偏りがないように教師データの対象とする台風を抽出し、残りの台風については検証データとした。教師データおよび検証データに使用した台風を表-2に示す。

図-9は教師データの設定の違いによる予測精度を比較した例で、大浦における3時間後の高潮偏差の予測結果である。上図は教師データに対する予測、下図は検証データに対する予測であり、左側は、教師データと検証データを分ける際に、台風を古い順に並べて、順番が奇数

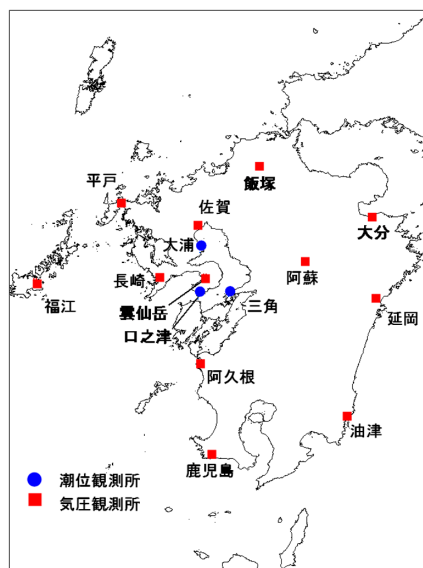


図-8 入力データの観測地点

表-2 教師データと検証データに利用した台風

グループ	1	2	3	4	5	6
教師データ	T0418	T9810	T9117 T0613	T9908 T0410 T0610 T0705	T0014 T0421 T0704	T9918 T0415 T0514
検証データ	T9119		T9307	T9905 T9916 T0006	T9719	T0306 T0416

のものを教師データ、偶数のものを検証データとした場合の予測結果 (Case-A), 右側は、表-2に示す教師データと検証データについての予測結果 (Case-B) である。教師データについては、どちらも予測値と実測値がよく一致しており、予測値は実測値の $\pm 25\text{cm}$ の範囲にほぼ全て含まれている。しかし、検証データに対する予測結果を比較すると、予測精度が大きく異なっており、台風を単純に分けてネットワークを構築した場合には、特に大きな高潮に対して過小評価となっている。これに対し、クラスター分析等の結果から教師データと検証データを選別した場合には、高い精度で予測できており、その効果が認められる。

5. 予測精度の検証

図-10は、大浦と三角について、予測時間を4時間後および6時間後とした場合の予測値と実測値の比較であり、図-11は、口之津を含めた各地点についての、予測誤差

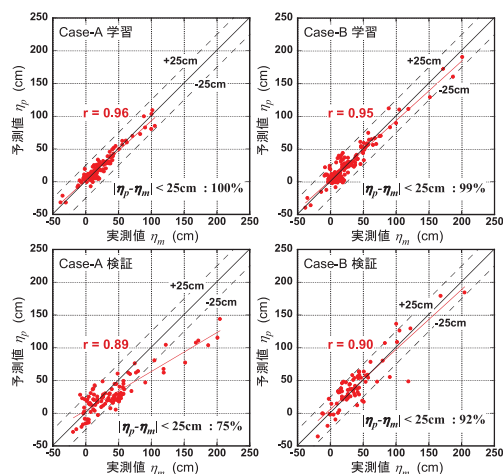


図-9 予測結果の一例 (三角, 3時間後の予測)

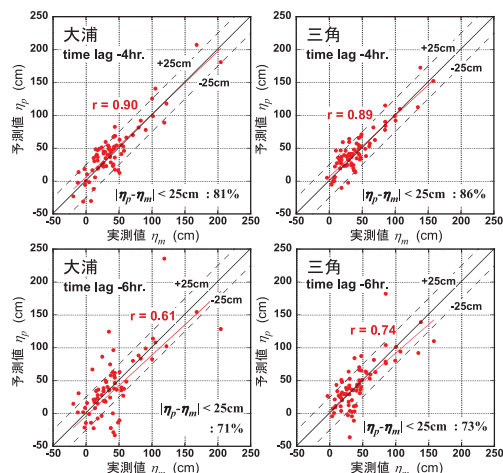


図-10 大浦と三角における高潮の予測結果

の標準偏差と予測時間の関係を示している。いずれの地点においても、予測時間の増加に伴い予測誤差が増加することがわかる。また、大浦については、予測時間が6, 7時間で急激に標準偏差が増加している。図-12は高潮の規模が異なるT9119, T0006について、三角における高潮偏差の時系列を予測したもので、予測値の予測時間は3時間および6時間である。また、図中には台風が図-2に示した高潮を生じる危険性のある領域に存在している範囲を示しており、したがって、予測値の時系列は、台風が前述の領域外にあるときにも予測モデルを適用して求めている。予測時間が3時間の場合には、高潮の規模に係わらず予測誤差が小さい。一方、予測時間が6時間の場合には、全体的に誤差が大きくなっており、特にT9119のピークについては、起時に時間差が生じているため、大きな予測誤差となっている。図に示していないが、大浦については、予測時間が6, 7時間の場合に、2, 3の台風で同様の誤差が顕著に現れており、それが、図-11における予測時間6, 7時間での標準偏差の急増の原因となっている。いずれにしても、予測時間が短いほど予測精度は高く、ここでの検討の範囲では、3~4時間程度先の高潮であれば十分な精度での予測が可能と思われる。

6. おわりに

有明海沿岸を対象に、気象観測値から数時間後の高潮を精度良く予測する、ニューラルネットワークによる予測モデルを構築した。本予測モデルは、現状では5時間程度までの予測時間が限度と思われるが、台風予報の不確定

性に左右されず、また、大きな高潮だけでなく小さな高潮、あるいは高潮が発生しない場合についても十分な精度での予測が可能であり、高潮予報・防災を支援し得るものと期待される。ただし、課題として、潮位偏差等の観測値に基づいて構築されているため、予測モデルを構築できる地点が、長期間のデータが蓄積されている潮位観測地点に限定されることと、長時間先の予測が難しいことが挙げられる。前者については、高精度な数値シミュレーションモデルにより過去の高潮の再現計算を行ない、模擬的に潮位偏差の観測値を得るなどして対処することが考えられる。また、後者については、ニューラルネットワークの手法や各種設定値等に関する検討も必要であるが、10数時間先の予測を可能とするためには、高潮と10数時間前の気象状態との関連性を見出すことが最も重要であり、そのためにはより広範囲の検討が必要と思われる。

謝辞：本研究を実施するにあたり、観測値の収集と整理については柚上悟志君（現五洋建設㈱）に、解析と図表の作成については修士課程の岩崎裕志君にそれぞれ協力頂きました。ここに記して感謝の意を表します。

参 考 文 献

- 太田隆夫・木村 晃 (1998)：ニューラルネットワークを用いた有義波高の予測について，海岸工学論文集，第45巻，pp. 226-230.
- 河合弘泰・富田孝史 (2004)：台風による内湾の高潮のリアルタイム予測に関する基礎的検討，港湾空港技術研究所資料，No.1085，25p.
- 河合弘泰・橋本典明・山城 賢 (2008)：台風接近時の港湾における潮位の確率予測に関する二，三の検討，海岸工学論文集，第55巻，pp. 311-315.
- 坂上 毅・田中 仁 (2005)：ニューラルネットワークを用いた汀線変動予測の試み，海岸工学論文集，第52巻，pp. 531-535.
- 辻尾大樹・熊谷健蔵・高谷和彦・岩成伸夫 (2007)：兵庫県沿岸における簡易高潮リアルタイム予測システムの開発，海洋開発論文集，第23巻，pp. 123-128.
- 中平順一・吉田武司・高山知司・間瀬 肇 (2003)：高潮・高波の簡易予測システムの構築とその運用，海岸工学論文集，第50巻，pp. 201-205.
- 李 光浩・藤井俊明・水谷法美 (2009)：ソフトコンピューティングによる碎波波高及び碎波水深の予測に関する研究，土木学会論文集B2（海岸工学），Vol.B2-65，No.1，pp. 111-115.
- Lee, T. L. (2006): Neural network prediction of a storm surge, Ocean Engineering, Vol.33, pp. 483-494.
- Tissot, E. P., D. T. Cox, M. Asce, and P. Michaud (2001): Neural network forecasting of storm surges along the Gulf of Mexico, Ocean Wave Measurement and Analysis (Proceedings of the Fourth International Symposium, Waves 2001), pp. 1535-1544.
- You, S. H. and J. W. Seo (2009): Storm surge prediction using an artificial neural network model and cluster analysis, Natural Hazards, Vol.51, pp. 97-114.

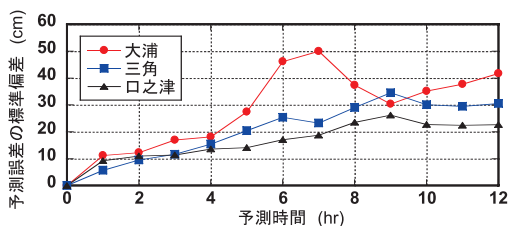


図-11 予測時間と予測誤差の標準偏差の関係

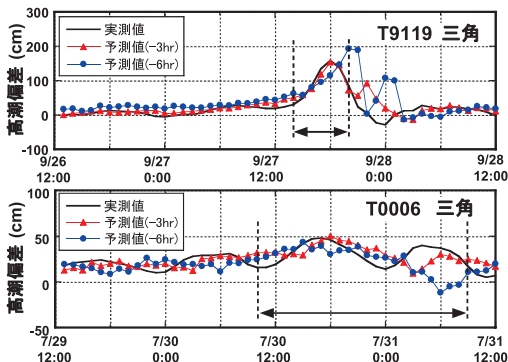


図-12 三角における高潮の時系列の予測結果