

深層学習を利用したNeural Networkによる 類似台風検索システムの開発

DEVELOPMENT OF THE SIMILAR TYHOON SEARCH SYSTEM
BASED ON DEEP NEURAL NETWORK USING DEEP LEARNING

由良英作¹・田中耕司²・金淵中²・吉田達也³・武市真裕子³・大橋幸一郎³
・前田茂穂³

Eisaku YURA, Kohji TANAKA, Yeonjoong KIM, Tatsuya YOSHIDA, Mayuko TAKEICHI,
Kouichiro OOHASHI and Shigeo MAEDA

¹正会員 修(工) (株)建設技術研究所大阪本社(〒541-0045 大阪市中央区道修町1-6-7)

²正会員 博(工) (株)建設技術研究所大阪本社(〒541-0045 大阪市中央区道修町1-6-7)

³正会員 国土交通省近畿地方整備局紀南河川国道事務所(〒646-0003 和歌山県田辺市中万呂142)

We have tried the improvement of searching accuracy of the similar typhoon research system combined the deep neural network, which extended the artificial neural network in the system before the first generation. Three parameters, which are not only the course of typhoon but also the temporal central pressure and speed, were applied to the search engine. It is shown that these parameters were able to improve accuracy to search past typhoons similar to the characteristic of the real typhoon. Furthermore, the function to support the advice of disaster prevention action and flood fighting was estimated by using the results from the search system..

Key Words : Deep Neural network, Deep learning, Similar typhoon researching system,
Disaster prevention support system

1. はじめに

近年, 気象庁, 国土交通省において, 防災・減災対策を支援するための情報が積極的に公表されている. 本研究で対象としている熊野川流域では, 平成23年の台風12号による紀伊半島豪雨など, 台風起因する水害を多く経験している. そのため, 国土交通省や関係自治体では情報連携を積極的に実施し, タイムラインに沿った事前防災行動¹⁾を執っている.

熊野川の上流域である紀伊山地は, 我が国でも有数の多雨地帯である. 台風からの湿った南東気流が紀伊山地に突き当たって生じる地形性降雨により, 雨量が大きくなっている. 台風が熊野川の西側を通過する場合は, 南東気流が紀伊半島に流れ込みやすいため, 熊野川で多雨が予想される. そのため, 河川を管理する紀南河川国道事務所では, 台風の進路を特に注視し, 「熊野川洪水予測システム」³⁾による水位予測情報や, 平成26年度に構築された「熊野川洪水危機管理情報システム」⁴⁾(以下「現行システム」)による類似台風情報および水防活動

支援情報を参考として, 行動の意思決定を行っている. 具体的には, 台風接近の5日前からタイムラインが実施されている. タイムラインに基づく連携会議(テレビ会議)では, 関係市町, 県, 気象台, 紀南河川国道事務所が, 接近する台風に着目して, 現在の状況の共有や今後の取り組み内容・体制を確認している¹⁾. 紀南河川国道事務所は, この会議において, 今後の河川水位の見通しについて報告する必要があるが, 地方自治体への防災体制のアドバイスをを行うあたり, 現行システム⁴⁾では熊野川で被害が甚大な台風情報のみ取り扱っているため, 接近する台風の規模に対応した適切な情報提供が困難であるという現状である.

本研究では, 現行システムの実運用を通して得られた類似台風検索の課題を踏まえて, 現行の3層ニューラルネット(ANN)を拡張したディープニューラルネット(DNN)の適用による類似台風検索を試み, その有効性を確認した. また, その検索結果を活用して, 予測される防災行動を支援する機能の精度評価を行った.

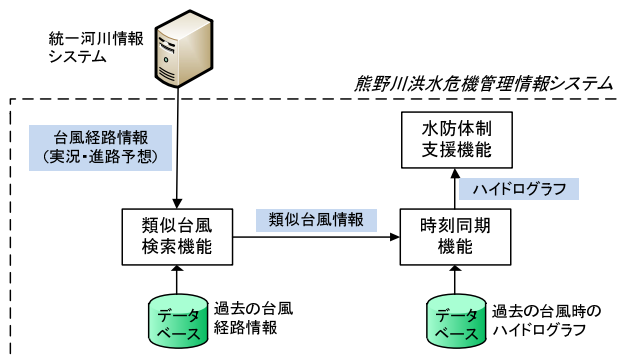


図-1 熊野川洪水危機管理情報システムのシステム構成

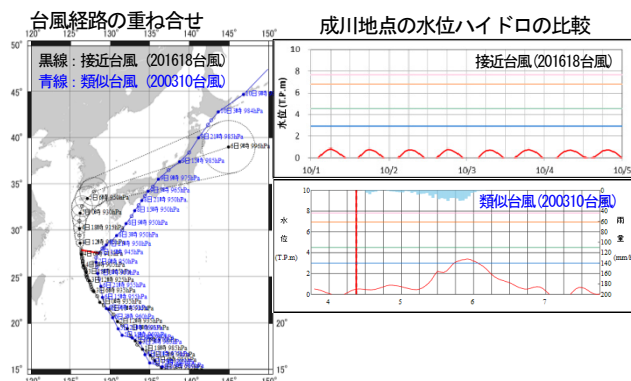


図-2 現行システムの類似台風検索結果

2. 類似台風検索に関するシステム運用上の課題

熊野川洪水危機管理システムのシステム構成を図-1に示す。本システムは、オンライン情報として受信した台風経路情報を用いて過去の台風より類似台風を検索し、検索した類似台風のハイドログラフをもとに、水防体制支援情報を提供するものである。

現行システムについて事務所職員へヒアリングを実施し、次の2つの課題を把握した。

- ① 台風コースによる類似台風検索を行うと出水規模の大きい台風ばかり検索されるため、実用性に欠けること（図-2参照）。
- ② 中小規模出水台風のハイドログラフの登録がシステムに無いため、そのような台風の接近時に水位予想を活用し難いこと。

上記①の問題は、現行システムの類似台風検索機能が熊野川において過去に災害をもたらした大規模出水台風のみを組み込んでいることに起因する。①の対応として、中小規模出水台風を含めた台風コースの類似台風検索が考えられる。しかし、現行システムと同様にコースのみを検索対象として多くの台風を学習させた場合、ANNでは精度良い学習モデルを得られないことが分かっている⁴⁾。そこで、コース以外に気圧や速度といった複数のパラメータを用いて、DNNを適用して学習モデルを構築する。

つぎに、②の対応として、大規模出水台風だけでなく、中小規模出水をもたらした台風を含めたハイト、ハイドログラフのデータベースを構築し、データベースを拡充する。

3. 深層学習を利用したDNNモデルの構築

(1) DNNの概要

現行システムの類似台風検索機能では、図-3に示すような、中間層を1層とした3層の階層型ニューラルネットワークモデル⁵⁾を用いている。

一般に、中間層が2層以上を有するニューラルネット

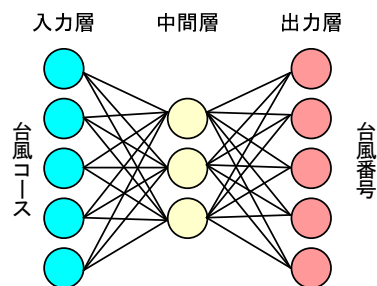


図-3 ANN（3層ニューラルネット）のモデル構成

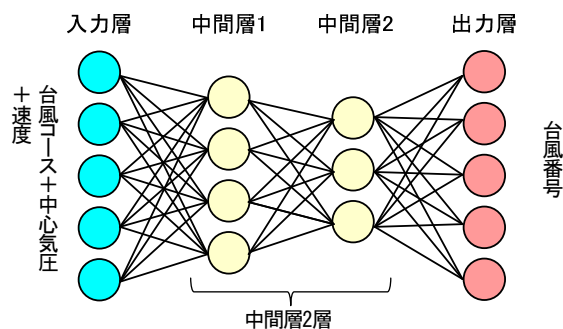


図-4 DNN（ディープニューラルネット）のモデル構成

ワークに学習させることを深層学習と呼ばれる。深層学習では、大量の入力データから、ある程度共通化する要素を抜き出し着目すべき次元数を減らせることや、その共通化する要素を判断している処理の重み付け（優先順位）を高めることといった工夫が行われる。本研究で用いたDNN⁶⁾は、前述のニューラルネットワークモデルの中間層を2層とした、図-4のような階層型ニューラルネットワークモデルである。

(2) ニューラルネットの学習方法

ニューラルネットワーク⁶⁾は、図-5のような神経細胞の仕組みを模倣した数学モデルであり、入力データに反応し、適合するデータを出力する仕組みである。

$$s = \sum_{n=0}^N w_n x_n \quad (1)$$

$$y = \text{sigmoid}(s) \quad (2)$$

素子への入力を $x_0, x_1, x_2, \dots, x_N$ 、出力を y 、結線の重み

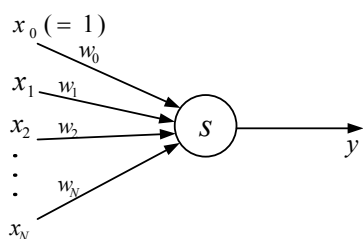


図-5 ニューラルネットワークを構成する素子の模式図

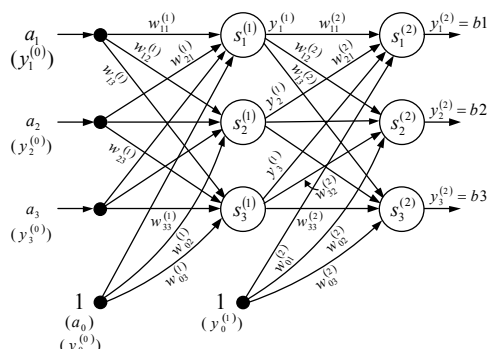


図-6 3層のフィードフォワード型ニューラルネットワーク

を $w_0, w_1, \dots, w_N$, 閾値は結線重みの1つ w_0 として表す。

本研究では、ニューラルネットワークの学習方法として、誤差逆伝搬法を用いる。誤差逆伝搬法は、フィードフォワード型ニューラルネットワークの代表的な学習法であり、訓練データが与えられる都度、結線重みを微小修正するものである。図-6のように、ネットワークの出力を b_i , 目標出力を t_i , ($i=1,2,\dots,M$) としたニューラルネットワークが与えられた場合に、勾配法の原理により、式(3)に示す評価尺度 E を最小化するように、ネットワーク内部の結線の重みを修正する。

$$E = \sum_{i=1}^M |b_i - t_i|^2 \quad (3)$$

(2) DNNによる学習モデルの構築

入力値となる台風経路情報（コース、気圧、速度）として、図-7のような2度×2度のメッシュ情報を作成した。台風コースは、各時刻の台風位置を0, 1の情報として整理した。中心気圧は、学習の効率化を目的として、900ha~1,000haを1.0~0.0の正規化情報として整理した。台風速度は、時系列の台風の位置情報をもとに移動速度を算出し、学習する全台風の速度の95%上限値（平均値+2σ）の値で除して、0.0~1.0の正規化情報として整理した。

学習した台風経路情報は、1951~2016年（66年間）で、熊野川の半径300kmの範囲を通過した台風を中心に181個の台風の情報をHP⁷⁾より取得して用いた。

4. データベースの拡充

類似台風検索システムについて、過去の大規模出水台風だけでなく、中小規模出水台風を含めたデータを作成し、データベースの拡充を図った。

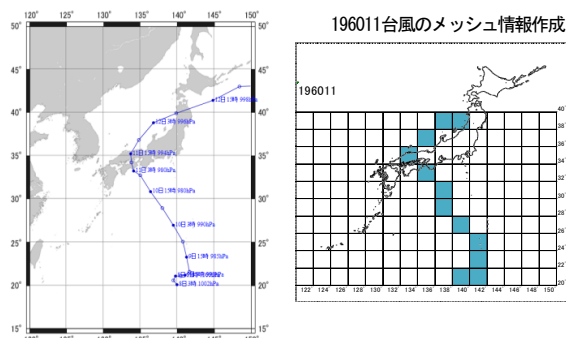


図-7 台風経路情報からメッシュ情報の作成例

台風経路情報のデータベースとして、台風の発生日、消滅日、時系列の台風位置、中心気圧、速度を登録した。

また、熊野川流域を対象とした250mメッシュベースの分布型流出モデルを用いて、レーダアメダス解析雨量や雨量観測所のデータが存在する台風を対象に、各台風の流量を算定した。その後、下流直轄区間を対象とした河道一次元不定流計算モデルを用いて、水位ハイドログラフを算定した。なお、熊野川では、平成23年台風12号を契機として激特事業が実施されたため、最新の河道断面を考慮した計算を実施した。以上より、経路情報を登録した181個の台風のうち、140個の台風の降雨および水位ハイドログラフを作成し、データベースへ登録した。

5. DNNモデルによる検索性能の向上

(1) 類似台風検索性能の検証

DNN による学習モデルを用いて、類似台風検索の検証を行った。構築したモデルへ、学習に用いた 181 台風の入力値を与えて、検索値（出力値）を算定した。検索値は0.0~1.0の範囲で出力され、全ての検索値を合計すると1.0となる。検索値の最も大きいものが、検索1位となる。

学習モデルの比較として、現行システムで使用したANNと本研究で使用したDNNの2つを対象とした。また、各々のモデルの入力条件として①コースのみ、②コース+気圧、③コース+気圧+速度、を設定した。ここでは、検索性能の評価にあたり、入力台風と同じ台風を検索するかという指標としての中率を定義した。学習モデルの検証結果を表-1に示す。検索結果より、以下のことが明らかとなった。

- ・ANNを用いた3ケースは、いずれも中率が低い。
- さらに、入力パラメータが増えるとともに中率が低下する傾向がみられた。これは、中間層を1層としたモデルは、複数のパラメータを用いた学習に限界があり、今回のシステムのニーズに対して応えられないモデルであるといえる。

表-1 学習モデルの検証結果

No	ケース名	的中率※1	検索値※2
①	ANN_コース	16% (29/181)	0.15
②	ANN_コース+気圧	12% (21/181)	0.11
③	ANN_コース+気圧+速度	7% (13/181)	0.03
④	DNN_コース	100% (181/181)	0.79
⑤	DNN_コース+気圧	100% (181/181)	0.89
⑥	DNN_コース+気圧+速度	100% (181/181)	0.93

※1：的中率＝入力台風を正しく検索した台風数／入力した台風数（181）

※2：テストで与えた各台風の検索1位の検索値の平均

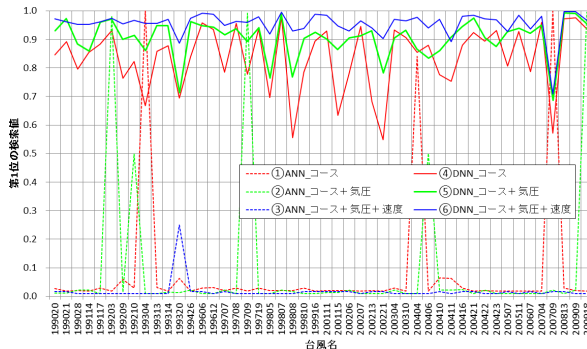


図-8 各学習モデルによる検索の台風毎の検索第1位の検索値の比較例

・DNN を用いた 3 ケースは、いずれも中率が 100% であったが、入力パラメータとして気圧や速度を考慮すると入力台風に対する類似台風の検索値が増加した。これは、中間層を複数層にすることで、台風の複数の特性をより強く認識した学習が行われ、その結果、検索性能が向上したと評価できる（図-8 参照）。

以上より、類似台風検索の学習モデルとして、DNN を用いてコース・気圧・速度の 3 つのパラメータを入力するモデルの優位性を確認した。

(2) 類似台風の検索性能の確認

前節の検討は、学習データとしてテスト台風自身を含むものであった。そこで、テスト台風自身を含まない入力値で学習した場合に、どのような類似台風を検索するか確認した。確認結果の例を図-9に示す。同図によると、テスト台風自身を含まない場合でも、類似したコースを示す台風を検索していることが分かる。

また、平成27年、28年の主な台風と検索した類似台風の中心気圧および累加雨量の比較を表-2に示す。同表によると、各台風ともおおむね傾向を捉えているといえる。特に、平成28年台風18号のコースは熊野川から離れており流域にもたらした降雨量は少なかった。一方で、この台風の類似台風（平成27年台風9号）も、同様な降雨量であった。

以上より、DNNモデルを組み込んだ類似台風の検索性能を評価した結果、規模の小さい台風も的確に捉えており、現行システムよりも幅広く検索でき、かつ類似性の高い台風を検索することから実用的であると判断した。

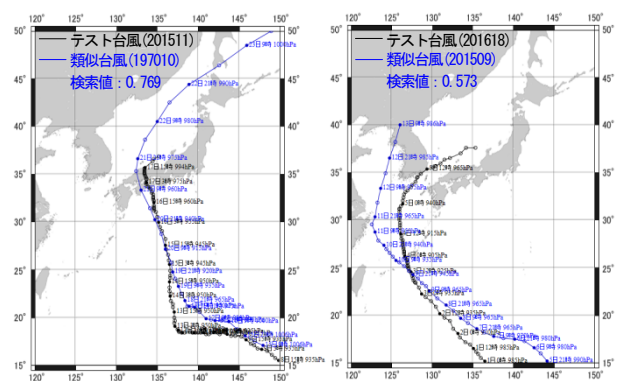


図-9 テスト台風自身を含まない入力値で学習した場合の類似台風検索の確認結果

表-2 DNNモデルにより検索した類似台風の諸元の比較

テスト台風			類似台風		
台風名	中心気圧※1	累加雨量※2	台風名	中心気圧※1	累加雨量※2
201511	965ha	506	197010	980	-
201515	945ha	170	199313	955	130
201610	965ha	170	196604	965	-
201612	1,004ha	70	196213	980	-
201616	980ha	100	199810	965	140
201618	965ha	20	201509	975	12

※1：上陸時又は熊野川最接近の中心気圧

※2：熊野川相賀地点上流の累加雨量。「-」の台風は降雨のデータベース登録無し

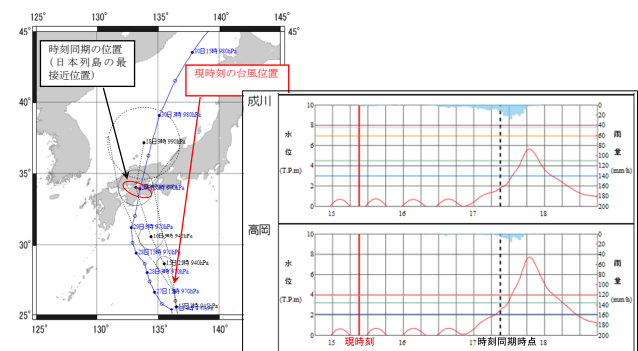


図-10 接近台風と類似台風の時刻同期と同期後のハイドログラフ

6. 類似台風の検索システムの開発運用

(1) タイムラインに沿った事前防災行動に配慮したシステムの開発

類似台風のハイドログラフを下に、接近中の台風の水位を予想するために時刻同期を行う。現行システムでは、接近台風の現時刻の位置と類似台風の位置より判断して時刻同期を図っていた。しかし、この方法では台風位置とハイドログラフの時点の関係が分かりにくく、水位のピーク時刻を見誤る恐れがあることが実運用により判明した。そこで、図-10に示すように、台風進路予想のうち日本列島への最接近予想位置をもとに、類似台風との時刻同期を自動で行うように機能を改良した。また、同期時刻を微調整できるように、手動で時刻同期を行う機能を設けた。

(2) 水防体制支援に関する機能の開発

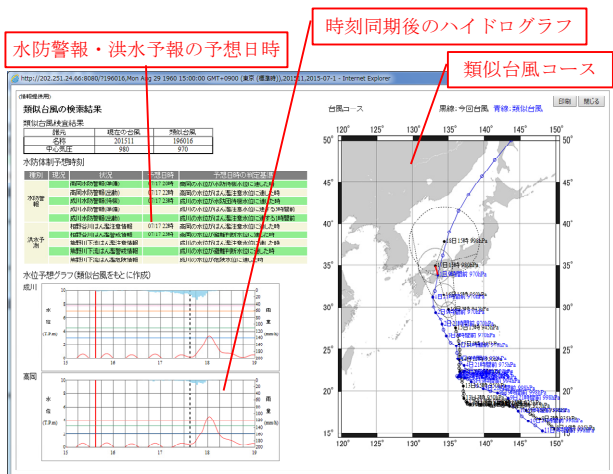


図-11 情報提供用資料の出力画面



図-12 水防体制支援情報提供画面

台風時に開催されるタイムライン連携会議では、河川管理者である紀南河川国道事務所は、今後の河川水位の予想や水防警報や洪水予報等の見通しを、関係市町へ提示する必要がある。その際の資料として、図-11のように、類似台風や時刻同期後のハイドログラフや水防警報や洪水予報の予想日時を1枚にまとめた情報提供用資料を出力する機能を開発した。

また、紀南河川国道事務所における台風時の防災行動を支援する機能として、図-12のような水防体制支援情報提供画面を設けている。本機能は、気象庁の台風進路予想や検索した類似台風より判断される事務所のタイムラインレベル毎に、各班係の執るべき防災行動の一覧を情報提供するものである。また、実施した行動の詳細を入力し、記録として保存できるため、関係者と情報共有を図ることが可能である。

本機能については、入力をより簡素化するための改良を行ったが、今後の実運用を通じて、活用促進のための工夫を行う必要がある。

(3) タイムライン連携会議におけるシステムの活用

類似台風検索機能の検証として、2015年7月台風11号を例に、システムを利用した類似台風の検索を実施した。表-3に台風の概要を、図-13にハイドログラフを示す。

表-3 2015年7月台風11号の概要

項目	内容
発生期間	2015/7/4～7/18
上陸日時	7/17 0:00頃
ピーク水位	成川 (7/17 7:00) 7.0m 高岡 (7/17 9:00) 8.5m

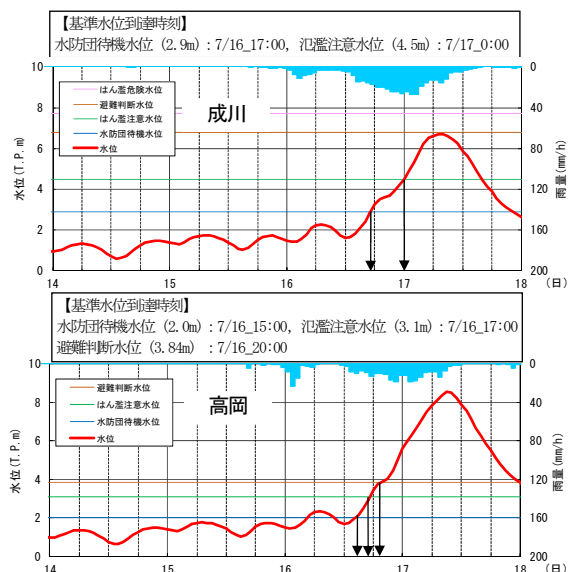


図-13 2015年7月台風11号のハイドログラフ

また、検索で得られた台風上陸の3～1日前の類似台風の情報を（台風コースおよび時刻同期後のハイドログラフ）を、図-14, 15および16に示す。

これによれば、高岡地点の避難判断水位への到達を、台風上陸3日前（7/14）には7/17の13時頃に予想している。上陸2日前（7/15）には、7/17の7時頃に予想しているが、これは、実際の到達時刻（7/16_20時頃）に比べて12時間程度遅い。しかし、2日後には避難が必要な状況を予測できたことを考えると、水防体制支援を目的とした今後の河川水位の予想として実用的なものであるといえる。タイムライン連携会議において、国から関係市町へ向けてこれらの水位予想を提示することにより、防災行動の円滑化を図ることが可能となる。

なお、類似台風検索機能は、台風の予想進路や中心気圧、速度が変わると異なる台風が検索される可能性がある。一般に台風が日本列島に近づくにつれて予想進路のずれは小さくなるため、時間が進行しても同じ台風が検索される可能性が高いものと考えられる。

また類似台風検索機能は、概ね上陸の2日前～前日までに使用し、それ以降の水位予測情報の取得は、現時刻から6時間先までの予測水位を算出する熊野川洪水予測システム³⁾を用いて行う運用が想定される。

8. おわりに

本研究では、接近台風に対する類似台風の検索に、深層学習を利用したDNNモデルを用いて、検索精度の向

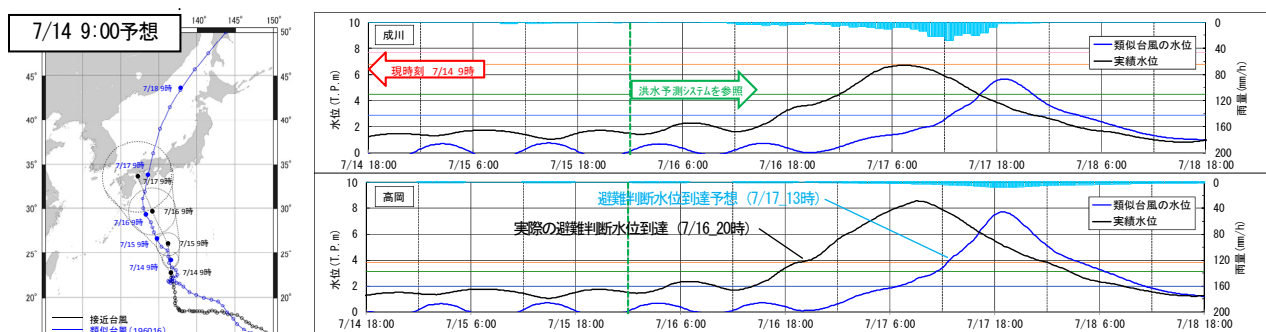


図-14 2015年7月台風11号の上陸3日前の類似台風とその雨量・水位（同期後の結果）

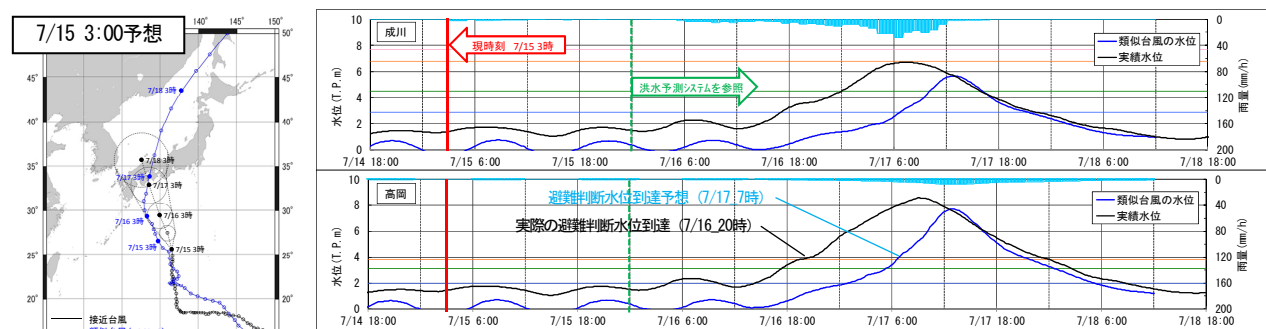


図-15 2015年7月台風11号の上陸2日前の類似台風とその雨量・水位（同期後の結果）

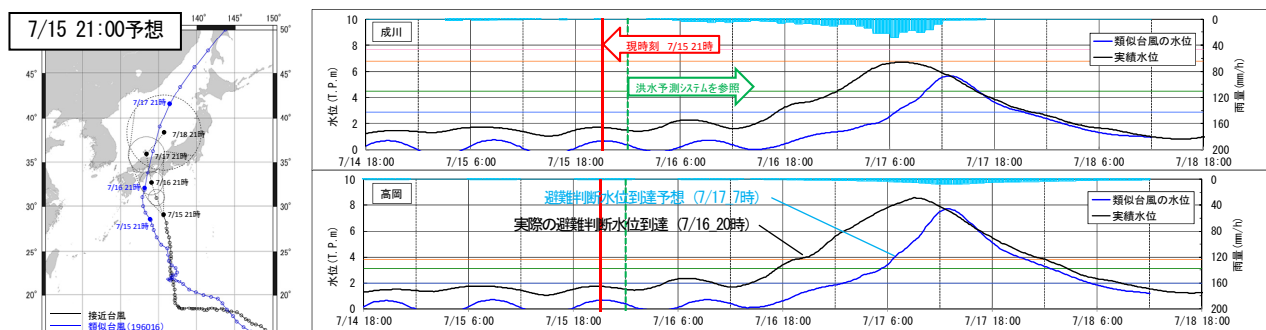


図-16 2015年7月台風11号の上陸1日前の類似台風とその雨量・水位（同期後の結果）

上を図るとともに、選定した類似台風のハイドログラフを用いて上陸数日前から熊野川の水位予想を行い、タイムラインに沿った事前防災行動の意思決定を支援するシステムを開発した。

台風経路の類似検索として用いたDNNは、従来のANNの拡張である。当初、類似台風検索に関する深層学習の手法として、画像解析を得意とするConvolutional Neural Network（畳込みニューラルネット）⁴⁾の適用を試みたが、精度良い学習モデルを構築できなかった。この理由として、CNNは空間的な広がりをもった情報のパターン認識を得意とするが、台風経路のような限られた情報のパターンの認識や時間的なパターンの認識を基本とする最適化が難しいのではないかと考えられる。

今後の見通しとして、台風のみならず、前線性豪雨に対応したシステムの改良を行いたいと考えている。天気図や気圧配置等を検索のパラメータとして組み込んだ、要因毎の降雨の検索や、過去の降雨や水位を深層学習のパラメータとして組み込むなどの対応を行い、洪水予測の高度化を図りたいと考えている。

参考文献

- 1) 加藤翔：熊野川タイムラインの取り組みについて，平成27年度近畿地方整備局研究発表会 論文集，防災保全部門No. 9
- 2) 大橋幸一郎：類似台風検索システムを活用した防災行動計画について，平成28年度近畿地方整備局研究発表会 論文集，防災保全部門No. 11
- 3) 佐々木昌俊，辻倉裕喜，田中耕司，白波瀬卓也，藤井 未知：河川砂州崩壊の影響を受ける河道区間の水位予測手法の開発，河川技術論文集，第20巻，pp. 223-pp. 228，2014. 6.
- 4) 田中耕司，由良英作，佐々木昌俊，白波瀬卓也，下川晃生，加藤翔：実績台風進路に基づく防災事前行動計画の作成とそれを支援する類似台風検索システムの構築，河川技術論文集，第21巻，pp. 443-448，2015. 6.
- 5) 熊沢逸夫：学習とニューラルネットワーク，電子情報通信工学シリーズ，森北出版株式会社，1998年7月
- 6) 岡谷貴之：深層学習，機械学習プロフェッショナルシリーズ，講談社，2015年4月
- 7) 北本朝展・国立情報学研究所：デジタル台風，
「<http://agora.ex.nii.ac.jp/digital-typhoon/>」

(2017. 4. 3受付)