

平成 30 年 6 月 24 日現在

機関番号：62615

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2016～2017

課題番号：16K12466

研究課題名(和文) 台風等の顕著な気象現象を対象とした深層表現学習に基づくビッグデータ解析

研究課題名(英文) Big Data Analysis Using Deep Learning on Extreme Weather Events such as Typhoons

研究代表者

北本 朝展 (Asanobu, Kitamoto)

国立情報学研究所・コンテンツ科学研究系・准教授

研究者番号：00300707

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,600,000円

研究成果の概要(和文)：台風は気象学的にも社会的にも重要な現象であるが、その勢力や構造に関する分析はこれまで専門家の人手による方法に頼ってきた。そこで本研究は、台風に関する大規模衛星画像データセットに機械学習(特に深層学習)を適用することで、ビッグデータという視点から台風を分析する新しい手法を提案する。取り組んだテーマは「台風階級の分類」「台風中心気圧の回帰」「台風から温帯低気圧の遷移」「時系列モデルへの拡張」の4つである。特に「台風から温帯低気圧への遷移」に関しては、深層学習ベースの新指標「温帯遷移指数」を提案して気象庁ベストトラックと比較したところ、気象庁のタイミングが平均して半日ほど遅いとの結果を得た。

研究成果の概要(英文)：Typhoons are important events both in terms of meteorological research and society, but its analysis on intensity and structure has been dependent on manual analysis by human experts. Hence this research proposed a new method for analyzing typhoons from the viewpoint of big data through the creation of the large-scale dataset of meteorological satellite images on typhoons and the application of machine learning, or deep learning. We tackled four topics, namely "classification of typhoon grades," "regression of typhoon central pressure," "transition from typhoons to extra-tropical cyclones" and "extension to a temporal model." In particular, we obtained interesting results on "transition from typhoons to extra-tropical cyclone," in which we proposed a new deep learning-based index called "extra-tropical transition index." Comparison between the index and JMA best track revealed that transition timing announced from JMA is about a half day later than deep learning-based index.

研究分野：情報学

キーワード：台風 深層学習 ディープラーニング 気象衛星画像 パターン認識 ドボラック法 温帯低気圧化  
時系列モデル

## 1. 研究開始当初の背景

台風等の顕著な気象現象は、防災上は重要な対象であることから、危険な状況が生じる予兆を事前に発見できれば社会的な利益は大きい。気象学ではシミュレーションを用いた気象予測の研究が大きく進展したものの、データからの学習を中心とするデータ駆動型気象予測に関する研究はほとんどなかった。最近になって、データ駆動型の気象予測に深層学習を用いる研究が相次いで登場し、この分野の研究が活発化する兆候が出てきている。しかしサイエンスや防災の目的に使うには、ブラックボックスとしての予測性能だけでなく、メカニズムの理解に資する表現を獲得することが重要な研究課題である。

## 2. 研究の目的

本研究は、気象ビッグデータに深層表現学習を適用し、台風等の顕著な気象現象の分析に有用な深層表現を獲得することを目的とする。気象ビッグデータとして、研究代表者が蓄積してきた約 40 年間に及ぶ気象衛星ひまわりシリーズの長期観測データを活用するとともに、深層表現学習の学習結果を可視化や分析することで、科学的発見や社会課題解決などの目的に活用する。本研究の目標は、顕著な気象現象のメカニズムを解明する科学的発見と、災害につながる顕著な気象現象の予兆発見器の開発という社会課題解決の両方にある。ユニークなデータセットと強力なアルゴリズムを活用した、社会へのインパクトが大きい研究成果を目指す。

## 3. 研究の方法

### 3.1 データセット

深層表現学習に用いる学習データセットは、研究代表者が長年にわたって収集してきた静止気象衛星（ひまわり 1 号～8 号など）の赤外画像を対象としたものである。画像はおおむね毎時間ごとの観測データであり、赤外チャネルの輝度温度の 2 次元画像である。この 2 次元画像は、台風中心を画像中心と一致させ、地球上の位置に関わらず面積を保存する地図投影法を用いており、地球上の実寸法で正規化した画像となっている。このような「台風画像」を 1979 年以降の台風 900 件以上（画像数では 16 万件以上）について作成したものがデータセットとなる。

### 3.2 クリーニング

データのクリーニングはいくつかの観点から行う必要がある。

第一にデータ自体の欠測がある。これには太陽回避や衛星の故障・調整、地上側のシステム不具合などが原因となる。欠測が 1 時間だけであれば、前後のデータから補間することも可能ではあるが、2 時間以上の欠測になると雲の非線形な成長・消滅を考慮した補間が困難という問題が生じる。

第二に、画像内の一部の画素の欠測がある。

センサの観測値にノイズが混入することで、一画素あるいは一ライン単位で欠測となることがある。このような場合は、空間的・時間的に隣接する画素から補う方法で補間できることが多いが、欠測が大きなブロック単位で発生すると補間することは困難となる場合がある。

こうしたクリーニングの是非は、利点と欠点のバランスから考えることが望ましい。人為的な操作をデータに加えることは将来的に問題になる可能性もあるが、学習に使えるデータが補間で増えるならばそのメリットは大きい。特に台風画像データセットのように、データサイズに根本的な制約がある場合は、可能な限りデータを救ってデータサイズを拡大することの優先度が高い。

### 3.3 アノテーション

台風画像データセットに対するアノテーションとして重要なのが、台風の勢力に関する情報である。気象庁の公式データであるベストトラック（再解析）の場合、勢力に関する情報には以下の 3 種類がある。

まず「中心気圧」とは、台風の中心付近の気圧であり、これが低ければ低いほど強い台風となる。一方「最大風速」とは、台風領域における最も大きな風速であり、これが大きければ大きいほど強い台風となる。最後に「階級」とは台風の勢力をカテゴリ値として表すものであり、主なカテゴリ値は 2 が熱帯低気圧、3,4,5 が台風（大きいほど強い、すべて熱帯低気圧の一種）、6 が温帯低気圧である。2 から 5 は最大風速を量子化すれば自動的に得られるが、6 は熱帯低気圧から温帯低気圧への構造変化に対応するため、最大風速から自動的に計算することはできない。

こうした勢力に関する情報は、今後の研究における「正解データ」となる。しかし注意すべきことは、これらが必ずしも真値（グラウンドトゥルース）ではないという点である。台風に関する真値を実測するには、台風の中心付近で飛行機観測を密に行い、その結果を詳細に分析する必要があるが、これは費用や安全性の面から現実的ではない。そこで真値を実測する代わりに用いられているのが、専門家による意思決定を基本とする「ドボラック法」である。

この方法は、気象衛星画像の台風雲パターンを専門家が目視でパターン認識しながら、時間変化なども加味して台風の勢力を総合的に判断する手順を基本とする。しかし専門家の判断にバイアスやノイズが混入しているのではないかという指摘は以前からある。つまり台風データにおける「正解データ」は、実は正しくない可能性を常に内包しているのである。教師あり機械学習の枠組みを使う以上、これを仮に正解データとみなして学習せざるを得ないが、将来的には機械学習をさらに発展させて、過去の人間の意思決定の適切さを再評価するタスクに適用することへ

の期待も高い点は強調しておきたい。

### 3.4 学習方法

台風画像データセットを学習する際には、データセットを学習データとテストデータの2つに分割する必要がある。この分割は通常の機械学習では画像単位で行われるが、本研究の対象とする時系列画像の場合は、画像単位でなく系列単位で行うべきである。なぜなら、時系列画像では隣り合う時刻の画像の相関が高いため、これを学習データとテストデータに分割してしまうと、学習の難易度が大幅に低下するからである。関連研究の中には、このような不適切な分割方法を（不注意で）採用して高い精度を達成している研究もあるが、データを適切に扱うにはドメイン知識に基づく注意深い検討が必須であることも、ここで強調しておきたい。

### 3.5 問題設定

このデータセットを対象とした学習の問題として3つの問題を設定した。

第一の問題は、台風の階級を推定する問題である。画像を与えた時に2から6までの5つの階級を推定するのは、典型的な5クラス分類問題となる。ただし2から5までの4階級は、勢力という連続値を4段階に量子化したものであることから、予測の微小な差が誤分類として大きな影響を及ぼしうる点には注意すべきである。また階級6は勢力ではなく構造の違いに対応することから、ここでも誤分類の影響が拡大する可能性がある。つまり2つの異なる観点をカテゴリ値にマッピングしたものが、この分類問題の対象となる。

第二の問題は、台風の中心気圧を推定する問題である。中心気圧は疑似的に連続的な量とみなすことができるため、この場合は典型的な回帰問題となる。一方、中心気圧という一次元にデータをマッピングするため、熱帯低気圧と温帯低気圧という構造の区別は無視することになる。

第三の問題は、熱帯低気圧と温帯低気圧の分類の問題である。気象学的には熱帯低気圧と温帯低気圧は構造に違いがあるため、勢力は無視して構造の分類に焦点を合わせることになる。具体的には階級2から階級5までを一つのクラスにまとめ、階級6をもう一つのクラスとすることで、2クラス分類問題に帰着させる。熱帯低気圧から温帯低気圧への遷移過程の分析は、気象学においても定番かつ重要な研究テーマであるが、従来はデータに基づき両者を客観的に分類する方法は存在しなかった。本研究ではこの問題に深層表現学習を持ち込むことで、遷移の過程を表現する新たな指標の提案を目指す。

## 4. 研究成果

以下で述べる研究成果は、国立情報学研究所インターンシップ生である Danlan CHEN 氏、Lucas RODES GUIRAO 氏、Alexander GRISHIN

氏との共同研究成果を含む。

### 4.1 台風階級の分類

最初に台風階級の分類に関する実験結果を述べる。ここでは画像を入力とし、階級を出力する CNN (convolutional neural network) を学習した。この分類問題で特に焦点を合わせたのは、データセットの分割方法が分類精度に与える影響の評価である。3.4 節で述べたように、画像単位の分割と系列単位の分割を比較すると、画像単位の分割ではテストデータと相関が高いデータを学習に利用できてしまうため、精度が過剰に高く出てしまうことが予想できる。

そこで同一のネットワークを利用し、分割方法だけを変更して分類精度を比較したところ、画像単位の分割では分類精度が 82.82% に達した一方、系列単位の分割では分類精度が 57.82% にとどまり、両者には 25% もの差が生じることを確認した。これは画像単位の分割の方が優れているという結果ではなく、画像単位の分割が精度を過剰に良く評価してしまうことを意味する結果である。

画像単位の分割の精度が 25% も良い理由は、データセットに過剰適合することで精度を上げているからでもあり、これは汎化能力の推定としての精度評価にはなっていない。つまり本研究のような時系列データセットを扱うのであれば、一般の機械学習でよく使われる画像単位の分割は決して使うべきではなく、系列単位の分割に統一すべきである。

### 4.2 台風中心気圧の回帰

台風の中心気圧を回帰する問題として、ここでは画像を入力とし、中心気圧を出力とする CNN (convolutional neural network) を学習した。ネットワーク構造と回帰結果を図1に示す。

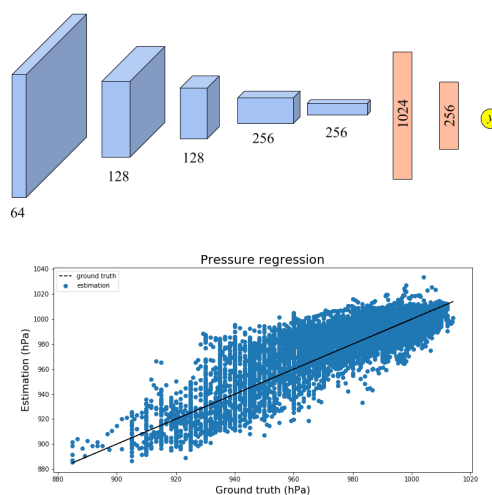


図1：中心気圧の回帰。上がネットワーク構造、下が回帰結果（横軸が学習データの中心気圧、縦軸が推定結果）。

この結果によると、中心気圧の推定誤差は平

均して 8.56hPa となった。もともと専門家が付与した正解データ側にも誤差があることを考えると、誤差の範囲としてはそこそこ良い結果であると評価できる。ただし個別の事例を見ていくと、中心気圧で 50hPa 以上という大きな誤差が生じている事例もあるため、今後はより詳細な調査が必要である。

#### 4.3 台風から温帯低気圧への遷移

本研究で最も興味深い成果が得られたのが、台風から温帯低気圧への遷移に関する研究である。ここでは熱帯低気圧は 0、温帯低気圧は 1 を出力するという 2 クラス分類の問題に帰着させる。いったん温帯低気圧に変わった台風は再び台風に戻ることはないため、変化は一方的かつ不可逆的に進行する。また、熱帯低気圧と温帯低気圧という学問上の概念は、自然界の中では連続体として存在するものであるため、両者の分類は必然的に人為的な基準を必要とすることになる。

気象庁は温帯低気圧の性質が支配的になったと判断した時刻に温帯低気圧化を記録する。これはその時刻に、正解データが 0 から 1 へと非連続的に遷移することを意味する。しかしこのようなステップ関数は現実には存在しないものであり、実データに対して遷移は曲線として進行するはずである。

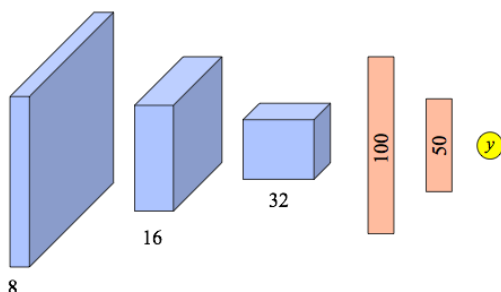


図 2 CNN のモデル

本研究では図 2 に示す CNN を用いた。パラメータ数は 2,891,707 である。これを学習した結果として、図 3 に熱帯低気圧から温帯低気圧への遷移を示す。赤線は気象庁が記録した温帯低気圧への遷移（グラウンドトゥールズ）、青線は図 2 のモデルの出力値を示したものである。評価の上では赤線と青線が完全に一致することが「正解」となるものの、これは人為的な曲線への過学習の結果とも言え、本来は連続的かつ自然に変化する曲線形状が推定できるかが望ましい。

実際の結果によると、青線は赤線よりも複雑な変化を示しているが、熱帯低気圧から温帯低気圧への遷移という大まかな傾向は捉えることができた。最初に青線が上昇傾向を示す場所は台風が一時的に衰弱した期間に対応しており、台風の衰弱による台風らしさの弱まりもきちんと検出できている。一方、二回目に青線が上昇傾向を示す場所は、温帯低気圧への遷移が始まる段階に対応する。その上昇は赤線よりも早く始まり、時間と共に

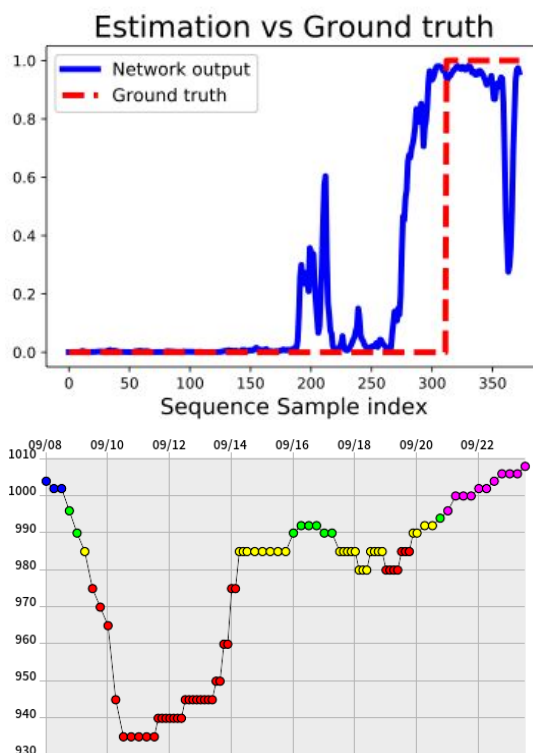


図 3 台風から温帯低気圧への推移。上はグラウンドトゥールズとモデル出力との比較。下はこの台風の中心気圧と階級の変化であり、紫色が温帯低気圧の時間を示す。

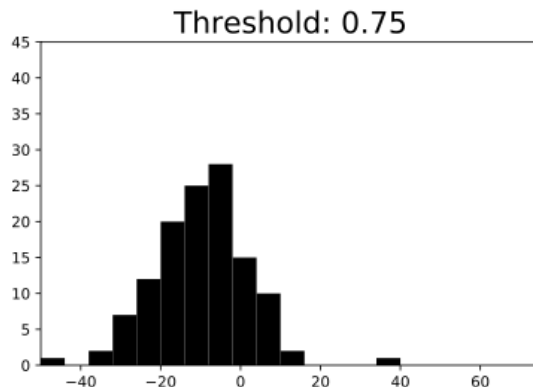


図 4 温帯低気圧化タイミングの時間差の分布。平均では機械学習による判断が気象庁よりも 11 時間早い。

遷移は単調に進行していく。そして温帯低気圧への遷移の完了が生じた後に赤線が非連続的に遷移し、気象庁の見解と機械学習の出力が一致することが確認できる。

この結果で興味深いのは、温帯低気圧への遷移に関する青線と赤線の時間差である。そもそも温帯低気圧化とは、連続体を人為的なしきい値で分割する行為であるため、その根拠を明示することが難しい。しかもこの判断には、日本列島への接近に伴う地形上の効果や、防災上の要請なども複雑に絡んでくるため、その意思決定の妥当性を後から検証することは困難だった。しかしこの結果からは、青線の出力を温帯低気圧（温低）化への遷移



の程度を示す「温低遷移指数」とみなし、機械学習に基づく客観的な新しい指数を構成できる可能性も見えてきたと言える。

そこでこの指数の有効性を検証するため、気象庁ベストトラックと CNN 出力による温帯低気圧化のタイミングの時間差を調査した。具体的には、CNN 出力が最初に 0.75 に達したタイミングを温帯低気圧化と定義し、これと赤線が 1 に遷移するタイミングとの時間差の分布を、ヒストグラムで可視化した。その結果を図 4 に示す。この結果により、機械学習による温帯低気圧化の判定は、気象庁よりも平均して 11 時間先行することがわかった。これは気象庁による判断が遅れ気味であることを示唆している。

この結果はまだ予備的なものであり、今後の研究で明らかにすべき点が多く残っている。その後の研究では青線に見られる揺らぎを減らす方法についてもヒントが得られており、今後は精度向上を図れる可能性がある。また気象庁と機械学習による温帯低気圧化のタイミングのずれが特に大きい事例を取り上げ、その原因を詳細に検討することも重要な課題である。そうした検討を踏まえて、機械学習による「温低遷移指数」という新たな指数を構成できれば、防災などの社会的課題の解決にもつながるインパクトのある成果になりうると考えている。

#### 4.4 時系列モデルへの拡張

本研究の対象は時系列画像であることから、本来は学習モデルも時系列とすべきである。これまでの 3 つの問題に対しては、いずれも非時系列モデルを活用してきたが、その理由は非時系列モデルの方が結果を分析しやすいからである。しかし「ドボラック法」でも直近データだけでなく過去データを参照して時間変化を取り込む以上、機械学習でも時系列モデルが最終的な解法となる可能性は高いと考えている。そこで、時系列モデルの学習として、図 5 の LSTM(long short-time memory)を用いて実験を行った。

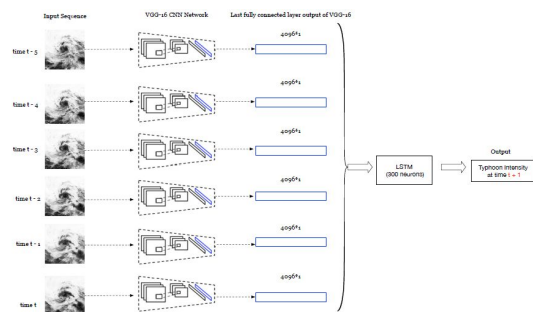


図 5 LSTM を用いた台風画像データセットの学習。入力が単一の画像ではなく、N 時間の時系列画像となる点が、これまでに述べた非時系列的な CNN モデルと異なる。

LSTM では時系列データをそのまま入力して比較できる点にメリットはあるが、誤差が生

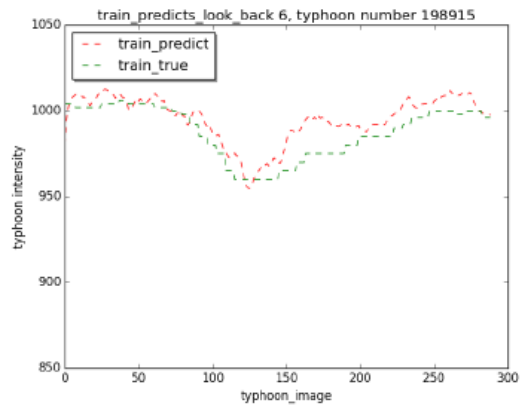


図 6 LSTM を用いた台風勢力の推定。横軸が時間経過、縦軸が中心気圧。気象庁ベストトラックと LSTM による出力を比較している。

じる原因を追究するのがより難しくなるという問題がある。LSTM では急速に発達する台風に追従するのが難しいという問題があったが、これはもともとデータ数が少ないことにも原因がある。LSTM のような時系列モデルをどのように取り入れていくべきかについては、今後の研究課題としたい。

#### 4.5 今後の展望

本研究では台風画像データセットに対する機械学習の適用例として、3 つの問題を具体的に論じた。最初に取り上げた「台風階級の分類」という問題が、いわゆる「ドボラック法の自動化」というテーマの研究に相当する。このテーマは気象学分野でも以前から関心を集めているテーマであり、台風画像データセットに対する機械学習を考える際には、誰もが真っ先に頭に思い浮かべるテーマでもある。

しかしこれが機械学習の適用において重要な問題なのかは改めて検討する必要があるだろう。ドボラック法は気象衛星観測が始まった 1970 年代から延々と改良が重ねられてきた手法であり、人間がなんとかデータを解釈するためのノウハウ集として成長してきた。しかし機械は人間に最適化した手法を模倣することに価値があるわけではなく、人間にはできないことや、人間には面倒なことを代替するところに価値がある。また機械学習が新たな研究ツールとなって新たな現象の探索につながれば、学問的な価値は大きなものとなる。

そのような観点から見ると、「ドボラック法の自動化」というテーマにはいかなる価値があるか、この点は十分に検討されていないように思える。機械学習の特性を活かした新たな問題設定を考えることなど、根本的な問題意識から見直していくことも、今後の研究における重要な課題となるだろう。

#### 5. 主な発表論文等

研究代表者、研究分担者及び連携研究者には

下線)

〔雑誌論文〕(計 1 件)

1. 北本 朝展, "「デジタル台風」におけるキュレーションとオープンサイエンス: 持続可能なデータプラットフォームに向けた課題", 情報管理, Vol. 59, No. 5, pp. 293-304, doi:10.1241/johokanri.59.293, 2016.

〔学会発表〕(計 3 件)

1. 北本 朝展, "「デジタル台風」気象衛星画像データセットと機械学習", 日本気象学会 2018 年度春季大会, 2018.
2. 加瀬 紘熙, 筆保 弘徳, 北本 朝展, Danlan CHEN, 山崎 聖太, "Deep Learning を用いた台風強度推定・発達予測", 日本気象学会 2017 年度秋季大会, 2017.
3. 加瀬 紘熙, 筆保 弘徳, 北本 朝展, Danlan CHEN, 山崎 聖太, "Deep Learning を用いた台風強度推定・発達予測", 平成 29 年度京都大学防災研究所共同研究集会「台風研究会」, 2017.

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕

出願状況(計 0 件)

取得状況(計 0 件)

〔その他〕

ホームページ等

デジタル台風: 台風画像と台風情報

<http://agora.ex.nii.ac.jp/digital-typhoon/>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

北本 朝展 (KITAMOTO, Asanobu)

国立情報学研究所・コンテンツ科学研究系・准教授

研究者番号: 00300707

(2) 研究分担者

(3) 連携研究者

筆保 弘徳 (FUDEYASU, Hironori)

横浜国立大学・教育学部・准教授

研究者番号: 00435843

(4) 研究協力者