

台風画像コレクションからの予兆発見 Discovery of the Signs* in Typhoon Image Collection

北本 朝展[†]

Asanobu KITAMOTO

国立情報学研究所

National Institute of Informatics

Abstract : Our research aims at discovering useful knowledge from the large collection of satellite images of typhoons using data mining approaches. In addition, this paper discusses more ambitious challenges, namely the discovery of the signs of infrequent but relevant events from typhoon cloud patterns observed from satellites. For this purpose, we have built the typhoon image collection of around 34,000 images for the northern and southern hemisphere, which provides medium-sized, richly-variational and quality-controlled data archive suitable for data mining research. Our preferred approach to typhoon data mining is oriented toward a probability and statistical framework, and our goal is to learn the characteristics of the space of typhoon cloud patterns from satellite images. We introduce the PCA-based representation of typhoons, and its application to the discovery of the signs of the rapid intensification of the typhoon. We also present meteorological background of the issues, comparison of approaches to those issues, and promising areas of chance discovery research for the typhoon.

1 はじめに

本研究の目的は、34,000 件以上の台風気象衛星画像の大規模データコレクションから、知識発見 / データマイニングのアプローチを用いて台風解析および予測に有用な知識を発見することにある。その一つのテーマとして、予兆の発見という課題にも興味を抱いている。というのも、まれにしか発生しないが重要な事象が起きそうだ、ということ事前に察知できれば、台風起因する災害の防止や軽減などに大きな貢献を果たせるためである。気象学では、コンピュータによる数値予報技術の向上に伴って台風予測の精度も以前に比べて格段に向上したが、これらは計算機性能の向上に伴うモデルの解像度の増強による部分が大きく、必ずしも台風の理解の進展に裏打ちされたものとは言い難い [1]。そして後述するように、必ずしも計算技術の向上だけでは解決できない問題も浮上している。そこで本研究は、実データからの学習という枠組を基本方針とした情報学的アプローチにより、台風解析および予測に有用な情報や知見を発見することを目標とする。本論文ではこれまでの研究経過の報告および今後の展望について考察する。

なお台風に関する用語を最初にまとめておく。熱帯低気圧とは、主に熱帯地方に発生する低気圧であり、日本付近によく見られる温帯低気圧とはその構造が異なる。また台風とは、熱帯低気圧の中で、特に中心付近の最大風速が 17.2m/s 以上のものを指す。ハリケーンと台風は、気象現象としては同一の概念を指してお

り、主にアメリカで用いられる地域名であるが、細かい定義および分類は異なる場合がある。

2 研究課題

2.1 台風解析技術の現状

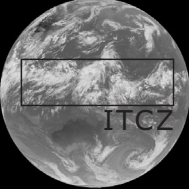
台風の解析と予測は社会的にも大きなインパクトを与える問題であることから、気象研究者や気象庁を中心として、台風解析と予測に関する研究が長年に渡って続けられている。台風は気象現象の一つであり、その意味では大気力学理論を中心とする気象学の理論体系により、原理的には完全な表現を得ることができる。しかし台風においては様々なスケールの激しい気象現象が複雑に絡みあうため、そのメカニズムの理解には台風特有の困難さが存在し、現段階ではシミュレーションによる台風の再現も決して容易ではない。さらに実在の台風の解析となると、乏しい観測値から無限自由度力学系の状態を復元するという不良設定問題が発生し、大気力学理論の枠内では解決できない多様な実際の問題を解決しなければならなくなる。

このような問題に対して、本研究は実データからの学習という枠組を基本方針とした情報学的アプローチによる貢献を目指している。特に本研究の特徴は、気象衛星画像という画像情報を基本データとして用いる点にある。その根拠は、現在の台風解析手法が、衛星画像から熱帯低気圧の「雲パターン」を認識する作業をベースにしていることにある。この方法論が世界各

*本来は chance discovery という用語を使うのが適切であろうが、この chance という言葉と台風のイメージとが、どうも私の頭の中では馴染みにくい。その代わりにの signs という言葉は、Ernest Hemingway の "The Old Man and the Sea" の文章 *If there is a hurricane, you always see the signs of it in the sky for days ahead, if you are at sea.* から採集した。

[†]連絡先：北本 朝展 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2 Tel: (03)-4212-2578 Email: kitamoto@nii.ac.jp

表 1: 予兆発見として重要と考えられる研究テーマと、それに対する気象学者の意見 (2001年9月現在)

台風予測	予兆発見の研究テーマ	気象学者の意見
発生予測	熱帯収束帯 (InterTropical Convergence Zone: ITCZ) の積乱雲塊の中から、台風に発達しそうな積乱雲群の予兆を発見する。 	台風発生の予兆発見は、気象学でもメカニズムに未解明の部分が多いので、興味深いテーマだと考える。またもし予兆を発見できるなら、その発見は段階が早ければ早いほど望ましい。
強度予測	短時間の間に急速に発達しそうな台風の予兆を発見する。	雲パターンの予測については、たとえ経験豊富な予報官であっても6時間後の状態でさえ想像がつかない場合も多く、このような方法で予兆が発見できるか疑問である。迷走台風の進路に対する、雲パターンの非対称性など台風固有の原因はあまり寄与していないのではないか。やはり大きなスケールの大気の流れが主要因ではないか。
進路予測	進路が定まらない迷走台風について、今後の進路の予兆を発見する。	

地の熱帯低気圧解析センターで用いられていることを考えれば、気象衛星画像の台風雲パターンには、台風に関する豊富な情報が現れていると考えてよい。つまり気象衛星は熱帯低気圧監視の最大の武器である [1]。

しかし現状ではそれが十分に活用されているとは言いがたい。例えば先述の「雲パターン」の認識は専門家による目視判断が基本であり、その過程には雲パターンの決定など解析者による判断の違いが入り込む余地が大きい。さらに少なくともこの数十年、解析技術が飛躍的に向上した事実もない [1]。この問題点、台風に関するデータの解析と生成という車の両輪においては、解析系の方に弱点があることを示唆している。すなわち、気象の生成 (シミュレーション) としての数値予報技術が長足の進歩を遂げた一方で、その数値計算の初期値としても使われる気象解析においては、衛星観測データから実際の気象状態を復元する技術 (データ同化技術) の進歩が不十分であることを示唆している。台風予報の精度向上のためには、数値モデルの高度化とともに台風初期値の精度向上が不可欠 [1]、であるにもかかわらずである。その弱点は、現在の台風解析技術に理論的基盤や数理的根拠が乏しいという問題に起因すると著者は考えており、ここに大量データ (特に衛星画像情報) に基づく情報学的アプローチが貢献できる余地があると思える。

2.2 予兆発見

ここで、情報学的アプローチが貢献できそうな具体的なテーマをあらかじめ見極めておくことも重要だろう。例えば、台風予測に関しては、気象学では特に進路予測を中心とした研究が進んでおり、その精度は着実な向上を見せている。それに加え、台風は大きなスケールの大気の流れに乗る形で移動する場合がほとんどであるが、そのような大気の流れの計算は数値予報が得意とする分野である。したがって、気象学的手法が有

効と思われる進路予測などの問題では、情報学的アプローチの貢献は限定的なものにとどまる可能性がある。

その一方で、気象学の枠内では扱いにくい問題もある。前述の「台風雲パターンの認識」といった問題も、その代表的な例である。それに加え、台風予測が難しい場合がいくつか知られているが、このような問題こそ、気象学的アプローチが困難に直面しており、むしろ新しいアイデアを試すのにも適した問題なのではないかと考える。そこで表 1 では、現状では予測の困難な 3 種類の問題を取り上げ、それに対する気象学者からの意見をまとめた。この中では、特に「台風発生の予兆発見」というテーマに大きな関心がありそうで、このテーマは今後の予兆発見研究において一つの有望な方向であると考えられることができるだろう。

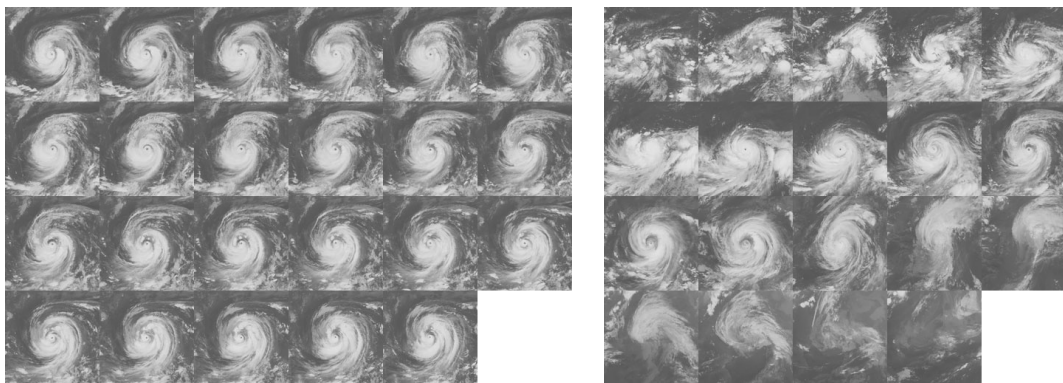
しかしこの研究には、データ収集などに現状以上の計算資源を必要とするため、すぐに研究を開始することはできなかった。そこで本論文では 2 番目の研究課題である「台風の急速発達現象」という問題を取り上げる。この問題は後述の文献 [2] でも、画像コレクションに基づく台風研究の重要な応用の一つに記されている問題である。その予備的実験結果については第 5 節で述べる。

2.3 関連研究

気象学に対する情報学からの貢献は、残念ながらあまり大きくはない。とはいえ、情報学にとって気象学は目新しい応用分野ではなく、特に 1980 年代にエキスパートシステムが流行した時代には、気象予測をエキスパートシステムによって実現しようとの気運が盛り上がった時代があった。例えば Shootout-89 [3] では人工知能システムの比較研究として、6 種類のシステムが参加して、気象予測に関する大規模な比較実験がおこなわれた。システムの内訳は、伝統的なエキスパートシステムが 3 種、小規模エキスパートシステムと線

表 2: 台風画像コレクションの現状 (2002 年 1 月現在)。なお NESDIS/CIRA は 2001 年 11 月現在である。

領域	北半球	南半球	NESDIS/CIRA [2]
ベストトラック			
機関	気象庁 (JMA)	オーストラリア気象局 (BOM)	—
緯度範囲	0°N ~	~ 0°S	—
経度範囲	100°E ~ 180°E	90°E ~ 170°E	—
台風画像コレクション			
台風シーズン	6 シーズン (1995-2000)	5 シーズン (1995-2000)	1995-2001
台風系列数	136	62	113
台風画像数	24,500	9,400	40,000+
系列当たり画像数	53 ~ 433	25 ~ 480	—
観測周期	1 hour	1 hour	0.5 hour



(a) 1997 年 8 月 15 日の台風 9713 号 (1 時間ごと) (b) 台風 9713 号の一生 (24 時間ごと)

図 1: 2 種類の時間スケールで見た場合の台風雲パターンの変動。

形モデルのハイブリッドシステム、類推に基づくシステム、そして人間の認知判断に基づくシステムであった。しかし実験の結果、気象予測は予想されたよりもはるかに困難であることが判明した。というのも、これらのシステムはいずれも、持続予測あるいは気候予測¹よりも有意に優れた結果を生み出せなかったからである。ゆえに最近では、情報提示の工夫により意思決定者を支援するエキスパートシステムの研究 [4] などに、研究テーマの力点も移ったようである。

一方、台風画像解析は時空間系列パターン認識の典型的な問題であり、また台風画像予測は非線形時系列予測の典型的な問題であることから、台風データへの情報学的アプローチの適用例も少数ながら存在する [5, 6]。しかしいずれの研究も、特定の情報学的手法の気象データへの応用という色彩が濃厚であり、気象学の分野に本質的インパクトを与えるには至っていない。

2.4 本研究のアプローチ

本研究のアプローチでモデリングの対象となるのは、「データそのもの」、あるいはデータ生成過程 (data gen-

erating processes) である。例えば先述のエキスパートシステムなどのアプローチでは、主に専門家の認知過程 (cognitive processes) や意思決定メカニズムのモデル化などを意図していたが、気象という物理過程および専門家の認知過程の双方が大規模な複雑系であったために、このような意図は結果的には成功しなかった。それに比べ、本研究のアプローチでも専門家は依然として重要な存在ではあるが、それはデータについて何を見るかを知っている、いわば熟練した「教師」としての存在であり、それがモデル化の直接的な対象となるわけではない。その一方で、本研究のアプローチは、物理過程 (physical processes) のモデル化に関心を注ぐ気象学的アプローチとも異なる。やや図式的に比較すれば、気象学においてはデータは (気象) 理論を補強・改善するための補助的存在であるのに対し、本研究のアプローチではあくまでデータが中心であり、(気象) 理論はデータから学習した結果を裏付けるもの、となる。

このようなデータ中心のアプローチの中で、本研究では「類似性に基づく推論」を基本に据える。この方法は以下の 2 ステップを基本構成とする。

¹持続予測では直前の観測値を予測値とし、気候予測ではある年月日の過去の平均値を予測値とする。これらは予測評価の最低水準である。

1. データベース中から過去の類似事例を検索し、
2. 過去の類似事例に基づき現在の事例についての推論をおこなう、

この論理を台風に適用するには、台風という複雑な時空間パターンに適した類似性の定義、類似事例の検索、類似事例からのルールの抽出、類推に基づく予測、などが研究課題となる。特に時空間パターンという構造化されていない生データを適切に構造化するための数理モデルを見出すことが研究の中心となる。そのためには、大量のデータが実験に適した形で前処理され、データコレクションとして整備されている必要がある。それが本研究で用いている、「台風画像コレクション」である。

3 台風画像コレクションの概要

本研究で用いる台風画像コレクションは、表 2 に示すように、北半球と南半球を合計して約 34,000 件の台風画像を収集している（その詳細は [7, 8] を参照）。この台風画像コレクションは、データベースのサイズとしては中規模であるが、時空間系列データとして変化に富むデータセットであり、またデータマイニング等の研究に適した形に前処理を施したものである。図 1 に示すように、台風雲パターンの変異度を複数の時間スケールで眺めると、図 (a) のように 1 時間間隔では台風雲パターンの変異は小さいが、図 (b) のように 24 時間間隔で眺めると台風雲パターンの変異は大きく、台風の一生を通して台風雲パターンに大きな変化が生じていることがわかる。このような変化を数理的に適切に表現できるモデルの構築が本研究の課題である。

ちなみに類似の画像コレクションは、米国 NESDIS/CIRA (National Environmental Satellite Data and Information Service / Cooperative Institute for Research in the Atmosphere) でも「熱帯低気圧衛星画像アーカイブ」として作成されている [2]。こちらは大西洋および中央～東太平洋のハリケーンを対象としたもので、本研究の台風画像コレクションの対象地域を、たまたま補完する形となっている（インド洋だけは両者の範囲に入らない）。また主としてアーカイブ対象とする衛星の違いにより、彼らの画像アーカイブにはより短い観測周期のデータも含まれている。また論文 [2] は同時に、このようなハリケーン画像アーカイブがハリケーン研究に対していかに有用であるかを述べている。

4 台風表現モデル

4.1 ヒューリスティックな台風モデル

台風データをどのようなモデルで表現するか？これが情報学的アプローチの一つの腕の見せどころと云ってよいだろう。その前に、気象学で用いられる台風モデ

ルに着目してみると、それらが意外とヒューリスティックなモデルとなっていることに気づく。

まず数値予報システム上では、台風は 3 次元格子網上の圧力場などの形で暗黙に表現されることになっている。しかし、中心付近に集中した構造を格子網上にうまく再現するのは難しく、現実的には「台風ボーガス」と呼ばれる人為的な構造を格子網に埋め込むことで、台風が表現されている。この構造はほぼ円形の圧力場で表現される簡素なモデルであり、実在の台風の非対称性などの形状特徴は、ほとんど組込まれていない。したがって、このような形状特徴パラメータを学習すれば、台風予測の精度も向上すると期待される。

一方、専門家の目視判断による台風解析の中心的手法である Dvorak 法 [9] においても、ヒューリスティックな台風モデルが中心となっている。この手法ではあらかじめ「典型的な台風雲パターン」を線画として描いておき、それぞれに対して台風の勢力推定に必要な経験的ルールを書き下しておく。台風解析の段階では、専門家はこれら線画の表と実際の雲パターンとを見比べることにより、実際の台風をまず適切なクラスに分類し、次に各クラスに割り当てられた経験的ルールを適用する。こうして台風の勢力は実際の雲パターンから推定できる。これら典型的パターンは長年の経験に基づくものではあるが、具体的なプロトタイプを選択する理論的または数理的な根拠は乏しく、類似パターンの選択にも主観的判断が入り込むことが避けられない。

このような現状の台風表現モデルに対し、本研究の台風表現モデルは、確率統計的モデル、特にデータから学習するモデルを基本とする考えである。これは、気象理論のように物理過程に直接根差していないという意味で理論的基盤には欠けるが、少なくともデータ生成過程に基づいているという数理的な根拠は得られる。

4.2 確率統計的な台風モデル

確率統計的な台風モデルとしては、いろいろな形態のモデルが考えられる。例えば、台風の雲パターンそのものを確率的に表現するモデルや、雲パターンを射影した空間内での軌跡を確率的に表現するモデルなど、さまざまな観点を持つことができる。中でも最も基本となるのは、台風雲パターンを状態空間（特徴空間・位相空間）の点として表現する方法、すなわち一枚の画像を空間内の一点として表わし、大気運動の時間発展をその点の軌跡として表現する方法である。

ここで興味深い問題は、この空間中での点の出現確率に偏りがあるか、また点の遷移確率に偏りがあるか、という問題である。これらの偏りを大量のデータから学習できれば、その結果は台風解析と台風予測の双方に有効活用できると考える。この問題に関連して、気象学の分野では以下のような知見が得られている。これまでの経験から、大規模大気運動の時間発展には、普段より変化の遅い準定常期と、変化の早い遷移期と

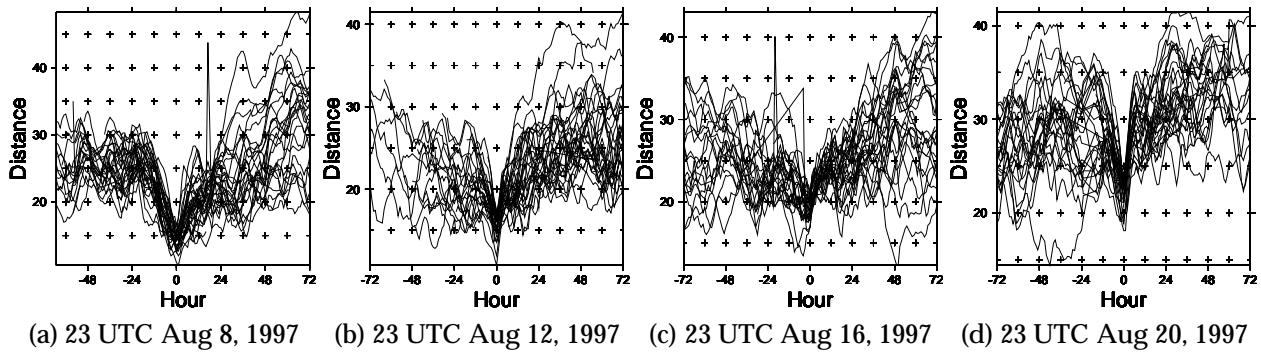


図 2: 台風 9713 号の予測可能性。(a) は発生期、(b) は発達期、(c) は最盛期、(d) は消滅期に対応する。

があり、さらに前者の中には、いくつかの再帰性の高い流れ型がある、という予報官たちの印象があった。このような天気図型は位相空間でデータ密度の極大領域として認識されるはずであり、その領域をレジームとよぶ。いくつかの天候レジーム間の遷移をマルコフ連鎖として統計的に調べてみると、起こりやすい遷移とそうでないもの間に有意な差があった [10]。

以上の知見を活用するならば、台風雲パターンにもデータ密度の極大領域が存在し、起こりやすい状態遷移を学習し時系列のモデリングに活用することもできるはずである。クラスタリングはそのようなレジームを発見するための一つの方法であり、われわれも K-means 法や自己組織化マップ (SOM) などの手法を台風画像コレクションに対して適用した結果を報告した [8]。また先述の Dvorak 法は、レジームの図式化およびレジーム間遷移のモデルを、長年の経験に基づき直観的に導出した手法であるとみなすことも可能だろう。

一方、データセットに対して得られる統計的な情報に基づき、台風雲パターンを「成分」の結合として表現する方法も有望なアプローチである。例えば顔認識 [11] など多くの応用で有効性が確認されている主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA)² を用いて、台風雲パターンを固有ベクトル「固有台風」の結合として表現する方法がある [13]。PCA は台風データに格別に適した数学モデルではないが、データの次元を削減するための正統的モデルであり、また多くの発展的モデルの基礎でもある。そこで本論文では、PCA から得られる固有成分を用いた台風雲パターンの表現について議論し、以下では PCA により次元削減したベクトルを台風表現モデルとして用いる。

4.3 予測可能性

ここで予兆発見の問題に移る前に、気象現象において本質的な問題である予測可能性の問題に触れておきたい。これは端的には、長期予測不能性 (long-term unpredictability) と短期予測可能性 (short-term predictability) の問題を指す。大気力学系の非線形性によ

り、たとえ大気が決定的なシステムであっても長期的な予測は不可能であるというのが問題の本質であるが、一方で天気予報の成功に見られるように短期的な予測は十分に可能であり、したがってその「短期」が具体的にどのくらいの期間なのか、が議論の焦点となる。本論文では図 2 においてこの性質を検証してみた。

これは、時間ゼロの時点である台風雲パターンに対する類似事例をデータベース中から検索し、これら類似事例の組が、その後の時間発展においてどのように類似性を失っていくのかを示した図である。いずれのグラフでも、基準とした台風 9713 号の事例とその他の台風系列の事例との距離が、時間の経過に伴って急速に拡大している。このことは、ある時点では類似事例であっても、両者のその後の時間発展は大きく異なることを示している。特にこの実験の場合は、12 時間以内での距離の増加割合が大きく、類似関係は非常に短時間しか成立していない可能性もある。なおこのグラフの平均的な傾きは、おおよそ最大リヤブノフ指数に対応する [14]。

このような性質は、類似性に基づく推論に対しては大きな障害として働く。たとえ過去の類似事例が発見できたとしても、両者のその後の時間発展は大きく異なりすぐに類似性を失う、というのがこの主張の帰結だからである。実際のところ、気象学者でカオスの発見者の一人でもある E. Lorenz は、類似大気パターンに基づく気象予測である類推法を 30 年以上前に提案した [15]。しかし実験の結果、彼は上記の帰結を確認したばかりか、過去の気象パターンを探しても類似事例は見付からない、とも主張した。

起こりやすいパターンがあるとの主張と、過去には類似事例は見付からないとの主張と、相反するように見えるこれらの主張は、実は表現モデルに関わる問題ではないか、と著者は考えている。大気は無限自由度のシステムであるため、単純に考えれば類似事例が出現することはまず有り得ない。しかし表現モデルの工夫により適切な次元圧縮が可能となれば、次元の呪いの影響を避け、概念的に類似した事例を類似事例と認

²気象学では、主成分分析 (PCA) よりも経験直交関数 (Empirical Orthogonal Function: EOF) という名称が一般的に使われる [12]。

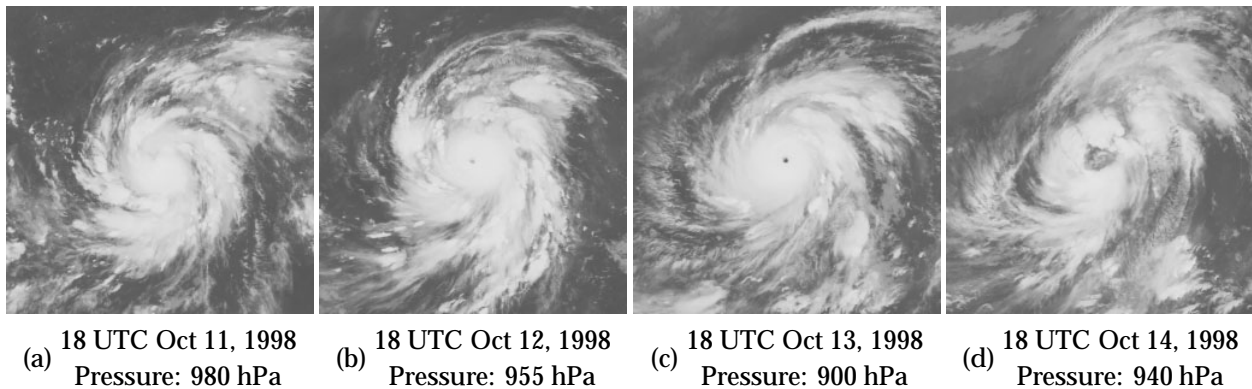


図 3: 台風の急速発達。18 UTC Oct 12, 1998 から 18 UTC Oct 13, 1998 の 24 時間に中心気圧が 55hPa 低下した。

識できるようになる。つまり、変数の数を減らして少数の巨視的変数で記述することが予測能力を減少させるとは限らず、小さな内部構造にとらわれない巨視的な構成要素間の関係に基礎をおいた時空間構造の簡略な記述が重要となる [16]。

5 急速発達現象の予兆発見

予兆発見というゴールへ向けての具体例として、本論文では台風の急速発達現象 (rapid / explosive) {intensification / deepening} について考察する。この現象が重要なのは、この現象の発生に伴って事前予測よりもはるかに強い風が台風周辺で吹くことになれば、船舶の遭難や避難の遅れなどに直結する危険な状況を引き起こす、という点にある。このような急速発達現象の定義としては以下のものが代表的であろう。

1. 24 時間で中心気圧が 42hPa 以上 (または 30hPa 以上) 低下する、
2. 12 時間で中心気圧が 30hPa 以上低下する。

図 3 は北半球台風画像コレクション中で最も急速な発達を示した事例であり、24 時間で中心気圧は 55hPa 低下している。同様の急速発達現象は、北半球で 136 系列中 4 系列、南半球では 62 系列中 3 系列に発生していた (42hPa / 24hour の定義による)。すなわち急速発達現象とは、平均として 5 パーセント前後の台風系列に発生する、比較的稀な事象となる。

このような急速な発達は数値予報モデルでも予測できない場合が多い。その際に、特定の雲領域の拡大などに着目すれば、急速発達現象の予兆発見に有用であるとの研究も報告されているが、決定的な方法はまだ発見されていない。図 3 の場合には、(b) あるいは (a) の雲パターンから、(c) のような急速な発達が起こりうることを察知することが課題となるが、これらの画像を実際に眺めれば、その困難さがうかがえる。

われわれもまず、特徴空間でそのような事象の集合が示す分布の可視化から始めた。そして図 4 は、24 時間の中心気圧変化 $|\Delta p|$ が 10hPa 以上の事例を、主成分

で構成される空間にプロットしたものである。対角線上側が気圧低下の事例 (台風は発達)、下側が気圧上昇の事例 (台風は衰弱) に対応し、大きな円に対応する事例ほど急速な発達 (衰弱) を示す。これらの図では発達事例と衰弱事例の分布は大きく重なっているようだが、どちらかに特有な領域も図には現れている。このようにして、急速な発達に対応する雲パターンの特徴を学習していくことが、今後の研究課題である。

6 考察

本研究の結果はまだ予備的な段階であるが、大規模データからの学習という方向性は、情報学的アプローチのセールスポイントになると著者は考えている。確かに気象学には確固とした理論体系が備わっているが、現実の台風雲パターンに偏りがあるかどうか、などの疑問に対する解答を、理論から直接的に導き出すことが困難なのもまた確かである。また気象衛星データも、観測開始からすでに 20 年以上を経過して膨大な量のデータが既に蓄積されており、これらを人手で整理し検証していくことは、現実的には不可能に近い。よってそこには、現実世界に関する情報を集約し学習し提示することのできる情報学的手法が活躍する余地があると考えられる。特に予兆発見といった挑戦的課題では、そのメカニズムにも未知の部分が大きいため、単に気象現象を統計的に記述するにとどまらない、学習モデルの価値は大きいと考えている。

最後に学習方法に関して言及しておきたい。台風に関しては気象現象としてはおそらく最も充実した、気圧・風速等のメタデータが作成されている。しかもこれらは (気象庁の) 専門家によって精査されたメタデータであるため、これらのメタデータを正解データと仮定することにより、教師あり学習の枠組を台風画像に対して適用できる。ただしここで注意すべき点は、専門家の精査を経ているとはいえこれらはあくまで推定値であり、決して真値ではないという点である。このことは、同一の台風に関するメタデータでも、各国の気象機関によって推定値にばらつきが生じることから

も明らかである。

教師あり学習は、このようなメタデータを所与の真値として信用する立場、一方の教師なし学習は、モデルの学習結果からメタデータを修正するという目的も含む立場とみなすことができよう。あるいはメタデータを参考値として教師あり学習を適用し、その結果に応じてメタデータを修正し、再度教師あり学習を適用するという、データとモデルの相互作用に基づく立場もありうる。単に教師つき学習を適用する、あるいは気象学的手法を模擬するだけでは不十分であり、現在のメタデータを真値に近づけるという方向性も視野に含めるべきだ、というのが著者の主張である。

7 おわりに

本論文では台風画像コレクションからの予兆発見への研究方針とその背景、さらに予備的結果として、固有台風表現の急速発達現象への応用について述べた。その結果としては明確な結論は得られていないが、今後もデータからの学習に基づく理論を深めることにより、急速発達現象を初めとして、気象学の分野でも関心の高い台風発生に関する予兆発見という問題にも取り組んでいきたいと考える。台風解析および予測は実社会において重要な問題であるが、台風のような時空間系列モデルに対するロバストな学習モデルは発展途上の段階であり、今後は特に台風に適した形のモデルを確立する努力を継続していく考えである。

最後に、台風に関する研究は、それによって引き起こされる災害の防止や軽減に結びつけるというのが最終的な成果となるため、この方面に関する研究が重要となる。システムとしての視点で考えれば、おそらく最も重要となるのは地理情報システム (GIS) との連携であり、それによって降水・高潮など、それぞれの地域に特有の災害を防止することに威力を発揮できるだろう。一方人々への予報の伝達という視点で考えれば、確率論的台風表現モデルの学習結果は、現在気象予報の主流となりつつある、降水予測に代表される確率的表現になじみやすい、という利点がある。こうして、例えば「現在の台風が1週間以内に非常に強くなる確率は20%です」といったように、現在では不可能な多様な種類の予報を実現することが、さまざまな視点からの意思決定を要求される人々に対する有用な情報源になりうると考えている。

謝辞 本研究で使用しているひまわり衛星画像は、東京大学生産技術研究所で受信している画像です。貴重なデータをご提供下さる、東京大学生産技術研究所の喜連川優教授および安岡善文教授に深謝いたします。本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金奨励研究 (A) No. 12780300、および通信・放送機構創造的情報通信技術研究開発推進制度の助成を受けた。

WWW 本論文に関連する研究成果は、以下のWWW ページ <http://www.digital-typhoon.org/> において公開している。

参考文献

- [1] 鈴木和史, 元木敏博 (編). 台風 - 解析と予報 -, 気象研究ノート, 第 197 巻. 日本気象学会, 2000.
- [2] R.M. Zehr. Tropical cyclone research using large infrared image datasets. In *24th Conference on Hurricanes and Tropical Meteorology*, pp. 486-487. American Meteorological Society, 2000.
- [3] W.R. Moninger, J. Bullas, B. de Lorenzis, E. Ellison, J. Flueck, J.C. McLeod, C. Lusk, P.D. Lampru, R.S. Phillips, W.F. Robers, R. Shaw, T.R. Stewart, J. Weaver, K.C. Young, and S.M. Zubrick. Shootout-89, a comparative evaluation of knowledge-based systems that forecast severe weather. *Bulletin American Meteorological Society*, Vol. 72, No. 9, pp. 1339-1354, 1991.
- [4] L.E. Carr, R.L. Elsberry, and J.E. Peak. Beta test of the systematic approach expert system prototype as a tropical cyclone track forecasting aid. *Weather and Forecasting*, Vol. 16, pp. 355-368, 2001.
- [5] L. Zhou, C. Kambhamettu, and D.B. Goldgof. Fluid structure and motion analysis from multi-spectrum 2D cloud image sequences. In *Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2000.
- [6] R.S.T. Lee and J.N.K. Liu. An automatic satellite interpretation of tropical cyclone patterns using elastic graph dynamic link model. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 13, No. 8, pp. 1251-1270, 1999.
- [7] 北本朝展, 小野欽司. 台風画像コレクションの構築および台風解析への応用. *NII Journal*, No. 1, pp. 7-22, 2000.
- [8] A. Kitamoto. Data mining for typhoon image collection. In *The 2nd International Workshop on Multimedia Data Mining*, pp. 68-77, 2001.
- [9] V.F. Dvorak. Tropical cyclone intensity analysis using satellite data. *NOAA Technical Report NESDIS*, Vol. 11, pp. 1-47, 1984.
- [10] 木本昌秀. 天気予報とカオス. 合原一幸 (編), 応用カオス, 第 4-5 章, pp. 313-325. サイエンス社, 1994.
- [11] M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition. *J. of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [12] D.S. Wilks. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Academic Press, 1995.
- [13] 北本朝展. Holistic analysis を用いた台風雲パターンの解析. 電子情報通信学会技術報告, Vol. PRMU2000-240, pp. 129-136, 2001.
- [14] H. Kantz and T. Schreiber. *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambridge University Press, 1997.
- [15] E.N. Lorenz. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues. *Journal of the Atmospheric Sciences*, Vol. 26, pp. 636-646, 1969.
- [16] レモバディイ, アントニオポリティ. 複雑さの数理. 産業図書, 2001.

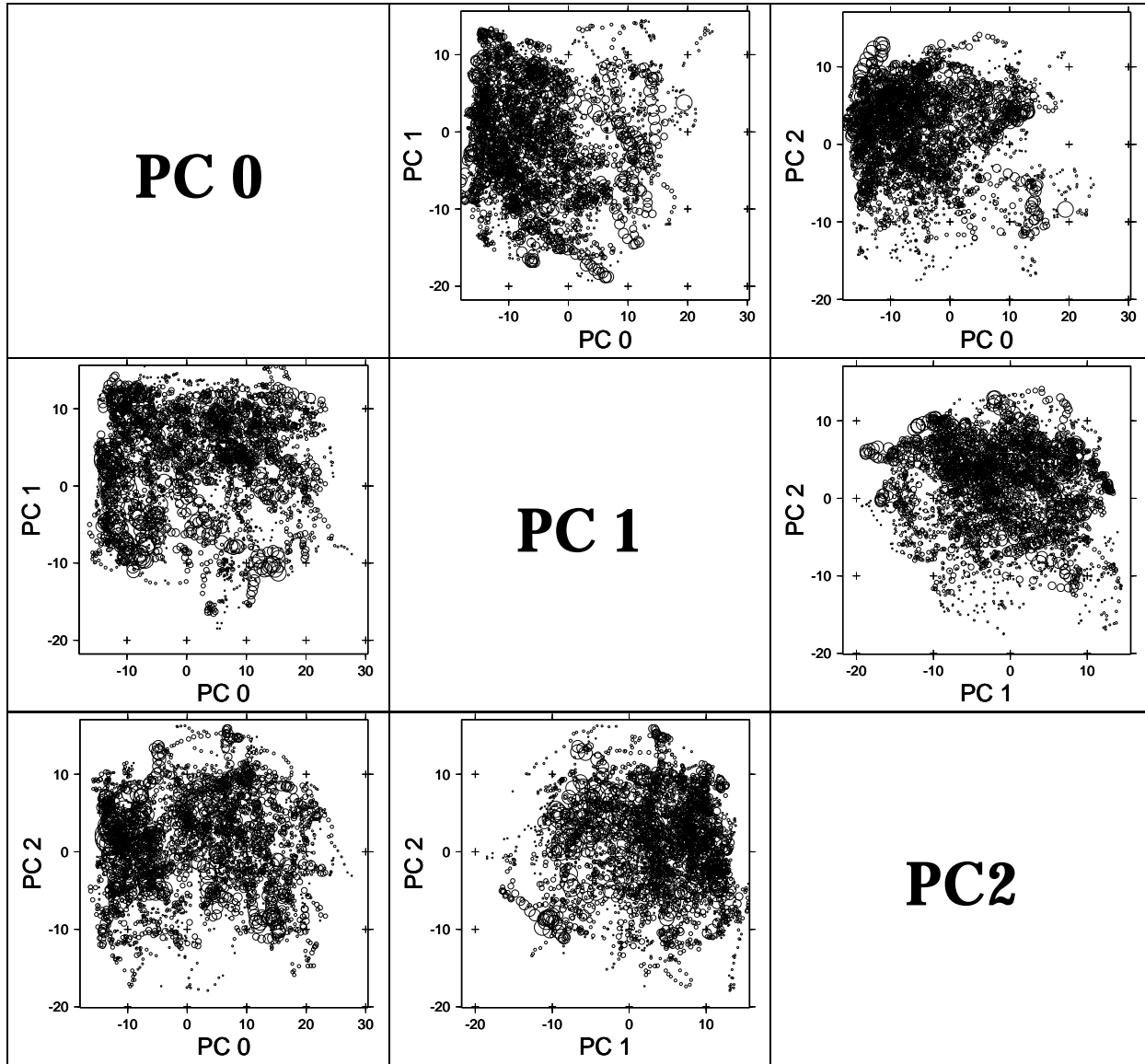


図 4: 24 時間の中心気圧変化 $|\Delta p|$ が 10hPa 以上の事例の、PC (principal component) 空間上へのプロット。対角線の上側が気圧低下の例、対角線の下側が気圧上昇の事例であり、各円の面積は $|\Delta p|^{1.5}$ に比例する。対角線を狭んで対応するグラフを比較することにより、特に気圧低下が顕著な領域を検出する。