

Holistic Analysis を用いた台風雲パターンの解析

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

kitamoto@nii.ac.jp

あらまし 本論文の主題は台風の形態学である。すなわち台風の形態解析に基づき、台風の強度を推定するための新しい手法を確立することを目標とする。本研究の研究基盤となるのは北半球 20,000 枚、南半球 9,000 枚規模の台風画像コレクションであり、このテストベッドを対象として、主成分分析などの Holistic Analysis を台風解析という問題に適用した。その結果、台風の固有画像は眼の壁雲やレインバンドなどの台風の雲パターンの特徴をよく表しており、さらに固有画像の多重解像度解析によって、気象現象のスケールに関係した情報も得られることがわかった。また類似画像検索においても全体論的解析は良好な結果を示すものの、一方で類似画像検索を利用した台風予測については、大気のカオス性により困難であることもわかった。

キーワード 台風解析・全体論的解析・固有画像・多重解像度解析・類似画像検索・カオス

Interpretation of Typhoon Cloud Patterns by Holistic Analysis

ASANOBU KITAMOTO

NATIONAL INSTITUTE OF INFORMATICS

2-1-2, Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8430

kitamoto@nii.ac.jp

Abstract The main theme of this paper is the morphological analysis of typhoons. That is, we aim at establishing a new scheme for estimating the intensity of typhoons based on the morphological analysis of typhoons. The infrastructure of this research is our typhoon image collection that consists of about 20,000 typhoon images in the northern hemisphere, and about 9,000 typhoon images in the southern hemisphere. Based on this testbed, we applied several holistic analysis approaches such as principal component analysis for the challenge of typhoon analysis. As a result, the eigenpictures of the typhoons well represent the characteristics of typhoon cloud patterns such as eyewall clouds and rain bands; moreover, the application of multiscale analysis to those eigenpictures yields further information related to the scale of meteorological phenomena. However, although holistic analysis shows good performance in similarity-based image retrieval, typhoon prediction based on similarity-based image retrieval is found to be a difficult task due to the chaotic nature of the atmosphere.

key words typhoon analysis, holistic analysis, eigenpicture, multiscale analysis, similarity-based image retrieval, chaos

1 はじめに

台風の形態学 — これが本論文の主題である。

台風は気象衛星上に出現する気象現象の中で最もドラマチックな現象の一つであり、その渦巻き型の形態の美しさは多くの人々の興味を引いてきた。一方、台風は最も破壊的な気象災害を引き起こす気象現象でもあることから、その解析と予報は社会的にも重要な課題であるとして、気象学を中心とした多くの研究がおこなわれてきた。それらの研究を通して台風の成因や構造の理解および台風解析と予測の精度は着実に向上してきているが、困難な課題が未だに多く残されているのも確かである。例えば現在の台風解析は、衛星画像上の台風雲パターンを熟練者が目視で解釈し判断する方法が主流であるが、この方法は過去の経験則を土台とした方法であり、数理的な根拠をもつ洗練された方法とはなっていない。また台風の雲パターンから台風の急発達などの予兆を発見するといった研究は、まだ始まったばかりである。

本論文はこのような台風雲パターンの解析という問題に対して、情報学的パラダイムで挑む。具体的には、大量の台風画像コレクションに対して統計的模式認識手法や人工知能的手法を適用することにより、新たな台風解析手法や知見の発見を目指すというものである。本論文では特に、全体論的解析 (Holistic Analysis)、すなわち画素配列そのものを特徴ベクトルとした主成分分析や判別分析などに基づく手法の適用を中心とする。まず第2節では台風雲パターンの形態学的特徴やその解析の現状についてまとめる。次に第4節では本論文の主題である全体論的解析を扱い、「固有台風」やその多重解像度解析、さらには類似画像検索などの結果について述べる。第5節では最終的な目標である台風の予測に関する予備的な実験に関してカオスとの関係などから論じ、最後に第6節で本論文をまとめる。

2 台風雲パターンの解析

2.1 台風雲パターンの形態学的特徴

台風雲パターンの最大の形態学的特徴は「眼の壁雲」と「らせん状のレインバンド」にあると言える [1]。眼の壁雲は台風中心付近の暖かい空気核による強い上昇気流に対応しており、その中心に向かって下層では摩擦収束による吹き込み、上層では巻雲の吹き出しが発生している。また空気塊に働くコリオリ力の向きから、円形の等圧線に沿って吹く風は北半球では反時計回りに、南半球では時計回りに回転することになる。このようなコリオリ力や遠心力などの作用により、台風の中心雲領域の形態モデルとしては円形や楕円形が考えられる。一方らせん状のレインバンドは帯状に組織化された多くの対流雲に対応している。これがらせ

ん状になる理由は完全に解明されていないものの、地表付近の風が等圧線とある角度をなして吹き込むことが重要な理由であると予想されることから、形態モデルとして等角らせん $r = a^{\theta}$ を用いることができる。

このような円形の核とそこからのびるらせん状バンドという点で台風に類似した自然界のパターンには、宇宙に存在する銀河の形態がある。銀河の形態学 [2] では、理想的な銀河の形態を表す「典型」と現実の銀河の形態とを比較し、現実の銀河と類似した「典型」に基づいて銀河を分類し解析することで、銀河の進化過程を把握する試みがなされている。この問題意識は、台風の形態学にもある程度は共通している。果たして台風には「典型」はあるのだろうか。また「典型」に基づいて解析することには利点があるだろうか。

2.2 ドボラック法

台風の典型としてまず思い浮かぶのは「中心に眼を持つほぼ左右対称の雲パターン」であろう。しかし実際の台風はこのような規則的なパターンだけではなく、特に発生初期においては不規則な形態を示すことも多い。そこで複雑な雲パターンを解釈しやすくするために、台風に関しても一種の「典型」が考案された。中でも最も有名なのがドボラック (Dvorak) 法である [3, 4]。これは衛星画像の雲パターンから熱帯低気圧の強度を推定することを目的とした手法であり、ドボラックはその強度推定の基準となるような台風雲パターンの「典型」を考案した。この典型に基づき、まず解析者は現実の台風雲パターンと最も類似した典型を探し、次に各典型に対して定められた分類木などの過去の経験則を適用することで熱帯低気圧の強度が簡便に推定できる、というのがドボラック法の仕組みである。その簡便さからこの手法は、今では世界中の熱帯低気圧解析センターで幅広く用いられるようになった。

ただしこの手法は、熟練者による雲パターンの認識という段階で主観的判断の影響が避けられないため、台風雲パターンという形態を数理的に特徴づけられるような手法を見出すことが課題となっている。そこで大量のデータに基づく大規模統計処理や、人間の判断という問題を扱う人工知能的手法の適用によって、このような課題を克服し台風という気象現象の新たな解釈を得ることはできないだろうか。

2.3 情報学パラダイムによる台風解析

台風研究は気象学の分野における長い研究の歴史があり、多くの研究を通して台風の構造やメカニズムが解明され、台風の予測技術もそれに合わせて向上してきた [5]。これを気象学パラダイムと名付けるとすれば、一方で情報学で蓄積されてきた手法やモデルに基づく情報学パラダイムによる台風解析というアブロー

ちも可能であると考える。

このような情報学パラダイムに分類できるような台風研究はそれほど多くはないが、例えば、流体力学に基づき時系列衛星画像から台風の雲の動きを解析する研究 [6, 7, 8] や、衛星画像の台風雲パターンを dynamic link architecture と動的輪郭を用いて解釈する研究 [9] などがある。また衛星画像を用いない研究では、ニューラルネットワークを用いた台風データマイニングの研究 [10] やファジー理論を用いた台風進路予測の研究 [11] などを挙げる事ができよう。

しかしこれらの研究はいずれも、情報学的手法の一応用例として気象学の問題が取り上げられたという色彩が濃厚であり、両分野の橋渡しをして実際に気象学に何らかのインパクトを与えるという段階までには達していないように感じられる。本論文では気象学的知識と情報学的手法を融合した上で、台風に関する新たな知見の発見とそれを応用した新たな台風解析 / 予測手法を見出すことを目標としたい。そのための基礎となるのが大量のデータセット、すなわち本論文が構築する台風画像コレクションである [12, 13]。

3 台風画像コレクションの構築

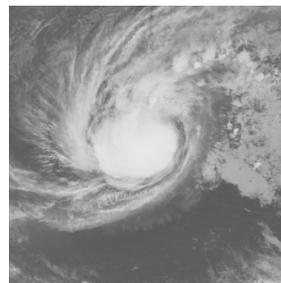
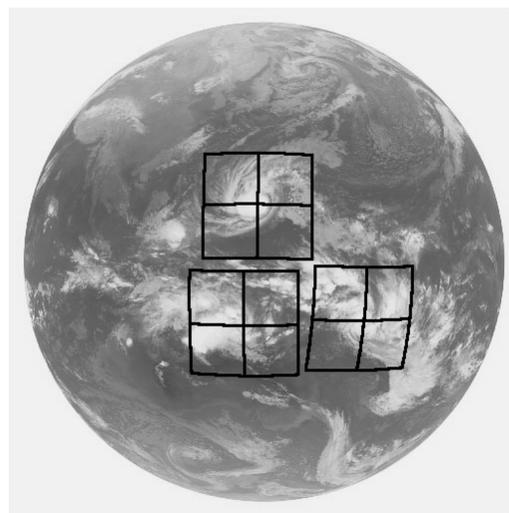
3.1 ベストトラック

本論文では、北半球および南半球で発生した台風¹の衛星画像を統一的な基準で収集したデータベースである台風画像コレクションを研究基盤とする。ここでは、well-framed な台風画像を収集すること、つまり台風画像と台風中心とを正確に位置合わせすることが重要であり、その基礎データとしての役割を果たすのがベストトラックと呼ばれるデータセットである。

ベストトラックとは、一定時間ごとの台風の位置や強度を、事後の入念な検討を経て決定した記録のことを指す。すなわちこの記録は、台風観測後にほぼリアルタイムで推定した結果ではなく、台風の一生に関するすべての記録と関係する気象データに基づいて専門家が検討し決定した結果をまとめた信頼性の高いデータである。本論文で用いるベストトラックは2種類、すなわち日本の気象庁 (Japan Meteorological Agency: JMA) による北半球 (北西太平洋・南シナ海) のデータ、およびオーストラリアの気象局 (Bureau of Meteorology: BOM) による南半球 (南西太平洋・南東インド洋) のデータである。

ただし両者は台風 (中心付近の風速が 17.2m/s 以上の熱帯低気圧) の記録だけではなく、前駆期にあたる熱帯低気圧部の記録や、台風から衰えた温帯低気圧の記録なども含むことがある。また各気象要素観測における基準や手法も同一ではないため、両者をそのまま比較する場合には注意を要する。しかし両者とも気象の

¹南半球の熱帯低気圧は「台風」ではなく「サイクロン」と呼ばれるが、本質的に両者は同一の気象現象である。



9626 (FERN)



0860 (SFERGUS)

図 1: 「ひまわり」衛星画像からの台風画像の生成。台風中心はベストトラックデータを用いて決定し、図中の四角枠の中心と台風中心とを一致させる。そして四角枠を切り取り地図投影したものを最終的な台風画像とする。上部の衛星画像は3個の台風が同時に観測された 1200 UTC Dec 26, 1996 の画像であり、ここから切り出した台風画像のうち2枚を下に示す。画像中の台風は、北半球のものが 9626 (FERN)、南半球のものは左が 0852 (SPHIL)、右が 0860 (SFERGUS) である。

専門家による入念な検討を経たデータセットであることは確かであり、これを用いれば台風位置中心を容易に衛星画像上で決定できる。

3.2 台風画像の生成

気象衛星画像としては両者とも気象衛星「ひまわり」GMS-5を用いる。この気象衛星は赤道上空 35,790km に位置する衛星であり、地球からは東経 140 度上に静止しているように見える。北半球ばかりでなく南半球を含む幅広い領域を観測できることや、観測頻度が 1 時間に 1 回と比較的高いことが特徴である。この気象衛星から台風領域を切り出し地図投影することで well-framed な台風画像を生成する。地図投影法にはランベルト等積天頂図法を用い、画像中心を通る垂直線と水平線の長さがそれぞれ 2,500 km となるような縮尺を用いた [12, 13]。

表 1: ベストトラックおよび台風画像コレクションの概要。

	北半球	南半球
ベストトラック		
観測機関	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	5 シーズン (1995-1999)	5 シーズン (1995-2000)
台風系列数 / 総画像数	113 / 20,200	62 / 9,400
台風系列あたり画像数	53 ~ 433	25 ~ 480

表 2: 気象衛星「ひまわり」搭載のセンサ VISSR の諸元。

観測チャンネル	可視 (VIS)	赤外 1 (IR1)	赤外 2 (IR2)	水蒸気 (WV)
観測波長 (μm)	0.55 ~ 0.90	10.5 ~ 11.5	11.5 ~ 12.5	6.5 ~ 7.0
解像度 (km)	1.25	5.0	5.0	5.0
画像サイズ (幅 × 高さ)	9216 × 9160	2560 × 2290	2560 × 2290	2560 × 2290

3.3 画像分類

本論文の主題は台風雲パターンの解析であるため、以下の解析では衛星画像の観測画素値そのものではなく、画素ごとの雲の分類情報を扱いたい。そこで表 2 に示す GMS-5 の赤外画像 3 チャンネルのデータを組み合わせ、雲画素の抽出 / 分類処理を前処理として実行する。以下のアルゴリズムは気象庁で用いられている雲分類アルゴリズムを基本として、独自に改良を加えたものである [14]。

1. 各赤外画像を輝度温度に変換し、輝度温度のチャンネル間の差分も合わせて計算する。
2. 赤外の波長帯における水蒸気の吸収率の差から雲領域とそれ以外とを分類する。
3. 雲以外の画素から海面/地上温度をロバスト推定し、さらに標準大気の設定に基づいて雲の輝度温度を雲の高度に換算し雲の種類を判別する。

4 全体論的解析に基づく台風解析

4.1 Holistic Analysis

以上の方法を用いて、表 1 に示すように、北半球で 20,000 枚以上、南半球で 9,000 枚以上の台風画像を生成した。このコレクションを研究基盤として、本章では台風の形態解析という問題に取り組む。本論文で主に用いる手法は全体論的解析 (holistic analysis) である。全体論的解析の枠組では画素値配列あるいはそれに類する非常に低レベルの画像特徴量を特徴ベクトルとし、高次元ベクトル空間における一種の統計解析によってパターン認識をおこなうことが特徴であり、特徴に基づく解析 (feature-based analysis) のように、

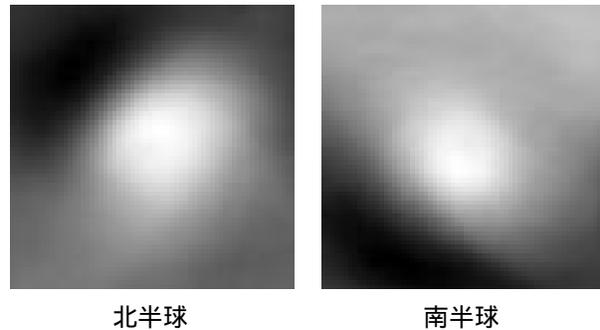


図 2: 両半球の雲量台風画像から計算した平均台風。白画素ほど平均雲量が大きいためを示す。データ数は北半球が 20,221、南半球が 9,427 である。

対象とする問題領域に適した特徴抽出アルゴリズムの選択やロバスト性などに煩わされないことが少ない。例えば顔画像認識の分野においてはこの種の手法が頻繁に用いられており、例えば主成分分析 (PCA) [15] や判別分析 (LFA) [16]、独立成分分析 (ICA) [17] などを用いる手法が提案されている。

これらの手法では、固有空間を張る基底ベクトルを画像に戻すことによって、例えば顔画像認識の場合の固有顔 (eigenface) のように、大量の画像集合を統計的に縮約した固有画像表現が得られる。また固有空間内に各画像を投影し多次元空間内の一点として扱えば、ある物体の見かけの変化や時間的変化による固有空間内の軌跡を解析することによって、物体のパラメトリックな表現を得ることもできる [18]。

4.2 固有台風

以上にまとめた全体論的解析を用いて、本論文ではいくつかの台風解析をおこなう。まず最初は主成分分

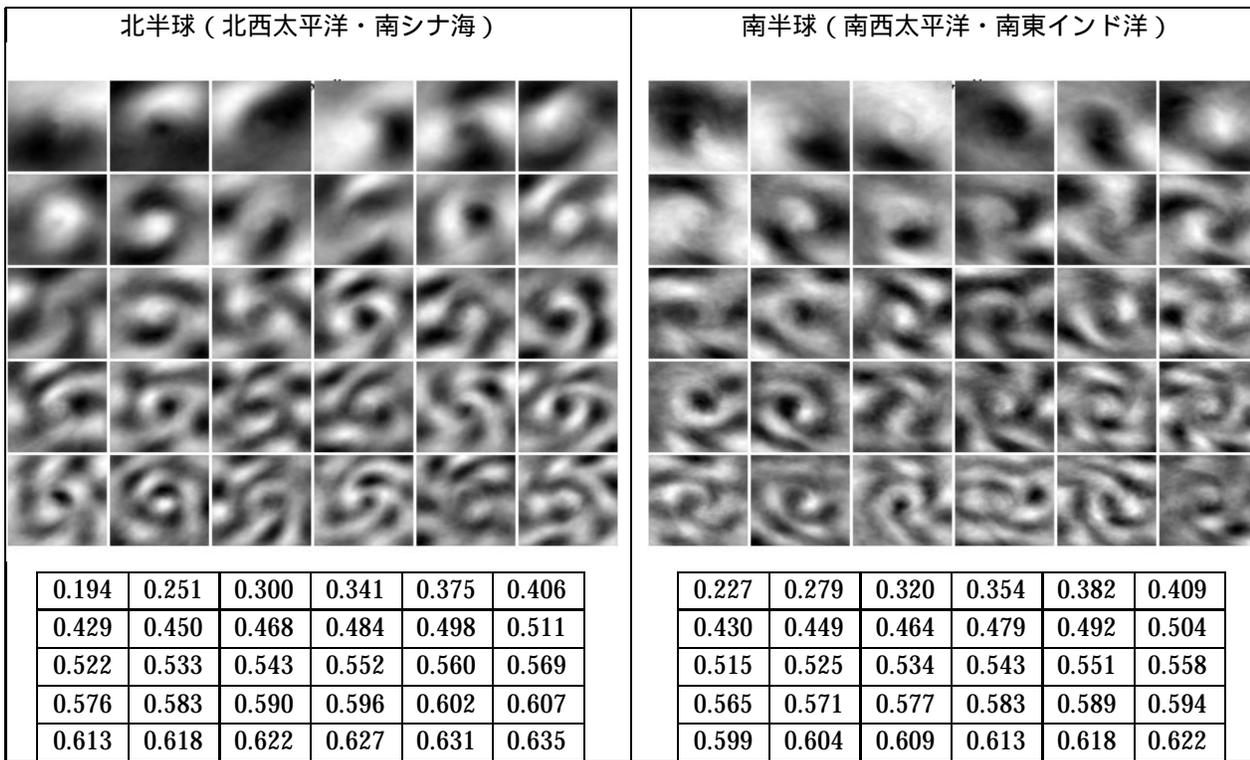


図 3: 両半球の台風画像から計算した固有台風。固有値を大きい順に 30 個選び、対応する固有ベクトルの各要素を線形で濃淡値に変換し固有画像として表示した。固有画像のサイズは 64×64 、下表の数字は固有値の累積寄与率 $\lambda_i / \sum_i \lambda_i$ を示す。データ数は図 2 に同じ。

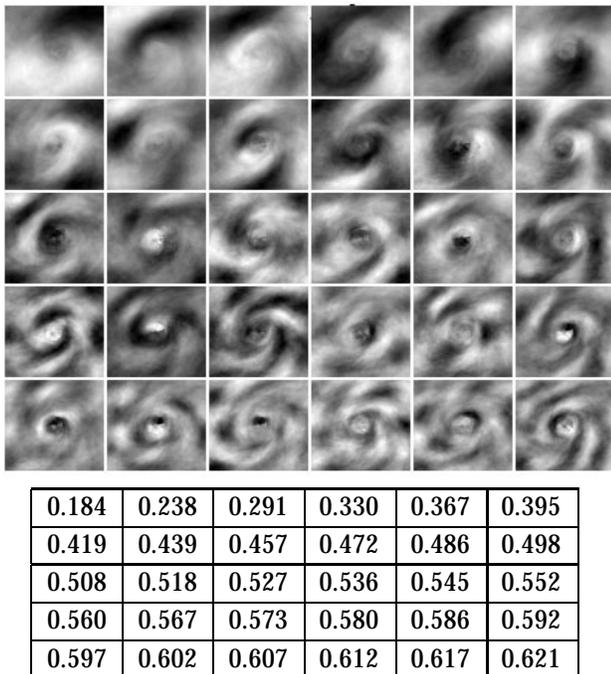


図 4: 北半球の台風から特に強力なカテゴリ 5 に属する台風を選んで計算した固有台風。データ数は 4489。

析を用いる方法である。ただし計算量の問題から、上記の方法で生成した 512×512 の大きさの台風画像をそのまま主成分分析することは難しい。そこで本論文

では以下の方法によって縮小画像を生成する。

1. 第 3.3 節の方法で台風画像を分類する。
2. 分類済み画像を 8×8 の小ブロックに分割し、ブロック内の雲画素数 c を数える。
3. 個々のブロック内の雲量を $c/8^2 \in [0.0, 1.0]$ とし、 64×64 の大きさの雲量台風画像を生成する。

最初に雲量台風画像から計算した平均台風を図 2 に示す。平均台風とは各画素の雲量を画像集合全体にわたって平均したものであるが、興味深いことに、北半球の平均台風を上下反転させたものが南半球の平均台風と良く似ている。南北方向に反転させる必要があるのは、赤道をはさんで温度傾度やコリオリ力の向きが反転することが原因であり、本質的に両者が同一の気象現象であることをこの結果は示唆している。

次に「固有台風」すなわち固有画像を図 3 に示す。この固有台風は主成分分析によって求められる固有ベクトルであるが、データの散らばりを表す行列として、本論文では共分散行列ではなく相関係数行列を用いた。その理由は、図 2 における中心付近の白さに示されているように、台風中心付近の雲量は常に 1 に近いため、他の位置の画素に比べて分散が小さくなり、眼付近の変動を十分に捉えられなくなるためである。なお固有値問題の計算には CLAPACK[19] を用いた。

さて図 3 では、第 1 主成分から第 3 主成分までは主に南北方向の雲量傾度を表現しており、また曲率を

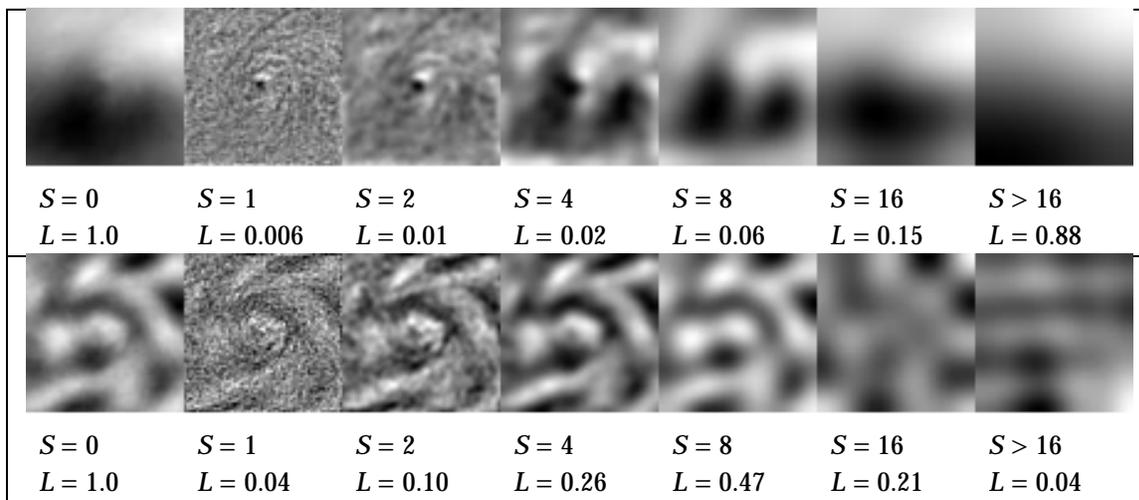


図 5: 固有台風の多重解像度解析。S はスケールを表し、L はベクトルのノルムを表す。S = 0 は固有画像自身であり、これは正規直交ベクトルなので $L = 1$ である。S > 0 の画像を加算すると S = 0 の画像になることに注意。

もった雲のパターンも現われている。それに対して以下の第 8 主成分程度までは主に台風中心付近の雲塊を表現していることが読み取れる。さらに固有値の小さな主成分は主にスパイラルバンドのパターンを表現しており、固有値の現象に伴ってスパイラルバンドの分岐や数が増加する傾向があることがわかる。

さらに比較のために、台風画像の部分集合に対して固有台風を求めた例を図 4 に示す。これは最も強力な台風であるカテゴリ 5 に属する台風のみを対象とした場合の固有台風である。傾向は図 3 と同じであるが、各固有台風は雲の曲率がより大きく、中心付近の眼に対応する微細構造がより鮮明なパターンとなった。このように台風の特徴を的確に捉えられる固有台風を、以下では台風解析や台風画像検索などに応用する。

4.3 固有台風の多重解像度解析

気象現象においては、スケールという考え方が重要である。なぜなら、気象は小さいスケールから大きいスケールまでにわたる現象であり、個々のスケールにおいて支配的な物理過程が異なるために、出現する気象現象もスケールに依存するからである。そこで固有画像に対して多重解像度解析を適用し、観測スケールを考慮した台風画像の解析を試みた。

本論文で用いる手法は、ウェーブレット変換の一種である à trous 変換である [20]。この変換はすべてのスケールのウェーブレット係数を加算することで元の画像を完全に復元できる可逆な変換であり、間引き (decimation) をしない冗長な変換である点に特徴がある。この変換を適用した結果を図 5 に示す。図 5 左端の画像は、図 3 の北半球側で順位が 1 位 (左上) と 30 位 (右下) の固有画像である。右側に並ぶ画像は、この画像に対して à trous 変換を施しスケールごとに分解したものである。

例えば上段の固有画像は南北方向に傾度の大きいパターンであるが、スケール分解結果より、この中には小さなスケールの渦巻き状雲パターンが埋め込まれていることが判明した。ただし画像をベクトルとみなした場合のノルムを計算してみると $L = 0.006$ と小さく、全体 $L = 1.0$ に対しては微弱な信号に留まる。それに対して下段では、スケールが 4 または 8 の部分で最もノルムが大きいことから、この固有画像は地球上の実際の長さでは 150km ~ 300 km 程度のスケールの雲パターンを捉えていると解釈できる。

4.4 類似画像検索

本論文の類似画像検索では、雲量台風画像を PCA で得られる固有台風空間に射影し、固有空間上のユークリッド距離に基づく k -近傍型検索を実行する。ここで固有空間の次元を削減するために、固有空間の次元は累積寄与率が約 80% となる点で打ち切った。そのため雲量台風画像の次元 4096 に対して、固有空間の次元は 86 である。検索結果の一例を図 6 に示す。上位検索画像は全体的な特徴が類似しており、しかも中心気圧等の気象要素も類似した値を示している。

上記の例は比較的良好な検索結果ではあるが、他の検索キーを指定した場合も比較的良好な検索結果が得られる場合が多かった。全体論的解析に基づく方法は、例えば著者が研究している特徴に基づく検索 [14, 12] よりもロバスト性に優れている、というのが著者の受けた印象である。ただし全体論的解析の欠点は雲パターンの細かい特徴を捉えられない点にある。例えば台風に関する最重要の特徴には「眼」の有無があるが、そのスケールが数 10km 以下と全体に比較して小さいために、通常の全体論的解析ではこの特徴を扱うことは難しい。したがって部分特徴に基づく方法も今後は組み合わせていく必要がある。

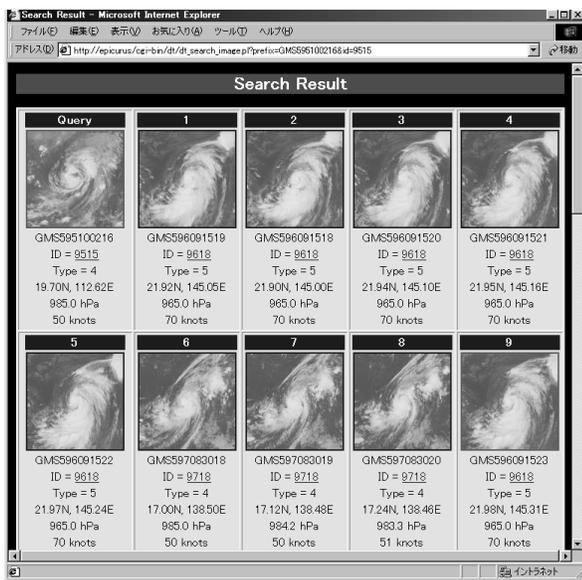


図 6: 台風画像を対象とした類似画像検索の結果。左上の画像が検索キー画像であり、検索キーと同一の台風系列は検索対象から意図的に外している。

さて図 6 では、左上に示す検索キーと同一の台風系列は検索対象から意図的に外している。それは検索キーと観測時刻に近い同一系列の台風画像は、trivialな理由で上位に検索されるからである。台風画像の時系列が固有空間内に描く軌跡はおそらく連続した滑らかな軌跡になると予想される。すると観測時刻に近い画像は固有空間内で近傍に位置するため、検索エンジンはこれらの同一系列画像を類似画像として検索する。

しかし本当に興味があるのは、別の台風系列を対象とした類似パターンの検索である。なぜなら、現在の台風の解析や予測をする場合に過去の台風が存在した類似パターンを検索できれば、類似パターンのその後の時間変化などを参考にできるからである。ただしこのような枠組にはある仮定が隠れている。すなわち初期に類似したパターンから発した時系列は、その後も類似したパターンを保つという仮定である。この仮定は本当に成り立つのだろうか。

5 類似画像検索に基づく予測

5.1 類推法

そもそも気象学において、「類似検索」に似たアイデアが注目された歴史は古い。気象学においてカオスの発見者として有名な Lorenz も類似パターンの存在に着目し、類推法 (Method of Analogues) [21] に関する研究をおこなった。彼は 2 つの気象パターンの類似度 (誤差) が時間とともに変化する様子に着目し、そのための研究対象として「高層大気気圧 (高度) 分布」という気象パターンを選んだ。その結果、誤差が 2 倍に膨らむ時間は 2.5 日から 8 日であり、この数値が

おおよそ大気予測可能性に対応すること、また本当に類似したパターンを過去のデータから見つけ出すのは困難なことを指摘した。このような予測限界が生じる本質的な理由は大気力学系の非線形性にあり、これこそ Lorenz が発見したカオスである。大気現象は基本的には流体力学の Navier-Stokes 方程式から派生した方程式系でほぼ記述できると考えられるものの、観測密度と計算資源の問題から予測誤差が避けられず、数値計算にも限界が生じる。確かに類似パターンを見出すのは困難ではあるが、この数値計算の限界に類推法が登場する余地があると考えられる。

そこで類似パターンの検索による台風予測の可能性について論じるため、先述の固有空間内で画像間類似度が時間とともに発展する様子を検証した。まず固定した検索キーと台風画像コレクションの任意の画像との類似度を計算する。次に各台風系列ごとに検索キーと最も類似した画像を探し、これを時刻 0 とする。その後方法 1 では、この固定した検索キーと台風画像との類似度の時間変化を追跡する一方、方法 2 では検索キーも時間とともに検索台風系列内で移動させることで、系列間の類似度の時間変化を追跡する。

図 7 では図 6 の検索キーを用いて上記の実験をおこなった。まず (a) では、画像間距離が急速に拡大する、つまり画像間の類似性は急速に小さくなるのがわかる。また (b) の拡大図では、たとえ同一台風系列であっても 6 時間前後が経過すれば、他の台風系列よりも距離が大きくなることが示されている。これらの結果から、固有空間内で台風時系列は軌跡の上をかなり高速に移動すると推定できる。次に (c) では、系列間の距離が増大する速度が Lyapunov 指数に対応する [22]。目分量では誤差が 2 倍に拡大する時間は平均して 50 時間 (2 日) 程度であり、これは Lorenz が見積もった時間の下限に近い。また誤差の拡大は未来への方向が過去への方向よりも大きい、これは台風が終末期においてより多様な形態をとることが原因と考えられる。

5.2 予兆発見への道

以上の結果からは、過去の事例に基づく台風予測は平均的には 1 ~ 2 日程度が限界であると推測できるが、この数値は現在の数値予報技術に比べても特に注目すべき数字ではなく、したがって類似画像検索に基づく台風予測が特別に有望であるとの結論を出すことはできない。しかし全体論的解析以外の手法を組み合わせれば有効性は向上するだろう。

またさらに将来的な課題として台風に関する予兆発見がある。例えば台風の発生 (cyclogenesis) [23] に関しては、台風が発生するための条件として海水の表面温度が 28 度以上などの必要条件が知られているが、十分条件が未知であるため特定の雲クラスターが台風に発達するかを予測することは難しい。このような場

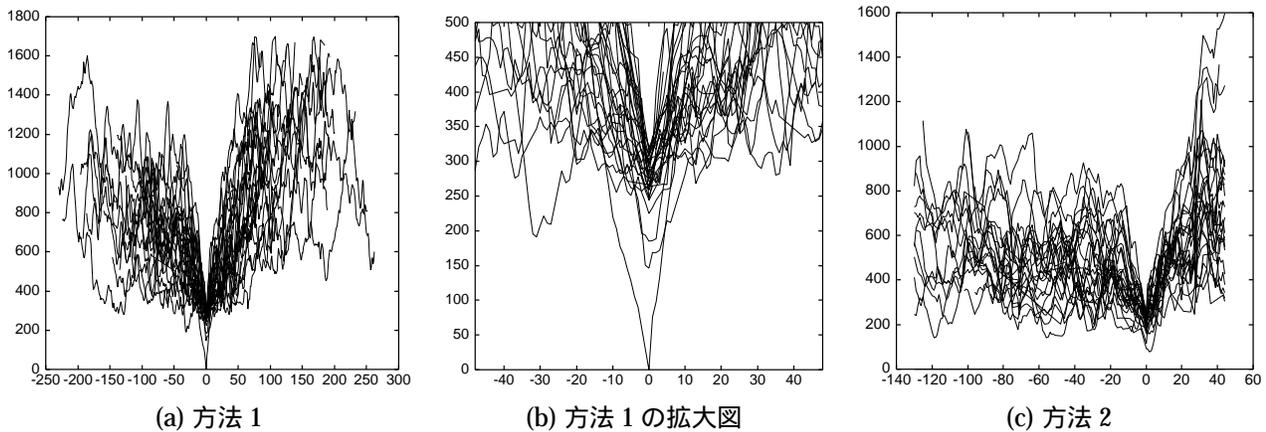


図 7: 類似画像検索に基づく予測可能性。

合に雲クラスタ群から台風への予兆を発見できるだろうか。あるいは台風の発達に関しても、台風の急発達 (rapid deepening) は通常の方法では正確な予測が難しい。このような困難な場合での予兆発見という課題は今後の重要な展開であると考えている。

6 おわりに

本論文では Holistic Analysis を用いた台風雲パターンの解析について述べた。主成分分析などの手法を用いた解析手法により、台風雲パターンの特徴を縮約した固有台風を計算し、固有台風の多重解像度解析や固有空間を用いた類似画像検索などの結果を示した。さらに類似画像検索の結果に基づき、過去の事例を用いた台風予測の可能性について、カオスの考え方に基づき論じた。今後の課題として最も重要なのは、時間の要素の導入である。本論文では台風画像としてほとんど時間の要素が考慮されておらず、そのために台風解析に重要な情報が欠落していると考えられる。著者らは楕円の当てはめによる台風時系列画像の時間解析をおこなったが [12]、全体論的解析との組み合わせ、あるいは総合化の方法を確立することが重要である。

参考文献

- [1] 山岬正紀. 台風. 東京堂出版, 1982.
- [2] Sidney, V.D.B. *Galaxy Morphology and Classification*. Cambridge University Press, 1998.
- [3] Dvorak, V.F. Tropical Cyclone Intensity Analysis and Forecasting from Satellite Imagery. *Month. Weath. Rev.*, Vol. 103, pp. 420-430, 1975.
- [4] Dvorak, V.F. Tropical Cyclone Intensity Analysis Using Satellite Data. *NOAA Technical Report NESDIS*, Vol. 11, pp. 1-47, 1984.
- [5] 鈴木和史, 元木敬博 (編). 台風 - 解析と予報 -, Vol. 197, 気象研究ノート. 日本気象学会, 2000.
- [6] Palaniappan, K., Kambhamettu, C., Hasler, A.F., and Goldgof, D.B. Structure and Semi-fluid Motion Analysis of Stereoscopic Satellite Images for Cloud Tracking. In *Proc. of ICCV*, pp. 659-665. IEEE, 1995.
- [7] Zhou, L., Kambhamettu, C., and Goldgof, D.B. Extracting Nonrigid Motion and 3D Structure of Hurricanes from Satellite Image Sequences without Correspondences. In *Proc. of IEEE Conf. CVPR*. IEEE, 1999.
- [8] Zhou, L., Kambhamettu, C., and Goldgof, D.B. Fluid Structure and Motion Analysis from Multi-spectrum 2D Cloud Image Sequences. In *Proc. of IEEE Conf. CVPR*. IEEE, 2000.
- [9] Lee, R.S.T. and Liu, J.N.K. An Automatic Satellite Interpretation of Tropical Cyclone Patterns Using Elastic Graph Dynamic Link Model. *Patt. Recog. Art. Intell.*, Vol. 13, No. 8, pp. 1251-1270, 1999.
- [10] Zhou, Z., Chen, S., and Chen, Z. Mining Typhoon Knowledge with Neural Networks. In *Proc. 11th Int. Conf. on Tools with Artificial Intelligence*, pp. 325-326. IEEE, 1999.
- [11] Hiraoka, T., Maeda, H., and Ikoma, N. Two-stage Prediction of Typhoon Position by Fuzzy Modeling. In *Proc. of Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 581-585. IEEE, 1999.
- [12] 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.
- [13] 北本朝展. 「デジタル台風」 - 人工知能的アプローチに基づく台風解析. 情処研報, Vol. CVIM123-8, pp. 59-66, 2000.
- [14] Kitamoto, A. The Development of Typhoon Image Database with Content-Based Search. In *Proc. 1st Int. Symp. Adv. Informatics*, pp. 163-170, 2000.
- [15] Turk, M. and Pentland, A. Eigenfaces for Recognition. *J. of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [16] Belhumeur, P.N., Hespanha, J.P., and Kriegman, D.J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, 1997.
- [17] Donato, G., Bartlett, M.S., Hager, J.C., Ekman, P., and Sejnowski, T.J. Classifying Facial Actions. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, Vol. 21, No. 10, pp. 974-989, 1999.
- [18] Murase, H. and Nayar, S.K. Visual Learning and Recognition of 3-D Objects from Appearance. *Int. J. Computer Vision*, Vol. 14, pp. 5-24, 1995.
- [19] Anderson, E., Bai, Z., Bischof, C., Blackford, S., Demmel, J., Dongarra, J., Cruz, J. Du, Greenbaum, A., Hammarling, S., McKenney, A., and Sorensen, D. *LAPACK Users' Guide*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, third edition, 1999.
- [20] Starck, J.L., Murtagh, F., and Bijaoui, A. *Image Processing and Data Analysis: The Multiscale Approach*. Cambridge University Press, 1998.
- [21] Lorenz, E.N. Atmospheric Predictability as Revealed by Naturally Occurring Analogues. *J. Atmos. Sci.*, Vol. 26, pp. 636-646, 1969.
- [22] 合原一幸, 池口徹, 山田泰司, 小室元政. カオス時系列解析の基礎と応用. 産業図書, 2000.
- [23] Zehr, R.M. Tropical Cyclogenesis in the Western North Pacific. *NOAA Technical Report NESDIS*, Vol. 61, pp. 1-181, 1992.