

「デジタル台風」 — 人工知能的アプローチに基づく台風解析

北本 朝展

国立情報学研究所 実証研究センター

〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

03-4212-2578

kitamoto@nii.ac.jp

あらまし 台風は日本に大きな影響を与える顕著な気象現象であり、その的確な解析と迅速な予報には大きな意義がある。これらのテーマは、これまで主に気象学の分野で研究が進められてきたが、特に前者については台風雲パターンの時系列的解析という課題を解決する必要があるため、必ずしも気象学のテクニックだけでは解決できない問題であると考えられる。そこで本論文は、大量の台風画像を収集した台風画像コレクションを作成し、パターン認識やコンピュータビジョンで開発された方法論を台風解析という問題に適用し、新しい台風解析法を見出すためのテストベッドとして活用する。最後にグラフ構造を活用した台風類似雲パターンの検索について簡単に述べる。

キーワード 台風・画像コレクション・時系列解析・地理情報システム・類似画像検索・気象データ

“Digital Typhoon”

Typhoon Analysis based on Artificial Intelligence Approach

ASANOBU KITAMOTO

RESEARCH CENTER FOR TESTBEDS AND PROTOTYPING

NATIONAL INSTITUTE OF INFORMATICS

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

+81-3-4212-2578

Abstract Typhoon is a severe meteorological phenomenon that heavily affects many regions in Japan. Hence the accurate analysis and prompt prediction of typhoon is an important problem to solve. However, the analysis of typhoon involves the problem of time-series analysis of typhoon cloud patterns, which challenge, the author conjectures, cannot be solved solely using tools developed in the meteorology community. In this paper, therefore, the author builds up the collection of typhoon images, and use it as a testbed for applying various techniques developed in the pattern recognition and computer vision community, and developing a new type of method for typhoon analysis. The author also refers to the result of similarity-based typhoon cloud pattern retrieval using the graph structure.

keywords Typhoon, Image Collection, Time Series Analysis, Geographic Information Systems, Similarity-based Image Retrieval, Meteorological Data

1 はじめに

台風は日本に大きな影響を与える顕著な気象現象であり、その的確な解析と迅速な予報には大きな意義がある。これらのテーマは、これまで主に気象学分野で研究が進められてきたが、特に前者については台風雲パターンの時系列的解析という課題を解決する必要があるため、必ずしも気象学のテクニックだけでは解決できない問題であると考えられる。そこで本論文は、大量の台風画像を収集した台風画像コレクションを作成し、パターン認識やコンピュータビジョンで開発された方法論を台風解析という問題に適用し、新しい台風解析法を見出すためのテストベッドとして活用する。最後にグラフ構造を活用した台風類似雲パターンの検索について簡単に述べる。

2 デジタル台風

我々が生きる地球というリアルな世界で日々生まれる膨大な量の情報は、空間的および時間的に関連づけられて始めてその意味が見えてくるものも多い。ゆえにコンピュータ内に構築されるバーチャルな世界においても、このように各種の情報が地理的空間的に関連づけられていることが望ましい。このような情報空間を構築するには、多種多様なデータを共通のプラットフォーム上で空間的・時間的に統合する技術、生のデータを処理して2次的な情報を抽出する技術、検索データをわかりやすく可視化する技術、各種データをユーザにネットワーク経由で効率的に配信する技術など、多様な技術が必要となる。このような高度な地理的情報空間の研究が、「デジタルアース構想」というプロジェクトとして進められている。

本研究では、台風という気象現象をコンピュータの上に載せ、コンピュータ上での台風の解析や台風情報の検索、台風情報の可視化などに関する研究を進める。本研究でも台風を地理的観点から捉えることで、台風に関連するさまざまなデータを4次元時空間上でシームレスに統合し、それをテストベッドとして台風情報を表現し検索し提示するための技術を研究する方針である。このように台風に関するデータを統合し、また大量のデータを土台にすることで、知識発見手法の適用から新たな台風の理解が得られる可能性がある。また同時に、ユーザがデジタル台風空間を自由に歩き回り、情報を入手し、意志決定に必要な情報を入手できるようにすることで、台風シーズンの天気予報で断片的に与えられ

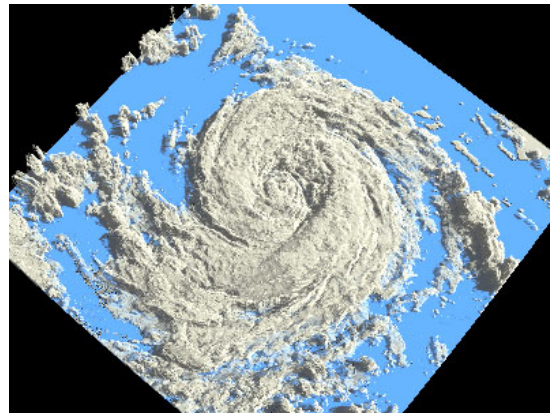


図 1: 台風の 3 次元可視化の例。これに対応する台風画像は図 2 である。

るだけの台風情報に対して、台風を主体的に理解できるような空間が提供できる可能性もある。

例えば台風情報をユーザにとって有用な形で提示するには、例えば図 1 に示すように台風画像を 3 次元的に可視化する方法がある [1]。このように台風を立体的に眺めることによって大気運動の姿をよりダイナミックに把握できるだろう。またこの上にアメダスデータなどをオーバーレイすることによって、台風の立体構造と降雨との関係が明らかになり、さらにこれらの情報と地理情報システムとを組み合わせることによって、台風の立体構造と災害との関係が明らかになる。このようなシステムは気象教育 [2] の面でも有用であると考えられる。ただしこのような情報空間を実現するためには、多種多様な情報を「デジタル台風」空間内でシームレスに統合し検索できるようにしておく必要がある。

そこで本論文ではその第一段階として、第 4 節では、台風衛星画像を大量に収集し統一的に処理した画像データベースである台風画像コレクションについて説明する。また第 5 節では台風雲パターンの特徴を述べ、次に第 6 節では本論文で用いる台風解析法や台風雲パターンの類似検索結果について述べる。

3 台風の解析と台風の予報

3.1 2 つの大きな課題

気象学では一般に 1) 観測、2) 解析、3) 予報、の 3 点が問題とされている。その事情は台風に関しても全く同じであり、特に文献 [3] のタイトルにもある通り台風の予報と台風の解析は大きな課題である。また両者は、台風数値予報の初期条件を設定するた

表 1: 台風画像コレクションのデータセットの比較。

データセット	メディアタイプ	水平解像度	時間解像度	特徴
気象衛星画像	濃淡 / 時系列	4km (直下点)	1 時間	赤外マルチベクトル画像
ベストトラック	数値 / テキスト	10km	3 ~ 6 時間	緯度経度、気圧、風速
アメダス	数値	17km (平均)	1 時間	日本国内陸上のみ
デジタル標高モデル	2 次元配列	1km (30 秒)	—	世界各地の陸の標高

めには台風の解析結果が必須であるという意味において、お互いに密接に関わっている。ところが両者の方法論を対比してみると、以下のように明確に異なることに気づく。

- 台風予報 — 気象力学の運動方程式系に基づく演繹的モデル
- 台風解析 — 雲パターンに対する解釈と過去の観測記録との対応関係に基づく帰納的モデル

ゆえに鍵となる技術に関しても、前者が数値モデルの構成法であるのに対し、後者はパターン認識や分類ルール抽出法である。つまり両者は同じ対象を扱うものの、その方法論は大きく異なっている。

3.2 ドボラック法

さて台風解析に関して、現在のところ世界中で幅広く用いられている台風解析法は、ドボラック法およびその改良手法である。これはアメリカ大気海洋局 (NOAA) のハリケーン研究者 V.F. Dvorak により開発された手法であり [4, 5]、衛星画像の雲パターンから熱帯低気圧の強度が推定できる。典型的な雲パターンとそれに対する過去の経験則とが分類木の要領でまとめられているため、台風の雲パターンを正しく解析できれば、あとはかなり機械的に台風の強さや大きさがわかるという仕組みである。

しかし熟練者による雲パターンの認識が基本となっていることから、主観的な判断が入り込むのは避けられない。そこでドボラック法に客観性を持たせるための手法がいろいろ研究されているが、目だった成果は上がっていないようである [3]。

これまでこれらのテーマは、主に気象学の分野で研究が進められてきた。しかし著者は、台風雲パターンの時系列解析やパターン認識といったこれらの課題は必ずしも気象学のテクニックだけでは解決できず、むしろこの種の問題に対してある程度の経験を有する人工知能的発想¹が何らかの貢献を果たせるのではないかと考えた。

¹ここで「人工知能」という言葉は、人によって意味内容が異

ドボラック法の枠組は、基本的には過去の類似事例に基づき現在の台風を解析するというものである。したがって事例ベースの NN (nearest neighbor) 法や、類似画像検索法などの適用が考えられる。さらにデータマイニング手法などの知識発見的手法の適用も興味深いと考える。そこでこのような動機に基づき、パターン認識やコンピュータビジョン的アプローチを台風解析という問題に適用し、気象学に基づくアプローチとは異なる観点からこの問題を追究していきたい。

4 台風画像コレクションの構築

4.1 台風画像コレクションの役割

このように台風解析という課題に人工知能的アプローチを適用するためのテストベッドの役割を果たすのが、本研究で構築する台風画像コレクションである。この「コレクション」では、単に数多くの台風画像を収集する以上に、テストベッドとして有用な特徴を持たせている。まず異なる画像の比較が容易におこなえるよう、画像の品質を統一的に管理し、地図投影法にも望ましい性質を持たせる必要がある。さらに中心気圧や風速などの付加情報を台風画像と関連づけておく。すると例えば、台風画像の中心気圧推定という問題に対し、各種手法の推定精度を比較することが可能となる。以下この節では、このように台風画像コレクションを構築するにあたって検討した事項を中心に記述する。

4.2 台風画像コレクションのデータセット

気象衛星画像 現在でも熱帯低気圧監視の最大の武器は気象衛星画像であるため [3]、台風画像コレクションの中心的なデータは気象衛星画像である。台風の動きを継続的に追跡するためには、地球を周回する衛星よりは常に半球を撮影できる静止衛星の
なるかもしれないが、著者自身はかなり幅広い研究領域を指す言葉として用いている。

利用が適当である。そこで本研究では、気象衛星ひまわり 5 号 (Geostationary Meteorological Satellite : GMS-5) の画像から台風衛星画像を作成する。GMS-5 の観測チャンネルは可視が 1 チャンネル、および赤外が 3 チャンネル (IR1, IR2, WV) であるが、可視についてはとりあえず対象から外し、昼夜を問わず観測可能な赤外チャンネルからのみ台風画像を作成する。

本研究で対象とするのは 1995 年から 1999 年までに発生した台風 113 個²であり、台風が存在した期間中の衛星原画像約 13,700 枚から、台風画像約 20,200 枚を生成した³。衛星原画像数よりも台風画像数の方が多いのは、1 枚の衛星原画像に複数の台風が含まれる場合のためである。ただしこの数の中には、気象庁が定義するいわゆる「台風」に加え、後述のベストトラックに含まれる台風前後のデータ、すなわち台風に発達する前の「熱帯低気圧」や、台風が変質した「温帯低気圧」に対応する画像も含まれている。

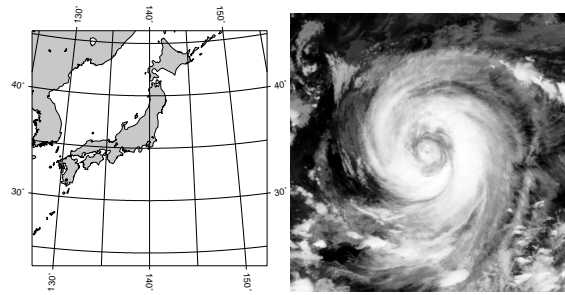
ベストトラック 「ベストトラック」とは、台風経路データの最終解析結果のことである。気象庁は 1951 年以降に発生したすべての台風に関して、ある一定の時間間隔ごとの台風の中心位置や中心気圧・最大風速などに関するベストトラックを決定している。ベストトラックは、台風の発生から消滅までのライフサイクルを全体的に見直すだけでなく、後から入手した他のデータも考慮して総合的に判断、決定される。したがって決定されたベストトラックは専門家による十分な検討を経ており、台風の中心位置、大きさ、強さに関する「正解データ」あるいは近似的な「グランドトゥース」とみなすことができよう。

アメダス アメダス AMeDAS (Automated Meteorological Data Acquisition System) は日本全国に設置された自動気象観測装置による気象観測システムのことを指し、天気予報でおなじみのデータセットである。このデータは日本国内の降水量と台風との関係を把握する目的などに有用である。

ベストトラックおよびアメダスは、いずれもテキスト / 数値タイプの時系列データであるため、既存の関係データベースを用いて効率的に管理できる。本研究では PostgreSQL を利用している。

²同期間の台風発生数は 115 個であるが、そのうち 9501 号と 9502 号はデータが入手できていない。

³赤外 3 チャンネル分をそれぞれ区別すれば約 60,600 枚である。



ランベルト天頂等積図法 台風 9713 号の台風画像

図 2: 本論文で用いる地図投影法および台風画像の一例。両者は同じ投影法および同じスケールである。

4.3 台風画像の作成

台風中心の位置合わせ 台風雲システム全体の動きと台風雲パターン固有の動きとを分離して表現するには、台風中心が時系列画像において不動点となる必要がある。そこで台風画像コレクションでは、台風中心と画像中心とが常に一致するように、台風画像を原画像から切り取る方式を用いる。これはテレビの天気予報番組のように地球に対する固定的な座標から台風を眺めるオイラー的表現ではなく、台風中心と共に動く座標系から台風を眺めるラグランジュ的表現を用いることを意味する。そのためには台風中心位置を画像上で決定する必要があるが、台風中心位置の決定は専門家でも判断に困るケースがあることを考え、ベストトラックから各時刻の台風中心位置を決定する。ただし幾何補正には衛星の軌道パラメータのみを利用しているため、台風中心と画像中心とは厳密には RMSE で 1 ~ 2 画素程度の誤差が生じている可能性がある。

地図投影法 画像コレクションとしての一貫性を保つために、地図投影法の選択では等積や等角などのうちどの性質を優先すべきかを考える必要がある。本論文では台風の地理的な移動に関わらず台風の見かけの大きさが変化しないような地図投影法、すなわち等積図法の一つとして、ランベルト天頂等積図法 (Lambert Azimuthal Equal-Area Projection) を用いる。ここで新極が台風中心と一致するように球面座標の変換をおこなう。この投影法は歪みが投影画像中心からの半径にしたがって増加するという性質を持つため、台風のような円形に近い物体では比較的歪みの影響が小さくなることも利点の一つである。

画像サイズ 投影画像の大きさは、画素数が 512 × 512、また対応する地表面の大きさが直径約 2500km

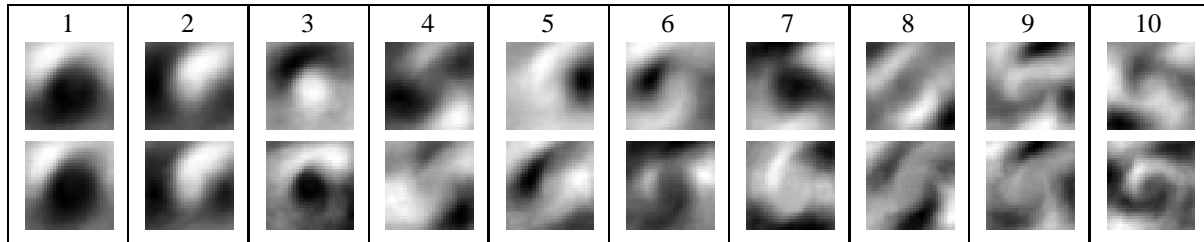


図 3: 固有値が大きい順に 10 個の固有ベクトル (eigen typhoon) を表示した。上段は気象庁の定義による台風 (階級 3 ~ 5) 約 11000 枚、下段は風速 33m/s 以上の強い台風のみ (階級 5) 約 4200 枚が対象である。

である。これは図 2 のようになかなか大きな台風がちょうど収まる程度の大きさである。また衛星直下点では投影画像 1 画素あたりの空間解像度が 5km と、ほぼ衛星原画像の空間解像度と一致する。

4.4 衛星画像の雲分類

本研究では衛星画像中の雲画素に興味があるため、GMS-5 の赤外画像 3 チャンネル分のデータを組み合わせて雲画素の抽出 / 分類処理をおこなう。その概要を以下に説明する。まず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。次に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。そして雲以外の画素から海面/地上温度をロバスト推定し、さらに標準大気の仮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。以上のアルゴリズムは、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 [6]。また分類クラスは、積雲 (Cb)、雄大積雲 (Cg)、中層雲 (Cm)、積雲 (Cu)、厚い雲域 (Dense)、巻雲 (Ci)、霧 (Fog)、巻雲のミクセル (Mixel)、海面 (Sea)、地表 (Land) などのクラスを設けている。こうして雲に分類された画素を対象にして、次節では台風雲パターンの解析に取り組むことになる。

5 台風雲パターンの解析

5.1 台風雲パターンの特徴

台風雲パターンの最大の特徴は「眼の壁雲」と「らせん状のレインバンド」である [7]。台風は中心付近に暖かい空気の核をもち、眼の壁雲付近では強い上昇気流が発生している。その中心に向かって下層では摩擦収束による吹き込みがある一方、上昇した気流は上層では巻雲の吹き出しとなっている。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

沿って吹く傾度風は反時計回りに回転する。このような台風の物理的な性質から、台風の中心雲領域は、円形または楕円形の雲パターンとなることが多い。

それに対して台風のらせん状のレインバンドは、多くの対流雲が帯状に組織化されたものである。これがなぜらせん状になるのかはよくわかっていないが、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、一般的に等角らせん $r = a^{\theta}$ が用いられる。

5.2 Eigen Typhoon

以上の気象学的事実から、台風の雲パターンを構成する要素として、「楕円」および「らせん」が基本的な構成要素であると考えられる。そこでまず台風雲パターンの雲分布がどのような特徴を持つかを分析するために、顔画像処理でおなじみの固有顔 [8] ならぬ固有台風 (Eigen Typhoon) を作成する。

固有台風とは、台風画像の画素ベクトルに対して主成分分析をおこない、得られる固有ベクトルを画像としてみたものである。本論文ではまず単純に、画像の濃度値そのものをベクトルの成分とし、相関行列から得られる固有台風を、固有値が大きい順に 10 個の固有ベクトルまでを表示した。上段は気象庁の台風の定義に当てはまる台風画像 (階級 3 ~ 5) 約 11000 枚、一方下段は台風の中でも風速 33m/s 以上の特に強い台風画像 (階級 5) 約 4200 枚を対象とした。オリジナルの台風画像を平均化して 32×32 の縮小画像を作成し、これを 1024 次元の固有ベクトルとした。その結果を図 3 に示す。上段の分析は以下の通りである。

1. 台風の北西方向は平均的に雲が少ないことから、第 1 主成分は北西方向の乾いた空気と台風中心の湿った空気との対比を表している。
2. 第 2 主成分は台風の最も代表的な雲パターン、すなわち中心部に楕円形のコア部分があり、そ

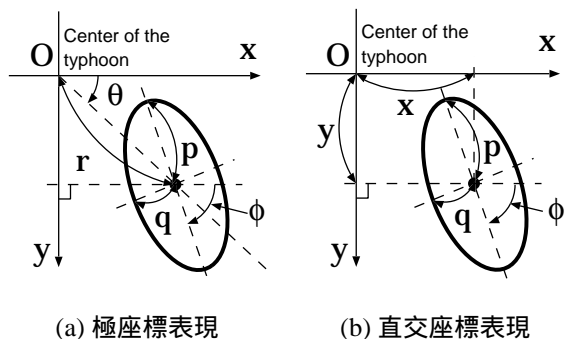


図 4: 楕円要素のパラメータ表現。

こから吹き出した雲が北東方向へと流れていくパターンに対応している。

- 第 4、第 6、第 9、第 10 主成分は曲率をもつ雲パターンを表現しているようである。これらはらせんの特徴に合致している。

それに対して下段の分析は以下ようになる。

- 下段は特に強い台風を選んだが、サンプル数が上段の場合の半分弱程度もあるため、第 1、第 2 主成分は共通の要素となっている。
- 特に第 6 主成分以降に、曲率をもった雲パターンが、上段よりも強く現われている。これが強い台風の特徴と言えるだろう。

これらの結果は気象学的観点から分析されるべきだが、本論文ではこの話題は扱わず、次に台風類似雲パターンの検索について説明する。

6 台風類似雲パターンの検索

6.1 概要

第 3 節で述べたように、ドボラック法は類似雲パターンに基づき現在の状態を推定するという枠組であるため、類似画像の検索機能は台風解析に威力を発揮すると期待できる。類似画像検索機能は先述の eigen typhoon 法でも実現できようが、本論文では雲クラスタの空間的な配置と雲クラスタの形状特徴とを統一的に記述できる、グラフ構造を用いた雲パターンの類似検索を実現する。

台風雲パターンを時空間上で適切に表現するために、本論文ではまず最初に時間を固定した場合の画像空間上での形状解析法について述べる。次にその形状解析法のパラメータを時間軸上で滑らかに変化させるための方法について述べる。

6.2 変形楕円を用いた形状分解法

6.2.1 アルゴリズム

本論文では台風の雲パターンが円形とらせん形を基本とするパターンであるとの仮説に基づき、特に前者の円形領域の表現に適した「変形楕円を用いた形状分解法」を提案する。ここで形状分解 (shape decomposition) とは、物体の形状を複数のより基本的な部分に分解し、物体を「部分」の集合として表現する方法である。特に本論文では、楕円を基本構成要素として、台風雲パターンを楕円の集合として表現する方法を提案する。

- 分類対象画像の画素すべてに、分類クラスに対応したスコアを割り当てる。ここで関心のある分類クラスは正のスコア、関心のない分類クラスは負のスコアとする。
- スコアが正の画素の分布状況から楕円要素の初期パラメータを設定する。
- 楕円内部に含まれる画素のスコアの和をエネルギーとし、このエネルギーが最大となるように楕円パラメータを最適化する。
- 最適化された楕円要素のエネルギーがしきい値よりも大きければ、形状分解要素として採用する。
- エネルギーがしきい値より小さい楕円要素を複数回発見した後に終了する。
- 形状分解要素の内部に含まれる画素のスコアを負の重複ペナルティに置換し、2 に戻る。

6.2.2 楕円要素のパラメータ最適化

本論文ではエネルギー関数を、楕円要素の内部に含まれる画素のスコアの総和、と定義する。そしてエネルギー関数を最大とするパラメータを最適解としこれを形状分解要素とする。このような方法はエネルギー最小化に基づく変形モデルに基づくものであり [9, 10, 11]、エネルギー関数の定義が形状分解結果を間接的に制御する点が特徴である。

ここで楕円要素のパラメータ表現について述べる。先述のようにラグランジュ的表現を用いる場合、画像中心を原点とするのが自然な座標系である。また図 4 の極座標 (r, θ) および直交座標 (x, y) を比較すると、中心の周囲を円運動する雲の表現には (a) の極座標表現が基本的には自然である。ゆえに本論文では、以下のような表現を用いる。

$$f(x) = f(r, \theta, \phi, p, a) \quad (1)$$

$$f(w) = f(x, y, \phi, p, a) \quad (2)$$

ここで $a = q/p$ は縦横比である。また式 (1) だけではなく式 (2) の表現も併用するのは、 $r \sim 0$ の場合、式 (1) の表現ではパラメータの推定誤差が大きくなってしまったためである。そのような場合のみ式 (2) を用いる。するとここでの問題は、5 個のパラメータの最適化、つまり 5 次元の最適化問題に帰着する。その最適化には Powell 法を用いる [12]。計算時間は分解する楕円の個数などにより画像ごとに異なるが、平均的には約 0.3 秒である (Pentium III 733MHz)。

6.3 時系列解析

6.3.1 確率的なモデル

各時刻の画像に対する形状解析法は、以上に説明したようにエネルギー関数の最大化問題として定式化できる。しかしこの方法は各時刻の間に存在する相関を全く考慮していないため、このままでは時間方向への連続性が失われてしまう。ゆえに式 (2) のパラメータは、時間変化を考慮したものに換える必要がある。そのモデルは、台風雲パターンのゆらぎを考慮し、雲のような柔軟物体も扱える確率的なモデルが適していると考えられる。そこで本論文では、時系列モデリングの手法である AR モデルまたは ARIMA モデル [13] を用いて楕円構成要素の時間変化を予測し、カルマンフィルタのスムージングアルゴリズム [14] によって、楕円パラメータが時間方向に滑らかに変化するように計算することを考えた。

6.3.2 ARIMA モデルによる楕円パラメータ時系列の解析

式 (2) のように楕円構成要素は 5 個のパラメータで表現できるが、このパラメータの時系列をモデル化するために、本論文では ARIMA(1, 1, 0) モデルを用いる。ARIMA (autoregressive integrated moving average) モデルとは、データの差分が ARMA (autoregressive moving average) モデルという、定常時系列を表す非常に一般的なモデルで表せると仮定する。本論文では楕円パラメータを 5 次元の多変量時系列としてではなく、1 次元の時系列 5 本として個別にモデリングした。

1. まずパラメータ時系列を得るため、時刻 0、すなわち台風が発生した時点から形状分解を開始する。そしてある時刻 t で得られた楕円構成要素の最適パラメータを、そのまま時刻 $t+1$ のパラメータ初期値に引き継ぐ。このパラメータ

は時刻 $t+1$ の画像の画素分布に応じて最適化され、その最適値が時刻 $t+2$ のパラメータ初期値に引き継がれる。

2. 時刻 t での最適化で楕円のエネルギーがしきい値よりも小さくなれば、その楕円構成要素に対応する雲クラスタは時刻 t で消滅したとみなす。こうして発生から消滅までの楕円パラメータ時系列が得られる。
3. ある期間以上追跡できた楕円構成要素に対して、ARIMA モデルのパラメータ推定をおこなう。本論文のモデルは ARIMA (1,1,0) であるので、差分時系列に対して Durbin-Levinson アルゴリズムを用い AR モデルの係数を推定する。

6.3.3 カルマンフィルタによるスムージング

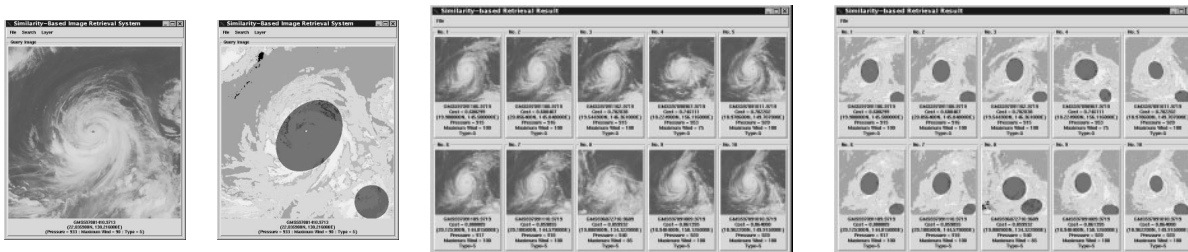
さらに上で得られた AR モデルの係数を用いて、パラメータ時系列をスムージングする。これは楕円パラメータの最適化が極大値につかまることがあり、楕円パラメータの推定誤差が存在することに対する処置である。楕円パラメータの不規則な変動をある程度平滑化してその値を初期値とする方が、ある時刻の前後の雲の動きも加味したより確からしい初期値になると考えるからである。スムージングには Fraser の固定区間スムーザを用い、ARIMA モデルのパラメータ、および分散の推定値から、楕円パラメータの滑らかな時系列を得る。

この平滑化された時系列を用いて、再度時刻 0 から形状分解を繰り返す。前回の初期値とは異なる点から探索を開始するため、極大値に捕らわれた場合にもより自然な当てはめが実現する。こうして再度全時刻について楕円パラメータを推定しなおしたものを最終的な形状分解結果とする。

このような最適化を複数回繰り返しながら精度を高める方法や、ARIMA モデルの次数をさらに大きくすることも可能である。また台風の大きさは日変化を示すことをすでに確認しており [15]、そのような「季節変動型」のモデルの構築も興味深い。これらは今後の研究課題とする。

6.4 グラフ構造を用いた類似台風雲パターンの検索

グラフ構造は空間的な配置を記述するのに適したデータ構造である。本論文で用いるグラフ構造は属性付きのグラフ構造であり、ノード、エッジそれぞれに属性を持たせることで、空間的な配置および特



問い合わせ画像

類似画像検索結果 (赤外画像)

類似画像検索結果 (形状分解画像)

図 5: 類似画像検索の例。問い合わせ画像は中心気圧 933hPa、最大風速 90kt であるのに対し、検索画像は中心気圧 915hPa ~ 953hPa、最大風速は 75kt ~ 100kt となっている。

微ベクトル間の距離などを統合した類似度の計算が可能である [16]。特徴ベクトルとして用いる属性値には楕円要素の面積の他に、雲頂高度の平均値や、サイズの変化傾向などを保持しており、それらに対する重みづけを変えることによって、目的に応じた検索も可能である。

本論文では、ある台風画像を検索画像として提示した場合に、それに類似した画像を検索するシステムを想定する。ここで最終的な検索目的は、「類似雲パターンの検索を通して、台風パラメータを正しく推定したい」ということである。したがって、台風の強さや大きさに関するパラメータを類似度に「使わずに」、検索結果に台風パラメータの類似した台風画像が検索できれば、その検索は成功であると判定できるだろう。図 5 は成功した場合の検索例であり、非常に強い台風を検索キーとしたところ、類似雲パターンとして検索されたのはすべて強い台風であった。ただしこの例が成功したのは、いずれの画像にも眼が検出されていたことが原因のようである。

7 おわりに

本論文は顕著な気象現象である台風を対象とし、台風解析という問題に人工知能的発想でアプローチする考えを述べた。そのためのテストベッドとして、20,000 枚以上の台風画像からなる画像コレクションを作成した。またこの画像コレクションに対して初歩的な台風解析を行い、さらには類似画像検索法の適用についても述べた。以上の方法はまだ完成にはほど遠く、今後は気象学の分野の研究者とも共同しながら、実用的な手法の確立に取り組んでいきたい。

謝辞 本論文で用いたひまわり衛星画像は、東京大学生産技術研究所の喜連川研究室で受信している画像です。衛星画像の蓄積および配布にご尽力下さる、喜連川教授および同研究室根本助手に感謝いたします。

参考文献

- [1] 北本朝展, 高木幹雄. ポリウムレンダリングを用いた気象衛星画像の 3 次元可視化. In 1996 年テレビ学会大会, pp. 114–115, 1996.
- [2] 名越利幸, 木村龍治. 気象の教え方学び方. 気象の教室 6. 東京大学出版会, 1994.
- [3] 鈴木和史, 元木敏博 (編). 台風 – 解析と予報 –, Vol. 197, 気象研究ノート. 日本気象学会, 2000.
- [4] Dvorak, V.F. Tropical Cyclone Intensity Analysis and Forecasting from Satellite Imagery. *Month. Weath. Rev.*, Vol. 103, pp. 420–430, 1975.
- [5] Dvorak, V.F. Tropical Cyclone Intensity Analysis Using Satellite Data. Technical report, NOAA, 1984.
- [6] Kitamoto, A. The Development of Typhoon Image Database with Content-Based Search. In *Proc. 1st Int. Symp. Adv. Informatics*, pp. 163–170, 2000.
- [7] 山岬正紀. 台風. 東京堂出版, 1982.
- [8] 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.
- [9] Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D. Snakes: Active Contour Models. In *Proc. of 1st ICCV*, pp. 259–268, 1987.
- [10] Blake, A. and Isard, M. *Active Contours*. Springer, 1998.
- [11] Singh, A., Goldgof, D., and Terzopoulos, D. Deformable Models in Medical Image Analysis. IEEE Press, 1998.
- [12] Press, W.H., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T., and Flannery, B.P. *Numerical Recipes in C*. Cambridge University Press, second edition, 1992.
- [13] Brockwell, P.J. and Davis, R.A. 入門 時系列解析と予測. CAP 出版, 2000.
- [14] 片山徹. 新版 応用カルマンフィルタ. 朝倉書店, 2000.
- [15] 北本朝展. 台風雲パターンの衛星時系列画像を対象とした楕円形状分解手法. In 2000 年秋信学全大, 2000. (発表予定).
- [16] 北本朝展, 高木幹雄. 類似画像検索への応用を目的とした階層化属性付きグラフマッチングの高速化. 画像の認識・理解シンポジウム, Vol. II, pp. 331–336, 1996.