

時系列画像に含まれるオブジェクト特徴の変遷要約とその可視化

松永 知也[†] 森 啓太[†] 本田 理恵[‡]

[†] 高知大学大学院総合人間自然科学研究科 〒780-8520 高知県高知市曙町 2-5-1

[‡] 高知大学理学部情報科学教室 〒780-8520 高知県高知市曙町 2-5-1

E-mail: [†] {matsunag, keitmori}@is.kochi-.ac.jp [‡] honda@is.kochi-u.ac.jp

あらまし 本研究では大量の時系列画像から未知の知識を発見するためのデータマイニング手法の一つとして画像中に含まれるオブジェクトに着目して、抽出されたオブジェクト情報の要約・可視化を検討した。この際、時系列画像から時間的連続性を考慮した多変量正規分布によるモデリングによってオブジェクト抽出をおこない、自己組織化マップ (SOM) を利用して各オブジェクトに意味的ラベル付けをおこなったのち、データベースに格納した。また、時間と共に変化するオブジェクトの特徴を、生命線、軌跡を用いて、分裂などの進化の過程も含めて示すことのできるデータモデルを作成し、その検索、可視化システムを構築した。このシステムを気象画像に適用しその効果を確認した。

キーワード 時空間、時系列画像、オブジェクト、知識発見、混合分布、自己組織化マップ、軌跡、変遷

1. はじめに

近年、様々な分野で大規模データのアーカイブが形成されてきている。地球観測、セキュリティ監視などの分野でも大量の画像、映像が蓄積され、時空間についてのビッグデータを形成している。

これらの時空間データは基本的には時系列画像として保管されることが一般的であるが、その中には時間とともに形を変えながら移動する対象物‘オブジェクト’が含まれていることが多い。オブジェクトは、時間の経過とともに生成・消滅し、ある場合には分裂したり、複数のオブジェクト間で相互作用を行ったりする。また、特定の移動パターンや共起関係などが存在することも考えられる。よって時間とともにオブジェクトがどのような変遷をとげるかを要約してとらえることが、オブジェクトに着目した時系列画像からの時空間知識発見の基本となる。

画像からのオブジェクト抽出法の一例としては、HOG 特徴量を利用して人物識別を行う例^[1]や、差分ステレオに基づいて画像内から人物を検出する^[2]と言った例がある。抽出したいオブジェクトのパターンが特定されない場合、一部の手法は適用が難しくなる。また、オブジェクトが分裂や融合などの動的な変動を遂げる場合、同様に従来の手法の適用は難しくなる。このような場合でも使用可能な手法として、著者らの先行研究^{[3][4]}では、オブジェクトが存在する可能性を示す2値画像から、オブジェクトの分布を多変量正規分布の混合分布でモデル化し、そのパラメータをEMアルゴリズム^[5]によって取得し、その時間発展の履歴も含めてモデル化する手法を示した。また抽出したオブジ

ェクト画像に自己組織化マップ^[6]を用いて意味的ラベルを付加することによって、意味、位置、大きさなどのオブジェクト情報を要約することを提案した。さらに、この手法を気象画像に適用した予備的実験により、台風や前線等の発達、消滅の様子を示すことができることを示した。

本研究ではこれらのオブジェクト情報のデータモデルを更新し、時空間のオブジェクトデータベースに格納し、web インターフェースを通じたインタラクティブな検索、閲覧、可視化が可能な試行錯誤的なオブジェクトに着目した時空間変動知識発見の支援システムとして構築した。

第2章ではまず構築する知識発見支援システムの概要について説明し、第3章ではオブジェクト情報のデータベース化について述べる。第4章では実際に実装した知識発見支援システムを紹介し、活用事例について述べる。

2. システム概要

図1に本研究で構築するシステムの概要図を示す。本システムでは大量の画像アーカイブから、(1)各フレーム画像を2値化、サンプリングして、オブジェクトの存在する座標を取り出した後、多変量正規分布の混合分布でモデリングすることによってオブジェクト抽出^[3]をおこなう。その後、オブジェクトに対応する画像を切り抜き、その特徴量 (FFT パワースペクトル AC 成分) を抽出した後、(2)自己組織化マップによるクラスタリングを用いて意味的ラベル付けをおこなう。(3)得られたオブジェクトの情報をデータベースに格納し、

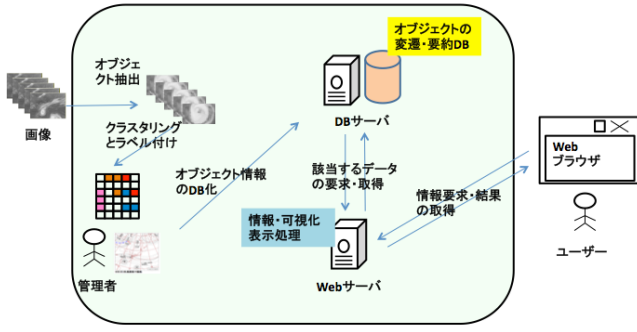


図 1. システムの概要

ウェブインターフェースを通してインタラクティブな検索と可視化を行えるようにする。

まずオブジェクトに関するデータの抽出方法について先行研究^{[3][4]}をもとに示す。オブジェクト抽出には、以下の多変量正規分布の混合モデルを用いる。

$$p(X|\mu_j, S_j) = \frac{1}{2\pi|S_j|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(X-\mu_j)^T S_j^{-1}(X-\mu_j)\right\} \quad (1)$$

ここで $X = (x, y)^T$ は任意の座標点, $\mu_j = (\mu_{xj}, \mu_{yj})^T$ は平
均値(オブジェクト j の中心), S_j は分散共分散行列(オブ
ジェクトの広がり)を表す。

$$S_j = \begin{bmatrix} \sigma_{xxj} & \sigma_{xyj} \\ \sigma_{yxj} & \sigma_{yyj} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

複数のオブジェクトの分布は正規分布の混合分布で表
現する。

$$P(X|\theta) = \sum_{j=1}^O \omega_j p(X|\mu_j, S_j), \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^O \omega_j = 1, \quad (4)$$

$$\theta = \{(\omega_j, \mu_j, S_j) | j = 1, 2, \dots, O\}. \quad (5)$$

ここで, ω_j は重み係数, O はオブジェクトの数, θ はモ
デルパラメータである. EM アルゴリズム^[5]を用いて
閾値処理によって求められたオブジェクト点
 $\{X_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ に対する対数尤度を最大化する解を求
めていく。この際, 成分数 O については総当たりで試
行し, バイズの情報量基準 (BIC) を用いて最適な解を求
める。

ここで, 時間的連続性の考慮のために, 前の時間の
解, および前の時間の解から (1) ω_j の小さい 1~2 成分
を削除した値, (2) ω_j の大きい 1~2 成分を 2 重化させ
て追加した計 5 種類(成分数 $O-2 \sim O+2$) の初期値を用
いた。これに対して求められた解から再び BIC を用い
て最適な (BIC 最小の) 解を選択する。ここで解には,
最初に出現したときにその時刻の n 番目の解である事
を示すラベル "yymmddhh_n" をつける。その後は, 初
期値に用いた値のラベルを継承させる。yymmddhh_n から
分裂して新たに作成された解については,

yymmddhh_n_0, yymmddhh_n_1 のようなラベルを付与
するものとする。オブジェクトが分裂を繰り返すと,
yymmddhh_n_1_1_0 のようなラベルが生成されること
になる。

このオブジェクトの継続性を示すラベルとは別に, " 意
义的 " ラベルも付与する。意味的ラベル付けでは,
事前の学習で自己組織化マップの同一ユニットに配置
された画像の特徴をもとに, 専門家の知識を用いてあ
らかじめ意味的ラベルを決めておき, これを用いて各
オブジェクトのクラスタリングとその意味付けを行う。

最終的に求まる各オブジェクトのパラメータは $\{(\theta, t, j, label_j, slabel_j)\} | t=1, 2, \dots, j=1, 2, \dots, O\}$ と
なる。 $label_j$ は解の継承を示すラベル, $slabel_j$ は意味的
ラベルである。

図 2 に想定するデータモデルを UML のクラス図とし
て示す。データベース管理システムは実装の簡易さを
重視して PostgreSQL を使用する。図 2 のフィールド(属
性)の型は PostgreSQL のデータ型で示す。含まれるク
ラスは以下の 5 種である(各クラスがテーブルに相当)。

- Image (画像)
- ImageSet (画像集合)
- ObjectInImage (画像内オブジェクト)
- ObjectTrajectory (真のオブジェクト)
- ObjectFamily ((真の) オブジェクトのファミリー)
- SemanticLabel (意味的ラベルに関する情報)

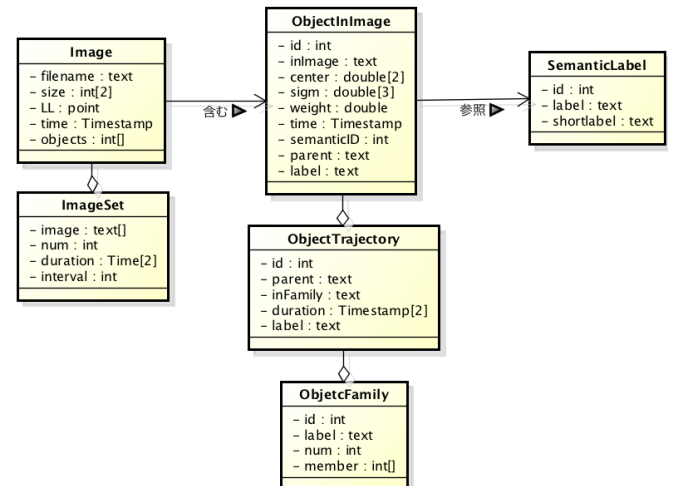


図 2 オブジェクトに関わるデータモデル

多変量正規分布で表されたスナップショット的オブ
ジェクトは $ObjectInImage$ で表現し, 属性には $\{(\theta, t, j, label_j, slabel_j)\} | t=1, 2, \dots, j=1, 2, \dots, O\}$ をもた
せる。一方, 誕生から消滅まで複数時間にわたって存
在する本来の意味のオブジェクトを $Object-$
 $Trajectory$ として別に定義した。 $ObjectTrajectory$

の Key 属性は、各 *ObjectInImage* オブジェクトの *label* である。*ObjectTrajectory* は *ObjectInImage* の集約でとし、共通の祖先をもつ *ObjectTrajectory* オブジェクトの集合を *ObjectFamily* としてさらに記載する。

なお、*ObjectInImage*、*ObjectTrajectory*、*ObjectFamily* の関係の概念的な説明を図 3 に示す。このようにオブジェクトに階層構造を持たせて記載することにより、ユーザが必要な階層構造のレベルで検索や可視化を行うことができるようになる。

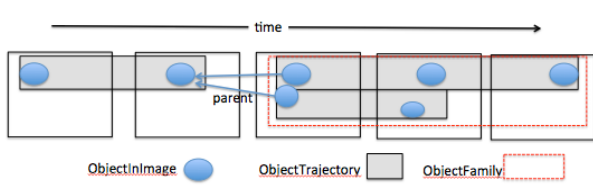


図 3. *ObjectInImage*、*ObjectTrajectory*、*Object Family* の関係の概念図

3. 実験

前章であげた手法を気象画像からの雲塊抽出に適用するとともに、これらのオブジェクトデータを用いて、インタラクティブな検索システムを構築した。その実装結果について本章で説明する。

3.1 対象データと前処理

実験には高知大学気象情報頁^[7]に格納されている、気象衛星 MTSAT7 IR1 バンドの画像から日本付近のみを抽出した画像をもちいた。画像サイズは 640pixel×480pixel、期間は 2006 年 1 年間、サンプリング間隔は 3 時間として、全 2920 枚を実験に用いた。オブジェクト抽出と自己組織化マッピングによるクラスタリングと意味的ラベル付けについては、先行研究^[4]と同様の方法で実施した。意味的ラベル付けには気象庁が公開している日々の天気図^[8]を参照している。

3.2 抽出実験の結果

オブジェクト抽出実験については、先行研究^[4]同様 3～18 の数から最適なモデルを選ぶ形で開始し、その後前の解の成分数を -2～+2 の範囲で変化させて解を接続する手法で最適解を求めた。表 1 に抽出したオブジェクトの数を種類別に示す。2920 枚の画像から抽出されたオブジェクトは合計 21369 個であった。1 枚の画像あたり平均 7 個程度のオブジェクトが検出されたことになる。また今回の実験では解の接続が出来ずに初期化が行われたケースが 16 回あった。これについては後処理として解を接続する処理についての検討が必要であるが、頻度としては 1%以下ということで影響は限定的であることがわかる。

表 1. 抽出したオブジェクト数

オブジェクト種別	抽出数
<i>ObjectInImage</i>	21369(*14089)
<i>ObjectTrajectory</i>	2419
<i>ObjectFamily</i>	118

*画像内に完全に含まれたオブジェクト数

クラスタリングでは画像内に完全に含まれたオブジェクトの小領域画像 14058 枚に対して高速フーリエ変換(FFT)による特徴量抽出をおこない、得られた特徴量に対して自己組織化マップ(SOM)^[16]によるクラスタリングをおこなった。自己組織化マップの実験条件を表 2 に示す。

表 2. クラスタリング条件

項目名	条件
使用する画像枚数	14058 枚
学習係数	0.3
近傍距離	2
ユニット数	6×6
学習回数	3000

図 4 にクラスタリング・意味的ラベル付けの結果を示す。図 4 左は自己組織化マップのユニットの代表画像、右は各ユニットに対してつけられた意味的ラベルである。さらに共通したラベルをもつユニット（クラスタ）をスーパークラスタとしてまとめた。この際、オブジェクト抽出に適した梅雨前線、台風、台風の一部、寒冷前線、温暖前線、停滞前線の 6 種に着目し、それ以外（広く薄い雲など）はその他のクラスタとしてまとめた。これらの結果は基本的には先行研究^[3]と同様である。

	広く厚い雲	広く薄い雲	粗い雲	梅雨前線	寒冷前線	寒冷前線
	広く厚い雲	薄く粗い雲	粗い雲	梅雨前線	粗い雲	粗い雲
	薄く広い雲	梅雨前線	台風	粗い雲	広く粗い雲	粗い雲
	薄く広い雲	粗い雲群	粗い雲	粗い雲群	粗い雲	粗い雲
	台風	台風の一部	寒冷前線	粗い雲	粗い雲	台風
	台風	台風	停滞前線	停滞前線	温暖前線	梅雨前線

図 4. クラスタリング・意味的ラベル付けの結果。左は自己組織化マップのユニットの代表画像、右はそれに対してつけられた意味的ラベル。

3.3 大規模データへの展開：計算時間の観点から

ここで大規模データへの展開を視野に入れて時間と

データ規模のスケールアップについて議論しておく。表 3 に示す通り、標準的な CPU (Intel core i5, 3.2GHz, iMac) で試行したところ、オブジェクト抽出全体の処理時間は 7094 秒(約 2 時間)となった。気象衛星画像 1 枚当りの処理時間は 2.429 秒となり、比較的高速に実験が行われたことがわかる。これは 2 枚目以降の画像で前の画像を種として解を求めることによって計算を簡略化したためであるが、解が求まらず、リセットがおこった場合、より広い初期条件から再度解を求めるプロセスが必要になり、この場合 3.1sec 程度を必要とする。今回の実験では リセットの発生頻度は 3.1 で述べた通り 1%程度で低かった。今回の結果から、サンプリング間隔を 1 時間に狭めて 20 年分 (計 60 倍) の計算を行ったとしても 120 時間程度で計算を完了する事が出来る事が予想される。40 台で分散計算を行えば 3 時間程度の現実的な時間で完了できると考えられる。一方クラスタリングの結果、同じ環境で 4329sec (1 時間 10 分 39 秒) とオブジェクト抽出よりも長い学習時間を要したが、これについては一度学習を行っておけば、参照してラベル付けするだけとなるのでスケールアップの際にも問題にはならないと考えられる。

表 3. 計算時間 (CPU: Intel core i5 3.2GHz, iMac)

プロセス	計算時間	条件
オブジェクト抽出	7094sec	640x480pixel, 2920 枚 成分数 3-18
クラスタリング(学習)	4239sec	オブジェクト数 14080

昨年打ち上げられた最新の地球観測衛星ひまわり 8 号の IR1 に相当するバンドのフルディスク画像を用いて、日本に限らず半球の雲塊のリアルタイムモニタリングの可能性を考えてみる。ひまわり 8 号の赤外フルディスク画像のサイズは 5000 pixel × 5000 pixel, サンプリング間隔 30 分である。画像サイズは現在の数値実験の約 100 倍のサイズになるが、500 pixel×500 pixel の 100 ブロック毎に逐次実行したとしても 1 枚あたり計算時間は 3.1 sec × 100 = 310 sec (約 5 分) であり、画像のサンプリング間隔を 30 分と比較しても十分高速となって、次の新しい画像取得前に、計算を完了することができると予想される。よって本研究で提案している手法はひまわり 8 号のような次世代の地球観測衛星のフル解像度画像からの雲塊のリアルタイムモニタリングにも支障なく使用出来ると考えられる。解のリセットが頻繁におこる場合や、複数の解像度でより多数の雲塊までとらえようとしたときにはさらに計算時間は増加するが、画像ブロック毎の分散処理によって対処可能と考えられる。なお空間ブロック間のオブジェクトの接続に関しても対処が必要である事は

留意が必要である。

4. インタラクティブ検索システム

4.1 検索システムの概要

以上の抽出結果をデータベースに格納して、web から参照可能なインタラクティブ検索システムを構築した。図 5 にその概要を示す。クライアント側より入力された情報は Web サーバ (Apache) 内の PHP スクリプトによって処理され、SQL 文が作成され、DB サーバに対して問い合わせを行う。なお、SQL 文を作成する際には SQL インジェクションの対策としてクライアント側から入力された検索期間を PHP スクリプト内の変数に渡すようにしている。DB より得られた情報は PHP スクリプトによってユーザが要求している情報の形式に処理され、検索結果としてクライアント側に提示される。なお、本システムの検索画面や結果表示といった GUI は PHP で実装し、グラフ、画像へのオーバープロット等の可視化は PHP の GD ライブラリ、および PHP の標準入出力機能経由の gnuplot での画像生成で実装している。実装に用いたのはそれぞれ、PostgreSQL9.3.5, PHP5.4.37, Apache 2.0, GD 2.1.0 である。

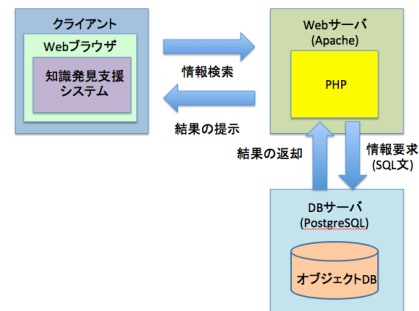


図 5. システムの実装

図 6 にシステムの動作モデルをジャクソン図で示す。最初の期間選択からはじまって様々なオブジェクトの側面を異なる表示形式で確認できるようになっている。

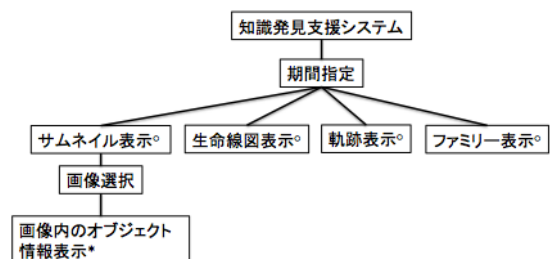


図 6. システムの動作モデル（ジャクソン図）

4.2 検索システムの実装結果

図 7 にトップの期間入力画面を示す。ここでは抽出

されたオブジェクトの意味的ラベルごとの月、または週毎の頻度分布を表示している。ユーザが検索したい期間を見つけるための補助情報としてこのヒストグラムを用いることを想定している。

図 7 のトップ頁から期間を入力し、まず、”画像”を選択すると、期間内の画像一覧が表示され、その内の 1 枚を選択することによって、図 8 のような画像単位に全オブジェクトの情報が画面に表示される。ここでは画像内に存在するオブジェクトを特徴毎に色分け（スーパークラスタに基づく）した最小包含矩形(MBR)がもとの気象画像上に示される。他に、処理に用いられた 2 値化画像、表形式のオブジェクトパラメータ（オブジェクト ID、ラベル名、意味的ラベル、発生時刻、消滅時刻）も表示される。この画面では抽出されたオブジェクトの大きさが視覚的に捉えられ、2 値化画像との比較によりオブジェクトが正確に抽出されているか、また適当な意味的ラベルがつけられているかを確認することができる。

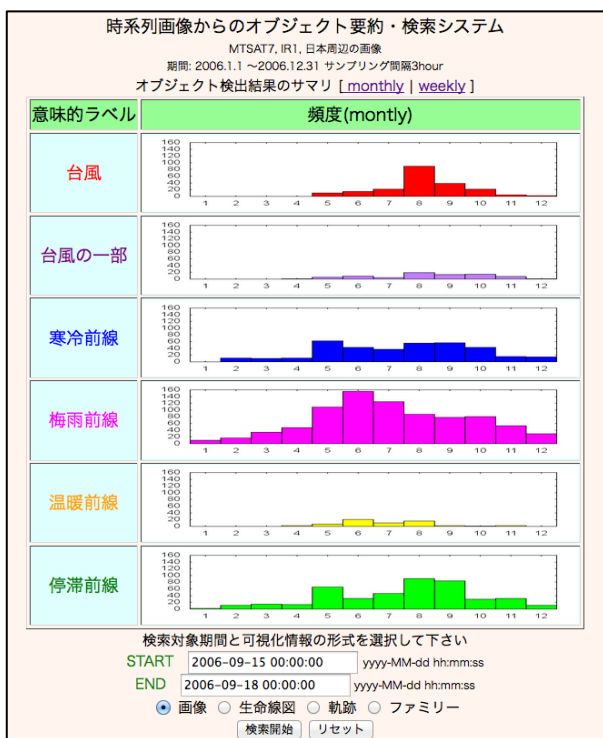


図 7. システムトップの抽出オブジェクトの要約表示，期間入力画面

図 9 はオブジェクトの生命線図の検索結果例である。生命線図については先行研究でも紹介した通り，横軸時間，縦軸にオブジェクトの ID をとって，同一のオブジェクトの発生と消滅，ならびにその間の意味的ラベルの変化を参照することができる。この際同一の祖先を持つファミリーのオブジェクトが縦軸上の近い位置になるように、また早く発生したものほど下側に配置

している。これによってオブジェクトがその誕生から消滅の間にどのような変遷をたどるのか，また，同時期にどのような他のオブジェクトが発生しているのかを俯瞰する事ができる。例えば図 9 の青丸の箇所は分裂によってオブジェクト ID が移り変わった事を示している。

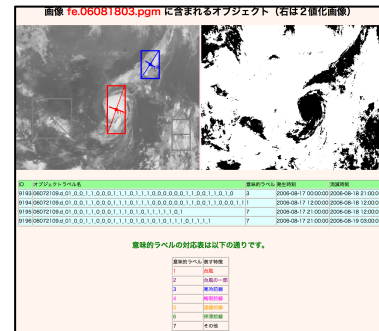


図 8. 画像内に含まれるオブジェクト詳細情報例（2015 月 8 月 18 日 3 時）。矩形領域は広がりの MBR，枠の色は意味的ラベルを表す。

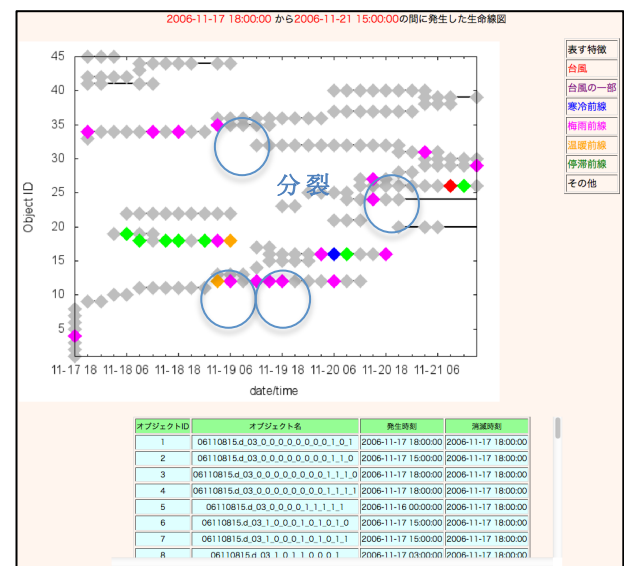


図 9. 生命線図の検索結果例（各点はオブジェクトの時間毎の特徴を色別に表現，線はオブジェクトの生命線図でオブジェクト毎に色分け，表は左から順にオブジェクト ID，オブジェクト名，発生時刻，消滅時刻）

図 10 はオブジェクトの軌跡を可視化した検索結果例である。ここでは時間とともにオブジェクトがどのように位置を移動していったのか，その移動パターンを視覚的に捉えることができる。

図 11 は指定した期間内に発生したオブジェクトの軌跡をオブジェクトファミリー毎にまとめてフレーム単位で可視化した例である。枝分かれしながら進化するオブジェクトの様子を空間的にとらえることができる。さらに 3 次元可視化の機能を加えることによって、

より直感的に時間発展の様子をとらえることにできるようになると考えられる。これについては今後の機能拡張を検討している。

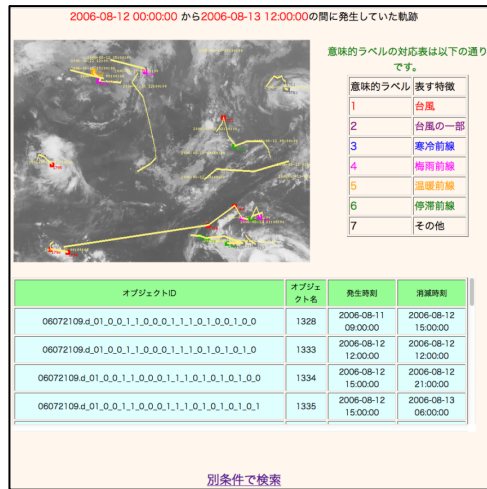


図 10. 2006-8-12 00:00-2006-8-13 12:00 JST のオブジェクト軌跡の表示例。

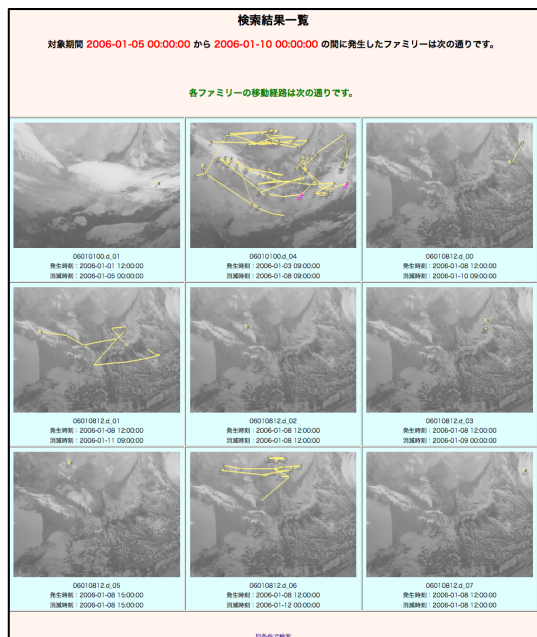


図 11. 2006/1/5-10 に発生したファミリー毎の軌跡の表示例。1つのフレームが1つのファミリーに相当する。

4.3 活用事例

ここでは具体的に2006年9月の特定の台風の例について本システムの有効性を議論する。

図12は2006年9月15日から9月18日までのオブジェクトの生命線図である。オブジェクトID 21(紫枠)に注目すると、2006年9月15日00時に発生し、最初梅雨前線と同様な特徴を示すが、12時頃から台風としての顕著な特徴を表し始めた事がわかる。その後、1

日程度単独で存在した後、9月16日6時頃に分裂して、2つのオブジェクトを生成し、以後その子孫も9/18頃消滅する。デジタル台風データベース^[9]の参照結果、このオブジェクトは2006/9/10 12:00:00 UTCに発生し2006/9/18 12:00:00 UTCに消滅した、台風200613号(SHANSHAN)であると考えられる。台風データベースには中心位置のみのデータが格納されているが、本手法ではその分裂のタイミングは分裂後の変化等の細かい特徴までとらえることができることがわかる。

このような発展過程は他の台風の特徴を持つオブジェクトにも見られた。また、共に停滞前線(水色枠)が発生しており、停滞前線と台風の共起が確認できる。このような共起は他の台風が発生したときに多く見られた。その頻度についての要約については引き続き検討中である。発表時にはさらにこの成果も加えて発表する予定である。

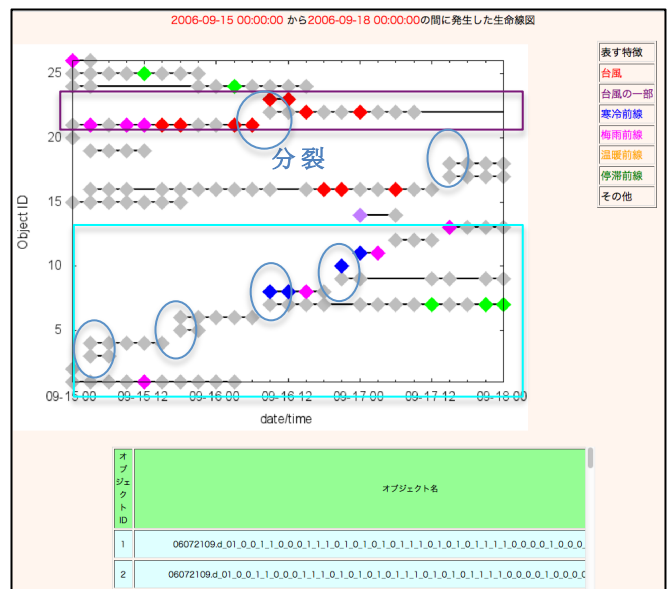


図 12. 2006/9/15-18 の生命線図。紫枠は顕著な台風の特徴を示すオブジェクト(台風200613号(SHANSHAN))であり、水色枠は前線を示す。青楕円は各オブジェクトの分裂地点を表す。

5. おわりに

本研究では時系列画像からオブジェクトに着目した時空間知識発見を支援するシステムを構築するためのオブジェクト抽出手法、意味的ラベル付け、データモデルの考慮、インタラクティブ検索可視化システムとしての構築を行った。

まず多変量正規分布の混合モデルでオブジェクト分布を表し、中心座標、広がり(分散共分散行列)を取り出し、また時間的連続性を考慮したラベル付けと、オブジェクトの画像特徴に基づくクラスタリング・意味

的ラベリングをおこなったのち、オブジェクト基本情報を変遷・要約して、データベース化することをおこなった。また、期間・表示形式の指定をおこなうことでオブジェクトの詳細・可視化情報を検索できるシステムを構築した。

システム実装の結果、誕生から消滅までのオブジェクトの生涯における位置、特徴などの変遷や、周囲のオブジェクトの相互作用（共起）などを直感的、俯瞰的にとらえることができることがわかった。今後は時空間近傍での共起、再起、軌跡のパターン発見等、インタラクティブなユーザの検索のみでなく、蓄積されたデータベースから自発的にパターンを抽出して利用者に対して提示したり、リアルタイムモニタリングシステムとして拡張し過去の災害時のパターンなどとの関連からアラートを提示する等の機能についても検討していきたいと考えている。また、解のリセットや画像分割の際の解の空間的、時間的連続性等に対する後処理の過程、頑健性の確保についての検討も行っていきたいと考えている。

<http://agora.ex.nii.ac.jp/digital-typhoon/>,
2016.1.11 参照

参 考 文 献

- [1] 藤吉弘亘, Gradient ベースの特徴抽出-SIFT と HOG-, 情報処理学会 研究報告 CVIM 160, pp.211-224, September, 2007.
- [2] 柴田雅俊, 生形徹, 有江誠, モロ アレサンドロ, 寺林憲賢司, 梅田和昇, 差分ステレオに基づく人物検出における二次元画像の利用, 電気学会 電子・情報・システム部門大会 講演予稿集, pp.626-631, 2012.9.
- [3] 松永知也, 本田理恵, 時系列画像からのオブジェクトベースデータマイニング -オブジェクトの抽出とデータベース化-, DEIM フォーラム 2015, P2-4, pp. 6, 2015
- [4] R. Honda et. al., Mining of objects from time-series images and its application to satellite weather imagery, Journal of Intelligent Information Science, 19:1, pp. 79-93, 2002.
- [5] A. P. Dempster et al., Maximum Likelihood from Imcomplete Data via EM Algorithm, Journal of the Royal Statistical Society, series B, vol. 39, no. 1, 1-38, 1977.
- [6] T. Kohonen, Self Organizing Maps, Springer, 3rd ed., 2000.
- [7] 高知大学気象情報頁,
<http://weather.is.kochi-u.ac.jp>, 2016.1.11 参照
- [8] 気象庁, 日々の天気図
<http://www.data.jma.go.jp/fcd/yoho/hibiten/>
- [9] 北本朝展, デジタル台風,