

時空間オブジェクトの混合分布によるモデリングと追跡

-フェーズドアレイ気象レーダデータへの適用-

Modeling and tracking spatiotemporal objects by mixture distribution

林 諒*¹ 藤井祐貴*¹ 本田理恵*¹ 佐藤晋介*² 村田健史*² 村永和哉*³ 鶴川健太郎*³ 佐々浩司*¹ 村田文絵*¹
 Ryo Hayashi Yuki Fujii Rie Honda Shinsuke Sato Takefumi Murata Kazuya Muranaga Kentaro Ukawa Koji Sasa Fumie Murata

*¹ 高知大学 *² 情報通信研究機構 *³ 株式会社セック

Kochi University

NICT

SEC CO.LTD

We propose a new method to detect and track spatiotemporal objects via mixture mode of multivariate normal distribution. Modified Greedy EM algorithm is used to obtain emerged and vanished components. As a post-processing, event-type such as fusion or separation are distinguished by comparing current parameters and previous parameters and each component is labelled to reflect the event. The method is applied to the analysis of phased array weather radar data analysis.

1. はじめに

監視カメラなどのセンサデータや地球観測衛星、気象レーダなどの膨大な時空間時系列データの蓄積が近年進んでいる。また時空間データの中にはオブジェクトと呼ばれる周囲と異なった領域が存在しており、監視カメラデータでは不審者や車両、気象データでは雨雲などがこれに該当する。このオブジェクトを解析することによって、不審者の検知などを可能とすることができる。

気象レーダでの雨雲などのデータも同様に解析することによって、豪雨の検知やメカニズムの解析に活用することができると考えられる。しかし、この気象レーダ中の雨雲などのオブジェクトは不審者や車両といったオブジェクトと異なり、時間変化中に発生、分裂、融合、消滅などのイベントを繰り返し、形状が変化するという特徴があり、車両検知などの手法をそのまま用いることで解析を行うことは困難となる。

我々は、気象画像やレーダデータなどの時系列 2 次元、3 次元データから、気象画像における雲やレーダデータの降水コアをオブジェクトとして抽出し、発生・分裂・融合・消滅などのオブジェクトに起こる変化を捉えながら追跡を行う手法を検討してきた。オブジェクトの抽出には多変量正規分布の混合分布によるモデリングに基づく手法の検討[松永 2015][林 2017]、追跡には Greedy EM 法を組み合わせて発生と消滅を検知する手法の検討を行った[林 2018]。また、発生や消滅が実際どのようなイベントであったか判別しラベルづけを行う手法を考案した[林 2019]。

本稿では、これらの手法について紹介した後、実際の気象レーダデータであるフェーズドアレイ気象レーダデータでの実験結果と今後の展望について述べる。

2. 手法

ここでは、まず実験に用いたオブジェクトのモデルと抽出・追跡法について簡単に紹介する。

2.1. オブジェクトのモデルと抽出法

対象とするデータは以下のようなM次元のデータ集合であり、

連絡先: 本田理恵, 高知大学, 高知市曙町 2-5-1, 088-844-0111, Fax 088-844-8361, honda@is.kochi-u.ac.jp

$$X = \{d_i \in R^M | i = 1, 2, \dots, n\}, \quad (1)$$

このデータからなるオブジェクトが多変量正規分布によってモデル化できるものとする。

$$p(d|\theta) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^M \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(d-\mu)^T \Sigma^{-1}(d-\mu)\right\}. \quad (2)$$

ここで、 $\theta = (\mu, \Sigma)$ は多変量正規分布のパラメータ、 μ は多変量正規分布の中心ベクトル(中心地)、 Σ はM×Mの分散共分散行列とする。オブジェクトとしては μ が中心、 Σ が広がりを示している。複数のオブジェクトの存在を考えると、複数の多変量正規分布の重み付き重ね合わせで表現することができる。

$$P(d) = \sum_{j=1}^K \omega_j p(d|\mu_j, \Sigma_j). \quad (3)$$

ω_j は重み係数(合計は1)、Kは成分数を表す。

対象とするデータは不完全データのためモデルパラメータ導出には EM 法[Dempster 1997]を利用する。これは対数尤度を最大化させるパラメータを Expectation ステップと Maximization ステップを繰り返すことで導出する手法となる。

気象レーダなどで得られる対象データはグリッド上のスカラーデータであり、グリッド点 d_i のスカラー値 $I(d_i)$ の値そのものが多変量正規分布を表していることが多い。このようなデータに対してもオブジェクトの抽出を行うために、スカラー値が大きいほどデータの観測頻度が多いと仮定し、グリッド点 d_i における仮想観測点数 n_i を次のように設定する。

$$n_i = \frac{nI(d_i)}{\sum_{i=1}^n I(d_i)}. \quad (4)$$

これによって対数尤度の定義を下記のように更新し、EM アルゴリズムの該当する部分を更新することでグリッドスカラーデータ用の EM アルゴリズムを実行できる[詳細は林 2019]。

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n \log P(d_i|\theta) n_i. \quad (5)$$

ここで $\theta = \{\theta_i | i = 1, \dots, K\}$ である。なお、 $n_i=1$ とすれば通常の観測点の分布を多変量正規分布でモデリングする式になる。

2.2. Greedy EM 方法による時間変化への対応

また、EM 法にはパラメータ成分数を自動で決定するプロセスはない。先行研究[松永 2015][林 2017]では総当たり試行を行い

BICで選択していたが、前回の発表[林 2018]では、Greedy EM法[Nikos 2002]を利用することでこれを可能とした。これはEM法を単一成分から適用し、順次成分を追加することによってオブジェクトの最適性分数での解を求める手法となっている。ただ、このまま時系列データに適用すると、同一成分の継続や特定の成分の消滅を扱うことができない。

よって、図1の手順で2つ目の時間フレームからは前の時間の解を継続し、前の時間の解を固定したままで成分の追加がなくなるまで Greedy EM 実行し、その後パラメータを求め直して、成分の消去を試みながら評価指標が改善しなくなるまで、成分の消去を続ける。これによって前の時間のラベルの存続性を高めつつ、新しい存続させつつ新しい成分の発生や、既存成分の消滅を捉えることができる。ただし、このプロセスの中で発生順につけられたラベルは、本当に発生なのか、分裂なのかかわからない。場合によっては大きく移動しすぎて発生と捉えられる場合もありえる。図3にその概念図を示す。よって図1の2.5に事後にイベントの判別とラベルづけを実施する箇所を追加した。その内容については次の節にまとめる。

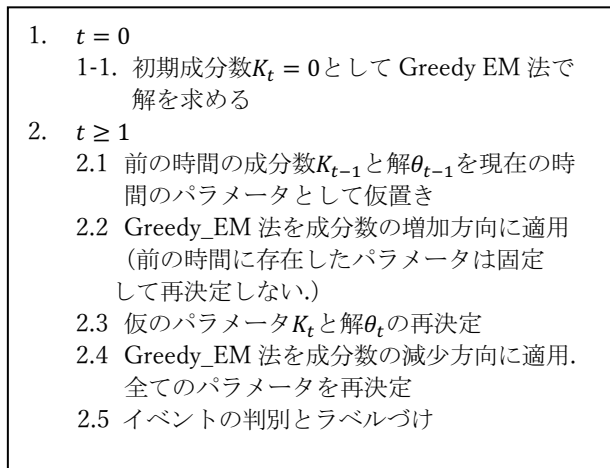


図1 Greedy EM法を利用し、イベントによるラベリングを意識した多変量正規分布のモデリング手法の概要

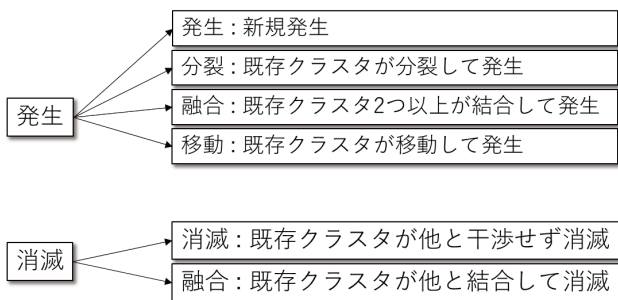


図2 真のイベントとの対応

2.3. ラベリング

図3にラベリングのルールを示す。最初はすべて(1)の状態です。

- (1) 発生：生じた順にラベルづけ 0, 1, 2, 3
- (2) 分裂：n-0, n-1, n-2...
nから分裂したオブジェクトを示す
- (3) 結合：n+m 0+1は0と1の結合を示す

図3 ラベリングのルール

ベリングするが、その後判定によるラベルを改定する。例として、((0-1)+(2+3))は0から分裂したオブジェクトと2と3が融合したオブジェクトが更に融合したことを示す。

イベントの判別には発生または消滅したオブジェクトの近くに前時間または現時間のオブジェクトが存在するかどうかという点に着目する。オブジェクト同士が重なっているかどうかという判定には確率密度を用いた。

ある時間のオブジェクト中心 $\mu_{t,i} (i = 1, \dots, q_t)$ が前時間のオブジェクト $\theta_{t-1,j} (j = 1, \dots, q_{t-1})$ の近傍にあるかどうかは、以下の式に対して閾値によって評価することで判断する。

$$IF \frac{p(\mu_{t+1,i} | \mu_{t,j}, \Sigma_{t,j})}{p(\mu_{t,j} | \mu_{t,j}, \Sigma_{t,j})} > p_{th} \quad (6)$$

$\Rightarrow (t, i)$ and $(t + 1, j)$ are in the neighbourhood

このとき閾値 p_{th} は任意の値であるが、本研究では 2σ での確率密度比を使用している。消滅の判断時にも同様に消滅したオブジェクトと前時間から存在している現時間のオブジェクトとの近接性を判断する。

近接性の判断の後、各イベントの振り分けを行う。ここでは発生したオブジェクトの振り分けを詳しく紹介するが、消滅したオブジェクトについても同様の考え方をういた処理を行っている。図4に発生したオブジェクトに対して近接性を用いた振り分けのフローチャートを示す。この近接性を用いたイベントの振り分けとイベントに対応したラベル付より、図4右の例のように仮に付けられていたラベルが判別結果に従って付け直される。

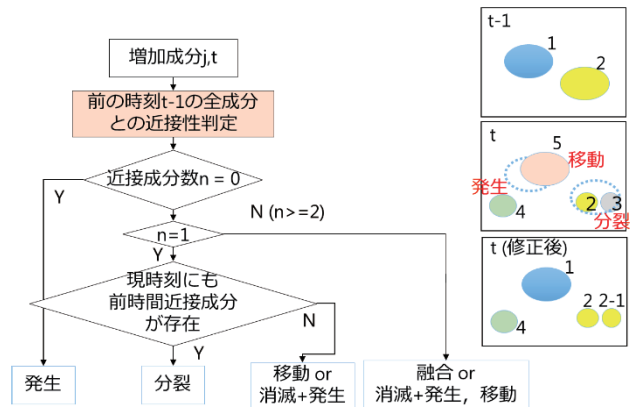


図4 発生成分のラベルづけのフロー

3. 実験

実験には大阪大学吹田キャンパスを中心とした半径60km(高度0~11.76km)に対してフェーズドレイ気象レーダで取得されたレーダ反射強度を用いた。今回はこのデータの内 2012年7月16時00分から19時00分までに5分間隔でサンプリングしたデータを対象としている。

実験データ時間中における豪雨の時刻とファーストエコーと呼ばれる豪雨の卵が最初に確認された時刻を示したものを図5に示す。実験データ中には3回の局地的豪雨が発生している。

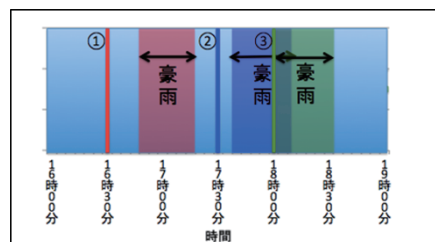


図5 実験データにおける豪雨発生時刻

3.1. 実験結果

まず1回目の豪雨が発生した時間帯となる16時50分から15分間の追跡結果を図6に示す。ここで追跡結果と示す図中のデータの色はEM法の負担率を最大とするオブジェクトのIDに色を割り当てたものとなる。結果として16時50分に観測されたファーストエコーと見られるラベル名49の雨雲が時間を通して追跡されていることが確認でき、またその他ラベル名51,52なども追跡が行われていることが確認できる。しかし、5分間隔のデータでは豪雨の発達が急速なため、新規のオブジェクトはほぼ分裂ではなく発生として検出されてしまっていることも確認できる。これは時間間隔が大きいためにデータの変動が大きく近接性を判定できなくなったためと考えられる。そのため正確に豪雨の発達を追跡するためには更に時間間隔の短いデータを用意し、時間間のデータの変動を最小限に抑える必要性がある。

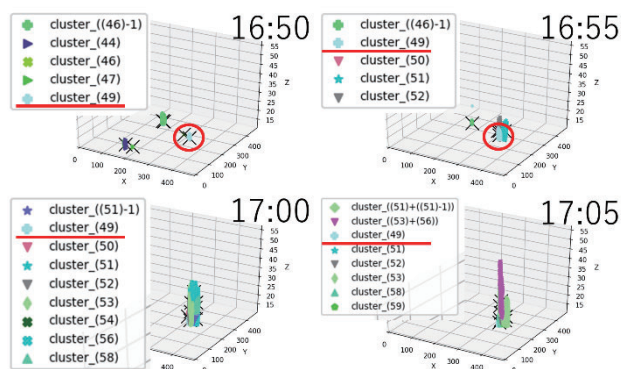


図6 1回目の豪雨発生時の追跡結果

最後に時間変化における成分数の変化をグラフとして図7に示す。今回は比較のためパラメータ追跡に前時間の解にゆらぎをもたせて複数個の解候補を用意しその中から最良の結果を現時間での解とした手法の結果を同時に示す。また先行研究手法での揺らぎの値は ± 3 としてしている。グラフ中の青色線が先行研究での成分数の変化、オレンジ色線が本手法での成分数の変化を示している。結果として本手法では成分数が急激に変化している時間が確認できる。これはGreedy EM法による自動決定を用いたことにより揺らぎの制約がなくなり、豪雨発生時などの雨雲の急激な変化に対応できるようになったのではないかと考えられる。

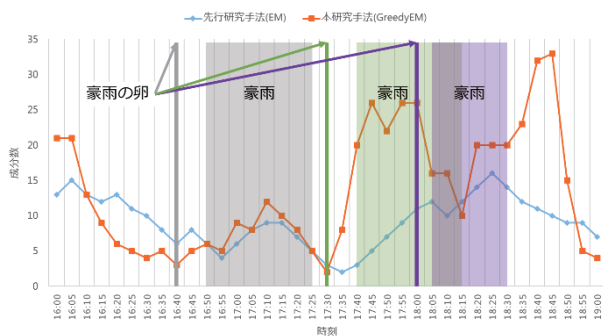


図7 検出した成分の時間変化

4. おわりに

実際のフェーズドアレイ気象レーダを用いてオブジェクトの追跡を行った。結果としてオブジェクトの追跡は可能となっているものの、データ間隔の長さから起こるデータの変動や雨雲の複雑さなどから追跡が困難となっている箇所も確認できた。今後、これらの課題の解決を図る予定となる。また解の抽出精度やイベントに対応した追跡が可能となってきていることから、この追跡結果の解析も検討に入れており、特定のオブジェクトのみの可視化や、追跡結果を樹形図として表すなど結果の活用を検討している。また求めたパラメータを解析することで局所的豪雨の前兆である急激に受賞して崩落する雨雲の検出なども可能となると考え、豪雨のメカニズム解析に活用することを検討している。

謝辞

この研究は科研費17K00158補助により進められました。ここにお礼申し上げます。

参考文献

- [松永 2015] 松永知也: 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, 2015.
- [林 2017] 林諒: 時系列3次元グリッドデータからのホットスポット自動抽出・追跡法の開発-フェーズドアレイ気象レーダデータによる局地的大雨解析への適用-, DEIM2017, 2017.
- [林 2019] 林諒: 時空間オブジェクトの混合分布によるモデリングと追跡-greedy EM法に基づくイベントを考慮した追跡手法の検討-, DEIM2019, 2019.
- [Dempster 1977] Dempster, A. P.: Maximum likelihood from incompletdata via the EM algorithm., J ornal of the royal statistical society. Series B (methodological), 1977.
- [Vlassis 2002] Nikos Vlassis: A Greedy EM Algorithm for Gaussian Mixture Learning, Neural Processing Letters 15, Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [林 2018] 林諒: 時空間オブジェクトの混合分布によるモデリングと追跡-greedy EM法に基づく発生・消滅を考慮した追跡手法の検討-, 人工知能学会, 2018.