



データ同化研究と海洋学への貢献
—海洋データ同化夏の学校；第20回記念号—

Hybrid EnKF-4D-Var 法 に基づく極端大気現象予測

伊藤 耕 介
国 井 勝
川 畑 拓 矢
斉 藤 和 雄
青 梨 和 正

Le Duc

Prediction of high-impact weather events by
using a hybrid EnKF-4D-Var method

Kosuke Ito • Masaru Kunii • Takuya
Kawabata • Kazuo Saito • Kazumasa Aonashi •
Le Duc

いとう こうすけ : 琉球大学理学部
くにい まさる : 気象庁気象研究所
かわばた たくや : 気象庁気象研究所
さいとう かずお : 気象庁気象研究所
あおなし かずまさ : 気象庁気象研究所
レ・デュック : 海洋研究開発機構

4次元変分法の実装には、背景誤差共分散行列 \mathbf{B} の計算が必要となる。気象学の分野では、古くから気候値的に構成した \mathbf{B} を用いてきたが、本研究ではアンサンブルカルマンフィルタに基づき背景誤差共分散行列 \mathbf{B} を構成するハイブリッドデータ同化法の方が、台風や集中豪雨といった極端現象の予測の観点で有効であることを示す。

1. はじめに

極端な大気現象の予測の結果は、自然災害を未然に防ぐための基本的な情報となるため、数値天気予報分野における重要な研究対象のひとつとなっている。近年の数値計算機性能の向上や観測データの増加により、極端な自然現象の予測精度も徐々に高まってきてはいるが (Saito *et al.* 2012)、さらなる精度向上が望ましい。極端な大気現象の予測精度を現在よりも高めるためには、数値モデルの物理過程の精緻化だけでなく、初期値の生成に用いるデータ同化手法を極端大気現象の予測に適した形で高度化することも重要となる。

気象庁では、2009年4月より、日本付近のメソ気象の解析・予測に用いるために、アジョイント法をベースとする非静力学メソ4次元変分法(4D-Var) データ同化システム JNoVA を採用しており、その中で非静力学大気モデル JMA-NHM を時間推進演算子として利用している。JNoVA の採用により、それまでと比べて、メソ解析とそれに続く領域モデルの予測精度は大きく改善された (Honda and Sawada 2010)。さらなる改善を図るための方策の一つとしては、JNoVA に与える背景誤差共分散行列 \mathbf{B} を精緻化することが考えられる。というのも、4D-Var により生成される解析インクリメントは、観測値や時間推進演算子に加えて、事前の設定が必要な \mathbf{B} にも依存するからである。これまで JNoVA では、NMC 法と呼ばれる方法により構築された \mathbf{B} が利用されてきた。これは、2つの異なる初期時刻から開始された2つの予報結果の同じ評価時刻における差をたくさん収集し、その統計解析によって \mathbf{B} を構築するという方法である (Parrish and Derber 1992)。しかし、NMC

法により生成される \mathbf{B} は気候値的な背景誤差共分散を反映するものの、まれにしか発生しない極端現象に関連した共分散の構造を取り出すには適さないと考えられる。

近年、アンサンブルカルマンフィルタ (EnKF) により生成される摂動を基に \mathbf{B} を構築し、それを 4D-Var に渡すハイブリッドデータ同化法 (Hybrid EnKF-4D-Var data assimilation method) が提案され (Lorenc 2003)、すでにいくつかのセンターで研究及び現業化が進んでいる。そして、いずれの機関でもハイブリッドデータ同化法により全球モデルによる予測精度が向上することを報告している (Buehner *et al.* 2010; Clayton *et al.* 2013)。一方で、メソモデルで計算されるような極端現象の予測に関しては、4D-Var と EnKF を組み合わせたハイブリッドデータ同化法の優位性を示す研究報告はまだそれほど多くない (Poterjoy and Zhang 2014; Zhang and Zhang 2012)。特に、集中豪雨の予測精度に対する影響はこれまでに評価されてこなかった。本研究では、EnKF の一種であるアンサンブル局所変換カルマンフィルタ (LETKF) により生成される摂動を用いて \mathbf{B} を構成し、それを JNoVA に渡すハイブリッドデータ同化システムを構築した。そして、極端現象の予測精度という観点で従来型の 4D-Var に対する優位性を検証するため多数の同化・予報実験を実施した。

2. 実験設定

a. ハイブリッドデータ同化システムの定式化

ハイブリッドデータ同化システムにはさまざまな種類があるが、本研究では、NMC 法に基づいた \mathbf{B}_{NMC} と LETKF の出力として得られる摂動に基づいた \mathbf{B}_{ens} を混合させて、JNoVA の背景誤差共分散行列 \mathbf{B}_{hyb} として用いる。また、ハイブリッドデータ同化システムの出力を LETKF の次のサイクルの更新には用いない "one-way" のシステムである。以下、定式化について簡単に述べる。詳細は、Ito *et al.* (2016) に記した。

JNoVA においては、評価関数 J を以下のように定義する。

$$J(\delta\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2} \delta\mathbf{x}_0^T \mathbf{B}^{-1} \delta\mathbf{x}_0 + \frac{1}{2} \sum_t (\mathbf{d}_t + H_t(M_t(\mathbf{x}_b)) - H_t(M_t(\delta\mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_b)))^T \mathbf{R}_t^{-1} (\mathbf{d}_t + H_t(M_t(\mathbf{x}_b)) - H_t(M_t(\delta\mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_b))) + J_p, \quad (1)$$

ここで、 $\delta\mathbf{x}_0$ は同化ウィンドウ初期時刻における解析インクリメント、 H は非線形の観測演算子、 M は非線形モデルの時間推進演算子、 \mathbf{x}_b は初期状態の第一推定値、 \mathbf{R} は観測誤差共分散行列、 \mathbf{d} はイノベーションである。上付き文字の T は転置行列、下付き文字の 0 と t は時刻を表し、 J_p は不自然な慣性重力波を抑制するためのペナルティ項を表す。また、JNoVA はインクリメント法を採用し、計算の高速化を図っている (Courtier *et al.* 1994)。

ハイブリッド法で用いる背景誤差共分散行列 \mathbf{B}_{hyb} の構築に当たっては、

$$\mathbf{B}_{hyb} = \beta \mathbf{B}_{NMC} + (1 - \beta) \mathbf{B}_{ens} \quad (2)$$

の式により計算される背景誤差共分散行列 \mathbf{B}_{hyb} を式(1)の \mathbf{B} として利用する。 β は Zhang and Zhang (2012) にならい、0.2 で一定とした。初期状態における解析インクリメントについては、 \mathbf{B}_{NMC} 、 \mathbf{B}_{ens} のそれぞれの項に関係する寄与分に分解することができ、

$$\delta\mathbf{x}_0 = \sqrt{\beta} \delta\mathbf{x}_{NMC} + \sqrt{1 - \beta} \delta\mathbf{x}_{ens} \quad (3)$$

と表すことができる。また、制御変数は以下の式で変換した $\delta\mathbf{v}_{NMC}$ 、 $\delta\mathbf{v}_{ens}$ である。

$$\delta\mathbf{x}_{NMC} = \mathbf{B}_{NMC}^{1/2} \delta\mathbf{v}_{NMC} \quad (4)$$

$$\delta\mathbf{x}_{ens} = \mathbf{B}_{ens}^{1/2} \delta\mathbf{v}_{ens} \quad (5)$$

この変換により、評価関数及び評価関数の制御変数に対する勾配は、

$$J = \frac{1}{2} \delta\mathbf{v}_{NMC}^T \delta\mathbf{v}_{NMC} + \frac{1}{2} \delta\mathbf{v}_{ens}^T \delta\mathbf{v}_{ens} + \frac{1}{2} \sum_t (\mathbf{d}_t + H_t(M_t(\mathbf{x}_b)) - H_t(M_t(\delta\mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_b)))^T \mathbf{R}_t^{-1} (\mathbf{d}_t + H_t(M_t(\mathbf{x}_b)) - H_t(M_t(\delta\mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_b))) + J_p. \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \delta \mathbf{v}_{NMC}} &= \delta \mathbf{v}_{NMC} \\ &+ \sqrt{\beta} \mathbf{B}_{NMC}^{1/2} \sum_t \mathbf{M}_t^T \mathbf{H}_t^T \mathbf{R}_t^{-1} (\mathbf{d}_t + H_t(M_t(\mathbf{x}_b))) \\ &- H_t(M_t(\delta \mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_b))) + \frac{\partial J_p}{\partial \delta \mathbf{v}_{NMC}}, \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \delta \mathbf{v}_{ens}} &= \delta \mathbf{v}_{ens} \\ &+ \sqrt{1-\beta} \mathbf{B}_{ens}^{1/2} \sum_t \mathbf{M}_t^T \mathbf{H}_t^T \mathbf{R}_t^{-1} (\mathbf{d}_t + H_t(M_t(\mathbf{x}_b))) \\ &- H_t(M_t(\delta \mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_b))) + \frac{\partial J_p}{\partial \delta \mathbf{v}_{ens}}. \end{aligned} \quad (8)$$

と変換することができるため、逆行列の代わりに平方根行列 $\mathbf{B}_{NMC}^{1/2}, \mathbf{B}_{ens}^{1/2}$ を使って最適化を図ることができる。

b. \mathbf{B}_{ens} のモデル化

LETKF システムの出力結果を得たとする。このとき、状態変数ベクトルのアンサンブル平均値からの偏差を $\sqrt{N-1}$ (N はアンサンブルメンバー数) で割ったものを $\Delta \mathbf{x}_k$ (k はアンサンブルメンバーのインデックス) とする。そして、 $\mathbf{X} = (\Delta \mathbf{x}_1, \Delta \mathbf{x}_2, \dots, \Delta \mathbf{x}_N)$ という行列をつくると、「生」背景誤差共分散行列およびその平方根行列は

$$\mathbf{B}_{ens} = \mathbf{X} \mathbf{X}^T \quad (9)$$

$$\mathbf{B}_{ens}^{1/2} = \mathbf{X} \quad (10)$$

と表すことができる。この場合、 $\mathbf{B}_{ens}^{1/2}$ のサイズは (変数の数) $\times N$ であり、制御変数ベクトル $\delta \mathbf{v}_{ens}$ の長さは単に N である。

実際には、このようにして \mathbf{B}_{ens} を作ると、アンサンブルメンバー数が少ないため物理的に相関がない地点にも偽の相関が現れる。そのため、通常は、そのような偽の相関を消すために何らかの仮定が導入される。本研究では、空間局所化、スペクトル局所化、Neighboring ensemble approach の3種類を実装し、相互に比較することにした。空間局所化とは、二地点間の距離に応じて相関を小さくすることを表しており、一般的な Hybrid データ

同化システムでは良く用いられる仮定である (Clayton *et al.* 2013)。スペクトル局所化とは、スペクトル空間において波長が十分に離れた波数どうしの相関が小さいとすることである。この仮定は、格子点モデルにおいては、位置をずらして重みづけをした多数アンサンブルを使うことと等価になる (Buehner and Charron 2007)。Neighboring ensemble approach はスペクトル局所化を簡略化したものとみなすことができ、わずかな計算機コストでハイブリッドデータ同化法を実装できる (Aonashi *et al.* 2016)。

c. データ同化システムと観測値

本研究で用いた JNoVA のバージョンは 2012 年 12 月の時点で気象庁現業メソ解析に利用されていたものと同じものである。この中では、まず、水平格子点間隔 5 km で NHM による高解像度前方計算を行い、その結果と観測値の差からイノベーション \mathbf{d} を計算する。その際には、非静力学モデルを時間推進演算子として、HE-VI 法で計算を行う。雲微物理過程は 6 カテゴリーのバルクモデルを採用し、Kain-Fritsch モデル (Kain and Fritsch 1990) を修正したものを併用している。境界層乱流の表現には、Mellor-Yamada-Nakanishi-Niino レベル 3 スキーム (Nakanishi and Niino 2004) を用いる。一方、インクリメント法のインナーループでは、対流スキームを大規模凝結で置き換えるなど物理過程が単純化された非線形モデルとアジョイントモデルを用いて評価関数の勾配を計算する。この場合、モデルの水平格子点間隔は 15 km となっている。最適化が完了したのち、得られた解析インクリメントを同化ウィンドウの初期時刻に与え、再度、水平格子点間隔 5 km で高解像度計算を行う。そしてその結果を解析値として、予報の初期値として用いる。もともとの \mathbf{B}_{NMC} の構築に当たっては、2005 年 1-12 月における 6 時間予報と 12 時間予報を集めたものが用いられている。

\mathbf{B}_{ens} の構築に用いる LETKF システム (Hunt *et al.* 2007) は、Kunii (2014) が開発した NHM を時間推進演算子とする NHM-LETKF である。ここで

用いている NHM の設定は JNoVA の最適化に用いるモデルの構成に近く、水平格子点間隔は 15 km であるが、対流スキームには Kain-Fritsch モデルを用いているなど違いもある。NHM-LETKF システムにおいては、観測値と解析格子点との距離に応じた観測空間局所化が適用される。

実データ同化実験に用いる観測データは、地上観測・高層気象観測・船舶観測・航空機観測・地上 GPS から算出される鉛直積算可降水量・ドップラーレーダーに基づく動径風速・TC ポーガスである。本研究では、気象庁の現業 QC をすでに終えた観測データのみを用いる。現業のメソ解析ではこれに加えて、衛星輝度温度や解析雨量を同化しているが、これらに対応する観測演算子が LETKF システムに用意されていないため、本研究ではデータ同化を行っていない。

本研究では、 \mathbf{B}_{NMC} のみを用いる従来型の 4D-Var は 4D-Var-Bnmc と呼ぶこととする。また、空間局所化、スペクトル局所化、Neighboring ensemble approach の 3 種類の手法で構築されたハイブリッドデータ同化システムのことを、それぞれ 4D-Var-BenkfL, 4D-Var-BenkfS, 4D-Var-BenkfN と呼ぶことにする。また、1 点観測同化実験においては、式 (9) と式 (10) に従いサンプリングノイズの低減を施さない実験も行っている。これを 4D-Var-Benkf0 と呼ぶ。

d. 実験設定

計算領域は 2012 年の気象庁現業メソ解析の領域に等しく 3600 km×2880 km である。LETKF 及びハイブリッド同化法における空間局所化については、水平方向には 200 km、鉛直方向には $0.2 \ln p$ (p は気圧) だけ離れるごとに相関が $e^{-1/2}$ となるようなガウシアンライクな関数 (Gaspari and Cohn 1999 の式 (4.10)) を適用している。スペクトル局所化に当たっては、波数空間で波長が 15 km 離れる距離を局所化スケールとし、Neighboring ensemble approach においては、スペクトル局所化に対応するように 3×3 のブロックごとに領域を分割し、その外側では相関がゼロであるとした。

ハイブリッドデータ同化システムによる実験を開始する前に、最低でも 1 週間以上 LETKF の同化サイクルを回し、スピナップを行った。台風のトラッキング及び強度の計算の手続きに関しては、Ito *et al.* (2015) になった。そして、実データ同化に引き続き行う予測実験としては、3 時間おきのデータ同化サイクルによって生成された解析値を初期値とする 36 時間予測を実施した。予測実験の回数は、台風については 4 事例について 62 回、集中豪雨については 3 事例について 104 回である。また、4D-Var-Bnmc に対する予測精度の変化が統計的に有意であるかどうかを検証するため、 t 検定 (両側検定; two-paired-sample) を適用した。ただし、それぞれの事例における時間的な相関を考慮するため、Kuhl *et al.* (2013) と同様にサンプル数は実効サンプル数で置き換えた。

3. 1 点観測同化実験

はじめに、台風 Roke (2011) のケースについて、同化ウィンドウを 2011 年 9 月 20 日 09-12UTC の 3 時間とし、その最終時刻に中心気圧の観測データが得られたとする 1 点観測同化実験を行った。イノベーションは +5 hPa とし、第一推定値の場における台風を弱めるように作用することが期待される。

図 1 (a)–(e) に、同化ウィンドウ初期時刻における温位の解析インクリメントを示している。この図は、台風の海面気圧最低点を中心とする円筒座標系において、方位角平均を施した結果である。この図から、4D-Var-Bnmc の解析インクリメントは対流圏下層に極小値を持つことがわかる。これは、対流圏上層に温位偏差の極大値を持つ台風の暖気核構造を考えると物理的に不自然である。それに対し、4D-Var-Benkf0, 4D-Var-BenkfS, 4D-Var-BenkfL では、解析インクリメントの極小値が対流圏上層に表れている。4D-Var-BenkfL においても、弱いながら極小値が高度 8–9 km 付近に表れている。すなわち、ハイブリッド法で生成される解析インクリメントの方が物理的にはもっともらしいといえる。

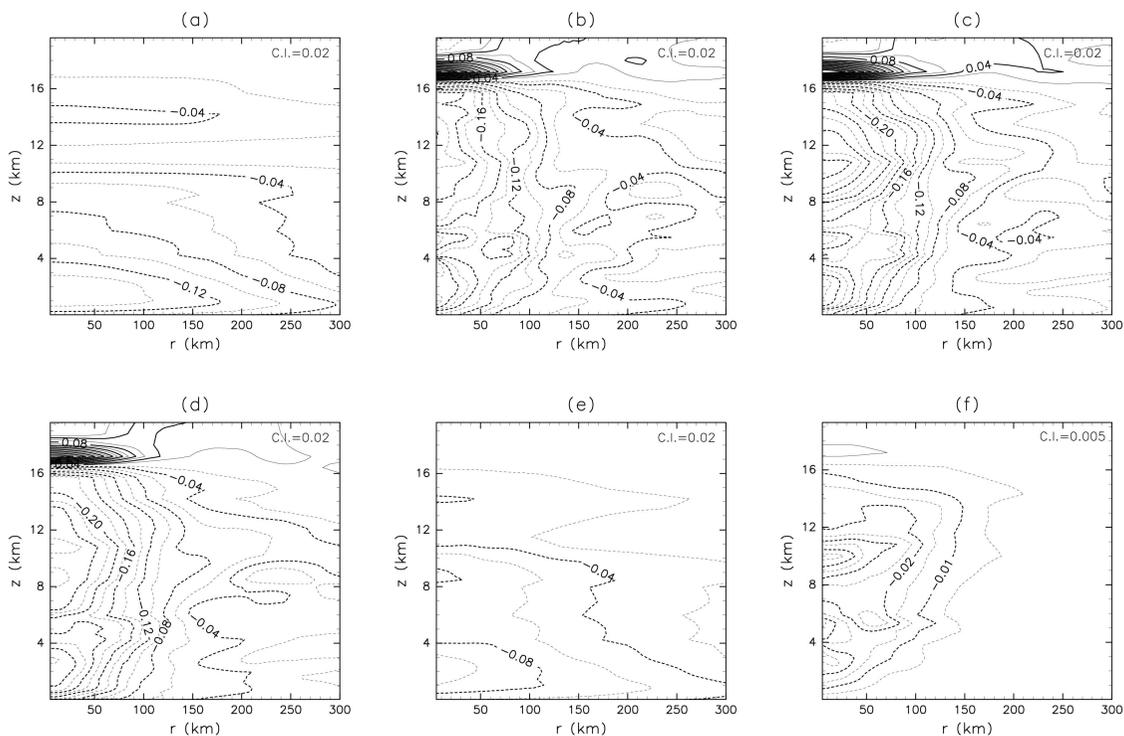


図1 同化ウィンドウ初期時刻における、方位角方向に平均した温位の解析インクリメント。コンター間隔は図の右上に記している。ゼロに対応するコンターは描かれていない。(a) 4D-Var-Bnmc (b) 4D-Var-Benkf0 (c) 4D-Var-BenkfS (d) 4D-Var-BenkfN (e) 4D-Var-BenkfLに基づいている。(f) は (e) と同じく 4D-Var-BenkfL に基づくものだが、 \mathbf{B}_{ens} に関する寄与分だけを示している。Ito *et al.* (2016) © Copyright 26 August 2016 AMS

4D-Var-BenkfL により生成された解析インクリメントのうち、 \mathbf{B}_{ens} に関する解析インクリメント (式 (3) の右辺第 2 項) を示したのが図 1 (f) である。この図から、アンサンブル摂動は中心気圧と対流圏上層の暖気核構造の関係を適切に反映していることがわかる。言い換えると、図 1 (e) で対流圏下層に極小値が現れたのは、NMC 法の寄与が大きいためだということになる。4D-Var-BenkfL において、対流圏上層の変化が小さいのは、鉛直方向の空間局所化により深い構造が現れにくくなっているためである。鉛直方向に空間局所化をかけない実験を行うと、対流圏上層の極小値はより明瞭に現れる (Ito *et al.* 2016 の Figure 7)。

台風の影響が小さいと思われる 2000 km 以上離れた領域でも、4D-Var-Benkf0 には、サンプリングノイズに起因すると思われる解析インクリメント

が現れていた。空間局所化を適用する 4D-Var-BenkfL ではそのような解析インクリメントの特徴は現れなかったが、スペクトル局所化やその近似を適用する 4D-Var-BenkfS や 4D-Var-BenkfN ではこのような十分離れた領域でのノイズはわずかに抑制されるだけであった (図は省略)。

図 2 に同化ウィンドウ最終時刻における温位の解析インクリメントを示している。この図から、3 時間の高解像度モデル積分を経ると、4D-Var-Bnmc とハイブリッドデータ同化法により生成される解析インクリメントは似た構造を持っており、暖気核を弱める特徴が現れていた。このように短期間で解析インクリメントの構造が変化するのは、台風内部の力学的時間スケールが絶対温度の逆数に代表されること (Ito *et al.* 2011) や深い対流の時間スケールが十分に短いものであること

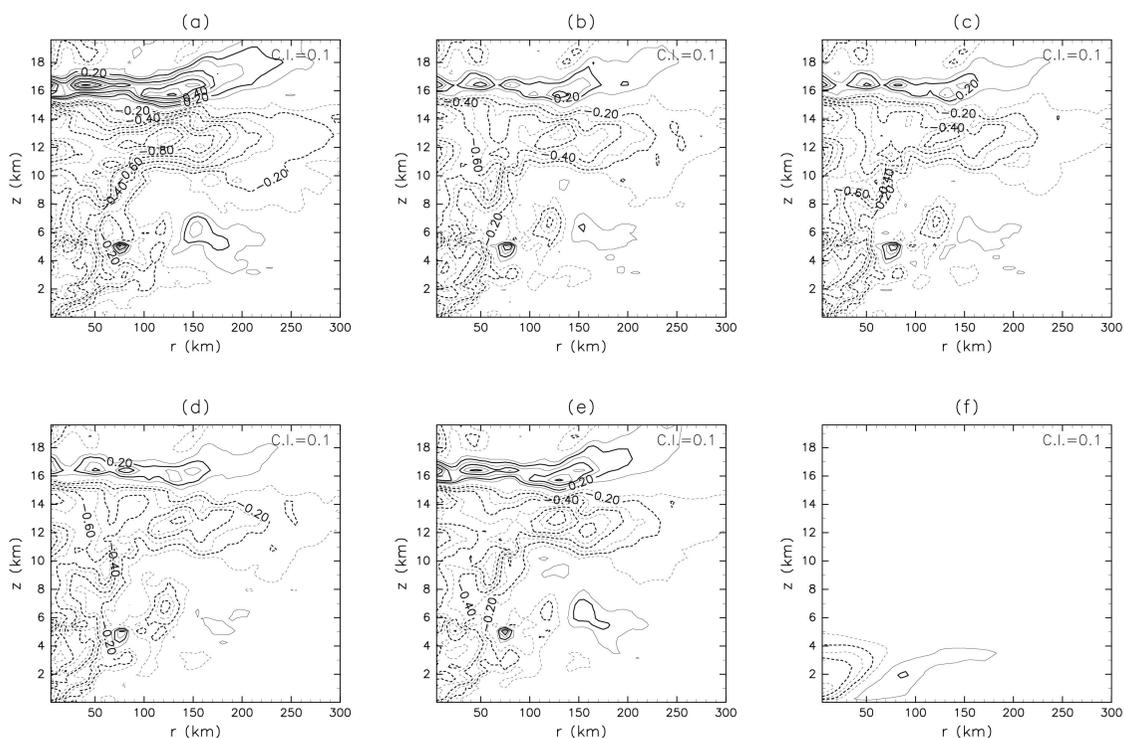


図2 同化ウィンドウ最終時刻における、方位角方向に平均した温位の解析インクリメント。コンター間隔は図の右上に記している。ゼロに対応するコンターは描かれていない。(a) 4D-Var-Bnmc (b) 4D-Var-Benkf0 (c) 4D-Var-BenkfS (d) 4D-Var-BenkfN (e) 4D-Var-BenkfL (f) LETKFに基づくもの。Ito *et al.* (2016) © Copyright 26 August 2016 AMS

を考えると妥当である。ただし、依然として両者の違いも残っており、4D-Var-Bnmc法によって生成された解析インクリメントの方が、水平スケールが大きくなっている。また、LETKFにより生成された解析インクリメントは、4D-Varベースの手法で生成されたものと大きく異なっている。これは、観測地点から十分に離れた地点の相関を強制的にゼロとしているのが一因である。特に、台風や集中豪雨のように深い対流構造を持つシステム近傍のデータ同化に関しては、鉛直方向の観測空間局所化が解析インクリメントの構造を不自然にしてしまうことを示唆している。

4. 強い台風の予測精度

強い台風の実データ同化実験及びそれに続く予測実験として、台風 Roke (2011), Bolaven (2012),

Samba (2012), そして Jelawat (2012) を事例として選択した。これらの事例は、2011–2012年に検証領域(計算領域の側面境界から500 kmの範囲を除いた領域)に存在した台風のうち中心気圧が最も低かった4つである。

図3に台風の進路・中心気圧・最大風速の予測誤差を示す。図に示される通り、LETKFまたはハイブリッドデータ同化法で初期値化を行うと、4D-Var-Bnmcに比べて進路予測精度が改善しており、24時間予報では改善率は約10%程度であった。この改善は、予報時間が6時間以上の多くの場合、信頼水準90%以上で統計的に有意であった。台風の指向流(ここでは850–300 hPaの気圧面に挟まれた、台風中心から600 km×600 kmの矩形領域における平均風向・風速)を計算したところ、LETKFとハイブリッドデータ同化法における指

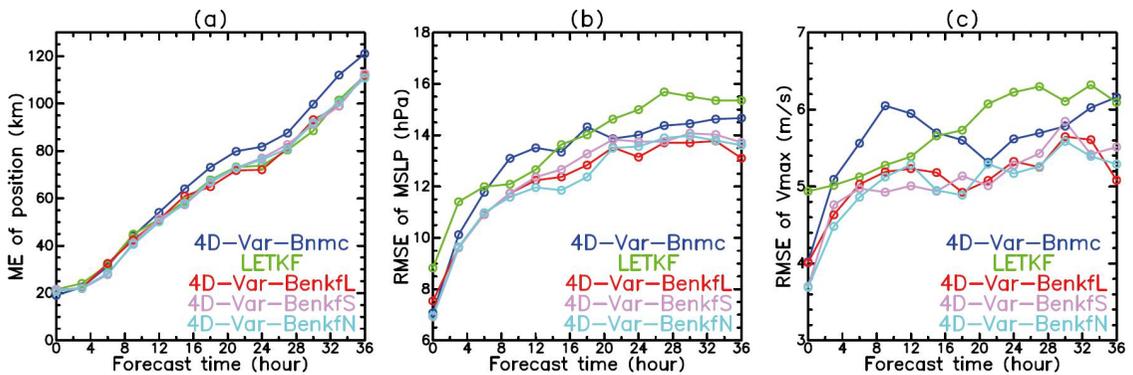


図3 台風の予測誤差 (a) 進路 (b) 中心気圧 (c) 最大風速。進路については誤差の単純平均値を用い、中心気圧と最大風速については二乗平均平方根を用いた。Ito *et al.* (2016) © Copyright 26 August 2016 AMS

向流は比較的似ていたのに対し、4D-Var-Bnmcの指向流は若干異なる強さを持っていた(図は省略)。このことは、台風の進路予測精度が大規模場の再現性に深く関係していることで説明できる。

台風の強度予測に関していうと、ハイブリッドデータ同化法で初期値化された予測がLETKFや4D-Var-Bnmcで初期値化された予測よりも良いことが示された。4D-Var-Bnmcに対するハイブリッドデータ同化法の改善は、18時間以内の予報に関しておおむね90%以上で統計的に有意であった。詳しく調べると、4D-Var-Bnmcにおいては、予報時間9-12時間ごろに最大風速半径が大きくなっていき、台風が弱く再現される負バイアスを持つ傾向にあった(図は省略)。絶対角運動量保存則を考えると、台風は最大風速半径が大きいほど弱くなる傾向にある。1点観測同化実験において見たように、4D-Var-Bnmcでは広い水平スケールにエネルギーを分配する傾向にあるため、結果として、台風が弱く再現されたのではないかと考えられる。

特筆すべきこととして、ここで示した台風の予測精度はサンプリングノイズの軽減法に依存しなかったということが挙げられる。すなわち、台風の進路や強度の36時間までの予測であれば、空間局所化を採用しない場合でも、十分に良い予測結果が得られていた。

5. 集中豪雨の予測精度

続いて、台風に関連したものを除いて、気象庁が2011-2012年に災害をもたらした気象事例として挙げた局地的豪雨の予測精度についても比較を行った。対象となるのは、2011年新潟福島豪雨(7/27-30)、2012年九州北部豪雨(7/11-14)、2012年近畿豪雨(8/13-14)の3つの集中豪雨事例である。予測は3時間おきに開始し、104回の予報結果として得られた3時間積算降水量を対象として統計解析を行った。

図4に予報時間が3時間から6時間までの3時間降水量の予測に関するスレット・スコアを示している。4D-Var-BenkfLを初期値化に用いた場合に若干予測スコアが良く、LETKFを用いた場合にはスコアが悪い。ただし、ここで見られた、4D-Var-Bnmcとハイブリッドデータ同化法の予測精度に対する差異は、信頼水準90%で有意な差としては検知されなかった。一方、ある領域(ここでは160km×160kmの矩形領域)で降雨量が基準を満たす格子点数が存在する割合を適切に予測できたかどうかという観点で評価するフラクション・スキル・スコアで比較を行った結果、4D-Var-BenkfLと4D-Var-BenkfNを初期値化に用いたほうが4D-Var-Bnmcを用いる場合よりも、強い雨の予測精度が統計的に有意に高くなった。言い換えると、

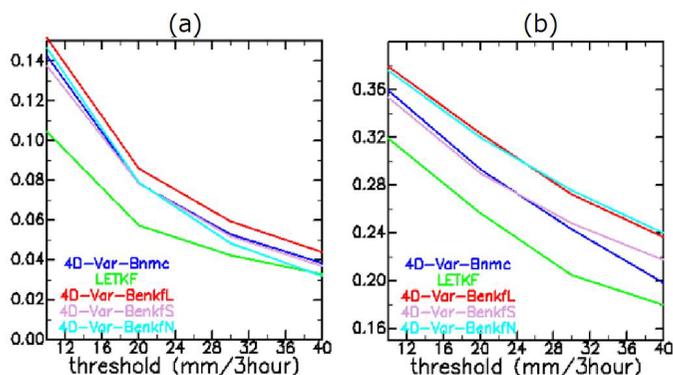


図4 予報時間が3時間から6時間の間に降った3時間降水量の予測精度に関するスコア (a) スレット・スコア (b) フラクシオン・スキル・スコア。両者とも値が高い方が、予測精度の良いことを意味している。

ピンポイントで強い降水を当てることに関しては、ハイブリッドデータ同化法の有意性が認められないが、強い雨が降るポテンシャルを予測するという意味においては、ハイブリッドデータ同化法の方が4D-Var-Bnmcに比べて良いと言える。図4では予報時間が3-6時間の場合について結果を示したが、予報時間が0-3時間の場合、及び、30-33、33-36時間の場合に関しても、フラクシオン・スキル・スコアを用いると統計的に有意に改善していることが分かった。

ただし、事例ごとに差異があったことにも注意が必要である。九州北部豪雨に関しては総じてLETKFによる初期値化が有効であったものの、新潟福島豪雨に関してはハイブリッドデータ同化法による初期値化が有効であった。以上のことを踏まえると、集中豪雨の予測精度に関しては、さらなる事例の蓄積が必要であると思われる。

6. まとめ

本研究では、極端な気象現象の予測という観点で、4D-Varの背景誤差共分散行列にEnKFによって生成された摂動を用いるハイブリッドデータ同化法の有効性を調査した。ハイブリッドデータ同化法は、気象庁非静力学メソ4次元変分法システムJNoVAを基礎とし、そこにNHM-LETKFで生成される摂動から構築した背景誤差共分散を利用することにより計算を行う。また、ハイブリッドデータ同化法におけるサンプリングノイズ軽減法

として、空間局所化・スペクトル局所化・Neighboring ensemble approachの3つの異なる実装を行った。

1点観測同化実験においては、同化ウィンドウの初期時刻において、従来型の4D-Varでは、台風の力学に沿わない解析インクリメントが生成されるのに対し、ハイブリッド法においては物理的に自然な特徴が現れた。同化ウィンドウの最終時刻においては、ハイブリッド法と従来型の4D-Varにおいて生成される解析インクリメントが似た構造を持っていたが、従来型の4D-Varで生成される解析インクリメントの方が空間的に広い構造を持っていた。

実データ同化実験として、強い台風の予測実験と集中豪雨の予測実験を行った。台風の予測精度は進路・強度ともにハイブリッド法を初期値化に用いることで従来型の4D-Varシステムを初期値化に用いた場合よりも10%程度改善した。LETKFシステムを用いた初期値化は、進路予報の成績がハイブリッド法による初期値化と同程度の性能を示したものの、強度予報の成績はそれほど良くなかった。集中豪雨の予測に関しては、104回の予測実験を積み重ねたが、スレット・スコアを指標として用いた場合、ハイブリッドデータ同化法が従来型の4D-Varよりも予測の初期値化手法として良いことは統計的には示されなかった。一方、強い雨が降るポテンシャルを広い領域で評価するフラクシオン・スキル・スコアを用いた場合には、予報時間が0-6時間、及び30-36時間

Method	Initial value of cov.	Time evolution of cov.
4D-Var-Bnmc	climatology	(Implicitly) Exact
EnKF	Ensemble-based approx.	Ensemble-based approx.
4D-Var-Benkf	Ensemble-based approx.	(Implicitly) Exact

表 1 4D-Var-Bnmc, EnKF, 4D-Var-Benkfの比較. cov.は背景誤差共分散を表す.

である場合に、ハイブリッドデータ同化の方が従来型の 4D-Var より統計的に有意により成績を示すことが分かった。ただし、より信頼のおける結果を得るためには、さらなる事例の蓄積が必要となる。

総じて、従来型の 4D-Var よりもハイブリッドデータ同化を初期値化に用いた方が、物理的にも自然であり、極端な大気現象の予測精度も向上する傾向にあることが分かった。また、本研究により、サンプリングノイズの軽減法は極端現象の 1 日程度の予測精度にあまり重要ではないことも示された。これらの結果は、将来的な予測システムのデザインや自然災害学上、重要な意味を持つであろう。

LETKF を用いた予測と 4D-Var を用いた予測の比較する際には注意が必要である。特に、本研究ではインクリメント法の採用によって、4D-Var ベースの手法では、水平格子点間隔が積算 5 km となっているのに対し、LETKF では水平格子点間隔が 15 km と粗くなっている。短時間降雨の予報成績が 4D-Var ベースの手法で概してよかったのは、これが原因となった可能性がある。

付録：4次元データ同化手法における解の比較誤差の時間発展と観測演算子に関する線形性、および、確率密度関数の正規性を仮定し、背景誤差共分散のアンサンブル近似が気候値的な設定よりも優れているとする場合（アンサンブル近似と気候値的な近似のどちらが優れているかは、本来、問題に依存する）、4D-Var-Bnmc, EnKF, 4D-Var-Benkf のうち、4D-Var-Benkf により得られる結果が一番適切であることを示す。簡単のため、こ

こでは局所化は考えないとする。同化ウィンドウの最終時刻における 4次元変分法の解析インクリメント及びアンサンブルカルマンフィルタを用いたときの解析時刻における解析インクリメントは、全て以下の形で表される。

$$\delta \mathbf{x}_t = \mathbf{M}_t \mathbf{B}_t \mathbf{M}_t^T \mathbf{H}_t^T \left(\mathbf{R}_t + \mathbf{H}_t \mathbf{M}_t \mathbf{B}_t \mathbf{M}_t^T \mathbf{H}_t^T \right)^{-1} (\mathbf{y}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{M}_t \mathbf{x}_b)$$

すなわち、観測演算子・観測誤差共分散行列・第一推定値・観測値が同じ場合には、4D-Var-Bnmc, EnKF, 4D-Var-Benkf の違いは背景誤差共分散行列・時間推進演算子のみに依存する。すなわち、単純化された枠組みにおいては、モデル変数の誤差共分散の初期値である背景誤差共分散行列 \mathbf{B} とその時間発展 $\mathbf{M}_t \mathbf{B}_t \mathbf{M}_t^T$ の計算方法だけが 4次元データ同化手法の本質的な違いとなる。EnKF では、背景誤差共分散行列 \mathbf{B} をアンサンブル近似によって表現するため、流れ依存性を \mathbf{B} に含むことができるが、サンプリングノイズによって影響を受けることになる。4D-Var-Bnmc では、背景誤差共分散を気候値的に表現する。

背景誤差共分散の時間発展については、4D-Var-Bnmc と 4D-Var-Benkf では、 \mathbf{B} が与えられると、線形性・正規性の仮定の下では、 $\mathbf{M}_t \mathbf{B}_t \mathbf{M}_t^T$ を厳密に計算した場合の解析インクリメントを与える。一方で、EnKF の場合は $\mathbf{M}_t \mathbf{B}_t \mathbf{M}_t^T$ をアンサンブル近似によって表現するため、サンプリングノイズの影響を受ける。結果として、この 3 者のなかでは、4D-Var-Benkf が最も優れていることになる。

謝辞：本研究は、文部科学省フラグシップ 2020 (ポスト「京」) 重点課題 4「観測ビッグデータを活用した気象と地球環境の予測の高度化」の委託

を受け、結果の一部は理化学研究所のスーパーコンピュータ「京」を利用して得られたものである(課題番号: hp120282, hp130012, hp140220, hp150214, hp150289, hp160229)。また、科研費16H04054, 15K05294からも助成を受けました。

参考文献

- [1] Aonashi, K., K. Okamoto, T. Tashima, T. Kubota, and K. Ito, 2016: Sampling Error Damping method for a Cloud-Resolving Model using a Dual-Scale Neighboring Ensemble Approach. *Mon. Wea. Rev.*
- [2] Buehner, M., and M. Charron, 2007: Spectral and spatial localization of background-error correlations for data assimilation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 133, 615-630.
- [3] Buehner, M., P. L. Houtekamer, C. Charette, H. L. Mitchell, and B. He, 2010: Intercomparison of variational data assimilation and the ensemble Kalman filter for global deterministic NWP. Part II: One-month experiments with real observations. *Mon. Wea. Rev.*, 138, 1567-1586.
- [4] Clayton, A. M., A. C. Lorenc, and D. M. Barker, 2013: Operational implementation of a hybrid ensemble/4D-Var global data assimilation system at the Met Office. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 139, 1445-1461.
- [5] Courtier, P., J. N. Thépaut, and A. Hollingsworth, 1994: A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 120, 1367-1387.
- [6] Gaspari, G., and S. E. Cohn, 1999: Construction of correlation functions in two and three dimensions. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 125, 723-757.
- [7] Honda, Y., and K. Sawada, 2010: Operational meso-scale analysis (in Japanese). Separate volume of annual report of JMA-NPD, 56, 25-30.
- [8] Hunt, B. R., E. J. Kostelich, and I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 230, 112-126.
- [9] Ito, K., Y. Ishikawa, Y. Miyamoto, and T. Awaji, 2011: Short-time-scale processes in a mature hurricane as a response to sea surface fluctuations. *J. Atmos. Sci.*, 68, 2250-2272.
- [10] Ito, K., T. Kuroda, K. Saito, and A. Wada, 2015: Forecasting a large number of tropical cyclone intensities around Japan using a high-resolution atmosphere-ocean coupled model. *Wea. Fore.*, 30 (3), 793-808.
- [11] Ito, K., M. Kunii, T. Kawabata, K. Saito, K. Aonashi, and L. Duc, 2016: Mesoscale Hybrid Data Assimilation System based on JMA Nonhydrostatic Model. *Mon. Wea. Rev.*, 144, 3417-3439.
- [12] JMA: Outline of the operational numerical weather prediction at the Japan Meteorological Agency. [Available online at <http://www.jma.go.jp/jma/jma-eng/jma-center/nwp/outline2013-nwp/index.htm>.]
- [13] Kain, J. S., and J. M. Fritsch, 1990: A one-dimensional entraining/detraining plume model and its application in convective parameterization. *J. Atmos. Sci.*, 47, 2784-2802.
- [14] Kuhl, D. D., T. E. Rosmond, C. H. Bishop, J. McLay, and N. L. Baker, 2013: Comparison of hybrid ensemble/4DVar and 4DVar within the NAVDAS-AR data assimilation framework. *Mon. Wea. Rev.*, 141, 2740-2758.
- [15] Kunii, M., 2014: Mesoscale data assimilation for a local severe rainfall event with the NHM-LETKF system. *Wea. Fore.*, 29, 1093-1105.
- [16] Lorenc, A. C., 2003: Modelling of error covariances by 4D-Var data assimilation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 129, 3167-3182.
- [17] Nakanishi, M., and H. Niino, 2004: An improved Mellor-Yamada level-3 model with condensation physics: Its design and verification. *Boundary-layer meteorology*, 112, 1-31.
- [18] Parrish, D. F., and J. C. Derber, 1992: The National Meteorological Center's spectral statistical-interpolation analysis system. *Mon. Wea. Rev.*, 120, 1747-1763.
- [19] Poterjoy, J., and F. Zhang, 2014: Inter-comparison and coupling of ensemble and four-dimensional variational data assimilation methods for the analysis and forecasting of Hurricane Karl (2010). *Mon. Wea. Rev.*, 142, 3347-3364.
- [20] Saito, K., H. Seko, M. Kunii, and T. Miyoshi, 2012: Effect of lateral boundary perturbations on the breeding method and the local ensemble transform Kalman filter for mesoscale ensemble prediction. *Tellus A*, 64, 11594.
- [21] Zhang, M., and F. Zhang, 2012: E4DVar: Coupling an ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation in a limited-area weather prediction model. *Mon. Wea. Rev.*, 140, 587-600.

