

アンサンブルデータ同化を用いた気象庁全球データ同化システムの高度化に向けた開発

太田洋一郎、門脇隆志（気象庁予報部数値予報課）

1. 概要

数値予報において、観測値と数値予報モデルによる予報値を適切に結びつけ解析値を作成するデータ同化は、短期・中期予報の予報精度を左右する重要な要素であり、データ同化システムの改善は顕著現象の予測精度向上にも寄与すると考えられる。気象庁の現業全球解析予報システムにおいては、4次元変分法(4D-Var)がデータ同化手法として用いられている。一方で、アンサンブル・カルマンフィルタ(EnKF)をはじめとしたアンサンブルを用いたデータ同化手法は、流れ依存の背景誤差を陽に与えるデータ同化手法として注目されている。特に近年はアンサンブルによる背景誤差の情報を変分法の枠組みで利用する、ハイブリッドデータ同化と呼ばれる手法が世界の現業数値予報センターで相次いで導入されている。ここでは、EnKFの一種である局所アンサンブル変換カルマンフィルタ(LETKF)により作成される背景誤差の情報を気象庁の現業全球解析の4D-Varで用いるハイブリッドデータ同化の試みについて紹介する。

2. ハイブリッドデータ同化システムの概要

データ同化では、観測値と予報値（第一推定値）の情報を組み合わせることにより、より精度の高い解析値を得る。（強拘束の）4次元変分法では多くの場合、以下の評価関数を最小化することにより、第一推定値からの修正量（解析インクリメント）を計算する。

$$J(\mathbf{x}') = \frac{1}{2} \mathbf{x}'^T \mathbf{x}' + \frac{1}{2} [\mathbf{HMB}^{1/2} \mathbf{x}' - \mathbf{y}']^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{HMB}^{1/2} \mathbf{x}' - \mathbf{y}'] + J_c$$

ここで、 \mathbf{H} は線形化された観測演算子、 \mathbf{M} は

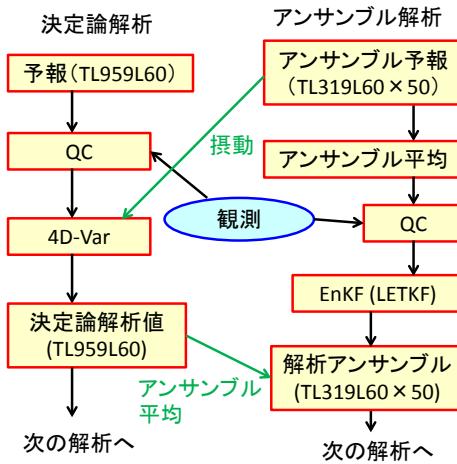


図1 ハイブリッドデータ同化の計算の流れ

接線形モデル、 \mathbf{B} は背景誤差共分散、 \mathbf{y}' は観測値とそれに対応する第一推定値との差（D 値と呼ぶ）、 \mathbf{R} は観測誤差共分散、 J_c は拘束項を表わす。 \mathbf{x}' は制御変数で、解析インクリメントは $\mathbf{MB}^{1/2} \mathbf{x}'$ により計算される。通常、 \mathbf{B} としては気候学的な背景誤差を用いる。また、解析インクリメントは数値予報モデルより粗い解像度で計算され、これを第一推定値に足しこむことで解析値を得ることが多い（インクリメント法）。気象庁現業全球解析では、インクリメントの計算（インナーモデル）は TL319（水平解像度約 55km）で行われ、これを TL959（水平解像度約 20km）の第一推定値に足しこんで解析値を得ている。

これに対し、ハイブリッドデータ同化ではアンサンブル予報の摂動を背景誤差の一部として用いる。本実験では、Lorenc (2003) および Buehner (2005) の方法に基づき、評価関数を

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}', \alpha_1, \dots, \alpha_K) &= \frac{1}{2} \mathbf{x}'^T \mathbf{x}' + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \alpha_k^T \alpha_k \\ &+ \frac{1}{2} \left[\mathbf{H} \mathbf{M} \left(\beta_1 \mathbf{B}^{1/2} \mathbf{x}' + \beta_2 \sum_{k=1}^K \mathbf{X}'_k \circ (\mathbf{C}^{1/2} \alpha_k) \right) - \mathbf{y}' \right]^T \mathbf{R}^{-1} \left[\mathbf{H} \mathbf{M} \left(\beta_1 \mathbf{B}^{1/2} \mathbf{x}' + \beta_2 \sum_{k=1}^K \mathbf{X}'_k \circ (\mathbf{C}^{1/2} \alpha_k) \right) - \mathbf{y}' \right] + J_c \end{aligned}$$

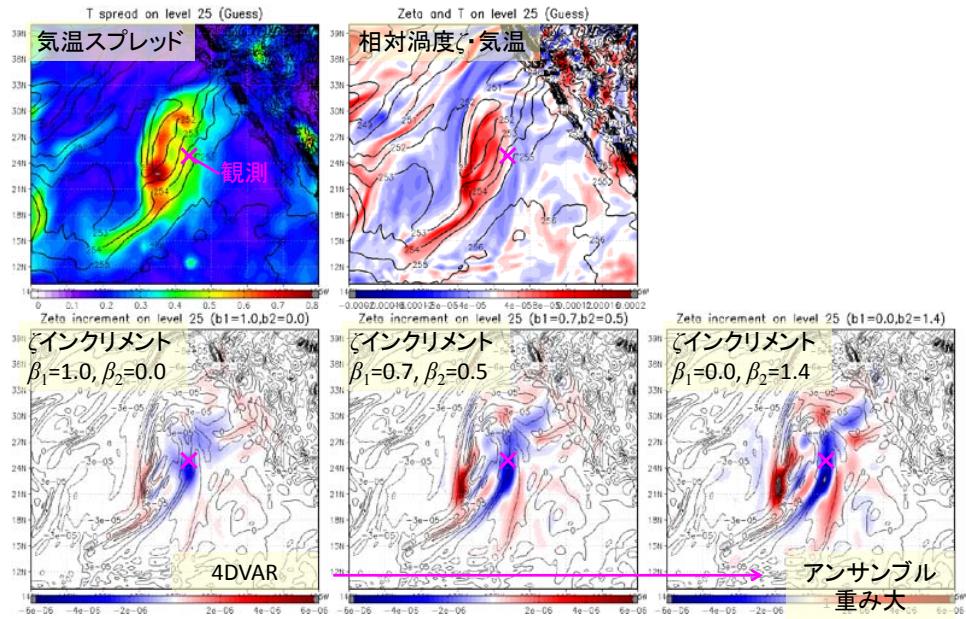


図 2 ハイブリッドデータ同化における解析インクリメントの比較例。モデル面第 25 層（約 400hPa）の 1 点（×印）に気温 D 値（観測値と第一推定値の差）+1℃の観測を同化した場合。上段左：第一推定値アンサンブルの気温のスプレッド（塗りつぶし）と第一推定値（等値線）、上段右：相対渦度（塗りつぶし）と気温（等値線）の第一推定値。下段は相対渦度の解析インクリメント（塗りつぶし）と相対渦度の第一推定値（等値線）を示し、左から $\beta_1=1.0, \beta_2=0.0$ 、 $\beta_1=0.7, \beta_2=0.5$ 、 $\beta_1=0.0, \beta_2=1.4$ の場合。

の形で表現した。ここで、 K はアンサンブルメンバー数、 \mathbf{X}' は $1/\sqrt{K-1}$ で規格化したアンサンブル摂動、 α_k はアンサンブルの各摂動の重み、 \mathbf{C} は局所化行列を表わす。 β_1, β_2 は気候学的な背景誤差とアンサンブルに基づく背景誤差の重みを表わしており、 $\beta_2=0$ とすると通常の強拘束 4 次元変分法となり、 $\beta_1=0$ とすると完全にアンサンブルに基づく背景誤差を用いることとなる。

図 1 に、ハイブリッドデータ同化の計算の流れを模式的に示す。アンサンブル予報で得られた摂動を 4D-Varにおいて背景誤差の一部として用いる。一方、EnKF でアップデートされた解析のアンサンブル平均を 4D-Var の解析で置き換える。図 2 に β_1, β_2 の重みを変えた際の解析インクリメントの比較を、観測データを 1 点だけ同化した場合を例に示す。この事例では、低気圧性循環に伴って気温の水平傾度とスプレッドの大きい領域があり、この暖域側に D 値+1℃の観測を同化している。この観測の同化は暖域側の気温を上げ、低気圧全体を西にずらす効果があると推測される。気候学的な背景誤差のみを用いた場合、観測点周辺に負の渦度のインクリメントが入るもの、低気圧の西側で期待される正の渦度のインクリメントは小さく、低気圧全体の位置を西へずらす傾向は弱い。背景誤差におけるアンサンブルの重みを増やすと、低気圧の西側で正の渦度のインクリメントが大きくなり、低気圧全体を西にずらす傾向が強まる。一方で、完全にアンサンブルのみを背景誤差として用いた場合には、インクリメントにサンプリングノイズのような細かいパターンが目立ってくる。この例では、背景誤差を混ぜて使った場合が流れ依存の背景誤差の情報を活かしつつサンプリング誤差を抑えており、適切であると考えられる。

3. 解析予報サイクル実験

気象庁の全球解析予報システム（2012 年 12 月時点での現業システム相当）を用い、解析予報サイクル実験を行った。ハイブリッドデータ同化における背景誤差共分散の重みは $\beta_1=0.7, \beta_2=0.5$ とした。アンサンブルによる背景誤差の分布は局在化しており、広範囲で気候学的な背景誤差より小さくなることがわかった（図略）。このことから、気候学的な背景誤差を膨張させるチューニング

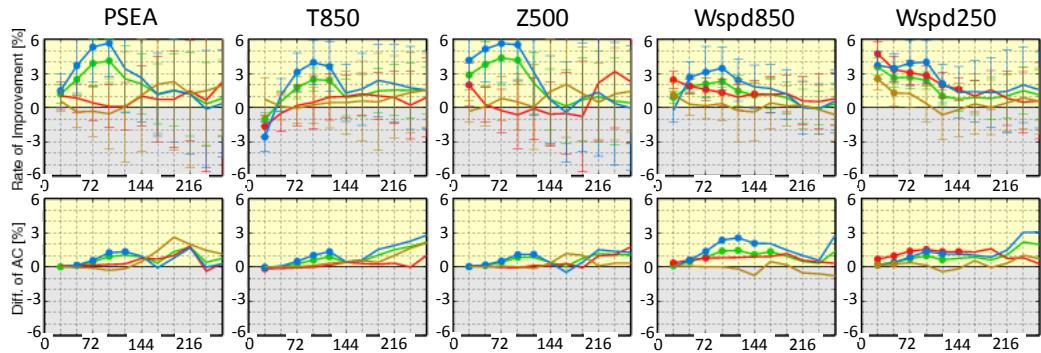


図 3 解析予報サイクル実験による 2012 年 8 月のハイブリッドデータ同化の予報精度の対初期値 RMSE の改善率（上段）およびアノマリー相関係数の差（下段）（%）。対現業システム相当実験の比較で、正の値はハイブリッドデータ同化により予報精度が改善していることを示す。左より海面気圧、850hPa 面気温、500hPa 面高度、850hPa 面風速、250hPa 面風速を示し、茶色は北半球 ($20^{\circ}\text{N} \sim 90^{\circ}\text{N}$)、赤は熱帯 ($20^{\circ}\text{S} \sim 20^{\circ}\text{N}$)、青は南半球 ($90^{\circ}\text{S} \sim 20^{\circ}\text{S}$)、緑は全球の検証結果を示す。丸印は予報精度の差が有意水準 95% で有意であることを示す。

をしており、本実験では背景誤差の重みの和は 1 とはならない。また、ハイブリッドデータ同化内の背景誤差共分散の局所化は気候学的な背景誤差に基づくアンバランス変数に対してかけた上で、その摂動にはハイパスフィルタをかけた。以上 2 点は Clayton et al. (2013) を参考とした。局所化スケール（共分散の重みが $1/\sqrt{e}$ となる距離）は水平 800km、鉛直 0.8（対数気圧）とした。現業システム相当の実験と同じ観測を同化し、予報精度を比較した。期間は 2012 年 7 月 10 日 00UTC 初期値から 2012 年 9 月 11 日 18UTC 初期値で 6 時間ごとに解析を行い、このうち 2012 年 8 月の各日 12UTC 初期値から 11 日予報を計算して検証に用いた。EnKF としては LETKF (Hunt et al. 2007) を用い、初めの 10 日間は摂動のスピンドアップの影響を考慮し、4D-Varにおいては気候学的な \mathbf{B} のみを用いて計算した。アンサンブル予報は TL319L60 の 50 メンバーとし、EnKF の局所化スケールは水平 400km、鉛直 0.4（対数気圧）と設定し、適合型共分散膨張 (Miyoshi 2011) を適用した。

図 3 に対初期値検証の RMSE とアノマリー相関係数について、現業システム相当実験からの改善率を示す。南半球を中心に対初期値予報精度が改善しており、特に予報前半ではその差が統計的に有意である。図 4 に対ゾンデの予報 RMSE の改善率を示す。解析、予報とともに全般的にゾンデの観測に近付いていることがわかる。特に、熱帯成層圏の東西風についてはゾンデ観測へ大きく寄って

おり、対ゾンデのバイアスも大きく減っている（図略）。

4. まとめと今後の課題

アンサンブル・カルマンフィルタによる流れ依存の背景誤差を 4 次元変分法で考慮する、ハイブリッドデータ同化の手法を気象庁全球解析システムに実装し、現業相当の解析予報システムと予報精度の比較を行った。対初期値の予報精度は南半球を中心に有意に改善しており、対ゾンデの観測でも全般的に改善傾向が見られた。

今後さらなる解析・予報精度の改善を目指すためには、大きく分けて二つの方向が考えられる。一つは EnKF 自身の改善、もう一つはハイブリッドデータ同化システムとしての最適化である。前者として例えば、背景誤差共分散の局所化方法の変更が考えられる。特に、非正時の観測が多く、鉛直に観測情報の重みを持つ衛星輝度温度観測に対する局所化については、見直しの余地がある。後者としては、背景誤差の重み β_1, β_2 の最適化などが考えられる。背景誤差の重みについては、これを自動的に最適化する方法が提案されており (Bishop et al. 2013)、今後適用の可能性を検討していきたい。また、計算コストと予報精度の関係、とりわけ限られた計算コストの中で最適なアンサンブルのメンバーカー数と解像度の組み合わせを検討することも必要である。

さらに、ハイブリッドデータ同化により、解析誤差を反映したアンサンブル摂動を得

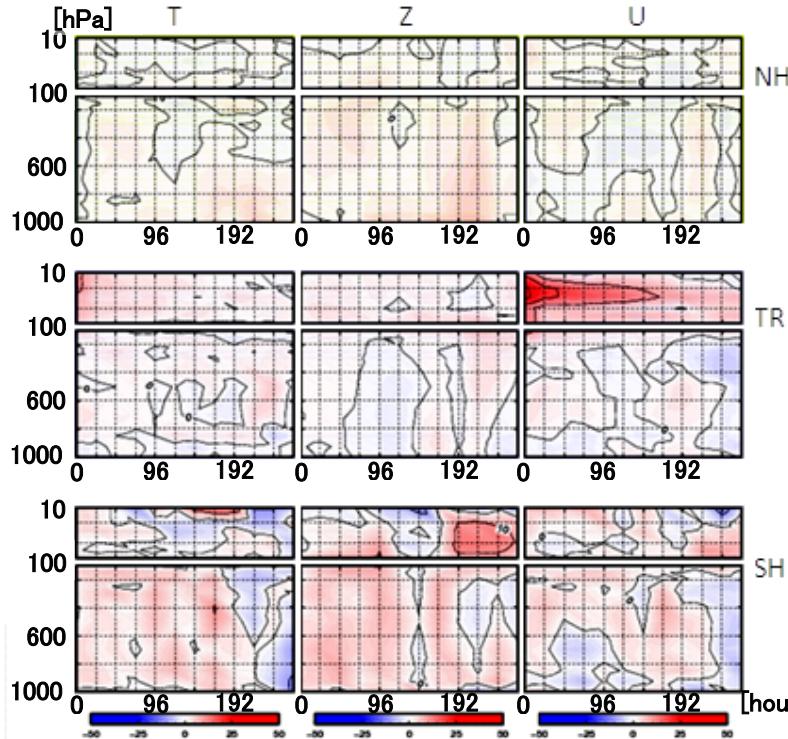


図4 2012年8月のハイブリッドデータ同化の予報精度の対ゾンデ RMSE の改善率(%)。対現業システム実験の比較で、横軸は予報時間、縦軸は気圧を示す。赤は予報精度が改善していることを示す。左から気温、高度、東西風、上段から北半球、熱帯、南半球の検証結果を示す。

することができるため、この摂動をアンサンブル予報の初期摂動として利用することも考えられる。現状では、ハイブリッドデータ同化の初期摂動は現行の初期摂動作成手法であるSV法を用いた場合より摂動の成長率が小さいことが課題である。今後は、SVとの組み合わせを含めた選択肢を検討していくたい。

[参考文献]

- Bishop, C. H., E. A. Satterfield and K. T. Shanley, 2013: Hidden Error Variance Theory. Part II: An Instrument That Reveals Hidden Error Variance Distributions from Ensemble Forecasts and Observations. *Mon. Wea. Rev.*, **141**, 1469–1483.
- Buehner, M., 2005: Ensemble-derived stationary and flow-dependent background error covariances: Evaluation in a quasi-operational setting for NWP. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **131**, 1013–1044.
- 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, DOI:10.1002/qj.2054.
- Hunt, B. R., E. J. Kostelich and I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, **230**, 112–126.
- Lorenc, A. C., 2003: Modelling of error covariances by 4D-Var data assimilation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **129**, 3167–3182.
- Miyoshi, T., 2011: The Gaussian Approach to Adaptive Covariance Inflation and Its Implementation with the Local Ensemble Transform Kalman Filter. *Mon. Wea. Rev.*, **139**, 1519–1535.