

前線構造の再現に適したデータ同化手法の検討  
Evaluation of Data Assimilation Methods Suitable for Frontal Structures

○中下早織・榎本 剛  
○Saori NAKASHITA, Takeshi ENOMOTO

Frontal structures in the atmosphere and ocean around Japan often exhibit non-Gaussian forecast errors due to biases in location and magnitude, posing significant challenges for conventional Gaussian-based data assimilation (DA). This study investigates the performance of various ensemble DA methods using idealized frontogenesis simulations. To address the inherent non-Gaussianity, we propose a novel nonlinear DA approach termed the kernelized ensemble adjustment Kalman filter (KEAKF). By integrating kernel ridge regression into the EAKF framework, KEAKF effectively accounts for nonlinear relationships between unobserved and observed variables. To simulate realistic biases, first-guess ensembles were initialized with systematic errors in both frontal magnitude and location. Our results demonstrate that KEAKF outperforms existing methods across all metrics, including state estimation, frontal magnitude, and displacement. These findings highlight the critical importance of appropriately treating nonlinear cross-frontal dependencies to improve the representation of sharp gradient structures. (139 words)

## 1. はじめに

日本周辺では、大陸由来の冷たく乾燥した空気塊と海洋由来の暖かく湿った空気塊の間や、黒潮と高緯度側の冷たい水塊の間などで、頻繁に前線構造が形成される。このような前線構造は、水平・鉛直方向に急峻な変化を示し、予測における前線が位置ずれや勾配の過小・过大評価を伴う場合には、予測誤差が偏った分布を示す。このような非正規的な誤差分布は、従来の正規分布を仮定するデータ同化手法での扱いが難しい。

本研究では、前線構造に適したデータ同化手法を確立するために、大気中で発達する前線構造を表現する前線形成モデル<sup>[1]</sup>を用いて、擬似的な観測を同化した場合の前線の再現性を複数の同化手法の間で比較する。

## 2. 実験設定

前線形成モデルは、水平二次元の温位 $\theta(x, y)$ を定常流によって移流する。本研究では定常流として、渦モデル (Figure 1a) を用いる。計算領域は $x, y = [-1600, 1600]$  (km) とし、 $101 \times 101$ 格子に離散化する。観測点は $x = 0, y = [-640, 640]$ の測線に沿って、等間隔に 11 点配置する。温位自体を観測し、観測の時間間隔は 12 時間とする。

初期の温位 $\theta_i$ は、直線状に伸びる前線帯を持つように設定する。

$$\theta_i = \theta_0 - \frac{\Delta \theta}{2} \tanh\left(\frac{n_i}{d}\right) \quad (1)$$

$\theta_0$ は基準となる温位、 $\Delta \theta$ は前線を跨ぐ振幅、 $d$ は前線帯の幅 (勾配の大きさと反比例) を表す。 $n_i = -(x - x_0) \sin \alpha_i + (y - y_0) \cos \alpha_i$ は前線 ( $\nabla \theta$ ) に直交する座標系 ( $\tan \alpha_i = -(\partial \theta_i / \partial y)(\partial \theta_i / \partial x)^{-1}$ ) を表す。 $(x_0, y_0)$ が勾配の大きさが最大となる位置を決める。現実的な予報誤差を持つ第一推定値を表現するために、同化実験の初期値を作る際のパラメータには、参照解と擬似観測を与える場(真値)を初期化するパラメータに対して、前線帯の幅と勾配が最大となる位置に系統的な誤差を与える (Table 1)。アンサンブル数は 100 とした。

比較する同化手法は、確率的アンサンブルカルマンフィルタ (EnKF)<sup>[2]</sup>、アンサンブル調節カルマンフィルタ (EAKF)<sup>[3]</sup>、非線型アンサンブル変換フィルタ (NETF)<sup>[4]</sup>と、本研究で提案するカーネル EAKF (KEAKF) である。KEAKF は EAKF の枠組みにおいて、観測変数の修正量から非観測変数の修正量への線型回帰をカーネルリッジ回帰に置き換えることで、観測変数と非観測変数の間の非線型関係を適切に扱うことを目的としている。比較する 4 手法のうち、EnKF と EAKF は従来の正規分布を仮定した手法、NETF と KEAKF は非正規分布を想定した手法である。各手法における共分散膨張は、最も高い精度を示す値を手動で探索して設定した。

	Nature	First-guess ensemble
$\theta_0$ (K)	290	290
$\Delta\theta$ (K)	20	$20 + N(0, 1)$
$d$ (km)	500	$500 + N(200, 50)$
$\alpha_i$ (degree)	0	0
$(x_0, y_0)$ (km)	(0, 0)	$(N(0, 50), N(-400, 50))$

Table 1. Initialization parameters.  $N(a, b)$  indicates random numbers following normal distribution with mean  $a$  and standard deviation  $b$ .

### 3. 結果と今後の展望

Figure 1 に、渦モデルによる実験で 120 時間後の温位の場を示す。初期の第一推定値における前線は真値の前線よりも南側に位置しており、かつ勾配の大きさを過小評価している (Table 1) ため、同化なしの実験では渦による巻き込みで領域中央に生じる南北走向の前線を表現できない (Figure 1d)。Figure 1c–l には、同化なしの実験に対するデータ同化による誤差の改善率を、温位と勾配の大きさのそれぞれに対して各パネル内に示している。この改善率を見ると、同化実験はどれも前線の位置ずれを補正し (Figure 1 上段)、勾配の過小評価を緩和している (Figure 1 下段) ことがわかる。正規分布を仮定する EnKF と EAKF を比べると、EnKF は温位の誤差の改善率が大きい (Figure 1e) のに対して、EAKF は勾配の誤差の改善率が大きく (Figure 1h)、それぞれ異なる適性を示すことがわかる。NETF は非正規分布を想定しているにも関わらず、誤差の改善率が 4 つの手法の中で最も

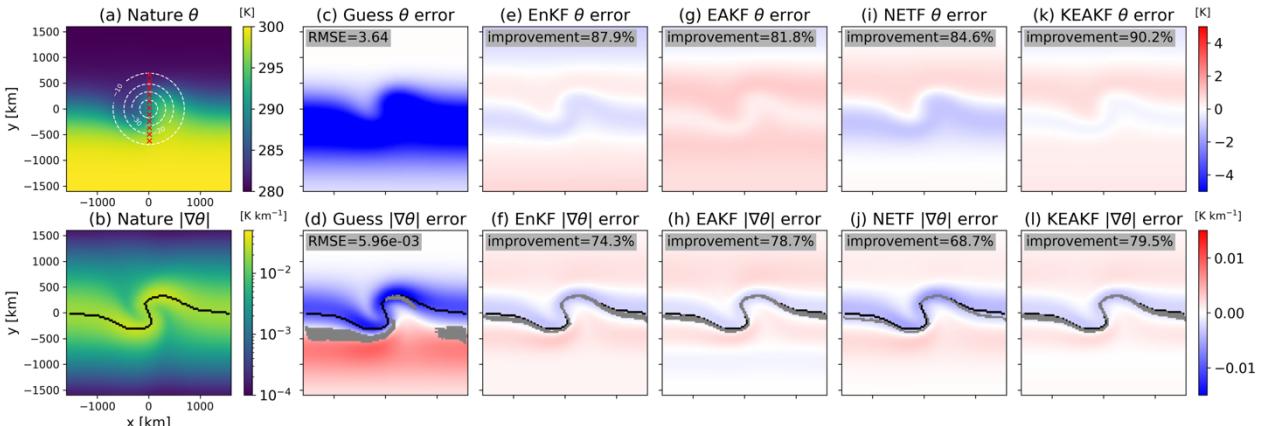


Figure 1. (a, b) Nature run and (c–l) difference from the nature run of the ensemble mean for the experiment without DA (Guess) and DA experiments for the vortex model at 120 hours. In (a), white contours indicate stream function (every  $1 \times 10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$ ), and red cross marks indicate observation points. The upper and lower panels show potential temperature and magnitude of temperature gradient, respectively. The black and gray points in the lower panels show the frontal locations in the nature run and each experiment, respectively.

小さい。これは、NETF は粒子フィルタと同様に各メンバーの尤度に基づく更新を行うが、初期の推定が系統誤差を持っているため、同化を開始してすぐに粒子が最も誤差の小さいメンバーの近傍に集まってしまい、効果的に誤差を減らすことが困難になるためだと考えられる。本研究で提案する KEAKF は、どちらの誤差に対しても改善率が 4 手法の中で最も大きく、渦によって巻き込まれる部分だけでなく、渦から離れた領域の境界付近の前線の位置ずれもよく補正している (Figure 1l)。この結果は、KEAKF が前線を跨ぐ状態変数間の非線型関係を適切に取り入れることで、急峻な前線の構造を正確に表現できることを示唆している。

今後は複数の変数間の力学を表現するモデルに実験を拡張し、前線近傍の力学バランスに対する各同化手法の影響を詳細に検討する。

### 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP24H02226 の助成を受けた。

### 参考文献

- [1] Keyser, D. et al., 1988: *Mon. Wea. Rev.*, **116**, 762–780.
- [2] Burgers, G. et al., 1998: *Mon. Wea. Rev.*, **126**, 1719–1724.
- [3] Anderson, J. L., 2003: *Mon. Wea. Rev.*, **131**, 634–642.
- [4] Tödter, J. and B. Ahrens, 2015: *Mon. Wea. Rev.*, **143**, 1347–1367.