

EnKFによるドップラーレーダー情報の同化手法の開発と 概念モデルを用いた降雨予測

山口弘誠*・中北英一

* 京都大学大学院工学研究科

要 旨

アンサンブルカルマンフィルタ技術に基づくドップラーレーダー情報の同化手法を開発した。水蒸気への相変化量を概念的にモデル化したメソスケール静力学大気モデルを用い、ドップラーレーダーで現実に観測された動径風速と反射因子を同化した。結果として、アンサンブルカルマンフィルタ手法が4次元変分法と同等に効果的であることを示した。データ同化の設計の違いが降雨域や降雨強度の予測結果に影響を及ぼした。

キーワード： 降雨予測，ドップラーレーダー，アンサンブルカルマンフィルタ

1. はじめに

治水管理において、外力のインプットである降雨を適切に予測することは重要である。豪雨災害をもたらす大気現象のスケールの多くはメソ β スケールであり、その予測は非常に難しい。メソ β スケールの現象は、雨域の連続観測から時間的に外挿する運動学的手法の適用範囲を超えているため、力学・物理学に基づいた数値予報モデルを使う必要がある。数値予報の問題として、予測対象の現象が表現可能かどうか、それを表現する分解能があるかどうか、などが挙げられるが、それらと同様に、初期値が適切に与えられているかどうか、という問題も非常に重要である。その初期値の問題に対して、観測情報を最大限に活用する方法としてデータ同化技術がある。

データ同化とは、時間発展モデル（予報モデル）と観測値を用いて、最も確からしい状態を推定することである。「最も確からしい」という表現を使わざるを得ないのは、現実の値（真値）を完全に求めることが不可能であるからである。その理由は、離散化によって表現されるモデル格子点には有限個の制約があり各格子内を平均化していること、および、測定誤差をはじめとする観測誤差があり、その上、観測地点が限られており全領域をカバーすることは

無理であるためである。さて、気象学の分野において、データ同化によって求められた解析値は、予報モデルの初期値としてはもちろんのこと、過去の再解析データを用いて様々な研究がなされている。そのようなことから、より良いデータ同化手法を開発していくことは重要な課題である。

降雨予測におけるデータ同化の過去の研究例として Nakakita et al. (2007) を取り上げる。中北らは、 α モデルと呼ばれる水蒸気への相変化量を概念的にモデル化したメソスケール静力学モデルを用いて、ドップラーレーダーで観測される動径風速と反射因子を同化した。同化手法として、4次元変分法により動径風速を同化し、それをベースとしてさらに、その4次元変分法の中の forward モデル内において Kalman Filter（以降、KF）により反射因子を同化している。結果として、わずか30分間の同化期間にもかかわらず、3時間後の降雨予測精度が大きく向上している。ただし、KFを適用する際に、第2章で後述する計算機資源の理由から誤差の空間相関を無視して、格子点ごとにフィルタリングをかけている。これは、観測情報を最大限に活用するという観点からすると、幾分もったいない使い方であり、観測値が有る点と無い点での連続性の問題もある。そのようなKFの問題を解決する手法として、Ensemble Kalman Filter（以降、EnKF）が近年、着目されている。EnKF

は、Evensen (1994) が提唱した手法であり、端的に述べると、アンサンブル予報が提供する予報のばらつきから予報誤差共分散を求めて、近似的にKFを適用するというものである。

そこで、本論文では最新の同化手法であるEnKFを用いた降雨予測精度の向上を目的とする。まず、EnKFについて概説を述べ、その後、実際の降雨事例に適用させた結果を示す。最後に、4次元変分法や通常のKFと比較し、EnKFの利点・問題点を挙げ、将来性について検討する。

2. Ensemble Kalman Filter

本章では、三好 (2005) を参考に、Ensemble Kalman Filterを概説する。

2.1 概念的な解釈

EnKFはEvensen (1994) により初めて提案されたデータ同化手法であり、アンサンブル予報とデータ同化手法を融合したものである。時間軸を基準にデータ同化手法を考えた場合、逐次法と変分法に分類できる。逐次法とは、ある初期条件から時間積分を開始し、観測データ取得時刻にモデルの予報値を観測値に近づける方法であり、最適内挿法やナッジング手法やカルマンフィルタなどがある。変分法とは、ある同化期間内において、モデルの力学的・物理学的な制約条件の下で、モデル変数を同化期間内の観測値に近づける方法であり、3次元変分法や時間軸を加えた4次元変分法などがある。EnKFは逐次法に分類される。

KFは誤差の時間発展を必要とするデータ同化手法である。そこにアンサンブル予報が提供する予報のばらつきの情報を利用することがEnKFの最大の

特徴である。EnKFの概念図をFig. 1に示す。まず、アンサンブル予報により、流れに依存した誤差の情報（黄色の楕円）が得られる。これがKFが必要とする誤差の時間発展に相当する情報となる。次に、観測値が得られた時間において、流れに依存した誤差の情報から予報誤差共分散行列を求め（計算上は、その平方根を求める）、観測値でフィルタリングをかけて解析値（赤色の×印）を求める。最後に、次のタイムステップのためのアンサンブル摂動（右側の赤色の円）を求める。EnKFの特徴としては、変分法に比べ、流れに依存する情報を取り込むデータ同化手法である。

2.2 数学的な解釈

EnKFはKFを近似的に多次元の大気力学系に適用するものである。まず、通常のKFは線形モデルで誤差がガウス分布と仮定した場合に最適となるデータ同化手法であり、以下の5つの式から構成される。

$$\mathbf{x}_i^a = \mathbf{x}_i^f + \mathbf{K}_i \left(\mathbf{y}_i^o - \mathbf{H} \mathbf{x}_i^f \right) \quad (1)$$

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_i^f \mathbf{H}^T \left(\mathbf{H} \mathbf{P}_i^f \mathbf{H}^T + \mathbf{R} \right)^{-1} \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_i^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{P}_i^f \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{i+1}^f = \mathbf{M} \left(\mathbf{x}_i^a \right) \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_i^f = \mathbf{M} \mathbf{P}_{i-1}^a \mathbf{M}^T + \mathbf{Q} \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{x}$ はモデル変数、 $\mathbf{y}$ は観測値、 $\mathbf{H}$ は観測演算子、 $\mathbf{P}$ は誤差共分散、 $\mathbf{M}$ は予報モデル、 $\mathbf{Q}$ はモデルのランダム誤差共分散をそれぞれ表し、 $\mathbf{K}$ はカルマンゲイン行列と呼ばれ、モデルの予報値と観測値の重みを意味する。また、上付き添字 a, f, o は解析、予報、観測を表し、上付き添字 i は時刻（ i 番目のタイムステップ）を表す。ここで、大気力学系にKFを適用することは現実的に不可能である。それは、次元が大きい誤差共分散 $\mathbf{P}$ を保有できるメモリが無いためである。例を示すと、大気モデルの自由度（予報変数と格子数の積） N は、少なくとも $N \sim O(10^5)$ であり、誤差共分散は N^2 の自由度を持つため、結局 $\mathbf{P}$ の自由度は $O(10^{10})$ となる。4バイト実数としても、 $\mathbf{P}$ だけで40GBのメモリが必要となる。つまり、計算機資源上、不可能である。

そこで、アンサンブルで $\mathbf{P}$ を表現することを考える。 $\mathbf{P}$ は統計的に以下の式で定義できる。

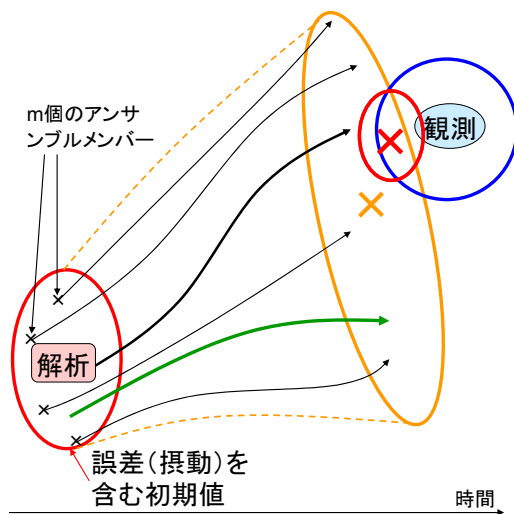


Fig. 1 The schematic design of EnKF.

$$\mathbf{P} = \left\langle \delta \mathbf{x} (\delta \mathbf{x})^T \right\rangle \approx \frac{1}{n-1} \sum_{l=1}^n \delta \mathbf{x}^{(l)} \left(\delta \mathbf{x}^{(l)} \right)^T \quad (6)$$

ここで、 n は統計サンプル数を表す。また、 $\mathbf{P}$ は実対象行列であるから、平方根 $\mathbf{E}$ を持つ。さて、現実の大気力学系において、遠い地点での誤差相関はほぼ無いものと考えてよいので、 $\mathbf{P}$ を固有値分解すると多くの固有値がほぼ0となる。 m を無視できない固有値の数とすると、

$$\mathbf{P} = \mathbf{E} \mathbf{E}^T \quad (7)$$

$$\mathbf{E} = \frac{1}{\sqrt{m-1}} \left[\delta \mathbf{x}^{(1)} \mid \cdots \mid \delta \mathbf{x}^{(m)} \right] \quad (8)$$

と展開できる。 $\mathbf{E}$ は $N \times m$ 行列となる。この式(8)の右辺が意味するところが、まさにアンサンブル摂動と見てとることができる。ここがEnKFの最大の仮定である。こうすることで、通常のKFを構成する式(1)から式(3)は以下のように変形できる。

$$\mathbf{x}_i^a = \overline{\mathbf{x}_i^f} + \mathbf{K}_i \left(\mathbf{y}_i^o - \overline{\mathbf{H} \mathbf{x}_i^f} \right) \quad (9)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{E}^f \left(\mathbf{H} \mathbf{E}^f \right)^T \left(\mathbf{H} \mathbf{E}^f \left(\mathbf{H} \mathbf{E}^f \right)^T + \mathbf{R} \right)^{-1} \quad (10)$$

$$\mathbf{E}^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{E}^f \quad (11)$$

ここで、上付き線はアンサンブル平均、 $\mathbf{R}$ は観測誤差共分散を表す。この変形の利点は、 $\mathbf{P}$ ではなく $\mathbf{E}$ を使っているところである。つまり、 $\mathbf{E}$ は $N \times m$ 行列であり、現実の計算機資源での実装が可能となる。

2.3 EnKFと変分法の関係

ここでは変分法の説明は省略するが、EnKFも変分法も求める解の形はほぼ同じものとなる。大きい違いは、変分法では時間的に平均された予報誤差を用いるのに対し、EnKFでは完全に時間の流れに依存した予報誤差 $\mathbf{P}$ を用いる点である。つまり、この意味するところは、モデルが完全であればあるほどEnKFの方が有利な解が得られるということである。しかし、モデルが不完全であればEnKFは不完全な予報誤差を延々と引き継いでいくため良くない。

さらに、実装上の作業で比較すると、EnKFは変分法に比べて非常に優れている。変分法は、adjointモデルと呼ばれる時間軸を逆に遡る方程式系を構築する必要があるからである。また、forwardモデルの方程式系によってはadjointモデルが必ず構築できるとも限らない。ということは、予報モデルを変更する

と、adjointモデルも変更する必要がある、多大な労力がかかる。その点、EnKFはアンサンブル予報の出力結果だけを要するので、プログラミングの上で予報モデルと同化は関わりがない。そのため、EnKFで良い結果が得られるのであれば、将来的に変分法にこだわる必要が無くなる可能性も出てくる。

3. 計算条件の設定

本章では、実際の降雨事例にEnKFを適用して降雨予測を実施するさいの各種計算の諸条件の設定を示す。本研究では、2003年8月14日の近畿地方の前線に伴う降雨を解析事例とした。

3.1 予報モデル

予報モデルとして、Nakakita et al. (2007)の「 α モデルによる予測手法」を用いた。モデルの概要をTable 1に示す。

Table 1 A brief summary of the forecast model

対象領域	深山，城ヶ森レーダ観測域
力学過程	乾燥空気の質量保存 水平方向の大気の運動量保存 鉛直方向の静水圧平衡 乾燥空気中の熱エネルギーの保存 水蒸気質量の保存 雨滴質量の保存
概念モデル	水蒸気，雨滴間の相変化量 Q を予測
予報変数	u, v : 水平風速， θ : 温位， m_v : 水蒸気混合比， π' : エクスナー関数の偏差， m_l : 雨滴混合比， H : 250hpa等圧面高度

このモデルの特徴は、降雨の概念モデルによって「降水場」と「変動する風速場の効果」を表現していることである。概念モデルには、水蒸気から雨水になりやすさを意味する不安定度パラメータ α が存在し、このパラメータが雨域の移動にあわせて伝播すると考える。そして、このパラメータ α から水蒸気への相変化量 Q を予測する仕組みである。

3.2 レーダー情報

予報モデルにおいても、同化においてもレーダー

情報を活用する。本研究では、国土交通省が管理している近畿地方の深山ドップラーレーダーおよび城ヶ森レーダー情報を利用した。深山ドップラーレーダーからは動径風速と反射因子を、城ヶ森レーダーからは反射因子を使用した。Fig. 2に両レーダーの観測範囲を示す。また、対象事例の期間において、深山レーダーの反射強度が全体的に弱く観測される傾向にあったため、修正を施した反射強度を使った。加えて、レーダーの運用モードおよび計算の簡略化の都合上、1サイクルの観測は7分30秒ごとに瞬間的に観測したものと仮定した。

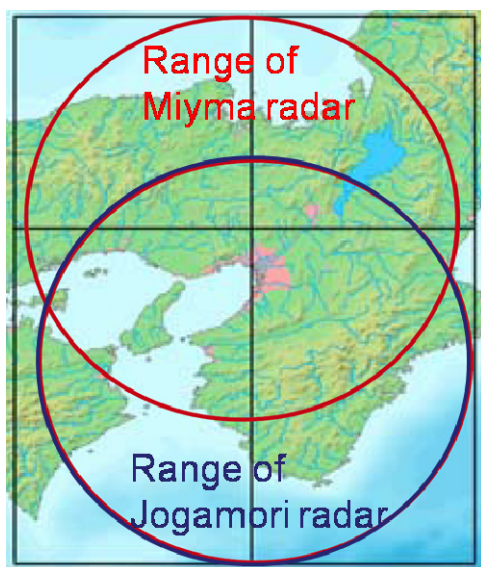


Fig. 2 The observation range of Miyama radar and Jogamori radar.

3.3 同化の設計

(1) Serial Ensemble Square Root Filter

第2章でEnKFの基本構成式を示したが、本論文では、Whitaker and Hamill (2002) らが開発したSerial Ensemble Square Root Filterと呼ばれるSquare Root Filterの一種を利用した（厳密に言うと、EnKFとは異なる）。2章で述べた手法と比べて、アンサンブルアップデートの手法が異なり、式 (11) ではなく以下の2式によって求められる。

$$\mathbf{E}^a = (\mathbf{I} - \mathbf{K}'\mathbf{H})\mathbf{E}^f \quad (12)$$

$$\mathbf{K}' = \left(1 + \sqrt{\frac{\mathbf{R}}{\mathbf{H}\mathbf{P}_i^f\mathbf{H}^T + \mathbf{R}}} \right)^{-1} \mathbf{K} \quad (13)$$

これに解析プロセスの式 (9) と式 (10) を加えた手法である。ここで、観測が独立で $\mathbf{R}$ が対角行列であるので、観測を一つずつ逐次的に取り扱う。つまり、

式(13)において $\mathbf{R}$ や $\mathbf{H}\mathbf{P}_i^f\mathbf{H}^T$ はスカラーとなる。また、補足ではあるが、この手法は並列化には向いておらず、近年では、Ott et al. (2004) が開発したLocal Ensemble Kalman Filterと呼ばれる並列化に向けたアルゴリズムが開発されている。

(2) 同化期間の設定

同化期間は、同化開始時刻01:00UTCから同化終了時刻01:30UTCまでの30分間とした。また、同化初期時刻における初期摂動の作成法として、時間ずらし法を用い、サンプル数は13個と設定した。そして、予測期間は01:30UTCから3時間とした。

(3) 局所化

数時間の気象シミュレーションが対象のとき、遠く離れた地点には誤差の空間相関がないと考えて良い。もし相関が表れても、サンプリングエラーと考えるべきである。そこで、離れた点でのサンプリングエラーを小さくするために、局所化を行う。ここでは、ガウス関数を5次で近似した関数 (式(14)) をかけてやることで、離れた点の相関をダンプする。

$$L(r) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{4}r^5 + \frac{1}{2}r^4 + \frac{5}{8}r^3 - \frac{5}{3}r^2 & (r \leq 1) \\ \frac{1}{12}r^5 - \frac{1}{2}r^4 + \frac{5}{8}r^3 + \frac{5}{3}r^2 - 5r + 4 - \frac{2}{3}r^{-1} & (1 < r \leq 2) \\ 0 & (2 < r) \end{cases} \quad (14)$$

どれくらいの距離まで相関関係があると考えべきか検討の余地があるが、ここでは、50km離れた点で誤差相関がもとの50%となるように設定した。また、水平方向だけに限らず、鉛直方向にも同様に行うが、一般的に相関距離スケールは異なる。そこで、鉛直方向には σ 座標で3格子離れた点で誤差相関がもとの50%となるように設定した。

(4) 共分散膨張

KFを大気力学のように非線形系に適用すると、KFによって見積もられる誤差共分散が小さくなりすぎて、観測情報を過小評価する。さらに、このサイクルを繰り返していくことで、どんどん現実から離れ、誤差が発散してしまう。そこで、誤差共分散を大きくしてやればよい。具体的には、誤差共分散の予報式である式(5)において、モデルのランダム誤差共分散 $\mathbf{Q}$ に相当する値を加えてやればよい。通例、式(5)の右辺第1項の数%程度を設定してやることが多く、ここでは7%とした。また、一般的にこの対処法を共分散膨張と呼ぶ。さらに、Miyoshi and Kalnay(2005)は時間軸で動的にその割合を設定する手法を開発しており、この手法だとチューニングの必要がなく、

将来的に有効であるが、今回は採用していない。

(5) 同化の設計

同化研究において最も大切なことが、「どの観測値をどんな手法を用いてどの予報変数を修正するのか」という同化の設計の部分であると言える。例えば、動径風速という観測値をもってモデルの風速場を修正しないというのはナンセンスであるが、逆に全てのモデル変数を修正することも、実務上、計算コストがかかってしまう。そこで、設計が重要になってくる。いかに効率のよい修正法を見つけるかが大切であるが、そこにはモデルの制約条件も考慮する必要がある、ここではその制約条件を最優先に考えた。

まず、動径風速を同化する場合、風速場を同化することは明らかである。さらに、風速場はその支配方程式である運動量保存式から、風速場は温位および総観場からの気圧偏差の関数であるため、風速場に加えてその両者も修正する予報変数とした。これの意味するところは、温位や気圧偏差の拘束条件のもと風速を修正するということである。

同様に、反射因子を同化する場合、反射因子は雨水と関係する観測値であるので雨水混合比を同化し、その支配方程式である雨水混合比の保存式から、雨水混合比は相変化量 Q の関数であり、その Q は不安定度のパラメータ α の関数であるため、雨水混合比に加えて α も修正する予報変数とした。

4. 同化の検証

本章では、2章および3章で述べたEnKFがうまく機能しているかどうかを検証する。

4.1 動径風速の同化の検証

同化終了時刻01:30UTCにおける動径風速の観測値、EnKFにより同化した場合の風速場を動径方向成分に換算した値、そして同化をせずに通常に予測した場合の風速場を動径方向成分に換算した値をFig. 2に示す。また、図中の正値は遠ざかる成分を意味し、大まかに見ると南西寄りの風であることがわかる。

同化しない場合は観測値に対して過大に予測されていた風速が、同化することである程度抑えられ、値になると大きいところで、2-3m/sほど抑えられた。また、修正された領域に関して、決して観測値が存在する領域だけではなくその周りの値もしっかり修正されており、つまり、EnKFによる同化がうまく動作していることになる。

上記で、観測値と比較するために動径風速により比較したが、次に水平風速場での比較を行う。Fig. 4

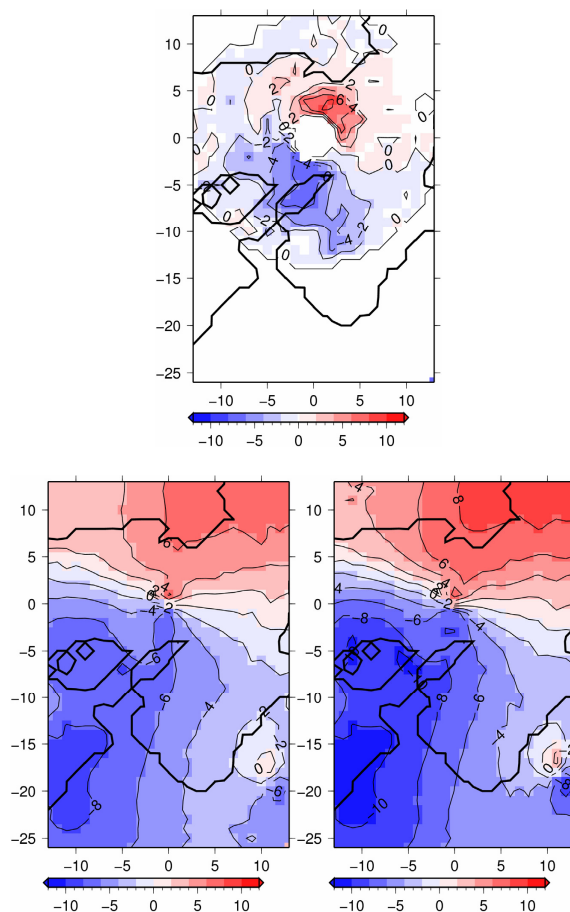


Fig. 3 The Doppler velocity of observation (top), EnKF simulation (bottom-left) and no assimilation (bottom-right) at 01:30 UTC. [m/s]

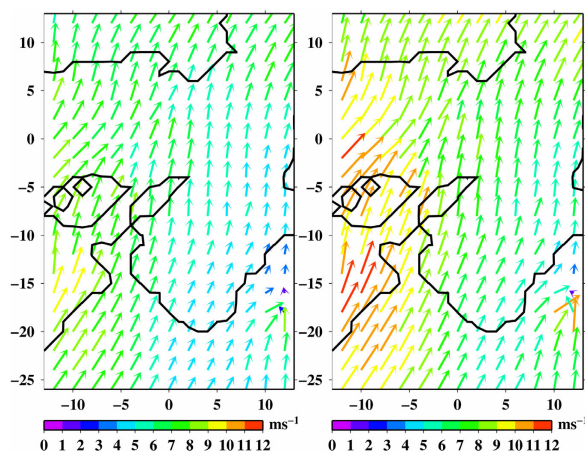


Fig. 4 The wind velocity of observation (top), EnKF simulation (left) and no assimilation (right) at 01:30 UTC.

に同化した場合と同化なしの場合の計算結果を示す。これを見ても風速が大きさが観測値に近づくように修正されていることが見てとれる。風向に関しては同化しない場合の風向も観測値に近かったため、大きく修正されてはいない。

4.2 雨水混合比の同化の検証

レーダーによる観測値は反射因子であり、反射因子により同化するのが通例であるが、観測演算子の構築にあたる簡略化のために観測演算子による非線形効果を見逃したかった。そのため、本研究においては、いわゆるB- β 法と呼ばれる以下の関係式から反射因子を雨水混合比に変換し、雨水混合比により同化した。

$$\begin{aligned} Z &= BR^\beta, \\ \begin{cases} B = 200, \beta = 1.6 & (T \geq 273.15) \\ B = 1970, \beta = 1.6 & (T < 273.15) \end{cases} \\ R &= \frac{\rho_0}{\rho_w} W_i m_i, \\ \begin{cases} W_i = 31.2(\rho_0 m_i)^{0.125} & (T \geq 273.15) \\ W_i = 5.92(\rho_0 m_i)^{0.110} & (T < 273.15) \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

ここで、Zは反射強度[dBZ]、Tは温度[K]、 W_i は鉛直風速に相対的な雨滴の落下速度[m/s]、 ρ_0 は総観場の大気密度[kg/m³]、 ρ_w は水の密度[kg/m³]である。

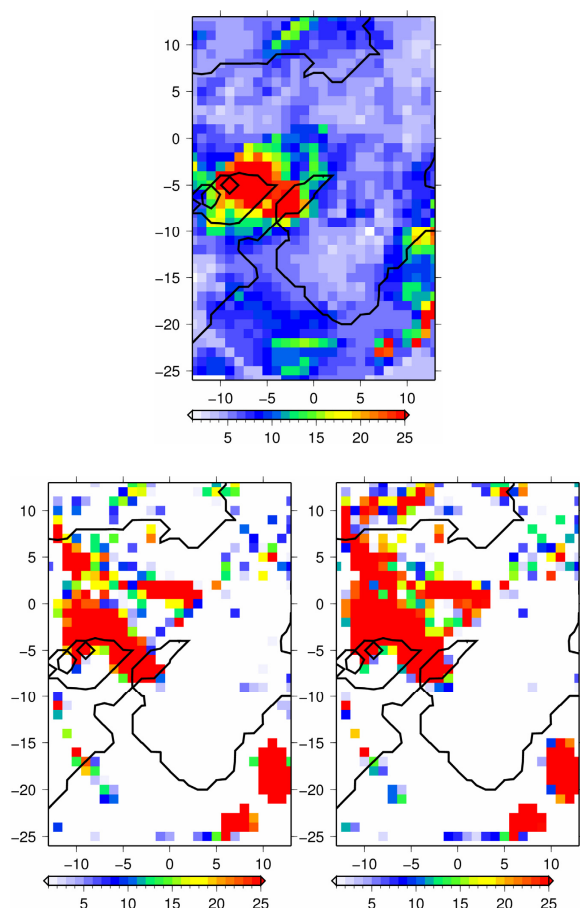


Fig. 5 The rain water content of observation (top), EnKF simulation (bottom-left) and no assimilation (bottom-right) at 01:30 UTC. [kg/kg]

同化終了時刻01:30UTCにおける雨水混合比の観測値、EnKFにより同化した場合の値、そして同化をせずに通常に予測した場合の値をFig. 5に示す。同化しない場合は観測値に対して兵庫県北部において過大に予測されていた雨水混合比が、同化することによってかなり抑えられる結果が得られた。

4.3 同化の検証のまとめ

動径風速の同化、雨水混合比の同化ともにEnKFがうまく動作していることが確認できた。ただし、課題が挙げられる。同化期間の設定である。今回は3時間予測に対して30分間（その内、同化回数は7分30秒間隔に計4回）がどの程度の妥当性があるであろうか。もっと時間的に連続的に同化する際に、こういったタイミングで同化すべきなのか。そういった研究例は数少なく、EnKFのような逐次的同化手法の大きな課題であると言える。

5. 予測結果

本章では、4章で述べてきた同化期間が終わり、その後3時間の予測結果について検討する。

5.1 降雨強度の予測結果

同化終了時刻（予測開始時刻）01:30UTCから1時間ごとに04:30UTCまでの降雨強度の予測結果をFig. 6に示す。全体的に見て、観測値に比べて同化するしなに関わらず予報値の値が大きい。これは非定常風速場と降雨の概念モデルが風速場の変動効果を2重にしていることに由来する。つまりモデルの問題点であり、Nakakita et al. (2007)からもその点について言及しているが、ここでは主に同化の効果について着目する。

まず、予報開始時刻においてEnKFによる同化の効果が明確に現れており、同化しない場合は観測値に比べて降雨強度が強く予測されているが、同化した場合はしっかりと抑えられている。また、現実の降雨域には存在してない、兵庫県中央部に分布している降雨域も範囲が小さく計算されている。同化終了時刻において、適切な大気場が算定されている。次に、1時間後の02:30UTCや2時間後の03:30UTCにおいて、同化なしの予測結果では降雨域が北東方向へ大きく移動しているのに対し、同化ありの結果では停滞している。最後に、3時間後の04:30UTCにおいて、同化有りの場合も無しの場合も観測値とは降雨域も強度も大きくずれておりこのあたりが予測の限界である。総合的に見て、降雨域と降雨強度ともに同化することによってかなりの改善が得られた。

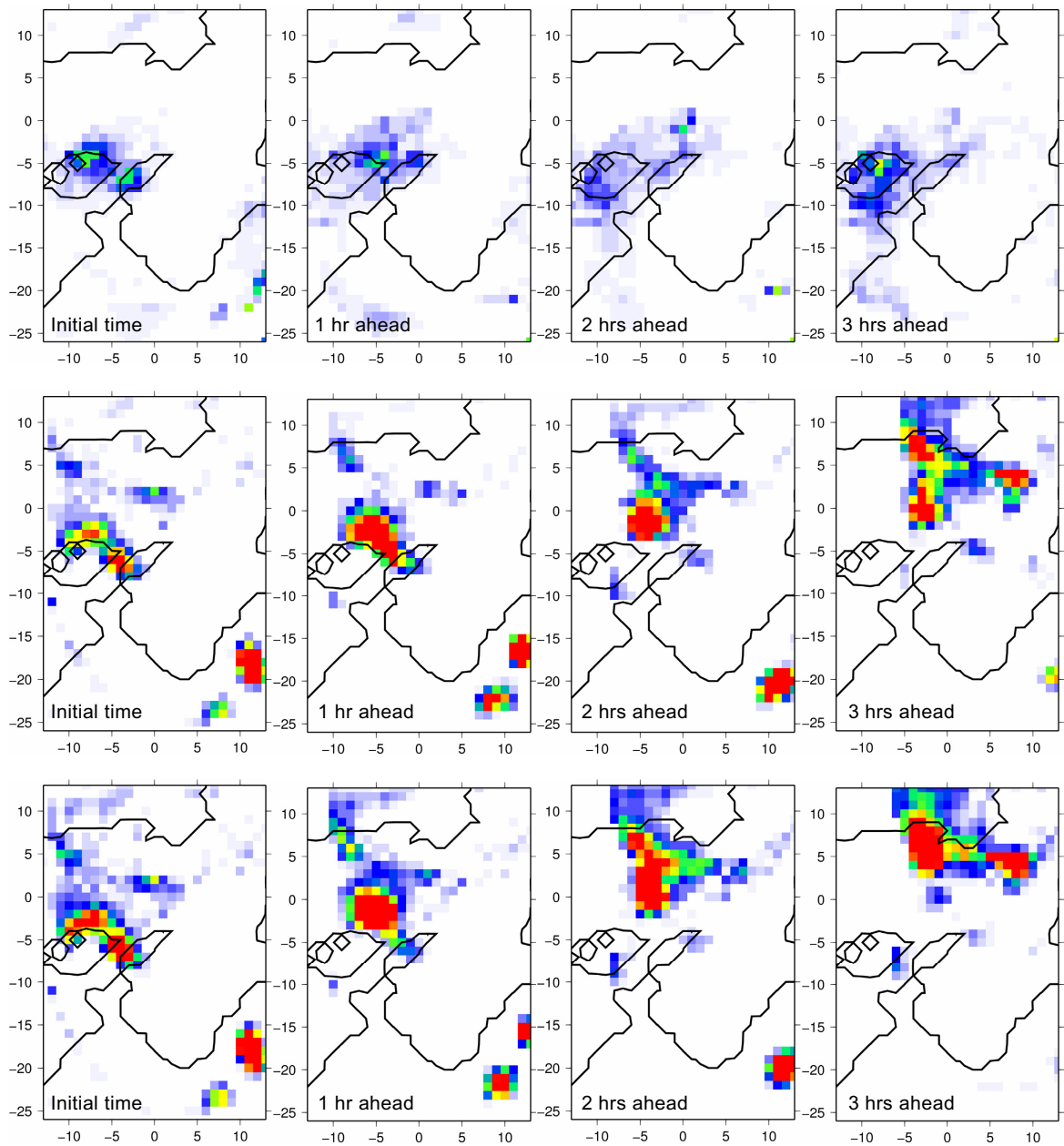


Fig. 6 The rainfall intensity of observation (top), EnKF simulation (middle) and no assimilation (bottom) at initial time for forecast (01:30UTC), at 1 hr ahead (02:30UTC), at 2 hr ahead (03:30UTC) and 3 hr ahead (04:30UTC).

5.2 4次元変分法との比較

第1章で述べたとおり，Nakakita et al.は，4次元変分法と通常のKFを駆使した動径風速と反射因子を同化しており，今回と同じ降雨事例で予測結果を比較する。Fig. 7は，Nakakita et al.の04:30UTCにおける降雨強度の予測結果を引用したものである。EnKFの予測結果（Fig.6）と比較すると，降雨強度に大差はないが，降雨域がEnKFよりもやや南に位置し観測値に近い。この理由は，動径風速の同化の際に，Nakakita et al.の手法の方が，予報値よりも観測値に重みをおいた同化あったということである。彼らは重み付け

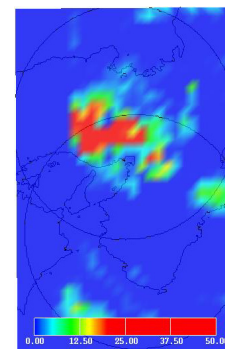


Fig. 7 The rainfall intensity at 04:30UTC using 4DVAR and KF. (citation from Nakakita et al. (2007))

に赤池ベイズ情報量基準を用いており、4次元変分法をうまく利用している。しかし、EnKFとそれほど明確な差異はないと考えてよい。

2.3節で述べた通り、実装上の作業で比較すると、EnKFは変分法に比べて非常に優れている。モデルを発展させていく将来性を考えると、EnKFの価値は非常に大きい。

6. おわりに

近年の同化研究において、急速に理論展開と大気力学への応用が進む中、4次元変分法との比較という視点からEnKFの将来性を検討した。静力学の大気モデルを用いて、ドップラーレーダー情報（動径風速と反射因子）をEnKFにより同化した。その結果、EnKFは4次元変分法と同等の予測精度が得られた。4次元変分法の実装上の困難さを考えるとEnKFの将来性が大いに見えてきた。課題として、時間軸にどのような同化サイクルを築くのか、また、初期アンサンブル摂動の作成法の問題が残された。

謝 辞

本稿で用いた深山・城ヶ森レーダー情報をご提供下さいました国土交通省近畿地方整備局淀川ダム統合管理事務所の齋藤信彦氏をはじめとする皆様、ならびに、レーダー情報の解析プログラムをご提供下さいました（財）日本気象協会関西支社の山路昭彦

氏、藤井孝成氏に深く感謝いたします。

参考文献

- 三好建正（2005）：アンサンブル・カルマンフィルタ—データ同化とアンサンブル予報の接点—，天気，第52巻，pp. 93-104.
- Evensen, G. (1994): Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics, J. Geophys. Res., Vol. 99 (C5), pp. 10143-10162.
- Miyoshi, T., and E. Kalnay (2005): A technique to objectively estimate the covariance inflation parameter within ensemble Kalman filtering, unpublished manuscript.
- Nakakita, E., Y. Sato and K. Takenouchi (2007): 4DDA of radar echo and Doppler velocity by an atmospheric model with a conceptual precipitation model, Annual Journal of Hydraulic Engineering, JSCE, Vol. 51.
- Ott, E., B.R. Hunt, I. Szunyogh, A.V. Zimin, E.J. Kostelich, M. Corazza, E. Kalnay, D.J. Patil, and J.A. Yorke (2004): A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation, Tellus, Vol. 56A, pp. 415-428.
- Whitaker, J.S. and T.M. Hamill (2002): Ensemble data assimilation without perturbed observations, Mon. Wea. Rev., Vol. 130, pp. 1913-1924.

Ensemble Kalman Filter Assimilation of Doppler Radar Data for Weather Prediction with Conceptual Precipitation Model

Kosei YAMAGUCHI* and Eiichi NAKAKITA

* Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

A Doppler radar data assimilation system has been developed based on the ensemble Kalman filter (EnKF). A Meso-scale hydrostatic model, in which the conversion efficiency of water vapor is conceptually modeled, was employed as a forecasting model. Some forecast variables in the weather model are assimilated by radial-velocity and reflectivity of a real observation radar data. Some combinations of the forecast variables assimilated are designed and their methods are compared to evaluate the influences on the weather prediction. As a result, it is demonstrated that EnKF method has ability for data assimilation using real observations instead of 4D-VAR method. A different type of design for data assimilation contributes to a shift of the rainfall area and a change of the rainfall intensity.

Keywords: rainfall prediction, Doppler radar, ensemble Kalman filter