

偏波レーダー情報の同化に向けたOSSEによる氷相雲物理量の同化実験

山口弘誠*・中北英一

* 京都大学大学院工学研究科

要 旨

偏波レーダーにより氷相雲物理量（あられや雪などの混合比と数濃度）が将来的に得られた場合、それをデータ同化することで降雨予測にどのような影響を与えるのかについて検証した。全ての計算をOSSEの枠組みで実施し、気象モデルCReSSを完全モデルであると仮定し、観測値を模擬的に作成した。その結果、氷相雲物理量の混合比を同化することで、雨水混合比を同化する場合よりも長い時間先の降水予測精度が向上した。また、固体雲微物理量とドップラー速度の両者を同化することで更に良いパフォーマンスを示すことを明らかにした。

キーワード： 短時間降雨予測，データ同化，偏波レーダー

1. 緒論

治水管理において、外力のインプットである降雨量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の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。最適な初期値を与えるために最も有効な手法として、観測情報のデータ同化がある。

データ同化とは、時間的・空間的に限られたデータ（観測情報）から、モデル（理論）を満足する初期条件、境界条件、あるいはモデルに含まれる係数、を求めることである。その目的の一つは、データ同化によって推定された真の状態と考えられる値（解析値）をモデルの初期値として将来予測をすることであり、予測精度を上げるためにも効果的なデータ同化が期待されている。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システムを開発していくことは重要な課題である。

さて、最新型の気象レーダーである偏波レーダー観測によって、降水粒子の種類判別や降雨粒子の粒径分布に関する観測情報が比較的高い精度で得られている（例えば、Lim, 2005など）。降水粒子の種類判別によって、雲物理における時間発展のプロセスが明らかになり、雨滴粒子の形成プロセスを精度良く評価できる。また、降雨粒子の粒径分布情報によって、レーダーを用いた高精度な降雨量推定が可能となる。つまり、偏波レーダーによって観測される降水粒子の種類判別と降雨粒子の粒径分布情報を同化することでますます予測精度の向上が期待される状況にある。現在の研究レベルでは、降水粒子の種類判別がようやくできる状態にある程度であるが、本研究では、将来、偏波レーダーにより固体雲微物理量（あられや雪などの混合比や数濃度）が得られると仮定し、その情報をデータ同化することで降雨予測にどのような影響を与えるのかを検討する。

一方で、データ同化手法に視点を向けると、近年、アンサンブルカルマンフィルタ法の理論展開が目覚ましい。著者はこれまで、理論における仮定が最も少ない逐次アンサンブル平方根フィルタ法（Whitaker and Hamill, 2002）を用いてきた（私信, 2008）。しかし、計算機資源的なコストが非常に大きく実用的ではなく、予報モデルの発展移行への妨

げにもなっていた。前述した偏波レーダー情報を同化するためには、詳細な雲物理過程を考慮した数値モデルを用いたデータ同化システムの開発が必須であり、用いるデータ同化手法を見なおす必要があった。そこで、現実の大気への適用に認めることのできる仮定を施したアンサンブルカルマンフィルタ法である局所アンサンブル変換フィルタ法 (Hunt et al., 2007) を用いたデータ同化システムを開発する。

本研究では、第一に、局所アンサンブル変換カルマンフィルタ法を詳細な雲物理過程を考慮した気象モデルへ適用し、第二に、模擬的に作成した固体雲微物理量の観測値をデータ同化し短時間降雨予測における精度評価を実施する。

2. 局所アンサンブル変換カルマンフィルタの導入

2.1 アンサンブルカルマンフィルタの物理的解釈

アンサンブルカルマンフィルタ (Ensemble Kalman Filter: 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のカルマンフィルタ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。

カルマンフィルタ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。これがカルマンフィルタ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、時間の流れに依存する情報を取り込むデータ同化手法である。

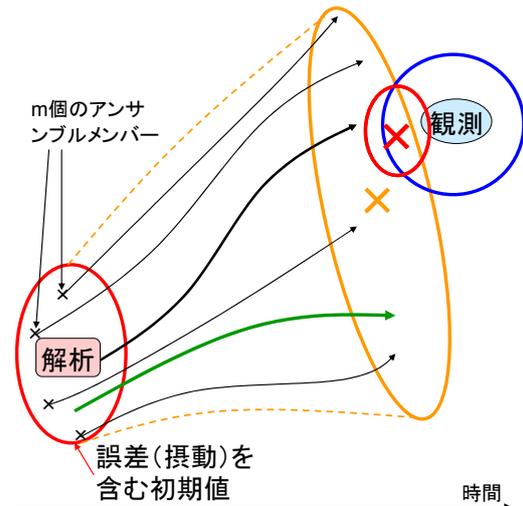


Fig. 1 The schematic design of EnKF

2.2 局所アンサンブル変換カルマンフィルタ

前述した通り、2.1のようなアンサンブルカルマンフィルタを理論的に組み立てた逐次アンサンブル平方根フィルタ法 (Whitaker and Hamill, 2002) を用いると、莫大な計算機資源を要する。そこで、本研究では、大気力学系に用いることを前提とした幾つかの仮定を施したアンサンブルカルマンフィルタ法である局所アンサンブル変換カルマンフィルタ法 (Local Ensemble Transform Kalman Filter: LETKF, Hunt et al., 2007) を用いる。本節では、LETKFの基本的事項について、Miyoshi and Yamane (2007) をもとに解説する。

LETKFは、大気力学系の特徴である局所的低次元性を前提としたいくつもの仮定を施して計算効率を高くしたアンサンブルカルマンフィルタの1つである。局所的低次元性とは、全体としては複雑に見える大気力学系でも、ある小さな領域に注目すると、誤差の広がる方向が非常に低次元になっていることである (Patil et al., 2001)。LETKFでは、各格子点のまわりの小さな領域 (local patch) をそれぞれ独立に扱う。LETKFは、local patch内の格子点値のアンサンブルを使って、local patch内にある観測値のみをアンサンブルカルマンフィルタで同化し、local patchの中心の格子点値のみを解析値とする。こうすることで、local patchの大きさを越えた誤差相関は完全に0であると仮定される。格子点ごとにlocal patchを作成し、最後にlocal patchの中心値を集めて領域全体の解析値を得る。よって、各local patch毎に計算されるアンサンブルカルマンフィルタは完全に独立しており、並列化のプロセスを包含している。

さて、LETKFではアンサンブル摂動 \mathbf{E} を直接用い

て m 個のアンサンブルメンバーが張る m 次元空間内で解析を行う。物理空間での予報誤差共分散行列 \mathbf{P}^f は、

$$\mathbf{P}^f = \mathbf{E}^f \tilde{\mathbf{P}}^f (\mathbf{E}^f)^\top \quad (1)$$

である。ここで、

$$\tilde{\mathbf{P}}^f = (m-1)^{-1} \mathbf{I} \quad (2)$$

である。これを用いて、解析誤差共分散は

$$\mathbf{P}^a = \mathbf{E}^f \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{E}^f)^\top \quad (3)$$

となり、解析アンサンブル摂動 \mathbf{E}^a は、

$$\mathbf{E}^a = \mathbf{E}^f (\tilde{\mathbf{P}}^a)^{1/2} \quad (4)$$

となる。また、 m 次元空間内の $m \times m$ 解析誤差共分散行列 $\tilde{\mathbf{P}}^a$ を、

$$\tilde{\mathbf{P}}^a = \left[(\mathbf{H}\mathbf{E}^f)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}\mathbf{E}^f + (m-1)\mathbf{I}/\Delta \right]^{-1} \quad (5)$$

のように求める。ここで、 \mathbf{H} はモデル変数から観測値へ変換する役割を持つ観測演算子、 \mathbf{R} は観測誤差共分散、 Δ は共分散膨張パラメータである。

LETKFの効率性は、(4)式の行列平方根の計算と(5)式の逆行列の計算を1回の固有値分解で共有して行うところにある。すなわち、

$$(\mathbf{H}\mathbf{E}^f)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}\mathbf{E}^f + (m-1)\mathbf{I}/\Delta = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{U}^\top \quad (6)$$

のように固有値分解すると、

$$\tilde{\mathbf{P}}^a = \mathbf{U}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{U}^\top \quad (7)$$

$$(\tilde{\mathbf{P}}^a)^{1/2} = \mathbf{U}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{U}^\top \quad (8)$$

となり、一つの固有値分解が双方に適用される。さらに、LETKFでは、計算の効率化のためカルマンゲインを直接計算せず、解析インクリメント $\delta\tilde{\mathbf{x}}^a$ を、

$$\delta\tilde{\mathbf{x}}^a = \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{H}\mathbf{E}^f)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d} \quad (9)$$

として求める。ここで、 \mathbf{d} は観測インクリメントである。この解析インクリメントを $(\tilde{\mathbf{P}}^a)^{1/2}$ の各列に足したものと、 \mathbf{E}^f を乗じることで、解析アンサンブルを得ることができる。

2.3 雲解像モデルCReSSへLETKFの導入

本研究では、偏波レーダー情報の同化を将来的な目標としており、偏波レーダー情報を最大限にいかせるモデルを構築、または選択すべきである。これまで用いてきた「降雨の概念モデルと用いた降雨予測手法」のモデルでは、雲物理過程の表現を簡略化しているため、ここでは詳細な雲物理過程を考慮している雲解像モデルCReSS (Tsuboki and Sakakibara, 2002) へLETKFを導入した。ここでは、CReSS-LETKFと呼ぶ。

3. OSSEによる固体雲微物理量の同化

本章では、前章で構築したCReSS-LETKFを用いて、OSSEの枠組みにおいて固体雲微物理量をデータ同化し、短時間降雨予測における影響を評価する。

3.1 OSSEsによるデータ同化の精度評価

OSSEs (Observing System Simulation Experiments) とは、予報モデルが完全モデルであると仮定して、模擬的に真の大気の場合や真の場合から誤差を考慮して観測値を作り出し、予報精度を検証するためによく用いる手法である。本研究では、スーパーセルの降雨事例を取り上げる。予報モデルCReSSによって、3時間先予測(00:00-03:00)を行い、まず、真の大気の場合を作成した。格子数を $100 \times 100 \times 50$ (水平格子間隔 1000 m, 鉛直格子間隔 500 m) とし、湿潤なサウンディングデータに暖かいバブル (中心最大で+1Kの温位差) を与えた。さらに、ガウス分布を仮定した観測誤差を考慮して、固体雲微物理量 (あられ、雪、雲氷の3種ごとの混合比と数濃度) の模擬的観測値(00:30-01:00まで)を作成した。そして、初期時刻をずらして、違う初期時刻を再び 00:00 時の初期値として計算し、模擬観測値を 00:30-01:00 までデータ同化して、01:00 から 03:00 まで 2 時間先予測を行った。ここでは、他の観測値のデータ同化と比較するため、固体雲微物理量だけに限らず、レーダー反射因子・ドップラー風速・水蒸気量の観測値を同様に作成した。

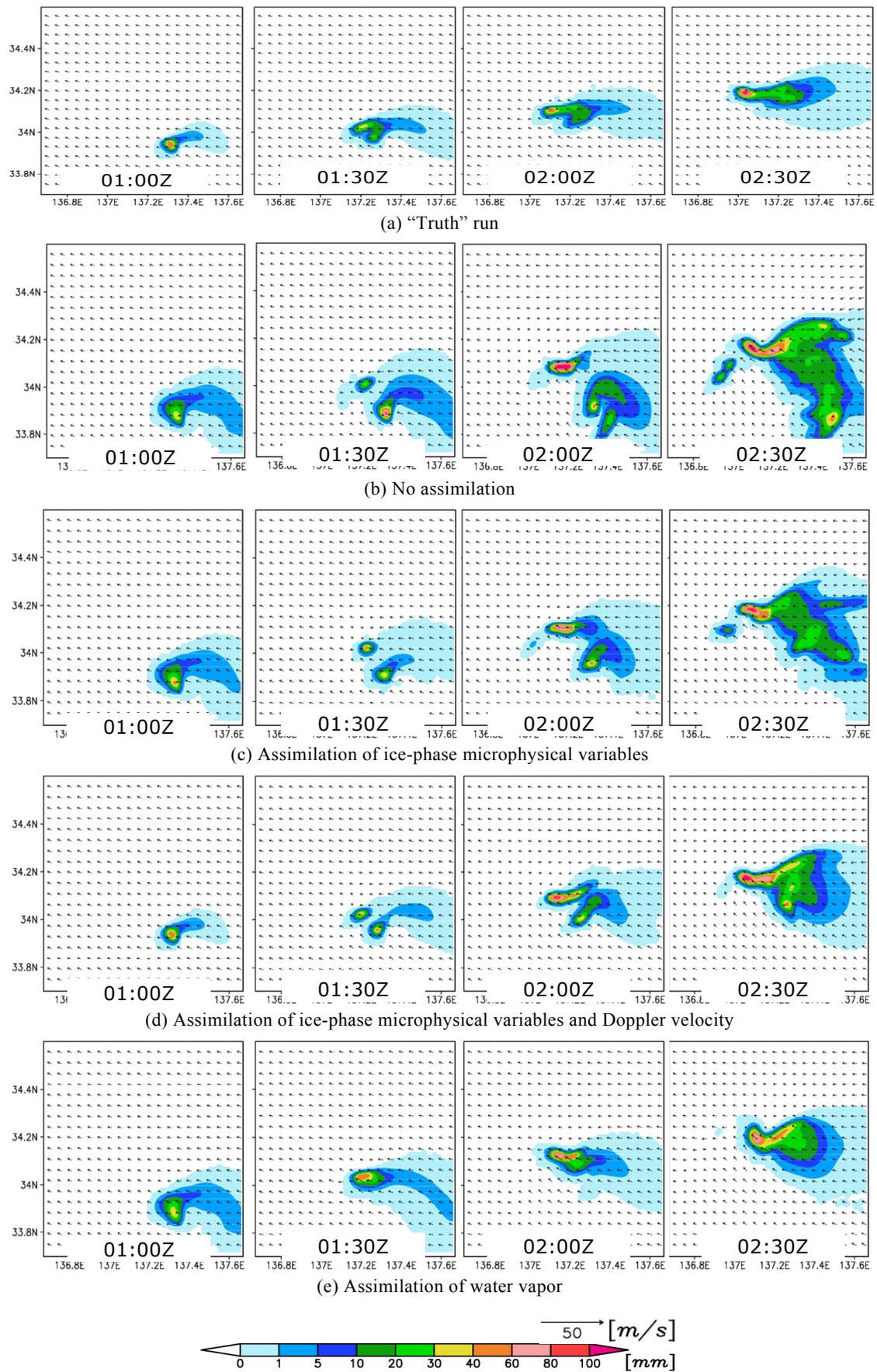


Fig. 2 Rainfall prediction of the various case of data assimilation

3.2 結果

同化する観測値を変えて、幾つかのケースの降雨予測を実施した。2時間先までの降雨予測結果を同化する観測値ごとに Fig. 2 に示す。固体雲微物理の混合比を同化した場合 (Fig.2(c)), 同化終了時刻においては同化しない場合と比べても大差がないが30分前から1時間先予測において同化した場合の方が真の場に近づいた。固体雲微物理の混合比を同化することの効果は、時間が遅れて現れており、これは固体層の雲物理量が融解して地上付近の降雨となるまでにかかる時間を表していると考えられる。

そこで、ドップラー風速を同化することで、風の収束域が修正されることを考えて、固体雲微物理の混合比とドップラー風速の両者を同化した場合 (Fig.2(d)), 固体雲微物理の混合比のみを同化する場合よりも、降雨強度、降雨域ともに時間効果が延びた。これは、従来よく同化研究で用いられているレーダー反射因子を同化する場合よりも長い持続時間であり、固体雲微物理量をデータ同化することの意義をうかがうことができる。つまり、偏波レーダー観測による固体雲微物理量の観測精度の向上が期待される。

また、従来研究でよく同化されている可降水量と呼ばれる、水蒸気の鉛直積算量を同化した場合 (Fig.2(e)), 30分先ではレーダー反射因子を同化した場合や固体雲微物理量を同化した場合の方が予測精度が高いものの、1時間先予測においては、水蒸気量を同化した場合の方が精度よく計算された。これは、降水の源が水蒸気であることを意味しており、水蒸気の観測精度の向上の必要性を示唆する結果である。ただし、本研究では、他の観測値と同様に、水平格子2×2グリッド毎に可降水量の観測値が得られるものと仮定しているが、現状のGPS配備網はそれほど密ではないので、従来の水蒸気の同化の研究結果よりは幾分良い結果になっているだろうと考えられる。いずれにしても、数時間先の降雨予測においても、水蒸気の同化の必要性が示される結果であった。

10分ごとの予測降雨量を同化する観測値ごとに、Equitableスレットスコアによって評価したものを Fig.3 に示す。閾値を1mm/hとして、グリッドごとに降水が「ある」か「ない」かに分けて、的中しているかどうかによって精度評価をする指標である。また、ランダム予報によつて的中する確率を差し引いたEquitableスレットスコアであるため、1が完全予報、0がランダム予報となる。レーダー反射因子を同化した場合は最初の10分間の精度が良くなるものの、それ以降先の予測にはほとんど影響がない。また、固体雲微物理量を同化した場合は、20分先

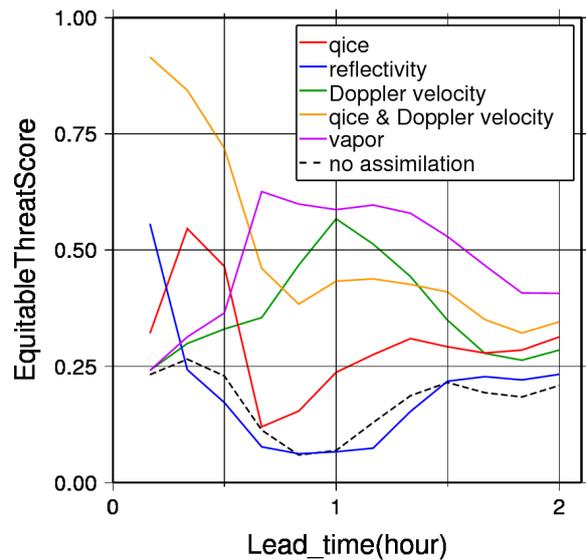


Fig. 3 The equitable threat score of rainfall prediction

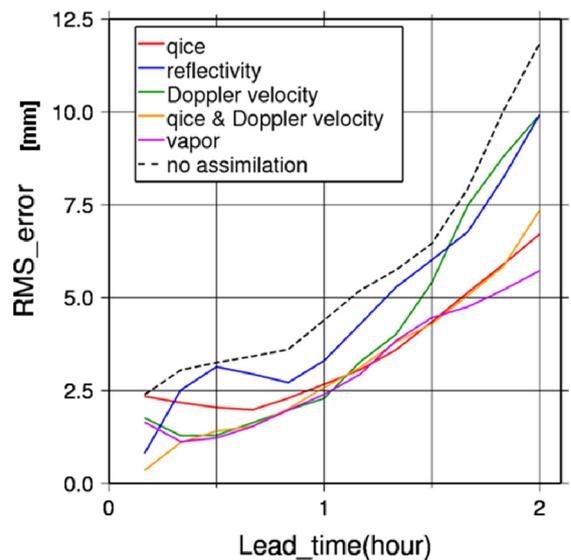


Fig. 4 The RMS error of rainfall prediction

には効果があるものの、それ以降はほとんど影響がない。さらに、水蒸気を同化した場合は、最初の30分間はほとんど影響がないものの、30分先をこえると効果が現れている。これらは、降水の形成過程の起源をたどっていることに他ならない。

Fig. 2には示していないが、レーダー観測値であるドップラー風速を同化した場合、1時間先予測の精度が高いことが分かる。これは、風の収束域が修正され、降雨量よりも降雨域が精度良く予測された結果である。また、固体雲微物理量とドップラー速度の両者を同化した場合、1時間未満先の予測には非常に

精度の高いパフォーマンスを示しており、2時間先においても比較的悪くはない結果である。水蒸気観測ができない領域においても、偏波レーダー情報の同化によって、この程度の精度向上が期待できるところである。

Fig. 4に領域全体の降雨量のRMS誤差を示す。水工学の分野においては、領域、つまり流域の降水量を予測することが非常に重要である。さて、図を見ると、Equitableスレットスコアの場合と同様のことがいえることが分かる。やはり、2時間先予測においては、水蒸気量の同化の効果が大きいものの、固体雲微物理量、またはそれとドップラー速度の両者を同化した場合も比較的それに近い効果を示していることが分かる。上述したが、ここでの水蒸気量の観測網は密であると設定していることを考慮すると、偏波レーダーのみの観測情報を同化するだけでも相当の効果があることが期待できることが分かる。

4. 結論

近い将来、偏波レーダーによって観測できるであろう固体雲微物理量をデータ同化することで、降雨予測における影響を検討した。その結果、時間的に考えると、レーダー反射因子を同化する場合よりも少し先の時間の降雨予測精度が向上することが分かった。また、水蒸気観測の水平密度を向上する必要性を示唆し、偏波レーダー情報の同化が水蒸気の同化に匹敵するくらいの効果を示した。また、CRSS-LETKFシステムを構築した。

参考文献

- 山口弘誠・中北英一 (2008) : アンサンブルカルマンフィルタを用いたドップラーレーダー情報の4次元同化設計, 土木学会水工学論文集, 第52巻, pp.343-348.
- 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.
- Hunt, B. R., Kostelich, E. J. and Szunyogh, I. (2007): Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, Vol.230, pp.112-126.
- Lim. S., Chandrasekar, V. and Bringi, V.N. (2005): Hydrometeor classification system using dual-polarization radar measurements: Model improvements and in situ verification, *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, Vol.43, pp.792-801.
- Miyoshi, T. and Yamane, S. (2007): Local ensemble transform Kalman filtering with and AGCM at a T159/L48 resolution, *Mon. Wea. Rev.*, Vol. 135, pp.3841-3861.
- Patil, D. J., Hunt, B. R., Kalnay, E., Yorke, J. A. and Ott, E. (2001): Local low dimensionality of atmospheric dynamics, *Phys. Rev. Lett.*, pp.5878-5881.
- Tsuboki, K. and Sakakibara, A. (2002): Large-scale parallel computing of Cloud Resolving Storm Simulator, *High Performance Computing*, Springer, pp.243-259.
- Whitaker, J. S. and Hamill, T. M. (2002): Ensemble data assimilation without perturbed observations, *Mon. Wea. Rev.*, Vol.130, pp.1913-1924.

Data Assimilation of Ice-Phase Microphysical Variables by Observing System Simulation Experiments with an Aim to Assimilate the Polarimetric Radar Data

Kosei YAMAGUCHI* and Eiichi NAKAKITA

* Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

An impact on rainfall prediction by the data assimilation of the cloud microphysical variables is evaluated, in case of a realization of the observation of them from the polarimetric radar. All numerical experiments are conducted under the observing system simulation experiments, that is, it is assumed that the forecast model CRSS is a perfect model. All observing data are simulated by the forecast model. As a result,

the rainfall prediction accuracy of the case of the assimilation of the cloud microphysical variables is improved by a comparison of the case of the assimilation of the mixing ratio of rainwater. In addition, the rainfall prediction of the case of the assimilation of both the amount of the cloud microphysical variables and the Doppler velocity shows the best performance.

Keywords: short-term rainfall prediction, data assimilation, polarimetric radar