

偏波レーダーCOBRAの観測情報を用いた あられ粒子数濃度の同化手法の提案

A SUGGESTION FOR A DATA ASSIMILATION METHOD OF NUMBER
CONCENTRATION OF GRAUPEL USING POLARIMETRIC RADAR, COBRA

山口弘誠¹・中北英一²

Kosei YAMAGUCHI and Eiichi NAKAKITA

¹学生会員 工修 京都大学大学院 工学研究科 (〒615-8530 京都府京都市西京区京都大学桂)

²正会員 工博 京都大学教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

An impact on rainfall prediction by the data assimilation of the polarimetric radar measurements of COBRA is evaluated. CReSS which has detail microphysical processes is employed as a forecast atmospheric model. The local ensemble transform Kalman filter (LETKF) technique is used as a data assimilation method. The observation operator which converts the model variables into the abundance ratio of graupel is developed using both COBRA data and the videosonde observation. A case of the rainfall occurred in Okinawa region in 2008 is chosen as an application. As a result, the rainfall prediction accuracy of the assimilation case of both the Doppler velocity and the radar echo is improved by a comparison of the no assimilation case. In addition, the effects of the assimilation of the number concentration of graupel appear after the end of its assimilation.

Key Words : rainfall prediction, polarimetric radar, data assimilation, ensemble Kalman filter

1. 緒言

豪雨や台風といったメソスケールの異常気象は、地球上での気流や流水による災害（流体災害）を引き起こす自然外力であり、流域・沿岸域など人類生存圏に大きなインパクトを与える。わずか1時間先程度の予測であれば、気象レーダーによる雨域の連続観測から推定した移動速度を時間的に外挿する運動学的手法によって比較的高い精度の予測が可能である。しかしながら、水工学の分野においては、防災の観点からダム操作や河川・下水道の排水処理などの実務に求められるリードタイムは数時間先から半日先であり、力学、物理学に基づく数値気象モデルによる予測が必要不可欠である。また、近年には「ゲリラ豪雨」という言葉を報道でよく耳にし、新たな研究対象となってきた。そのような時間変化の激しい気象擾乱に対して高精度な予測をするために、レーダーや衛星など観測情報のデータ同化による様々な物理量のリトリバブルによる効果に着目が置かれている。

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る。

データ同化の設計において、同化する観測情報ごとに得られる効果はそれぞれ異なる。日本において現業配備されているドップラーレーダーは雨水量に関連するレーダー反射因子と風速に関連するドップラー風速をそれぞれ観測することができ、その両者の同化によって一定の精度向上が示され（例えば、Crook and Sun¹⁾ や Seko et al.²⁾ など）、ようやく実用化できるレベルまで達しようとしている。

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、Lim³⁾ など）。降水粒子の種類判別によって、雲物理の時間発展のプロセスが明らかになり、雨滴粒子の形成過程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新たに観測することが可能となった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。今年になって、Jung et al.⁴⁾ が「シミュレーション」から作成した偏波レーダー観測値をObserving System Simulation Experiments (OSSEs)と呼ばれる双対実験のもとで同化した研究が発表されたばかり

りであり、実際の偏波レーダー観測値を同化した研究は存在しない。これは、同化の際に必要な偏波レーダー観測値とモデル物理量を関連づける“観測演算子”の構築が未完成であるためである。

そこで本研究では、沖縄で実施した偏波レーダー観測とそのときの大気上空を直接撮影したビデオゾンデ観測の同期観測結果を用いてあられ粒子の数濃度の観測演算子を作成し、偏波レーダーの観測情報を同化する。同時に、ドップラー風速とレーダー反射因子の同化と組み合わせることで、降水予測への影響を評価することを目的とする。また、その際必要となる、あられ粒子の数濃度を予測モデルで表現できる“データ同化システム CReSS-LETKF”を開発する。

2. データ同化システム CReSS-LETKF

(1) 概要

データ同化手法として、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.⁵⁾) を用いる。この手法は、広義でアンサンブルカルマンフィルタ法の一つであり、アンサンブル予測とカルマンフィルタを融合させた同化手法である。カルマンフィルタは誤差の時間発展を予測するデータ同化手法であり、そこにアンサンブル予測が提供する予測のばらつきの情報を利用することが最大の特徴である。さらに、LETKFでは、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かの仮定を施して計算効率を高くしてある。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.⁶⁾)。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の大きさを超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。物理空間での予測誤差共分散行列 $\mathbf{P}^f$ 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 $\mathbf{P}^a$ 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、

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

と求める。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。(5) 式を固有値分解することで、 $\tilde{\mathbf{P}}^a$ と $(\tilde{\mathbf{P}}^a)^{1/2}$ を効率的に計算をし、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、

$$\delta \tilde{\mathbf{x}}^a = \tilde{\mathbf{P}}^a (\mathbf{H}\mathbf{E}^f)^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{d} \quad (6)$$

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。詳細については、Miyoshi and Yamane⁷⁾などを参照していただきたい。

大気モデルとして、雲像モデル CReSS (Tsuboki and Sakakibara⁸⁾) を用いる。CReSS は完全圧縮非静力学モデルであり、また、バルク法であるが詳細な雲微物理過程を考慮している。固体雲微物理量として、雲氷・雪片・あられの混合比と数濃度の時間発展をそれぞれ計算している。

大気モデル CReSS へアンサンブルカルマンフィルタ法 LETKF を導入し、データ同化システム CReSS-LETKFを開発した。ここで、4 次元変分法ではなくアンサンブルカルマンフィルタ法を選択した理由は、4 次元変分法で用いるアジョイントモデルの開発が必要ないという利便性と、同化する偏波レーダー観測値と大きく関係する雲微物理プロセスは時間的に不可逆であることから正確なアジョイントモデルの構築が難しいからである。ただし、アンサンブルカルマンフィルタは統計的に有意なサンプル数を設定することが困難といった一面を持つ。

(2) ドップラー風速のデータ同化

レーダーにより観測されるドップラー風速 (動径速度) を同化するときの観測演算子を次式とする。

$$V_r = \frac{1}{R} [(x_d - x_r)u + (y_d - y_r)v + (z_d - z_r)(w - v_i)] \quad (7)$$

ここで、 (u, v, w) は 3 次元風速場 [m/s]、 (x_d, y_d, z_d) は観測点の位置 [m]、 (x_r, y_r, z_r) はレーダーアンテナの位置 [m]、 R は観測点とレーダーの距離 [m]、 v_i は降水粒子の落下速度 [m/s] をそれぞれ表す。

(3) レーダー反射因子のデータ同化

レーダーにより観測されるレーダー反射因子を同化する際の観測演算子として Sun and Crook⁹⁾ の次式とする.

$$Z = 43.1 + 17.5 \log_{10}(\rho q_r) \quad (8)$$

ここで, Z はレーダー反射因子 [dBZ], ρ は大気の数密度 [kg/m³], q_r は雨水混合比 [g/kg] である. (8) 式は, Marshall-Palmer 型の雨水粒径分布を仮定しているため, 0 度層より下層で得られるレーダー反射因子のみに適用する. また, 前述したように偏波レーダー観測によって降雨粒子の粒径分布を推定することが可能である. 本研究では取り扱わないが, ビン法を用いた粒径分布を表現可能な雲物理モデルへ同化することも興味深い.

(4) あられ粒子数濃度のデータ同化

a) 偏波レーダーとビデオゾンデの同期観測

偏波レーダー観測値とモデル物理量に関連づける“観測演算子”の構築を一つの目的として, 偏波レーダーとビデオゾンデの同期観測を 2007 年 11 月に沖縄において実施した. ビデオゾンデ観測とは, ビデオカメラを気球につり下げて雨雲へ放球し, 上空の降水粒子を直接撮影することができる測器であり, 粒子判別・質量濃度・数濃度の推定が可能である (Takahashi¹⁰⁾). このような大気上空におけるリモートセンシング観測と直接観測を比較する研究は極めて例が少なく貴重なデータである.

b) ファジー理論を用いた降水粒子判別

同期観測の結果からファジー理論を用いて, 偏波レーダー観測で得られるレーダー反射因子・レーダー反射因子差・偏波間相関係数・伝搬位相差変化率の 4 個の偏波パラメータを入力値とし, 出力値を雨・あられ・氷晶・雪片の 4 種類に分類する手法を開発した (中北ら¹¹⁾). それぞれの降水粒子に属する度合いを評価値として表現し, 最大の評価値を示す粒子に判別する.

c) 観測演算子の構築

ビデオゾンデ観測に関して, 得られる粒子判別の精度は高いが, 質量濃度や数濃度の推定精度は数オーダー低いことが分かっているために (ビデオゾンデの降水粒子の補足率などによる, Takahashi¹⁰⁾), 定量的な評価が難しい. ただし, 粒子の種類・存在比は正しいものと仮定し, 0 度層よりも上空の固体雲におけるあられの数濃度の割合を求める.

b) で述べたファジー理論を用いた降水粒子判別の途中で計算される評価値 (Q_{graupel} , Q_{ice} , Q_{snow}) を利用し, あられの数濃度の割合 R_{graupel} を次式で表現する.

$$R_{\text{graupel}} = \frac{(Q_{\text{graupel}} - \text{thres})}{(Q_{\text{graupel}} - \text{thres}) + (Q_{\text{ice}} - \text{thres}) + (Q_{\text{snow}} - \text{thres})} \quad (9)$$

ここで, $\text{thres} = \max(Q_{\text{graupel}}, Q_{\text{ice}}, Q_{\text{snow}}) - 0.1$ である. ただし, $Q_i - \text{thres}$ ($i = \text{graupel}, \text{ice}, \text{snow}$) が負となるときは

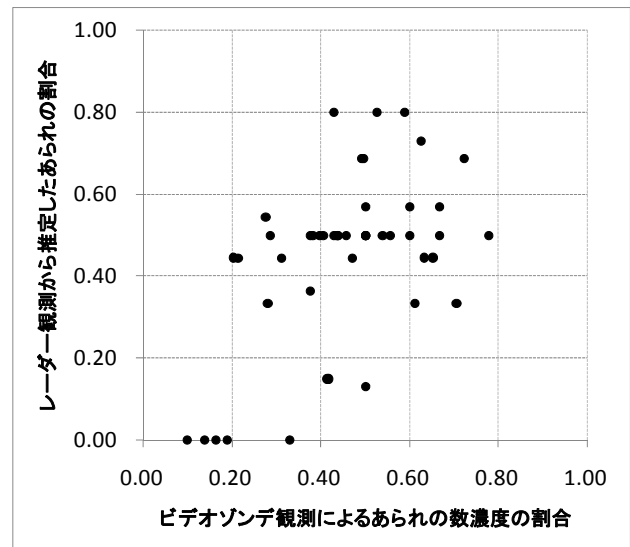


図-1 レーダー観測から推定するあられの割合の検証

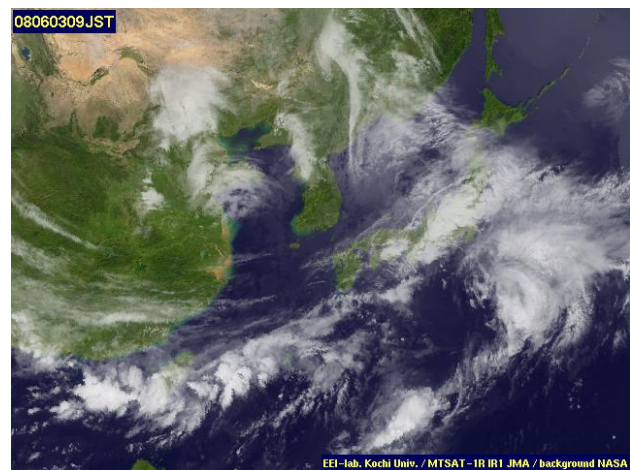


図-2 気象衛星ひまわりの雲画像 (高知大学理学部情報科学教室: <http://weather.is.kochi-u.ac.jp/>より引用)

0 とする. (9) 式は, それぞれの粒子の評価値から閾値 (= thres) を差し引いた値の比を表現している. 評価値そのものの比をとらない理由は, 粒子ごとの評価値の差が小さいためであり, そのためビデオゾンデによる直接観測結果から適当な閾値を設定した.

(9) 式によってレーダー観測から推定されるによるあられの割合を, ビデオゾンデ観測で得られたあられの数濃度の割合と比較したものを図-1 に示す. 相関係数は 0.54 であり, 決して高い相関ではないもののある程度の相関が得られた. 次章で述べるように, 今回は同化する際には観測誤差を大きく設定する. 今後, 発展した観測演算子の構築が必須である.

3. 適用事例とCReSS-LETKFの設定

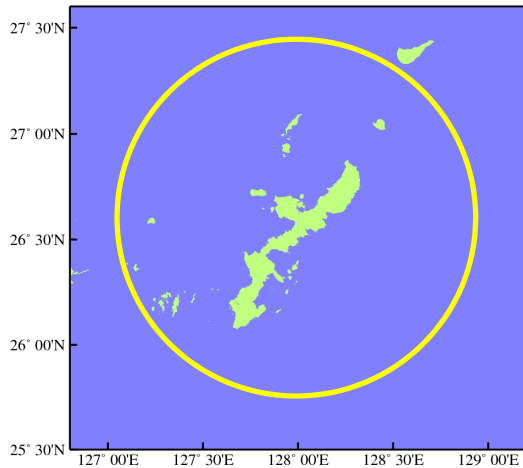


図-3 計算領域と偏波レーダーCOBRAの最大探知範囲

(1) 2008 年 6 月 3 日の沖縄での降雨事例

梅雨前線の活発化に伴い、南西諸島では一日中断続的に雨が降り続いた。静止衛星画像を図-2 に示す。10Z（世界標準時）頃から沖縄本島南西部の海洋上で発達してきた雲が沖縄本島を北上する降水システムを対象とする。このときも、偏波レーダーとビデオゾンデの同期観測を実施しており、ビデオゾンデ観測からは融解層付近で凍結氷が多く確認されており、対流性の強い海洋性の降水システムであった。2. (4) で述べたあられ粒子数濃度の観測演算子を構築した時期とは異なる現象に適用する理由は、激しい擾乱への予測精度向上を検討するためである。ただし、構築した観測演算子は経験的に導いているため、その妥当性に関して今後検証する必要がある。

(2) 偏波レーダー COBRA

本研究で同化する観測値は全て、(独)情報通信研究機構が研究運用している偏波レーダー COBRA（CRL Okinawa Bistatic Polarimetric RAdar）のデータを用いる。当時の運用モードは 6 分間毎に 14 仰角の PPI スキャンでボリュームスキャン観測であった。同化する際は 6 分毎に 1 ボリュームスキャンが瞬時に得られるものとする。COBRA の最大探知範囲を図-3 の円で示す。ただし今回は計算時間の短縮のために、最大探知範囲内であっても予報モデルの全ての格子点で観測値が得られるものとはせず、8 格子ごとに観測データを間引いて使用する。用いる偏波パラメータは以下の通りである。

レーダー反射因子（Z）の同化に関して、気温 0 度高度以下で、かつ 20 dBZ 以上のデータを用いた。観測誤差を標準偏差 3 dBZ のランダム誤差とする。

ドップラー風速（dpv）の同化に関して、観測誤差を標準偏差 2.0 m/s のランダム誤差とする。

ファジー理論を用いた粒子判別の際に、レーダー反射因子・レーダー反射因子差・偏波間相関係数・伝搬位相

表-1 実験ケース名と同化する物理量（○：同化する物理量）

ケース名	ドップラー風速	反射因子	あられ数濃度
同化なし	-	-	-
Dpv	○	-	-
Dpv-Z	○	○	-
ALL	○	○	○

差変化率の偏波パラメータを使用する。得られる粒子ごとのファジー理論の評価値推定するあられの割合を同化に用いる観測値とする。2. 4 c) で述べたように、観測演算子の精度があまり良くないため、それを観測誤差が大きいのとみなし、標準偏差 0.2 の誤差とする。

(3) 予報モデル CReSS の設定

計算領域を図-3 に示す。水平解像度を 3 km、鉛直方向のグリッド数を 40 層とする。積雲パラメタリゼーションは使用していない。初期・境界条件には、気象庁の GPV (MSM, 水平解像度 10 km) データを用いる。海面水温には、気象庁の NEAR-GOOS データを用いる。

(4) アンサンブルカルマンフィルタ LETKF の設定

実験するケースを表-1 に示す。

a) 同化期間と予測期間

同化期間を 12Z から 13Z の 1 時間とする。同化する時間間隔を 1 ボリュームスキャンにかかる 6 分ごととする。同化終了時刻である 13Z を予測の初期時刻とし、3 時間先の 16Z まで予測する。

b) 初期アンサンブル摂動の作成

時間ずらし法を用いる。09Z を初期時刻として同化せずに通常どおり予測し、10:30Z から 13:30Z までの 180 分間の 6 分ごとの結果を 12Z における解析誤差であるとみなして、初期アンサンブル摂動を作成する。サンプル数は 30 個であり、既往研究と同等の数である。

c) 観測誤差共分散の局所化

local patch とよばれる各格子点のまわりの小さな領域をとり、local patch の外側との誤差相関をないものとして取り扱う。しかし、local patch の境界で誤差相関が急に無くなることは不自然であるため、local patch 内であっても遠い点ほど予報誤差が小さくなるように、観測誤差共分散が大きくなる処理をする。local patch の大きさを水平方向に±5 格子、鉛直方向に±2 格子とする。

d) 共分散膨張

大気力学のような非線形系にカルマンフィルタを適用すると、誤差共分散が小さくなりすぎて観測情報の重みを過小評価してしまう。原因は、線形理論を非線形系に適用したことやサンプリングエラーによる予報誤差共分散の見積り誤差などであり、カルマンフィルタにおいてモデルのランダム誤差共分散 $\mathbf{Q}$ として扱い、ここでは予報誤差共分散の各成分を 7% 増加する。

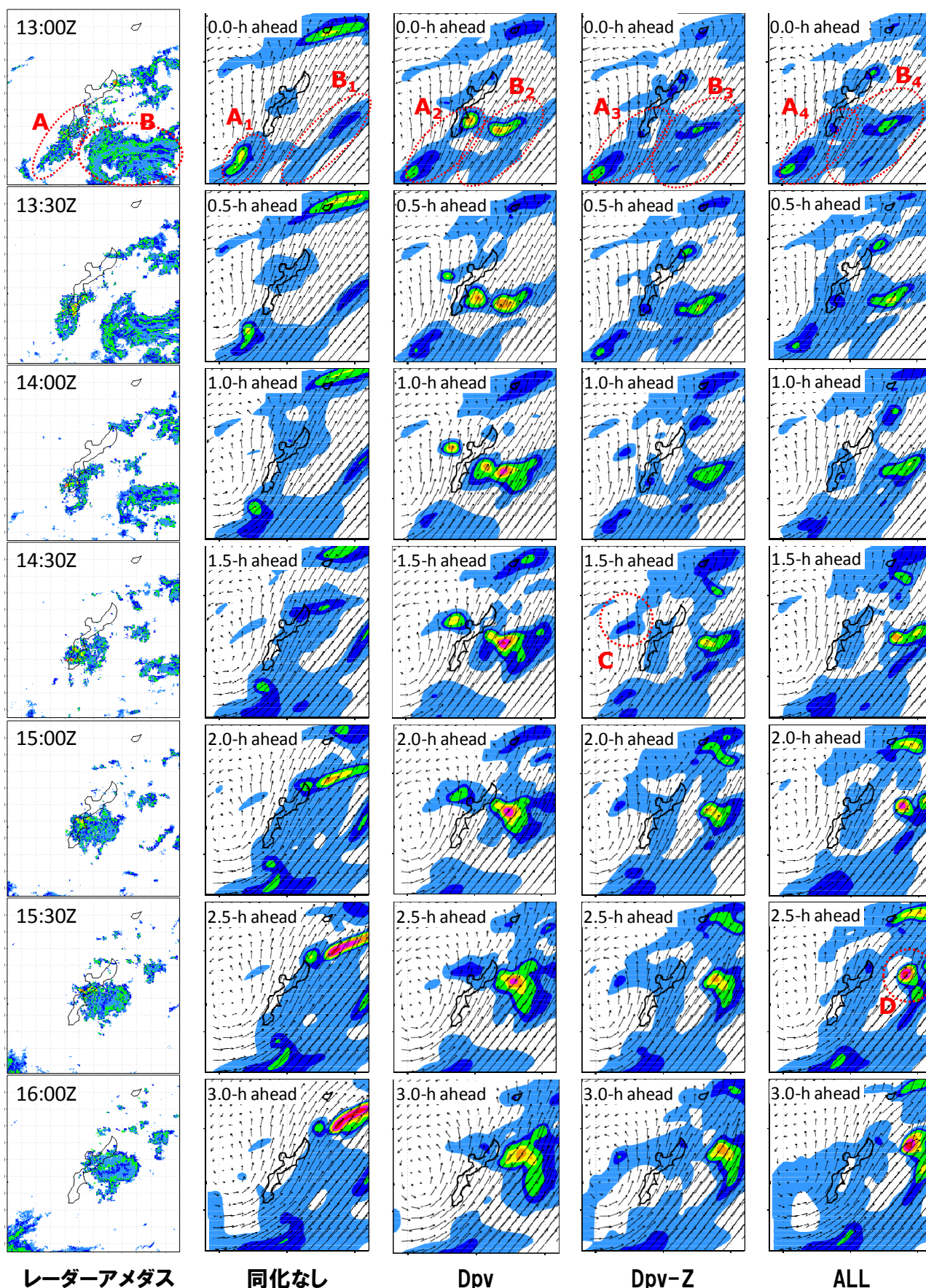


図-4 ケースごとに 30 分毎の降水強度と風速の予測結果。

カラーは地上における降水強度、ベクトルは高度 1.5 km での水平風速を示す。

(5) 適用結果と評価

図-4 にケースごとの予測結果を示す。

同化終了時刻である 13:00Z において、レーダーアメダスの A に対応する降雨域に関して、ケース同化なしでは沖縄本島より南西部に形成されている A_1 が、ケース Dpv では降雨域がやや北東方向へ伸びた形 A_2 へと修正されている。さらに、ケース Dpv-Z やケース ALL では、降雨域の修正に加えて降雨強度も A_2 では強く計算されているものが、 A_3 や A_4 のように修正された。また、レーダーアメダスの B に対応する降雨域に関して、ケース同化なしでは線上の降雨域 B_1 が形成されたのに対し、ケース Dpv では風速がやや北寄りに修正されて収束域が変わることで降雨域 B_2 が形成された。さらに、ケース Dpv-Z やケース ALL では、 B_3 や B_4 のように降雨域が広範囲に修正された。ここで、ドップラー風速を同化するだけでも雨水量が変化する主な理由は、1 時間の同化期間の中で風速場が変化したことで収束域も変化したこと、および、風速場の誤差相関構造が降雨場と類似していたことが考えられる。

同化終了時刻の 13:00Z を予測の初期時刻として、30 分ごとの予測結果をみると、時間を追うごとに衰弱しているレーダーアメダスの B に対応する降雨域に関して、いずれの予測結果も北東進しながら発達して予測がうまくいっていない。レーダーアメダスの A の降雨システムは発達しているが、予測結果ではそれに対応するシステムは形成されていない。境界の設定を含めて今後検討する必要がある。

最後に、ケース Dpv-Z とケース ALL を比較すると、全体的にはほとんど大差が無いように見えるが、例えば、C や D の部分において結果が異なる。図示していないが、C を形成する 1 時間前において上空のあられの混合比がデータ同化することで減少し、D では増加していた。この正当性の検証は困難であるが、この時刻にビデオゾンデを放球しており、それらのデータを利用して構築した観測演算子の妥当性も含めてこれから深く考察していく必要がある。

6. まとめ

最新のデータ同化手法をベースにしたデータ同化システム CReSS-LETKF を開発し、偏波レーダー COBRA の観測情報をデータ同化して短時間降雨予測における影響を評価した。得られた主な成果は次の通りである。

- (i) レーダー反射因子やドップラー風速を同化することによる影響は、過去の知見と比較しても同等の効果が得られ、開発した CReSS-LETKF の妥当性が得られた。
- (ii) 偏波レーダーとビデオゾンデの同期観測から、偏

波レーダーパラメータと雲微物理変数の簡単な観測演算子を構築した。構築した観測演算子の妥当性の評価はまだできていないものの、固体層雲微物理の形成過程を直接同化するという新しい概念を示した。

謝辞：偏波レーダー COBRA の観測データをご提供して頂いた(独)情報通信研究機構に謝意を表します。

参考文献

- 1) Crook, N. A. and J. Sun: Assimilating radar, surface, and profiler data for the Sydney 2000 forecast demonstration project, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, Vol.19, pp888-898, 2002.
- 2) Seko, H., T. Kawabata, T. Tsuyuki, H. Nakamura, K. Koizumi, and T. Iwabuchi: Impacts of GPS-derived water vapor and radial wind measured by Doppler radar on numerical prediction of precipitation, *J. Meteor. Soc. Japan*, Vol.82 (1B), pp473-489, 2004.
- 3) Lim, S., Chandrasekar, V. and Bringi, V.N.: Hydrometeor classification system using dual-polarization radar measurements: Model improvements and in situ verification, *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, Vol.43, pp792-801, 2005.
- 4) Jung, Y., G. Zhang, and M. Xue: Assimilation of simulated polarimetric radar data for a convective storm using the ensemble Kalman filter. Part 1: observation operators for reflectivity and polarimetric variables, *Mon. Wea. Rev.*, Vol.136, pp2228-2245, 2008.
- 5) Hunt, B. R., Kostelich, E. J. and Szunyogh, I.: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, Vol.230, pp112-126, 2007.
- 6) Patil, D. J., Hunt, B. R., Kalnay, E., Yorke, J. A. and Ott, E.: Local low dimensionality of atmospheric dynamics, *Phys. Rev. Lett.*, pp5878-5881, 2001.
- 7) Miyoshi, T. and Yamane, S.: Local ensemble transform Kalman filtering with and AGCM at a T159/L48 resolution, *Mon. Wea. Rev.*, Vol. 135, pp3841-3861, 2007.
- 8) Tsuboki, K. and Sakakibara, A.: Large-scale parallel computing of Cloud Resolving Storm Simulator, *High Performance Computing*, Springer, pp243-259, 2002.
- 9) Sun, J. and Crook, N. A.: Dynamical and microphysical retrieval from Doppler radar observations using a cloud model and its adjoint. Part 1: model development and simulated data experiments, *J. Atmos. Sci.*, Vol.54, pp1642-1661, 1997.
- 10) Takahashi, T.: Precipitation mechanisms in east Asian monsoon: Videosonde study, *J. Geophys. Res.*, Vol. 111(D09), pp202-217, 2006.
- 11) 中北英一・山口弘誠・隅田康彦・竹畑栄伸・鈴木賢士・中川勝広・大石哲・出世ゆかり・坪木和久・大東忠保：Cバンド偏波レーダーを用いた降水粒子識別とビデオゾンデを用いた集中同期検証観。京都大学防災研究所年報，第51号，2008。

(2007. 9. 30受付)