

〔特集〕次世代気象モデルの開発事例と気象シミュレーションの最先端

気象・物質輸送モデルにおけるデータ同化

*九州大学 応用力学研究所 弓本桂也†

数値気象予報の初期条件を正確に推定することを目的に始まったデータ同化に関する研究だが、近年になって様々な研究への応用を見せるようになってきた。計算機の発達、観測データの拡充、そして次世代気象コミュニティモデルへの同化スキームの標準パッケージ化などを通じて、データ同化はより身近なツールになりつつある。本稿では、データ同化の理論と仕組みについて簡単に触れるとともに、データ同化を用いた応用例、そして最近のメソ気象・物質輸送シミュレーションへの同化を巡る動向について述べる。

Data Assimilation Methods with Meteorological and Chemical Transport Model

Keiya YUMIMOTO, Research Institute for Applied Mechanics, Kyushu University

1 はじめに

「データ同化 (data assimilation)」。この言葉に難解なイメージをお持ちの方も多いのではないだろうか？データ同化は、数値天気予報に必要な初期値の正確な推定 (初期値問題²⁾) を目的にその研究が始まった。図1に米国環境予測センター (NCEP) の現業気象予報の S1 スコア (水平気圧傾度の誤差) の推移³⁾ を示す。1955年にNCEPが予報を始めてから、誤差が減少し続け、2001年には約3分の1以下になっていることが読み取れる。この予報精度の向上には、モデル (解像度や各種パラメタリゼーション) の改良はもちろん、データ同化の発達 (同化手法の更新、観測データの充実) も大きく寄与している。天気予報以外にも、NCEPやヨーロッパ長期予報センター (ECMWF) そして気象庁から公開されている長期再解析データの作成にもデータ同化は使われており、研究の分野においても身近で欠かせないものとなっている。

データ同化の目的を大まかにまとめると以下のようになる。データ同化では、観測データと数値モデルで得られる情報を融合させることにより、

1. 予報計算に必要な初期条件や境界条件を精度良く求める (初期値問題)
2. 欠損の無い4次元に均一で高精度なデータセットの作成 (再解析)



図1 NCEPにおける S1 スコアの時系列。S1 スコアは水平気圧傾度の誤差を示す。³⁾ の Figure 1.1.1 a) より転載。

3. モデル内のパラメータや外力の最適化 (逆推定)
4. 感度実験 (観測網の評価と改善)

を目的とする。気象の分野では主に1.に、十分な観測データを得ることが難しい海洋の分野では2.に重点をおいて研究が進められてきた。

近年、計算機の発達、観測データの拡充 (データの蓄積とデータの公開の推進)、そして比較的導入の容易なアンサンブルカルマンフィルタの登場によって、さまざまな研究分野への応用が始まりつつある。また、次世代メソ気象モデルである WRF (Weather Research and Forecasting

* 〒 816-8580 福岡県春日市春日公園 6-1

† E-mail: yumimoto@riam.kyushu-u.ac.jp

model)にもデータ同化パッケージ(WRF-3Var)が既に同封されており、データ同化を用いた研究が多岐にわたって進展していくと予想される。

本原稿では、代表的な同化手法の仕組みについて簡単に説明し、応用例としてエアロゾル輸送モデルへのアンサンブルカルマンフィルタの導入結果を示したあと、最近の研究動向について触れる。

2 データ同化手法

ここでは、代表的な静的同化手法である最適内挿法と動的同化手法であるアンサンブルカルマンフィルタおよび4次元変分法を取り上げ、それぞれの基礎と同化の流れを簡単に説明する。各同化手法に興味を持ち、より深く勉強を希望される読者は^{1,3-5)}などを参考にしてください。

時空間に離散化された力学モデル(たとえば気象モデルや物質輸送モデル)を次のように定義する。

$$\hat{\mathbf{x}}_t = M_t(\hat{\mathbf{x}}_{t-1}) + \varepsilon_{t-1}^f \quad (1)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{x}}$ は状態ベクトル(state vector)の真値を表し、 M_{t-1} は時刻 $t-1$ から時刻 t へのモデルの時間発展を表す。 ε^f はシステムノイズと呼ばれるモデルの誤差である。

一方、時刻 t の観測データは、

$$\mathbf{y}_t = H_t(\hat{\mathbf{x}}_t) + \varepsilon_t^o \quad (2)$$

と表せる。 ε_t^o は観測誤差で、 \mathbf{R} を共分散行列とする。 H_t は観測演算子と呼ばれ、モデル空間から観測空間への空間内挿を行う。

次に、第一推定値(同化前の値)を \mathbf{x}^b 、解析値(同化後)を \mathbf{x}^a としよう。それぞれの誤差は $\varepsilon_t^b = \mathbf{x}^b - \hat{\mathbf{x}}$ (共分散行列は \mathbf{B})、 $\varepsilon_t^a = \mathbf{x}^a - \hat{\mathbf{x}}$ (共分散行列は \mathbf{A})と表すことができる。データ同化は、解析値 \mathbf{x}^a と解析誤差 \mathbf{A} を、第一推定値 \mathbf{x}^b 、観測値 \mathbf{y} およびそれぞれの誤差 \mathbf{B} と \mathbf{R} を用いて推定することである。

2.1 最適内挿法

最適内挿法²⁾は線形最小分散推定(best linear unbiased estimate)を基礎としており解析値(\mathbf{x}^a)は次の式で得られる。

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^b + \mathbf{K}(\mathbf{y} - H(\mathbf{x}^b)) \quad (3)$$

$$\mathbf{W} = \mathbf{B}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{B}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (4)$$

式(3)の右辺の括弧内は特にイノベーション(d)と呼ばれ、観測値と第一推定値の差($d = \mathbf{y} - H(\mathbf{x}^b)$)を、 \mathbf{H} は H の接線演算子を表す。最適内挿法は解析誤差の期

待値が最小になるように、第一推定値とイノベーションの内挿を行う。 \mathbf{W} は重み行列と呼ばれる。図2に最適内挿法の模式図を示す。

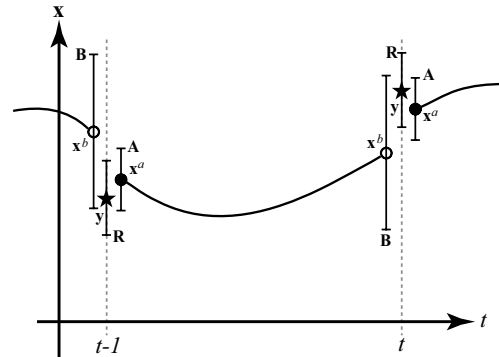


図2 最適内挿法の概念図。横軸は時間を表す。エラーバーはそれぞれ背景、観測、解析誤差を表す。最適内挿法では各同化時間で独立に同化が行われる。

2.2 アンサンブルカルマンフィルタ

アンサンブルカルマンフィルタ(以下、EnKF)⁶⁾も、最適内挿法と同様に線形最小分散推定を基礎とするが、誤差共分散行列が時間発展するという点で大きく異なる。EnKFではメンバー数 r のアンサンブル計算を行う。時刻 $t-1$ における解析値を $\{\mathbf{x}_{t-1}^{a,(i)}, i = 1, \dots, r\}$ とすると、時刻 t における第一推定値 $\{\mathbf{x}_t^{b,(i)}, i = 1, \dots, r\}$ は解析値を初期条件としたアンサンブル計算より得ることができる。EnKFでは、アンサンブル平均とそれぞれのアンサンブルメンバーの差を使って背景誤差を推定する。

図3にEnKFの模式図を示す。まず、解析値を使って次の同化時刻へのアンサンブル予報を行う。

$$\mathbf{x}_t^{b,(i)} = M_t(\mathbf{x}_{t-1}^{a,(i)}) \quad (5)$$

背景誤差は各アンサンブルメンバーから次のように計算できる。

$$\mathbf{B}_t = \frac{1}{r-1} \sum_{i=1}^r (\mathbf{x}_t^{b,(i)} - \bar{\mathbf{x}}_t^b) (\mathbf{x}_t^{b,(i)} - \bar{\mathbf{x}}_t^b)^T \quad (6)$$

$\bar{\mathbf{x}}_t^b$ は $\mathbf{x}_t^{b,(i)}$ のアンサンブル平均 $\bar{\mathbf{x}}_t^b = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \mathbf{x}_t^{b,(i)}$ を表す。

次に、観測データを用いて推定値に修正を行い、解析値を求める。

$$\mathbf{x}_t^{a,(i)} = \mathbf{x}_t^{b,(i)} + \mathbf{K}(\mathbf{y}_t^{(i)} - H_t(\mathbf{x}_t^{b,(i)})) \quad (7)$$

\mathbf{y}_t は時刻 t に観測された観測データ、 \mathbf{K} はカルマンゲインと呼ばれる重み行列である。解析誤差は次の

式で得られる．

$$\mathbf{A}_t = \frac{1}{r-1} \sum_{i=1}^r \left(\mathbf{x}_t^{a,(i)} - \bar{\mathbf{x}}_t^a \right) \left(\mathbf{x}_t^{a,(i)} - \bar{\mathbf{x}}_t^a \right)^T \quad (8)$$

$\bar{\mathbf{x}}_t^a$ は $\mathbf{x}_t^{a,(i)}$ のアンサンブル平均を表す．カルマンゲインは次の式で定義される．

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{B}_t \mathbf{H}_t^T \left(\mathbf{H}_t \mathbf{B}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t \right)^{-1} \quad (9)$$

EnKF では，この同化サイクルを繰り返し行い予報を行っていく (図3)．重み行列 (カルマンゲイン) は最適内挿法と同じ構造をしているが，アンサンブル予報を通して解析誤差が時間発展し，次の同化時刻で背景誤差として使用されていることが大きく異なる．すなわち，解析誤差の時間発展を通じて，過去の観測データの情報が積み重ねられ，未来のデータ同化に生かされているといえる．現業予報ではカナダ (Meteorological Service of Canada) で用いられている．EnKF は次の節で述べる変分法よりもモデルへの導入が容易であり，データ同化研究の裾野を広げるとい意味合いからも，今後の研究の進展が大いに期待されている．

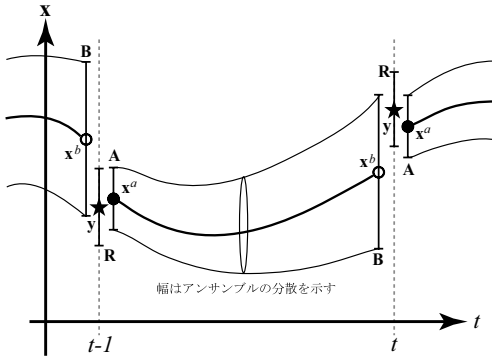


図3 アンサンブルカルマンフィルタの概念図．同化の結果得られた解析誤差 (背景誤差と観測誤差の情報を含んでいる) は，アンサンブル計算を通じて次の同化時刻の背景誤差になる．

2.3 4次元変分法

4次元変分法 (4D-Var)⁷⁾ は，最尤推定法 (maximum likelihood method) を基礎とし，次の式で定義される評価関数の最小値を求めることで，解析値を得る．

$$J(x) = \frac{1}{2} \left(\mathbf{x}_0^a - \mathbf{x}_0^b \right)^T \mathbf{B}^{-1} \left(\mathbf{x}_0^a - \mathbf{x}_0^b \right)^T + \sum_{t=0}^T \frac{1}{2} \left(\tilde{\mathbf{H}}_t \left(\mathbf{x}_0^a \right) - \mathbf{y}_t \right)^T \mathbf{R}_t^{-1} \left(\tilde{\mathbf{H}}_t \left(\mathbf{x}_0^a \right) - \mathbf{y}_t \right)$$

ここで， $\tilde{\mathbf{H}}_t \left(\mathbf{x}_0 \right) = \mathbf{H}_t \left(\mathbf{M}_t \left(\mathbf{M}_{t-1} \left(\cdots \mathbf{M}_1 \left(\mathbf{x}_0 \right) \right) \right) \right)$ であり，モデルの時間発展とモデル空間から観測空間への内挿

が含まれている．右辺第一項は背景誤差で重み付けされた第一推定値と解析値の間の距離を，右辺第二項は観測誤差で重み付けされた観測値とモデルの値の距離を表している．また，式 (10) の和の項を見てみると，4次元変分法では，同化期間 ($t=0$ から $t=T$) に観測されたすべてのデータを用いて，解析値を求めていることがわかる．

さて，評価関数の最小値を得るためには評価関数の勾配 ($\mathbf{g} = \partial J / \partial \mathbf{x}_0$) を求める必要がある．

$$\mathbf{g} = \mathbf{B}^{-1} \left(\mathbf{x}_0^a - \mathbf{x}_0^b \right) + \tilde{\mathbf{H}}_t^T \left(\mathbf{x}_0 \right) \mathbf{R}_t^{-1} \sum_{t=0}^T \left(\tilde{\mathbf{H}}_t \left(\mathbf{x}_0^a \right) - \mathbf{y}_t \right) \quad (11)$$

$\tilde{\mathbf{H}}_t$ は $\tilde{\mathbf{H}}_t$ の接線形演算子で，

$$\tilde{\mathbf{H}}_t^T = \mathbf{M}_1^T \cdots \mathbf{M}_{t-1}^T \mathbf{M}_t^T \mathbf{H}_t^T \quad (12)$$

と表せる (\mathbf{H} と \mathbf{M} はそれぞれ H と M の接線演算子)．式 (11) の右辺第二項を詳しく見てみると，観測値とモデルの値の差の情報を $\tilde{\mathbf{H}}_t^T$ が過去に向かって伝搬させていることがわかる (\mathbf{M}^T が $t=T$ から $t=0$ に作用している)．この \mathbf{M}^T をモデル (M) のアジョイント演算子といい，このことから4次元変分法をアジョイント法とも呼ぶ．

図4に4次元変分法の同化イメージ図を示す．4次元変分法では，同化期間内の観測データを同化することによって，最適な連続した時間積分値 (黒線) を得る．得られた時間積分値はモデルの物理に従っている (評価関数に拘束条件としてモデルが組み込まれているため)．現業気象予報では，ECMWF を皮切りに⁸⁾，Meteo-France⁹⁾，UK MetOffice¹⁰⁾，気象庁¹¹⁾ で用いられている．

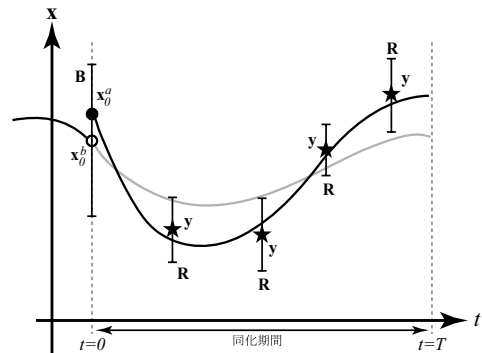


図4 4次元変分法の概念図．黒の実線が同化の結果得られた時間変化を，灰色の実線が同化前を表す．同化結果はモデルの物理に従い，同化期間内の観測データに整合した時系列が得られる．

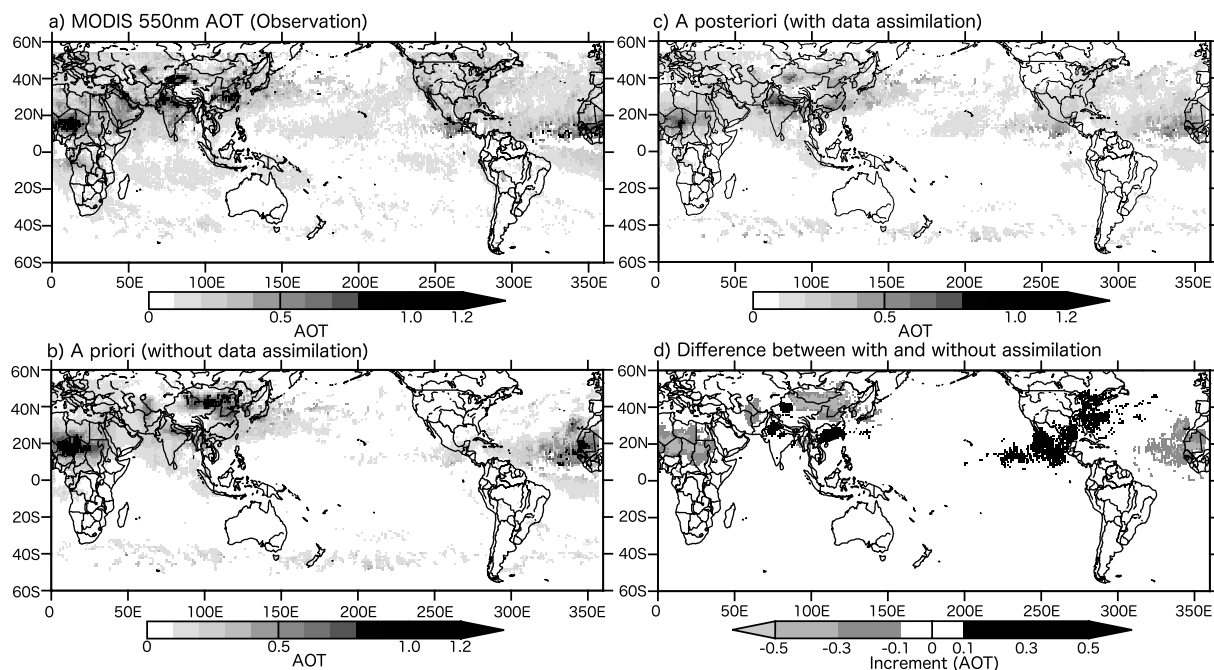


図5 同化結果(月平均値の比較)．a)MODIS/AQUAによる光学的厚さの観測データ，b)同化前のモデルの光学的厚さ，c)同化後のモデルの光学的厚さ，d)同化後と同化前の光学的厚さの差．モデルの結果はMODIS/AQUAのデータの解像度に合わせて内挿してある．

2.4 アンサンブルカルマンフィルタと4次元変分法

アンサンブルカルマンフィルタと4次元変分法は、誤差を時間方向に向かって取り扱える動的同化手法いわゆる advanced data assimilation と呼ばれる手法である．2007年にKalnayらによって“4D-Var or Ensemble Kalman Filter?”¹²⁾と題された論文が発表された．このテーマは現在ホットなトピックであると言え、今のところ明確な結論はでないようである．

セクション2.3で紹介したように、4次元変分法を導入するには、順方向のモデルに対応したアジョイントモデルを新たに構築する必要がある．これは非常に手間と時間がかかる作業であり、モデルの更新に伴ってアジョイントモデルの更新も行わなければならない(ただし、アジョイントモデルは一度構築するとデータ同化以外にも感度解析や特異ベクトルの計算に用いることができる)．一方、EnKFはアジョイントモデルが不要で、モデルへの依存性が低く、導入が比較的容易でさまざまなモデルに応用できる．¹⁾の表3.6.1には両者の比較のまとめられたものが掲載されている．また、⁵⁾の第5章では共通例題として、同化実験を通して両者の詳細な比較を行っている．興味のある人は是非参考にしていただきたい．

4次元変分法、EnKFの同化の大まかな仕組みは前述したとおりだが、現在も双方の手法において改良と新たな手法の導入が研究され続けている．EnKFに対しては、4次元変分法のように時間方向の拡張を行い、観

測時刻の異なるデータの取り扱いを可能にした4次元EnKF(4D-EnKF)¹³⁾やEnsemble Kalman Smoother(EnKS)¹⁴⁾が開発されている．変分法に対しては、EnKFと同じように背景誤差をアンサンブル計算によって計算する方法¹⁵⁾が提案されているほか、EnKFと変分法を組み合わせた同化手法^{16,17)}も研究され始めている．

3 全球エアロゾル気候モデルへの導入例

ここでは、実際のデータ同化の導入例として、全球エアロゾル気候モデルとEnKFを用いた実験結果を紹介する．気候への影響を与える因子として、CO₂に代表される温室効果気体が知られているが、大気中に浮遊するエアロゾルも放射の吸収・散乱、雲特性の変化などを通じて気候に影響を与えている．こういったエアロゾルの気候影響は温室効果に次ぐとされており、気候変動解明にも重要と考えられている．しかしながら、エアロゾルによる気候への影響評価に含まれる不確実性は、気候変動に関する政府間パネル(IPCC)の第4次評価書でも依然として高い．気候影響を正確に見積もるためには、精度の高いエアロゾルの3次元分布を再現する必要があり、その打開策の一つとしてデータ同化が注目されている．

3.1 モデル概要・観測データ

モデルには全球エアロゾル気候モデル(SPRINTARS)を用いた．SPRINTARS¹⁸⁾はCCSR/NIES/FRCGC開発

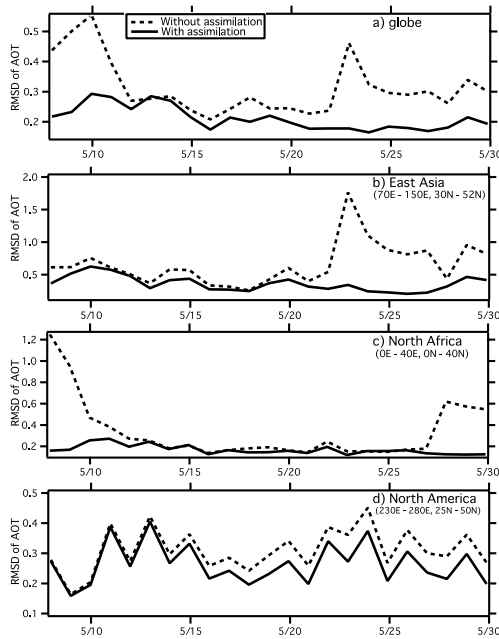


図 6 全球および各地域における平均二乗差 (RMSD) の時系列変化。

の大気大循環モデルと結合しており、土壌粒子、黒色・有機炭素、海塩粒子、硫酸塩を扱うとともに、それらの気候への影響 (放射強制力) を計算することができる。

データ同化手法には EnKF⁶⁾ を用いた。2007 年 5 月を実験対象期間に設定した。アンサンブルメンバーはもっとも不確実性が高いと考えられる発生強度・分布に擾乱を与えることによって作成し、メンバー数は 20 とした。モデルの解像度は T42 (約 $2.8^\circ \times 2.8^\circ$) である。

観測データには NASA/AQUA 衛星の MODIS で観測された 550nm のエアロゾル光学的厚さ (Aerosol Optical Thickness: AOT(τ))¹⁹⁾ を用いた。AOT は大気中のエアロゾルを光学的に見たときの濁度の様な指標で、鉛直積分されたエアロゾルカラム量を表す。

3.2 同化結果

以下同化結果を示す。まず、この実験は実際の観測データを用いてはいるものの、同化の実行可能性の確認を主眼においたプリミティブな実験であることにご留意いただきたい (モデルの精度や観測データとの比較を主題としない)。

図 5 にエアロゾル光学的厚さの月平均値の比較を示す。まず、同化前 (図 5(b)) の光学的厚さの水平分布は、観測データ (図 4(c)) のそれと比べ、中国北部のゴビ砂漠で過大、中国北西部のタクラマカン砂漠で過小評価している。北米大陸やインド北部の砂漠地帯でもモデルの過小評価が見られる。データ同化 (図 4(c), (d)) によって、ゴビ砂漠の周辺の光学的厚さが減少、タクラマカン砂漠では増加して、観測データに近い分布が得られてい

表 1 同化前後の平均二乗誤差と相関係数の比較 (データ数=199128)。

	同化前	同化後
平均二乗差	0.32	0.21
相関係数	0.50	0.64

表 2 観測値とモデル値の差の統計量 (データ数=199128)。outlier は差の絶対値が 1 を超えたデータ数を示す。

	観測-同化前	観測-同化後
平均値	0.050	0.078
標準偏差	0.32	0.20
outlier (> 1)	1341	1274

る (タクラマカン砂漠ではまだ過小評価である)。中国南部やインド北部、北米東海岸では光学的厚さは増加し、精度が向上している。砂漠地帯では主に土壌粒子の濃度が増減し、中国南部や北米東海岸では人為起源である硫酸塩エアロゾルの濃度が増減した。

地域ごとに同化のパフォーマンスを平均二乗差 (Root Mean Square Difference: RMSD) の時系列で示したのが図 6 である。RMSD は次の式で定義できる。

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\tau_{obs} - \tau_{model})^2} \quad (13)$$

N はデータ数である。全球 (図 6(a)) でみると、期間全体にわたって RMSD の値が減少している (50% 以上減少している日もある)。東アジアや北アフリカ (図 6(b), (c)) では、特定の期間の RMSD が大幅に減少している。この地域はサンドストームによって発生する土壌粒子が支配的であり、EnKF がイベント的に発生する土壌粒子に対しても有効であることを示している。北米 (図 6(d)) では、実験期間を通して 10-25% の RMSD の減少が見られた。この地域では定常的に発生している人為起源エアロゾル (硫酸塩) が多いためであると考えられる。

表 1 に同化前後の統計量の比較を示す。平均二乗差は同化前に比べ、約 3 割ほど減少した。また、相関係数も 0.50 から 0.64 へと大幅な改善を見せている。表 2 には、観測値とモデル値の差 ($\tau_{obs} - \tau_{model}$) に関する統計値を載せている。標準偏差を見てみると同化前に比べ、同化後に大きく減少していることがわかる。これは、モデル値の観測値からの逸脱の度合いが減少していることを示す。またモデルと観測の差の絶対値が 1 を上回るデータ (outlier) の数も同化によって減少している。ただ、平均値の値は同化によってわずかではあるが増加した。こ

れは、同化によってモデル値のバイアスが若干であるが増加したことを意味する。この原因としては背景誤差の共分散の影響(サンプリングエラー)が考えられる。この問題の解決手段として局所化(localization)の導入がある^{20,33)}。

4 データ同化をめぐる最近の研究

最近では、現業予報以外にもデータ同化を用いた研究を目にするようになり、その応用例もメソ気象モデルや物質輸送モデルを用いたもの、発生源の逆推定を目的としたものなど多岐にわたってきた。ここでは、そのようなデータ同化を用いた最新の研究について紹介していきたい。特にメソ気象モデルや大気物質輸送モデルへの研究例について触れる。海洋モデルの例は⁵⁾の応用編に詳しい。

4.1 メソ気象モデル

気象研究所では、気象庁非静力学モデル(NHM)を基礎として、メソ対流系によって引き起こされる局地的な豪雨の再現とメカニズム解像のため、雲の解像できる(水平解像度 2km)同化システム(NHM-4DVAR)の開発を進めている。豪雨を引き起こした対流セルの再現のため、ドップラーレーダー動径風やGPS可降水量などの同化を行っている(詳しくは¹⁾の6.2節を参照にされたい)。

他のメソスケール・非静力学モデルでは、MM5²¹⁾やRAMS²²⁾に4次元変分法が導入され、様々な研究に用いられている。Lin et al. は豪雨イベントに対して、ラジオゾンデで観測された湿度・気温・風速を同化することによって、低高度の水蒸気の収束と上昇気流を強化し、豪雨の予報精度を向上させている²³⁾。Guo et al. は、北米で発生したスコールラインに対して、ウィンドプロファイラ・時間降水量・露点・GPS可降水量を同化し、降水パターンの再現に成功している²⁴⁾。また、それぞれの観測データの影響も評価しており、可降水量は降水量の予報に、露点データは湿度の構造の再現に比較的大きなインパクトがあるとしている。

衛星観測データの結果をメソ気象モデルに反映させる研究も行われている。Jang et al. は衛星観測で得られたO₃カラムから渦位を推定し、MM5-4DVARを用いた同化を試みている²⁵⁾。Vukicevic et al. は静止衛星によって観測された可視・赤外の放射輝度を同化し、モデルによる雲の再現性の向上を行った²⁶⁾。

次世代コミュニティモデルであるWRFでは、15ある作業グループのうち3つがデータ同化に関するものである(WG3: Standard Initialization, WG4: 3D-VAR, WG10: Advanced Data Assimilation)。3次元変分

法(WRF-3DVAR)は既に実装されており、研究成果も見られつつある。WG10は4次元変分法に関するグループで、WRF-4DVARの開発も進んでおり、数年のうちには配布されるようになるそうである。2008年7月23-27日の日程で米国Boulderにて行われた9th WRF users' workshopでは、データ同化に関する6つの口頭発表、15のポスター発表が行われた。NCARのDr. Huangによって行われた基調講演では、今までWRF-Varと呼ばれていたWRFデータ同化システムにEnKFを加え、WRFDAとして統合する計画、さらにEnKFと変分法を組み合わせた同化システム(Hybrid DA)²⁷⁾の紹介が行われた。また、全球シミュレーションが可能なGlobal WRF、化学物質輸送モデルを組み込んだWRF-Chemにおいてもデータ同化システムを構築する計画であることが発表された。今までデータ同化が敬遠されてきた大きな理由として、そのシステムの難解さと導入の難しさ(例えば、アジョイントモデルの構築など)があげられる。WRFのようなコミュニティモデルに標準装備されることによって、データ同化に対する敷居が下がり、同化を応用した研究が大きく進展していくであろう。WRF users' workshopでの口頭発表資料、ポスター発表アブストラクトはWRF USER PAGE (<http://www.mmm.ucar.edu/wrf/users/>)のworkshopsの項目から取得することができる。データ同化以外の発表資料もあるので興味がある方は是非参考にさせていただきたい。

また、この冬に開催されたAGU FALL MEETING 2008(2008年12月15-19日, San Francisco)では「Improving Hurricane Prediction Through Advanced Data Assimilation, Modeling, and Observations」というセッションが設けられた。このセッションではデータ同化(3次元・4次元変分法, EnKF)やモデルの改良によって、ハリケーン予報の精度の向上を目指す研究の発表が行われ、WRF-4DVARを用いた研究や、衛星センサーAIRS/TERRAで観測された気温と水蒸気のプロファイルを同化した研究など、データ同化を応用した先進的な研究が数多く見受けられた。先ほども少し触れたが、スコールラインやハリケーンといった極端で局地的な現象に関しては、モデルの改良ももちろんだが、データ同化を通じて観測データを取り込むことが現象のより正確な再現には重要であるといった印象を受けた。

4.2 物質輸送モデル

筆者が研究を進めている物質輸送モデルへのデータ同化の動向についてもすこし触れておきたい。物質輸送モデル(Chemical Transport Model; CTM)は、大気中の化学物質(窒素酸化物(NO_x)やオゾン(O₃)など)やエアロゾルの発生・輸送・反応・沈着をシミュレートするモ

デルのことで、90年代後半より同化を用いた研究が行われるようになった。気象モデルと大きく異なる点は、物質輸送モデルでは化学物質・エアロゾルの発生源が最も大きな誤差要因であることである。そのため、初期・境界条件とあわせて発生源を同化によって逆推定する研究が盛んに行われてきた。

4次元変分法を用いたものでは、以下のような研究が行われている。Chai et al. は地上オゾン観測データを同化することによって、オゾンやオゾンの前駆物質であるオゾンの初期条件を修正し、オゾンの予報精度向上を行っている²⁸⁾。Stvrakou et al. は衛星で観測された窒素酸化物のカラム量同化し、全球の窒素酸化物発生量を10年間にわたり逆推定している²⁹⁾。また、Yumimoto et al. は地上ライダーデータや衛星観測データを同化し、黄砂の発生源の逆推定を行っている^{30,31)}。

近年になって、EnKFを用いた研究もみられるようになってきた。Constantinescu et al. は基本的な実験を通して、EnKFがCTMに対しても有効であることを示した^{32,33)}。Arrelano et al. はゾンデから得られた気象場(風速、気温)の観測データと衛星で観測した一酸化炭素(CO)気柱データの同時同化を行い、東アジアから太平洋を渡って輸送されるCOの予報再現性の向上を報告している³⁴⁾。

このように、大気物質輸送の世界でもデータ同化を用いた研究は活発になりつつある。さらに、(モデルが貧弱で観測データがほとんど存在しなかった時代の気象物質輸送のように)今までデータ同化とは無縁であった分野(たとえば宇宙空間の磁場など)でもデータ同化手法が研究に応用されていく可能性がある。

5 おわりに

足早ではあるが、最新のデータ同化手法の概要、最近の研究について紹介してきた。データ同化は、我々の持ちうるすべての知識・情報である物理法則(すなわち数値モデル)と観測データを組み合わせることによって、相互補完を行い、相乗効果を得ようとするものである。計算機環境の発達、観測データの拡充、そしてデータ同化のモデルへの標準パッケージ化などを通して、データ同化はこれからより身近な、そして有用なツールであると認識されていくだろう。この原稿を通じて、少しでもデータ同化に興味を抱いていただければ幸いである。

引用文献

- 1) 露木義, 川畑拓也編: 気象学におけるデータ同化, 気象研究ノート 第217号(日本気象学会, 2008).
- 2) Deley, R.: *Atmospheric Data Analysis*, (Cambridge University Press, 1991).

- 3) Kalnay, E.: *Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability*, (Cambridge University Press, 2003).
- 4) Evensen, G.: *Data Assimilation: The Ensemble Kalman Filter*, (Springer-Verlag, 2006).
- 5) 淡路敏之, 蒲池政文, 池田元美編: 海洋データ同化, (2009 出版予定).
- 6) Evensen, G.: The ensemble Kalman filter: Theoretical formation and practical implementation, *Ocean Dyn.*, **53** (2003) 343–367.
- 7) Talarand, O. & Courtier, P.: Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation. Part I: Theory, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **113** (1987) 1311–1328.
- 8) Rabier F., Jarvinen, H., Klinker, E., Mahfouf, J.-F. & Simmons, A.: The ECMWF operational implementation of four-dimensional variational assimilation. I: Experimental results with simplified physics, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **126** (2000) 1143–1170.
- 9) Gauthier P. & Thépaut, J.-N.: Impact of the digital filter as a weak constraint in the preoperational 4DVAR assimilation system of Météo-France, *Mon. Wea. Rev.*, **129** (2001) 2089–2102.
- 10) Rawlins, F., Ballard, S. P. Bovis, K. J., Clayton, A. M. Li, D., Inverarity, G. W., Lorenc, A. C. & Payne, T. J.: The Met Office global 4-Dimensional data assimilation system, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **133** (2007) 347–362.
- 11) Honda, Y., Nishijima, M., Koizumi, K., Ohta, Y., Tamiya, K., Kawabata, T. & Tsuyuki, T.: A pre-operational variational data assimilation system for a non-hydrostatic model at the Japan Meteorological Agency: Formulation and preliminary results, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **131** (2005) 3465–3475.
- 12) Kalnay, E., Li, H., Miyoshi, T., Yang, S. -C., & Ballabrera-Poy, J.: 4D-Var or Ensemble Kalman Filter?, *Tellus*, **59A** (2007) 758–773.
- 13) Hunt, R. R., Kalnay, E., Kostelich, E. J., Ott, E., Patil, D. J., Sauer, T., Szunyogh, I., Yorke, J. A. & Zimin, A. V.: Four-dimensional ensemble Kalman Filtering, *Tellus*, **56A** (2004) 273–277.
- 14) Evensen, G. & van Keeuwen, P. J.: An ensemble Kalman smoother for nonlinear dynamixs, *Mon. Wea. Rev.*, **128** (2000) 1852–1867.
- 15) Berre, L., Pannekoucke, O., Destoziers, G., Şteănescu, S. E. Chapnik, B., & Raynaud, L.: A variational assimilation ensemble and the spatial filtering

- of its error covariances: increase of sample size by local spatial averaging, *Proceedings of the ECMWF workshop on Flow-dependent aspects of Data Assimilation Reading*, (2007) 151–168.
- 16) Hamill, T. M. & Snyder, C. : A Hybrid Ensemble Kalman Filter–3D Variational Analysis Scheme, *Mon. Wea. Rev.*, **128** (2000) 2905–2919.
 - 17) Zhang, F., Zhang M. & Hansen, J. A. : Coupling ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation, *Adv. Atmos. Sci.*, (2008) submitted.
 - 18) Takemura, T., Nozawa, T. Emori, S., Nakajima, T. Y. & Nakajima, T. : Simulation of climate response to aerosol direct and indirect effects with aerosol transport-radiation model, *J. Geophys. Res.*, **110** (2005) D02202.
 - 19) Remer, L. A., Kaufman, Y. J., Tanre, D., Mattoo, S., Chu, D. A., Martins, J. V., Li, R.-R., Ichoku, C., Levy, R. C., Kleidman, R. G., Eck, T. F., Vermote, E. & Holben, B. N. : The MODIS Aerosol Algorithm, Produces and Validation, *J. Atmos. Sci.*, **62** (2005) 947–973.
 - 20) Ott, E., Hunt, B. R., Szunyogh, I., Zimin, A. V., Kostelich, E. J., Corazza, M., Kalnay, E., Patil, D. J. & Yorke, J. A. : A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation, *Tellus*, **56A** (2004) 415–428.
 - 21) Zou, X., Kuo, Y.-H. & Guo Y.-R. : Assimilation of atmospheric ratio refractivity using a nonhydrostatic mesoscale model, *Mon. Wea. Rev.*, **123** (1995) 2229–2249.
 - 22) Zupanski, M., Zupanski, D., Vukicevic, T., Eis, K. & Haar, T.V. : CIRA/CSU four-dimensional variational data assimilation system, *Mon. Wea. Rev.*, **133** (2005) 829–843.
 - 23) Zhang, L. & Y. Ni : Four-dimensional variational data assimilation experiments for a heavy rain case during the 2002 IOP in China, *Adv. Atmos. Sci.*, **22** (2005) 300–312.
 - 24) Guo, Y.-R., Kuo, Y.-H., Dudhia, J., Parsons, D. & Rocken, C. : Four-Dimensional Variational Data Assimilation of Heterogeneous Mesoscale Observations for a Strong Convective Case, *Mon. Wea. Rev.*, **128** (2000) 619–643.
 - 25) Jang K.-I., Zou, X., De Pondeca, M. S. F. V., Shapiro, M. Davis, C. & Krueger, A. : Incorporating TOMS ozone measurements into the prediction of the Washington, D.C., winter storm during 24–25 January 2000, *J. Appl. Meteor.*, **42** (2003) 797–812.
 - 26) Vukicevic, T. Greenwald, M. Zupanski, D. Zupanski, T. Vonder Haar, & A. Jones, : Mesoscale cloud state estimation from visible and infrared satellite radiances, *Mon. Wea. Rev.*, **132** (2004) 3066–3077.
 - 27) Wang, X., Barker, D. M., Snyder, C. & Hamill, T. M. : A Hybrid ETKF-3DVAR Data Assimilation Scheme for the WRF Model. Part I: Observing System Simulation Experiment, *Mon. Wea. Rev.*, (2008) accepted.
 - 28) Chai, T., Carmichael, G. R., Sandu, A., et al. : Chemical data assimilation of Transport and Chemical Evolution over the Pacific (TRACE-P) aircraft measurements, *J. Geophys. Res.*, **111** D02301 (2006) doi:10.1029/2005JD005883.
 - 29) Stavrakou, T., Müller, J.-F., Boersma, K. F., De Smedt, I., & van der A, R. J. : Assessing the distribution and growth rates of NO_x emission sources by inverting a 10-year record of NO₂ satellite column, *Geophys. Res. Lett.*, **35** L10801 (2008) doi:10.1029/2008GL033521.
 - 30) Yumimoto, K., Uno, I., Sugimoto, N., Shimizu, A., Liu, Z. & D. M. Winker : Adjoint inversion modeling of Asian dust emission using lidar observations, *Atmos. Chem. Phys.*, **8** (2008) 2869–2884.
 - 31) Yumimoto, K., Uno, I., Sugimoto, N. & Shimizu, A. : MODIS AOT Based Inverse Modeling for Asian Dust, *SOLA*, **4** (2008) 89–92.
 - 32) Constantinescu, E. M., Sandu, A., Chai, T. & Carmichael, G. R. : Ensemble-based chemical data assimilation. I: General approach, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **133** (2007) 1229–1243.
 - 33) Constantinescu, E. M., Sandu, A., Chai, T. & Carmichael, G. R. : Ensemble-based chemical data assimilation. I: Covariance localization, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **133** (2007) 1245–1256.
 - 34) Arellano Jr., A. F., Raeder, K., Anderson, J. L., Hess, P. G., Emmons, L. K., Edwards, D. P., Pfister, G. G., Campos, T. L. & Sachse, G. W. : Evaluating model performance of an ensemble-based chemical data assimilation system during INTEX-B field mission, *Atmos. Chem. Phys.*, **7** (2007) 5695–5710.