

「月刊海洋」特集「駿河湾・相模湾の生態系に対する気象と黒潮変動の影響-II」, 41, 3, p162-170, 2009.

## JCOPE 海洋変動予測システム

### -ダウンスケーリングによる スケール間相互作用の解明に 向けて-

宮 澤 泰 正  
郭 新 宇  
清 松 啓 司  
角 田 智 彦  
瀬 藤 聡

The JCOPE ocean forecast system - Toward  
clarification of scales interactions using  
down scaling -

Yasumasa Miyazawa • Xinyu Guo • Keiji  
Kiyomatsu • Tomohiko Tsunoda • Takashi Setou

みやざわ やすまさ：独立行政法人海洋研究開発  
機構・地球環境フロンティア研究センター

Guo Xinyu：独立行政法人海洋研究開発機構・地  
球環境フロンティア研究センター/ 愛媛大学

きよまつ けいじ：東京大学大学院・新領域創成科  
学研究科

つのだ ともひこ：株式会社三菱総合研究所

せとう たかし：独立行政法人水産総合研究セ  
ンター・中央水産研究所

日本近海の数値海況予測実験(JCOPE)において  
行っている、黒潮変動のスケール間相互作用解  
明に向けた高解像度化による詳細なモデリング  
(ダウンスケーリング) およびデータ同化の取  
り組みについて紹介する。

#### 1. はじめに

相模湾・駿河湾は外洋の黒潮の影響が強く、  
観測データ等に現われた海況変動を詳細に調べ  
て実現象として解釈するにはまず黒潮の変動を  
考慮することが必要である。従来、潮位計デー  
タや衛星海面水温画像等を用いて黒潮影響が論  
じられてきた。最近では、海洋短波レーダーな  
どの新しい観測技術が登場し、黒潮影響を時空  
間的に詳細に把握することが可能になってきた  
(Hinata et al., 2005 等)。本稿では、数値モ  
デルによって表現された日本南岸の黒潮がどの  
程度実現象の解釈に適用可能なかという視点  
から、海洋研究開発機構で行っている黒潮の数  
値予測研究(「日本沿海予測可能性実験」: JCOPE)  
について紹介する。特に、高解像度化による詳  
細なモデリング(ダウンスケーリング)の効果  
について考えてみたい。さらに、沿岸海況の予  
測に適したデータ同化手法の候補として、カル  
マンフィルターをとりあげその適用可能性につ  
いて検討する。

#### 2. JCOPE モデルのこれまでと今後

JCOPE の当初の目標は、日本南岸の黒潮流路変  
動の予測可能性を検証することであった。当初か

ら沿岸海洋と外洋を円滑に接続することを意識していたため、水深に依存しない鉛直層数を確保できるシグマ座標系の海洋大循環モデルである Princeton Ocean Model (POM) を数値モデルの基盤とした。効率的に計算するため、北太平洋全体を表現する比較的粗い格子をもった海洋大循環モデルをまず構築し、その中により高解像度のモデルを入れ子状にはめ込み外側のモデルから側面境界条件を逐次与え、NCEP/NCAR 再解析データや衛星データ等から計算した現実的な海上風や海面熱フラックスによって駆動していくモデル化手法を採用した(JCOPE モデル)。Guo et al. (2003)は、水平 1/18 度間隔の高解像度モデルを用いてトカラ海峡に進入する黒潮流路の平均位置およびその季節変動が成層と地形の再現性に依存することを明らかにした。

Guo et al. (2003) のモデルでは、遠州灘沖の黒潮流路は常に非大蛇行接岸流路であり安定していた。そこで亜熱帯前線付近の中規模渦活動の表現に留意しつつ再構築した水平 1/12 度間隔の数値モデル(JCOPE 北西太平洋モデル)は、非大蛇行接岸流路と離岸流路、さらには一時的に大蛇行流路に類似した流路への遷移を表現した(Miyazawa et al., 2004)。JCOPE モデルは海面高度や水温塩分観測値のデータ同化機能をそなえた JCOPE 数値海況予測システム(JCOPE1)として 2001 年 12 月から海洋研究開発機構の海洋変動予測実験において運用されるようになった(Kagimoto et al., 2008)。Miyazawa et al. (2005)は、1999 年に生じた黒潮流路の非大蛇行接岸流路

から同離岸流路の遷移について JCOPE1 システムを用いて調べ、遷移の 2 か月前に九州南東沖に存在した高気圧性渦と黒潮の相互作用が流路の遷移に重要な役割を果たしていることを明らかにし、高気圧性渦の強度によっては大蛇行流路も出現する可能性があったことを示唆した。予測実験を行っているうちに日本南岸の黒潮流路は、2004 年夏には大蛇行流路に遷移し、約 1 年間持続した。Miyazawa et al. (2008)は、亜熱帯前線付近の中規模渦と 2004 年に生じた大蛇行発生に関係に着目し、JCOPE1 システムを用いて大蛇行流路の形成について調べ、2004 年 3 月に台湾東方にあった高気圧性渦が東シナ海を流下し九州南東沖で減衰しかけていた小蛇行の振幅を増幅させたことが大蛇行発生の直接の原因であることを示している。

漁海況予報の数値予報化に貢献するために、2004 年度から 2006 年度にかけて水産総合研究センターと海洋研究開発機構による共同研究(FRA-JCOPE)が実施された(小松他, 2006 他)。その際、日本南岸の黒潮変動だけではなく黒潮・親潮混合域や黒潮続流域の海況について、水産総合研究センターが保有する豊富な現場観測データにより JCOPE1 の海況表現精度が詳細に検証された。また、同共同研究によって従来同化されていなかった水産関係研究機関の観測データを同化することにより、沿岸海況の予測精度が向上することを確認できた。FRA-JCOPE により、2007 年 4 月から太平洋側の地方水産試験研究機関の毎月の定点観測データの多くが全球気象通信網(GTS)に通報されるようになり、GTS の水温塩分データを即

時的に利用する数値海況予測システムとの連携が可能となった。一例として図1に、2007年10月20日前後のGTS通報済の200m深水温観測点分布を示す。同図から、関東各県沿岸の定点観測点データが通報されていることが確認できる。

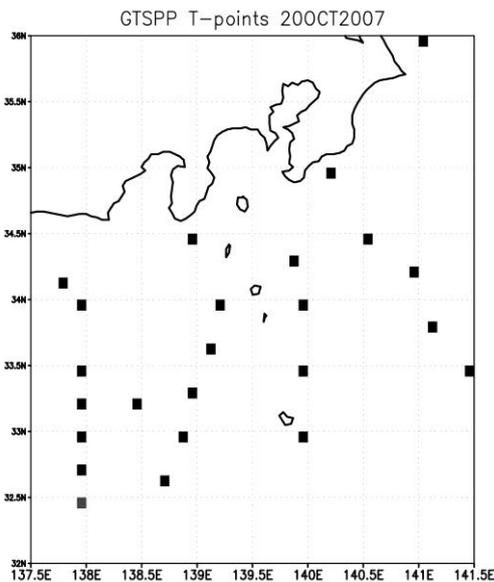


図1: GTSPP ウェブサイトより取得した、2007年10月10-30日の100m深水温観測点。

FRA-JCOPE における検証において、観測密度が稠密な水産試験研究機関の現場水温塩分データと衛星データとの融合方法や、数値モデル本体の性能が課題となった。水産総合研究センターと海洋研究開発機構はこうした課題に対処し、数値海況予測システムを用いた水産資源変動の解明と予測を推進するための第二期の新たな共同研究を開始した。新しい共同研究においては、海洋研究開発機構は数値海況予測システムの精度をさらに向上させ、水産総合研究センターはその成果を水産資源変動の解明と予測に直ちに活用していくという役割分担になっている。このような役割分担のも

と、海洋研究開発機構では JCOPE1 に水温塩分結合 EOF モードを用いる三次元変分法 (Fuji and Kamachi, 2003) を導入し、さらにモデルの移流拡散スキームを変更するなど、新たな数値海況予測システム JCOPE2 を開発した (宮澤他、2008; Miyazawa et al., 2008)。

現状のモデルの水平分解能 1/12 度 (約 10km) は、黒潮流路変動や周辺の中規模渦など 100km スケールの中規模現象を表現するために設定されている。実際、JCOPE1 予測システムの対象とする最小の時空間スケールは当初から 10 日、50km としていた。しかし、水平 1/12 度格子は、黒潮前線波動に伴って生じる暖水舌や、黒潮分枝流など中規模現象のいわば境界付近 (フロント) で生じるような 10km スケール以下の現象 (サブメソスケール現象) を表現するためには不十分であると考えられる。JCOPE2 では中規模現象よりさらに小さな時空間スケールの現象を解析するために、日本南岸を 1/36 度 (約 3km) 格子によって高解像度化したモデル (JCOPE2 日本南岸モデル) を新たに構築した。JCOPE2 日本南岸モデルの紀伊半島周辺海域にはさらに 1/108 度格子のモデル (JCOPE2 熊野灘モデル) が入れ子にされ、海洋研究開発機構の海底掘削船「ちきゅう」の運航支援等に活用される予定である。

JCOPE2 システムの結果の一例として 2007 年 10 月末の海表面の水温と流れ場の現況 (データ同化を用いて作成した物理場) を図 2、3 に示す。1 週間程度の時間間隔では黒潮流路それ自体はそれほど変わらないが黒潮フロントに沿って顕著な変

動がみられる。JCOPE2 北西太平洋モデル (図 2) および、JCOPE2 日本南岸モデル (図 3) は現況観測 (図 4、「一都三県漁海況速報」より) の黒潮流路位置をとにもほぼ再現できているが、黒潮流路のフロントにみられる暖水の内側域へのはりだしや黒潮水温フロントの勾配が JCOPE2 日本南岸モデルによってより精密に表現されていることがわかる。JCOPE2 北西太平洋モデルも同日本南岸モデルも図 1 にみられる現場観測データを同じように同化しているにもかかわらずこのような違いが生じたのは水平解像度の違いによるものである。また結果に検討の余地はあるが、図 1 にみられるような沿岸の現場観測網を高解像度数値モデリングによっていよいよ有効に活用し得る状況になってきたものと考えられる。JCOPE2 日本南岸モデルにおいては他に、紀伊水道の振り分け潮や、熊野灘沖の黒潮急加速現象等のサブメソスケール現象の再現性が向上していることが確認されている (清松他、2008) 今後はさらに検証を進めるとともに JCOPE2 日本南岸モデル等に潮汐や河川水など沿岸海域で顕著に作用する外力を導入したダウンスケーリングを進め、予測精度の向上を図っていききたい。

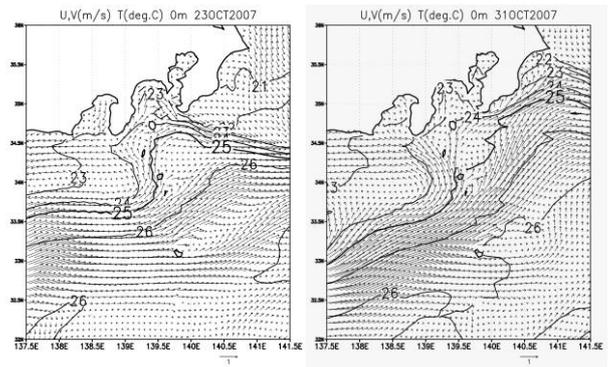


図 2: JCOPE2 北西太平洋モデル(水平 1/12 度格子)の現況表面水温と流れ。左: 2007 年 10 月 22 日平均。右: 2007 年 10 月 30 日平均。

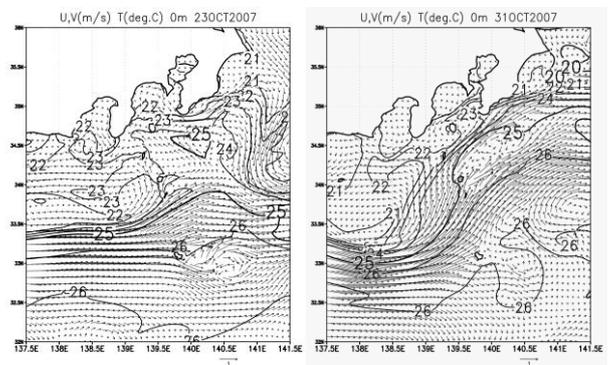


図 3: 図 2 と同様。ただし JCOPE2 日本南岸モデル(水平 1/36 度格子)の現況。

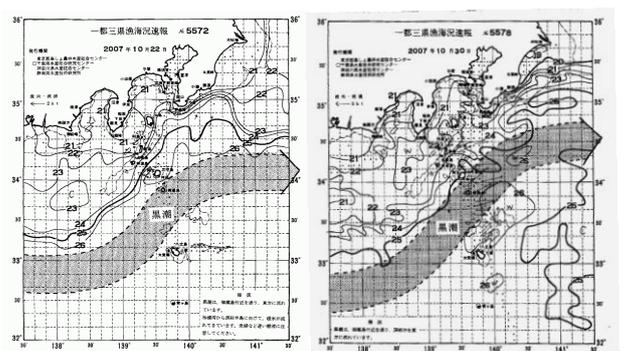


図 4: 「一都三県漁海況速報」。左: 2007 年 10 月 22 日。右: 2007 年 10 月 30 日

### 3. 沿岸海域におけるデータ同化

外洋から沿岸海域にダウンスケーリングして詳細な予測を行うにあたり、沿岸海域の海況特性を考慮して、適切な同化手法を選択する必要がある。沿岸海域では時空間スケールが小さくなると地衡流近似の精度が低くなり、外洋のデータ同化のようにまず水温・塩分を同化して密度場を推定するだけでは十分ではなくなる。そこでフェリー定期航路の船底 ADCP 海流データや、漂流ブイの軌跡データを直接同化することで初期値に含まれる非地衡流成分を修正することも必要になってくる。また、熱容量の小さい沿岸海域においては、外洋の場合におけるような初期値の慣性効果よりも、海上風や海面の熱フラックス等、境界条件の効果がより大きいと考えられるので、データ同化によって外力を修正することも考えていきたい。こうした要求を満たすデータ同化手法として、4次元変分法やカルマンフィルターが現在よく用いられている。これらの手法のそれぞれの長所と短所については、気象予報の分野を中心にさかんに議論されている (Kalney et al., 2007)。ここでは主にカルマンフィルターを紹介しながら、沿岸海域に適したデータ同化について検討する。

カルマンフィルターは、線形モデル  $x_i^f = Mx_{i-1}^f$  に従って発展していく状態変数  $x_i^f$  について、その誤差形状が正規分布に従うことを仮定した場合、統計的に最適な推定値を与える手法である。カルマンフィルターは、解析と時間発展の二つの手続きによって構成される。時刻  $i$  における観測データ  $y^o$  とモデル予測値  $x_i^f$  の双方

を融合した解析値  $x_i^a$  は

$$x_i^a = x_i^f + P_i^f H^T (HP_i^f H^T + R)^{-1} (y^o - Hx_i^f) \quad (1)$$

で与えられる。 $H$  は状態変数から観測データへの対応を与える行列であり、 $P_i^f$  は時刻  $i$  における状態変数の誤差共分散行列である。添え字の  $T$  は行列の転置を表わす記号である。観測データによる補正を与える式 (1) 右辺第二項の係数はカルマンゲインと呼ばれている。

$$K_i = P_i^f H^T (HP_i^f H^T + R)^{-1} \quad (2)$$

解析値の誤差共分散は以下ようになる。

$$P_i^a = (I - K_i H) P_i^f \quad (3)$$

状態変数の解析値はモデルによって時間発展し、次の時刻の予測値となる。

$$x_{i+1}^f = Mx_i^a \quad (4)$$

モデルの時間発展に伴い、誤差共分散行列も同様に時間発展する。

$$P_{i+1}^f = MP_i^f M^T + Q \quad (5)$$

$Q$  はモデルの誤差を表わす行列である。誤差共分散行列  $P_i^f$  は、モデル状態変数の数を  $m$  とすると  $m \times m$  の大きさとなり、大規模な計算を行う海洋大循環モデルでは式 (5) によって時間発展させていくのは非常な困難を伴う。さらに海洋大循環モデルは非線形なのでそのままカルマンフィルターを適用することはできない。これを解決するために、カルマンフィルターの解析を行う際のモデルについては粗格子上的変数ないしは少数の統計モード変数によって記述する線形かつ簡易な力学モデルで近似し、モデルの時間発展については複雑かつ非線形の海洋大循環モデルを用いる手法 (縮小近似カルマンフィルター, Fukumori and

Malanotte-Rizzoli, 1995; Fukumori, 2002) が実用化されている。国内でも日本海の予測システム RIAMOM (Hirose et al., 2007) には、縮小近似カルマンフィルタが用いられ、日々の海況予報が行われている。

本章ではカルマンフィルタの別種の近似法として特にアンサンブル・カルマンフィルタ (Evensen, 1994; 2006) をとりあげ、主に三好 (2005) および Hunt et al. (2007) における記述を参考にしながら、その沿岸海域への適用可能性を検討する。アンサンブル・カルマンフィルタは、誤差共分散の時間発展を式(5)によって直接解かず、 $K$  個の異なるモデル予測値の集合 (アンサンブル・メンバー)  $(x^{f(1)}, \dots, x^{f(K)})$  を用いて、

$$P_i^f \equiv (K-1)^{-1} \sum_{i=1}^K (x^{f(i)} - \bar{x}^f)(x^{f(i)} - \bar{x}^f)^T = (K-1)^{-1} X^f X^{fT} \quad (6)$$

としてモンテカルロ法によって近似する手法である。ここで  $\bar{x}^f \equiv K^{-1} \sum_{i=1}^K x^{f(i)}$  (アンサンブル平均)、および

$X^f \equiv (x^{f(1)} - \bar{x}^f, \dots, x^{f(K)} - \bar{x}^f)$  (アンサンブル・メンバーを列とする行列) である。(1)式は

$$\bar{x}_i^a = \bar{x}_i^f + K_i(y^o - H\bar{x}_i^f) \quad (7)$$

とする。

カルマンゲイン(2)を算出するにあたり、 $HP_i^f H^T + R$  の逆行列を求める必要があるが、この行列は観測データの総数を  $s$  とすると  $s \times s$  の大きさであり、観測データの数が多の場合等、逆行列を解くことが困難になることがある。さらに、巨大な大きさの解析値誤差共分散行列を式(3)により算出することも困難な作業である。こうし

た問題を解決するために様々な計算法が提案されている。ここでは、最近提案された、局所アンサンブル変換カルマンフィルタ (Local Ensemble Transformation Kalman Filter; LETKF) (Hunt et al., 2007) を紹介する。

誤差共分散行列(6)は行列の平方根

$E_i^f \equiv (K-1)^{-1/2} X^f$  を用いて

$$P_i^f = E_i^f E_i^{fT} \quad (8)$$

と表わされる。ここで、

$$P_i^a = E_i^f W (E_i^f W)^T \quad (9)$$

となる変換  $W$  を見つけることができれば、解析値誤差共分散行列を式(3)により直接算出する必要はなく、

$$X^a = X^f W \quad (10)$$

として予測値アンサンブルの各メンバーを解析値アンサンブルの各メンバーに変換する (アンサンブル・アップデート) だけでよい。変換  $W$  には  $UU^T = I$  (単位行列) を満たす行列  $U$  だけの自由度があり (変換  $WU$  もまた式(8)を満たす)、様々な変換が提案されている。式(8)(9)を用いて解析値誤差共分散行列を算出する手法は平方根フィルタ (Square Root Filter; SRF) と総称されている (三好, 2005)。アンサンブル・カルマンフィルタ開発の初期段階では、(3)式にならない、

$$E_i^a = (I - KH_i) E_i^f \quad (11)$$

として各アンサンブル・メンバーに対して独立した解析を施す手法が用いられていた。このとき(7)式より

$$P_i^a = (I - K_i H) P_i^f (I - K_i H)^T \quad (12)$$

となり解析値誤差共分散としては過小な見積もりとなるので、(3)式を満たすために観測データに人工的な誤差を加えて解析を行う必要が出てくる (Perturbed Observation method; 観測摂動法)。これにより人工的な誤差導入に伴うサンプリング誤差が混入しやすくなり、平方根フィルタより性能が劣る可能性が指摘されている (Whitker and Hamil, 2002; 三好, 2005)。

LETKF における変換行列  $W$  を導出するにあたり、カルマンフィルターの解析式(1)を、解析誤差共分散行列  $P_i^a$  を用いて表現する式を示しておく。

$$\bar{x}_i^a = \bar{x}_i^f + P_i^a H^T R^{-1} (y^o - H \bar{x}_i^f) \quad (13)$$

また、解析値誤差共分散行列を算出する式の別表現も、後の導出のために便利なので以下に示しておく。

$$P_i^a = [(P_i^f)^{-1} + H_i^T R^{-1} H_i]^{-1} \quad (14)$$

(13)は、カルマンフィルターの原理から、以下のコスト関数の期待値

$$J(x) = (x - \bar{x}^f)^T P^{f-1} (x - \bar{x}^f) + [y^o - Hx]^T R^{-1} [y^o - Hx] \quad (15)$$

を最小化する値であるといえる。

$w$  を平均0、共分散  $(K-1)^{-1}I$  の正規分布にしたがう  $K$  次元確率変数ベクトルであるとすると、 $x \equiv \bar{x}^f + X^f w$  は平均  $\bar{x}^f$ 、共分散  $(K-1)^{-1} X^f X^{fT}$  の正規分布にしたがう確率変数ベクトルとなることを念頭において、式(15)を  $w$  の関数に変換すると、

$$J(w) = (K-1)w^T w + [y^o - H(\bar{x}^f + X^f w)]^T R^{-1} [y^o - H(\bar{x}^f + X^f w)]$$

となる。さらに問題を簡明にするために、観測値に対応する予測値のアンサンブル

$$y^{f(i)} \equiv H(x^{f(i)}), \quad Y^{f(i)} \equiv y^{f(i)} - \bar{y}^f \quad (17)$$

を用いるとコスト関数(16)はさらに

$$J(w) = (K-1)w^T w + [y^o - \bar{y}^f - Y^f w]^T R^{-1} [y^o - \bar{y}^f - Y^f w] \quad (18)$$

と表わされる。コスト関数(18)の期待値の最小値を与える解析値について、式(14)と同様に ( $\bar{x}^f \rightarrow 0$ ,  $P_i^a \rightarrow \tilde{P}_i^a$ ,  $H_i \rightarrow Y^f$ ,  $y^o \rightarrow y^o - \bar{y}^f$  という対応を用いると)、 $w$  の空間において

$$\bar{w}^a = \tilde{P}^a Y^{fT} R^{-1} (y^o - \bar{y}^f) \quad (19)$$

$$\tilde{P}^a = [(K-1)I + Y^{fT} R^{-1} Y^f]^{-1} \quad (20)$$

という最適解が求められる。 $w$  の空間でなくモデル状態変数の空間でこの最適解を表現すると

$$\bar{x}^a = \bar{x}^f + X^f \bar{w}^a \quad (21)$$

$$P^a = X^f \tilde{P}^a X^{fT} \quad (22)$$

となる。式(22)から、予報値アンサンブルから解析値アンサンブルへの変換  $X^a = X^f W^a$  を与える行列  $W^a$  を行列  $(K-1)\tilde{P}^a$  の平方根として

$$W^a \equiv [(K-1)\tilde{P}^a]^{1/2} \quad (23)$$

とするのがよい。こうすると、行列  $X^a$  の列の和がゼロになり、 $X^a$  を用いて作成した解析値アンサンブル・メンバーのアンサンブル平均が  $\bar{x}^a$  に一致する。さらに、ある格子点で求めた  $T$  と、隣りあう格子点で求めた  $W$  は、用いる観測値アンサンブル  $Y^f$  が少ししか変わらないことから式(20)によりやはり少ししか変わらないことが保証されるので、後で述べる局所化に都合が良

い。

次に、LETKF で用いられる局所化について述べる。各格子点で(19) (20) (23)式を計算する際、用いる観測データ  $y^o$  は各格子点の周囲のある影響半径内部のものだけを用いるという操作が局所化である。用いるアンサンブル・メンバー数が  $K$  であるので、予測誤差共分散行列のランクも高々  $K$  であり、予測誤差共分散行列によって表現される誤差の成長モード数も  $K$  以下である。ところが、用いている予測モデルによって表現される誤差の成長モード数は必ずしも  $K$  個以下ではない。しかし十分に狭い局所領域内では、成長モード数が  $K$  個以下になっていることが期待できる。さらに別の理由としては、局所化により、有限のアンサンブル・メンバー数によって不可避免的に生ずるサンプリング誤差による変数同士の見かけの共分散をあらかじめ抑制できるという利点があげられる (Hunt et al., 2007)。

実際に LETKF を行う際には、モデルの誤差等により解析値誤差共分散が過小評価されやすくなるので、 $\rho > 1$  なる定数  $\rho$  を用い、以下の式で共分散の大きさを人工的に大きくする (covariance inflation; 共分散膨張) が必要があることが多い。

$$\tilde{P}^a = [(K-1)I / \rho + Y^{fT} R^{-1} Y^f]^{-1} \quad (24)$$

LETKF の実行手順を以下にまとめる。

<1> 予測値のアンサンブル平均  $\bar{x}^f$  を求める。

<2> 観測値に対応する予測値アンサンブル

$y^{f(i)} \equiv H(x^{f(i)})$ ,  $Y^{f(i)} \equiv y^{f(i)} - \bar{y}^f$  を求

める ( $\bar{y}^f = H(\bar{x}^f)$ )。

<3> 各格子点で、その周囲から影響しうる  $l$  個の観測データのベクトル  $y_L^o$ 、これに対応する  $l$  次元ベクトル  $Y_L^f$  および  $l \times l$  行列  $R_L^{-1}$  を構成する。

<4> 各格子点で、 $l \times K$  行列  $C = Y_L^{fT} R_L^{-1}$  を計算する。

<5> 各格子点で、 $K \times K$  行列  $\tilde{P}^a = [(K-1)I / \rho + C Y_L^f]^{-1}$  を計算する。

<6> 各格子点で、 $K \times K$  行列  $W^a = [(K-1)\tilde{P}^a]^{1/2}$  を計算する。

<6> 各格子点で、 $K$  次元ベクトル  $\bar{w}^a = \tilde{P}^a C (y_L^o - \bar{y}^f)$  を計算する。

<7> 各格子点で、解析値アンサンブルを  $x^a = \bar{x}^f + X^f \bar{w}^a + X^f W^a$  として計算する。

上記の手続きのうち、<4>~<7>はすべて局所的に行う計算であり並列化可能な操作である。計算量が最も多い手続きは<5>および<6>の計算であり、計算格子数を  $p$  とすると、それぞれ  $pK^3$  オーダーの計算量を必要とする。アンサンブル・メンバー数  $K$  が大きくなるとそれによる計算量増大は無視できなくなるが、そもそも LETKF 自体が全体として  $K < 100$  程度の比較的少ないアンサンブル・メンバー数を前提として考案されたアルゴリズムである。

LETKF は、米国環境予測センター (NCEP) ・気象局 (NWS) の現業大気予測モデル (Global Forecast System; GFS) に適用され、3次元変分法等を用いた現業予測システムに優るとも劣らない予測精度を示している (Suzunyogh et al.,

2008)。国内においても、気象庁数値予報課を中心とする研究グループによる様々な大気モデルへの適用が行われている（例えば、Miyoshi and Yamane, 2007）。モデルの外力、開境界条件、および未解像の物理過程によるモデルバイアスを LETKF によって修正する試みも行われている（Baek et al., 2006）。沿岸域の海洋モデリングについても、LETKF が機能することが既に確認されている（Hoffman et al., 2008）。LETKF は、4次元変分法における接線形モデル・アジョイントモデルのような複雑なモデルの構築を必要とせず、実装が比較的容易であり、並列性等の計算効率にも優れているという実用的な手法なので、今後さらに諸分野への適用が進むものと考えられる。沿岸海洋でのモデリングにおける、観測データに含まれる非地衡流成分の同化、多様な種類のデータ同化、およびモデルバイアスの修正、といった特有の課題の解決に向けた検討においてもその適用が有効であろう。

#### 4. おわりに

数値海況予測をダウンスケーリングさせていくと、従来解析予測対象であったメソスケール（100km オーダー）よりさらに小さなサブメソスケール（10km オーダー）以下の現象の解析とその予測可能性の検討が必要となってくる。「ちきゅう」における南海掘削でも、現状の数値海況予測システムでは解像していない1日以下の短い周期での激しい流速変動が観測された。JCOPE 海流予測データを用いた、マイワシの卵

稚仔魚を想定した粒子の海面輸送過程の解析においても、黒潮の蛇行・非蛇行といったメソスケールの現象よりも、黒潮前線の小さな変動といったサブメソスケールの現象のほうが粒子の輸送過程（ある意味ではマイワシの資源変動）に直接影響するという興味深い結果が最近得られている（Kiyomatsu et al., 2008）。さらに興味深いのは、サブメソスケールの現象を解像することによってその上位のスケールの現象の描像がどのように変化して見えてくるかというスケール間相互作用の問題について調べていくことである。ここでその一端を紹介したダウンスケーリングとデータ同化の技術をさらに発展させ、こうした問題に積極的に取り組んでいきたい。

#### 参考文献

- Baek, S.-J., B. R. Hunt, E. Kalnay, E. Ott, and I. Szunyogh, 2006: Local ensemble Kalman filtering in the presence of model bias. *Tellus*, **58A**, 293- 306.
- Evensen, G., 1994: Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *J. Geophys. Res.*, **99** (C5), 10 143- 10 162.
- , 2006: *Data Assimilation: The Ensemble Kalman Filter*. Springer, 280 pp.
- Fujii and Kamachi 2003: A reconstruction of observed profiles in the sea east of Japan using vertical coupled temperature-salinity EOF modes, *J. Oceanogr.* **59**, 173-186.
- Fukumori, I., 2002: A partitioned Kalman filter and smoother. *Mon. Wea. Rev.*, **130**,

1370- 1383.

--, and P. Malanotte-Rizzoli, 1995: An approximate Kalman filter for ocean data assimilation: An example with an idealized Gulf Stream model. *J. Geophys. Res.*, **100** (C4), 6777- 6793.

Guo et al. 2003: A triply nested ocean model simulating the Kuroshio - Roles of horizontal resolution on JEBAR-, *J. Phys. Oceanogr.* **33**, 146-169.

Hunt, B., E. J. Kostelich, and I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, **230**, 112- 126.

Hoffman, R. N., R. M. Ponte, E. J. Kostelich, A. Blumberg, and, I. Szunyogh, 2008: A simulation study using a Local Ensemble Transform Kalman Filter for data assimilation in New York Harbor, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, **25**, 1638-1656.

Hirose, N., H. Kawamura, H. J. Lee, and J.-H. Yoon, 2007: Sequential forecasting of the surface and subsurface conditions in the Japan Sea, *J. Oceanogr.*, **63**, 467-481.

Hinata, H., T. Yanagi, T. Takao, and H. Kawamura, 2005: Wind-induced Kuroshio warm water intrusion into Sagami Bay, *J. Geophys. Res.*, **110**, C03023, doi:10.1029/2004JC002300.

Kagimoto, T., Y. Miyazawa, X. Guo, and H. Kawajiri, 2008: High resolution Kuroshio forecast system - Description and its applications-. in *High Resolution Numerical Modeling of the Atmosphere and Ocean*, W.

Ohfuchi and K. Hamilton (eds), Springer, New York, 209-234.

Kalnay, E., H. Li, T. Miyoshi, S.-C. Yang, and, J. Ballabrera-Poy, 2008: 4-D-Var or ensemble Kalman filter?, *Tellus A*, **59**, 758-773.

Kiyomatsu, K., T. Waseda, and Y. Miyazawa, 2008: Laval dispersion of the Japanese sardine including impacts of meso- and decadal-scale SST variations, 2008 Ocean Sciences Meeting, Orlando.

清松啓司, 宮澤泰正, 角田智彦, 2008: 高解像度版 JCOPE モデルの開発, 日本海洋学会 2008 年度秋季大会要旨集, 233.

小松幸生, 瀬藤聡, 吉成浩志, 清水学, 宮澤泰正, FRA-JCOPE グループ, 2007: 海況予測システム FRA-JCOPE での利用による Argo データの水産資源変動研究への効果, 月刊海洋, **39**, 7, 465-472.

Miyazawa, Y., X. Guo, and T. Yamagata, 2004: Roles of meso-scale eddies in the Kuroshio paths, *J. Phys. Oceanogr.*, **34**, 2203-2222.

Miyazawa, Y., S. Yamane, X. Guo, and T. Yamagata, 2005: Ensemble forecast of the Kuroshio meandering, *J. Geophys. Res.*, **110**, C10026, doi: 10.1029/2004JC002426.

宮澤泰正, 小松幸生, 瀬藤聡, 数値海況予測システム JCOPE2 による黒潮・親潮混合域の再現性, 2008: 海と空, **84**, 85-91.

Miyazawa, Y., T. Kagimoto, X. Guo, and H. Sakuma, 2008a: The Kuroshio large meander formation in 2004 analyzed by an

eddy-resolving ocean forecast system, J. Geophys. Res., 113, C10015, doi:10.1029/2007JC004226.

Miyazawa, Y., R. Zhang, X. Guo, H. Tamura, D. Ambe, J.-S. Lee, A. Okuno, H. Yoshinari, T. Setou, and K. Komatsu, 2008b: Water mass variabilities in the western North Pacific detected in a 15-year eddy resolving ocean reanalysis, Submitted.

三好建正, 2005: アンサンブル・カルマンフィルタ-データ同化と数値予報の接点-, 天気, **52**, 3-14.

Miyoshi, T. and S. Yamane, 2007: Local ensemble transform Kalman filtering with an AGCM at a T159/L48 resolution. *Mon. Wea. Rev.*, **135**, 3841-3861..

Szunyogh, I., E. J. Kostelich, E. Kalnay, B. R. Hunt, E. Ott, E. Satterfield, and J. A. Yorke, 2008: A local ensemble transform Kalman filter data assimilation system for the NCEP global model. *Tellus*, **60A**, 113- 130, doi:10.1111/j.1600-0870.2007.00274.x.

Whitaker, J.S. and T.M. Hamill, 2002 : Ensemble data assimilation without perturbed observations, *Mon. Wea. Rev.*, **130**, 1913-1924.