

黑潮流域海温适应性观测敏感区诊断方法研究

崔宝龙, 笕良龙, 过武宏, 韩 梅

(海军潜艇学院, 山东 青岛 266199)

摘要: 敏感区诊断是适应性观测的关键问题, 集合变换卡尔曼方法(Ensemble Transform Kalman Filter, ETKF)是目前主要的诊断方法之一。将集合变换卡尔曼方法应用于海洋环境适应性观测, 根据 ROMS 海洋模式数据构建海表温度集合预报, 以黑潮流域宫古海峡附近海域为验证区进行敏感区诊断计算, 分析不同间隔时间条件下敏感区分布情况, 结合模拟系统观测试验验证在敏感区进行适应性观测对预报质量的提升效果。结果表明, 在诊断所得敏感区内添加观测能够提升预报质量; 随时间间隔增大, 敏感区向上游区域平移且预报质量提升效果减小; 与在验证区整体添加观测相比, 敏感区观测对预报质量提升效果基本相同并且观测成本明显减少。

关键词: 适应性观测; 海洋环境; 敏感区诊断; 集合变换卡尔曼方法

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2018)07-0080-07

DOI: 10.11759/hyxx20171222001

海洋预报的不确定性, 尤其是模式初值的不确定性一直是影响海洋预报质量的重要因素, 也是海洋研究的难点。观测信息是提高模式初值质量的主要手段之一, 观测配置最优化问题长期以来受到大气及海洋专家的重视。针对于此, 适应性观测的概念在 20 世纪末被提出^[1-2]。适应性观测是指, 为了提升某一时刻(验证时刻)某一区域(验证区域)的预报质量, 在验证时刻之前的某一时刻(目标时刻)在对验证区域影响较大的区域(敏感区)进行加强观测以获取额外的观测信息, 从而改善模式初值质量^[3-4], 流程如图 1 所示。

空间中初始时刻微小误差增长最快的区域作为敏感区, 外场试验证明了该方法的有效性^[7]。不过该方法只能对充分小的初始误差的短期发展进行分析, 忽略模式预报误差而且对常规观测的分析误差计算不准确。穆穆等学者提出了 CNOP^[8]方法, 并将其运用到适应性观测领域^[9-14], 条件非线性最优扰动是指在预报时刻具有最大非线性发展的一类初始扰动, 可通过消除这种扰动从而提高预报技巧, 是 SV 方法的在误差非线性发展前提下的拓展。但该方法需要复杂的伴随模式计算, 计算复杂度过高。ETKF 方法最早由 Bishop 等提出^[15-17], 该方法利用包含观测信息的分析误差协方差和转换公式将预报误差协方差变换为分析误差协方差, 定量地计算不同观测配置引起的预报误差协方差减小量, 可直接定量地识别出最佳目标观测区域, 另外引入集合思想, 利用线性组合的扰动表征误差方差, 大幅减小计算量, 避免了伴随方式的计算同时便于实现算法并行化。Toth 等将该方法应用于美国冬季风暴监测试验^[18], Szun-

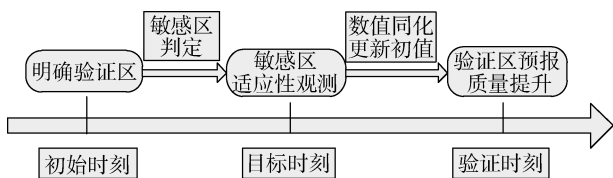


图 1 适应性观测流程图

Fig. 1 The processing of adaptive observation

适应性观测的核心是观测敏感区的判定, 目前敏感区判定的主要方法有奇异矢量(singular vector, SV), 条件非线性最优扰动(conditional nonlinear optimal perturbation, CNOP)与集合卡尔曼变换(Ensemble Transform Kalman Filter, ETKF)等。SV 方法^[5-6]是最早出现的敏感区判定方法, 其假设预报误差的主要来源为分析误差的线性发展, 判定一段时间内物理

收稿日期: 2017-12-22; 修回日期: 2018-04-03

基金项目: 国家 530 专项 2015 年第一批任务研究与服务保障项目, 国防科技创新特区项目(17-H863-05-ZT-001-024-01)

[Foundation: National 530 Special 2015 First Batch of Research and Service Support Projects and National Defense Scientific and Technological Innovation Special Zone Project, No. 17-H863-05-ZT-001-024-01]

作者简介: 崔宝龙(1988-), 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 博士研究生, 主要研究领域为水声环境效应, 电话: 18561378112, E-mail: cui-baolong0715@gmail.com

yogh 等^[19]在美国国家环境预报中心进行适应性观测研究,均取得了成功;田伟红^[20]探索了 ETKF 方法在大气适应性观测中的业务应用;马旭林结合 GRAPES 同化系统,建立了基于 ETKF 初始扰动方案的全球集合预报系统^[21],在此基础上发展了我国中尺度高影响天气系统敏感区识别的优化方案^[22];张宇^[23]等在马旭林的研究基础上考虑湿度因子的影响,对适应性观测方案进行了优化。

目前适应性观测的研究主要集中于大气领域,针对海洋环境的研究较少。本文将 ETKF 方法应用于海洋环境的适应性观测,基于 ROMS 海洋模式数据构建集合预报,以东海宫古海峡附近海域为验证区,进行敏感区诊断仿真计算,分析不同条件下敏感区分布结果,结合模拟观测系统试验(observation simulation system experiment, OSSE)验证在敏感区实施适应性观测对提高预报质量的有效性。

1 ETKF 理论简介

ETKF 方法是集合转换与卡尔曼滤波方法的结合,以预报增加适应性观测后验证时刻预报误差方差的减小量为目的。假定集合预报误差线性传播,通过卡尔曼滤波误差更新方程得到变换矩阵,通过变换矩阵将预报误差转换为分析误差协方差,具体公式推导过程在文献[16]和文献[17]中已有详尽的描述,本文中不再赘述,只介绍 ETKF 方法的计算流程。

基于 ETKF 方法的敏感区计算的核心是由适应性观测带来的分析误差的减小量^[4],即 $S(t_{i+M} | H_i)$,其中 t_{i+M} 为第 M 个目标观测时间。 H_i 为第 i 种适应性观测配置,即观测算子,本文中观测算子是对单个空间点观测采样,即 H_i 矩阵中观测点相应位置为 1,其余全部为 0。具体计算步骤如下:

(1) 获取特定区域内单一或多项参数的集合预报,构造关于集合均值的集合预报扰动 X^f ,

$$X^f = \frac{(x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, \dots, x_N - \bar{x})}{\sqrt{K-1}} \quad (1)$$

式中, x_i 为第 i 个预报数据, \bar{x} 为预报均值。该矩阵为 $N \times K$ 阶,其中 N 为单个预报中数据长度, K 为集合成员个数;

(2) 计算 $X^{fT} H^T R^{-1} H X^f$ 的非零特征值矩阵 Γ 及对应的特征向量矩阵 σ ,其中 H 为观测算子,不同的适应性观测配置对应不同的 H , R 为观测误差协方差矩阵,在实际运算过程中需要将部分绝对值较小的特征值及对应的特征向量剔除。

(3) 分析误差协方差的减少量为

$$S = P_{t_v}^f - P_{t_v}^a = X_{t_v}^f \sigma^T (\Gamma + I)^{-1} \sigma^T X_{t_v}^{fT} \quad (2)$$

式中, $P_{t_v}^f$ 是未经适应性观测的预报误差协方差矩阵, $P_{t_v}^a$ 是经过适应性观测后的分析误差协方差矩阵, I 是单位矩阵, $X_{t_v}^f$ 是 t 时刻的集合预报扰动。根据 S 中对应验证区的信号协方差矩阵的迹计算适应性观测的信号方差 σ

$$\sigma = Tr[L_v S(t_{i+M} | H_i)] \quad (3)$$

式中, L_v 为局地化算子,表示选取分析误差协方差减小量中验证区部分的对应关系。

重复(2)(3)步骤,得到不同观测算子 H_i 下的信号方差,进一步构建信号方差综合图,选取信号方差大值为适应性观测敏感区,本文中按 5%比例截取敏感区。

2 海温敏感区诊断仿真

集合预报采用 ROMS 海洋模式仿真数据,海域范围为 $23.5^\circ \sim 41.5^\circ N$, $117^\circ \sim 133^\circ E$,水平分辨率为 5 km,垂直方向分为 32 层。模型初始场及边界场包括温盐、流场及海面高度,采用 HYCOM+NCODA 资料;强迫场包括海面热通量、海面风场等,采用 CFSR 资料;海底地形采用 ETOP2 资料。模式模拟运转时间为 4 a。分别读取模型 1、4、7、10 月的海表温度数据如图 2 所示,并与图 3 显示的 NOAA-AVHRR 数据做对比,对比表明模式模拟结果能够反映出东中国海各个季节的基本特征,证明该模式能够反映出东中国海的动力学、热力学过程。

采用模型预报海表温度结果作为初始真值,对其添加扰动并模拟运转 15 d 获取一组 30 个集合预报。验证区海域范围为 $27.0^\circ \sim 29.0^\circ N$, $125^\circ \sim 127^\circ E$ 。将该集合预报数据作为 ETKF 方法的数据来源,将第 15 天 0 时作为验证时刻,根据上一节中所述方法,分别计算目标观测时刻与验证时刻间隔分别为 2、4、6、8 d 条件下,适应性观测的信号方差 σ 分布,对其进行平滑处理后按比例取其大值区域,截取所得区域即为适应性观测敏感区,如图 4 中所示,图中深色区域为敏感区。

如图 4 所示,在验证区南侧存在适应性观测敏感区,该部分敏感区位于验证区所在黑潮流域位置的上流区域,并且随着时间间隔的加大逐渐向验证

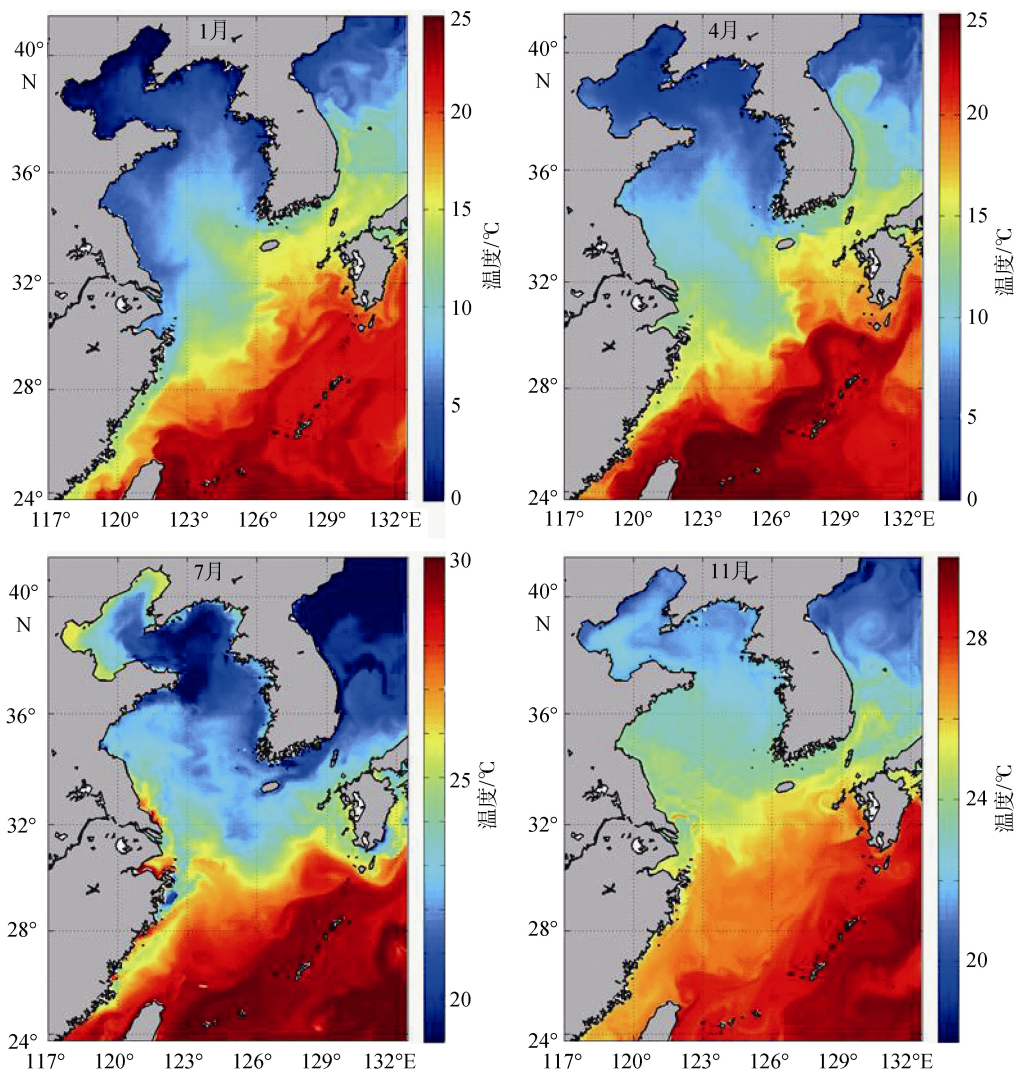
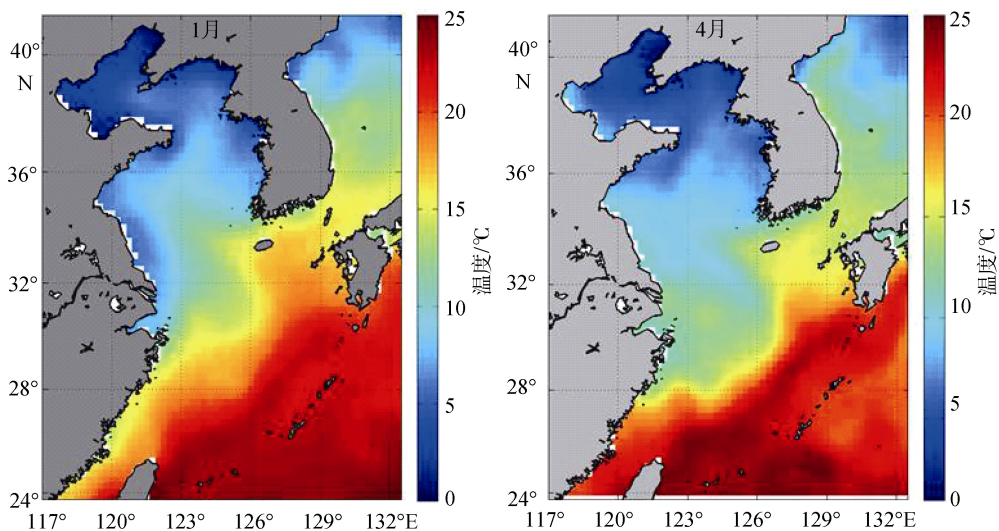


图2 模式各季节海表温度结果

Fig. 2 The surface temperature results of the mode of all seasons



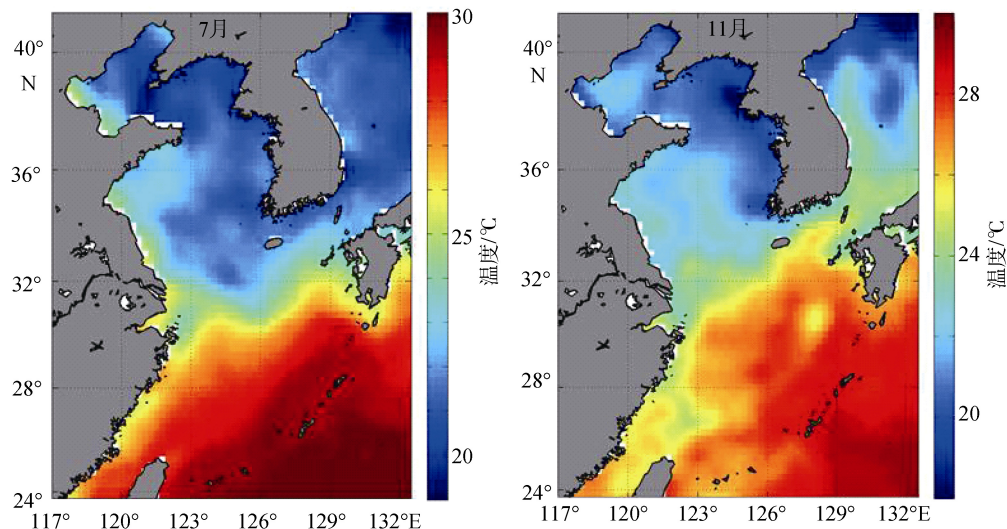


图 3 NOAA-AVHRR 资料各季节海表温度结果

Fig. 3 The surface temperature results of NOAA-AVHRR data of all seasons

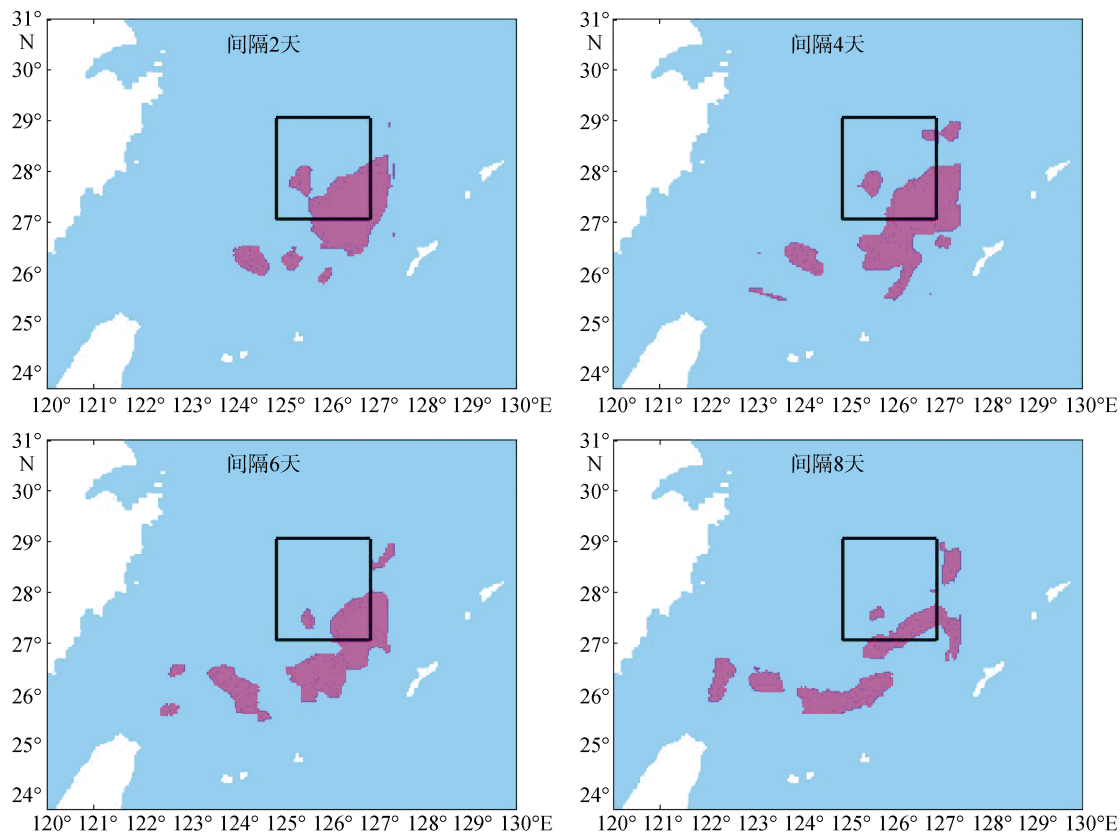


图 4 适应性敏感区诊断仿真结果

Fig. 4 The simulations of sensitive area of adaptive observation

区上流区域平移, 说明在动力预报模式时间积分过程中预报误差的传播机制作用下, 预报误差减小的区域逐渐向敏感区下游移动, 在本例中即向验证区移动, 这与数值预报中预报误差的动力学传播理论研究一致; 另外, 敏感区始终有一部分在验证区内,

说明尽管存在一定时间间隔, 验证区自身区域内添加观测始终能够有效提高预报质量。

3 OSSE 验证

目前用于评价目标观测方法效果的方法主要有

两种: OSSE 和外场试验。目前适应性观测在大气领域进行了大量的外场试验,但由于观测困难,成本高昂等原因,在海洋领域的外场试验还处于探索阶段。本文采用 OSSE 验证在 ETKF 方法诊断所得敏感区内添加适应性观测对预报质量提升的有效性。

本文中 OSSE 试验的大体思路是:针对验证区内海表温度数据,选取一份 ROMS 模型数据作为“真值”;在同一时间段内,对初始值添加误差扰动,得到一份控制预报;由“真值”内敏感区数据生成模拟观测资料,将其同化到控制预报的初始场中,从而得到适应性观测后的预报结果。通过比较控制预报和适应性观测预报两者验证区内海表温度数据与真值的预报误差大小来评价适应性观测方法的效果,图 5 为示意图。

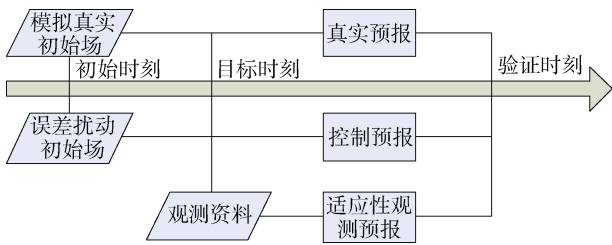


图 5 OSSE 流程图

Fig. 5 The processing of OSSE

将验证区内的均方根误差 E_{RSM} 作为预报结果的衡量标准,定义

$$E_{RSM} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (Y_n - X_n)^2} \quad (4)$$

式中, N 表示验证区内格点数, X_n 表示真值预报的海温数据, Y_n 表示控制预报或适应性观测预报的海温数据。

定义验证时刻预报改善程度

$$\gamma = \frac{E_{RSM_1} - E_{RSM_2}}{E_{RSM_1}} \quad (5)$$

式中, E_{RSM_1} 为控制预报对应的均方根误差, E_{RSM_2} 为要计算的适应性观测策略对应的均方根误差。

对上节中得到的敏感区结果进行 OSSE 试验验证,同时添加在间隔 6 d 在验证区内整体实施额外观测的对照组,分别计算均方根误差及其改善程度随时间的变化,结果如图 6、表 1 所示。在没有进行适应性观测之前,均方根误差与控制预报基本一致,微小扰动是由模型误差引起;添加适应性观测后,均方根误差减小,并且在验证时刻减小幅度达到最

大值,均方根误差减小幅度约为 10%;与在验证区内整体添加观测相比,预报质量提升效果基本相同,部分略有改善,说明了敏感区适应性观测的有效性;不同时间间隔的试验对比,时间间隔越小,适应性观测对于提升预报质量的效果越显著,而这也符合动力学模型误差传播理论。

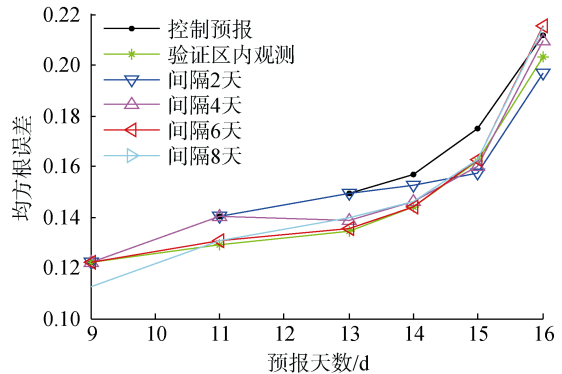


图 6 均方根误差随时间变化结果

Fig. 6 Results of RMSE over time

表 1 预报改善程度随时间变化结果

Tab. 1 Improving effects of forecast over time

预报 天数/d	验证区 内观测	间隔 2 天	间隔 4 天	间隔 6 天	间隔 8 天
7	-	-	-	-	7%
9	11%	-	-	9%	7%
11	8%	-	8%	9%	8%
13	10%	12%	11%	10%	10%
15	8%	10%	9%	7%	8%

另外值得注意的是,在以上仿真实验中,得到的敏感区大小约为验证区大小的四分之一,说明对敏感区施加适应性观测相比于对整个验证区施加适应性观测,不仅对预报质量的提升效果更为明显,而且观测成本更少,进一步验证了基于 ETKF 方法的适应性观测方法的优越性。

4 结束语

本文将适应性观测方法应用于海洋环境预报领域,由 ROMS 模式获取集合预报,以黑潮流域官古海峡附近海域为验证区,基于 ETKF 方法识别海表温度的适应性观测敏感区,结合 OSSE 试验验证在敏感区添加适应性观测对提高预报质量的有效性。结果表明:

(1) 在诊断所得敏感区添加适应性观测能够明显提高验证区预报质量,均方根误差减小幅度约为 10%;

(2) 相比于在验证区整体添加适应性观测, 在诊断所得敏感区添加适应性观测对预报质量的提升效果更为明显, 并且观测成本更小;

(3) 随着目标观测时刻与验证时刻时间间隔逐渐增加, 一部分敏感区逐渐向验证区所在黑潮流域的上流区域移动, 符合动力学模型理论;

(4) 适应性观测敏感区始终有一部分位于验证区内, 且位置相对不变, 说明尽管有一定时间间隔, 验证区内部分区域一直影响预报质量;

(5) 目标观测时刻与验证时刻时间间隔越小, 适应性观测的效果越明显, 与动力学模型理论相符。

本文只研究了海表温度单一参数的适应性敏感区, 未来将综合考虑各类海洋参数, 进一步探索适应性观测在海洋领域的应用。

参考文献:

[1] Snyder C. Summary of a workshop on adaptive observation and FASTEX[J]. Bull Amer Meteor Soc, 1996, 77: 953-961.

[2] Bergot T, Hello G, Joly A, et al. Adaptive observations: A feasibility study[J]. Mon Wea Rev, 1999, 127: 743-765.

[3] 穆穆. 目标观测的方法、现状与发展展望[J]. 中国科学: 地球科学, 2013, 43(11): 1717-1725.
Mu Mu. Methods, current status and prospect of targeted observation[J]. Sci China: Earth Sci, 2013, 43(11): 1717-1725.

[4] 马旭林, 于月明, 陈德辉. 适应性观测研究现状和展望[J]. 气象学报, 2015, 73(2): 221-235.
Ma Xulin, Yu Yueming, Chen Dehui. The present situation and prospects of the adaptive observation[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2015, 73(2): 221-235.

[5] Palmer T N, Gelaro R, Barkmeijer J, et al. Singular Vectors, metrics, and adaptive observation[J]. J Atmos Sci, 1998, 55: 633-653.

[6] Buizza R, A Montani. Targeting observation using singular vectors[J]. J Atmos Sci, 1999, 56: 2965-2985.

[7] Majumdar S J, Bishop C H, Buizza R, et al. A comparison of ensemble transform Kalman filter targeting guidance with ECMWF and NRL total-energy singular vector guidance [J]. Quart J Roy Meteor Soc, 2002, 128(585): 2527-2372.

[8] Mu M, Duan W S, Wang B. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications[J]. Nonlin Processes Geophys, 2003, 10(6): 493-501.

[9] 穆穆, 王洪利, 周非凡. 条件非线性最优扰动方法在适应性观测研究中的初步应用[J]. 大气科学, 2007, 31(6): 1102-1112.
Mu Mu, Wang Hongli, Zhou Feifan. A preliminary ap-

plication of conditional nonlinear optimal perturbation to adaptive observation[J]. Chinere J Atmos Sci, 2007, 31(6): 1102-1112.

[10] 穆穆, 王强, 段晚锁, 等. 条件非线性最优扰动在大气与海洋目标观测研究中的应用[J]. 气象学报, 2014, 72(5): 1001-1011.
Mu Mu, Wang Qiang, Duan Wansuo, et al. Application of conditional nonlinear optimal perturbation to targeted observation studies of the atmosphere and ocean[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2014, 72(5): 1001-1011.

[11] Mu M, Dijkstra H A. Sensitivity and stability of thermohaline circulation of ocean to finite amplitude perturbation[J]. J Phys Oceanogr, 2004, 34(10): 2305-2315.

[12] Mu M, Zhou F F, Wang H L. A method for identifying the sensitive areas in targeted observation for tropical cyclone prediction: Conditional nonlinear optimal perturbation[J]. Mon Wea Rev, 2009, 137(5): 1623-1639.

[13] 于亮. Zebiak-Cane 模式中条件非线性最优扰动对 ENSO 春季预报障碍的影响[J]. 海洋科学, 2015, 39(1): 104-109.
Yu Liang. The influence of CNOP of Zebiak-Cane mode on the ENSO forecast problem in spring[J]. Marine sciences, 2015, 39(1), 104-109.

[14] 邹广安. POM 模式在日本南部黑潮路径变异研究中的应用[J]. 海洋科学, 2016, 40(2): 151-158.
Zou Guangan. Application of the POM model to study the path variations of Kuroshio currents in southern Japan seas[J]. Marine sciences, 2016, 40(2): 151-158.

[15] Bishop C H, Toth Z. Ensemble transformation and adaptive observations[J]. J Atmos Sci, 1999; 56(11): 1748-1765.

[16] Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects[J]. Mon Wea Rev, 2001, 129(3): 420-436.

[17] Majumdar S J, Bishop C H, Etherton B J, et al. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part II: Field program implementation[J]. Mon Wea Rev, 2002, 30(5): 1356-1369.

[18] Toth Z, Szunyogh I, Bishop C, et al. Adaptive Observations At Ncep: Past, Present, and Future[C]// EGS General Assembly Conference. EGS General Assembly Conference Abstracts. Boston: American Meteorological Society, 2002.

[19] Szunyogh I, Toth Z, Morse R E, et al. The effect of targeted dropsonde observation during the 1999 Winter Storm Reconnaissance Program.[J]. Mon Wea Rev, 2000, 128(10): 3520-3537.

[20] 田伟红. 集合变换卡尔曼滤波方法在集合预报和适应性观测中的初步应用[D]. 北京: 中国气象科学研究院, 2006.

- Tian Weihong. A preliminary application of the ensemble transform Kalman filter on ensemble transform and adaptive observations[D]. Beijing: Chinese Meteorological Science Academe, 2006.
- [21] 马旭林, 薛纪善, 陆维松. GRAPES 全球集合预报的集合卡尔曼变换初始扰动方案初步研究[J]. 气象学报, 2008, 66(4): 526-536.
- Ma Xulin, Xue Jishan, Lu Weisong. Preliminary study on ensemble transform Kalman filter-based initial perturbation scheme in GRAPES global ensemble prediction[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2008, 66(4): 526-536.
- [22] 马旭林, 于月明, 姜胜, 等. 基于集合卡尔曼变换的目标观测敏感区识别系统优化及影响试验[J]. 大气科学学报, 2014, 37(6): 749-757.
- Ma Xulin, Yu Yueming, Jiang Sheng, et al. Optimization and influence experiment on ETKF method to identify sensitive areas for target observations[J]. Trans Atmos Sci, 2014, 37(6): 749-757.
- [23] 张宇, 陈德辉, 薛纪善, 等. 湿度因子对适应性观测敏感区估算的影响研究[J]. 气象学报, 2012, 70(1): 91-100.
- Zhang Yu, Chen Dehui, Xue Jishan, et al. Study of the influence of the humidity factor on estimation in the adaptive observation sensitive region[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2012, 70(1): 91-100.

Research on the identification of ocean sensitive area in adaptive observation for the temperature of the Kuroshio watershed

CUI Bao-long, DA Liang-long, GUO Wu-hong, HAN Mei

(Navy Submarine Academy, Qingdao 266199, China)

Received: Dec. 22, 2017

Key words: adaptive observation; ocean environment; sensitive area; ETKF

Abstract: The identification of sensitive area plays an important role in adaptive observation. The Ensemble Transform Kalman Filter (ETKF) method is one of the major identification methods. This method is applied on the identification of ocean environment sensitive area in this paper. The ensemble forecast of ocean surface temperature is gained through ROMS ocean model. The ocean area near the Miyako Strait in Kuroshio watershed is chosen as the verification area. The simulations of sensitive area identification are carried out in different time interval conditions. An observation simulation system experiment is applied to testify the effect of adaptive observations in the identified sensitive area. The simulation data shows that it's applicable to improve the forecast quality by adding observation in sensitive area. The sensitive area moves towards the upriver area and the effect of improving the forecast reduces while the time interval increases. Thus, it costs less while keeping the precision comparing with adding observation in the whole verification area.

(本文编辑: 李晓燕)