

基于集合卡尔曼滤波的海表面温度融合研究

胡旭冉¹, 韩震^{1,2*}, 李静¹, 丁如一¹

(1. 上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306; 2. 远洋渔业协同创新中心, 上海 201306)

摘要:利用集合卡尔曼滤波法对2011-05-14太平洋区域($140^{\circ}\sim150^{\circ}$ E, $15^{\circ}\sim25^{\circ}$ N)AMSRE SST和AVHRR SST数据与混合坐标海洋模型(HYCOM)SST融合,然后根据均值、方差、信息熵、梯度对融合结果图像质量进行分析,并用XBT现场SST数据对融合结果进行精度验证。结果显示,融合后SST图像未改变原始数据总体分布,均值接近原始数据,而且携带更丰富的信息,方差、信息熵分别为 $0.788\ 3\ ^{\circ}$ C²和4.787 8,在细节表现上也更突出,其梯度为0.136 8 K/ 0.1° ,远高于原始数据;融合精度也得到了提升,最大绝对误差、最小绝对误差和平均绝对误差分别为0.714 4, 0.006 9和0.244 7 °C,均方根误差为0.310 6 °C,平均相对误差为0.88%。在与最优插值融合结果对比后发现,两者在分布上大致相同,且在细节和精度方面,集合卡尔曼滤波的结果优于最优插值法的结果。

关键词:海表面温度;集合卡尔曼滤波;HYCOM;AMSRE;AVHRR;数据融合

中图分类号:TP79; P731.11

文献标识码:A

文章编号:1671-6647(2018)03-0394-08

doi: 10.3969/j.issn.1671-6647.2018.03.006

遥感数据融合(Data Fusion)是将不同平台上的同一或不同传感器所获取的不同空间与光谱分辨率的数据按特定算法进行融合处理,使所产生的新数据同时具有不同传感器的光谱特性及空间分辨率特征,结合不同卫星平台、不同传感器的测量特点,提高原始数据的产品精度,从而实现不同应用对数据的不同需求。高精度、高分辨率和高覆盖度的SST数据在天气预报、气候监测中至关重要^[1]。通过融合技术,可获取高空间分辨率、高空间覆盖率的海表温度数据。近年来,国内外学者^[2-4, 6-11]对海表温度的数据融合与同化方法的研究日渐深入。2010年,王艳珍等^[2]将同一天获得的AMSRE SST数据和AVHRR SST数据按时间顺序排列,用卡尔曼滤波法进行融合,融合结果使SST覆盖率和信息熵得到较大提升。2013年,Li等^[3]使用贝叶斯最大熵法将AMSRE SST数据和MODIS SST数据进行了融合。2016年,Pisano等^[4]使用最优插值将长时间序列(1982—2012年)的AVHRR SST数据对地中海In Situ-TAC现场实测SST缺失部分进行了填补。

目前,最优插值法、卡尔曼滤波法是海洋数据融合中常用的方法。最优插值法是在假设背景场和观测场均为无偏估计的前提下,求解分析方差最小化的分析方法。卡尔曼滤波法是Kalman^[5]提出的在线性系统下,通过最小化分析误差来得到最优解的一种方法,它能够根据前一时刻状态的估计值与新一时刻的测量数据,推算出新一时刻状态估计值。

从某种意义上说,最优插值法是卡尔曼滤波法的简化版,具有计算量小的优点,容易进行业务化应用^[6]。但是,正因为最优插值法的简化,在误差的计算上,最优插值法的误差是静止的;而且,最优插值法融合后的结果会在细节上对原始数据进行平滑,在细节表达能力上不如卡尔曼滤波。集合卡尔曼滤波解决了传统卡尔曼滤波计算代价高及不适用非线性模型的缺点,是对传统卡尔曼滤波的延伸与改进^[7]。此外,有研究表明,集合卡尔曼滤波在同化、融合中的结果优于最优插值法。如,Larsen等^[8]对一年内相同区域内的海表面温度EnKF同化结果和OI同化结果进行验证,发现EnKF同化结果优于OI结果;有学者^[10-11]将EnKF

收稿日期:2017-04-19

资助项目:海洋赤潮灾害立体监测技术与应用国家海洋局重点实验室重点项目——海洋主要藻类遥感监测技术研究与应用(201401)

作者简介:胡旭冉(1992-),男,浙江衢州人,硕士研究生,主要从事海洋遥感方面研究. E-mail: huxuran123@gmail.com

* 通讯作者:韩震(1969-),男,山东德州人,教授,博士,博士生导师,主要从事海岸带遥感方面研究. E-mail: zhhan@shou.edu.cn

(王燕 编辑)

与其他同化方法进行了研究与比较,进一步证明了EnKF方法的有效性与优越性。因此,在计算量承受范围之内,可以将集合卡尔曼滤波法应用在数据融合中。

为了验证集合卡尔曼滤波法的精确性,本文用集合卡尔曼滤波法将AMSRE SST数据与HYCOM SST背景场进行融合,融合后的SST作为新的背景场,再用集合卡尔曼滤波法与AVHRR SST进行融合,将融合结果与XBT实测SST进行了精度验证,并将集合卡尔曼滤波融合SST(EnKF SST)与最优插值融合SST(OI SST)进行了对比。XBT数据选择在HYCOM,AMSRE和AVHRR SST均有观测值的区域。

1 实验区域数据介绍

本次实验所用SST背景场为基于HYCOM模式输出产品的再分析温度产品,其水平精度约为 $(1/12)^\circ$ 。HYCOM是国际海洋合作计划(NOPP)提供的全球海洋数据预报系统,是一个混合坐标模式,其垂向坐标是3种坐标(等密度坐标、Sigma坐标和Z坐标)的混合形式,其预报方程包括温度方程、盐度方程和水层厚度的预报方程^[12]。为得到更准确的SST作为HYCOM模型向前积分的初始值,需要对其模式输出值进行优化,因此本文将HYCOM提供的再分析温度产品作为融合的背景场。用于融合的AMSRE SST是美国冰雪中心提供的L3级SST产品,其精度为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$;AVHRR SST为L2级全球日平均SST产品,其空间分辨率为1.1 km,是由AVHRR原始数据经过校准、去噪、几何校正、云检测和SST反演得到的;验证数据为XBT实测数据(抛弃式深水温度计),XBT数据来自NODC(National Oceanographic Data Center),该数据可在<https://www.nodc.noaa.gov/>网站获取。研究区域为 $(140^\circ \sim 150^\circ E, 15^\circ \sim 25^\circ N)$,如图1红色矩形框所示。

2 集合卡尔曼滤波法及最优插值法实现数据融合

2.1 集合卡尔曼滤波法融合

首先利用HYCOM SST生成背景场集合 \mathbf{X}^b :

$$\mathbf{X}^b = (\mathbf{x}_1^b, \dots, \mathbf{x}_m^b), \quad (1)$$

式中,上标b代表背景场;m为集合成员总数。然后计算集合状态的平均,其计算公式为

$$\bar{\mathbf{x}}^b = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i^b, \quad (2)$$

其中,i为集合成员的序号。由此,背景场集合中第i个成员的扰动项为

$$\mathbf{x}'_i^b = \mathbf{x}_i^b - \bar{\mathbf{x}}^b. \quad (3)$$

假设扰动项 \mathbf{x}'^b 满足方差为Q的高斯分布:

$$\mathbf{x}'^b \sim (0, Q), \quad (4)$$

于是得到扰动项集合:

$$\mathbf{X}'^b = (\mathbf{x}'_1^b, \dots, \mathbf{x}'_m^b). \quad (5)$$

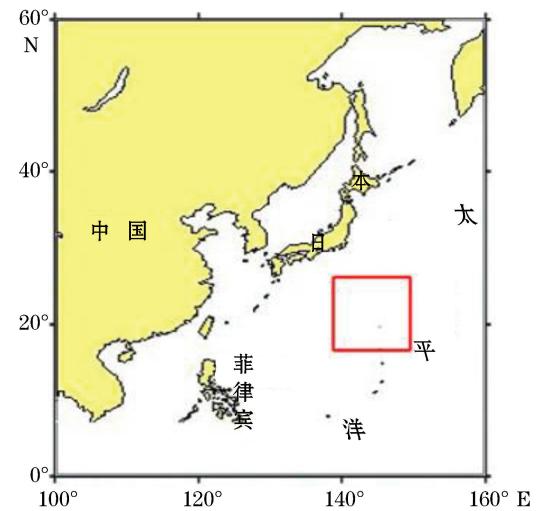


图1 研究区域

Fig.1 Study area

背景场误差协方差矩阵表示为

$$\mathbf{P}^b = \frac{1}{m-1} \mathbf{X}'^b (\mathbf{X}'^b)^T, \quad (6)$$

式中, T 表示矩阵的转置运算。

另外, 观测数据 AMSRE SST 和 AVHRR SST 的集合产生方法及观测误差协方差矩阵与 HYCOM SST 集合产生方法相同。

为了消除距分析点较远点对分析点造成的影响, 提高背景场误差协方差的估计质量, 本文引入了局地裁切函数 $\rho^{[13]}$, 对背景误差协方差进行局地化。局地裁切函数 ρ 的计算公式为

$$\rho = \begin{cases} 1 - \frac{5}{3}(|z|/c)^2 + \frac{5}{8}(|z|/c)^3 + \frac{1}{2}(|z|/c)^4 - \frac{1}{4}(|z|/c)^5 & 0 \leq |z| < c \\ -\frac{2}{3}(|z|/c)^{-1} + 4 - 5(|z|/c) + \frac{5}{3}(|z|/c)^2 + \frac{5}{8}(|z|/c)^3 - \\ \frac{1}{2}(|z|/c)^4 + \frac{1}{12}(|z|/c)^5 & c \leq |z| \leq 2c \\ 0 & |z| > 2c \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $|z|$ 为观测点与分析点之间的距离, c 为尺度范围。通过对比多次实验的结果(本文中未给出), 我们发现 c 取 0.3° 时效果较好。

经过局地化之后的背景场误差协方差表示为

$$\mathbf{P}^b = \rho \odot \mathbf{P}^b, \quad (8)$$

式中, ‘ \odot ’ 表示 Schur 乘积。

式(9)和式(10)分别是卡尔曼滤波器中对系统的状态预测和误差方差预测的公式。假设 k 状态与 $k-1$ 状态 SST 不变, 根据上一状态来预测下一状态, 则:

$$\mathbf{x}[k | (k-1)] = \mathbf{A}[k | (k-1)] \mathbf{x}[(k-1) | (k-1)] + \mathbf{B} U_{k-1}, \quad (9)$$

式中, $\mathbf{x}[k | (k-1)]$ 是根据 k 状态的 SST 预测的值, $\mathbf{A}[k | (k-1)]$ 为 $k-1$ 状态下的一步转移矩阵, $\mathbf{x}[(k-1) | (k-1)]$ 是 $k-1$ 状态最优的 SST 输出值, U_{k-1} 为 $k-1$ 状态下系统的控制量, 在本文中取 0。模型方程的误差方差 \mathbf{P} 为

$$\mathbf{P}[k | (k-1)] = \mathbf{A}[k | (k-1)] \mathbf{P}[(k-1) | (k-1)] \mathbf{A}[k | (k-1)]^T + \mathbf{Q}, \quad (10)$$

式中, $\mathbf{P}[k | (k-1)]$ 是根据 $k-1$ 状态模型方程的值预测的 k 状态的误差方差, $\mathbf{P}[(k-1) | (k-1)]$ 是 $k-1$ 状态下最优的方差, \mathbf{Q} 是系统模型的误差方差。

根据预测值与测量值, 可以得到 k 状态的最优化估计值 $\mathbf{x}(k | k)$:

$$\mathbf{x}(k | k) = \mathbf{x}[k | (k-1)] + \mathbf{k}\mathbf{g}(k) \{ \mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(K) \mathbf{x}[k | (k-1)] \}, \quad (11)$$

式中, $\mathbf{k}\mathbf{g}$ 为卡尔曼系数, 表达式为

$$\mathbf{k}\mathbf{g}(k) = \mathbf{P}[k | (k-1)] \mathbf{H}(K)^T / \{ \mathbf{H}(K) \mathbf{P}[k | (k-1)] \mathbf{H}(K)^T + \mathbf{R} \}, \quad (12)$$

它随着状态 k 的变化不断进行更新; $\mathbf{H}(K)$ 为测量值与状态值的关系, 本文中 $\mathbf{H}(K)$ 为 1。

k 状态的最优方差为

$$\mathbf{P}(k | k) = [\mathbf{I} - \mathbf{k}\mathbf{g}(k) \mathbf{H}(K)] \mathbf{P}[k | (k-1)], \quad (13)$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵。

将 AMSRE SST, AVHRR SST 与背景场 SST 进行集合卡尔曼滤波融合流程:

1) 在用集合卡尔曼滤波对 2 种数据进行融合前, 对背景场 SST, AMSRE SST, AVHRR SST 进行了以下处理:

双线性插值: 将 HYCOM SST, AMSRE SST 和 AVHRR SST 进行空间分辨率匹配, 均插值至 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ 网格。

生成背景场 SST 扰动集合:用 XBT 数据作为参考值,与 SST 背景场进行对比,得出背景场误差的方差 $Q_1=0.50$ 。为更好地描述背景场的值,生成 1 000 个高斯噪声矩阵,并从中随机选取 80 个高斯噪声矩阵叠加到背景场中^[14],形成 SST 背景场扰动集合。理论上,集合卡尔曼滤波法所用集合数目越多越能真实地反映系统状态的空间分布^[15],但集合数目过多会导致计算成本过大,集合数过少又不能反映系统状态真实的分布,本文选取集合数为 1 000 个。从 1 000 个背景场噪声集合和观测场噪声集合中均选取了 80 个噪声。

观测场 SST 质量控制:AVHRR SST 产品质量级别分为 0~7 共 8 个等级,等级越高,说明 SST 质量越高。为保证 SST 质量,删除质量等级为 0 的 SST 数据。

生成 AMSRE SST 和 AVHRR SST 扰动集合:对于融合数据 AMSRE SST 和 AVHRR SST,其误差方差 R_1 和 R_2 分别为 0.45 和 0.20。采用生成背景场 SST 扰动集合中相同方法生成观测扰动集合,叠加到 AMSRE SST 和 AVHRR SST 中。

2) 将 80 个背景场 SST 扰动集合中每个成员分别与 80 个 AMSRE SST 扰动集合进行卡尔曼滤波融合,得到的 SST 作为新的背景场(其误差方差 $Q_2=0.30$),与 AVHRR SST 进行集合卡尔曼滤波融合。

2.2 最优插值法融合

为了验证集合卡尔曼滤波法的结果是否更优,我们将结果与最优插值法结果进行对比。最优插值法计算公式为

$$T_a = T_b + w(T_o - T_b), \quad (14)$$

式中, T_a 为分析值; T_o 为观测值; T_b 为背景值; w 为最优权重,且 $w = \mathbf{B}/(\mathbf{B} + \mathbf{R})$,其中 \mathbf{B} 为背景误差协方差且 $\mathbf{B} = \mathbf{D}^{0.5} \rho \mathbf{D}^{0.5}$, ρ 表示水平相关系数,且 $\rho = \left(1 - \frac{r^2}{L^2}\right) \exp\left(-\frac{r^2}{L^2}\right)$, \mathbf{R} 为观测误差协方差, \mathbf{R} 的处理方法与 \mathbf{B} 相同, \mathbf{D} 为背景场误差组成的对角线矩阵, $\mathbf{D} = \sigma_b^2 \cdot \mathbf{E}$, $\mathbf{R} = \sigma_r^2 \cdot \mathbf{E}$, 其中 σ_b^2, σ_r^2 分别为背景场平均误差协方差、观测场平均误差协方差, \mathbf{E} 为单位矩阵。

3 结果与分析

本文选取了 2011-05-14 太平洋区域($140^\circ\sim150^\circ\text{E}, 15^\circ\sim25^\circ\text{N}$)HYCOM SST 作为 SST 融合背景场,与同一天相同区域 AMSRE SST 进行集合卡尔曼滤波融合,将所得到的结果作为新的背景场,与 AVHRR SST 进行集合卡尔曼滤波融合。图 2a~图 2e 分别为 HYCOM SST,AMSRE SST,AVHRR SST,集合卡尔曼滤波融合 SST 及最优插值法融合 SST。从图 2 可以看出 HYCOM SST,AMSRE SST,AVHRR SST 和集合卡尔曼滤波融合 SST 在空间分布上大致相同,融合 SST 覆盖率较 AMSRE SST,AVHRR SST 更高。集合卡尔曼滤波融合 SST 在相邻网格 SST 的对比上较 HYCOM SST,AMSRE SST,AVHRR SST 和最优插值 SST 更突出。

3.1 融合 SST 图像质量分析

为了对融合结果的质量进行客观评价,本文利用均值(μ)、方差(δ^2)、信息熵(S)和梯度(gra)对 HYCOM SST,AMSRE SST,AVHRR SST,集合卡尔曼滤波融合 SST 进行了比较^[16]。方差反映了像元值的离散情况,方差越大,像元值分布越分散,数据包含的信息量也越大;图像信息熵可以定量得描述图像的信息丰富程度;梯度则能说明图像的细节表现能力。这 4 个变量的计算公式为

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (15)$$

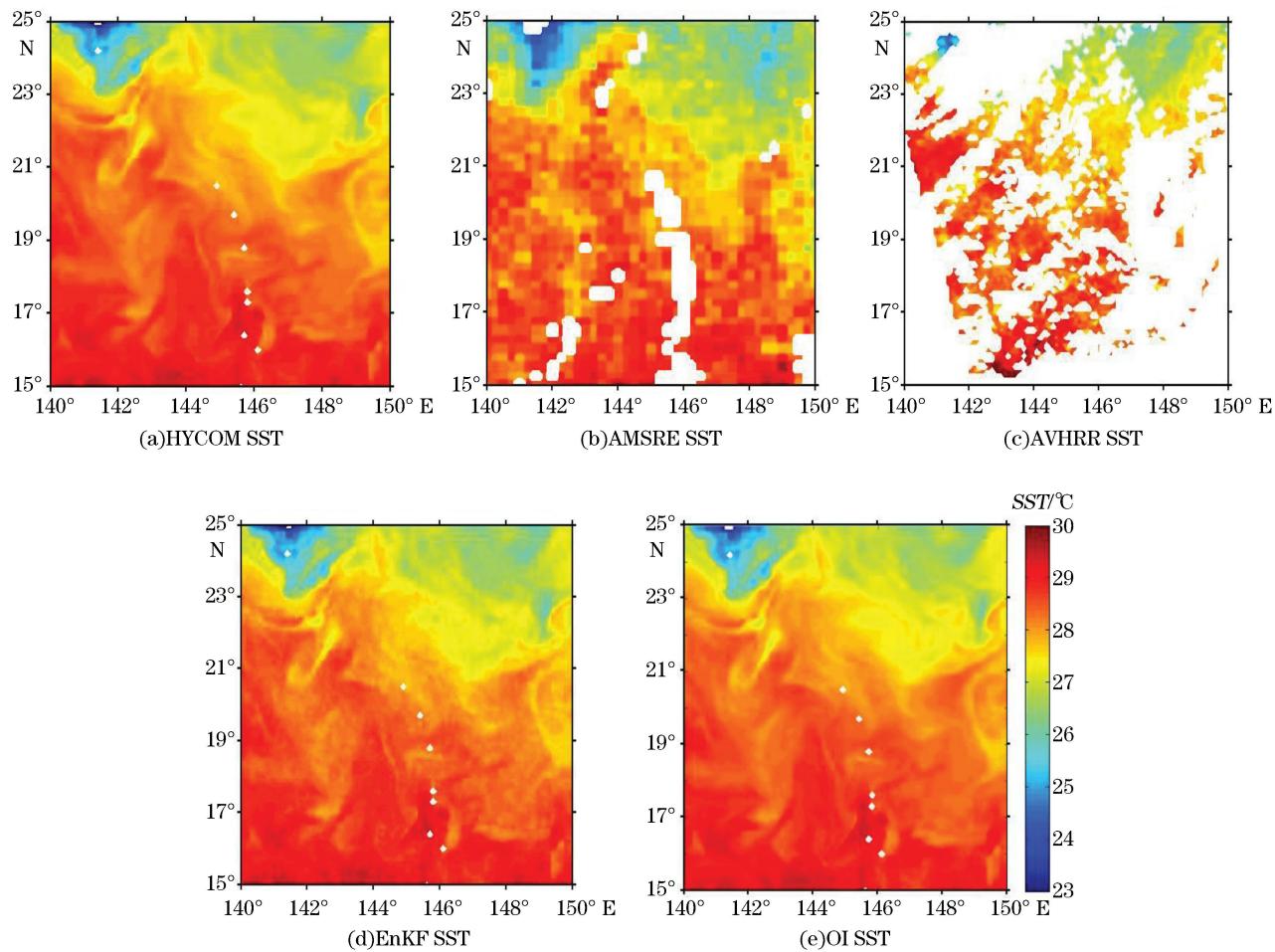


图2 融合前后各海表面温度分布图

Fig.2 Spatial distributions of SSTs

$$\delta^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2, \quad (16)$$

$$S = -c \sum_{i=0}^{L-1} P_i \ln(P_i), \quad (17)$$

$$|gra| = \sqrt{\left(\frac{\partial SST}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial SST}{\partial y}\right)^2}, \quad (18)$$

式中, n 为样本总数; x_i 为第 i 个像元的值; c 为与对数的底有关的一个常数, $c = 1/\log_2$, 本文取 $a = 2$, 即 $c = 1$; 对于一幅单独的图像, 可以认为其各元素的灰度值是相互独立的样本, 则这幅图像的灰度分布为 $p = \{p_0, p_1, \dots, p_{L-1}\}$, p_i 为灰度值等于 i 的像素数与图像总像素数之比, L 为灰度级总数; $\frac{\partial SST}{\partial x}$ 为像元值在经度方向上的偏导; $\frac{\partial SST}{\partial y}$ 为像元值在纬度方向上的偏导。

融合 SST(EnKF SST)和 HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST 及最优插值 SST(OI SST)质量比较结果见表 1。由表 1 可知, 融合后 SST 与融合前 SST 均值相差不大, 这说明融合并未改变原始数据的总体分布; HYCOM SST 和 AMSRE SST 所含信息量较为丰富, 方差分别为 $0.7820, 0.7883 \text{ } ^\circ\text{C}^2$, 信息熵分别为 $4.7055, 3.4172$, 而 AVHRR SST 因受云的影响, 无值区域较多, 故其所含信息较少, 方差为 $0.7405 \text{ } ^\circ\text{C}^2$,

信息熵为 2.821 0;融合后 SST 所携带信息量最为丰富,方差和信息熵最高,分别为 $0.788\ 3\ ^{\circ}\text{C}^2$, $4.787\ 8$;而在细节表现方面,融合后 SST 的平均梯度为 $0.136\ 8\ ^{\circ}\text{C}/0.1^{\circ}$ 远高于融合前 SST,且高于最优插值融合结果,这说明融合结果在细节表现上优于融合前 SST,这在海洋中尺度特征识别中有着重要意义^[17]。而且在总体分布上集合卡尔曼滤波结果和最优插值结果大致相同,这证明了其结果的合理性。

表 1 融合 SST(EnKF SST)和 HYCOM SST,AMSRE SST,AVHRR SST 及最优插值 SST(OI SST)质量参数比较

Table 1 Comparison between EnKF SST, HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST and OI SST

SST 参数	$\mu/\text{^{\circ}C}$	$\delta^2/\text{^{\circ}C}^2$	S	$ \text{gra} /\text{^{\circ}C} \cdot 0.1^{\circ-1}$
HYCOM SST	28.056 6	0.782 0	4.705 5	0.113 1
AMSRE SST	28.317 0	0.788 3	3.417 2	0.055 2
AVHRR SST	27.930 3	0.740 5	2.821 0	0.058 7
EnKF SST	28.062 6	0.788 3	4.787 8	0.136 8
OI SST	28.083 1	0.761 1	4.684 6	0.112 9

3.2 融合 SST 的精度验证

利用 XBT 数据对融合 SST 及 HYCOM SST,AMSRE SST,AVHRR SST 进行精度评价。评价指标包括绝对误差(AE)、平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MRE)、均方根误差(RMSE)^[18]。这 4 个指标的计算公式为

$$AE = |SST_{\text{待验证}} - SST_{\text{实测}}|, \quad (19)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_1^n (|SST_{\text{待验证}} - SST_{\text{实测}}|), \quad (20)$$

$$MRE = \frac{|SST_{\text{待验证}} - SST_{\text{实测}}|}{SST_{\text{待验证}}} \times 100\%, \quad (21)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (SST_{\text{待验证}} - SST_{\text{实测}})^2}, \quad (22)$$

式中,AE 为待验证 SST 与 XBT 实测 SST 之差的绝对值,反映了待验证 SST 偏离真值的大小,其最大值表示为 $\max AE$,最小值表示为 $\min AE$;MAE 为 n 个绝对误差的平均值,反映了样本总体与约定真值的偏离程度;MRE 为测量所造成的绝对误差与约定真值之比乘以 100% 所得的数值,一般来说平均相对误差更能反映测量的可信程度,MRE 值越小说明结果精度越高;RMSE 是观测值与真值偏差的平方和观测次数 n 比值的平方根,对一组测量中的特大或特小误差反映非常敏感,所以, RMSE 能够很好地反映出测量的精密度。

EnKF SST, HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST, OI SST 与实测 XBT 数据精度对比结果见表 2。从表 2 可以看出, HYCOM SST 的 RMSE 为 $0.361\ 7\ ^{\circ}\text{C}$, 介于 AMSRE SST 与 AVHRR SST 的 RMSE 之间; HYCOM SST MAE 为 $0.290\ 8\ ^{\circ}\text{C}$, MRE 为 1.04% , 略低于 AMSRE SST 和 AVHRR SST。相对 AMSRE SST 和 AVHRR SST 来说, 总体精度较高, 所以, 将 HYCOM SST 作为 SST 背景场是合理的。从 RMSE 来看, AMSRE SST 的 RMSE 为 $0.401\ 3\ ^{\circ}\text{C}$, 略低于 HYCOM SST; AVHRR SST 的 RMSE 为 $0.314\ 6\ ^{\circ}\text{C}$, 是原始 SST 中最低的。EnKF SST 的 MAE 为 $0.244\ 7\ ^{\circ}\text{C}$, MRE 为 0.88% , RMSE 为 $0.310\ 6\ ^{\circ}\text{C}$, 各项误差指标均比 HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST, OI SST 误差指标低。

表2 融合 SST(EnKF SST), HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST, 最优插值 SST(OI SST)与实测 XBT 数据精度对比

Table 2 Comparison between EnKF SST, HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST, OI SST and XBT SST

SST 参数	maxAE/℃	minAE/℃	MAE/℃	MRE/%	RMSE/℃
HYCOM SST	0.855 9	0.025 1	0.290 8	1.04	0.361 7
AMSRE SST	0.979 0	0.010 0	0.285 4	1.02	0.401 3
AVHRR SST	0.770 0	0.070 0	0.249 9	0.89	0.314 6
EnKF SST	0.714 4	0.006 9	0.244 7	0.88	0.310 6
OI SST	0.895 3	0.010 8	0.260 5	0.94	0.350 4

4 结 论

本文利用集合卡尔曼滤波将 HYCOM SST 作为 SST 背景场, 将 AMSRE SST 融合入背景场中, 得到新的 SST 背景场, 再与 AVHRR SST 进行融合, 得到最终融合结果。分别对融合图像质量和融合后数据精度进行分析, 如利用均值、方差、信息熵、梯度指标对 EnKF SST 与 HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST, OI SST 进行比较分析; 将 XBT SST 数据作为真值, 对融合结果的精度进行评价。

结果表明, 融合后 SST 的均值与原始数据相近, 未改变原始数据的总体分布; EnKF SST 的信息熵为 4.787 8, 高于 HYCOM SST, AMSRE SST, AVHRR SST 的 4.705 5, 3.417 2, 2.821 0, 说明 EnKF SST 携带信息量更为丰富; EnKF SST 的梯度为 $0.136\text{ }^{\circ}\text{C}/0.1^{\circ}$, 远高于原始数据和 OI SST 的梯度, 这说明 EnKF SST 在细节表现上也更突出, 这在海洋中尺度特征识别中意义重大; EnKF SST 的精度有所提高, 最大绝对误差、最小绝对误差、平均绝对误差分别为 0.714 4, 0.006 9, 0.244 7 $\text{^{\circ}}\text{C}$, 均方根误差为 0.310 6 $\text{^{\circ}}\text{C}$, 平均相对误差为 0.88%。因此, 集合卡尔曼滤波法在本文研究区融合效果较好, 所得 SST 精度较最优插值结果更高。

参考文献(References):

- [1] CHAO Y, LI Z, FARRARA J D, et al. Blending sea surface temperatures from multiple satellites and in situ observations for coastal oceans[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2009, 26(7): 1415-1426.
- [2] WANG Y Z, GUAN L, QU L Q. Merging sea surface temperature observed by satellite infrared and microwave radiometers using Kalman Filter[J]. Periodical of Ocean University of China(Natural Science), 2010(12): 126-130. 王艳珍, 管磊, 曲利芹. 卡尔曼滤波在卫星红外、微波海表温度数据融合中的应用[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2010(12): 126-130.
- [3] LI A, BO Y, ZHU Y, et al. Blending multi-resolution satellite sea surface temperature (SST) products using Bayesian maximum entropy method[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 135: 52-63.
- [4] PISANO A, NARDELLI B B, TRONCONI C, et al. The new Mediterranean optimally interpolated pathfinder AVHRR SST dataset (1982—2012)[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 176: 107-116.
- [5] KALMAN R E. A new approach to linear Filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.
- [6] XI M. Merging infrared radiometer and microwave radiometer sea surface temperature data based on the optimum interpolation[D]. Beijing: National Marine Environment Prediction Research Center, 2011. 奚萌. 基于最优插值算法的红外和微波遥感海表温度数据融合[D]. 北京: 国家海洋环境预报研究中心, 2011.
- [7] WANG L. Data assimilation on soil moisture content based on multi-source remote sensing and Ensemble Kalman Filter[D]. Wulumuqi: Xinjiang University, 2015. 王璐. 基于 En-KF 的土壤水分多源遥感数据同化[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2015.
- [8] CANDIANI G, CARNEVALE C, FINZI G, et al. A comparison of reanalysis techniques: applying optimal interpolation and Ensemble Kalman Filtering to improve air quality monitoring at mesoscale[J]. Science of the Total Environment, 2013, 458: 7-14.
- [9] LARSEN J, HOYER J L, SHE J. Validation of a hybrid optimal interpolation and Kalman Filter scheme for sea surface temperature assimilation[J]. Journal of Marine Systems, 2007, 65(1): 122-133.
- [10] DONG Y, GU Y, OLIVER D S. Sequential assimilation of 4D seismic data for reservoir description using the Ensemble Kalman Filter

- [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2006, 53(1): 83-99.
- [11] WALKER J P, WILLGOOSE G R, KALMA J D. One-dimensional soil moisture profile retrieval by assimilation of near-surface observations: a comparison of retrieval algorithms[J]. Advances in Water Resources, 2001, 24(6): 631-650.
- [12] LÜ G K. Application and improvement of ensemble optimal interpolation on Hybrid Coordinate Ocean Model (HYCOM) and Regional Ocean Modeling System (ROMS)[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2013. 吕国坤. 集合最优插值同化方法在 HYCOM 及 ROMS 模式中应用及改进[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2013.
- [13] ZHUANG Z R, XUE J S, LI X L. The GRAPES ensemble Kalman Filter data assimilation system. Part I: design and its tentative experiment[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2011, 69(4): 620-630. 庄照荣, 薛纪善, 李兴良. GRAPES 集合卡尔曼滤波资料同化系统 I : 系统设计及初步试验[J]. 气象学报, 2011, 69(4): 620-630.
- [14] ZHANG X F. Application of ensemble Kalman Filtering data assimilation method in SST numerical prediction[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2005. 张学峰. 集合卡尔曼滤波数据同化方法在海温数值预报中的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- [15] WANG Z R, MA R H, DUAN H T, et al. Design and implementation of an experimental data assimilation system for chlorophyll-a in Lake Taihu based on the Ensemble Kalman Filter[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2013, 30(5): 628-636. 王泽人, 马荣华, 段洪涛, 等. 基于集合卡尔曼滤波的太湖叶绿素 a 浓度融合试验系统设计及实现[J]. 中国科学院大学学报, 2013, 30(5): 628-636.
- [16] YANG G, TONG T, LU S Y, et al. Fusion of infrared and visible images based on multifeatures[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(2): 489. 杨桃, 童涛, 陆松岩, 等. 基于多特征的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 489.
- [17] NARDELLI B B. A novel approach for the high-resolution interpolation of in situ sea surface salinity[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2012, 29(6): 867-879.
- [18] LIU M, LIU X, LIU D, et al. Multivariable integration method for estimating sea surface salinity in coastal waters from in situ data and remotely sensed data using random forest algorithm[J]. Computers & Geosciences, 2015, 75: 44-56.

Regional Sea Surface Temperature Data Fusion Based on Ensemble Kalman Filter

HU Xu-ran¹, HAN Zhen^{1,2}, LI Jing¹, DING Ru-yi¹

(1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

2. Collaborative Innovation Center for Distant-water Fisheries, Shanghai 201306, China)

Abstract: In this paper, we applied the Ensemble Kalman Filter (EnKF) method to the merge SST from Hybrid Coordinate Ocean Model (HYCOM), AMSRE and AVHRR in the Pacific region ($140^{\circ}\sim150^{\circ}$ E, $15^{\circ}\sim25^{\circ}$ N) on May 14th, 2011. The quality of the merged SST result was evaluated in terms of its mean value, variance and entropy, and compared with the XBT measured data. It was found that the merged result did not alter the general distribution of the original data, with the similar mean values. The variance, entropy and gradient of the merged SST are $0.788\ 3\ ^{\circ}\text{C}^2$, $4.787\ 8$ and $0.136\ 8\ ^{\circ}\text{C}/0.1^{\circ}$, respectively, which are higher than those of the original data, implying the improved accuracy and details. Comparison between the merged SST and the observations showed the maximal absolute error, average absolute error, root mean square error and average relative error of $0.714\ 4\ ^{\circ}\text{C}$, $0.244\ 7\ ^{\circ}\text{C}$, $0.310\ 6\ ^{\circ}\text{C}$ and 0.88% respectively. Further analyses showed that our merged SST had almost the same distribution with the SST field based on the Optimal Interpolation, with the advantage of higher quality in both details and accuracy.

Key words: sea surface temperature; Ensemble Kalman Filter; HYCOM; AMSRE; AVHRR; data fusion

Received: April 19, 2017