

基于集合均方根滤波的太湖叶绿素 a 浓度估算与预测

李渊¹ 李云梅^{1*} 王桥¹ 张卓¹ 郭飞¹ 吕恒¹ 毕坤² 黄昌春¹ 郭宇龙¹

(1. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室,南京 210046; 2. 中国人民解放军 94608 部队,南京 210022)

摘要: 叶绿素 a 浓度作为表征水质状况的重要参数之一,反映了水体富营养化程度和藻类含量,是决定水体的反射光谱特征的重要因素,也是水质遥感领域研究较多的一项水质参数. 研究叶绿素 a 浓度的遥感定量反演可以为湖泊水质监测与评价提供新的思路和方法. 本研究发展了一个基于集合均方根滤波和风生流的污染物扩散模型的数据同化方案,并结合 2010 年 5 月 20 日的太湖 3 个浮标观测站点的观测数据进行了同化实验. 首先对太湖叶绿素 a 浓度进行同化估算,然后利用优化后的估算结果对太湖叶绿素 a 浓度进行了为期 6 h 的预报. 在同化阶段,均方根误差分别从 1.58、1.025、2.76 降低到了 0.465、0.276、1.01,平均相对误差也从 0.2 降低到了 0.05、0.046、0.069. 在预报阶段,均方根误差从 1.486、1.143、2.38 降低到了 0.017、0.147、0.23,平均相对误差也从 0.2 降低到了 0.002、0.025、0.019. 结果表明,利用集合均方根滤波的数据同化方法可以有效地提高太湖叶绿素 a 浓度的估算与预报精度.

关键词: 集合均方根滤波; 叶绿素 a; 卡尔曼滤波; 数据同化; 太湖

中图分类号: X87 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2013)01-0061-08

Estimation and Forecast of Chlorophyll a Concentration in Taihu Lake Based on Ensemble Square Root Filters

LI Yuan¹, LI Yun-mei¹, WANG Qiao¹, ZHANG Zhuo¹, GUO Fei¹, LÜ Heng¹, BI Kun², HUANG Chang-chun¹, GUO Yu-long¹

(1. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment, Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China; 2. Unit No. 94608 Unit of People's Liberation Army, Nanjing 210022, China)

Abstract: Chlorophyll a concentration is one of the important parameters for the characterization of water quality, which reflects the degree of eutrophication and algae content in the water body. It is also an important factor in determining water spectral reflectance. Chlorophyll a concentration is an important water quality parameter in water quality remote sensing. Remote sensing quantitative retrieval of chlorophyll a concentration can provide new ideas and methods for the monitoring and evaluation of lake water quality. In this work, we developed a data assimilation scheme based on ensemble square root filters and three-dimensional numerical modeling for wind-driven circulation and pollutant transport to assimilate the concentration of chlorophyll a. We also conducted some assimilation experiments using buoy observation data on May 20, 2010. We estimated the concentration of chlorophyll a in Taihu Lake, and then used this result to forecast the concentration of chlorophyll a. During the assimilation stage, the root mean square error reduced from 1.58, 1.025, and 2.76 to 0.465, 0.276, and 1.01, respectively, and the average relative error reduced from 0.2 to 0.05, 0.046, and 0.069, respectively. During the prediction stage, the root mean square error reduced from 1.486, 1.143, and 2.38 to 0.017, 0.147, and 0.23, respectively, and the average relative error reduced from 0.2 to 0.002, 0.025, and 0.019, respectively. The final results indicate that the method of data assimilation can significantly improve the accuracy in the estimation and prediction of chlorophyll a concentration in Taihu Lake.

Key words: ensemble square root filters; chlorophyll a; Kalman filter; data assimilation; Taihu Lake

顺应水环境监测和管理的需求,目前,江苏省环境监测中心、南京师范大学、中国科学院南京地理与湖泊研究所等多家单位,已经在太湖布设了 20 余个浮标监测系统,其上承载的水质参数监测仪,可以对水质参数进行实时在线监测. 通过数据传输,将数据回传到用户的控制中心,达到实时获取监测数据的目的. 利用该类系统进行长期监测,可以积累长期连续观测的数据,对水环境遥感研究、水资源管理,都具有重要意义. 但是通过浮标监测获取的数据信息,仅能代表观测区域小范围内的水质状况,

无法反映湖泊整体的情况. 结合水动力模型,模拟水体组分的扩散和输移,则为将离散样点的观测值推算到整个研究区域及未来时刻提供了新的思路和方法.

数据同化技术通过不断地优化参数,将观测数

收稿日期: 2012-03-04; 修订日期: 2012-05-03

基金项目: 江苏省教育厅高校自然科学研究重大项目(11KJA170003); 江苏省 2012 年度普通高校研究生科研创新计划项目(CXZZ12-0397)

作者简介: 李渊(1985~)男,博士研究生,主要研究方向为数据同化、定量遥感, E-mail: liyuannjnu@163.com

* 通讯联系人, E-mail: liyunmei@njnu.edu.cn

据和数值模拟相结合,并调整模型运行轨迹,最后得到更加客观的接近自然的分析结果.该技术已成功应用于气象、海洋、土壤、生态等监测和预报中^[1~8]. Smith^[9]介绍了全球海洋模式数据同化方案以及相关利用数据同化方法得到的产品.张生雷等^[10]介绍了利用集合 Kalman 滤波在土壤湿度同化中的应用,以及集合 Kalman 滤波同扩展 Kalman 滤波的比较.同化结果表明同化方案能完整估计土壤湿度廓线,同化的土壤湿度与观测资料基本吻合.将数据同化技术与水动力模型结合,能够估算太湖全湖水水质参数分布状况,对水质评价及富营养化具有重要意义.

随着同化方法的不断发展和科学工作者的不断探索,目前以最优控制理论为基础的四维变分数据同化方法与以统计估计理论和集合论为基础的基于集合的数据同化方法逐渐占据了主导地位.卡尔曼滤波方法和扩展卡尔曼滤波方法是贝叶斯同化的一个很好的近似,但是它们对计算的要求很高,计算代价昂贵,不能应用在强非线性和误差非正态分布的系统中,需要建立数值模式的切线性模式和伴随模式,代

码结构更加庞大,开发很困难.基于集合的数据同化方法不需要建立预报模式的切线性模式和伴随模式,不必在时间上向后积分,代码的编写相对容易.相对于卡尔曼滤波方法来说,基于集合的数据同化方法弥补了卡尔曼方法不能应用在强非线性系统中的缺陷,克服了卡尔曼方法计算预报误差协方差困难的弱点,渐渐地在数据同化的领域中扮演主要的角色^[11].

本研究以叶绿素浓度为监测指标,构建集合均方根滤波器,融合浮标实测数据和叶绿素扩散模型的数据同化方法,以期在叶绿素浓度场的模拟过程中,融入浮标观测的叶绿素浓度值,达到校正模型、降低误差积累,实时进行整个湖区叶绿素浓度估算的目的.

1 材料与方法

1.1 研究区及样点分布

以太湖为实验区,2010年5月20日在太湖布设32个样点(图1),对叶绿素a浓度进行了观测,此外,还获取了太湖的3个浮标观测站(图1)2010年5月20日10:00~21:00的叶绿素a浓度值.

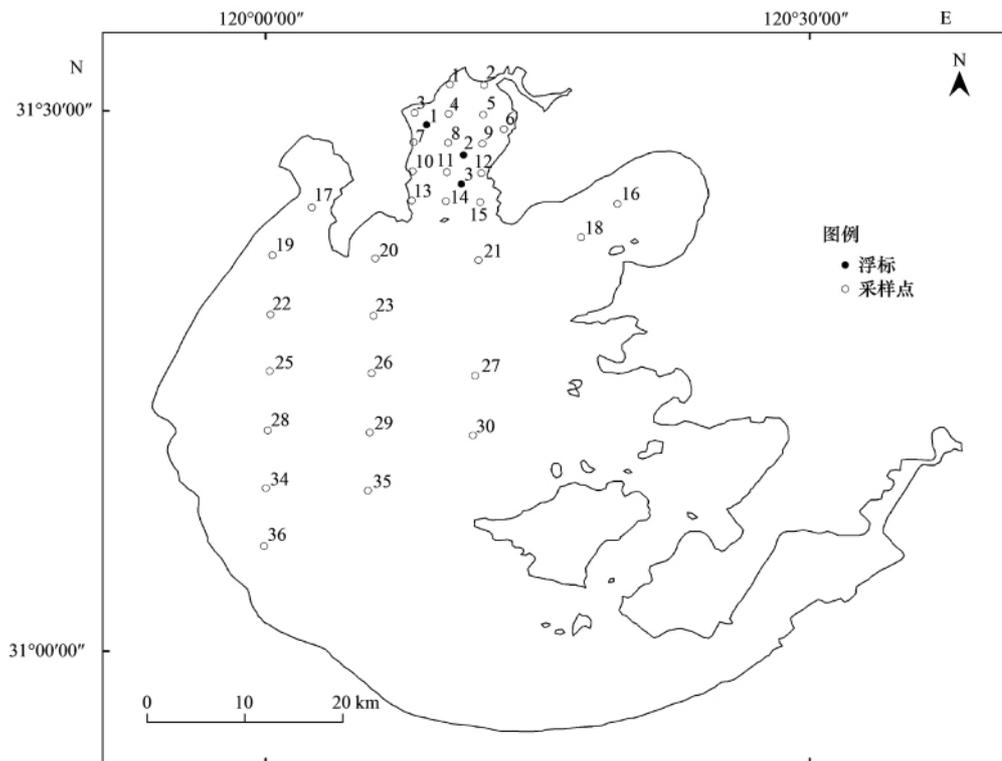


图1 太湖采样点与浮标观测点位置示意图

Fig. 1 Distribution of sampling sites and buoy sites in Taihu Lake

1.2 参数的测定

叶绿素浓度的测量采用常规的化学分析方法,

用0.45 μm的GF/F滤膜过滤,90%的热乙醇提取,然后利用分光光度计检测,叶绿素浓度获取的详细

步骤见文献 [12].

1.3 基于风生流的叶绿素 a 扩散模型

假设湖水为均匀不可压的流体,垂直方向服从静水压力分布,采用笛卡尔左手直角坐标系, x 轴和 y 轴位于湖水的平均水平面上, x 轴向东为正, y 轴向北为正, z 轴向上为正. 流体动力学方程为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial y} + w \frac{\partial u}{\partial z} = fv - \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + A_h \left[\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right] + A_z \frac{\partial^2 u}{\partial z^2} \quad (1)$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + u \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial v}{\partial y} + w \frac{\partial v}{\partial z} = -fv - \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} + A_h \left[\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \right] + A_z \frac{\partial^2 v}{\partial z^2} \quad (2)$$

$$\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} = 0 \quad (3)$$

$$p = \rho_w g (\eta + z) \quad (4)$$

将连续方程垂向积分可得到自由面方程:

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left[\int_{-h}^{\eta} u dz \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[\int_{-h}^{\eta} v dz \right] = 0 \quad (5)$$

式中 u 、 v 、 w 分别为 x 、 y 、 z 轴上的流速分量; η 为垂直方向上湖面相对于平均水面的高度; ρ_w 是水体密度; A_z 和 A_h 分别是垂直和水平的涡粘系数; f 为柯氏力, $f = 7.23 \times 10^{-5}$; g 为重力加速度; p 为水的压强.

叶绿素 a 浓度的控制方程为:

$$\frac{\partial c}{\partial t} + \frac{\partial uc}{\partial x} + \frac{\partial vc}{\partial y} + \frac{\partial wc}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} \left(v_c \frac{\partial c}{\partial z} \right) + F_c + S \quad (6)$$

式中 c 是叶绿素 a 浓度,单位 $\mu\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$. 该模型的数值解法可以参考文献 [13, 14], 该模型可以有效的估算和预测叶绿素 a 浓度.

1.4 叶绿素数据同化模型构建

1.4.1 数据同化方案

本次数据同化实验主要由数据同化算法、叶绿素扩散模拟模型、数据(参数、观测数据、输出数据)等构成(图 2).

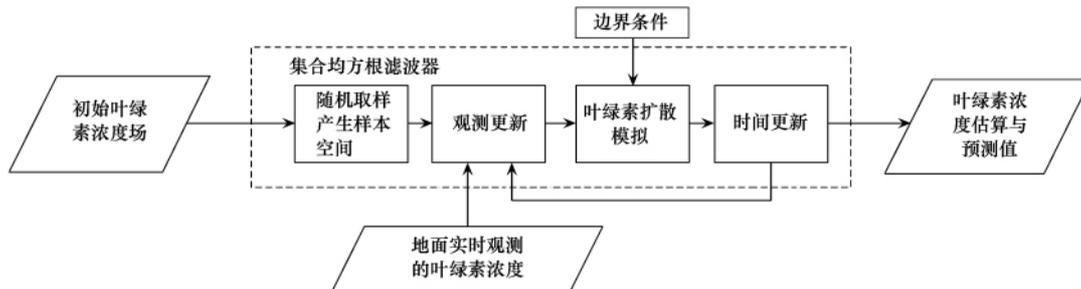


图 2 叶绿素 a 同化实验框架

Fig. 2 Framework of chlorophyll a assimilation experiment

1.4.2 卡尔曼滤波

1960 年, Kalman^[15] 针对随机过程状态估计提出 Kalman 滤波的思想, 它包括分析和预报两个步骤. 在分析阶段, 引入观测数据, 利用最小方差估计的方法对模式状态进行最优分析. 在预报阶段, 根据前一时间模式状态的最优分析值进行预报, 产生得到更加客观的接近自然的预测结果. 随着模式状态预报的继续进行和新的观测数据的不断输入, 整个同化过程不断向前积分. 在卡尔曼滤波算法中, 需要事先给定线性观测算子 H 、初始条件 x_0^f 、背景场误差协方差矩阵 B_0 , 事先估计出模式误差的协方差 Q_n 和观测误差的协方差 R_n .

卡尔曼滤波的算法如下^[16].

(1) 设定初始时刻 t_0 的状态向量 x_0^f 和背景场误差协方差矩阵 B_0 .

(2) 分析部分, 又称为观测更新. 这是指在某一给定时刻引进新的观测值以后状态向量及其不可靠

性的改变:

$$K_n = B_n H_n^T (H_n B_n H_n^T + R_n)^{-1} \quad (7)$$

$$x_n^a = x_n^f + K_n (y_n^o - H_n x_n^f) \quad (8)$$

$$A_n = (I - K_n H_n) B_n \quad (9)$$

式中 K_n 为卡尔曼增益矩阵, H 为线性观测算子, y_n^o 为第 n 时刻的观测值, x_n^a 为第 n 时刻的分析值, x_n^f 为第 n 时刻的预报值, A_n 为第 n 时刻的分析误差协方差矩阵, I 为单位矩阵. 上标 a、f、T 分别表示分析场、预报场和矩阵转置. 本研究中状态变量为叶绿素 a 浓度.

(3) 预报部分, 又称为时间更新, 这是指前后两个相邻观测时刻之间状态向量及其不可靠性的改变:

$$x_n^f = M_{n-1} x_{n-1}^a \quad (10)$$

$$B_n = M_{n-1} A_{n-1} M_{n-1}^T + Q_{n-1} \quad (11)$$

式中 M 为线性的模型算子, Q 为模式误差的协方差矩阵.

(4) 进入下一个时刻, 如此循环往复地执行分析部分和预报部分.

从卡尔曼滤波的计算公式可以看出,在计算过程中该算法需要线性模型和线性观测算子,同时依赖于数值模式的切线性模式和伴随模式.对于复杂的非线性系统,其应用是非常困难的.为了克服这一缺点,Evensen^[17]于1994年提出了集合Kalman滤波算法.本研究中采用的同化方法为集合均方根滤波,该方法是在集合Kalman滤波的基础上融合均方根滤波的算法,这样可以降低计算成本,提高运算效率.

1.4.3 集合均方根滤波

所谓均方根滤波器是指不用协方差矩阵本身,而用其矩阵平方根来执行协方差的时间和观测更新的Kalman滤波器.根据Whitaker等^[18]提出的确定性观测法的集合均方根滤波器算法.不需要对观测值进行扰动,减少了误差的引入.利用了蒙特卡罗方法的思想,用符合高斯分布的一组随机变量(设数目为 N)去代表随机动态预报中的概率密度函数,通过向前积分,计算下一个时刻状态总体的概率密度,并得到该时刻的统计特性(如均值与协方差).

集合均方根滤波的算法如下.

①估计所有时刻的观测误差(R_n)和模式误差协方差矩阵(Q_n).已知初始时刻的背景值 x_0^f 和相应的协方差矩阵 B_0 ,进行随机取样,即 $x_{0(k)}^f \sim N(x_0^f, B_0)$, $k=1, 2, \dots, K$.假设样本总数为 K .

②计算卡尔曼增益矩阵 K_n :

$$K_n = B_n H_n^T (H_n B_n H_n^T + R_n)^{-1} \quad (12)$$

$$B_n H_n^T = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K [x_{n(k)}^f - \bar{x}_n^f] \left[H_n(x_{n(k)}^f) - \overline{H_n(x_{n(k)}^f)} \right]^T \quad (13)$$

$$H_n B_n H_n^T = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K \left[H_n(x_{n(k)}^f) - \overline{H_n(x_{n(k)}^f)} \right] \left[H_n(x_{n(k)}^f) - \overline{H_n(x_{n(k)}^f)} \right]^T \quad (14)$$

$$\bar{x}_n^f = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_{n(k)}^f \quad (15)$$

在求解增益矩阵的过程中,采用了通过样本来计算增益矩阵的方法,这样可以达到降低计算机存储和提高运算效率的目的.在这里观测算子可以不是线性的.

③进行分析场的观测更新,采用确定性观测的方法进行观测更新,分别对均值场 \bar{x}^a 和偏差场 x'^a 进行更新.

$$\bar{x}_{n(k)}^a = \bar{x}_n^a + x_{n(k)}'^a \quad (16)$$

$$\bar{x}_n^a = \bar{x}_n^f + K_n [y_n^o - H_n(\bar{x}_n^f)] \quad (17)$$

$$x_{n(k)}^a = x_{n(k)}^f - \tilde{K}_n H_n x_{n(k)}^f \quad (18)$$

式中 \tilde{K}_n 为针对偏差场更新时的新增益矩阵,设 Z_b 和 Z_r 分别为矩阵 B 和 R 的平方根,令 $D = HBH^T + R$, Z_d 为 D 的矩阵平方根,从而:

$$\tilde{K}_n = B_n H_n (Z_d^{-1})^T (Z_d + Z_r)^{-1} \quad (19)$$

④进行预报,也就是进行状态的时间更新:

$$x_{n(k)}^f = M_{n-1}(x_{n-1(k)}^f) + \eta_{n-1(k)} \quad (20)$$

其中 $\eta_{n-1(k)} \sim N(0, Q_{n-1})$, $k=1, 2, \dots, K$.在这里 M 代表叶绿素a扩散模拟模型.

⑤回到步骤②,如此循环往复.

1.5 初始数据和边界条件

基于风生流的叶绿素a扩散模型所需的初始浓度场数据由2010年5月20日太湖野外实验所测叶绿素a浓度,进行全湖插值得到(图3).风速、风向资料由当日气象站资料结合实测资料插值得到整个区域.入湖河口分布如图4.

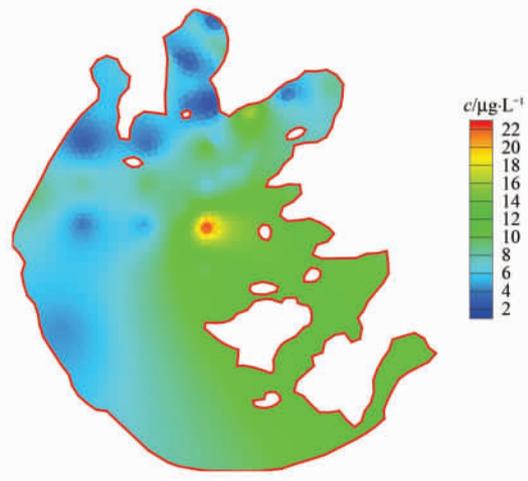


图3 叶绿素a浓度初值场

Fig. 3 Initial value of chlorophyll a concentration

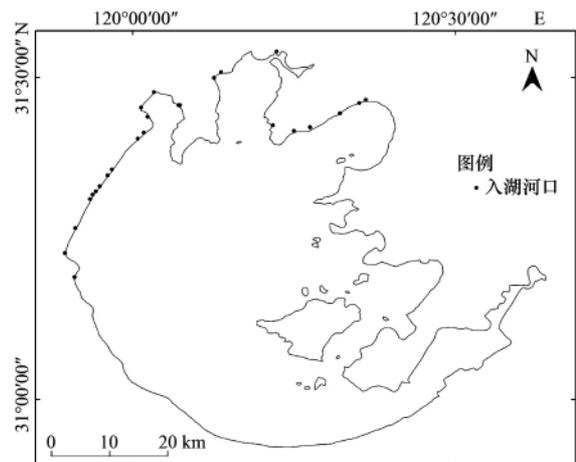


图4 入湖河口分布

Fig. 4 Lake estuary distribution

1.6 误差分析

对于模拟、同化、观测结果,采用两种误差分析方法: ①均方根误差 (root mean square error, RMSE); ②平均相对误差 (average relative error, ARE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (obs_i - X_i)^2} \quad (21)$$

$$ARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|obs_i - X_i|}{obs_i} \quad (22)$$

式中, N 为整个观测时间, obs_i 为 i 时刻的观测值, X_i 为 i 时刻的叶绿素 a 扩散模拟值或同化结果.

2 结果与讨论

2.1 叶绿素 a 估算与预测结果

利用 2010 年 5 月 20 日 10 点叶绿素 a 数据作为初始数据,此后每隔 1 h 同化一次观测数据,从 10:00 ~ 15:00 是同化过程,16:00 ~ 21:00 为以 15:00 的同化结果作为初值场进行 6 h 预报的结果.集合数取为 40,背景场误差 $B = 0.2$,观测误差为 $R = 0.1$. 在本实验中,假设叶绿素 a 扩散模型是完美模型,即 $Q = 0$. 由于在野外受到的不确定性因素较多,所以这里将观测误差设定得偏大一些. 图 5 中

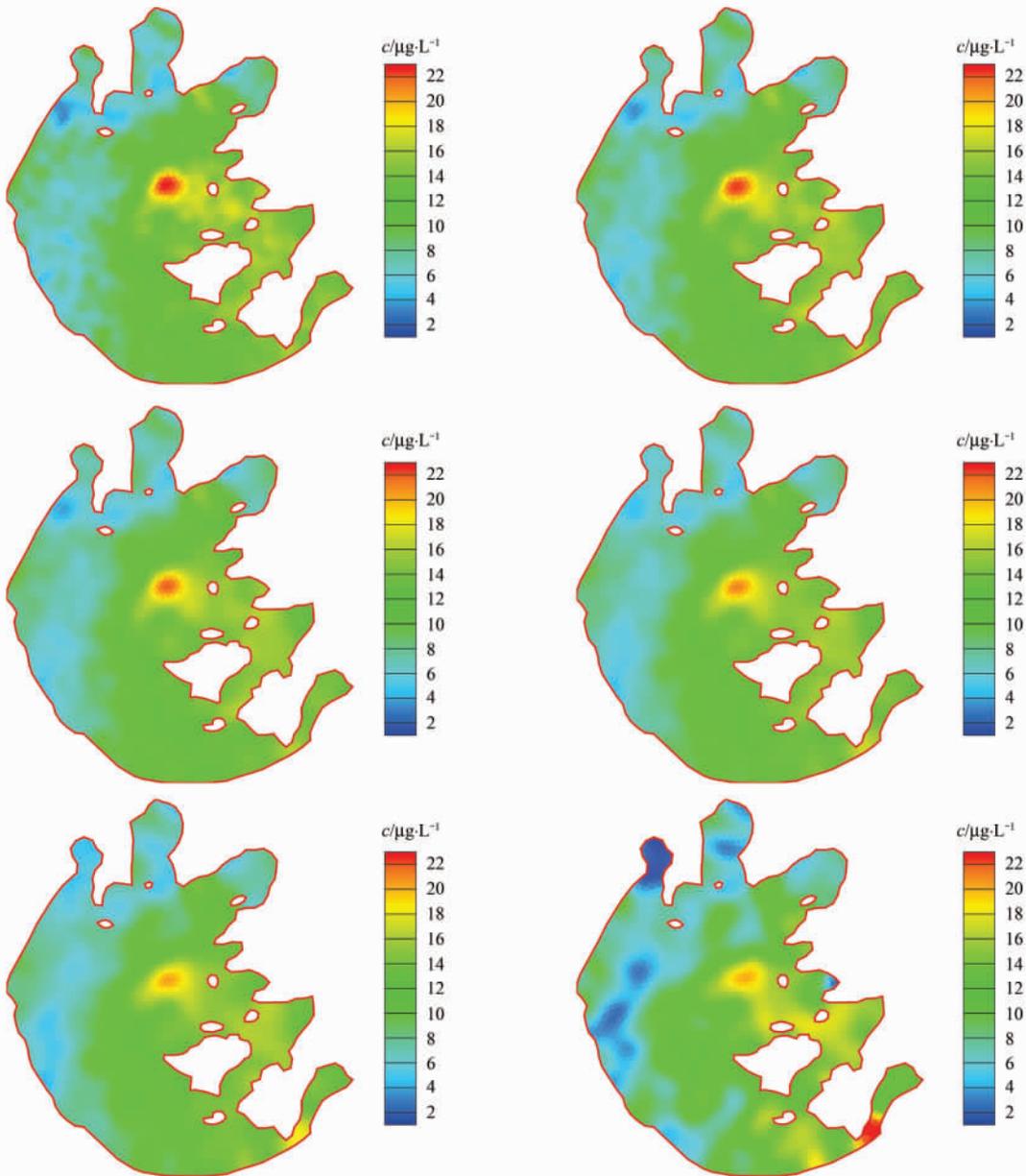


图 5 同化期间叶绿素 a 浓度场变化情况

Fig. 5 Variation of chlorophyll a concentration during assimilation

列出了在同化期间,从10:00~15:00,太湖叶绿素a浓度场的变化情况.从图5中可以看出,有浮标观测区域的叶绿素a浓度变化较为平稳,并且与浮标观测值也较为吻合(见随后的效果分析).太湖整体北部区域的叶绿素a浓度变化趋势与样点实测数据也较为一致.由于在太湖南边缺少样点分布,并且在较短的同化时间内,有观测数据的同化效果也无法影响至较远的地区,所以太湖南部区域存在一定的误差.导致太湖南部地区出现局部的高浓度叶绿素a现象.

2.2 数据同化的效果分析

图6是2010年5月20日利用太湖浮标观测数据进行同化叶绿素a浓度的结果.其中模拟数据是通过叶绿素a扩散模型直接模拟所得数据.从中可以看出,随着每隔1h同化观测数据,同化结果逐步趋向于观测数据.从图6中还可以看出,同化曲线在同化过程中出现了不同程度的“上扬”.也就是在

同化过程中集合卡尔曼滤波出现了轻微的发散,导致同化结果偏离观测数据.由于叶绿素a扩散模型采用的是对流扩散模型,使得在同化初期集合离散度迅速下降.而后随着观测数据的不断同化,集合离散度^[19,20]的变化变得较为平稳,最终同化曲线还是平稳的趋向于观测数据.也正是由于数值模型采用的是对流扩散模型,所以模拟曲线和同化曲线的变化都较为平稳.从整体上看,同化还是取得了较好的效果.由于基于风生流的叶绿素a扩散模拟数值模型会受到初值和边界条件等的不确定性因素的影响,导致其预测结果不准确.本研究以15:00同化结果作为叶绿素a扩散模拟数值模型的初始浓度场,进行后续为期6h的预报.从图7中可以看出,预测结果与观测数据较为接近了,而模拟数据还是有较大的误差存在.其中1号点位的预测结果比真实观测值略微偏低,而2号和3号点位的预测结果仍然高于观测结果.通过集合均方根滤波算法,与

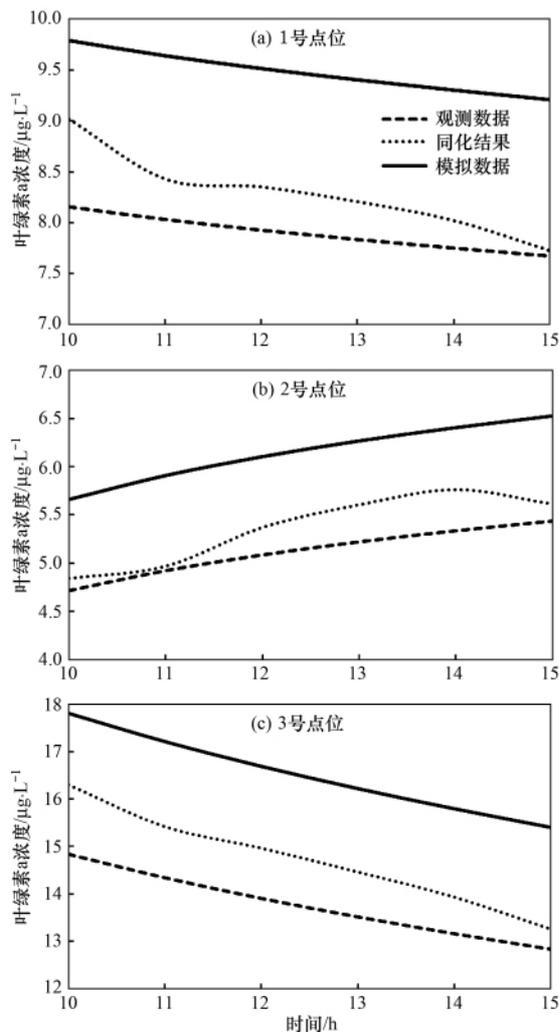


图6 叶绿素a同化结果

Fig. 6 Assimilation results of chlorophyll a concentration

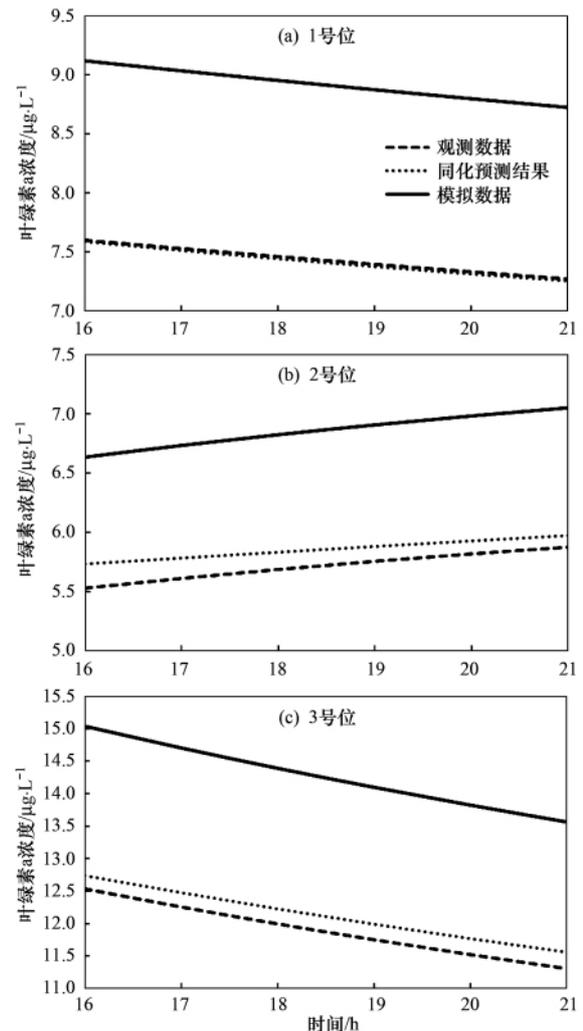


图7 叶绿素a预测结果

Fig. 7 Prediction results of chlorophyll a concentration

模拟数据相比,大大提高了叶绿素 a 浓度的估算和预测精度。

2.3 精度分析

由表 1 可以看到,在叶绿素 a 扩散模拟模型运行过程中同化浮标观测值降低了叶绿素 a 的估算误差。以同化后的结果作为初值进行预测,大大降低了均方根误差和平均相对误差,提高了预报的精度。在同化阶段,均方根误差分别从 1.58、1.025、2.76 降低到了 0.465、0.276、1.01,平均相对误差也从 0.2 降低到了 0.05、0.046、0.069。在预报阶段,均方根误差从 1.486、1.143、2.38 降低到了 0.017、0.147、0.23,平均相对误差也从 0.2 降低到了 0.002、0.025、0.019。

表 1 叶绿素 a 扩散模拟、同化和预测结果误差比较

Table 1 Comparison of chlorophyll a concentrations between simulation and assimilation results

点位	阶段	均方根误差(RMSE)		平均相对误差(ARE)	
		模拟	同化	模拟	同化
1	同化	1.58	0.465	0.2	0.05
	预报	1.486	0.017	0.2	0.002
2	同化	1.025	0.276	0.2	0.046
	预报	1.143	0.147	0.2	0.025
3	同化	2.76	1.01	0.2	0.069
	预报	2.38	0.23	0.2	0.019

3 结论

(1) 基于集合均方根滤波的数据同化方法可以降低模拟的误差,同化前后相比,叶绿素 a 的均方根误差和平均相对误差都有所降低。利用集合均方根滤波的数据同化方法,可以提高叶绿素 a 的预测精度。

(2) 基于集合均方根滤波的方法可以降低模型运行过程中的误差积累,同化后的误差演进比较稳定,说明本文提出的同化方案是可行的。通过数据同化,可以利用离散样点的观测值,推算整个水体叶绿素含量,有利于水环境质量的实时评价。

(3) 将数据同化的方法应用于其他湖区中时,水体动力学模型的数值计算方法会受到相应湖区的特定边界不同而采用不同的数值离散方法,数值计算方法也会发生相应的改变。为了达到最优的同化预测效果,集合均方根滤波中的相关参数,会随着动力学模型以及该湖区的背景场和观测场误差发生相应的改变。

(4) 将该方法应用于其他水质参数如:总磷、总氮、悬浮颗粒物等的估算和预测,可以对水环境质量更加全面、综合的评价。

致谢: 对刘忠华、徐昕在实验方面提供的帮助,在此表示感谢!

参考文献:

- [1] 黄春林,李新. 基于集合卡尔曼滤波的土壤水分同化试验[J]. 高原气象,2006,25(4): 665-671.
- [2] Moradkhani H, Sorooshian S, Gupta H V, et al. Dual state-parameter estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter[J]. Advances in Water Resources, 2005,28(2): 135-147.
- [3] Davenport I J, Silgram M, Robinson J S, et al. The use of earth observation techniques to improve catchment-scale pollution predictions[J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2003,28(33-36): 1365-1376.
- [4] 赵骞,田纪伟,曹丛华,等. 渤海、黄海、东海冬季海流场温度场数值模拟和同化技术[J]. 海洋学报,2005,27(1): 1-6.
- [5] 马继瑞,韩桂军,李冬. 变分伴随数据同化在海表面温度预报中的应用研究[J]. 海洋学报,2002,24(5): 1-7.
- [6] Ussif A M, Sandal L K, Steinshamn S I. A new approach of fitting biomass dynamics models to data [J]. Mathematical Biosciences, 2003,182(1): 67-79.
- [7] McLaughlin D. An integrated approach to hydrologic data assimilation: interpolation, smoothing, and filtering [J]. Advances in Water Resources, 2002,25(8-12): 1275-1286.
- [8] Aubert D, Loumagne C, Oudin L. Sequential assimilation of soil moisture and streamflow data in a conceptual rainfall-runoff model [J]. Journal of Hydrology, 2003,280(1-4): 145-161.
- [9] Smith N R. The global ocean data assimilation experiment [J]. Advances in Space Research. 2000,25(5): 1089-1098.
- [10] 张生雷,谢正辉,师春香,等. 集合 Kalman 滤波在土壤湿度同化中的应用[J]. 大气科学,2008,32(6): 1419-1430.
- [11] 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. 6-8.
- [12] Le C F, Li Y M, Zha Y, et al. Specific absorption coefficient and the phytoplankton package effect in Lake Taihu, China[J]. Hydrobiologia, 2009,619(1): 27-37.
- [13] Zhang Z, Song Z Y, Lv G N. A new implicit scheme for solving 3-D shallow water flows [J]. Journal of Hydrodynamics (Series B), 2009,21(6): 790-798.
- [14] Zhang Z, Song Z Y. Three-dimensional numerical modeling for wind-driven circulation and pollutant transport in a large-scale lake [A]. In: International Conference of Bioinformatics and Biomedical Engineering [C]. Chengdu: IEEE, 2010. 1-7.
- [15] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. Transactions of the American Society of Mechanical Engineering, Journal of Basic Engineering Series D, 1960,82: 35-45.
- [16] 曾忠一. 大气科学中的反问题(上册) [M]. 台北: 国立编译馆,2006. 341-347.
- [17] Evensen G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. Journal of Geophysical Research, 1994,99(C5):

- 10143-10162.
- [18] Whitaker J S, Hamill T M. Ensemble data assimilation without perturbed observations [J]. *Monthly Weather Review*, 2002, **130** (7): 1913-1924.
- [19] Aksoy A, Dowell D C, Snyder C. A multicase comparative assessment of the ensemble kalman filter for assimilation of radar observations. Part I: Storm-scale analyses [J]. *Monthly Weather Review*, 2009, **137** (6): 1805-1824.
- [20] 谭燕, 陈德辉. 基于非静力模式物理扰动的中尺度集合预报试验 [J]. *应用气象学报*, 2007, **18** (3): 396-407.

《环境科学》征稿简则

1. 来稿报道成果要有创新性,论点明确,文字精炼,数据可靠.全文不超过8 000字(含图、表、中英文摘要及参考文献).国家自然科学基金项目、国家科技攻关项目、国际合作项目或其它项目请在来稿中注明(在首页以脚注表示).作者投稿时请先登陆我刊网站(www.hjxx.ac.cn)进行注册,注册完毕后以作者身份登录,按照页面给出的提示信息投稿即可.

2. 稿件请按 GB 7713-87《科学技术报告、学位论文和学术论文的编写格式》中学术论文的规范撰写.论文各部分的排列顺序为:题目;作者姓名;作者工作单位、地址、邮政编码;中文摘要;关键词;中图分类号;英文题目;作者姓名及单位的英译名;英文摘要;关键词;正文;致谢;参考文献.

3. 论文题目应简练并准确反映论文内容,一般不超过20字,少用副标题.

4. 中文摘要不少于300字,以第三人称写.摘要内容包括研究工作的目的、方法、结果(包括主要数据)和结论,重点是结果和结论.英文摘要与中文对应,注意人称、时态和语言习惯,以便准确表达内容.

5. 前言包括国内外前人相关工作(引文即可)和本工作的目的、特点和意义等.科普知识不必赘述.

6. 文中图表应力求精简,同一内容不得用图表重复表达,要有中英文对照题目.图应大小一致,曲线粗于图框,图中所有字母、文字字号大小要统一.表用三线表.图表中术语、符号、单位等应与正文一致.

7. 计量单位使用《中华人民共和国法定计量单位》(SI).论文中物理计量单位用字母符号表示,如mg(毫克),m(米),h(小时)等.科技名词术语用国内通用写法,作者译的新名词术语,文中第一次出现时需注明原文.

8. 文中各级标题采用1, 1.1, 1.1.1的形式,左起顶格书写,3级以下标题可用(1), (2)……表示,后缩2格书写.

9. 文中外文字母、符号应标明其大小写,正斜体.生物的拉丁学名为斜体.缩略语首次出现时应给出中文全称,括号内给出英文全称和缩略语.

10. 未公开发表资料不列入参考文献,可在出现页以脚注表示.文献按文中出现的先后次序编排.常见文献书写格式为:

期刊:作者(外文也要姓列名前).论文名[J].期刊名,年,卷(期):起页-止页.

图书:作者.书名[M].出版地:出版社,年.起页-止页.

会议文集:作者.论文名[A].见(In):编者.文集名[C].出版地:出版社(单位),年.起页-止页.

学位论文:作者.论文名[D].保存地:保存单位,年份.

报告:作者.论文名[R].出版地:出版单位,出版年.

专利:专利所有者.专利题名[P].专利国别:专利号,出版日期.

11. 来稿文责自负,切勿一稿多投.编辑对来稿可作文字上和编辑技术上的修改和删节.在3个月内未收到本刊选用通知,可来电询问.

12. 投稿请附作者单位详细地址,邮编,电话号码,电子邮箱等.编辑部邮政地址:北京市2871信箱;邮编:100085;电话:010-62941102, 010-62849343;传真:010-62849343; E-mail: hjxx@rcees.ac.cn; 网址: www.hjxx.ac.cn