

短波红外垂直失水指数观测误差 估计方法及其同化方案

朱琳¹, 秦其明², 王金梁², 刘明超²

(1. 国家卫星气象中心, 北京 100081; 2. 北京大学地球与空间科学学院遥感所, 北京 100871)

摘要:发展了一个基于短波红外垂直失水指数的土壤水分观测误差空间分析方法, 据此改进了以遥感和生态过程模型为基础的两阶段土壤水分同化方案。通过实地同化实验, 证明了改进的土壤水分同化方案能较好地体现空间植被覆盖和数量的异质性导致的表层土壤水分的空间变异, 进一步提高了遥感数据在空间上的同化精度。

关键词:短波红外垂直失水指数; 观测误差; 土壤水分; 数据同化; BEPS 模型

中图分类号: TP751.1; TP722.5 **文献标识码:** A

Estimates of observation error based on shortwave infrared perpendicular water stress index for regional assimilation

ZHU Lin¹, QIN Qi-Ming², WANG Jin-Liang², LIU Ming-Chao²

(1. National Satellite Meteorological Center of China, Beijing 100081, China;

2. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: New method for estimating the observation error in the shortwave infrared perpendicular water stress index was presented. The new method was implemented in the two stage data assimilation scheme. From the data assimilation experiment, it was demonstrated that the improved data assimilation scheme can fairly reveal spatial variations of surface soil moisture resulted from the spatial and the quantitative heterogeneous of vegetation. Thus the accuracy of the assimilation was further improved.

Key words: shortwave infrared perpendicular water stress index (SPSI); observation error; soil moisture; data assimilation; boreal ecosystem productivity simulator (BEPS)

PACS: 95.75.Rs

引言

土壤水分在农业生产、气象预报、气候变化乃至全球变化研究中具有重要作用^[1]。土壤水分高度的时空变异性, 一直是难题和焦点。

许多研究表明, 将多源遥感数据同化到生态过程模型中, 可以更好地估计土壤水分的时空变化^[2-3]。当遥感数据同化从单点扩展到区域尺度时, 如何准确确定观测算子及其误差空间分布是非常关键的。Huang 等^[4]利用遥感反演的生态物理参数和地面实测值进行统计分析, 得到一个经验的误差估计方法。Zhu 等^[5]用同样的方法, 利用遥感反演的短波红外垂直失水指数 (Shortwave Infrared Perpendicu-

lar Water Stress Index, SPSI) 反演地表土壤水分含量, 并作为观测算子, 同化到生态过程模型中, 实现了生态过程模型关键参数和模拟的土壤水分的时空优化。以上研究, 作者均假定遥感反演土壤水分的误差只和影像获取时间有关, 忽略了地表状况不均导致的遥感反演土壤水分误差在空间的异质性。这种情况, 通常会低估遥感反演土壤水分的误差^[6]。

针对在数据同化中将观测算子误差方差看作各向同性的缺陷, 将遥感反演的叶面积指数引入到 SPSI 反演的土壤水分误差方差估算中, 建立了一种遥感反演的土壤水分误差方差估算方法, 据此改进以遥感和生态过程模型 (Boreal Ecosystem Productivity Simulator, BEPS)^[7]为基础的两阶段土壤水分同

化方案(Two Stage Data Assimilation Model for Soil Moisture, TSDA)^[5],并对同化后模型模拟结果的准确性进行了分析。

1 研究区与数据

1.1 研究区介绍

选择宁夏回族自治区中南部的固原市为研究区域。固原市东经 105°58′ ~ 106°33′、北纬 35°34′ ~ 36°38′,是典型的干旱半干旱地区,也是宁夏最重要的旱作农业区。该区域降水时间分配极不均匀,基本上每年都发生干旱,特别是在春季和夏季。因此研究春夏季地表水分状况的时空变化对该区的防旱抗旱工作有重要指导意义^[8]。

1.2 数据来源与预处理

选择 2004 年 3 月 18 日到 6 月 18 日(Day of Year, DOY = 78 ~ 170)作为研究时段,基本覆盖了整个春小麦的生长季。这一时段和 Zhu 等^[5]的研究时段一致,便于对比。收集了研究时段 BEPS 模型需要的输入数据,并对其进行了预处理。从 NASA 网站下载了中分辨率成像光谱仪(MODIS)500 m 分辨率遥感影像作为遥感土壤水分的观测数据源。在研究中,主要用 MODIS 第二通道(841 ~ 876 nm)以及第六通道(1638 ~ 1652 nm)分辨率为 500 m 的影像。有些时段有大量厚云干扰,无法进行地物光谱的准确获取,因此会影响数据获取的频率。此外,考虑到下载的数据能够和地面土壤水分实测数据对比,遥感影像尽量选取和地表实测值对应的日期。综合以上因素,将整个研究时段分成 8 个同化时段,在每个同化时段的最后一天,获取同时期的遥感影像,见表 1。其中以 DOY = 78 天的影像反演的土壤水分值作为模型输入数据,而其它天的数据反演的土壤水分作为观测算子同化到 BEPS 模型中,并对比在 DOY = 99 天时遥感土壤水分误差方差改进前和改进后对同化效果的影响。

为了便于遥感数据的土壤水分反演和模型模拟数据的地面验证,收集研究时段宁夏回族自治区 25 个标准气象站和生态观测站点的土壤水分和叶面积指数实测数据。从基于四尺度几何光学模型反演的全球叶面积指数数据集中^[9]裁剪出研究区相应数据,以便在空间上分析植被生长条件对 SPSI 反演土壤水分误差的影响。

2 短波红外垂直失水指数空间误差分析方法

2.1 短波红外垂直失水指数

表 1 同化时段的分割和数据的获取时间(2004 年)
Table 1 Configuration of assimilation periods and availability of data (Year: 2004)

DOY	同化周期	遥感数据获取时间(DOY)	实测土壤水分获取时间(DOY)
78 - 99	1	99	99
99 - 109	2	109	109
109 - 119	3	119	119
119 - 129	4	129	129
129 - 139	5	139	139
139 - 149	6	149	149
149 - 163	7	163	159
163 - 170	8	170	170

阿布都瓦斯提·吾拉木^[8,10]的研究表明,基于 ETM⁺ 近红外-短波红外波段构造特征空间呈梯形分布,梯形中不同的部位代表了植被和水分状况的分异特征,如图 1 所示。散点图底线 CD 类似于 NIR-Red 二维光谱空间中的土壤线,称之为 NIR-SWIR 基线,无植被覆盖的裸露土壤都在这条线上。C 到 D 像元从湿润到干旱逐渐变化,C 点为水体或水分饱和的裸露土壤分布,D 点为极度干旱的裸露土壤。垂直于 NIR-SWIR 基线的方向表示植被覆盖状况,即离 NIR-SWIR 基线越远,植被覆盖越好,反之亦然。过坐标原点作土壤基线的垂线 L,则梯形空间内任一点的植被或土壤含水量可以通过这点到垂线 L 的距离表示,据此,可以构造出 SPSI,其数学表达式为

$$SPSI = \frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}}(R_{SWIR} + MR_{NIR}) \quad (1)$$

式(1)中 M 代表研究区短波红外波段和近红外波段组成的散点图中土壤线的斜率,可以经过空间统计分析得到; R_{NIR} 和 R_{SWIR} 分别代表像元近红外和短波红外的反射率。实验证明,基于近红外-短波红外的

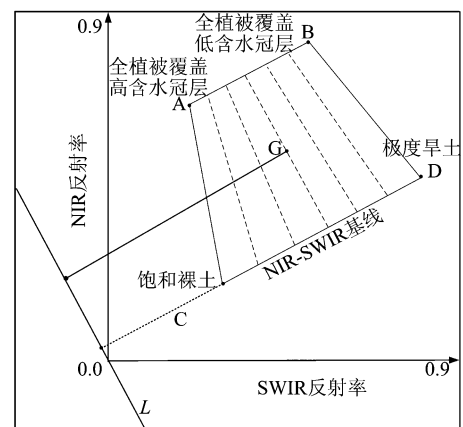


图 1 SPSI 示意图^[8,10]

Fig. 1 Sketch map of SPSI^[8,10]

SPSI 指数简单实用,易于操作和获取,大大简化了遥感土壤水分反演的过程^[8].

2.2 空间误差分析方法

在动态模型连续的土壤水分模拟过程中,需要不断地将观测值同化入模型中,以校正动态模型的模拟状态,提高动态模型的模拟精度.遥感反演的 SPSI 指数为数据同化提供了空间分布形式的土壤水分观测算子. Zhu 等^[5]在宁夏回族自治区的试验表明,由 MODIS 500 m 分辨率短波红外和近红外波段计算的 SPSI 和实地测量的 0~10 cm 土壤水分有较好的线性相关关系,利用这种相关关系作为同化中的观测算子将 SPSI 指数转化为对应的 0~10 cm 土壤水分.对同一幅影像,在空间上的反演误差是一样的.显然,这种方法只在一定程度上消除了由于空间尺度效应、植被生长过程带来的反演误差;而对于同一幅影像,其空间的不均一性误差没被考虑,在地表状况不均一的情况下会低估遥感反演的土壤水分误差.

结合短波红外和近红外构造的特征空间,进一步研究 SPSI 的构造原理发现,SPSI 只考虑了像元在短波红外和近红外组成的二维散点图中距土壤线干点的距离,而没有考虑植被效应的影响.在理论上,随着植被覆盖的降低,地表的保水能力减弱,土壤水分也会有所降低.而 SPSI 并没有考虑到这一效应.因此,由 SPSI 反演的土壤水分的误差理论上应该随着植被生物量的增加和植被覆盖度的增加而减少.为了验证在实际研究中是否存在这一关系,以固原站为例,拟合出了研究区各个时段遥感反演的土壤水分的均方差和相应的叶面积指数之间的关系,如图 2 所示.由图 2 得出,两者存在明显的相关关系.由二项式公式拟合的结果相关系数平方达到 0.88.此结果进一步证实了 SPSI 指数反演的土壤水分的误差和对应的叶面积指数有密切关系.

基于以上分析,建立了 SPSI 反演的土壤水分均方差和对应叶面积指数之间的关系式为

$$Y = 0.04 - 0.03X + 0.01X^2, \quad (2)$$

式(2)中 Y 指 SPSI 指数反演的土壤水分的均方差, X 是和 Y 对应像元的叶面积指数.利用式(2),即可根据相应时段遥感反演的叶面积指数产品估计对应像元遥感反演的土壤水分误差方差.

3 两阶段土壤水分同化方案的改进

3.1 两阶段土壤水分同化方案

为了同时优化动态模型的状态变量和相关参数

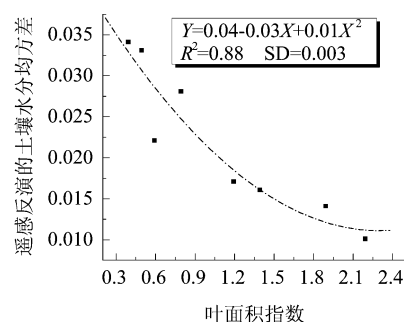


图 2 叶面积指数和遥感反演的土壤水分的拟合关系

Fig. 2 The fitting relationship between leaf area index and soil moisture derived from remote sensing data

以达到模型模拟值和观测状态变量之间一致性程度的最优化, Zhu 等^[5]综合集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter, EnKF)^[11]、BEPS 模型和 SPSI 遥感水分指数发展了一种以平滑法同化思路为基础的 TSDA 同化方案. TSDA 方案中土壤水分的优化采用参数优化和土壤水分重分析两个阶段完成.具体为以下四个步骤:

步骤 1 首先在 t_0 时刻驱动土壤水分动态模型,得到 $t_0 \sim t_n$ 时段连续的土壤水分模拟值.

步骤 2 在 t_n 时刻,获取研究区遥感数据,根据遥感数据和地面实测土壤水分数据,反演地表 0~10 cm 土壤水分作为同化的观测值.

步骤 3 利用遥感反演的土壤水分作为观测值,将动态模型模拟的 t_n 时刻土壤水分模拟值和模型参数通过优化算法进行更新.

步骤 4 将优化的模型参数重新驱动动态模型,进行土壤水分的重分析,得到 $t_0 \sim t_n$ 时段更新的土壤水分.

与以往平滑同化方法不同的是,通过优化算法,动态模型的状态变量(这里是指土壤水分)和参数都得到了更新,不仅可以在空间上优化 BEPS 模型对土壤水分的模拟精度,还能同时提高模型对蒸散量、净第一生产力的模拟精度,这对干旱监测、大面积灾损评估乃至全球变化研究都具有重要的现实意义^[6].

3.2 集合卡尔曼滤波方法

在 TSDA 同化方案中,利用 EnKF^[11]作为数据同化中的优化算法.近十几年来,由于 EnKF 对处理各种数据与模型的不确定性比较灵活、算法易于实现和操作,已经被广泛应用于地表数据同化研究中^[4,12].

EnKF 本质上是一种基于蒙特卡罗采样方法的

传统卡尔曼滤波的近似,一般分为预测和分析两个过程.在预测阶段,该方法将地表生态水文模型看成近似随机动态预报,用一个模型状态变量集合去代表模型中的欲求状态变量的概率密度函数,通过向前积分模型,动态地计算模型的概率密度函数所对应的统计特性(如均值与协方差),从而避免了背景误差方差是已知的或不随时间变化的假设.在分析阶段,通过引入观测数据将模型状态变量集合每一个成员更新为

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

其中 x^- 为预测阶段模型的状态变量或参数; x^+ 为经过卡尔曼滤波更新方程计算后的模型的状态变量或参数; y 表示观测数据; \mathbf{K} 为卡尔曼增益矩阵; \mathbf{H} 为线性的观测转换矩阵.

EnKF 的这种优化形式,让模型误差随着同化频率而不断的调整和优化,使模型和观测更好地保持一致.

3.3 TSDA 同化方案的改进

利用式(2),进一步改进两阶段土壤水分数据同化方案(Modified TSDA, MTSDA).主要表现为:首先,在观测值扰动生成集合时,根据上述关系得到扰动所需的土壤水分均方差;其次,利用卡尔曼更新方程时,利用上述关系计算得到对应像元上观测值的误差方差.

4 同化实验及效果分析

为了和改进前的 TSDA 结果对比,作者应用 MTSDA 方案、遥感反演的土壤水分以及 EnKF,进行了固原市从 DOY (Day of Year) = 78 到 DOY = 99 时段的数据同化试验. BEPS 模型的初始值和 Zhu 等^[5] 文章中的设定一致,观测值采用 DOY = 99 天的 SPSI 反演的土壤水分.同化结果如图 3 ~ 图 8 所示.

图 3 为 BEPS 模型从 DOY = 77 天开始,模拟到 DOY = 99 天时,模型模拟的土壤水分空间分布.作者查阅了同时期的宁夏气象局土壤水分观测资料:研究区土壤水分总体上呈从北向南逐渐增加的趋势,受干燥多风的气候影响,表层土壤水分在逐渐减少.由于对研究区初始参数没有先验知识,导致在研究区南部部分区域, BEPS 模型模拟的土壤水分的空间分布趋势偏离了实际情况.对比同时期遥感反演的土壤水分(DOY = 99, 2004 年 4 月 8 日),见图 4,基本上能够反映实际的空间分布的趋势特征.

图 5 为在 DOY = 99 天,用 TSDA 同化方案将遥感反演的土壤水分同化到 BEPS 模型后,经过 BEPS

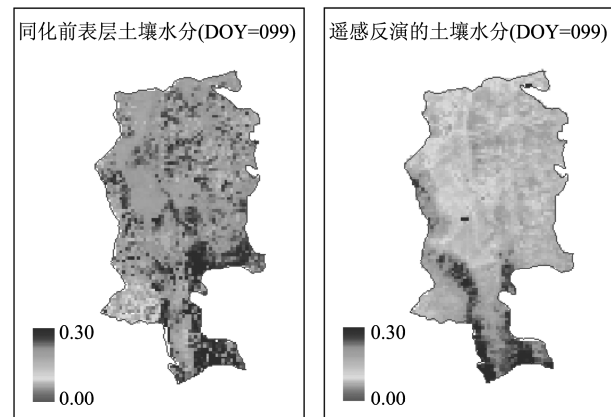


图 3 BEPS 模型模拟的表层土壤水分

Fig. 3 Surface soil moisture simulated by BEPS

图 4 遥感反演的表层土壤水分

Fig. 4 Surface soil moisture derived from remote sensing data

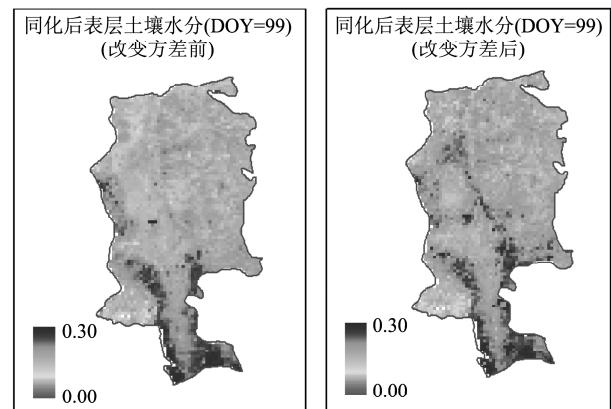


图 5 TSDA 方法同化后的表层土壤水分

Fig. 5 Surface soil moisture derived from TSDA scheme

图 6 MTSDA 方法同化后的表层土壤水分

Fig. 6 Surface soil moisture derived from MTSDA scheme

模型参数优化重新计算的土壤水分(同化时观测算子的误差方差用 SPSI 和实地测量的 0 ~ 10 cm 土壤水分之间的线性相关关系来计算,并认为对于同一幅影像,其误差方差被看作是各向同性的).经过将遥感反演的土壤水分同化到模型中,并调整相应的模型参数,模型对表层土壤水分的模拟精度有了较大提高.同化后的表层土壤水分在研究区南部有了较大的提高,在研究区中部和北部有了一定的降低.受遥感反演的观测算子的影响,同化后的土壤水分的空间分布和值的大小与遥感反演的土壤水分更加接近, BEPS 模型模拟的土壤水分空间分布的一些细节特征,如研究区中部,自西北向东南有一条斜长的条带,在同化后变得不明显.

图 6 为用 MTSDA 方案同化后的表层土壤水分优化结果. 比较图 5 和图 6 可见, 在同化的过程中通过将观测值的方差改变, 同化后的土壤水分整体的空间分布有了明显的变化, 特别是在研究区中部, 自西北向东南有一条斜长的条带, 其对应的表层土壤水分有明显增高. 在研究区西南部, 有部分地区表层土壤水分有所降低.

图 7 为根据式(2)计算而得对应时期 SPSI 反演的土壤水分误差方差的空间分布. 由图 7 看出, 在研究区中部, 也有一条自西北向东南的斜长的条带, 对应的方差比较大, 平均在 0.03 以上; 在研究区西南部有部分地区方差比较小, 这一空间分布和图 6 正好对应. 可见, 观测值的方差的空间分布在一定程度上影响了土壤水分的同化结果. 而在 TSDA 模型中, 观测值的方差没有考虑这种空间的变化.

图 8 为对应时期的叶面积指数, 由于遥感反演的土壤水分方差是由叶面积指数拟合而来, 所以图 8 和图 7 之间存在很好的负相关关系. 叶面积指数大的地方, SPSI 反演的土壤水分的方差比较小; 而在叶面积指数比较小的区域, SPSI 反演的土壤水分的方差较大.

进一步将 MTSDA 同化结果和 TSDA 同化结果(图 3 ~ 图 7)对比可以发现, 对于 MTSDA 同化结果, 在 SPSI 反演的土壤水分方差大的地区, 同化结果更接近 BEPS 模型本身的模拟结果(图 3). 而在 SPSI 反演的土壤水分方差小的地区, MTSDA 同化结果更接近遥感反演的土壤水分值(图 4). 这一结果是由集合卡尔曼滤波本身的更新机制决定的. 集合

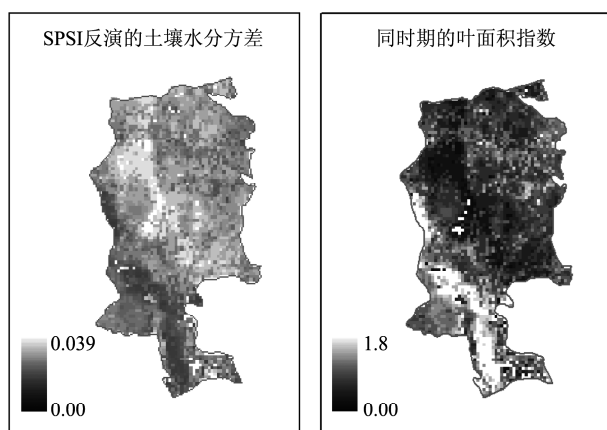


图 7 SPSI 反演的表层土壤水分误差方差

Fig. 7 Error variance of surface soil moisture derived from SPSI

图 8 同时期叶面积指数

Fig. 8 Simultaneous leaf area index

卡尔曼滤波在本质上是一个线性的更新方程(如式(3)所示). 它通过在模型模拟值的基础上加上一个修正量来得到状态变量或参数的更新. 修正量由卡尔曼增益和观测与模拟值的差值两部分组成. 对于 MTSDA 同化方案来说, 由于加入了遥感反演的土壤水分误差方差的空间分布, 使得修正量带有空间分布特征, 从而可以在空间上衡量遥感反演的土壤水分和模型模拟值两者之间的可信度, 并给出修正量的大小. 可见, MTSDA 同化方法通过在同化中加入叶面积指数相关的遥感土壤水分方差空间分布, 在利用集合卡尔曼滤波更新时, 在遥感反演的土壤水分误差较大的区域给 BEPS 模型模拟值更大的可信度, 这样从很大程度上避免了 SPSI 本身对植被覆盖低或植被生物量小的地区估算误差大的缺陷.

5 结论

通过分析和拟合叶面积指数和土壤水分之间的相关关系, 建立了在空间上估计 SPSI 反演土壤水分误差方差的经验方法, 并据此改进了以 SPSI 和 BEPS 模型为基础的 TSDA. 对研究区的分析试验表明, 在空间上 MTSDA 能够较好地体现空间植被覆盖和数量的异质性导致的表层土壤水分的空间变异. 通过在同化中加入叶面积指数相关的遥感土壤水分方差的空间分布, 在同化中能够弥补 SPSI 本身对植被覆盖低或植被生物量小的地区估算误差大的缺陷.

由于土壤水分实地测量点数量有限, 文中确定的叶面积指数和 SPSI 反演土壤水分的误差方差之间的关系仅由有限的实地测量点对应的数据拟合而成, 其拟合曲线的形式和参数具有一定的经验性, 推广到其他地区时还要根据实地情况进行校正.

REFERENCES

- [1] Silberstein R P, Sivapalan M, Wyllie A. On the validation of a coupled water and energy balance model at small catchment scales[J]. *J. Hydrol.*, 1999, **220**(3-4): 149 - 168.
- [2] Kostov K G, Jackson T J. Estimating profile soil moisture from surface layer measurements-a review[J]. *Proc. SPIE*, 1941, **1993**: 125 - 136.
- [3] Moradkhani H. Hydrologic remote sensing and land surface data assimilation[J]. *Sensors*, 2008, **8**(5): 2986 - 3004.
- [4] Huang C, Li X, Lu L. Retrieving soil temperature profile by assimilating MODIS LST products with ensemble Kalman filter[J]. *Remote Sens. Environ.*, 2008, **112**(4): 1320 - 1336.
- [5] Zhu L, Chen J M, Qin Q, et al. Optimization of ecosystem model parameters using spatio-temporal soil moisture information[J]. *Ecol. Model.*, 2009, **220**(18): 2121 - 2136.

(下转 536 页)

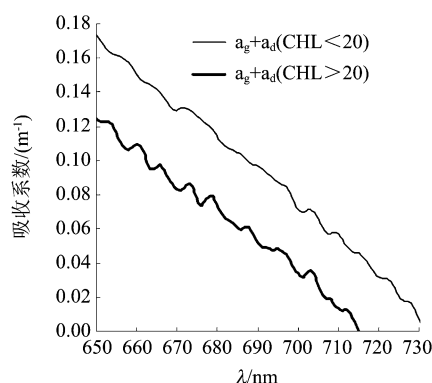


图4 不同叶绿素 a 浓度下的 a_d 与 a_g 之和的曲线图

Fig.4 The sum of a_d and a_g while $CHL < 20 \mu\text{g/L}$ and $CHL > 20 \mu\text{g/L}$

REFERENCES

- [1] Duan H T, MA R H, Xu X F, *et al.* Two-decade reconstruction of algal blooms in China's Lake Taihu[J]. *Environmental Science & Technology*, 2009, **43** (10): 3522 - 3528.
- [2] YIN Qiu, SHU Xiao-Zhou, XU Zhao-An, *et al.* Analysis on the ultra-spectral characteristics of water environmental parameters about lake[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (尹球, 疏小舟, 徐兆安, 等. 湖泊水环境指标的超光谱响应特征分析. *红外与毫米波学报*), 2004, **23** (6): 427 - 430, 435.
- [3] MA Rong-Hua, DUAN Hong-Tao, TANG Jun-Wu, *et al.* *Remote sensing of lake water environmental* [M]. Beijing: Science Press (马荣华, 段洪涛, 唐军武, 等. *湖泊水环境遥感*, 北京: 科学出版社), 2010: 2 - 6.
- [4] Dekker A G. Detection of optical water quality parameters for eutrophic waters by high resolution remote sensing[D]. *Doctorate Thesis Earth and Life Sciences*, Amsterdam: Vrije University. 1993: 10 - 13.
- [5] Dall'Olmo G, Gitelson A A. Effect of bio-optical parameter variability on the remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters: experimental results[J].

Applied Optics, 2005, **44** (3): 412 - 422.

- [6] Gitelson A A, Gritz Y, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2003, **160** (3): 271 - 282.
- [7] Zimba P V, Gitelson A. Remote estimation of chlorophyll concentration in hyper-eutrophic aquatic systems. Model tuning and accuracy optimization[J]. *Aquaculture*, 2006, **256** (1-4): 272 - 286.
- [8] Le C F, Li Y M, Zha Y, *et al.* A four-band semi-analytical model for estimating chlorophyll a in highly turbid lakes: The case of Taihu Lake, China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, **113** (6): 1175 - 1182.
- [9] Yang W, Bunkei M, CHEN Jin, *et al.* An enhance three-band index for estimating chlorophyll-a in turbid case-II waters: case studies of Lake Kasumigaura, Japan, and Lake Dianchi, China[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, **7** (4): 655 - 659.
- [10] Ma R H, Tang J W, Dai J F. Bio-optical model with optimal parameter suitable for Taihu Lake in water color remote sensing[J]. *International Journal of Remote Sensing*. 2006, **27** (19): 4305 - 4328.
- [11] Huang X F. *Survey, observation and analysis of lake ecology* [M]. Beijing: Standards Press of China. (黄祥飞. *湖泊生态调查观测与分析*. 北京: 中国标准出版社), 1999: 77 - 99.
- [12] Cleveland J S, Weidemann A D. Quantifying absorption by aquatic particles: A multiple scattering correction for glass-fiber filters[J]. *Limnol. Oceanogr.* 1993, **38** (6): 1321 - 1327.
- [13] Bricaud A, Morel A, Prieur L. Absorption by dissolved organic matter of the sea (yellow substance) in the UV and visible domain[J]. *Limnol. Oceanogr.* 1981, **26** (1): 43 - 53.
- [14] TANG Jun-Wu, TIAN Guo-Liang, WANG Xiao-Yong, *et al.* The methods of water spectra measurement and analysis I: above-water method[J]. *Journal of Remote Sensing*. (唐军武, 田国梁, 汪小勇, 等. *水体光谱测量与分析 I: 水面上测量法*. *遥感学报*), 2004, **8** (1): 37 - 44.

(上接 530 页)

- [6] ZHU Lin. Research on soil moisture data assimilation method based on remote sensing and ecological process model [D]. *Peking University Ph. D. Thesis* (朱琳. 基于遥感和生态过程模型的土壤水分数据同化方法研究. 北京大学博士学位论文), 2009.
- [7] Chen J M, Liu J, Clhlar J, *et al.* Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications[J]. *Ecol. Model.*, 1999, **124** (2-3): 99 - 119.
- [8] Ghulam A. Remote monitoring of farmland drought based on n-dimensional spectral feature space[D]. *Peking University Ph. D. Thesis* (阿布都瓦斯提·吾拉木. 基于 n 维光谱特征空间的农田干旱遥感监测. 北京大学博士学位论文), 2006.
- [9] Deng F, Chen J M, Plummer S, *et al.* Algorithm for global leaf area index retrieval using satellite imagery[J]. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 2006, **44**

(8): 2219 - 2229.

- [10] GHULAM A, LI Zhao-Liang, QIN Qi-Ming, *et al.* A method for canopy water content estimation for highly vegetated surfaces-shortwave infrared perpendicular water stress index[J]. *Science in China D*: (阿布都瓦斯提·吾拉木, 李召良, 秦其明, 等. 全覆盖植被冠层水分遥感监测的一种方法: 短波红外垂直失水指数. *中国科学 D 辑*), 2007, **37** (7): 957 - 965.
- [11] Evensen G. Sequential data assimilation with a non-linear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics[J]. *J. Geophys. Res.*, 1994, **99** (C5): 143 - 162.
- [12] Hu X, ZHANG F, Nielsen-Gammon J W. Ensemble-based simultaneous state and parameter estimation for treatment of mesoscale model error: A real-data study[J]. *Geophys. Res. Lett.*, 2010, **37**: L08802.