

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.01.037

基于 GOES 数据和弱约束变分的地表水热通量估算*

刘翔舫¹ 黄健熙¹ 秦军² 王鹏新¹ 徐同仁³

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国科学院青藏高原研究所, 北京 100101;

3. 北京师范大学遥感科学国家重点实验室, 北京 100875)

摘要: 基于弱约束的四维变分方法和陆面过程模式发展了一个地表温度的陆面数据同化系统。本文反演了地球静止业务环境卫星(Geostationary operational environmental satellite, GOES)的地表温度,并将反演的地表温度同化入陆面过程模式,改进陆面过程模式中地表水热通量的估算精度。以弱约束的变分方法通过在代价函数中增加弱约束项代替陆面过程模式动力方程组中存在的模式误差,构建新的代价函数并对其优化,从而改善模式中显热与潜热的估算精度。将 GOES 地表温度与实测地表温度进行比较,其均方根误差(RMSE)作为试验中的观测误差。选择美国通量网 AmeriFlux 中 2 个主要农业站点的气象和通量数据作为试验数据,对同化系统进行驱动和验证。结果表明同化后的地表温度、潜/显热估算精度均有提高。其中,各站地表温度 RMSE 平均仅为 1 K,显热通量平均 RMSE 下降 22 W/m²,潜热通量平均 RMSE 下降 26 W/m²。因此结合陆面过程模式的弱约束变分方法同化 GOES 反演温度产品估算近地表水热通量的方法是有效且可行的。

关键词: 地表水热通量 弱约束四维变分 地球静止业务环境卫星 地表温度反演 近地表陆面过程模式 数据同化

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2014)01-0236-10

引言

近地表水热通量数据的准确计量与估算是大气、水文、陆面以及生态模式中的关键物理因子。近年来,地表通量也同时在农业的节水与作物管理等方面发挥至关重要的地位。因此,对估算显热与潜热通量的方法和结果的准确性有许多研究。其中传统方法是站点间的台站观测,虽然台站对于点的估算上比较准确,但是很难得到区域上的平均通量,对于空间上的扩展十分有限。然而,水文学方法虽能够得到大面积空间尺度的蒸散量,但是时间周期却偏长。近年来由于遥感信息宏观、实时特点的引入,为估算水热通量的方法提供了新空间^[1-4]。但是,卫星遥感影像只能提供地表现层面上的观测,而通量计算大多需要多层多种微气象数据(空气温度、相对湿度、压强、风速等)参与反演估算。此外,由于卫星传感器数据接收到的是瞬时值,因此由遥感产品直接估算得到的通量也是瞬时值,当需要累加到日、月、年的产品时会产生很大误差。在模型的模拟研究方面,近地表的陆面过程模式的研究一直不断发展,现今多种可模拟地表土壤-植被-大气连

续体中能量与水分的连续变化的过程模式被逐步改善并运用在多领域中^[5-9],对于近地表能量平衡与能量估算的意义重大。然而,陆面过程模式的多层次性的构建容易导致物理模型间参数的复杂化与不确定性,使得仅仅依靠单一陆面过程模式中模拟的精度在一些应用中难以达到要求。这就需要提出一种新的方法既能兼顾几种主要方法的优势,又能尽可能摒除劣势,减少估计的误差,进而提高反演精度的要求。因此,陆面数据同化方法的优势使其迅速发展起来。

近年来,陆面数据同化方法的发展已经得到很多的应用^[10]。陆面数据同化技术在实际应用中可同时利用遥感数据产品的宏观、实时等优势 and 陆面过程模式多层次架构的特点,能够将两者通过发展的数据同化算法有机结合在一起,共同作用于对目标参数的估算反演中,使同化系统最终得到高精度、高分辨率的估算结果。其中,陆面数据同化技术在估算地表水热通量方法的研究已广泛展开。在陆面模式地表水热通量的估算中,模式中的地表温度是一个协同变化的关键参数之一,也多是作为定义地表辐射潜热与显热的重要边界条件^[11],因此在同化

收稿日期: 2012-12-12 修回日期: 2013-01-16

* 国家自然科学基金资助项目(41371326)

作者简介: 刘翔舫, 博士生, 主要从事数据同化与定量遥感研究, E-mail: liuxgcau@gmail.com

通讯作者: 黄健熙, 副教授, 主要从事定量遥感与数据同化研究, E-mail: jxhuang@cau.edu.cn

系统中地表温度的估算具有重要意义。许多研究表明近地表温度的同化对反演地表水热通量的结果有重要作用^[5-15]。

在陆面数据同化技术的广泛应用下,适用于陆面数据同化技术的最优化算法也在迅速发展。现今应用广泛的同化算法中有以卡尔曼滤波为主的顺序滤波系列和以四维变分为主的变分方法系列。对于线性系统,标准卡尔曼滤波^[16]无疑是最优的同化方法。但是由于陆面过程模式多为非线性,传统的卡尔曼滤波无法满足要求。根据随机动态预报理论提出的蒙特卡洛法计算状态预报误差协方差的集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter, EnKF)^[17]得到广泛的发展和應用。其克服了原卡尔曼滤波要求线性化模型算子和观测算子的缺点,而且算法相对简单,适合状态变量的估计^[18-19]。然而,在伴随动态模式估计状态变量的过程中,对其他随时间变化的不确定性模式参数估计时,变分方法相比于集合卡尔曼滤波方法具有更大的优势^[13]。考虑模式误差的影响,Sasaki^[20]提出弱约束变分同化的基本思想是通过在构建代价函数中增加弱约束项来考虑模式方程中存在的误差。Derber^[21]提出在四维同化中引入偏差订正项,实现弱约束的构建。此后,应用基于弱约束的变分方法在陆面模式预报中广泛展开^[13, 22-25]。本文应用弱约束变分同化的理论,以 Cappirini 等^[7]和 Qin 等^[13]模式和方法为基础,从理论上分析构建带有约束项的代价函数,并将 GOES 卫星反演的地表温度数据与模式耦合,实现地表水热通量的估计,以期在以后更多应用中提供重要参考价值。

1 同化算法

现阶段大量陆面过程模式的研究和应用不断发展和完善,但是由于自然环境的变化特征,尤其是地面表层温度变化的时间与空间的不确定性,导致模式中地表温度的模拟结果并不十分准确,从而使关联的地表水热通量的模拟精度下降。将高分辨率瞬时遥感地表温度引入陆面过程模式,并且增加代价函数中模式误差作为弱约束项的方法,不仅能优化校正模型在同一时刻的地表温度模拟结果,而且能同时提高地表水热通量的估计。图 1 中简单描述了本文使用的同化方法流程图。图中具体流程为:①利用地面观测站获取驱动陆面过程模式的气象数据。②通过遥感地表温度反演技术和地面观测得到同化系统中的观测项和地表初始驱动参数集。③将驱动数据与地表参数数据通过驱动陆面过程模式并结合弱约束同化方法同化当前时刻 GOES 地表温度优化当前时刻状态变量。④同化过程继续向前运

行,生成下一时刻背景场。⑤不断调整优化,最终得到最优输出结果。

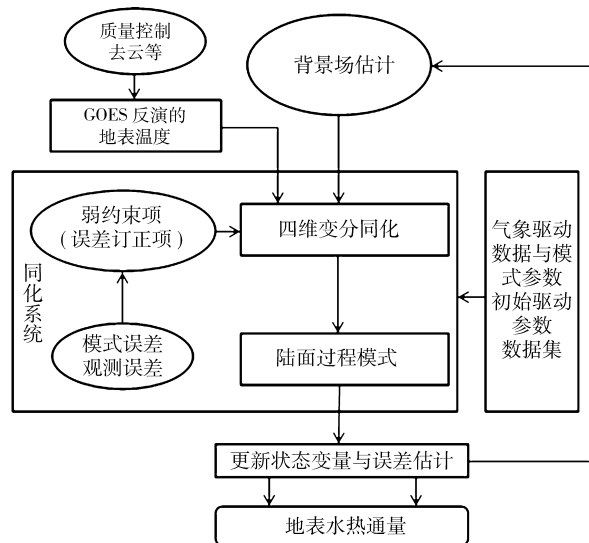


图 1 同化系统流程图

Fig. 1 Flowchart describing the assimilation experiments procedures for turbulent fluxes estimation

1.1 陆面过程模式

陆面过程模式是由经典 Force - Restore 方程为基础的能量平衡动态方程组^[6, 26]。该前向微分方程随时间变化给出地表温度的估计

$$\frac{dT_s}{dt} = \frac{2}{P} \sqrt{\pi\omega} (R_n - H - L_E) - 2\pi\omega (T_s - T_{\text{deep}}) \quad (1)$$

$$T_{\text{deep}} = \sum_{i=1}^{D_N} \frac{T_{si}}{D_N} \quad (2)$$

式中 R_n ——地表净辐射

H ——显热通量 L_E ——潜热通量

P ——地表的热惯量

ω ——每日频率, $1/86\ 400\ \text{s}$

T_{si} ——前一天第 i 时刻的地表温度

T_{deep} ——土壤温度

D_N ——1 d 内的时间步长

式(1)为该模式的主体部分,其中热通量数据(潜热、显热与净辐射)依赖于地表温度 T_s 的状态估计。因此,准确估算与优化当前时刻的地表温度 T_s 对下一时刻热通量数据的估计至关重要。

式(1)中,可将显热与潜热表示为

$$H = \rho c_p C_n U (T_s - T_a) \quad (3)$$

$$L_E = \frac{E_F}{1 - E_F} H \quad (4)$$

式中, E_F 为蒸散比值,在本文中是潜热通量与显、潜热通量之和的比值。利用此方法可简化潜热通量的计算,只需计算显热通量与蒸散比值即可得到对应时刻的潜热通量。 U 、 T_a 、 ρ 、 c_p 分别为风速、空气温

度、空气密度和空气比热容, C_H 为显热输送系数。由空气动力学法计算的 C_H 随 Richardson 数 R_{ib} 的变化特征相关, 并且对 R_{ib} 有较强的依赖关系。因此 C_H 在不稳定大气和稳定大气时与 R_{ib} 的线性关系式为

$$C_H = \begin{cases} C_{HN} [1 + 24.5 (-C_{HN} R_{ib})^{1/2}] & (R_{ib} < 0) \\ \frac{C_{HN}}{1 + 11.5 R_{ib}} & (R_{ib} > 0) \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{其中 } R_{ib} = \frac{g \Delta\theta z_{ref}}{\theta U^2} \quad (6)$$

$$C_{HN} = \frac{\kappa^2}{\ln(z_{ref}/z_{om}) \ln(z_{ref}/z_{oh})} \quad (7)$$

式中 C_{HN} —— C_H 在中性时输送系数的值, 此值由地表粗糙度决定

z_{ref} ——观测塔高度

z_{om} 、 z_{oh} ——动量和热传递的粗糙度长度

κ ——von Karman 常数, 约等于 0.4

$\Delta\theta$ ——空气与地表之间的位势温度

g ——重力加速度

本文应用的陆面过程模式方程组中可以看出, 地表温度与所有通量的计算有关, 所以通过改变地表温度的预报, 进而可改变地表水热通量的预报。同时, C_{HN} 和 E_F 也是决定显热通量和潜热通量估计的直接参数。因此, 试验对传统四维变分方法的代价函数进行改变, 将 C_{HN} 和 E_F 这 2 个参数作为模式中的弱约束项加入新的代价函数, 作为模式误差的一部分。

1.2 四维变分同化算法

四维变分方法(4DVAR)^[27-28]作为一种成熟的资料同化方法已经被用于许多数值预报中, 其优势主要有 2 点: ①可利用完整的模式方程作为动力约束。②可以同时同化多个时间的观测资料。因此, 近年来被数据同化领域广泛开发引用。

1.2.1 弱约束的变分方法

传统强约束 4DVAR 方法是在一个同化时间窗内极小化下面的代价函数

$$J = (\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_b)^T \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_b) + \sum_{k=1}^K (\mathbf{y}_k - \mathbf{H}(\mathbf{x}_k))^T \mathbf{Q}_0^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{H}(\mathbf{x}_k)) \quad (8)$$

式中 \mathbf{x}_0 ——初始时刻模式变量

\mathbf{x}_b ——背景场变量 \mathbf{H} ——观测算子

\mathbf{B} ——背景场误差协方差矩阵

\mathbf{Q}_0 ——观测误差协方差矩阵

\mathbf{y}_k ——在 k 时刻的观测值

\mathbf{x}_k ——相应时刻的预报值

\mathbf{x}_k 是从初始状态变量 \mathbf{x}_0 出发积分下面的模式方程得到。

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{M}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) \quad (9)$$

相对于传统约束 4DVAR, 模式误差强迫控制变量的弱约束 4DVAR 模式状态方程为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{M}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{I}_k \quad (10)$$

式中, 增加的 \mathbf{I}_k 表示第 k 时刻的模式误差, 其可根据选用模式方程的不同, 根据模式关键变量的不确定性在构建代价函数时设置一个或多个误差约束项。

1.2.2 代价函数的构建

将陆面过程模式作为 4DVAR 中的模式 \mathbf{M} , 可以根据 4DVAR 的定义(式(10))中得到新的模式状态方程

$$\mathbf{T}_s(t_i) = \mathbf{M}(\mathbf{T}_s(t_{i-1})) + \boldsymbol{\varepsilon}_m(t_i) + \boldsymbol{\varepsilon}_c + \boldsymbol{\varepsilon}_\theta(t_j) \quad (11)$$

式中 $\boldsymbol{\varepsilon}_m$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_c$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_\theta$ ——过程模式误差中的 LST、 E_F 、 C_{HN} 的误差项

T_s ——陆面过程模式模拟的地表温度

其中输送系数 C_{HN} 由式(7)可知, 其主要依赖于粗糙度的变化。通常情况, 由于短时间内地表环境变化缓慢, 使得 C_{HN} 变化幅度近乎于常数, 因此本试验假定在一个同化窗口(10 d)时间内的 C_{HN} 是一个定值, 其误差表示为 $\boldsymbol{\varepsilon}_c$ 。此外, 许多研究表明蒸散比系数 E_F 在当地时间 9:00 至 18:00 内的变化很小, 可视为常数^[6, 7, 29-30]。在本试验中, E_F 根据模式与代价函数的构建需求, 其假设条件被放宽, 即使使用日均的蒸散比值, 其误差表示为 $\boldsymbol{\varepsilon}_\theta$ 。至此, 可得到弱约束方法的代价函数

$$J = (\mathbf{T}_s(t_0) - \mathbf{T}_s^b)^T \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{T}_s(t_0) - \mathbf{T}_s^b) + \sum_{k=1}^K (\mathbf{T}_0(t_k) - \mathbf{T}_s(t_k))^T \mathbf{Q}_0^{-1} (\mathbf{T}_0(t_k) - \mathbf{T}_s(t_k)) + \sum_{i=1}^N (\mathbf{T}_s(t_i) - \mathbf{M}(\mathbf{T}_s(t_{i-1})))^T \mathbf{Q}_m^{-1} (\mathbf{T}_s(t_i) - \mathbf{M}(\mathbf{T}_s(t_{i-1}))) + (\mathbf{C}_{HN} - \mathbf{C}_{HN}^b)^T \mathbf{Q}_c^{-1} (\mathbf{C}_{HN} - \mathbf{C}_{HN}^b) + \sum_{j=1}^D (\mathbf{E}_{F_j} - \mathbf{E}_F^b)^T \mathbf{Q}_\theta^{-1} (\mathbf{E}_{F_j} - \mathbf{E}_F^b) \quad (12)$$

式中 \mathbf{Q}_m 、 \mathbf{Q}_c 、 \mathbf{Q}_θ —— $\boldsymbol{\varepsilon}_m$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_c$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_\theta$ 的误差协方差矩阵
 \mathbf{K} ——一个同化窗口内的观测值数目
 \mathbf{T}_0 ——在 k 时刻的观测值, 由于本次试验观测项即为直接反演的地表温度, 故观测算子 \mathbf{H} 为单位矩阵, 在方程中被省略

\mathbf{C}_{HN} 、 \mathbf{E}_{F_j} —— C_{HN} 、 E_F 向量

\mathbf{C}_{HN}^b 、 \mathbf{E}_F^b —— C_{HN} 和 E_F 的背景场

弱约束方法中, 代价函数的模式误差项的增加必然增加计算过程的复杂性。因为在代价函数中, 为了求得代价函数相对初始场变量的梯度, 需要给

出预报模式的切线性模式以及相对应的伴随模式。这是一项相当繁杂而耗时的过程,尤其是复杂的代价函数和非线性的动力模式。因此,在本研究中,将利用自动微分工具 TAPENADE 推衍代价函数的伴随模式,优化方法采用 Andrei^[31-32] 的共轭梯度算法对代价函数优化。

2 数据获取与处理

本研究主要选择以农作物植被类型的站点: Bondville 和 ARM_SGP_Main 站进行同化试验,其地

面站点详细信息见表 1。Bondville 作为农作物代表站点,数据被大量研究引用验证并发表。而 ARM_SGP_Main 则是第一个由美国能源部设立的拥有大气辐射测量的重要实验站,自成立起,大量测量仪器被陆续建设在站点内。此外,SGP 站点也是世界上最大的气象研究站,并被誉为“没有墙的实验室”。这 2 个站点均为美国通量网 AmeriFlux 的主要实验站点,相比较其他站点,具有面积广阔,作物单一,气象资料齐全等特点,并且通量数据均为 30 min/次。

表 1 AmeriFlux 站点信息概况

Tab. 1 Summary of the observation sites in AmeriFlux

观测站名称	地点	坐标/(°)	植被类型	土壤类型	冠层高度/m	年份	通量塔高度/m
Bondville	伊利诺伊州	40.019(N);88.29(W)	农作物	粉砂土壤	0.7~1	2006	10
ARM_SGP_Main	俄克拉荷马州	36.61(N);97.49(W)	农作物	粉砂黏壤土	0~0.5	2006	4.25

本文所用的地表温度产品为 GOES 反演的地表温度,作为验证的地表温度产品由站点观测数据计算得到。地面气象与通量数据也收集自站点提供的数据。由于所选站点具有作物类型单一,短时的区域地表与天气变化平稳和四周开阔的特点,因此认为地面测量数据短小时内可代表一定的区域范围^[33]。

2.1 GOES LST 数据

地球静止业务环境卫星 GOES-12 影像资料下载自美国国家海洋和大气局(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)管理下的 CLASS(Comprehensive Large Array-Data Stewardship System)数据库。该卫星于 2001 年发射,并于 2003 年至 2010 年间正式运行服役。运行轨道为 75°W,影像可覆盖全美地区。GOES-12 可见光/红外扫描辐射仪有 5 个光谱通道。其中,可见光通道为 0.67 μm,其余 4 个为红外波段通道,分别为 3.9 μm、6.5 μm、10.7 μm 和 13.3 μm。GOES 下载影像组织存储为 GVAR(GOES variable format)格式,其转换方法和成像仪校正算法参考自 NOAA 提供的信息。GOES 图像时间分辨率较高。其每 30 min 一次的卫星图像有利于陆面数据同化系统中与陆面过程模式的耦合。因此,在同化系统运行前,需要对 GOES 影像实现地表温度的反演。

地表温度的经典反演方法为分裂窗算法,也是目前为止最为广泛的地表温度反演方法。其理念是利用 2 个相邻近的热红外波段(11.0~12.0 μm 附近)的不同大气透过特征为基础进行地表面温度的反演。而 GOES 由于缺少 12.0 μm 热红外通道,无

法满足经典的分裂窗方法的实现。因此,本研究中反演方法采用 Sun 等^[34-35] 基于辐射传输理论改进的双通道(3.9 μm 和 10.7 μm)地表温度反演算法。利用中红外通道(3.9 μm)大气校正的辅助通道,公式如下:

日间公式

$$T_s(c) = a_0(c) + a_1(c)T_{10.7} + a_2(c)(T_{10.7} - T_{3.9}) + a_3(c)(T_{10.7} - T_{3.9})^2 + a_4(c)(\sec\theta - 1) + a_5(c)T_{3.9}\cos\theta, \quad (13)$$

夜间公式

$$T_s(c) = b_0(c) + b_1(c)T_{10.7} + b_2(c)(T_{10.7} - T_{3.9}) + b_3(c)(T_{10.7} - T_{3.9})^2 + b_4(c)(\sec\theta - 1) \quad (14)$$

式中 c ——地表植被类型,本研究中为农作物

a 、 b ——对应植被类型时的模拟系数^[34]

θ ——卫星观测角

GOES 地表温度反演算法被分为日间和夜间 2 个部分,以太阳天顶角 θ_s 作为划分依据。本研究中,设定 $\theta_s \leq 87.5^\circ$ 为日间,否则为夜间。

2.2 气象与通量数据

气象驱动数据和通量验证数据均通过美国通量网站 AmeriFlux(<http://ameriflux.ornl.gov/>) 下载得到对应站点(Bondville, ARM_SGP_Main)的数据信息。其中,气象数据主要应用于驱动陆面过程模式,包括:空气温度、空气相对湿度、风速、气压、净辐射。此外,计算站点地表温度需用到的地表上行/下行长波辐射等。

通量数据主要为显热通量和潜热通量。美国通量网站测得的通量数据是由涡动相关仪相关方法得到,并经过订正处理保证观测数据的质量。在本试

验中,站点通量数据主要用于结果的验证分析和比较,严格的质量控制是不可或缺的。因此在比较验证过程中将站点数据的质量控制标记($Q_c \leq 2$ 为可信)2 与 2 以下的的数据保留,其余剔除。

3 结果分析

3.1 观测误差

地表温度作为观测量,物理意义是有区分的。需要指出的是式(1)中的地表温度 T_s 在物理意义上是空气动力学温度,但是在本文中陆面过程模式的应用中可以被热力学辐射温度代替^[7]。然而,空气动力学温度是像素内土壤和植被温度以它们与大气交换的阻抗为权重的平均温度。而卫星测量的热力学辐射温度是像素内土壤和植被温度以卫星视场内土壤和植被的覆盖度为权重的平均温度。从定义中

可以看出热力学辐射温度与空气动力学温度的差别,但是在地表植被覆盖度较大而均一的情况下,该影响可降到最低。除上述观测方式的物理意义的区别之外,观测误差产生的原因还与测量仪器自身的误差以及反演算法有关。本文中,GOES 地表温度和实测地表温度的差异更与两者的时间定义(卫星传感器得到的是瞬时值,而地面站观测是 30 min 的平均值)和空间定义(GOES 地表温度代表范围是 $4 \text{ km} \times 4 \text{ km}$ 或者 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$,站点温度代表为十几平方米)有关。

综合考虑以上情况,为了检验 GOES 反演的地表温度的实际精度,将地面实测的(Bondville 和 ARM_SGP_Main)地表温度作为真实地表温度与 GOES 反演的地表温度进行比较和分析(图 2),并依此对观测误差进行设定。

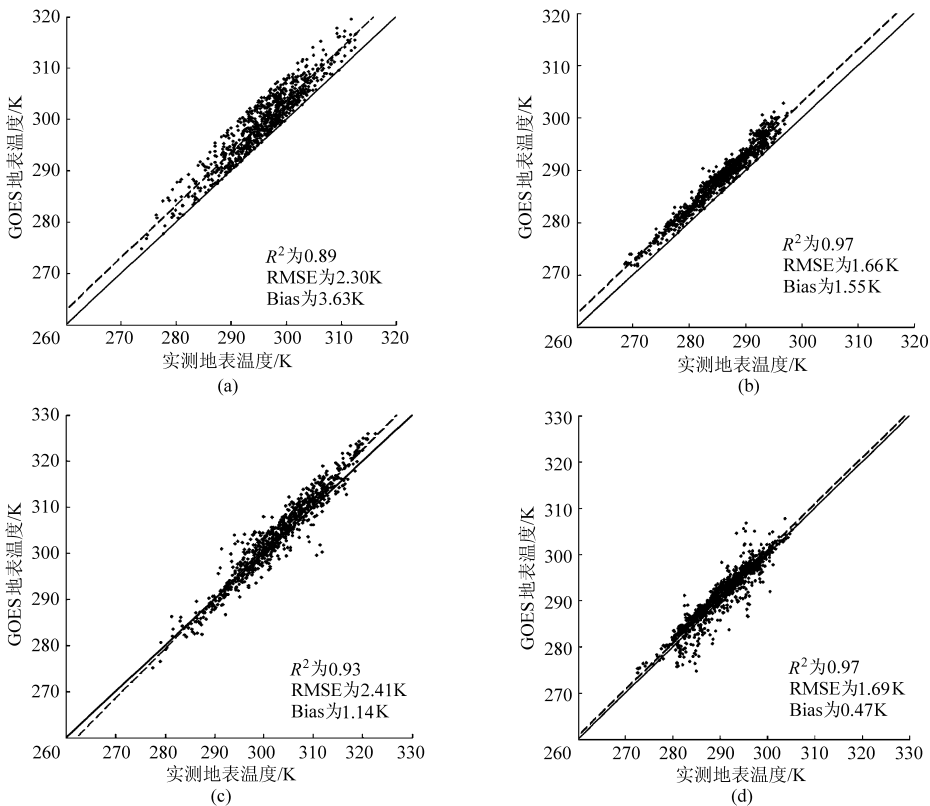


图 2 Bondville 和 ARM_SGP_Main 站 GOES 地表温度与实测地表温度对比散点图

Fig. 2 Comparisons between the GOES retrieved LST and ground measured LST at AmeriFlux sites

(a) Bondville, 日间 (b) Bondville, 夜间 (c) ARM_SGP_Main, 日间 (d) ARM_SGP_Main, 夜间

从图 2 可以看出:在日间 2 个站点的 GOES 地表温度与实测地面温度的决定系数(R^2)分别为 0.89 和 0.93,均低于夜间的 0.97。图中偏差值(Bias)均为正数,说明 GOES 反演的地表温度普遍高于地面测量温度,并且日间站点偏差值高于夜间。另外,精度方面:GOES 的日间地表温度(Bondville 站 RMSE 为 2.30 K,ARM_SGP_Main 站 RMSE 为 1.66 K)低于夜间(Bondville 站 RMSE 为 2.41 K,

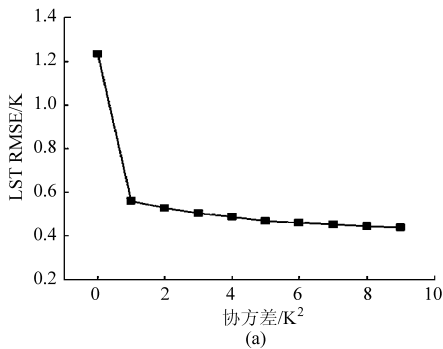
ARM_SGP_Main 站 RMSE 为 1.69 K)。在本研究中,将采用 2 个站点日间与夜间的均方根误差 RMSE 的均值(RMSE 为 2 K)作为观测误差项应用在实际同化试验中。

3.2 模式误差

本文在 1.2.2 节中提到的模式误差包括 LST、 E_f 和 C_{HN} ,因为 4DVAR 中状态变量的误差是以隐式存在于整个系统中,故而只能针对其误差协方差

项进行研究。因此上述误差在代价函数中对应的误差协方差分别为 Q_m 、 Q_e 和 Q_c 。模式误差协方差的设定是十分困难的,通常需要先验知识和研究人员的经验。本研究中由于在一个同化窗口(10 d)下各个误差项时间尺度的不同,导致误差估计更加困难,但是为了更加准确估算结果为目的,将时间尺度为 30 min 的地表温度的误差协方差进行试验分析,设定其误差协方差变化范围从 0 ~ 9 K²,变化量为 1 K²。而 Q_e 和 Q_c 以及其他初始运行参数则由经验给出,如表 2。图 3 表示随 Q_m 变化下得到的地表温度、地表通量的均方根误差 RMSE 变化。

图 3 中显示地表温度 LST 的模拟结果的 RMSE 随着误差协方差的增大而减小,尤其误差协方差在 0 与 1 变化之间的 RMSE 下降最为明显。同时在通量模拟结果中,显热与潜热通量在模型的误差协方



差 0 至 1 的时刻 RMSE 同时下降均比较明显,但是随着模型误差的增大,显热通量的 RMSE 变化趋于缓慢变化并不明显,而潜热通量的 RMSE 却随着模型误差的增大逐步上升。综合考虑以上情况,在同化试验中选定模式误差 Q_m 为 2 K²。

表 2 系统运行的初始值设定

Tab.2 Settings for the parameters in data assimilation system

参数	单位	名称	初始值	误差协方差
P	$J/(m^2 \cdot K \cdot s^2)$	地表热惯量	1 000	
E_f^0		蒸散比背景场	0.6	0.25
C_{HN}^D		热输送系数背景场	0.004	9.0×10^{-6}
ε_m	K ²	地表温度的模式误差		0 ~ 9
ε_y	K ²	地表温度观测误差		2
T_s^b	K	地表温度初始背景场	290	5
T_{deep}^b	K	土壤温度	290	

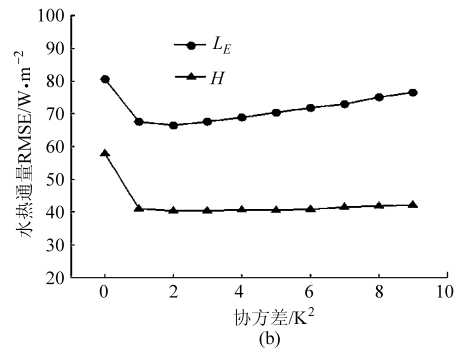


图 3 随模型误差协方差变化(0 ~ 9 K²)的模拟变量的 RMSE 结果

Fig.3 Assimilation results of the retrieved LST RMSE with increasing model errors from 0 to 9 K²

(a) 地表温度 (b) 显热通量 H 和潜热通量 L_E

3.3 同化效果

本文对 2006 年农作物生长季(4 月至 9 月)期间的地表温度进行陆面过程模式的同化试验,并得到同化后的显热通量和潜热通量,将同化后通量数据与站点测量的通量数据进行对比、验证和分析。均方根误差(RMSE)仍作为评价同化精度的重要指标。站点同化结果总结见表 3。

表 3 Bondville、ARM_SGP_Main 站的同化结果

Tab.3 Summary of data assimilation results at Bondville and ARM_SGP_Main sites

站点名称	样本数 (2006 年 4~9 月)	均方根 误差	显热通量 / $W \cdot m^{-2}$	潜热通量 / $W \cdot m^{-2}$
Bondville	6 291	RMSE1	68.69	80.18
		RMSE2	42.31	52.87
ARM_SGP_Main	7 132	RMSE1	72.98	79.05
		RMSE2	50.64	57.30

注:RMSE1 表示模型结果的均方根误差;RMSE2 表示同化结果的均方根误差。

从表 3 中可以看出,与模型模拟结果相比,同化后显热估算精度在 2 个站点的均方根误差由

68.69 W/m² 和 72.98 W/m² 分别降低到 42.31 W/m² 和 50.64 W/m²,潜热估算精度的均方根误差由 80.18 W/m² 和 79.05 W/m² 降为 52.87 W/m² 和 57.30 W/m²。总体而言,在农作物生长季节经过同化后的通量可得到一定改善。

图 4 和图 5 分别为 Bondville 与 ARM_SGP_Main 站地表温度、显热通量、潜热通量的同化结果时间序列图。考虑到地面通量观测资料的完备性与卫星地表温度反演数据的连续性,图 4 选择 Bondville 站 2006 年第 155 天到第 185 天,图 5 选择 ARM_SGP_Main 站的第 130 天到第 160 天。从时间序列图中可以看出地表温度的变化直接影响模型对水热通量的估计。同化后显热通量的 RMSE (Bondville 为 41.17 W/m², ARM_SGP_Main 为 34.42 W/m²) 略低于潜热通量的 RMSE (Bondville 为 49.96 W/m², ARM_SGP_Main 为 39.30 W/m²)。说明同化系统对显热通量的估计精度好于潜热通量。此外,为了证明同化系统的改善作用,通过与该模式独自运行时对水热通量估计 (Bondville 站显、潜热通量 RMSE

为 55.23 W/m^2 、 70.98 W/m^2 , ARM_SGP_Main 站显、潜热通量 RMSE 为 57.89 W/m^2 、 65.46 W/m^2) 相比, 经过地表温度同化后的模式对水热通量估计的改善十分明显。

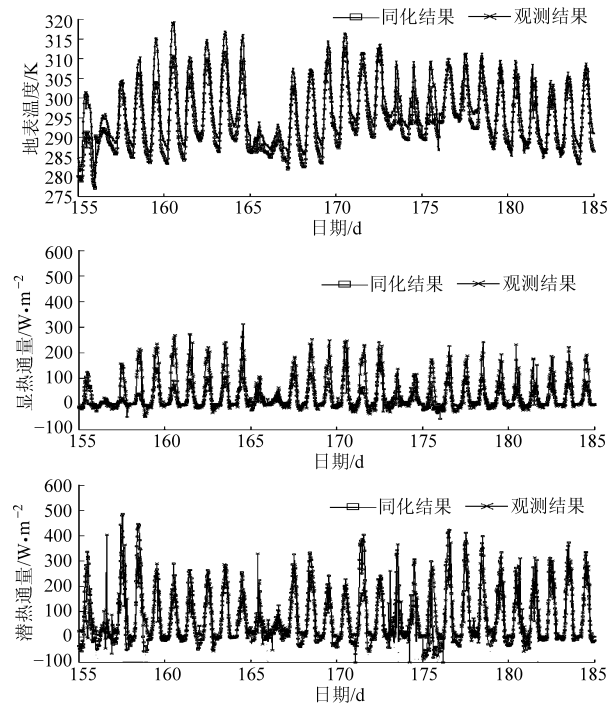


图4 Bondville 站点地表温度、显热通量和潜热通量的同化结果

Fig. 4 Comparisons between estimated results and ground measurements for surface temperature (upper), sensible heat flux (mid), and latent heat flux (lower) at Bondville site

4 讨论

上述发展了一个基于简单陆面模式与弱约束变分同化相结合的地表陆面过程同化系统, 将反演的 GOES 地表温度同化进该系统中, 同时利用弱约束方法的特点, 考虑了该陆面过程模式中存在的不确定性的模型参数, 将其设定为模式误差项并重构代价函数, 进而改善模式对地表温度、显热通量和潜热通量的估计并提高其精度。

试验中, 利用该同化系统对覆盖类型为农作物的通量站点进行同化试验, 通过对其生长季(4月到9月)的试验数据分析表明: 同化后的地表温度(均方根误差 RMSE 降至 1 K 左右)相比于 GOES 反演的地表温度(其均方根误差 RMSE 约为 2 K)精度提高 1 K, 而相比于模式独立运行时模拟的地表温度(初始温度设置同为 290 K, 其模拟的地表温度均方根误差 RMSE 10 K 左右)精度提高明显。同化后的显热、潜热通量估计结果与模式独立模拟的显热、潜热通量结果相比, 潜热通量的估算精度提高幅度(平均 RMSE 下降 26 W/m^2) 高于显热通量的提高

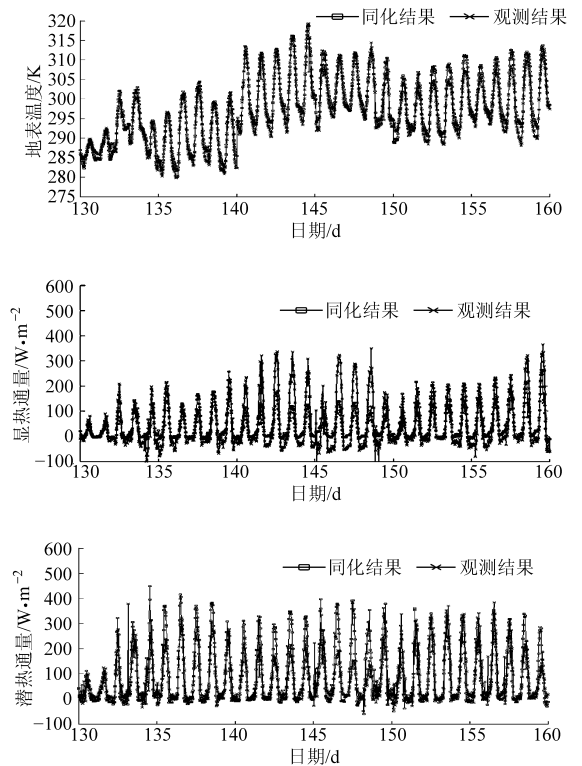


图5 ARM_SGP_Main 站点地表温度、显热通量和潜热通量的同化结果

Fig. 5 Comparisons between estimated results and ground measurements for surface temperature (upper), sensible heat flux (mid), and latent heat flux (lower) at ARM_SGP_Main site

幅度(平均 RMSE 下降 22 W/m^2)。从以上结果对比中可以分析出, 本研究使用的陆面过程模式中, 地表温度的精度是模式估计水热通量的关键之一。因此, 在应用中 GOES 地表温度的反演精度越高, 对同化系统水热通量的估计改善越大。

研究中对 GOES 地表温度的反演过程进行了严格的质量控制(使用 10 bit 的 GVAR 数据, 并采用 1 km 和 4 km 数据相互验证, 应用多通道算法排除云的影响等)。因此在大部分情况下, GOES 反演的地表温度接近于地面站实测的地表温度。然而, 由于两者对地表温度的观测方式不同, 终会导致偏差的产生。在时间尺度上: 两者虽然具有相同的时间分辨率(30 min), 但卫星反演的温度值是瞬时值而地面站得到的温度值是 30 min 温度的平均值; 在空间尺度上: GOES 反演的地表温度代表范围是 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 或 $4 \text{ km} \times 4 \text{ km}$, 而站点实测的地表温度代表范围约为十几平方米。因此, 在某些时刻会导致同化后的地表温度与实测温度之间相比偏差较大, 例如在 Bondville 站的 156、160、161 和 165 d (图 4), 和 ARM_SGP_Main 站的 154、155 和 156 d (图 5), 同化后的地表温度与实测温度相差约 5 K。此外, 由于陆面过程模式涉及了植被、土壤和气象等

因素,相关参数误差很难准确估算。相较于其他同化算法,弱约束的四维变分方法在算法中兼顾到这些难以估算的参数并在同化过程中可一定程度上对估计结果进行改善。然而,弱约束的方法只在于同化过程中考虑参数误差的演变与优化,对参数初始值的估计却仍需研究者的经验或先验知识。此外,由于地表温度的变化是一个快过程,同化过程中对其趋势的捕捉尤其困难,因此,地表温度的初始值的设置也将影响陆面过程模式的系统误差大小。综上所述,数据同化中,无论因为过程模式模拟的偏差还是卫星反演的精度问题都存在导致同化后的地表温度与实测温度存在差异的可能。简而言之,在陆面数据同化系统中,模式误差和观测误差共同决定于同化结果。因此下一步的工作需要针对这些特征,提

出更完善的同化策略和方案。

5 结束语

利用弱约束的四维变分方法,将陆面过程模式中的模式误差根据参数的物理意义进行划分,构建新的代价函数,共同作用于优化算法中。将 GOES 反演的地表温度与站点观测温度数据对比,利用经验统计方法,对同化系统的观测误差进行了设定。通过结合陆面过程模式,实现水热通量估计的陆面数据同化系统。根据同化结果的均方根误差对系统进行评定,认为同化结果有明显改进,说明本文建立的弱约束四维变分陆面数据同化方法的可行性和适用性。

参 考 文 献

- 1 Bastiaanssen W G M, Menenti M, Feddes R A, et al. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL)-1. Formulation[J]. *Journal of Hydrology*, 1998, 213(1~4): 198~212.
- 2 Su Z. The surface energy balance system (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2002, 6(1): 85~99.
- 3 Liang S L, Wang K C, Zhang X T, et al. Review on estimation of land surface radiation and energy budgets from ground measurement, remote sensing and model simulations[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2010, 3(3): 225~240.
- 4 王开存,周秀骥,李维亮,等. 利用卫星遥感资料反演感热和潜热通量的研究综述[J]. *地球科学进展*, 2005,20(1): 42~48. Wang Kaicun, Zhou Xiuj, Li Weiliang, et al. Using satellite remotely sensed data to retrieve sensible and latent heat fluxes; a review[J]. *Advances in Earth Science*, 2005, 20(1):42~48. (in Chinese)
- 5 Boni G, Entekhabi D, Castelli F. Land data assimilation with satellite measurements for the estimation of surface energy balance components and surface control on evaporation[J]. *Water Resources Research*, 2001, 37(6): 1713~1722.
- 6 Caparrini F, Castelli F, Entekhabi D. Mapping of land-atmosphere heat fluxes and surface parameters with remote sensing data[J]. *Boundary-Layer Meteorology*, 2003, 107(3): 605~633.
- 7 Caparrini F, Castelli F, Entekhabi D. Estimation of surface turbulent fluxes through assimilation of radiometric surface temperature sequences[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2004, 5(1): 145~159.
- 8 Kustas W, Anderson M. Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(12): 2071~2081.
- 9 Ma H Y, Huang J X, Zhu D H, et al. Estimating regional winter wheat yield by assimilation of time series of HJ-1 CCD into WOFOST-ACRM model[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3~4): 753~764.
- 10 Liang Shunlin. *Advances in land remote sensing: system, modeling, inversion and application* [M]. New York: Springer, 2008.
- 11 Norman J M, Kustas W P, Prueger J H, et al. Surface flux estimation using radiometric temperature: a dual temperature-difference method to minimize measurement errors[J]. *Water Resources Research*, 2000, 36(8): 2263~2274.
- 12 Kumar P, Kaleita A L. Assimilation of near-surface temperature using extended Kalman filter[J]. *Advances in Water Resources*, 2003, 26(1): 79~93.
- 13 Qin J, Liang S L, Liu R G, et al. A weak-constraint-based data assimilation scheme for estimating surface turbulent fluxes[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(4): 649~653.
- 14 Xu T R, Liang S L, Liu S M. Estimating turbulent fluxes through assimilation of geostationary operational environmental satellites data using ensemble Kalman filter[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2011, 116(D9).
- 15 Bateni S M, Liang S. Estimating surface energy fluxes using a dual-source data assimilation approach adjoined to the heat diffusion equation[J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2012, 117(D17).
- 16 Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82: 34~45.
- 17 Evensen G. The ensemble Kalman filter: theoretical formulation and practical implementation[J]. *Ocean Dynamics*, 2003, 53(4): 343~367.
- 18 Annan J D, Hargreaves J C. Efficient parameter estimation for a highly chaotic system[J]. *Tellus Series a-Dynamic Meteorology*

- and Oceanography, 2004, 56(5): 520 ~ 526.
- 19 Kivman G A. Sequential parameter estimation for stochastic systems[J]. Nonlinear Processes In Geophysics, 2003, 10(3): 253 ~ 259.
- 20 Sasaki Y. Numerical variational analysis with weak constraint and application to surface analysis of severe storm gust [J]. Monthly Weather Review, 1970, 98(12): 899.
- 21 Derber J C. A variational continuous assimilation technique[J]. Monthly Weather Review, 1989, 117(11): 2 437 ~ 2 446.
- 22 Xu L, Daley R. Towards a true 4-dimensional data assimilation algorithm: application of a cycling representer algorithm to a simple transport problem[J]. Tellus Series a-Dynamic Meteorology and Oceanography, 2000, 52(2): 109 ~ 128.
- 23 Uboldi F, Kamachi M. Time-space weak-constraint data assimilation for nonlinear models [J]. Tellus Series a-Dynamic Meteorology and Oceanography, 2000, 52(4): 412 ~ 421.
- 24 Natvik L J, Eknes M, Evensen G. A weak constraint inverse for a zero-dimensional marine ecosystem model [J]. Journal of Marine Systems, 2001, 28(1 ~ 2): 19 ~ 44.
- 25 Kivman G A. Weak constraint data assimilation for tides in the Arctic Ocean[J]. Progress In Oceanography, 1997, 40(1 ~ 4): 179 ~ 196.
- 26 Bhumralkar C M. Numerical experiments on computation of ground surface-temperature in an atmospheric general circulation model[J]. Journal of Applied Meteorology, 1975, 14(7): 1 246 ~ 1 258.
- 27 Lewis J M. The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraints[J]. Tellus Series a-Dynamic Meteorology And Oceanography, 1985, 37(4): 309 ~ 322.
- 28 Ledimet F X, Talagrand O. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations—theoretical aspects [J]. Tellus Series a-Dynamic Meteorology And Oceanography, 1986, 38(2): 97 ~ 110.
- 29 Crago R, Brutsaert W. Daytime evaporation and the self-preservation of the evaporative fraction and the Bowen ratio[J]. Journal of Hydrology, 1996, 178(1 ~ 4): 241 ~ 255.
- 30 Crago R D. Conservation and variability of the evaporative fraction during the daytime[J]. Journal of Hydrology, 1996, 180(1 ~ 4): 173 ~ 194.
- 31 Andrei N. Accelerated conjugate gradient algorithm with finite difference Hessian/vector product approximation for unconstrained optimization[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2009, 230(2): 570 ~ 582.
- 32 Andrei N. Accelerated scaled memoryless BFGS preconditioned conjugate gradient algorithm for unconstrained optimization[J]. European Journal of Operational Research, 2010, 204(3): 410 ~ 420.
- 33 Goeckede M, Rebmann C, Foken T. A combination of quality assessment tools for eddy covariance measurements with footprint modelling for the characterisation of complex sites[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2004, 127(3 ~ 4): 175 ~ 188.
- 34 Sun D L, Pinker R T, Basara J B. Land surface temperature estimation from the next generation of Geostationary Operational Environmental Satellites: GOES M-Q[J]. Journal of Applied Meteorology, 2004, 43(2): 363 ~ 372.
- 35 Pinker R T, Sun D L, Hung M P, et al. Evaluation of satellite estimates of land surface temperature from GOES over the United States[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2009, 48(1): 167 ~ 180.
- 36 高志球, 苏中波, 王介民, 等. 近海层大气湍流通量系数研究[J]. 南京气象学院学报, 1999, 22(3): 381 ~ 386.
Gao Zhiqiu, Su Zhongbo, Wang Jiemin, et al. Study on roughness lengths, neutral drag coefficients and bulk transfer coefficients over nansha islands sea[J]. Journal of Nanjing Institute of Meteorology, 1999, 22(3): 381 ~ 386. (in Chinese)
- 37 邱崇践, 张蕾, 邵爱梅. 一种显式四维变分资料同化方法[J]. 中国科学:(D辑:地球科学), 2007, 37(5): 698 ~ 704.
- 38 朱彤, 翁富忠. 在 NCEP GDAS 中同化 MSG 和 GOES 资料[J]. 大气科学学报, 2012, 35(4): 385 ~ 390.
Zhu Tong, Weng Fuzhong. Assimilation of MSG and GOES data in the NCEP GDAS [J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2012, 35(4): 385 ~ 390. (in Chinese)
- 39 张强, 卫国安. 荒漠戈壁大气总体曳力系数和输送系数观测研究[J]. 高原气象, 2004, 23(3): 305 ~ 312.
Zhang Qiang, Wei Guoan. Experimental study on bulk drag and transfer coefficients over Gobi [J]. Platean Meteorology, 2004, 23(3): 305 ~ 312. (in Chinese)

Estimating of Land Surface Turbulent Fluxes Based on Weak Constraint Variational Method and GOES Data

Liu Xiangge¹ Huang Jianxi¹ Qin Jun² Wang Pengxin¹ Xu Tongren³

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Institute of Tibetan Plateau Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

3. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: A land surface temperature data assimilation scheme was developed on weak-constraint

variational method and simple land surface model, which is mainly used to improve the estimation of the turbulent heat fluxes by assimilating geostationary operational environmental satellite (GOES) retrieved land surface temperature (LST). A variational data assimilation scheme was developed based on the weak-constraint concept. It can estimate both state variables and model unspecified parameters together, which is depend on the building of the cost function. The objective of the variational method is to minimize the cost function to seek the most optimal control variables and accurately estimate sensible heat and latent heat. The GOES LST is compared with the ground measured LST, and the root mean square error (RMSE) was taken as the observation error. The scheme was tested and validated based on measurements in two mainly observation sites of Ameriflux. Results indicate that data assimilation method improves the estimation of surface temperature, sensible heat flux and latent heat flux. The RMSE of estimated LST is around to 1K in both sites. Meantime, the average RMSE of estimated sensible heat and latent heat dropped to 22 W/m² and 26 W/m² respectively. It is a promising way to improve the estimation of turbulent heat fluxes by assimilating GOES LST into land surface model.

Key words: Sensible and latent heat Weak-constraint variational method GOES Land surface temperature retrieval Simple land surface model Data assimilation

(上接第 258 页)

Correlation between Wilting Index of Plant Morphology Defined by 2DFT Spectrum and Micro-environmental Factors

Zhao Yandong¹ Rong Fei¹ Liu Shengbo¹ Martin Kraft³ Qi Jiandong²

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. School of Information, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

3. Thuenen Institute of Agricultural Technology, Braunschweig 38116, Germany)

Abstract: Wilting is one of life features of plants responding to drought stress. Early identification of plant wilting is of importance for effective use of water in crop production. For this purpose, a laser scanner based on the principle of triangulation project was used to obtain 3D images of plants and the DC component of 2DFT was extracted as a wilting index. Four species, including zucchini, gourd, pumpkin and okra, were tested. The experimental results demonstrated that this index could identify the early wilting for each species and has a good linear correlation with the wilting degrees ($R^2 > 0.82$). In addition, the statistical models of multiple linear regression, which relates the wilting index to D_{VPD} and the solar effective radiation, was proposed; and it can be used as the qualitative index of plant water deficit stress degree.

Key words: Plants Wilting Two-dimensional Fourier-transform Micro environment