

耦合双时相与邻近像元信息的极轨卫星地表组分温度反演

刘向阳¹, 唐伯惠^{2,3}, 李召良^{1,3}

1. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所 农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081;

2. 昆明理工大学 国土资源与工程学院, 昆明 650093;

3. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101

摘要: 与混合像元的地表温度相比, 植被和土壤的组分温度具有更明确的物理意义。因此, 本文提出了一种从具有广泛应用的极轨卫星地表温度产品中分离出植被和土壤组分温度的算法。该算法使用温度日变化模型作为桥梁连接极轨卫星一日内的两次观测, 利用多像元数据进行模型求解, 从而得到过境时刻的地表植被和土壤组分温度。论文针对MODIS数据开展了地表组分温度的反演, 并利用实测站点数据和高分辨率卫星数据对反演结果进行了验证。结果表明, 该算法可以提供合理的植被和土壤组分温度信息, 反演温度的误差变化范围为1.4 K到2.5 K。此外, 对观测时刻组合方式的分析表明该算法只需要一次白天观测和一次夜晚观测就可以得到精度较好的分离结果, 并且两次观测可以来自于不同传感器, 进一步表明了算法具有良好的可操作性。

关键词: 遥感, 组分温度, 极轨卫星, 地表温度, 多时相, 多像元

引用格式: 刘向阳, 唐伯惠, 李召良. 2021. 耦合双时相与邻近像元信息的极轨卫星地表组分温度反演. 遥感学报, 25(8): 1700-1709

Liu X Y, Tang B H and Li Z L. 2021. Separating land surface component temperatures from Low Earth Orbit (LEO) satellite data by coupling of dual-time and multi-pixel data. National Remote Sensing Bulletin, 25(8): 1700-1709[DOI:10.11834/jrs.20211239]

1 引言

地表温度 LST (Land Surface Temperature) 是区域和全球尺度上地球表层系统过程中的关键变量, 广泛应用于地表能量平衡、气候变化、资源环境监测等诸多领域 (Tang, 2018; 战川等, 2018)。因为容易受到周围环境的影响, 地表温度具有显著的时空异质性, 因此卫星遥感技术提供了获取大范围、高时空分辨率地表温度的唯一可能性 (Li等, 2013)。众所周知, 卫星遥感像元 (特别是中、低空间分辨率的像元) 通常是包含多种地物的混合像元, 反演得到的地表温度则是对应于这些地物的综合等效温度 (Norman和Becker, 1995; 李召良等, 2016)。相比之下, 像元内部各个均质同温组分 (如植被和土壤) 的温度具有更

明确的物理意义, 同时也能够更好地满足蒸散发 (Song等, 2020)、干旱监测 (Zhu等, 2017)、热辐射方向性效应 (Liu等, 2019) 等研究中对温度输入的需求。

为了得到植被组分和土壤组分的温度, 研究学者分别利用角度、波段、空间和时间信息相继发展了多角度分离算法 (Bian等, 2017; Jia等, 2003)、多波段分离算法 (Xie等, 2016)、多像元/多分辨率分离算法 (Song等, 2015; Zhang等, 2005) 和多时相分离算法 (Kallel等, 2013; Zhao等, 2014)。Zhan等 (2013) 详细对比了不同算法的优缺点, 并指出综合多种可用信息能够提高组分温度反演的精度。在此基础上, Bian等 (2020) 综合使用多角度和多像元观测提出了适用于双角度传感器 SLSTR 的组分温度分离算法, 敏感性分

收稿日期: 2021-04-25; 预印本: 2021-07-07

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41871244); 中国博士后科学基金 (编号: 2020M680774)

第一作者简介: 刘向阳, 1991年生, 男, 助理研究员, 研究方向为热红外定量遥感、长时序地表温度时空变化分析。E-mail: liuxiangyang@caas.cn

通信作者简介: 唐伯惠, 1973年生, 男, 教授, 研究方向为热红外遥感定量反演。E-mail: tangbh@kust.edu.cn

析和验证结果表明, 与只使用一种可用信息相比, 引入多像元观测减少了多角度算法中不同观测角度下像元大小差异带来的误差, 结合多角度数据又可以改进多像元法的精度; Cao等(2019)指出基于温度日变化模型DTC(Diurnal Temperature Cycle), 利用多时相的观测, 可以克服反演组分温度对多角度数据的依赖; Liu等(2020)则使用DTC模型和空间相关性, 提出了基于多时相和多像元数据的组分温度分离的改进算法, 得益于DTC模型的时间可扩展性, 该算法能够使用少量时刻的观测值反演得到任意时刻的组分温度, 相应地研究还确定了4个代表性时间段内观测时刻选取的最佳策略。

与静止卫星地表温度产品相比, 中分辨率的极轨卫星地表温度产品(如MODIS、AVHRR、VIIRS等)能够以相对高的空间分辨率(~1 km)、适中的时间分辨率(2—4次/d)完成全球覆盖的观测, 并且可用数据的时间跨度能够追溯至20世纪80年代, 因此具有更为广泛的应用(Ghent, 2014)。基于此, 本研究聚焦于从极轨卫星地表温度产品中分离出植被和土壤的组分温度。考虑到双角度传感器的匮乏, 从可操作性出发, 选择将Liu等(2020)提出的综合多时相和多像元数据的分离方法扩展到极轨卫星组分温度反演中。本研究以MODIS数据开展示例分析, 并使用实测站点数据和高分辨率的ASTER数据从点和面两个方面对分离结果进行验证, 同时进一步讨论了观测时刻组合方式以及使用卫星组网获取多时相数据对分离结果的影响。

2 方法

假设地表可以简化为包含植被和土壤两种均质同温的组分, 根据几何光学模型, 混合像元的地表温度LST可以近似表示为(Norman等, 1995):

$$\text{LST} = \left(\frac{f(\theta)\varepsilon_v T_v^4 + (1-f(\theta))\varepsilon_s T_s^4}{\varepsilon} \right)^{0.25} \quad (1)$$

$$\varepsilon = f(\theta)\varepsilon_v + (1-f(\theta))\varepsilon_s \quad (2)$$

式中, θ 是观测天顶角, ε 、 ε_v 和 ε_s 分别为混合像元、植被组分和土壤组分的发射率; T_v 和 T_s 分别是植被组分和土壤组分的温度; $f(\theta)$ 是方向性植被覆盖度, 本研究中使用Mu等(2018)构建的多角度植被指数法获取。

为了结合多时相的观测数据, Liu等(2020)使用一个经过广泛验证的DTC模型描述组分温度的变化规律, 该模型由一个表达白天地表温度变化的余弦函数和一个估算夜间温度下降的双曲线衰减函数组成(Inamdar等, 2008), 具体表达式如下:

$$T_{\text{day}}(t) = T_0 + T_a \cos\left(\frac{\pi}{\omega}(t - t_m)\right), t < t_s \quad (3)$$

$$T_{\text{night}}(t) = (T_0 + \delta T) + \left(T_a \cos\left(\frac{\pi}{\omega}(t - t_m)\right) - \delta T\right) \frac{k}{(k + t - t_s)}, t \geq t_s \quad (4)$$

$$k = \frac{\omega}{\pi} \left(\tan^{-1}\left(\frac{\pi}{\omega}(t_s - t_m)\right) - \frac{\delta T}{T_a} \sin^{-1}\left(\frac{\pi}{\omega}(t_s - t_m)\right) \right) \quad (5)$$

式中, T_0 是日出时温度, T_a 是温度日变化幅度, t 是观测时间, t_m 是最大温度时刻, t_s 是夜间温度开始衰减的时刻, δT 是 T_0 和 t 至无穷大时温度的差值, k 是衰减系数, ω 是白天时长, 可根据地理位置和观测日期获取。因此, 该模型共有5个自由参数, 即 T_0 、 T_a 、 t_m 、 t_s 和 δT 。将式(3)—(5)带入到式(1)中, 得到 t 时刻混合像元地表温度 LST_{obs} 可以表示为

$$\text{LST}_{\text{obs}} = \left(\frac{f(\theta)\varepsilon_v \left(\text{DTC}(T_{0,v}, T_{a,v}, t_{m,v}, t_{s,v}, \delta T_v, t) \right)^4 + (1-f(\theta))\varepsilon_s \left(\text{DTC}(T_{0,s}, T_{a,s}, t_{m,s}, t_{s,s}, \delta T_s, t) \right)^4}{f(\theta)\varepsilon_v + (1-f(\theta))\varepsilon_s} \right)^{0.25} \quad (6)$$

至此, 组分温度求解问题转换为计算10个DTC模型的系数。结合多像元数据, 采用活动窗口的方法增加方程个数, 同时假设10个DTC参数在窗口内保持不变, 以此求解式(6)。借鉴前人研究成果(Liu等, 2012; Quan等, 2014), 综合考虑方程可解性和计算效率, 设置窗口大小为5, 从而得到25个非线性方程去求解10个自由参数, 进而分离出植被和土壤的组分温度。

多像元法的一个局限性是活动窗口内各像元组分温度变化模式(即DTC模型系数)相等的假设不一定完全成立, 因此Liu等(2020)应用空间权重矩阵去有效地考虑空间相关性来合理地削弱这一理想假设的影响, 该矩阵来源于地理权重回归方法(McMillen, 2004), 权重大小由临近像元和中心像元的欧几里得距离决定, 具体表达式如下:

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & d_{ij} \leq h \\ 0, & d_{ij} > h \end{cases} \quad (7)$$

式中, i 和 j 是像元在邻域内所处的行列号, w_{ij} 是对应像元的权重, d_{ij} 是该像元和中心像元的距离, h 是带宽, 在本研究中等于 $\sqrt{8}$ 。基于该权重矩阵, 对窗口内每个像元的温度进行加权计算, 以此来考虑像元之间的空间相关性, 具体细节可参考Liu等(2020)的介绍。

Liu等(2020)提出了上述分离算法, 目的是发挥DTC模型的时间可扩展性, 探讨使用少量时刻的观测值求解任意时刻组分温度的可能性及其观测时刻选取的策略。事实上, DTC模型包含的时间信息可以对组分温度求解提供一定的合理约束, 而要使用这些有用信息, 则必须依靠多时相观测, 即最少需要来源于2个时刻的观测数据。考虑到极轨卫星能够满足这一观测需求, 因此本研究将该算法应用于极轨卫星组分温度的分离, 即使用极轨卫星一日内的两次观测值反演卫星过境时刻的组分温度。

3 数据

3.1 实测站点数据

本研究选择Skukuza站点(25.02° S, 31.48° E)的实测数据以点的形式对算法进行验证。该站点位于非洲稀树草原, 主要植被覆盖为金合欢树(*Acacia*)和风车子树(*Combretum*), 每年经历明显的干湿季节变化。在SAFARI 2000(Southern African Regional Science Initiative)综合试验期间, 使用搭载在2 m和7 m高度处的两个热红外传感器观测草地和树冠的辐射计温度(图1)。传感器的测量精度分别为0.4 °C(5—45 °C)和0.2 °C(15—35 °C), 每10 min分钟对观测目标进行一次测量, 每半小时记录一次平均温度, 数据覆盖范围从2000-02—2001-09(Pinheiro等, 2004)。

为了评价热红外传感器测量结果的代表性, Pinheiro等(2006)于2000-09-12, 在4个时间段内(即6:00—7:00、9:30—10:30、12:00—13:00和15:00—16:00), 利用手持辐射计以传感器为中心每隔50 m对地面上不同类型(即树冠和草地)的温度进行依次测量。对比固定安置传感器的测量结果和手持辐射计测量的平均结果, 发现两者

具有较好的一致性, 固定安置传感器的温度轻微高于对应类型测量的平均值, 其中树冠和草地背景分别高1.35 K和1.49 K。

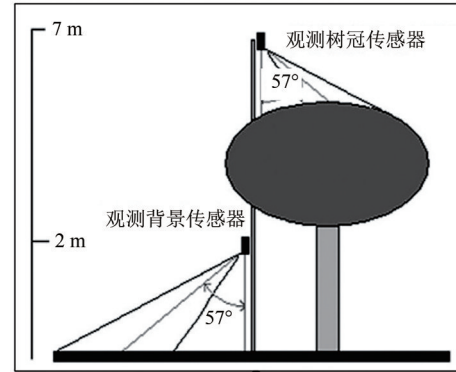


图1 Skukuza站点热红外传感器示意图(Pinheiro等, 2006)

Fig. 1 Schematic representation of the TIR sensors on the Skukuza site (Pinheiro et al., 2006)

需要注意的是, 本研究中混合像元被划分成植被和土壤两种组分, 而Skukuza站点热红外传感器测量的是树冠和草地背景的温度。因此, 只有在草地和裸土基本近似的干季(4—10月)的观测数据被使用用于方法验证。

3.2 高分辨率的ASTER卫星数据

本研究选择空间分辨率较高的ASTER卫星数据以面的形式对所提方法进行验证。ASTER传感器搭载在太阳同步轨道卫星Terra上, 重访周期为16 d, 于当地太阳时10:30对地表进行观测。该传感器共有14个波段, 涵盖可见光近红外、短波红外和热红外波谱范围。本研究共使用3个ASTER产品, 分别为用于计算NDVI的表面反射率产品(AST07), 用于计算作为参考组分温度的表面温度产品(AST08)和用于筛选出平坦像元的数字高程模型产品(AST14DEM)。AST07产品采用基于查找表的大气校正算法(Thome等, 1998), 反演出空间分辨率为15 m的表面反射率, 其绝对精度为8%(反射率大于0.1)和15%(反射率小于等于0.1)。AST08产品是基于温度/发射率分离算法(Gillespie等, 1998)得到90 m空间分辨率的地表温度, 其绝对精度为1.5 K。AST14DEM产品使用自动立体校正方法获取30 m空间分辨率的DEM, 其绝对精度优于7 m。

考虑到ASTER数据的可获取性, 本研究选择位于华北平原和内蒙古高原过渡带的区域作为研

究区(图2)。该区域的坐标范围为114.04°N—114.48°N, 40.74°E—41.18°E, 年降水量小于460 mm, 年均温大约为5 °C, 主要的地表覆盖为草地、森林和耕地。

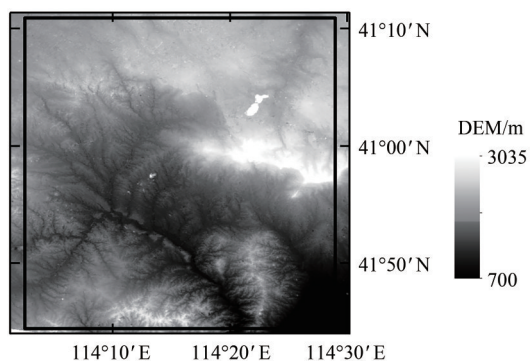


图2 使用ASTER数据所在区域的DEM

Fig. 2 DEM of the study area for ASTER data

最终, 本研究收集了2017-09-18的ASTER产品用于验证。数据处理的基本流程包括: 首先, 使用AST07的波段2和波段3计算ASTER NDVI; 然后, 将ASTER NDVI空间聚合到90 m去匹配AST08的空间分辨率; 再次, 根据重采样后的NDVI影像的置信区间, 分别取3%和97%用于确定纯土壤和纯植被像元; 最后, 结合AST08产品, 获取纯土壤和植被的温度作为组分温度的参考值。

3.3 MODIS数据

MODIS传感器是搭载在Terra和Aqua卫星上的关键传感器, 它可以提供36个波段、一日4次的观测数据, 其中Terra过境时间为当地太阳时10:30和22:30, Aqua过境时间为当地太阳时13:30和01:30。一方面, MODIS地表温度产品是目前使用最为广泛的地表温度产品(Ghent, 2014); 另一方面, Terra MODIS和ASTER具有相同的过境时间和观测范围, 这一优势对于验证工作至关重要。因此, 本研究选择MODIS数据去呈现所提方法对于组分温度的分离结果。所使用的数据产品包括每日表面反射率产品(MOD09GQ/MYD09GQ)和每日地表温度/发射率产品(MOD11A1/MYD11A1)。表面反射率产品提供了经过大气校正的250 m空间分辨率的红光波段和近红外波段的反射率数据(Vermote等, 2015), 用于计算NDVI和FVC。地表温度/发射率产品则提供了基于通用分裂窗算法(Wan和Dozier, 1996)反演得到的逐像元的1公里空间分辨率的地表温度数据, 另外还包含了观测时间和质量控制信息。

对于实测站点数据, 本研究收集的是2000-04-01—2000-10和2001-04—2001-09的Tile号为H20V11的MOD09GQ和MOD11A11产品; 对于ASTER数据, 收集的是2017-09-18 Tile号为H26V04的MOD09GQ和MOD11A11产品。为了分析观测时刻组合的影响, 同样收集了2017-09-18 Tile号为H26V04的MYD09GQ和MYD11A11产品。同ASTER数据一样, 首先将250 m分辨率的MODIS FVC聚合到1 km去匹配MODIS地表温度产品; 然后结合MODIS FVC、地表温度和观测时间, 使用构建的分离方法反演出1 km空间分辨率的土壤和植被的组分温度。在本研究中, 只使用最高质量的数据, 即 $QC=0$, 以保证数据的有效性。需要注意的是, 夜晚没有反射率数据, 从而没有与之匹配的FVC信息。但是夜晚不同组分之间的温度差异较小(Zhan等, 2011), 说明FVC对于夜晚组分温度分离的影响没有白天时显著, 因此可以假设夜晚的FVC等于白天的FVC(Quan等, 2014)。

4 结果和讨论

4.1 站点数据的验证结果

提取包含Skukuza站点的MODIS像元, 使用构建的算法进行组分温度分离; 然后计算对应卫星过境时刻的站点观测温度, 如果过境时刻处于两个站点记录时刻之间, 则采用线性插值计算实测温度。最终, 得到有效的匹配数据对共94个, 包括54个白天时刻和40个夜晚时刻。由图3可以看出, 组分温度分离的精度大约为2 K, 白天植被、夜晚植被、白天土壤和夜晚土壤组分温度的反演均方根误差分别为2.3 K、2.5 K、1.5 K和1.9 K。土壤组分的反演精度要优于植被组分, 可能是因为只使用了干季的数据进行验证, 导致植被特征不够明显, 进而制约了植被组分温度的计算精度(Liu等, 2020)。另外, 白天组分温度的分离精度要优于夜晚的分离结果, 这可能是因为DTC模型中描述夜晚温度变化的双曲线函数对于预设初值和温度波动更加敏感, 致使DTC模型的夜晚部分难以获得稳定的计算结果(Hong等, 2018)。

同Liu等(2020)一样, 本研究同样分析了考虑空间相关性的作用。如图3所示, 使用空间权重矩阵可以进一步改进组分温度的分离精度, 最大RMSE下降可达0.6 K。另外一个明显的现象是分离出的组分温度要低于实测的站点温度, 白天植被、夜晚植被、白天土壤和夜晚土壤组分温度的

分离偏差分别为-1.1 K、-1.6 K、-0.2 K和-1.2 K。如3.1所述，固定传感器测量得到的温度要轻微高

于相应地类温度的均值，从而表明图3中较低的温度分离结果是合理的。

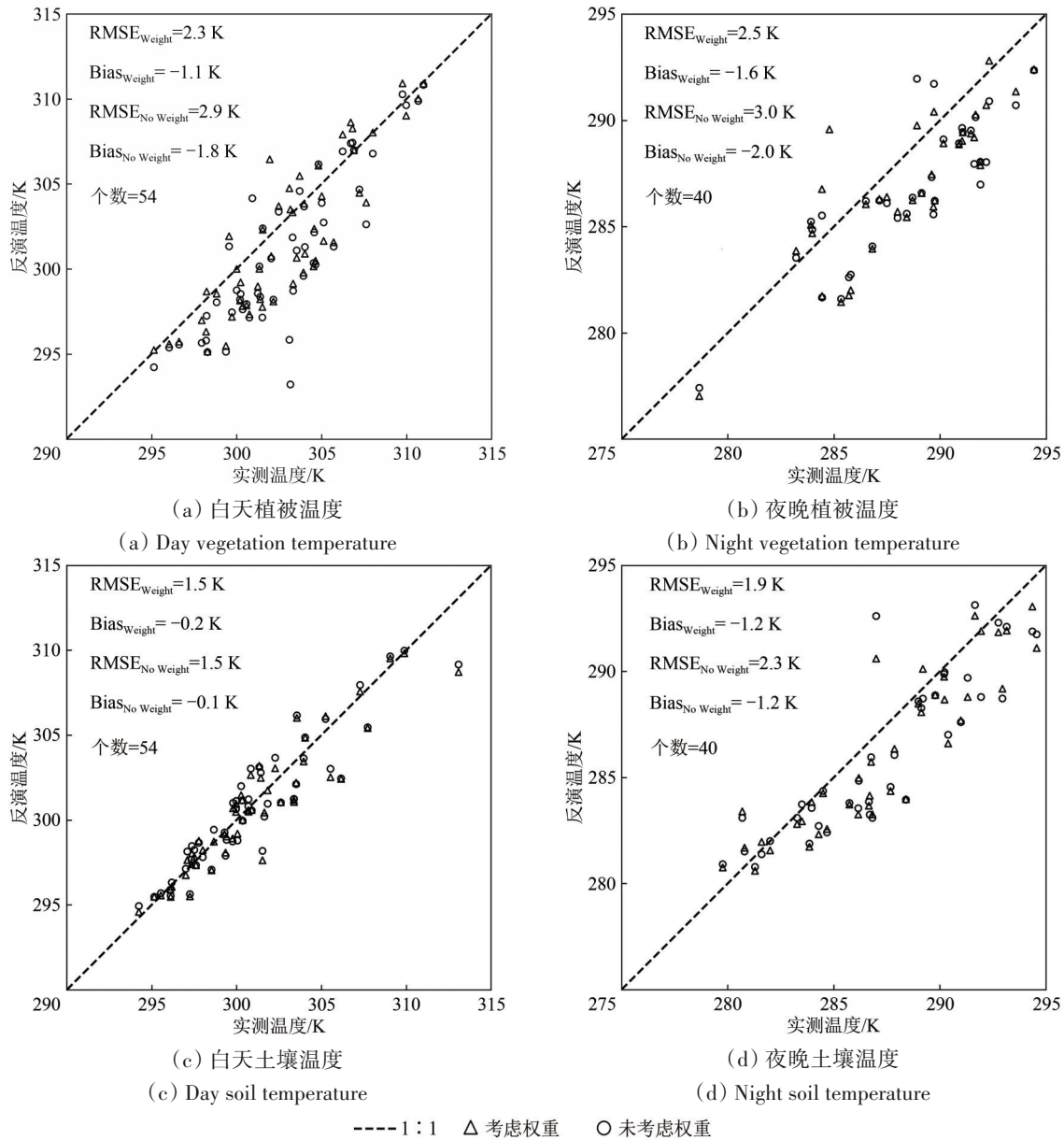


图3 使用Skukuza站点实测数据验证组分温度的分离结果
Fig. 3 Validation using field data in Skukuza site

4.2 ASTER数据的验证结果

一个MODIS地表温度像元(1 km分辨率)大约包含10×10个ASTER地表温度像元(90 m分辨率),其所包含的所有纯植被和裸土ASTER像元的地表温度的均值被用做该MODIS像元中植被和土壤组分温度的参考值。相应地,这些纯像元的温度之间不应该存在显著的变化。考虑到ASTER地表温度产品的反演精度,本研究设定筛选规则为所有温度的标准差不超过1.5 K。此外,地形因素

也会影响温度的大小(He等,2019),因此只使用平坦的MODIS像元进行验证。同样使用标准差作为筛选指标,设定规则为一个MODIS像元内ASTER高程的标准差不能超过20 m。

因为ASTER的过境时间为10:30,因此只有白天的分离结果可以得到验证。如图4所示,植被组分温度的分离结果优于土壤组分温度的分离结果。具体而言,植被和土壤组分温度反演的误差分别为1.4 K和1.7 K,植被组分温度被轻微高估

(偏差为 0.3 K) 而土壤组分温度被低估 (偏差为 -0.7 K)。Duan 等 (2017) 对不同气候带和表面状况下的裸土区域 ASTER 地表温度和 MODIS 地表温度产品进行交叉验证, 揭示了 ASTER 温度要比 MODIS 温度更高的事实 (偏差从 -0.16—-1.81 K),

这一系统误差可以在一定程度上佐证本研究中土壤组分温度分离的负偏差和植被组分温度分离的正偏差。此外, 与站点数据结果一样, 应用空间权重矩阵进一步降低了组分温度分离的误差, 植被和土壤温度分离的 RMSE 分别下降 0.3 K 和 0.2 K。

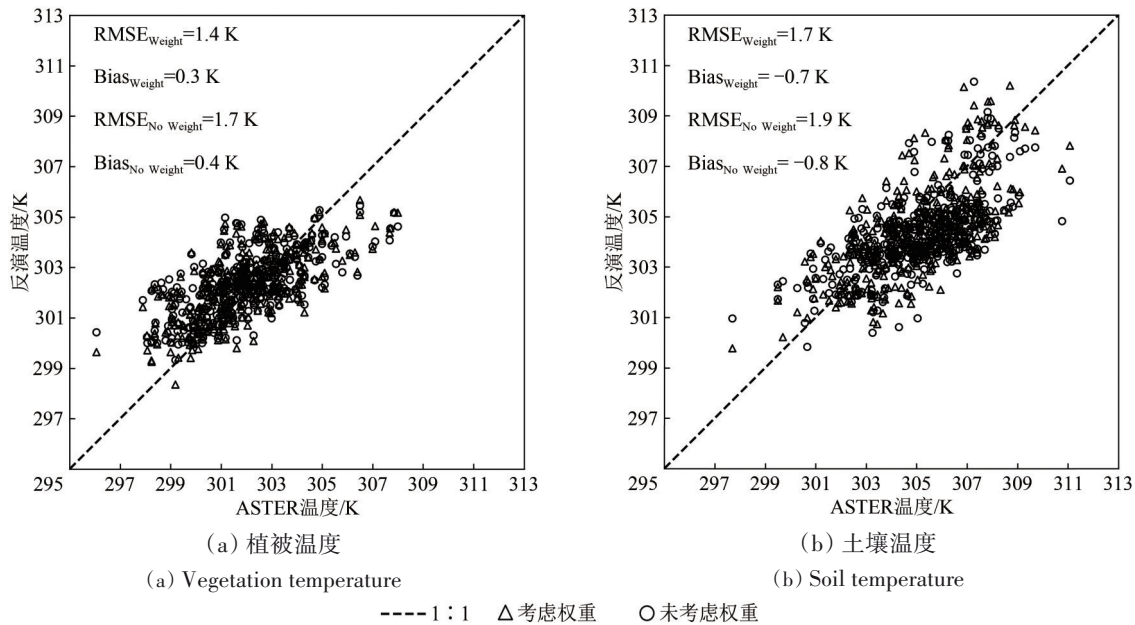


图4 使用 ASTER 数据验证组分温度的分离结果

Fig. 4 Validation using ASTER data

4.3 不同双时相组合的影响

搭载在极轨卫星上的传感器有两种过境时间, 其中上午星为 10:30 和 22:30, 如 Terra MODIS 和 SLSTR, 下午星为 13:30 和 01:30, 如 Aqua MODIS 和 VIIRS。也就是说, 对于 4 个过境时刻中的每一个时刻都有 3 种不同的双时相组合; 以 10:30 为例, 可以分别和 13:30、22:30 和 01:30 进行双时相组网从而用于组分温度分离。因此, 有必要分析不同时刻组合方式对分离结果的影响。因为白天植被和土壤组分温度的差异大于夜晚的差异, 所以本研究不再考虑 22:30 和 01:30 的情况; 10:30 和 13:30 都在白天, 情况类似, 但 10:30 的分离结果可以使用 ASTER 数据进行验证, 所以本研究以 10:30 为例分析不同时刻组合的影响。

(1) 单一传感器。一些传感器同时搭载于上午星和下午星, 如 MODIS (搭载在 Terra 和 Aqua) 和 VIIRS (搭载在 FY-3A 和 FY-3B), 相同的传感器意味着不需要对来自于两颗卫星的温度产品进行系统误差校正, 能够直接进行双时刻组网。以 10:30 为例, 图 5 呈现了 3 种时刻组合的分离结果。10:30+22:30 和 10:30+01:30 具有相同的反演精

度, 植被和土壤的分离误差分别为 1.4 K 和 1.7 K; 该精度要优于 10:30+13:30 组合的结果, 植被和土壤的分离误差分别为 1.7 K 和 2.0 K。这一结果说明, 一个白天时刻和一个夜晚时刻的组合能够提供相同的分离精度, 而两个白天时刻组合的分离结果相对较差。这一结果是可以预期的, 因为这两个白天时刻分布在最大温度时刻的附近, 对温度波动较为敏感, 难以获得稳定的解, 从而导致分离精度相对较差; 而一个白天时刻和一个夜晚时刻组合提供了相对丰富的温度变化信息, 因此有助于获取更合理的计算结果。

(2) 两颗传感器。因为云污染等原因, 致使很多情况下一天内单颗传感器只有一次有效观测。此时, 为了使用多时相和多像元数据进行组分温度分离, 借助于来自其他传感器的观测数据是一种可行的方法。随之而来需要考虑的首要问题就是如何描述不同地表温度产品之间的系统误差。目前有两种常用的方法, 一种是使用简单的线性回归表达产品之间的系统差异 (Ermida 等, 2017; Liu 等, 2018), 另一种则是向一种产品中添加随机误差模拟另一种产品的结果 (Duan 和 Li,

2015)。本研究采用第2种方法进行描述,向22:30的MODIS地表温度数据中增加2 K的高斯误差作为另一种传感器在22:30的地表温度产品。使用来自于两颗传感器的地表温度,即10:30的MODIS地表温度和22:30的模拟的其他传感器地表温度进行组分温度分离。结果如图6所示,单一传感器和两颗传感器的分离结果基本相同,无论是植被组分还是土壤组分RMSE和偏差的变化在0.1 K之内。

对于模拟的地表温度数据而言,虽然和MODIS数据之间存在较大的相对差异(2 K的高斯误差),但是因为MODIS数据本身就存在反演误差,因此模拟温度数据的绝对反演误差并不一定显著。这一现象可能是单一传感器和两颗传感器具有基本相同分离结果的原因。同时,这一基本相同的结果也说明本研究所提的算法能够应用到不同传感器的组网中,因此具有较好的可操作性。

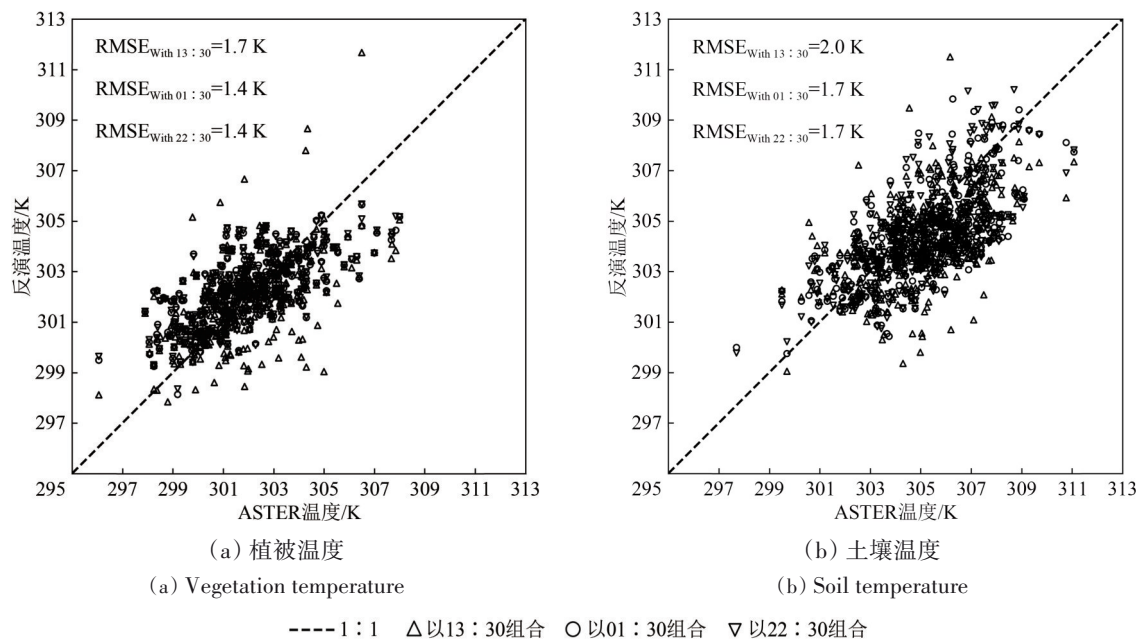


图5 包含10:30的不同时刻组合对组分温度分离精度的影响

Fig. 5 The influence of different time combinations with 10:30 on the separation accuracy

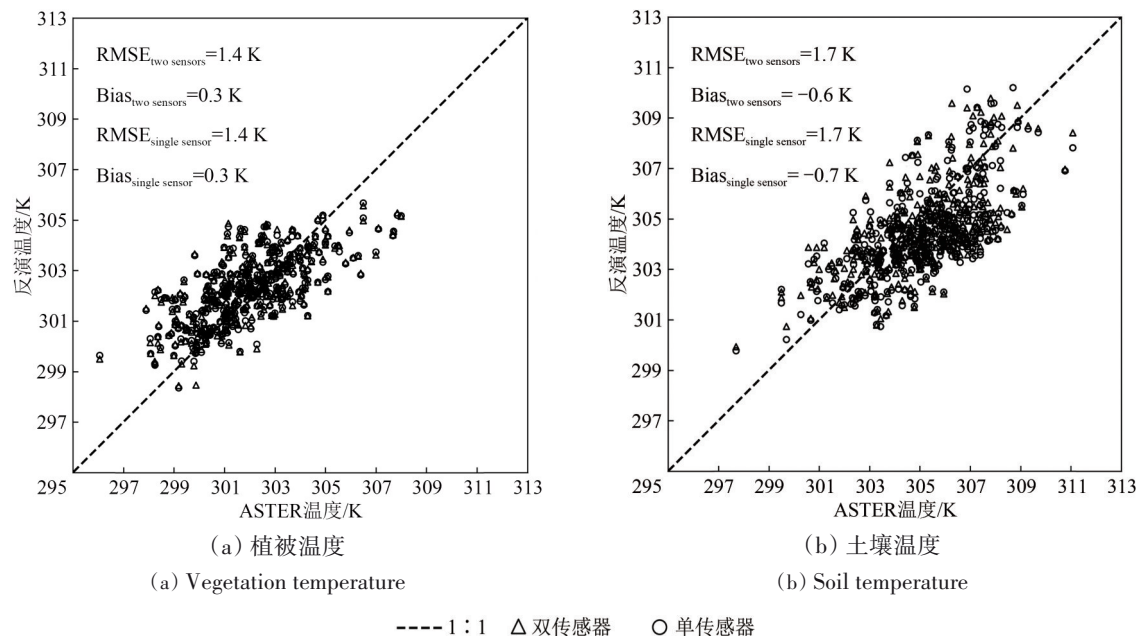


图6 不同传感器观测组合对组分温度分离精度的影响

Fig.6 The influence of using observations from different sensors on the separation accuracy

5 结 论

本研究以应用广泛的极轨卫星地表温度产品作为研究对象,探讨从其混合像元地表温度中分离出物理意义更加明确的植被组分和土壤组分温度的方法。结合极轨卫星的观测特点,基于多时相和多像元数据,本研究提出了具有较高精度和较好操作性的组分温度分离算法。该算法使用DTC模型描述组分温度的变化模式,从而提供了多时相数据应用的平台,利用多像元数据增加可用方程个数进行分离模型求解,同时考虑空间相关性改善使用多像元数据的局限性。

研究首先使用MODIS数据对所提出的分离算法进行实现,然后分别利用站点观测数据和高空间分辨率的ASTER卫星数据以点和面两种形式对分离结果进行了验证。结果表明,组分的反演温度误差约为2 K,最佳精度可达1.4 K;受制于DTC模型夜晚双曲线函数的局限性,白天时刻的分离精度优于夜晚时刻;考虑空间相关性可以进一步提高组分温度的分离精度,反演温度误差最大可下降0.6 K。

此外,本研究还进一步分析了不同时刻组合对组分温度分离精度的影响。从实际情况出发,针对双时刻组合,分别分析了单一传感器和两颗传感器组网观测的情况。结果表明,所提出的分离算法只需要使用一个白天时刻和一个夜晚时刻的组合观测就可以得到精度较高的反演结果,这两个时刻可以来自于同一传感器也可以来自于不同传感器,因此该算法具有较好的可操作性。

志 谢 本项目中使用的Skukuza站点观测数据、ASTER和MODIS卫星数据从NASA (<ftp://ladswb.nascom.nasa.gov>) 免费获取,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References)

Bian Z J, Cao B, Li H, Du Y M, Song L S, Fan W J, Xiao Q and Liu Q H. 2017. A robust inversion algorithm for surface leaf and soil temperatures using the vegetation clumping index. *Remote Sensing*, 9(8): 780 [DOI: 10.3390/rs9080780]

Bian Z J, Li H, Göttsche F M, Li R B, Du Y M, Ren H Z, Cao B, Xiao Q and Liu Q H. 2020. Retrieving soil and vegetation temperatures from dual-angle and multipixel satellite observations. *IEEE Jour-*

nal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 13: 5536-5549 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3024190]

Duan S B and Li Z L. 2015. Intercomparison of operational land surface temperature products derived from MSG-SEVIRI and Terra/Aqua-MODIS data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(8): 4163-4170 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2441096]

Duan S B, Li Z L, Cheng J and Leng P. 2017. Cross-satellite comparison of operational land surface temperature products derived from MODIS and ASTER data over bare soil surfaces. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126: 1-10 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.02.003]

Ermidia S L, DaCamara C C, Trigo I F, Pires A C, Ghent D and Remedios J. 2017. Modelling directional effects on remotely sensed land surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 190: 56-69 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.12.008]

Ghent D. 2014. Maximising the benefits of satellite LST within the user community: ESA DUE GlobTemperature//AGU Fall Meeting Abstracts. Washington, DC, USA: American Geophysical Union

Gillespie A, Rokugawa S, Matsunaga T, Cothorn J S, Hook S and Kahle A B. 1998. A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4): 1113-1126 [DOI: 10.1109/36.700995]

He J L, Zhao W, Li A N, Wen F P and Yu D J. 2019. The impact of the terrain effect on land surface temperature variation based on Landsat-8 observations in mountainous areas. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1808-1827 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1466082]

Hong F L, Zhan W F, Göttsche F M, Liu Z H, Zhou J, Huang F, Lai J M and Li M C. 2018. Comprehensive assessment of four-parameter diurnal land surface temperature cycle models under clear-sky. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 142: 190-204 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.06.008]

Inamdar A K, French A, Hook S, Vaughan G and Luckett W. 2008. Land surface temperature retrieval at high spatial and temporal resolutions over the southwestern United States. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D7): D07107 [DOI: 10.1029/2007JD009048]

Jia L, Li Z L, Menenti M, Su Z, Verhoef W and Wan Z. 2003. A practical algorithm to infer soil and foliage component temperatures from bi-angular ATSR-2 data. *International Journal of Remote Sensing*, 24(23): 4739-4760 [DOI: 10.1080/0143116031000101576]

Kallel A, Ottlé C, Le Hegarat-Masclé S, Maignan F and Courault D. 2013. Surface temperature downscaling from multiresolution instruments based on Markov models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(3): 1588-1612 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2207461]

Li Z L, Tang B H, Wu H, Ren H Z, Yan G J, Wan Z M, Trigo I F and

- Sobrino J A. 2013. Satellite-derived land surface temperature: current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131: 14-37 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.008]
- Liu Q, Yan C Y, Xiao Q, Yan G J and Fang L. 2012. Separating vegetation and soil temperature using airborne multiangular remote sensing image data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 17: 66-75 [DOI: 10.1016/j.jag.2011.10.003]
- Liu X Y, Tang B H and Li Z L. 2018. Evaluation of three parametric models for estimating directional thermal radiation from simulation, airborne, and satellite data. *Remote Sensing*, 10(3): 420 [DOI: 10.3390/rs10030420]
- Liu X Y, Tang B H, Li Z L, Zhou C H, Wu W B and Rasmussen M O. 2020. An improved method for separating soil and vegetation component temperatures based on diurnal temperature cycle model and spatial correlation. *Remote Sensing of Environment*, 248: 111979 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111979]
- Liu X Y, Tang B H, Wu H, Tang R L, Li Z L and Shang G F. 2019. A method for angular normalization of land surface temperature products based on component temperatures and fractional vegetation cover//IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan: IEEE: 1849-1852 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8899823]
- McMillen D P. 2004. Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. *American Journal of Agricultural Economics*, 86(2): 554-556 [DOI: 10.1111/j.0002-9092.2004.600_2.x]
- Mu X H, Song W J, Gao Z, McVicar T R, Donohue R J and Yan G J. 2018. Fractional vegetation cover estimation by using multi-angle vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 216: 44-56 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.022]
- Norman J M and Becker F. 1995. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surfaces. *Remote Sensing Reviews*, 12(3/4): 159-173 [DOI: 10.1080/02757259509532284]
- Pinheiro A C T, Privette J L and Guillevic P. 2006. Modeling the observed angular anisotropy of land surface temperature in a savanna. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(4): 1036-1047 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.863827]
- Pinheiro A C T, Privette J L, Mahoney R and Tucker C J. 2004. Directional effects in a daily AVHRR land surface temperature dataset over Africa. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(9): 1941-1954 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.831886]
- Quan J L, Chen Y H, Zhan W F, Wang J F, Voogt J and Li J. 2014. A hybrid method combining neighborhood information from satellite data with modeled diurnal temperature cycles over consecutive days. *Remote Sensing of Environment*, 155: 257-274 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.08.034]
- Song L S, Bian Z J, Kustas W P, Liu S M, Xiao Q, Nieto H, Xu Z W, Yang Y, Xu T R and Han X J. 2020. Estimation of surface heat fluxes using multi-angular observations of radiative surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111674 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111674]
- Song L S, Liu S M, Kustas W P, Zhou J and Ma Y F. 2015. Using the surface temperature-albedo space to separate regional soil and vegetation temperatures from ASTER data. *Remote Sensing*, 7(5): 5828-5848 [DOI: 10.3390/rs70505828]
- Tang B H. 2018. Nonlinear split-window algorithms for estimating land and sea surface temperatures from simulated Chinese gaofen-5 satellite data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(11): 6280-6289 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2833859]
- Thome K, Palluconi F, Takashima T and Masuda K. 1998. Atmospheric correction of ASTER. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4): 1199-1211 [DOI: 10.1109/36.701026]
- Vermote E F, Roger J C and Ray J P. 2015. MODIS surface reflectance user's guide. MODIS land surface reflectance science computing facility, version, 1.4[2018-03-15] https://modis-land.gsfc.nasa.gov/pdf/MOD09_UserGuide_v1.4.pdf
- Wan Z M and Dozier J. 1996. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(4): 892-905 [DOI: 10.1109/36.508406]
- Xie F, Shao H L, Liu Z H, Liu C Y, Zhang C X, Yang G, Wang J Y and Cai N B. 2016. Retrieval of the pixel component temperatures from multi-band thermal infrared image using Bayesian inversion technique//Proceedings of SPIE, Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Remote Sensing Technology, Techniques and Applications VI. New Delhi, India: SPIE: 98802A [DOI: 10.1117/12.2227579]
- Zhan W F, Chen Y H, Zhou J and Li J. 2011. An algorithm for separating soil and vegetation temperatures with sensors featuring a single thermal channel. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(5): 1796-1809 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2082555]
- Zhan W F, Chen Y H, Zhou J, Wang J F, Liu W Y, Voogt J, Zhu X L, Quan J L and Li J. 2013. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sensing of Environment*, 131: 119-139 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.014]
- Zhang R H, Sun X M, Wang W M, Xu J P, Zhu Z L and Tian J. 2005. An operational two-layer remote sensing model to estimate surface flux in regional scale: physical background. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 48(Supp. 1): 225-244 [DOI: 10.1360/05zd0023]
- Zhao W, Li A N, Bian J H, Jin H A and Zhang Z J. 2014. A synergistic algorithm for mid-morning land surface soil and vegetation temperatures estimation using MSG-SEVIRI products and TERRA-MODIS products. *Remote Sensing*, 6(3): 2213-2238 [DOI: 10.3390/rs6032213]

Zhu W B, Jia S F and Lv A F. 2017. A time domain solution of the Modified Temperature Vegetation Dryness Index (MTVDI) for continuous soil moisture monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 200: 1-17 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.07.032]

Zhan C, Tang B H and Li Z L. 2018. Retrieval and validation of land surface temperature for atmospheres with air temperature inversion. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 28-37 (战川, 唐伯惠, 李召良). 2018. 近地表大气逆温条件下的地表温度遥感反演与验

证. *遥感学报*, 22(1): 28-37 [DOI:10.11834/jrs.20187043]

Li Z L, Duan S B, Tang B H, Wu H, Ren H Z, Yan G J, Tang R L and Leng P. 2016. Review of methods for land surface temperature derived from thermal infrared remotely sensed data. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 899-920 (李召良, 段四波, 唐伯惠, 吴骅, 任华忠, 阎广建, 唐荣林, 冷佩). 2016. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展. *遥感学报*, 20(5): 899-920 [DOI: 10.11834/jrs.20166192]

Separating land surface component temperatures from Low Earth Orbit (LEO) satellite data by coupling of dual-time and multi-pixel data

LIU Xiangyang¹, TANG Bohui^{2,3}, LI Zhaoliang^{1,3}

1. Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs/Institute of Agricultural Resources and Regional Planning Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;

2. Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China;

3. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System (LREIS), Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: The component temperature encapsulates more physical meaning than Land Surface Temperature (LST) and better meets the requirements of estimating evapotranspiration, monitoring drought and other studies. The polar-orbit satellites can observe the entire globe with a high spatial resolution and a modest temporal resolution from 1980 to present, and therefore have more wide applications than geostationary satellites. For these reasons, the study focuses on the methodology for estimating vegetation and soil component temperatures from polar-orbit satellite data.

To meet operational and accurate requirements, the study proposed to use multi-temporal and multi-pixel data to separate the vegetation and soil component temperature. Specifically, a well-studied Diurnal Temperature Cycles (DTC) model was applied to link the two observations on one day, and then the moving-window technology was used to add available observations for solving the retrieval model. In addition, a spatial weighting matrix was adopted to improve the limitation of using multi-pixel data.

The proposed algorithm was implemented by using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data, and was evaluated by using in-situ measurements on Skukuza site and high-resolution Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data, respectively. In the case of the validation of field data, the separation accuracy of component temperatures is about 2 K, and RMSEs of daytime vegetation, nighttime vegetation, daytime soil, and nighttime soil are 2.3 K, 2.5 K, 1.5 K and 1.9 K, respectively. The better performance at daytime is resulted from the fact that DTC model cannot describe the temperature decrease at night well. Regarding with the validation of ASTER data, the separation accuracies of the vegetation and soil component are 1.4 K and 1.7 K, respectively. The vegetation component is slightly overestimated (bias = 0.3 K) while the soil component is slightly underestimated (bias = -0.7 K), which is because of the systematic error between MODIS LST and ASTER LST. Moreover, this study also analyzed the influence of different time groups. Firstly, the combinations of one daytime moment and one nighttime moment can provide same estimation with high accuracy while the performance of the combination of two daytime moments is worse. The result is expected because two daytime moments are close to the maximum temperature moment, and therefore more sensitivity to temperature variation. Secondly, the performance of the time group from two sensors or one sensor is basically same, indicating that the time group is not limited by the sensor.

This study proposed an algorithm for separating vegetation and soil component temperatures from polar-orbit satellite land surface temperatures. The practical method need only two observations from single or different sensors, i.e., one in daytime and the other one in nighttime, which makes it available for almost all sensors. The validation of field data and high-resolution data indicated that the separation accuracy is about 2 K and the best up to 1.4 K. Considering its accuracy, operationality and robustness, the proposed method would be an effective tool for separating component temperatures.

Key words: remote sensing, component temperature, polar-orbit satellite, land surface temperature, multi-temporal, multi-pixel

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41871244); China Postdoctoral Science Foundation (No. 2020M680774)