

刘勇洪,翁富忠,徐永明,等,2024. 基于 FY-3D 卫星的微波与光学陆表温度融合研究[J]. 气象,50(1):1-17. Liu Y H, Weng F Z, Xu Y M, et al, 2024. Fusion of microwave and optical land surface temperature based on FY-3D satellite[J]. Meteor Mon, 50(1):1-17 (in Chinese).

基于 FY-3D 卫星的微波与光学陆表温度融合研究^{*}

刘勇洪^{1,2} 翁富忠¹ 徐永明³ 韩秀珍⁴ 段四波⁵ 唐世浩⁴ 叶成志⁶

1 中国气象局地球系统数值预报中心, 北京 100081

2 灾害天气国家重点实验室, 北京 100081

3 南京信息工程大学遥感与测绘工程学院, 南京 210044

4 国家卫星气象中心, 北京 100081

5 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081

6 湖南省气象局, 长沙 410118

提 要: 目前还没有基于国产卫星的 1 km 分辨率的全天候陆表温度(LST)产品, FY-3D 卫星提供了中分辨率成像仪(MERSI)Ⅱ型 1 km 分辨率晴空 LST 产品与微波成像仪(MWRI)25 km 全天候 LST 产品, 因此可结合两者优势开展全天候 1 km 分辨率 LST 的融合研究。基于地理加权回归(GWR)方法, 选择海拔、FY-3D 归一化植被指数和归一化建筑指数等建立 GWR 模型对 FY-3D/MWRI 25 km LST 降尺度到 1 km, 并与 MERSI 1 km LST 进行融合; 同时针对 MWRI 轨道间隙, 利用前后 1 天融合后的云覆盖像元 1 km LST 进行补值, 可以得到接近全天候下的 1 km LST。基于以上融合算法, 选择了中国区域多个典型日期 FY-3D/MERSI 和 MWRI LST 官网产品进行了融合试验, 并利用公开发布的全天候 1 km LST 产品(TPDC LST)对 FY-3D 1 km LST 融合结果进行了评估。研究结果表明, 基于 GWR 法的 LST 降尺度方法, 可以有效避免传统微波 LST 降尺度方法中存在的“斑块”效应和局地温度偏低等问题; LST 融合结果有值率从融合前的 22.4%~36.9%可提高到融合后 69.3%~80.7%, 融合结果与 TPDC LST 的空间决定系数为 0.503~0.787, 均方根误差为 3.6~5.8 K, 其中晴空为 2.6~4.9 K, 云下为 4.1~6.1 K; 分析还表明目前官网产品 FY-3D/MERSI 和 MWRI LST 均存在缺值较多与精度偏低等问题, 显示其存在较大改进潜力, 这有利于进一步改进 FY-3D LST 融合质量。

关键词: FY-3D MERSI-Ⅱ, FY-3D MWRI, 全天候, 陆表温度, 地理加权回归

中图分类号: P412, P423

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2023.092601

Fusion of Microwave and Optical Land Surface Temperature Based on FY-3D Satellite

LIU Yonghong^{1,2} WENG Fuzhong¹ XU Yongming³ HAN Xiuzhen⁴
DUAN Sibao⁵ TANG Shihao⁴ YE Chengzhi⁶

1 CMA Earth System Modeling and Prediction Centre, Beijing 100081

2 State Key Laboratory of Severe Weather, Beijing 100081

3 School of Remote Sensing and Geomatics Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

4 National Satellite Meteorological Centre, Beijing 100081

5 Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081

6 Hunan Meteorological Service, Changsha 410118

Abstract: There is no 1 km spatial resolution all-weather land surface temperature (LST) product based

^{*} 国家自然科学基金项目(U2142212)、湖南省自然科学基金重大项目(2021JC0009)和风云卫星应用先行计划共同资助

2022 年 10 月 8 日收稿; 2023 年 5 月 18 日收修定稿

第一作者: 刘勇洪, 主要从事气象卫星与环境遥感研究. E-mail: lyh7414@163.com

通讯作者: 韩秀珍, 主要从事环境遥感与卫星气象研究. E-mail: hanxz@cma.gov.cn

on domestic satellites in China. FY-3D satellite provides the clear sky LST products with 1 km resolution from the medium resolution spectral imager (MERSI) II and the all-weather LST products with 25 km resolution from the microwave radiation imager (MWRI). Therefore, the integration research of all-weather 1 km resolution LST can be carried out by combining their advantages. By using geographical weighted regression (GWR) method, this study selects altitude, FY-3D normalized difference vegetation index and normalized difference building index to establish LST downscaling regression model in order to downscale FY-3D/MWRI 25 km LST to 1 km, and integrates them with MERSI 1 km LST. For the MWRI track gaps, 1 km LST of cloud covered pixels fused in the previous one day and the next day can be used to supplement, which is close to the all-weather 1 km LST. Based on the above fusion algorithms, multiple Chinese FY-3D/MERSI and MWRI LST products on typical dates from the official website are selected for fusion test, and the existing all-weather 1 km LST products (TPDC LST) were used to evaluate the results of FY-3D 1 km LST fusion products. The results show that the LST downscaling method based on GWR method can effectively eliminate the “patches” effect and low local temperature in traditional microwave downscaling methods based on the combination of altitude with mixed pixel decomposition. The rate of FY-3D 1 km LST can be increased from 22.4%–36.9% before fusion to 69.3%–80.7% after fusion. The spatial correlation between the fusion product and TPDC LST is 0.503–0.787, and the RMSE is 3.6–5.8 K with 2.6–4.9 K in clear sky and 4.1–6.1 K in cloudy sky. The analysis also shows that the current FY-3D/MERSI LST and MWRI LST products from the official website have problems such as obvious lack of value and low accuracy, suggesting that they have a great potential to be improved. This is conducive to further improving the quality of FY-3D LST fusion.

Key words: FY-3D/MERSI-II, FY-3D/MWRI, all-weather, land surface temperature (LST), geographical weighted regression

引 言

陆表温度(LST)是研究全球与区域气候变化的重要参数(Li et al, 2013; Yu et al, 2018),特别是获取 1 km 空间分辨率的全天候 LST 已经成为相关研究和应用领域的迫切需求(Hijmans et al, 2005; Fick and Hijmans, 2017; Zhang et al, 2020)。基于光学(可见光与热红外)遥感数据所获得的 LST,虽然空间分辨率高(一般为 1 km 或优于 1 km),反演精度较高(Wan, 2008; 权维俊等, 2012; Liu et al, 2015; Duan et al, 2019),但是受限于晴空天气条件,存在大量的缺失像元或无效像元(Cornette and Shanks, 1993),不能进行 LST 的全天候监测。不同于光学波段,微波可以穿透云层,提供了获取全天候 LST 的有效手段,但空间分辨率远低于光学反演得到的 LST(一般为 10~36 km),LST 反演精度较低(McFarland et al, 1990; Zhou et al, 2015),且轨道间存在间隙,反演的 LST 空间不连续。因此,结合

两者优势开展微波与光学 LST 的融合目前已成为全天候 1 km 分辨率 LST 研究热点(Duan et al, 2017; Xu et al, 2019; Yoo et al, 2020; Zhang et al, 2020; Tang et al, 2022)。

目前在微波与光学 LST 融合研究中,采用的卫星数据仍以国外为主,其中微波主要采用 AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS)和 AMSR-2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer 2)数据,光学主要为 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)数据,而利用我国卫星开展全天候的 1 km 分辨率 LST 融合研究尚未见报道。风云三号气象卫星 D 星(FY-3D)是我国自主研发的新一代极轨气象卫星,其上搭载的中分辨率成像光谱仪(MERSI-II)是世界上首台能够获取全球 250 m 分辨率红外分裂窗区资料的成像仪器,其中热红外分裂窗波段第 24 和第 25 波段与 MODIS 分裂窗波段光谱接近(蒋金雄等, 2019; Tang et al, 2021),已有研究表明 FY-3D MERSI-II 具有与 MODIS 类似的 LST 产品反演精

度(Wang et al, 2019; Du et al, 2021; Aveni and Blackett, 2022);而 FY-3D 卫星携带的微波成像仪(MWRI)提供了 5 个观测频率波段(10.65、18.7、23.8、36.5 和 89.0 GHz)垂直极化和水平极化共 10 个可接收的亮温通道(朱瑜馨等, 2021; 王博等, 2022; 刘梅等, 2022),由于 FY-3D MERSI-II 与 MWRI 在过境时间上具有一致性,故利用 FY-3D MERSI-II 反演的陆表温度(简称 FY-3D/MERSI LST)与 MWRI 反演的 LST(简称 FY-3D/MWRI LST)开展全天候 1 km 分辨率 LST 融合研究,对于国产气象卫星在全球陆表生态环境监测与全球气候变化的应用具有重要意义。

在全天候 1 km 分辨率光学与微波 LST 融合研究中,最为关键的技术为 LST 降尺度技术(Zhan et al, 2013; Chen et al, 2014)。目前 LST 降尺度方法主要有三大类:时空相邻融合法、机器学习法和统计回归法。其中,时空相邻融合法是对具有不同时间尺度和不同空间尺度的同一遥感参数数据(如 LST、辐亮度、反射率等),利用粗、高分辨率影像光谱相似性原理和混合像元分解法,并结合时空相邻差异与地表类型差异构建尺度转换因子从而达到 LST 降尺度,主要代表性模型有时空自适应反射率融合模型(STARFM)(Gao et al, 2006)、自适应时空融合变化检测模型(STAARCH)(Hilker et al, 2009)、增强时空自适应反射率融合模型(ESTARFM)(Zhu et al, 2010; Long et al, 2020)、自适应数据融合模型(FSDAF)(Zhu et al, 2016),这些模型主要针对具有相似热红外光谱特征的粗、高分辨率 LST 融合,而微波与热红外光谱特征存在明显差异,因此这些方法难以应用于微波 LST 降尺度中。而机器学习法通常采用神经网络(ANN)和随机森林(RF)模型进行降尺度,如 Shwetha and Kumar (2016)采用神经网络模型,考虑地形、土地覆盖类型、微波植被指数等对 AMSR-E/25 km 亮温降尺度到 1 km 来模拟全天候 LST; Yoo et al (2020)针对韩国地区采用 RF 模型进行 AMSR-2 LST 降尺度,除了考虑地形因子和不透水盖度等外,还加入了该地区与 LST 有关的 3 个年尺度参数(年均 LST、LST 振幅和相对于春分的 LST 时相差),而这些变量需要利用长时间序列 LST 资料估算获取; Zhong et al (2021)针对中国青藏高原地区利用 AMSR-2

卫星数据 LST 降尺度中,在 RF 模型中考虑了地形因子、归一化植被指数(NDVI)和 3 个微波通道垂直极化亮温等。由于机器学习模型需要构建大量的代表性训练样本,且输入的变量较多不宜获取,建模过程较为复杂,建立的模型在其他地区并不一定适用。

基于统计回归的 LST 降尺度方法假定在低空间分辨率像元尺度上建立的 LST 与其他相关地表参数(或回归因子)之间的统计关系具有空间尺度不变性,可将其应用到高空间分辨率像元尺度上,因此,该方法不受光谱特征的限制。最初广为应用的 LST 统计降尺度方法是 DisTrad (disaggregation procedure for radiometric surface temperature)模型(Kustas et al, 2003),该方法将 LST 与 NDVI 的负相关关系应用于 LST 的降尺度中;考虑到 NDVI 在高密度植被区的饱和性, Agam et al (2007)利用植被覆盖度替代 NDVI 发展了 TsHARP (thermal data sharpening)模型进行 LST 的降尺度。进一步,考虑到城市地表的特性, Dominguez et al (2011)在 NDVI 的基础上加入地表反照率,可以有效提高城市地区 LST 降尺度精度; Wang et al (2020)研究显示,在城市地区采用归一化建筑指数(NDBI)较 NDVI 具有更好的 LST 降尺度效果。以上研究主要利用单变量或者多变量与 LST 之间回归关系来预测 LST,这些回归模型均假定 LST 和回归变量之间的关系具有空间不变性。事实上, LST 与这些回归变量(例如 NDVI、地表高程 DEM)之间的关系是随地理位置变化的,例如, Jeganathan et al (2011)基于 TsHARP 模型对比了全局与局部并结合土地利用的分层 LST 降尺度模型,研究发现,局部的 LST 模型最为可靠。因此,由于地形地理因素,各回归变量如 LST、NDVI、NDBI 存在空间异质性,随着样本的地理空间位置改变,变量之间的关系结构也发生相应变化,即 LST 与回归变量之间的关系具有空间局地性特征。由此,本文引入考虑局地空间异质性的地理加权回归(GWR)法(Duan and Li, 2016)来开展 FY-3D/MWRI LST 从 25 km 分辨率降尺度到 1 km 分辨率研究,并与过境时间相同的 FY-3D/MERSI LST 进行融合,从而开展基于 FY-3D 的全天候 1 km LST 融合研究,这对于发展基于国产气象卫星的长时间序列卫星气候数据集具有积

极意义。

1 试验数据

1.1 研究数据

选取中国区域一年代表月份(1、4、7、10月)典型日(2019年7月14—16日、2019年10月14—16日、2020年1月12—14日、2020年4月16—18日)白天FY-3D/MERSI LST和25 km FY-3D/MWRI LST白天(升轨)产品以及所在旬FY-3D/MERSI NDVI产品(王圆圆和李贵才,2022),这些产品均来自于中国气象局风云卫星产品官方网站“风云卫星遥感数据服务网”(http://satellite.nsmc.org.cn/portalsite/default.aspx)。其中FY-3D/MERSI LST产品空间分辨率为1 km,采用Hammer投影,LST主要采用Becker局地分裂窗改进算法(董立新等,2012;杨军和董超华,2011)反演得到;FY-3D/MWRI LST产品空间分辨率为25 km,采用全球圆柱等积投影(EASE-GRID),LST反演算法采用基于土地覆盖分类的多通道回归模型(杨军和董超华,2011),并假设每种类型地表在各个被动微波通道具有一致的比辐射率;引入土地覆盖分类保证了每种类型的发射率的相对稳定,可提高LST的反演精度(武胜利和杨虎,2007)。

文中所涉及的中国地图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号GS(2019)1822号的标准地图制作,底图无修改。

1.2 产品验证数据

由于没有足够的均一性站点LST观测数据进行1 km尺度的LST验证,这里选取由国家青藏高原数据中心(TPDC)网站(https://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/)公开发布的“中国陆域及周边逐日1 km全天候地表温度数据集”(简称TPDC LST)(周纪等,2021)对FY-3D 1 km LST融合结果进行评估。TPDC LST基于1 km MODIS/Aqua LST产品和0.25°空间分辨率GLDAS(Global Land Data Assimilation System)以及0.0625°空间分辨率CLDAS(China Land Data Assimilation System)等再分析数据生成(Zhang et al,2021),其中再分析数据主要用于云下LST的融合,且CLDAS主要针对对中国区域,并融合了地面气象站点LST观测数据(孙帅等,2017;2022;师春香等,2018;王莉莉和龚建

东,2018);利用分布于黑河流域、东北、华北和华南地区的15个站点实测数据对TPDC LST产品评估表明,其平均偏差(MBE)为-1.17~-0.06 K,均方根误差(RMSE)为1.52~3.71 K,且在晴空与非晴空条件下无显著区别。

此外,为了评估FY-3D/MERSI LST质量,这里还选取了与FY-3D/MERSI LST日期相同的MODIS Aqua LST产品V6版本(MYD11A1)进行分析,空间分辨率为1 km,采用正弦曲线投影,数据来源于美国航天局网站(https://earthdata.nasa.gov/)。

2 研究方法

2.1 地理加权回归模型

地理加权回归(GWR)方法是传统标准回归方法(如普通最小二乘法)的拓展,该方法进行局部而不是全局参数估算(Fotheringham et al,2002)。通过利用地理空间变化的回归系数,来研究自变量与因变量之间的动态回归关系。GWR模型可表示为:

$$y_i = \beta_0(\mu_i, v_i) + \sum_{k=1}^m \beta_k(\mu_i, v_i) \chi_{ik} + \epsilon_i \quad (1)$$

式中: μ_i 和 v_i 是第 i 个位置的地理坐标, y_i 和 χ_{ik} 分别是第 i 个位置的因变量和第 k 个自变量, β_0 和 β_k 分别为第 i 个位置的回归模型的截距和系数(斜率), ϵ_i 为第 i 个位置的回归残差。

$$\beta(\mu_i, v_i) = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(\mu_i, v_i) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(\mu_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (2)$$

式中: $\beta(\mu_i, v_i)$ 是各回归系数 β 的无偏估计, $\mathbf{W}(\mu_i, v_i)$ 是权重矩阵,其确保离目标点更近的相邻观测点有更大权重, \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 分别是自变量和因变量矩阵。

空间权重 $\mathbf{W}(\mu_i, v_i)$ 是GWR模型的核心,常用的有距离阈值函数法、距离反比法、指数函数法、高斯函数法和双平方函数法,本研究采用自适应双平方函数(bi-square)法:

$$W_{i,j} = \begin{cases} [1 - (d_{ij}/h_i)^2]^2 & d_{ij} \leq h_i \\ 0 & d_{ij} > h_i \end{cases} \quad (3)$$

式中: $W_{i,j}$ 是当前回归点位置 i 与邻近观测点位置 j 之间的权重, d_{ij} 是两点之间的欧式距离, h_i 是自适应核的波宽(或带宽)。在本研究中利用改进的AIC(Akaike information criterion)准则来确定宽带:

$$\text{AIC} = n \ln\left(\frac{n}{\text{RSS}}\right) + n \ln(2\pi) + n \left[\frac{n + \text{tr}(\mathbf{S})}{n - 2 - \text{tr}(\mathbf{S})} \right] \quad (4)$$

式中: n 是观测样本数, S 是帽子矩阵, $\text{tr}(S)$ 为矩阵的秩, RSS 是剩余平方和。

2.2 LST 降尺度变量选择

在 LST 降尺度中,选择合适的辅助变量进行 LST 降尺度是非常关键的。许多研究表明,NDVI 和 DEM 与 LST 关系密切,这是由于作为与地表覆盖相关的植被活动和生物量的指示器,NDVI 可用来考虑不同地表覆盖类型对地表热过程的影响,而 DEM 被认为是表征 LST 变化的另一个重要因素(吴芳营等,2022)。此外,地理经度(Lon)反映了从海岸到陆地区域土壤湿度对 LST 的影响,地理纬度(Lat)反映了不同纬度带太阳辐射对 LST 的影响(Ke et al,2013)。另外,一些研究还表明在 LST 降尺度过程中增强型植被指数(EVI)较 NDVI 具有更好的表现(Qiu et al,2018),归一化沙尘指数(NDSI)在荒漠地区有较好表现(Pan et al,2018),在半干旱地区及城市地区归一化建筑指数 NDBI 较 NDVI 具有更好表现 Wang et al(2020)。

本研究针对 FY-3D/MWRI LST 建模,选择变量的一个重要原则是考虑数据业务生产的便利性,尽量避免选择难以获取的变量,而是从 FY-3D 产品中直接获取相关变量。由于受云雨影响,1 km 分辨率的 FY-3D MERSI 日 NDVI 产品存在大量缺值,而旬 NDVI 产品则基本上克服了这种缺值问题。假定旬内 NDVI 变化很小,由此可选用 FY-3D 旬 NDVI 合成产品作为辅助变量;此外旬 NDVI 合成

产品中包含了短波红外通道(中心波长为 $1.380 \mu\text{m}$)和近红外通道(中心波长为 $0.865 \mu\text{m}$)反射率值,由此,可以基于短波红外通道反射率 R_{SWIR} 和近红外通道反射率 R_{NIR} ,估算得到归一化建筑指数(NDBI):

$$\text{NDBI} = \frac{R_{\text{SWIR}} - R_{\text{NIR}}}{R_{\text{SWIR}} + R_{\text{NIR}}} \quad (5)$$

由此,本研究选择 FY-3D 旬归一化植被指数 NDVI、NDBI 产品和 DEM 作为 LST 降尺度变量;由于地理经度 Lon 和纬度 Lat 在 GWR 模型中已经是输入参数,因此不再于模型中显示。

2.3 FY-3D/MWRI LST 与 MERSI LST 融合

FY-3D/MWRI 25 km LST 与 FY-3D/MERSI 1 km LST 融合技术流程如图 1 所示,主要包括 FY-3D/MWRI LST 订正、基于 GWR 模型的 FY-3D/MWRI LST 降尺度、轨道间隙(Gap)补值等步骤。

2.3.1 FY-3D/MWRI LST 订正

对 2019 年 7 月 14—15 日、2019 年 10 月 15—16 日和 2020 年 4 月 17—18 日 FY-3D/MWRI LST 分析显示(图 2),晴空天气条件下白天 FY-3D/MWRI 25 km LST 较 FY-3D/MERSI 1 km LST 明显偏低,而且是系统性的偏低,平均偏差 MBE(MWRI LST 与 MERSI LST 之差平均值)小于 -5 K ,部分在 -10 K 以下,这与高浩等(2018)对 FY-3C/MWRI LST 评估显示其 LST 明显偏低结果相似,表明 FY-3/MWRI LST 存在明显的低估。由于 MWRI LST 与 MERSI LST 存在明显空间相关,

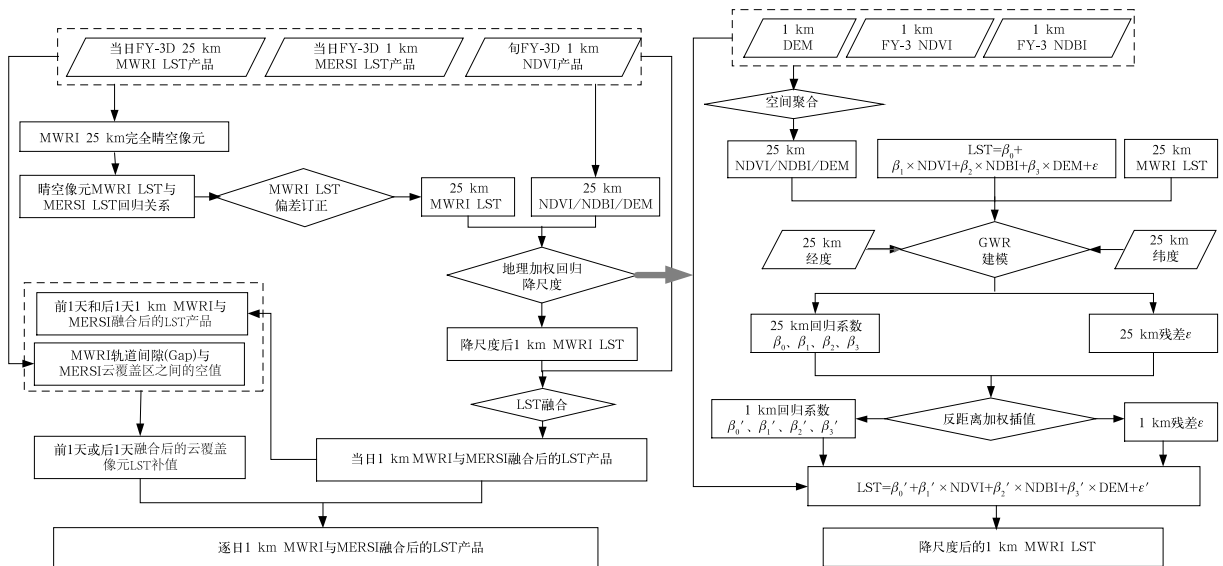


图 1 逐日 FY-3D 25 km MWRI LST 与 MERSI 1 km LST 融合技术流程图

Fig. 1 Flow chart of daily 1 km LST fusion from FY-3D 25 km MWRI and 1 km MERSI LST products

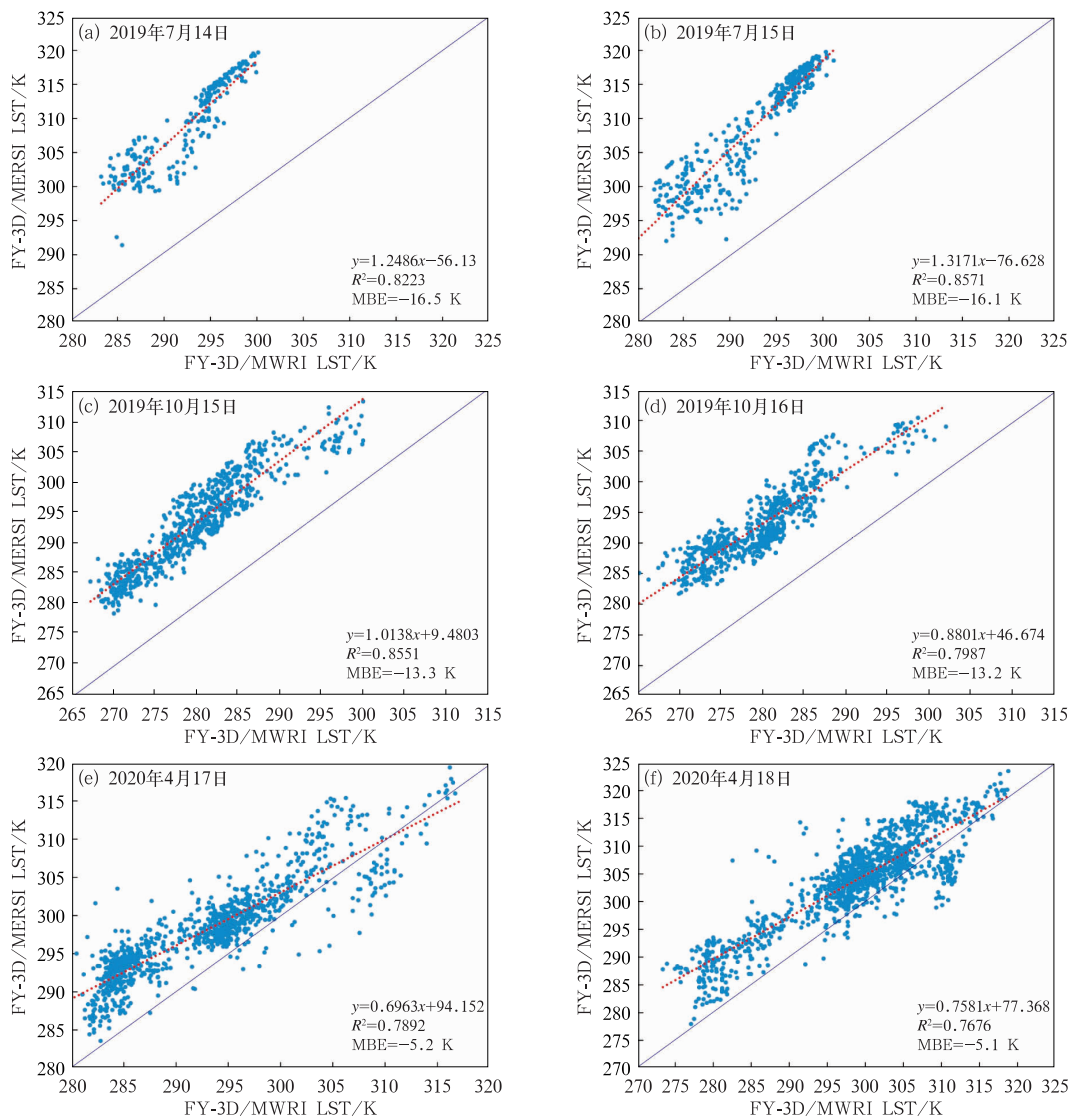
决定系数 R^2 一般在 0.75 以上,因此可以利用线性回归模型基于 FY-3D/MERSI LST 对 FY-3D/MWRI LST 进行偏差订正,在此基础上开展两者融合,主要步骤为:

(1)25 km 分辨率晴空率判别:根据 1 km 分辨率 MERSI LST 文件中的有效值,估算 25 km 分辨率的晴空像元百分比;同时对 MERSI 1 km 分辨率 LST 文件,利用均值法重采样生成 MERSI 25 km 分辨率 LST。

(2)MWRI LST 偏差订正:根据 25 km 分辨率的晴空像元百分比,取值为 1.0 时(完全晴空),获取

相应位置的 FY-3D/MWRI 25 km 分辨率 LST 值和重采样后的 25 km 分辨率的 MERSI LST 值,对这二者 LST 进行最小二乘法线性拟合,生成自变量为 MWRI LST、因变量为 MERSI LST 的关系式,依据该关系式对原始 FY-3D/MWRI 25 km 分辨率 LST 进行偏差订正。

经过上述步骤后,MWRI 25 km LST 偏低问题可得到明显改善所示,如图 3 所示,2019 年 7 月 15 日、2019 年 10 月 15 日和 2020 年 4 月 17 日 MWRI LST 值得到明显提升,与 FY-3D LST 的平均绝对偏差分别降至 2.2、2.3 和 2.7 K。



注:深蓝色线为 LST 1 : 1 线,红色线为线性回归方程线。

图 2 典型日期下的中国区域晴空天气条件下 FY-3D/MWRI LST 与 MERSI LST 对比

Fig. 2 Comparison between FY-3D/MWRI LST and MERSI LST under clear sky in China on typical dates

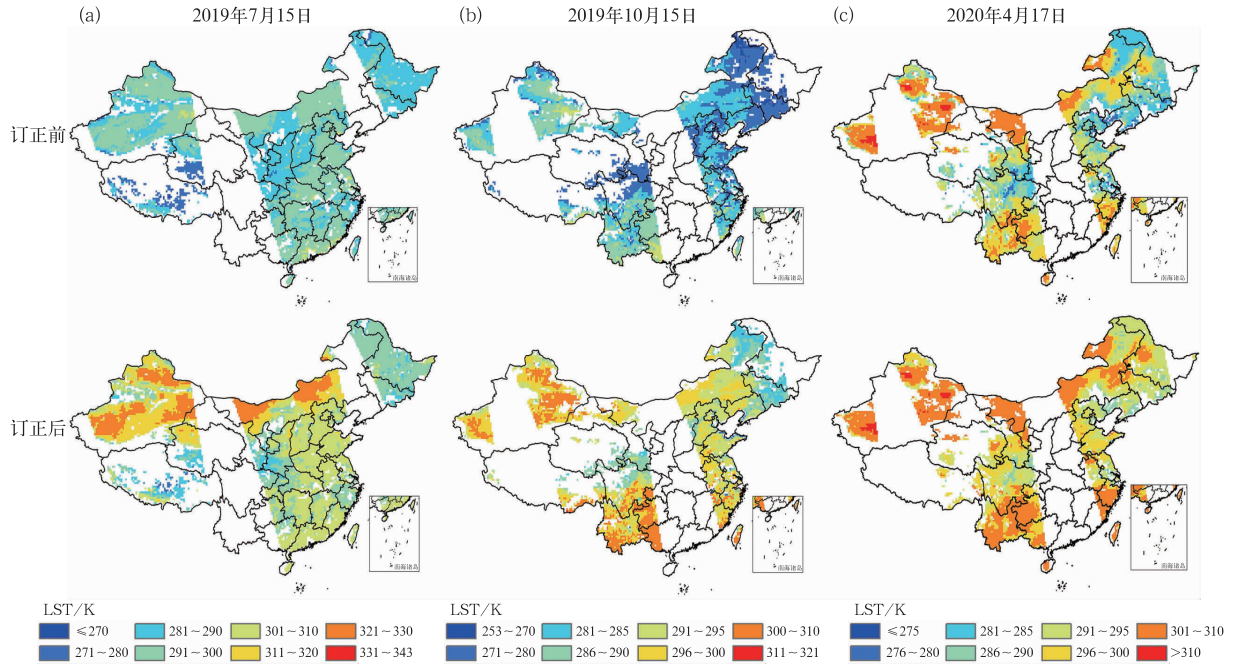


图 3 典型日期下的 FY-3D/MWRI 25 km LST 订正前后对比

Fig. 3 Comparison of FY-3D/MWRI 25 km LST before and after correction on different typical dates

2.3.2 基于 GWR 模型的 FY-3D/MWRI LST 降尺度

对经过系统偏差订正后的 FY-3D/MWRI 25 km LST,利用 GWR 模型降尺度到 1 km LST,主要步骤包括:

(1) 空间聚合:根据有效像元平均法将当日所在旬合成 1 km NDVI、NDBI 影像以及 DEM 进行空间聚合,生成 25 km 分辨率的 NDVI、NDBI 及 DEM 影像。

(2) GWR 建模:利用 GWR 法建立订正后 25 km 分辨率 MWRI LST 与 25 km 分辨率 NDVI、NDBI 和 DEM 之间的动态回归关系,其可表示为:

$$LST_i = \beta_0(\mu_i, v_i) + \beta_1(\mu_i, v_i)NDVI_i + \beta_2(\mu_i, v_i)NDBI_i + \beta_3(\mu_i, v_i)DEM_i + \epsilon_i \quad (6)$$

各参数含义见式(1)。由于覆盖中国区域的 FY-3D/MWRI LST 产品需要 3 条轨道,而不同轨道相隔较远,中间存在大量无值区域,如图 4 所示,为避免样本在空间不均一带来的误差,在建立该景 LST 地理加权回归模型时,需对每条轨道覆盖中国区域 LST 样本单独进行建模,即每景中国区域 MWRI 25 km LST 影像需要建立 3 个 GWR 回归模型。

(3)GWR 模型回归系数降尺度:用反距离权重法(IDW)将前面获取的 25 km 的 GWR 回归模型截距、回归系数(分别为 NDVI、NDBI 和 DEM 的回归系数)和残差空间插值到 1 km,得到新的 1 km 回归系数 β'_0 、 β'_1 、 β'_2 、 β'_3 和残差 ϵ'_i 等。

(4)1 km LST 模拟:利用前面得到的 1 km 回归

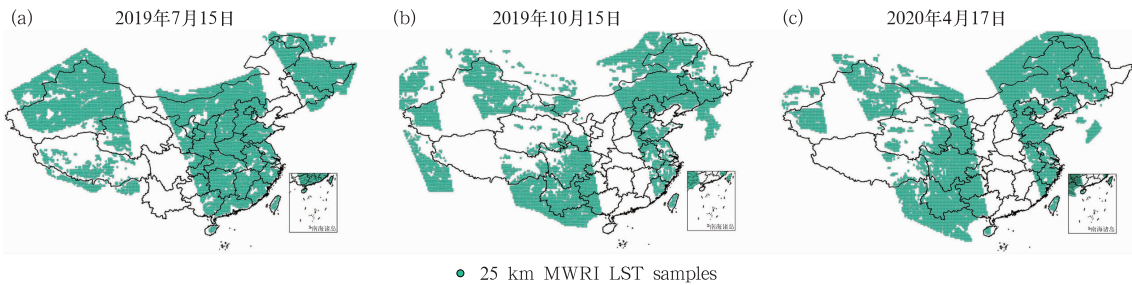


图 4 典型日期下的 FY-3D/MWRI 25 km LST 有效覆盖范围

Fig. 4 Effective coverage samples of FY-3D/MWRI 25 km LST products on different typical dates

系数和 1 km 分辨率 NDVI、NDBI 和 DEM 等变量, 进行 1 km LST 模拟预测:

$$LST'_i = \beta'_0(\mu_i, v_i) + \beta'_1(\mu_i, v_i)NDVI_i + \beta'_2(\mu_i, v_i)NDBI_i + \beta'_3(\mu_i, v_i)DEM_i + \epsilon'_i \quad (7)$$

2.3.3 当日 1 km LST 融合

基于当日 FY-3D/MERSI 1 km LST 与降尺度后的 MWRI 1 km LST 进行融合, 即: MERSI LST 有值部分仍保留, 缺值部分用降尺度后的 1 km LST 模拟值代替。

2.3.4 Gap 补值

由于 MWRI 全球各扫描轨道之间尤其是中低纬度存在明显空隙(Gap), 且每天均不固定, 如图 4 所示, 因此 MWRI 和 MERSI 融合后的 LST 产品仍在 Gap 区域存在大量缺值, 在这里采用 Duan et al (2017) 的补值法进行 Gap 处理, 即假设当天云区下的 LST 值与前 1 天和后 1 天云区下的 LST 值相当, 因此根据 1 km 云区 Gap 位置, 需读取前后各 1 天融合后的 1 km LST 值进行补值。如果前后 2 天均无 LST 值, 仍作为缺值处理。

2.4 Duan et al(2017)LST 降尺度法

为了对比本文 25 km FY-3D/MWRI LST 降尺度效果, 这里引入 Duan et al(2017) 基于 MODIS/Aqua 1 km LST 对 AMSR-E 25 km LST 进行 LST 降尺度的方法(以下简称 Duan 法), 其核心思想是把 AMSR-E LST 25 km 分辨率的像元分为三类: 完全晴空、完全云覆盖、部分云覆盖进行融合, 针对每类像元分别进行处理:

(1) 完全晴空像元, 融合后的该像元在 1 km 分辨率的 LST 仍为原始 MODIS LST 值。

(2) 完全云覆盖像元: 利用该 25 km 像元内 1 km 分辨率的 DEM 值进行海拔高度差订正(海拔每下降 1 km, LST 降低 6.5 K)。

(3) 部分云覆盖混合像元: 基于混合像元分解法原理, 把 25 km 混合像元 LST 近似看成晴空子像元 LST 及面积比例和云覆盖子像元 LST 及面积比例的线性加权和, 根据该混合像元 LST、晴空子像元平均 LST 及面积比例、云覆盖子像元面积比例, 即可求取所有云覆盖子像元平均 LST, 然后根据子像元的海拔高度进行海拔订正, 即可得到每个云覆盖子像元 LST。

3 结果分析

3.1 GWR 模型效果分析

对 MWRI 25 km LST 模拟分别选用 NDVI、NDBI、DEM 和 NDVI、DEM 的 GWR 回归模型分析结果如图 5 所示: 针对中国区域, 在 NDVI 和 DEM 基础上, 加入 NDBI 后, 25 km LST 模拟效果总体决定系数 R^2 得到提高; 而所有局地回归模型平均决定系数 R^2 增加。

对 2019 年 7 月 14—16 日、2019 年 10 月 14—16 日、2020 年 4 月 16—18 日 FY-3D/MWRI LST 建立的 GWR 模型拟合效果(图 6)可以看出, GWR 模型对 MWRI LST 模拟的 R^2 为 0.77~0.93, 均方根误差(RMSE)为 1.2~3.2 K; 与传统的 TsHARP 模型(Agam et al, 2007)相比较, GWR 模型的决定系数 R^2 显著提高(平均值从 0.36 提高到 0.85), 而 RMSE 明显降低(平均值从 4.3 K 降低到 2.2 K)。该

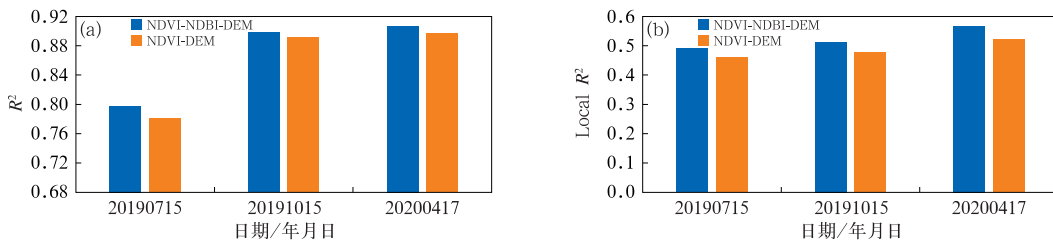


图 5 基于 FY-3D/MWRI LST 的不同回归变量建立的 GWR 模型 LST 模拟结果比较

(a) 总体模型决定系数, (b) 所有局地回归模型平均决定系数

Fig. 5 Comparison of LST simulation results of GWR models with different regression variables from FY-3D/MWRI LST data

(a) overall model determination coefficient, (b) average determination coefficient for all local regression models

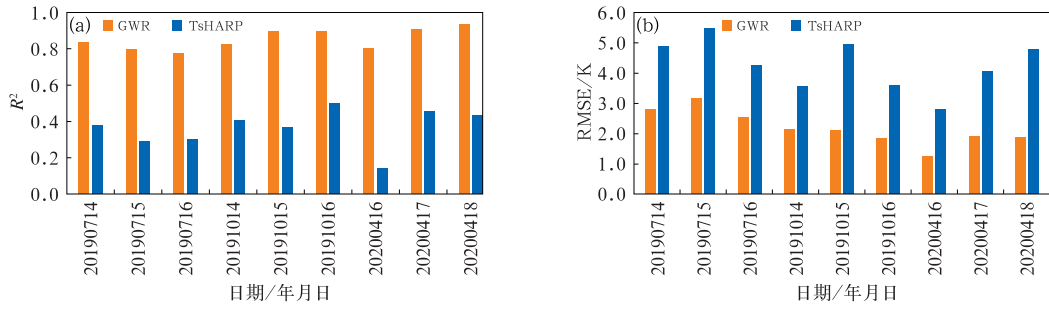


图 6 GWR 模型与 TsHARP 模型对 FY-3D/MWRI LST 模拟结果的比较

(a) 模型决定系数, (b) LST 均方根误差

Fig. 6 Comparison of FY-3D/MWRI LST simulation results between GWR model and TsHARP model

(a) the model determination coefficient, (b) the root mean square error of LST

结果表明 GWR 模型比 TsHARP 模型可更好地预测大范围区域 LST。

如图 7 所示为 2020 年 4 月 17 日 FY-3D 25 km MWRI LST GWR 模型回归系数 1 km 分辨率空间插值结果,各回归系数存在明显空间差异,而局地回归模型模拟效果也存在较大空间差异,但局地决定系数 R^2 一般在 0.40 以上,平均为 0.568。

3.2 GWR 模型降尺度效果

如图 8 所示为 2019 年 10 月 15 日 FY-3D/MWRI

25 km LST 降尺度到 1 km 前后 LST 对比,可以看出,基于 GWR 模型,25 km LST 降尺度到 1 km 后,1 km LST 空间分布与原始 25 km LST 具有良好一致性,空间细节增加明显,还能凸显出北京中心城市地区的高温现象,而在原始 25 km LST 影像中这种高温现象不明显。

3.3 当日 LST 融合效果

如图 9 所示为 2019 年 7 月 15 日 FY-3D/MWRI 25 km LST 降尺度到 1 km 前后 LST 对比,可以看

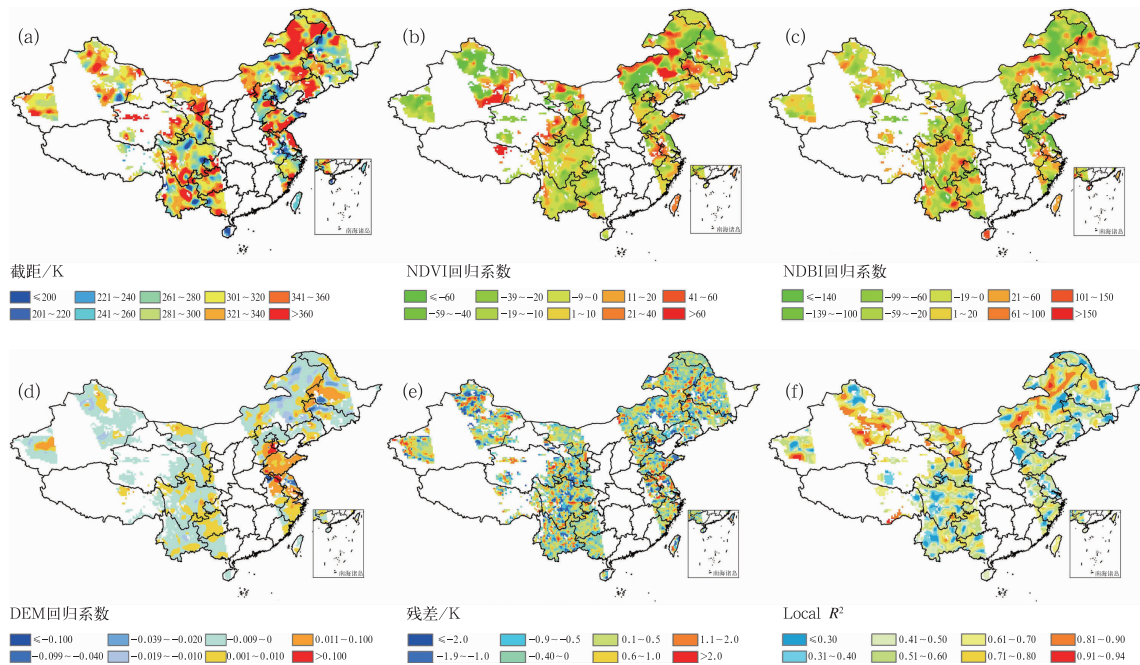


图 7 2020 年 4 月 17 日 FY-3D/MWRI 25 km LST GWR 模型回归系数空间插值 1 km 结果

Fig. 7 Results of 1 km spatial interpolation of regression coefficients of GWR model

from FY-3D/MWRI 25 km LST on 17 April 2020

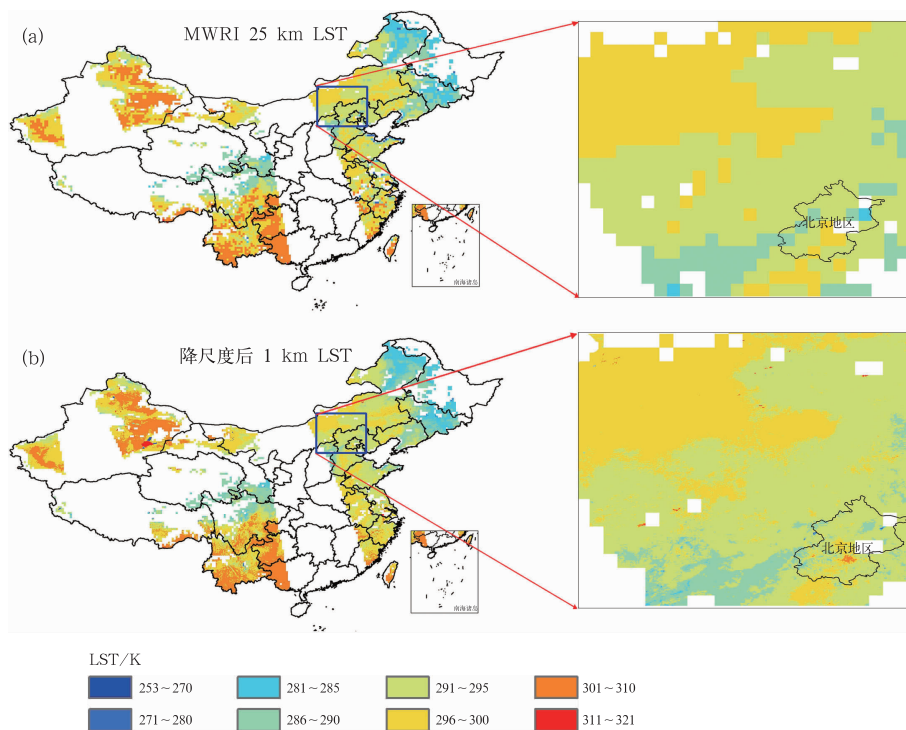


图 8 2019 年 10 月 15 日 FY-3D/MWRI 25 km LST 降尺度到 1 km 前后 LST 对比

Fig. 8 Comparison of LST before and after downscaling to 1 km of

FY-3D/MWRI 25 km LST on 15 October 2019

出,与原始 MWRI LST 相比,采用 Duan 法融合后的 LST 与本算法融合的 LST 空间分辨率明显增加,且均具有较好的空间分布一致性,但 Duan 法出现明显“斑块”效应,且易出现局部低值现象(图中蓝色圆圈所示)。斑块化的原因是由于采用海拔差进行 25 km LST 降尺度订正时,由于不同尺度海拔存在明显差异造成降尺度后的相邻像元 LST 不连续;局部低值则是采用的混合像元(包括晴空和云覆盖区)法所导致,例如 25 km 分辨率像元 LST 为 295 K,晴空覆盖率为 0.90,如果晴空子像元 LST 为 300 K,则云覆盖区域 LST 仅为 250 K,明显偏低;而本文算法(GWR)则有效消除了“斑块”效应和局部低值问题。

3.4 最终 LST 融合结果

在当日 FY-3D 1 km MERSI LST 与 25 km MWRI LST 融合基础上,进行前后 1 天融合 LST 轨道间隙(Gap)区域补值,生成最终当日 LST 融合结果,如图 10 所示为 2019 年 7 月 15 日、2019 年 10 月 15 日、2020 年 4 月 17 日生成的当日 FY-3D/MERSI 1 km LST(图 10a)、与 FY-3D/MWRI 25 km

LST 融合后生成的当日 1 km LST(图 10b)以及前后 1 天 Gap LST 补值结果(图 10c),可见当日 FY-3D 1 km MERSI LST 有值率(有效值面积百分比)仅为 22.4%~36.9%,与 25 km MWRI LST 融合后,LST 有值率增加到 59.3%~65.3%,经过前后 1 天 LST 补值后,LST 有值率增加到 69.3%~80.7%,但仍远未达到全天候 LST 的融合比例(100%)。

3.5 融合 LST 质量分析

3.5.1 LST 融合产品缺值分析

为了分析 LST 融合产品有值率明显小于全天候比例(100%)原因,这里统计了 FY-3D/MWRI 卫星轨道(FY-3D/MWRI Orbit)覆盖中国区域百分比与 25 km 分辨率 MWRI LST 有值率,以及 1 km FY-3D/MERSI LST 和时间相近的 MODIS/Aqua LST 有值率,如图 11 所示。可以看出,FY-3D/MWRI 卫星轨道一般覆盖中国区域 64.0%~73.5%,而 MWRI LST 有值率则明显偏低,尤其是冬季如 2020 年 1 月 12—14 日 MWRI LST 有值率仅为 7.0%~11.1%,这也是本文未对冬季 FY-3D/MWRI LST 与 MERSI LST 进行融合的主要原因;而其他季节 MWRI LST

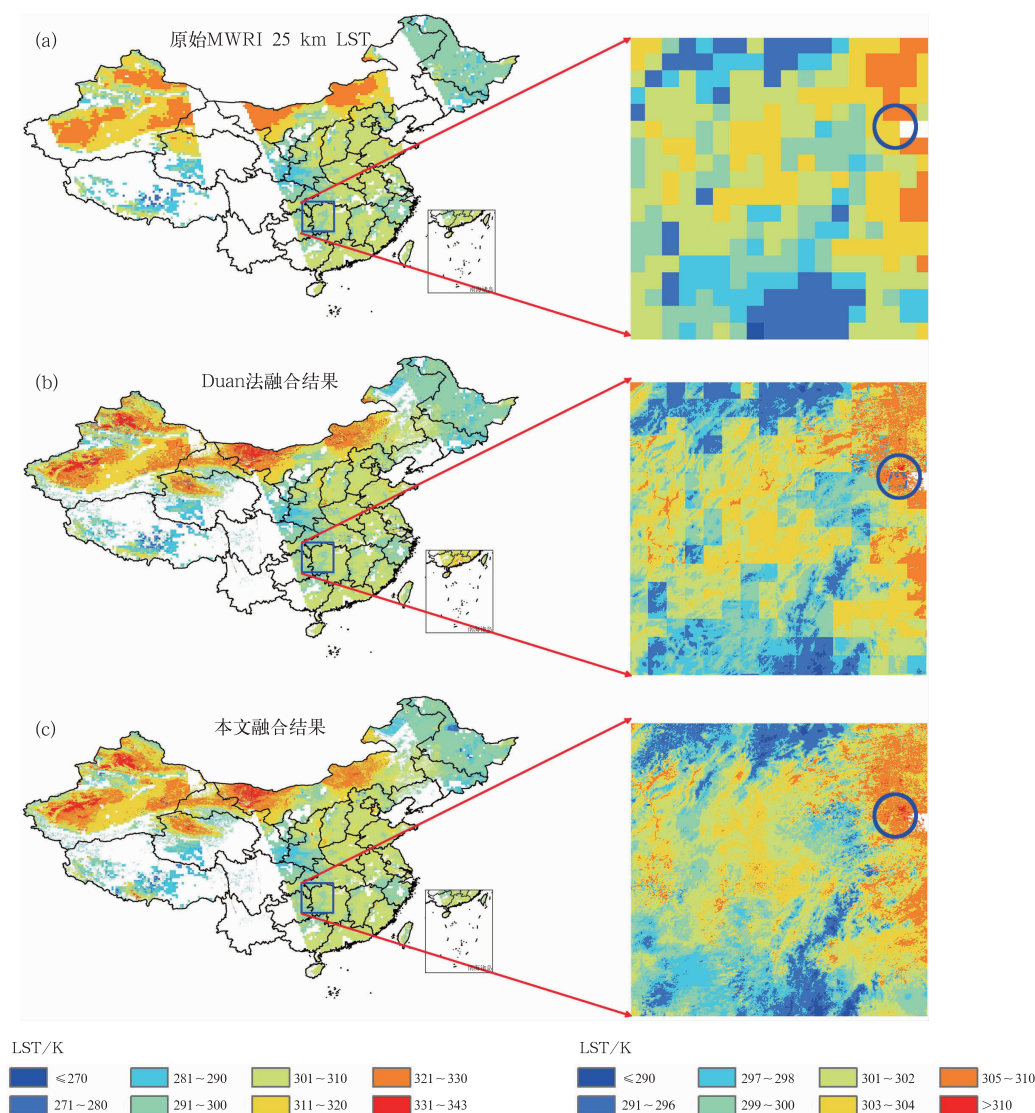


图 9 2019 年 7 月 15 日不同方法对 FY-3D/MWRI 25 km LST 与 MERSI 1 km LST 融合效果对比

Fig. 9 Comparison of LST fusion for FY-3D/MWRI 25 km LST and MERSI 1 km LST by different methods on 15 July 2019

有值率为 38.2%~56.9%，较相应 MWRI 轨道覆盖率降低 15.0%~27.6%；结合图 4、图 8 和图 9 MWRI 过境轨道 LST 有效值分析，缺值主要出现在青藏高原地区与部分低温地区，这与 FY-3D/MWRI LST 反演之前需要做冰雪和降雨等像元剔除原因密切相关（杨军和董超华，2011），而且 MWRI LST 反演算法在冬天容易把大量低温像元识别为冰雪，因此造成冬季 MWRI LST 大量缺值，而在其他季节也容易把青藏高原低温地区识别为冰雪，从而造成青藏高原地区与低温地区 MWRI LST 缺值明显。

另外，FY-3D/MERSI LST 的有值率仅为 15.1%~38.9%，较相应 MODSI/Aqua LST 有值率偏低 1.8%~22.8%，其中冬季 2020 年 1 月 12—14 日偏低均在 19% 以上，而其他季节也明显偏低，表明 FY-3D/MERSI LST 很可能过高地估计了云覆盖率或冰雪覆盖率（目前 FY-3 对冰雪地区未做 LST 反演），而在冬季尤为明显。

综上所述，FY-3D/MWRI 和 FY-3D/MERSI LST 均存在缺值率较为明显问题，这是两者 LST 融合产品有值率未能达到全天候比例（100%）的一个重要原因。

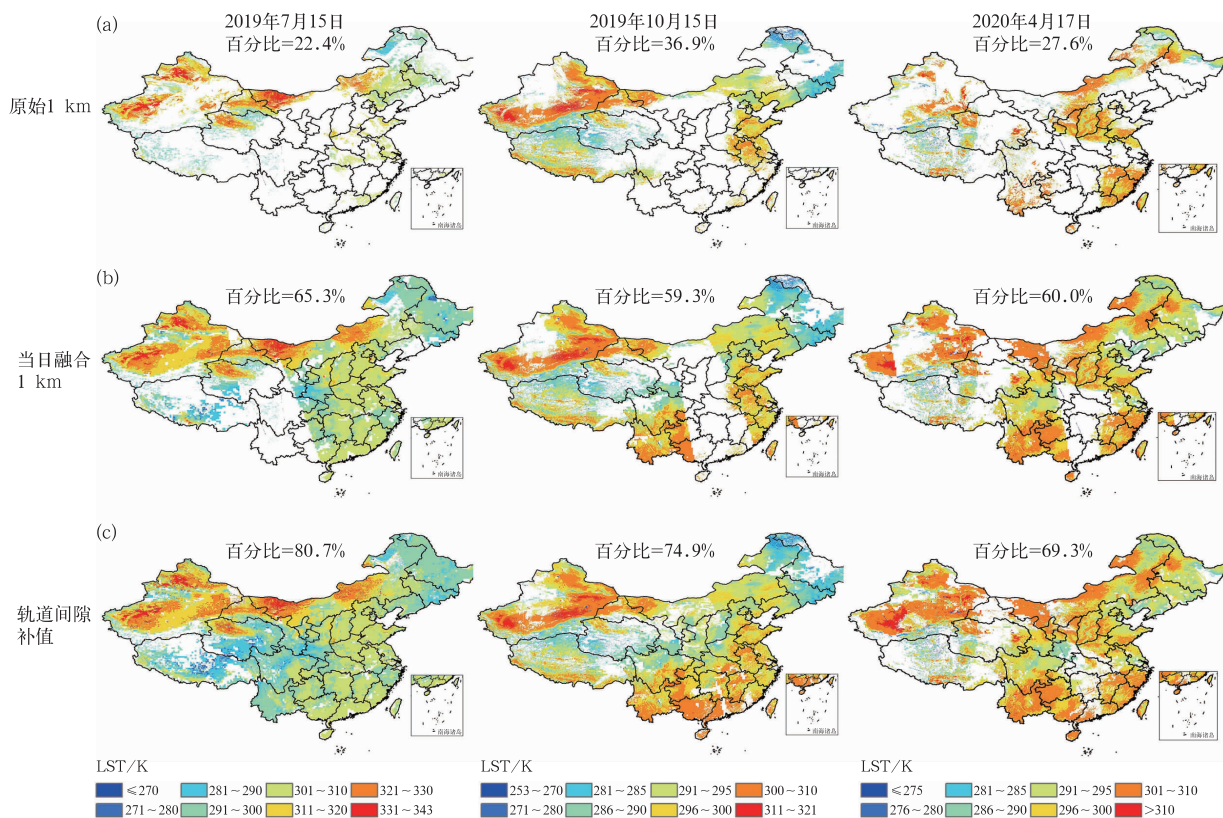


图 10 典型日期下(a)FY-3D/MERSI 1 km LST,(b)当日 1 km 融合结果,

(c)轨道间隙前后 1 天补值结果及 LST 有效值占中国区域面积百分比

Fig. 10 Comparison of (a) FY-3D/MERSI 1 km LST, (b) 1 km fusion result on the current day, (c) 1 d before and after supplement result for gaps and the percentage of effective LST values in China on typical dates

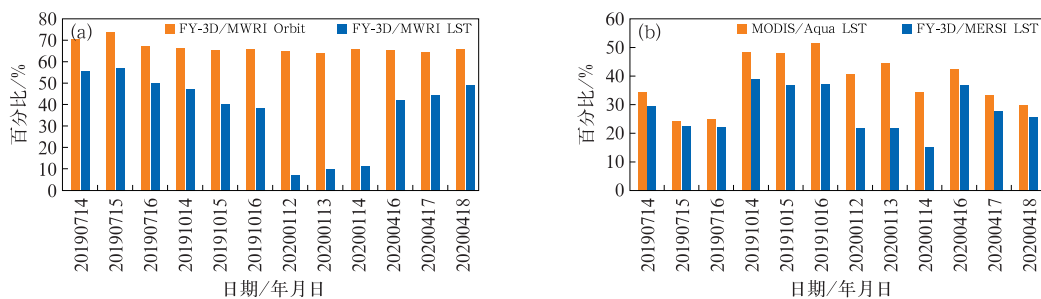


图 11 (a)FY-3D/MWRI 卫星轨道覆盖面积百分比与 25 km 分辨率 MWRI LST 有值率,

(b)1 km FY-3D/MERSI LST 和同时间 MODIS/Aqua LST 有值率对比

Fig. 11 Comparison between (a) FY-3D/MWRI Orbit coverage and 25 km MWRI LST value rate, and (b) MODIS/Aqua LST and 1 km FY-3D/MERSI LST value rate on typical dates

3.5.2 LST 融合产品精度分析

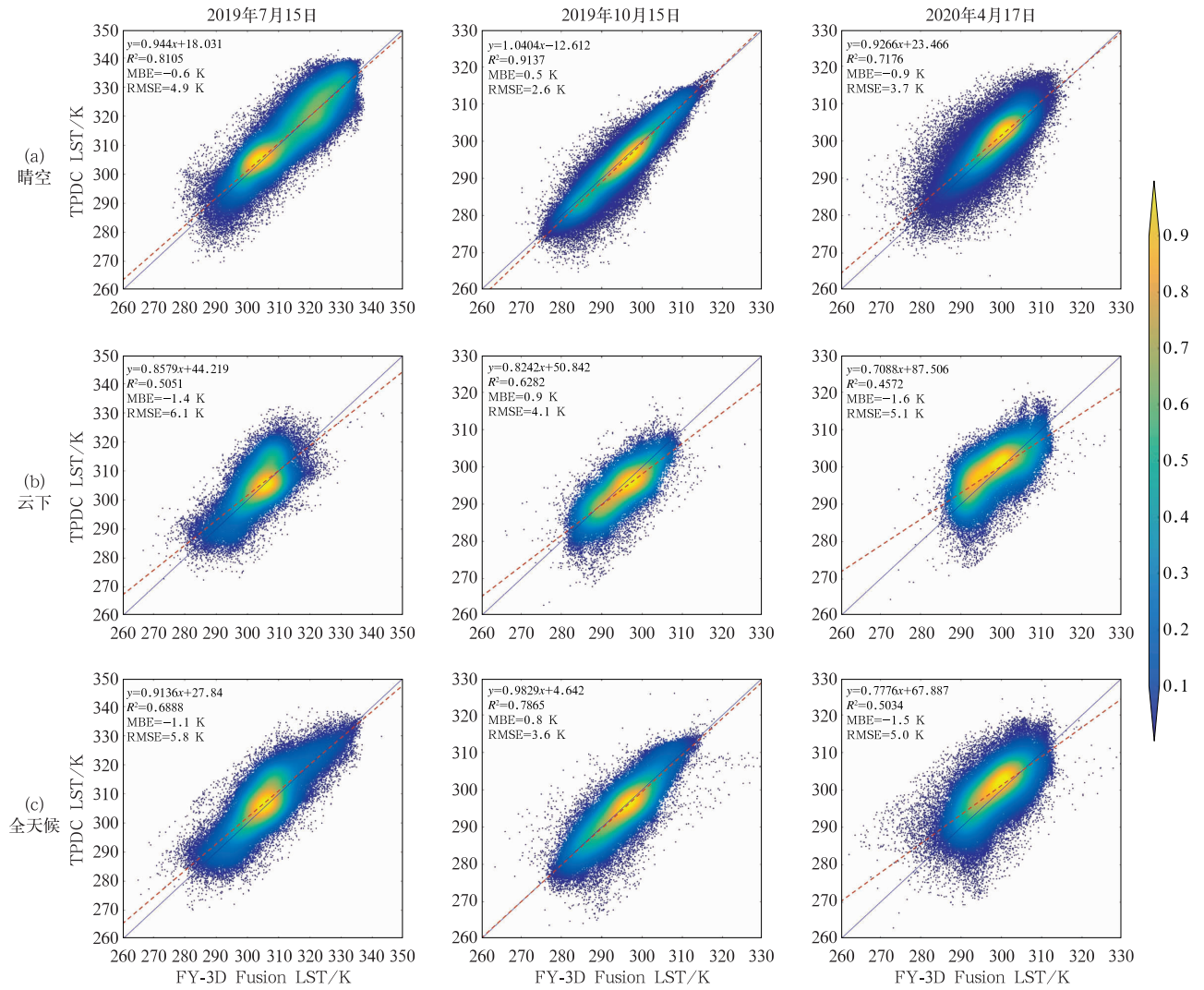
在这里利用全天候 1 km TPDC LST 产品对 1 km FY-3D Fusion LST(融合产品)分为晴空、云天和全天候条件下进行产品交叉验证评估。为了减少产品之间的配准误差以及不同点扩散函数导致的地理定位的不确定性,产品间交叉验证时使用最小

一致空间支持法(MCSS)(Baret et al, 2013),即像元值采用 3×3 像元中有效像元比例不低于 $5/9$ 的情况下有效像元平均值。基于 MCSS 法,对 2019 年 7 月 15 日、2019 年 10 月 15 日、2020 年 4 月 17 日 1 km LST 融合产品评估结果如图 12 所示,无论是晴空、云天还是全天候下白天 1 km FY-3D/MERSI

LST 与 MODIS/Aqua LST 存在明显空间相关性,其中晴空天气下 R^2 为 $0.718 \sim 0.914$ (平均为 0.813), 平均偏差 (MBE) 为 $-0.9 \sim 0.5$ K, RMSE 为 $2.6 \sim 4.9$ K (平均为 3.5 K); 云天下 R^2 较晴空有明显下降, 为 $0.457 \sim 0.628$ (平均为 0.530), MBE 为 $-1.6 \sim 0.9$ K, RMSE 为 $4.1 \sim 6.1$ K (平均为 5.1 K); 而全天候则是晴天和云天综合的结果, R^2 为 $0.503 \sim 0.787$ (平均为 0.660), MBE 为 $-1.5 \sim 0.8$ K, RMSE 为 $3.6 \sim 5.8$ K (平均为 4.8 K)。

除了利用站点和已有 LST 产品进行评估外,与其他类似相关 LST 融合产品的精度相互比较也能一定程度看出该产品的质量总体状况 (Duan et al,

2017; Yoo et al, 2020; Zhong et al, 2021)。表 1 列出了近些年已有研究对基于微波传感器 (主要为 AMSR-E/2) 与光学传感器 (主要为 MODIS Aqua) 1 km LST 白天融合产品精度评估结果。由于采用的不同的融合算法和评估方法,各融合 LST 产品精度变化较大,如决定系数 R^2 变动较大 ($0.51 \sim 0.98$), 全天候条件下 Yoo et al (2020) 的 RMSE 最小 ($1.9 \sim 3.3$ K), 而 Xu et al (2019) 的 RMSE 可达 $4.27 \sim 8.29$ K; 此外,晴空天气下的 LST 精度一般好于云下,如 Duan et al (2017)、Zhang et al (2020) 和 Zhong et al (2021), 但晴空 LST 的 RMSE 一般小于 4.2 K, 云下的 RMSE 可达 6 K 以上。与这些已



注:深蓝色线为 LST 1 : 1 线,红色线为线性回归方程线。

图 12 典型日期下 1 km FY-3D LST 融合产品与 TPDC LST 产品在(a)晴空,(b)云下和(c)全天候天气下的对比

Fig. 12 Comparison of 1 km FY-3D LST fusion results and TPDC LST products on

(a) clear sky, (b) cloudy sky and (c) all-weather sky on different typical dates

表 1 本文 1 km LST 融合产品精度与近些年已有研究结果(白天)比较
Table 1 Comparison between the accuracy of 1 km LST fusion products in this paper and the existing research results (daytime) in recent years

项目	本文	Duan et al (2017)	Xu et al (2019)	Zhang et al (2020)	Zhong et al (2021)	Yoo et al (2020)
数据来源(光学/ 微波传感器)	FY-3D/MERSI 与 FY-3D/MWRI	MODIS/Aqua 与 AMSR-E	MODIS/Aqua 与 AMSR-E	MODIS/Aqua 与 AMSR-E/2	MODIS/Aqua 与 AMSR-2	MODIS/Aqua 与 AMSR-2
评估地区	中国地区	中国地区	青藏高原、黑河	青藏高原	青藏高原	韩国地区
融合算法	地理加权 回归法	海拔温度模型与 混合像元分解法	贝叶斯 最大熵法	地温周期循环重构 模型和机器学习法	随机森林法	随机森林法
R^2	0.503~0.787	—	0.51~0.89	0.79~0.93	0.77~0.98	0.79~0.85
RMSE	3.6~5.8 K, 其中 晴空 2.6~4.9 K, 云下 4.1~6.1 K	晴空 2.0 K, 云下 2.9~6.2 K	4.27~8.29 K	1.56~4.12 K, 其中 晴空 1.41~4.21 K, 云下 1.64~3.96 K	2.24~5.35 K, 其中云下 5.15~6.99 K	1.9~3.3 K

有研究结果相比,本文基于 FY-3D 的 LST 融合产品精度虽稍差于基于 AMSR-E/2 和 MODIS/Aqua LST 的融合产品,但无论是平均 R^2 , 还是平均 RMSE,均在上述研究结果最大最小精度范围之内,表明基于本文的融合方法,仍可以实现 FY-3D MWRI 与 MERSI LST 的有效融合。

4 结论与讨论

4.1 结 论

1 km 分辨率的全天候陆表温度(LST)已经成为全球与区域气候变化领域研究的迫切需求,目前还没有基于国产卫星的 1 km 分辨率的全天候 LST 产品。FY-3D 中分辨率成像仪 II 型(MERSI-II)提供了 1 km 分辨率的晴空 LST 产品,而 FY-3D 微波成像仪(MWRI)能获取不受云影响的 LST 产品,但空间分辨率较粗(25 km),因此可结合两者优势开展全天候 1 km 分辨率 LST 的融合研究。本文基于局部参数估计的地理加权回归(GWR)方法,选择海拔、FY-3D 归一化植被指数(NDVI)和归一化建筑指数(NDBI)等变量开展 25 km MWRI LST 降尺度到 1 km,并针对 MWRI 过境轨道之间间隙(Gap)无 LST 情况,利用前后 1 天融合后的 1 km LST 云覆盖像元 LST 进行补值,从而开展了基于 FY-3D 的全天候 LST 融合产品研究。研究结果表明:

与传统的全局参数回归方法 TsHARP 相比,基于 GWR 建立的回归模型预测的 MWRI LST 的 R^2 从 0.363 增加到 0.85,均方根误差从 4.26 K 降至 2.17 K。基于该回归模型对 FY-3D/MWRI

25 km LST 降尺度到 1 km LST,可以有效解决传统的基于海拔与混合像元分解的 LST 降尺度方法存在明显“斑块”效应和局地温度偏低等问题。对多个典型日期中国 FY-3D MERSI 和 MWRI 1 km LST 融合效果表明,原始 1 km 晴空的 LST 有值率为 22.4%~36.9%,融合后的 1 km LST 有值率可达 69.3%~80.7%;利用基于 MODIS LST 和 GLDAS/CLDAS 的全天候 1 km LST 产品对本文 1 km 融合 LST 评估表明,基于 FY-3D 的融合 LST 的空间决定系数 R^2 为 0.457~0.914, RMSE 为 3.6~5.8 K,其中晴空 2.6~4.9 K,云下 4.1~6.1 K,接近或稍差于 AMSR-E/2 和 MODIS/Aqua LST 的融合产品精度,表明基于 GWR 法,可以实现 FY-3D/MWRI 与 MERSI LST 的有效融合。

4.2 讨 论

本文基于 GWR 所获得的融合 LST 产品最高有值率仅为 80%左右,这远未达到 100%的全天候 LST 要求。从前面分析可知,FY-3D 25 km MWRI LST 在青藏高原地区和低温地区缺值率较高,而 FY-3D/MERSI LST 在四季均存在缺值偏高情况,尤其是在冬季。因此,需要一方面改进官网产品 FY-3D 1 km MERSI LST 的云检测算法;另一方面还需大力改进官网产品 FY-3 LST 在青藏高原地区和低温地区缺值问题,这是由于这些地区可能判识为冰雪,而 FY-3 MWRI LST 和 MERSI LST 目前的算法均不支持对冰雪地区的 LST 反演,因此开展冰雪地区 LST 反演是未来提高 FY-3 LST 有值率的重要发展方向。

另外,基于 FY-3D 的 LST 融合产品误差较大

的原因,主要有:

(1)FY-3D/MWRI LST 误差:从 FY-3 气象卫星数据服务官网获取的 FY-3D/MWRI LST 误差较大。虽然目前基于微波反演得到 LST 误差较大,一般在 3~6 K(Fily et al,2003;Holmes et al,2009;Zhou et al,2015;Shwetha and Kumar,2016),但本文的 FY-3D/MWRI LST 误差一般在 5 K 以上,虽然可以利用 FY-3D/MERSI LST 对其进行偏差订正从而降低误差,但如果 MWRI LST 与 MERSI LST 空间相关性并不好时,基于线性回归模型对 25 km MWRI LST 进行订正仍会造成较大误差,从而造成融合后 LST 云下误差较大,因此,还需改进 FY-3D/MWRI LST 反演算法,使其平均误差降至 5 K 以下。

(2)FY-3D/MERSI LST 误差:从 FY-3 气象卫星数据服务官网获取的 FY-3D/MERSI LST 误差较大。从图 12 晴空天气下的分析可知,FY-3D/MERSI LST 与 MODIS/Aqua LST(全天候 TPDC 的晴空像元即为 MODIS/Aqua LST)之间的 R^2 为 0.717~0.914, RMSE 为 2.6~4.9 K,这个产品精度均明显低于 Du et al(2021)基于改进的分裂窗算法反演的 FY-3D/MERSI LST 精度(R^2 为 0.84~0.96, RMSE 为 1.57~2.52 K)以及 Aveni and Blackett(2022)反演的 FY-3D/MERSI LST 精度(R^2 为 0.92, RMSE 为 0.75 K)。因此,还需改进 FY-3 气象卫星数据服务官网的 FY-3D/MERSI LST 反演算法,使其接近 AQUA LST 产品精度。

(3)融合算法误差:本文基于 GWR 建立的局地回归模型一个前提假设是 MWRI LST 与 NDVI、NDBI、DEM、Lat、Lon 存在明显线性关系,但受其他因素影响,可能这种关系并不显著,例如图 7 中建立的局地回归模型平均 R^2 不到 0.60,因此势必会存在许多像元 LST 与回归变量之间的线性相关性比较低,从而会造成 LST 预测以及降尺度产生明显误差。因此,还需不断改进融合算法来减小 LST 预测误差。

致谢:感谢国家卫星气象中心董立新正研级高工给予的技术指导。

参考文献

董立新,杨虎,张鹏,等,2012. FY-3A 陆表温度反演及高温天气过程动态监测[J]. 应用气象学报,23(2):214-222. Dong L X, Yang H, Zhang P, et al, 2012. Retrieval of land surface temperature and dynamic monitoring of a high temperature weather process

based on FY-3A/VIRR data[J]. J Appl Meteor Sci, 23(2):214-222(in Chinese).

高浩,徐榕焱,武胜利,2018. 风云三号 C 星微波全球地表温度产品精度评估[J]. 气象与环境科学,41(4):1-8. Gao H, Xu R H, Wu S L, 2018. Accuracy evaluation of the FengYun-3C global land surface temperature products retrieval from microwave radiation imager[J]. Meteor Environ Sci, 41(4):1-8(in Chinese).

蒋金雄,王铭实,鞠诗尧,等,2019. 基于 FY-3D MERSI-2 数据的干旱/半干旱地区地表温度反演[J]. 地球科学前沿,9(8):693-702. Jiang J X, Wang M S, Ju S Y, et al, 2019. Land surface temperature retrieval from FY-3D MERSI-2 data in the arid/semi-arid area[J]. Adv Geosci, 9(8):693-702(in Chinese).

刘梅,希爽,张鹏,等,2022. 利用云对称性假定分析微波成像仪全天空偏差特征[J]. 气象,48(12):1590-1607. Liu M, Xi S, Zhang P, et al, 2022. Analysis of the observation errors of FY-3C MWRI radiance in the all-sky assimilation with symmetric cloud assumption[J]. Meteor Mon, 48(12):1590-1607(in Chinese).

师春香,张帅,孙帅,等,2018. 改进的 CLDAS 降水驱动对中国区域积雪模拟的影响评估[J]. 气象,44(8):985-997. Shi C X, Zhang S, Sun S, et al, 2018. Effect of improved precipitation CLDAS on snow simulation in China[J]. Meteor Mon, 44(8):985-997(in Chinese).

孙帅,师春香,梁晓,等,2017. 不同陆面模式对我国地表温度模拟的适用性评估[J]. 应用气象学报,28(6):737-749. Sun S, Shi C X, Liang X, et al, 2017. Assessment of ground temperature simulation in China by different land surface models based on station observations[J]. J Appl Meteor Sci, 28(6):737-749(in Chinese).

孙帅,师春香,梁晓,等,2022. 两种陆面模式对中国区域土壤温度模拟的对比分析[J]. 气象学报,80(4):533-545. Sun S, Shi C X, Liang X, et al, 2022. Comparative analysis of soil temperature simulated by two land surface models in China[J]. Acta Meteor Sin, 80(4):533-545(in Chinese).

权维俊,韩秀珍,陈洪滨,2012. 基于 AVHRR 和 VIRR 数据的改进型 Becker“分裂窗”地表温度反演算法[J]. 气象学报,70(6):1356-1366. Quan W J, Han X Z, Chen H B, 2012. A modified Becker's split window approach for retrieving land surface temperature from the AVHRR and VIRR data[J]. Acta Meteor Sin, 70(6):1356-1366(in Chinese).

王博,郭鹏,孟春红,等,2022. 基于 FY-3D 微波成像仪的中国陆地区域地表温度反演及验证[J]. 大气科学学报,45(1):112-123. Wang B, Guo P, Meng C H, et al, 2022. Retrieval and verification of land surface temperature in China based on an FY-3D microwave radiation imager[J]. Trans Atmos Sci, 45(1):112-123(in Chinese).

王莉莉,龚建东,2018. 两种 OI 陆面同化方法在 GRAPES_Meso 模式中的初步应用试验[J]. 气象,44(7):857-868. Wang L L, Gong J D, 2018. Application of two oi land surface assimilation techniques in GRAPES_Meso[J]. Meteor Mon, 44(7):857-868(in Chinese).

王圆圆,李贵才,2022. 全球风云三号 D 星 MERSI/NDVI 产品质量

- 评估[J]. 气象学报, 80(1):124-135. Wang Y Y, Li G C, 2022. Assessment of FY-3D MERSI/NDVI global product[J]. Acta Meteor Sin, 80(1):124-135(in Chinese).
- 吴芳营, 游庆龙, 蔡子怡, 等, 2022. 基于 MODIS 白天地温产品的青藏高原海拔依赖型变暖特征分析[J]. 大气科学, 46(2):442-454. Wu F Y, You Q L, Cai Z Y, et al, 2022. Characteristics of elevation dependent warming over the Tibetan Plateau based on the MODIS daytime land surface temperature data[J]. Chin J Atmos Sci, 46(2):442-454(in Chinese).
- 武胜利, 杨虎, 2007. AMSR-E 亮温数据与 MODIS 陆表分类产品结合反演全球陆表温度[J]. 遥感技术与应用, 22(2):234-237. Wu S L, Yang H, 2007. Global land surface temperature retrieval with AMSR-E brightness temperature and MODIS land cover type products[J]. Remote Sens Technol Appl, 22(2):234-237(in Chinese).
- 杨军, 董超华, 2011. 新一代风云极轨气象卫星业务产品及应用[M]. 北京: 科学出版社: 214-285. Yang J, Dong C H, 2011. New Generation Fengyun Polar Orbit Meteorological Satellite Service Products and Applications[M]. Beijing: Science Press: 214-285(in Chinese).
- 周纪, 张晓东, 唐文彬, 等, 2021. 中国陆域及周边逐日 1 km 全天候地表温度数据集 (TRIMS LST; 2000—2021)[DS/OL]. 国家青藏高原科学数据中心, <https://doi.org/10.11888/Meteoro.tpdc.271252>. Zhou J, Zhang X D, Tang W B, et al, 2021. Daily 1-km all-weather land surface temperature dataset for the Chinese landmass and its surrounding areas (TRIMS LST; 2000—2021)[DS/OL]. National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center, <https://doi.org/10.11888/Meteoro.tpdc.271252>(in Chinese).
- 朱瑜馨, 吴门新, 鲍艳松, 等, 2021. FY-3D/MWRI L1B 亮温 LST 反演与降尺度研究[J]. 自然资源遥感, 33(3):27-35. Zhu Y X, Wu M X, Bao Y S, et al, 2021. LST reversion and downscaling based on FY-3 D/MWRI L1B brightness temperature data[J]. Remote Sens Nat Resour, 33(3):27-35(in Chinese).
- Agam N, Kustas W P, Anderson M C, et al, 2007. A vegetation index based technique for spatial sharpening of thermal imagery[J]. Remote Sens Environ, 107(4):545-558.
- Aveni S, Blackett M, 2022. The first evaluation of the FY-3D/MERSI-2 sensor's thermal infrared capabilities for deriving land surface temperature in volcanic regions: a case study of Mount Etna[J]. Int J Remote Sens, 43(8):2777-2792.
- Baret F, Weiss M, Lacaze R, et al, 2013. GEOV1: LAI and FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products. Part1: principles of development and production[J]. Remote Sens Environ, 137:299-309.
- Chen Y H, Zhan W F, Quan J L, et al, 2014. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: a generalized paradigm[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 52(9):5952-5965.
- Cornette W M, Shanks J G, 1993. Impact of cirrus clouds on remote sensing of surface temperatures[C]//Proceedings of SPIE 1934, Passive Infrared Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere, Orlando: SPIE:252-264.
- Dominguez A, Kleissl J, Luval J C, et al, 2011. High-resolution urban thermal sharpener (HUTS)[J]. Remote Sens Environ, 115(7):1772-1780.
- Du W H, Qin Z H, Fan J L, et al, 2021. Land surface temperature retrieval from Fengyun-3D medium resolution spectral imager II (FY-3D MERSI-II) data with the improved two-factor split-window algorithm[J]. Remote Sens, 13(24):5072.
- Duan S B, Li Z L, 2016. Spatial downscaling of MODIS land surface temperatures using geographically weighted regression: case study in northern China[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 54(11):6458-6469.
- Duan S B, Li Z L, Leng P, 2017. A framework for the retrieval of all-weather land surface temperature at a high spatial resolution from polar-orbiting thermal infrared and passive microwave data[J]. Remote Sens Environ, 195:107-117.
- Duan S B, Li Z L, Li H, et al, 2019. Validation of collection 6 MODIS land surface temperature product using in situ measurements[J]. Remote Sens Environ, 225:16-29.
- Fick S E, Hijmans R J, 2017. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas[J]. Int J Climatol, 37(2):4302-4315.
- Fily M, Royer A, Goita K, et al, 2003. A simple retrieval method for land surface temperature and fraction of water surface determination from satellite microwave brightness temperatures in sub-arctic areas[J]. Remote Sens Environ, 85(3):328-338.
- Fotheringham A S, Brunsdon C, Charlton M, 2002. Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships[M]. Chichester: Wiley.
- Gao F, Masek J, Schwaller M, et al, 2006. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 44(8):2207-2218.
- Hijmans R J, Cameron S E, Parra J L, et al, 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas[J]. Int J Climatol, 25(15):1965-1978.
- Hilker T, Wulder M A, Coops N C, et al, 2009. A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS[J]. Remote Sens Environ, 113(8):1613-1627.
- Holmes T R H, De Jeu R A M, Owe M, et al, 2009. Land surface temperature from Ka band (37 GHz) passive microwave observations[J]. J Geophys Res: Atmos, 114(D4):D04113.
- Jeganathan C, Hamm N A S, Mukherjee S, et al, 2011. Evaluating a thermal image sharpening model over a mixed agricultural landscape in India[J]. Int J Appl Earth Obs Geoinformation, 13(2):178-191.
- Ke L H, Ding X L, Song C Q, 2013. Reconstruction of time-series MODIS LST in central Qinghai-Tibet Plateau using geostatistical approach[J]. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 10(6):1602-1606.

- Kustas W P, Norman J M, Anderson M C, et al, 2003. Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship[J]. *Remote Sens Environ*, 85(4):429-440.
- Li Z L, Tang B H, Wu H, et al, 2013. Satellite-derived land surface temperature: current status and perspectives[J]. *Remote Sens Environ*, 131:14-37.
- Liu Y L, Yu Y Y, Yu P, et al, 2015. Quality assessment of S-NPP VIIRS land surface temperature product[J]. *Remote Sens*, 7(9):12215-12241.
- Long D, Yan L, Bai L L, et al, 2020. Generation of MODIS-like land surface temperatures under all-weather conditions based on a data fusion approach[J]. *Remote Sens Environ*, 246:111863.
- McFarland M J, Miller R L, Neale C M U, 1990. Land surface temperature derived from the SSM/I passive microwave brightness temperatures[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 28(5):839-845.
- Pan X, Zhu X, Yang Y, et al, 2018. Applicability of downscaling land surface temperature by using normalized difference sand index[J]. *Sci Rep*, 8, 9530.
- Qiu J, Yang J, Wang Y, et al, 2018. A comparison of NDVI and EVI in the DisTrad model for thermal sub-pixel mapping in densely vegetated areas: a case study in Southern China[J]. *Int J Remote Sens*, 39(8):2105-2118.
- Shwetha H R, Kumar D N, 2016. Prediction of high spatio-temporal resolution land surface temperature under cloudy conditions using microwave vegetation index and ANN[J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 117:40-55.
- Tang K, Zhu H C, Ni P, et al, 2021. Retrieving land surface temperature from Chinese FY-3D MERSI-2 data using an operational split window algorithm[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*, 14:6639-6651.
- Tang W B, Xue D J, Long Z Y, et al, 2022. Near-real-time estimation of 1-km all-weather land surface temperature by integrating satellite passive microwave and thermal infrared observations[J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 19:7001305.
- Wan Z M, 2008. New refinements and validation of the MODIS land-surface temperature/emissivity products[J]. *Remote Sens Environ*, 112(1):59-74.
- Wang H, Mao K B, Mu F Y, et al, 2019. A split window algorithm for retrieving land surface temperature from FY-3D MERSI-2 data[J]. *Remote Sens*, 11(8):2083.
- Wang S M, Luo X B, Peng Y D, 2020. Spatial downscaling of MODIS land surface temperature based on geographically weighted autoregressive model[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*, 13:2532-2546.
- Xu S, Cheng J, Zhang Q, 2019. Reconstructing all-weather land surface temperature using the bayesian maximum entropy method over the Tibetan Plateau and Heihe River Basin[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*, 12(9):3307-3316.
- Yoo C, Im J, Cho D, et al, 2020. Estimation of all-weather 1 km MODIS land surface temperature for humid summer days[J]. *Remote Sens*, 12(9):1398.
- Yu Y, Liu Y, Yu P, et al, 2018. Land surface temperature product development for JPSS and GOES-R missions[J]. *Compr Remote Sens*, 5:284-303.
- Zhan W F, Chen Y H, Zhou J, et al, 2013. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: literature survey, taxonomy, issues, and caveats[J]. *Remote Sens Environ*, 131:119-139.
- Zhang X D, Zhou J, Liang S L, et al, 2020. Estimation of 1-km all-weather remotely sensed land surface temperature based on reconstructed spatial-seamless satellite passive microwave brightness temperature and thermal infrared data[J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 167:321-344.
- Zhang X D, Zhou J, Liang S L, et al, 2021. A practical reanalysis data and thermal infrared remote sensing data merging (RTM) method for reconstruction of a 1-km all-weather land surface temperature[J]. *Remote Sens Environ*, 260:112437.
- Zhong Y M, Meng L K, Wei Z S, et al, 2021. Retrieval of all-weather 1 km land surface temperature from combined MODIS and AMSR2 data over the Tibetan Plateau[J]. *Remote Sens*, 13(22):4574.
- Zhou J, Dai F N, Zhang X D, et al, 2015. Developing a temporally land cover-based look-up table (TL-LUT) method for estimating land surface temperature based on AMSR-E data over the Chinese landmass[J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinform*, 34:35-50.
- Zhu X L, Chen J, Gao F, et al, 2010. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions[J]. *Remote Sens Environ*, 114(11):2610-2623.
- Zhu X L, Helmer E H, Gao F, et al, 2016. A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions[J]. *Remote Sens Environ*, 172:165-177.

(本文责编:俞卫平)