doi: 10.6046/zrzyyg.2020330

引用格式:朱瑜馨,吴门新,鲍艳松,等.FY-3D/MWRI L1B 亮温 LST 反演与降尺度研究[J]. 自然资源遥感,2021,33(3):27-35. (Zhu Y X, Wu M X, Bao Y S, et al. LST reversion and downscaling based on FY-3D/MWRI L1B brightness temperature data [J]. Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(3):27-35.)

FY-3D/MWRI L1B 亮温 LST 反演与降尺度研究

朱瑜馨¹, 吴门新², 鲍艳松³, 李鑫川¹, 张锦宗¹

(1. 淮阴师范学院城市与环境学院,淮安 223300; 2. 国家气象中心,北京 100081;

3. 南京信息工程大学大气物理学院,南京 210044)

摘要: 基于 2020 年 2 月 1 日 FY - 3C VIRR LST 和 FY - 3D MWRI L1B 亮温数据,以 18° ~ 54°N,73° ~ 135°E 的区域 为样例区,利用统计回归模型和层次贝叶斯融合模型,分别进行 FY - 3D MWRI L1B LST 反演和降尺度研究,构建 了基于 FY - 3D 单频率水平和垂直极化亮温的 LST 二元线性回归反演模型及基于 FY - 3D 反演 LST 和 FY - 3C VIRR LST 的层次贝叶斯融合降尺度模型,并以 MYD11A1 day LST 为参考数据进行了验证。结果表明:反演统计模型,对于 FY - 3D 降轨数据,平均偏差 - 1.28 K,误差标准差 8.85 K,均方根误差 8.85 K,对于 FY - 3D 升轨数据,平均偏差 - 0.81 K,误差标准差 6.74 K,均方根误差 6.78 K;层次贝叶斯融合降尺度模型,对于 FY - 3D 降轨数据,平均偏差 0.50 K,误差标准差 5.45 K,均方根误差 5.41 K,对于 FY - 3D 升轨数据,平均偏差 0.25 K,误差标准差 5.54 K,均方根误差 5.54 K,档度满足需求,可以为被动微波 LST 反演与降尺度提供思路。

关键词: FY-3D MWRI; VIRR LST; 层次贝叶斯; 统计回归; 降尺度

中图法分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 2097 - 034X(2021)03 - 0027 - 09

0 引言

陆表温度(land surface temperature, LST)是指 陆地表面最上层的热力学温度,是研究地表水热 平衡和全球气候变化的重要参数。精确的陆表温 度产品是陆面水文模型、数字天气及气候预报模 式的输入参数,也是利用微波遥感技术进行土壤 水分反演的一个关键输入参量^[1]。目前,陆表温 度数据的获取方式主要包括:地面气象站点监测 与遥感反演。地面气象站点监测数据精度高,但 时空不连续;基于遥感数据的 LST 反演可以获取 大范围时空连续的数据,随着遥感技术及计算机 技术的发展,成为主要的 LST 获取方式。基于可 见光红外遥感数据的 LST 反演,空间分辨率高,精 度相对较高^[2],常用的方法有单通道算法、劈窗算 法、温度与发射率分离算法等^[3],如 MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer),FY - 2/ 3 VIRR (FengYun – 2/3 Visible Infrared Scanning Radiometer), SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager)产品等。但基于可见光红外 遥感数据的 LST 反演需要晴空条件以及仪器的无 误差条件^[4],因此,受云、大气等的影响较大,存在 大量的缺失像元或无效像元,不能进行陆表温度 的全天候监测。基于微波辐射计的亮温数据反演 LST,具有多极化及高时间分辨率等特点^[1],受大 气、云等环境影响相对较小,且能全天候、全天时 监测,但空间分辨率较低。二者各有优缺点,又相 互补充,为充分利用二者间的互补性进行 LST 反 演并降尺度,提供了可行性。

基于被动微波遥感的地表温度反演研究起始于 20世纪80年代末期^[5]。如利用SSM/I数据,AMSR 数据建模进行陆表温度反演^[6-7],模型精度在1.5~ 3K之间;以及以AMSR-E数据为基础的陆表温 度反演等^[8-11]。与可见光红外数据相比,极少受到 云或水蒸汽的影响,但空间分辨率远低于可见光红 外反演LST,且传感器缺陷及轨道扫描间隙也导致

收稿日期: 2020-10-19;修订日期: 2020-12-14

基金项目:国家重点研发计划"全球气象卫星遥感动态监测、分析技术及定量应用方法及平台研究"(编号:2018YFC1506500);"生态 安全气象监测评估预警能力建设"子课题"基于卫星微波的地表干早监测算法软件包"(编号:2019h564);国家自然基金 "数据驱动的时空过程建模及其约束下的多源 SST 遥感产品融合方法研究"(编号:41401405)。
 第一作者:朱瑜馨(1976 -),女,博士,副教授,主要从事遥感时空统计与不确定研究。Email; zhuyuxin_402@163.com。
 通信作者:吴门新(1976 -),男,博士,教授级高级工程师,主要从事生态和农业遥感研究。Email; wumx@ cma.gov.cn。

了空间的不连续性。

根据 Planck 黑体辐射原理和 Jeans 近似,一般 地物的微波辐射亮温与其真实温度存在简单的线性 关系^[12],因此,本文利用 FY - 3D MWRI 日亮温数 据与 FY - 3C VIRR LST 日数据,建立单通道、多极 化回归模型,选择相关系数最高的频率的水平和垂 直极化数据建立二元一次回归模型,进行 MWRI LST 反演,并将反演后的 LST 数据通过层次贝叶斯 模型与 VIRR LST 融合进行降尺度,最终得到 1 km 空间连续的 LST 日数据。 目前,我国 FY - 3 系列微波辐射计亮温反演 LST 数据较少,仅仅有 FY - 3D MWRI 25km LST 产 品,但空间不连续,轨道间存在大量的缺失像元。 本文基于 FY - 3C 1 km VIRR LST 产品和 FY - 3D 10km MWRI L1B 亮温数据,充分利用二者在空间 完整性及时空分辨率等方面的互补性,进行 LST 反演与降尺度,具有较强的应用价值。本文以 18°~ 54°N,73°~135°E 区域为样例区,进行 FY - 3D MWRI L1B 亮温 LST 反演与降尺度研究,技术路线 如图 1。



Fig. 1 Technology roadmap

1 数据源及其预处理

1.1 数据源

本文用到的遥感数据为 2020 年 2 月 1 日 FY -3D MWRI L1B 降轨和升轨日数据、FY - 3C VIRR LST 日数据、MODIS LST 日数据。

FY-3D MWRI 的 L1B 降轨和升轨全球日数据,空间分辨率10 km, MWRI 在 10.65~89 GHz 频 段内设置 5 个频率: 10.65 GHz, 18.70 GHz, 23.80 GHz, 36.50 GHz 和 89.00 GHz, 每个频率有垂直和 水平极化模式。降轨数据自东向西通过样例区的时

间分别为: 15:53,17:35,19:16 和 20:58; 升轨数据 经过样例区的轨道数据时间分别为: 03:12,04:54, 06:35 和 08:16。数据存储格式为 HDF(hierarchical data format)。

FY-3C VIRR LST 日数据,空间分辨率1 km, 投影类型为 Hammer,10°×10°分块,经过样例区 的经纬度编号如表1。数据存储格式为 HDF。为 了尽量降低 FY-3D MWRI 亮温数据与 MODIS LST 日数据之间的时间差异,本文采用 MYD11A1 的 day LST 来验证 FY-3D MWRI 反演 LST 降轨和 升轨降尺度数据,空间分辨率为1 km,投影类型为 正弦。经过样例区的行列号如表2。数据存储格式

表 1 FY-3C VIRR LST 样例区经纬度编号及相对位置

Tab. 1 Longitude and latitude number and relative position of sample area of FY - 3C VIRR LST

	6060	6070	6080	6090				
5050	5060	5070	5080	5090	50A0	50B0		
	4060	4070	4080	4090	40A0	40B0	40C0	
	3060	3070	3080	3090	30A0	30B0	30C0	30D0
		2070	2080	2090	20A0	20B0	20C0	20D0
		1070	1080					

为HDF。

表 2 MYD11A1 LST 样例区行列号及相对位置 Tab. 2 Tile and relative position of sample area of MYD11A1 LST

		h25v03	h26v03			
h23v04	h24v04	h25v04	h26v04	h27v04		
h23v05	h24v05	h25v05	h26v05	h27v05	h28v05	
		h25v06	h26v06	h27v06	h28v06	h29v06
					h28v07	h29v07
					h28v08	h29v08

1.2 数据预处理

1)投影与转换。对于风云 3D MWRI 亮温数据,利用其自带的经纬度图层构建 GLT (geometric lookup file),进行几何校正,输出 WGS - 84 地理坐标系统。对 FY - 3C VIRR LST,首先进行 Hammar 投影定义,然后转换为 WGS - 84 地理坐标系统。对 于 MODIS LST,通过 MRT 工具直接进行 tile 数据的 拼接与投影转换。

2)轨道拼接和裁剪并进行区域裁剪,得到样例 区范围的数据。

3)根据数据提供的有效范围及质量控制层进 行数据的质量控制及异常值剔除。

根据 MODIS LST 效值范围(7 500,65 535) 剔除 异常值,再根据质量控制层选择质量标识为 0 的质 量好的像元。VIRR LST 是经过了云处理后的数据。 根据 MWRI BT 数据的有效范围(-32 766,32 767) 剔除异常值。

4) 亮温和陆表温度值的计算。根据公式
(1)-(3),分别计算FY-3D MWRI亮温、FY-3C
VIRR LST和 MODIS LST,即

 $BT_{\text{MWRI}} = 0.01 \cdot DN + 327.68$, (1)

 $LST_{\text{VIRR}} = 0.1 \cdot DN \quad , \tag{2}$

 $LST_{\text{MODIS}} = 0.02 \cdot DN \quad , \tag{3}$

在进行 LST 反演时,由于 FY - 3D MWRI 亮温 与 FY - 3C VIRR LST 存在空间分辨率差异,因此本 文采用最近邻插值算法进行重采样,将 FY - 3C VIRR LST 升尺度至 10 km。

2 偏差校正

因为统计回归模型和层次贝叶斯融合降尺度模型均不能降低数据的系统误差和随机误差,因此,文章首先以 MODIS LST 为参考值,进行 VIRR LST 偏差校正。偏差校正前 VIRR LST 与 MODIS LST 散点图,如图 2。





VIRR LST 与 MODIS LST 之间的相关系数为 0.94,平均偏差为-10.82 K;误差标准差为5.25 K, 均方根误差为12.03 K。

以 VIRR LST 为自变量, MODIS LST 为因变量, 建立回归模型(公式(4)), *R*² = 0883 2, *P* = 0, < 0.5, 说明回归模型成立, 即

$$MODIS_{LST} = -1.490\ 3\ +1.045\ 1\ \cdot\ VIRR_{LST} \quad (4)$$

将 VIRR LST 带入回归模型,完成偏差校正,校 正后的 VIRR LST 与 MODIS LST 之间的散点图如图 3。二者之间的平均偏差为4.67e-13 K;误差标准 差为5.21 K;均方根误差为5.21 K。偏差校正后, 平均偏差和均方根误差明显降低,散点图分布更加 对称,说明校正效果明显。校正后的 VIRR LST 如 图4。



· 30 ·

图 3 偏差校正后 VIRR LST 与 MODIS LST 散点图 Fig. 3 Scatter plot of VIRR LST against MODIS LST after bias correction



图 4 校正后的 VIRR LST Fig. 4 Spatial distribution of bias corrected VIRR LST

3 陆表温度反演

反演算法采用单频率水平极化和垂直极化的二 元线性统计回归模型:直接建立 FY - 3D MWRI L1B 亮温为自变量,FY - 3C VIRR LST 为因变量的 统计回归关系,通过求解方程系数得到最小二乘解。 FY - 3C VIRR LST,分别与 FY - 3D MWRI L1B 亮温 数据 5 个频率的水平和垂直极化数据进行回归分 析,选择相关系数最大的频率的水平和垂直极化数 据建立地表温度反演模型,公式为:

$$LST_{VIRR} = a_o + a_1 \cdot BT_H + a_2 \cdot BT_V$$
, (5)

式中: LST_{VIRR} 为 FY – 3C VIRR LST; BT_H 为 FY – 3D MWRI L1B 水平极化亮温; BT_V 为 FY – 3D MWRI L1B 垂直极化亮温。

3.1 模型构建

FY-3D MWRI 降轨亮温数据与 FY-3C VIRR LST 的相关系数如表 3。根据相关系数,选择 36.50 GHz 频率的水平和垂直极化数据与 FY-3C VIRR LST 建立回归模型,公式为:

$$LST_{FY-D} = 118.\ 631\ 3 + 0.\ 866\ 1 \cdot BT_{MWRI_{H}} - 0.\ 211\ 3 \cdot BT_{MWRI_{V}} , \qquad (6)$$

表 3 FY – 3D MWRI 降轨数据与 FY – 3C VIRR LST 的相关系数

Tab. 3	Correlation (coefficient bety	een FY - 3	D MWRI	orbit dropping	data and]	FY – 3C VIRR LST
--------	---------------	------------------	------------	--------	----------------	------------	------------------

波段	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
回归系数	0.325 1	0.1500	0.5806	0.393 9	0.734 1	0.592 0	0.8158	0.727 8	0.797 6	0.782 6

FY-3D MWRI 升轨亮温数据与 FY-3C VIRR LST 的相关系数如表4。

Tab. 4 Correlation coefficient between FY – 3D MWRI orbit lifting data and FY – 3C VIRR LST

波段	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
回归系数	0.5837	0.333 1	0.734 4	0.4971	0.813 2	0.632 3	0.8307	0.721 4	0.802 3	0.779 8

根据相关系数,选择 36.50 GHz 频率的水平和垂 直极化数据与 FY - 3C VIRR LST 建立回归模型,即

$$LST_{FY_R} = 124.0919 + 0.8186 \cdot BT_{MWRI_H} - 0.2177 \cdot BT_{MWRI_V}$$

3.2 反演与验证

根据公式(6)和(7)反演得到 FY - 3D 降轨和 升轨 2020 年 2 月 1 日 10 km 空间分辨率 *LST*。以 MYD11A1 Day LST 为参考值,分别计算 FY LST 与 MYD LST 之间的平均偏差、误差标准差、均方根误 差及相关系数,对反演得到的升轨和降轨数据进行 验证,验证结果如表 5。从验证结果看,升轨数据与 VIRR LST 吻合度稍高,但升轨和降轨数据与 VIRR LST 的吻合度差异不大。反演结果见图 5。

表 5 FY LST 与 MYD11A1 Day LST 验证结果 Tab. 5 Validation results between FY – LST and MYD11A1 LST

(7)

(K)

	降	轨	升轨					
平均 偏差	误差标 准差	均方根 误差	相关 系数	平均 偏差	误差标 准差	均方根 误差	相关 系数	
-1.28	8.85	8.85	0.81	-0.81	6.74	6.78	0.91	



(a) FY - 3D 降轨反演 LST
 (b) FY - 3D 升轨反演 LST
 图 5 2020 年 2 月 1 日 FY - 3D 反演 LST
 Fig. 5 Retrieval LST of FY - 3D on February 1, 2020

图 6 为 MODIS LST 与 FY LST 之间的散点图。 升轨数据中,绝对偏差在 1 K 内的点对数为 2 350; 绝对偏差在 1~2 之间的点对数为 2 096;绝对偏差 在 2~3 之间的点对数为 1 986;绝对偏差在 3~4 之间的点对数为 2 046;绝对偏差大于 4 K 的点对 数为 12 270;最小绝对偏差为 5.11e-05 K;最大 绝对偏差为 29.81 K。整体来看,匹配点基本对称 分布在 1:1 线两侧。降轨数据中,绝对偏差在 1 K 内的点对数为2301;绝对偏差在1~2之间的点对 数为2265;绝对偏差在2~3之间的点对数为 2155;绝对偏差在3~4之间的点对数为1999;绝 对偏差大于4K的点对数为16222;最小绝对偏差 为0.0015K;最大绝对偏差为39.50K。升轨数据 与降轨数据相比,升轨数据更贴近1:1线,说明升轨 数据偏差较降轨数据小。



(a) FY 降轨 LST 与 MODIS LST 散点图

(b) FY 升轨 LST 与 MODIS LST 散点图

图 6 FY LST 与 MODIS LST 散点图



4 陆表温度降尺度

在层次贝叶斯框架下,通过建立参数的层次嵌 套结构进行偏差校正后的1 km 空间分辨率 VIRR LST 与 10 km 空间分辨率 FY – 3D MWRI 反演 LST 的融合,得到1 km 空间分辨率、较高精度的、时空完 整的、局部细节信息丰富的融合 LST,实现降尺度。

层次贝叶斯将随机变量的联合分布分解为一系 列条件概率乘积的模式,核心算法为:通过构建一 个马尔科夫链,迭代抽样,每一步迭代的结果都依赖 于前一次迭代抽样的结果,最后收敛至平稳的静态 分布——后验分布。此方法可以概述为:某一时空 过程为Y,在该时空过程支配下的观测数据为Z, 与时空过程 Y 相关的一系列参数及与观测数据模型 相关的一系列参数组成的参数集为 θ ,在层次贝叶 斯框架下,将Z,Y, θ 的联合概率分布表示为一组 条件概率分布的乘积: $[Z,Y,\theta] = [Z | Y,\theta][Y |$ $\theta][\theta]$ 。根据贝叶斯定理,结合观测数据,更新、修 正未知变量的先验,得到其后验分布^[13-14],具体公 式为:

 $[Y,\theta \mid Z] \propto [Z \mid Y,\theta][Y \mid \theta][\theta] \quad (8)$

层次的嵌套结构表现为利用最近邻距离插值得 到空间完整的10 km LST 作为层次贝叶斯过程参数 的先验均值。

4.1 模型构建

层次贝叶斯分3个阶段建模:数据模型、过程 模型和参数模型。 1)数据模型。FY-3C VIRR LST 与 FY-3D 反 演 LST 的观测误差模型(公式(9)和(10))。

2) 过程模型。首先以 10 km 空间分辨率 FY – 3D MWRI 反演 LST 为基础数据,采用最近邻距离方法进行空间插值,获得空间完整的粗尺度 LST 空间分布 $\bar{\mu}_{m,n}$,作为层次贝叶斯模型中层次链接参数的先验均值。

3)尺度无缝转换。1 km VIRR LST 与 10 km MWRI LST 间存在尺度差异,通过建立嵌套的参数 正态分布,实现无缝尺度转换(公式(11)和(12))^[13-14]。

$$VIRR_{i,j} \sim N(\mu_{1_{i,i}}, \sigma_1^2) \quad , \qquad (9)$$

$$FY_{m,n} \sim N(\mu_{2_{m,n}}, \sigma_2^2)$$
, (10)

$$\mu_{1_{i,j}} \sim N(\mu_{2_{m,n}}, \sigma_3^2)$$
, (11)

$$\mu_{2_{m,n}} \sim N(\bar{\mu}_{m,n}, \sigma_4^2)$$
, (12)

其中, *VIRR*_{*i,j*} 为 VIRR *LST*, *FY*_{*m,n*} 为 FY *LST*; $\mu_{1_{i,j}}$, $\mu_{2_{m,n}}$ 和 $\bar{\mu}_{m,n}$ 为正态分布的均值; $\bar{\mu}_{m,n}$ 同时作为层次 链接参数; σ_1^2 , σ_2^2 , σ_3^2 , σ_4^2 为正态分布的方差, 均 被视为随机变量; *i,j,m,n* 分别为相应空间尺度下 像元的行列号。

4.2 降尺度结果

丢弃前1000次不稳定迭代,经过500次迭代 抽样,单链收敛。表6和表7分别为部分节点抽样 统计。

	表 6	部分	节点	〔抽样	统计(]	升轨	数携	弓)	
-						-		-	

		Tab. 6	Sample statis	tics of partial	nodes (orbit)	lifting)		
node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
mu1[1,1]	274.8	0.54	0.03	273.9	274.8	275.9	1 001	500
mu1[1,2]	274.6	0.65	0.03	273.3	274.7	276.0	1 001	500
mu1[1,3]	274.6	0.54	0.03	273.5	274.6	275.7	1 001	500
mu1[1,4]	274.7	0.66	0.02	273.2	274.7	276.1	1 001	500
mu1[1,5]	274.7	0.62	0.04	273.3	274.7	276.0	1 001	500
mu1[1,6]	274.7	0.66	0.03	273.5	274.7	276.1	1 001	500
mu1[1,7]	274.7	0.62	0.03	273.5	274.8	276.0	1 001	500
mu1[1,8]	274.7	0.59	0.03	273.5	274.7	275.9	1 001	500
mu1[1,9]	274.2	0.64	0.08	272.7	274.3	275.2	1 001	500
mu1[1,10]	274.3	0.68	0.08	272.7	274.4	275.5	1 001	500

表7 部分节点抽样统计(降轨数据)

		Tab. 7	Sample statist	ics of part no	des (orbit dro	opping)		
node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
mu1[1,1]	273.1	0.52	0.02	272.1	273.1	274.1	1 001	500
mu1[1,2]	273.0	0.52	0.03	272.0	273.0	274.0	1 001	500
mu1[1,3]	273.0	0.54	0.03	271.8	273.0	273.9	1 001	500
mu1[1,4]	273.0	0.51	0.03	271.9	273.0	273.9	1 001	500
mu1[1,5]	273.0	0.51	0.03	271.9	273.0	274.0	1 001	500
mu1[1,6]	273.2	0.54	0.02	272.1	273.1	274.3	1 001	500
mu1[1,7]	273.2	0.50	0.02	272.3	273.2	274.2	1 001	500
mu1[1,8]	273.2	0.51	0.03	272.2	273.2	274.2	1 001	500
mu1[1,9]	273.1	0.50	0.02	272.2	273.1	274.2	1 001	500
mu1[1,10]	273.3	0.55	0.03	272.3	273.3	274.5	1 001	500

图 7 为降轨和升轨 LST 融合降尺度结果。与 10 km 空间分辨率反演 LST(图4)对比分析,降尺度 数据空间完整,局部细节信息增多。由于 10 km 空



间分辨率原始亮温数据海洋像元标识因轨道缝隙部

分缺失,导致图6中融合降尺度数据的东南方向未

260

250 240



图 8 为降尺度 LST 与 MODIS LST 散点图。降 尺度为 1 km 的降轨数据中,绝对偏差在 1 K 内的点 对数为 602 484;绝对偏差在 1 ~ 2 K 之间的点对数 为 575 318;绝对偏差在 2 ~ 3 K 之间的点对数为 502 309;绝对偏差在 3 ~ 4 K 之间的点对数为 425 718; 绝对偏差大于 4 K 的点对数为 1 535 756;最小绝对 偏差为 0 K;最大绝对偏差为 39.47 K。降尺度为 1 km 的升轨数据中,绝对偏差在 1 K 内的点对数 为582063;绝对偏差在1~2之间的点对数为 563119;绝对偏差在2~3之间的点对数为501844; 绝对偏差在3~4之间的点对数为433734;绝对偏 差大于4K的点对数为1589183;最小绝对偏差为 0K;最大绝对偏差为35.42K。整体来看,匹配点 基本对称分布在1:1线两侧。升轨数据与降轨数 据相比,升轨数据更贴近1:1线,说明升轨数据偏 差较降轨数据小。



Fig. 8 Scatter plot between FY downscaling LST and MODIS LST

表8为降尺度数据与 MODIS LST 验证结果,由 表可知,降轨和升轨融合降尺度 LST 精度相似。平 均偏差,升轨降尺度 LST 更小。对比分析 VIRR LST 与 MODIS LST 验证结果,可以看出,融合降尺度数 据精度高于原始 VIRR LST,接近偏差校正后的 VIRR LST,说明融合降尺度不能降低数据的误差, 融合降尺度前的偏差校正是必要的。

层次贝叶斯的优势除了能保留被融合数据的局部细节信息外,还可以通过融合后验标准差反映融 合降尺度结果的不确定性。图9显示了融合降尺度 结果的融合后验标准差。对比分析 VIRR LST 和 10 km 空间分辨率 FY LST,可以看出在 VIRR LST 和 FY LST 均有有效值的区域,融合后验标准差较小,而在 VIRR LST 和 FY LST 缺值区域融合后验标 准差偏大。

表 8 FY LST 降尺度与 MYD11A1 day LST 验证结果

Tab. 8	Validation results between FY downscaling	LST
	and MYD11A1 day <i>LST</i>	(K)

							· · · ·		
	降	轨		升轨					
平均	误差标	均方根	相关	平均	误差标	均方根	相关		
偏差	准差	误差	系数	偏差	准差	误差	系数		
0.50	5.45	5.41	0.94	0.25	5.54	5.54	0.94		







5 结论与讨论

根据 LST 与微波亮温之间存在的线性关系,

建立 FY - 3D MWRI 单通道水平和垂直极化二元 线性回归模型进行 LST 反演,并对反演 LST 通过 层次贝叶斯融合模型进行降尺度,得到了空间局 部细节信息丰富的高空间分辨率 LST 数据,以 MYD11A1 day LST 数据为参考数据进行验证。反 演LST 平均偏差分别为-1.28 K(降轨)和-0.81 K (升轨);降尺度数据平均偏差分别为0.50 K(降 轨)和0.25 K(升轨)。本研究结果表明,单通道 水平和垂直极化二元线性模型反演LST 简单可 行,层次贝叶斯融合降尺度模型保持了原有细尺 度数据的局部细节信息,通过融合后验标准差可 以清楚表达融合结果的不确定性,为空间降尺度 提供了新的思路与方法。

在LST 反演与降尺度过程中,考虑到直接建 立回归模型得到1 km 反演 LST 需要其他地表参 数的遥感产品作为辅助,会引入更多的不确定性, 同时受 FY-3D MWRI L1B 轨道间隙及辅助参数 空间完整性的影响,不能得到空间完整的降尺度 LST。因此,文章没有直接建立回归模型得到1km 反演 LST,采用的策略为先将 FY - 3C VIRR LST 升尺度至10 km 来匹配 FY-3D MWRI L1B 数据, 建立回归模型得到粗尺度反演 LST,再通过层次贝 叶斯融合降尺度模型实现降尺度,这样既可以得 到空间完整的降尺度 LST,且降尺度 LST 又同时保 持了细尺度原始数据的细节信息,信息量大。本 文在融合降尺度过程中仅仅采用了参数链接的先 验均值方法,还有进一步改进的空间,在今后的研 究中将侧重研究 LST 空间变异过程模拟,并将此 过程模型代替参数先验均值嵌入层次贝叶斯融合 降尺度模型中,以解决在两种数据均缺值区域融 合不确定性偏大的问题。

参考文献(References):

- [1] 刘 晶,马红章,杨 乐,等. 基于被动微波的地表温度反演研究 综述[J]. 遥感技术与应用,2012,27(6):812-821.
 Liu J, Ma H Z, Yang L, et al. A survey of surface temperature retrieval by passive microwave remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application,2012,27(6):812-821.
- [2] Wan Z, Zhang Y, Zhang Q, et al. Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(1):261 – 274.
- [3] Li Z L, Tang B H, Wu H, et al. Satellite derived land surface temperature: Current status and perspectives [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 131 (131):14 – 37.
- [4] Duan S B, Li Z L, Leng P. 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 Sensing of Environment: An Interdisciplinary Journal, 2017, (195):107 – 117.
- [5] 刘礼杨,苏泳娴,陈修治,等.一种针对旱季与雨季差异的 AM-

SR-E被动微波遥感地表温度反演经验模型[J]. 热带地理, 2017, 37(3):434-442.

Liu L Y, Su Y X, Chen X Z, et al. AMSR – E passive microwave remote sensing surface temperature inversion experimental model focused on differences between dry season and rainy season [J]. Tropical Geography,2017,37(3):434 – 442.

- [6] Mcfarland M J, Miller R L, Neale C M U. Land surface temperature derived from the SSM/I passive microwave brightness temperatures
 [J]. IEEE Transactions on Geoence & Remote Sensing, 1990, 28
 (5):839 - 845.
- [7] Njoku E G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6 – 18 GHz[J]. IEEE Transactions on Geoence & Remote Sensing, 1999, 37(1):79–93.
- [8] 刘曾林,唐伯惠,李召良.AMSR-E 微波数据反演裸地地表温 度算法研究[J].科技导报,2009,27(4):24-27.
 Liu C L, Tang B H, Li Z L. Calculation of land surface temperature based on AMSR - E data [J]. Science & Technology Review, 2009,27(4):24-27.
- [9] 毛克彪,施建成,李召良,等.用被动微波 AMSR 数据反演地表 温度及发射率的方法研究[J].国土资源遥感,2005,17(3):14 – 17. doi:10.6046/gtzyyg.2005.03.04.
 Mao K B,Shi J C,Li Z L, et al. The land surface temperature and emissivity retrieved from the AMSR passive microwave data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2005,17(3):14 – 17. doi:10.6046/gtzyyg.2005.03.04.
- [10] 毛克彪,施建成,李召良,等. 一个针对被动微波 AMSR E 数据反演地表温度的物理统计算法[J]. 中国科学:地球科学, 2006,36(12):1170-1176.
 Mao K B,Shi J C,Li Z L, et al. A physical statistical algorithm for land surface temperature retrieval from passive microwave AMSR E data [J]. Science in China Ser. D Earth Sciences, 2006, 36 (12):1170-1176.
- [11] 武胜利,杨 虎. 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,2007,22(2):234 -237.

Wu S L, Yang H. Global land surface temperature retrieval with AMSR – E brightness temperature and MODIS land cover type products[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2007, 22(2):234 – 237.

- [12] 潘广东,王 超,田国良. SSM/I 微波辐射计数据陆面温度反演
 [J]. 遥感学报,2001,5(4):254-258.
 Pan G D, Wang C, Tian G L. Land surface temperature retrieval with SSM/I data[J]. Journal of Remote Sensing,2001,5(4):254-258.
- [13] Zhu Y X, Kang E L, Bo Y C, et al. Hierarchical bayesian model based on robust fixed rank filter for fusing MODIS SST and AMSR – E SST[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2019, 85(2):119 – 131.
- [14] Zhu Y X, Bo Y C, Zhang J Z, et al. Fusion of Multisensor SSTs Based on the Spatiotemporal Hierarchical Bayesian Model [J]. Journal of Atmospheric & Oceanic Technology, 2018, 35(1):91 – 109.

ZHU Yuxin¹, WU Menxin², BAO Yansong³, LI Xinchuan¹, ZHANG Jinzong¹

(1. School of Urban and Environmental Sciences, Huaiyin Normal University, Huaian 223300, China;

2. National Meteorological Centre, Beijing 100081, China; 3. School of Atmospheric Physics,

Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Based on FY – 3C VIRR LST and FY – 3D/MWRI L1B brightness temperature data of February 1, 2020 and taking the area with geographical coordinates of $18^{\circ} \sim 54^{\circ}$ N, $73^{\circ} \sim 135^{\circ}$ E as an example, the LST reversion and downscaling based on the FY – 3D/MWRI L1B data were studied using a statistical regression model and a hierarchical Bayesian fusion model. As a result, two models were constructed, namely a LST binary linear regression inversion model based on FY – 3D single – channel horizontal and vertical polarization – corrected brightness temperature data and a hierarchical Bayesian fusion downscaling model based on FY – 3D retrieved LST and FY – 3C VIRR LST. They were verified with the LST on the day of MYD11A1 as reference data, obtaining the following results. As for the reversion statistical model, the mean bias, error standard deviation, and root mean square error were – 1.28 K, 8.85 K, and 8.85 K, respectively for the FY – 3D descending data and were – 0.81 K, 6.74 K, and 6.78 K, respectively for the FY – 3D ascending data. As for the hierarchical Bayesian fusion downscaling model, the mean bias, error standard deviation downscaling model, the mean bias, error standard deviation and square error were 0.50 K, 5.45 K, and 5.41 K, respectively for the FY – 3D descending data and were 0.25 K, 5.54 K, and 5.54 K, respectively for the FY – 3D ascending data. This study will provide a novel idea for the LST inversion and downscaling of passive microwaves.

Keywords: FY - 3D MWRI; VIRR LST; hierarchical Bayesian; statistical regression; downscaling

(责任编辑:李瑜)