

引用格式:周佳,赵亚鹏,岳天祥,等.结合HASM和GWR方法的省级尺度近地表气温估算[J].地球信息科学学报,2020,22(10):2098-2107.  
[ Zhou J, Zhao Y P, Yue T X, et al. Near surface air temperature estimation by combining HASM with GWR model on a provincial scale  
[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(10):2098-2107. ] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190423

# 结合HASM和GWR方法的省级尺度近地表气温估算

周佳<sup>1,2</sup>,赵亚鹏<sup>2,3</sup>,岳天祥<sup>2,3</sup>,卢涛<sup>1\*</sup>

1. 中国科学院成都生物研究所,中国科学院山地生态恢复与生物资源利用重点实验室,生态恢复与生物多样性保育四川省重点实验室,成都 610041; 2. 中国科学院大学,北京 100049; 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

## Near Surface Air Temperature Estimation by Combining HASM with GWR Model on a Provincial Scale

ZHOU Jia<sup>1,2</sup>, ZHAO Yapeng<sup>2,3</sup>, YUE Tianxiang<sup>2,3</sup>, LU Tao<sup>1\*</sup>

1. Key Laboratory of Mountain Ecological Restoration and Bioresource Utilization & Ecological Restoration Biodiversity Conservation Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu Institute of Biology, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract:** As a part of natural climate variability, Near surface air temperature is an indispensable parameter that drives the energy and water exchanges among the hydrosphere, atmosphere and biosphere. Spatially and temporally resolved observations of near surface air temperatures are essential for understanding hydrothermal circulation at the land-atmosphere interface, and have had significant ecological impacts on many parts of the natural ecosystems. Given the ecological significance of near surface air temperature, the demand for accurate spatial data has risen greatly. Unfortunately, the gridded near surface air temperature data is generally limited by station coverage of meteorological observations, especially in extensive mountainous regions. Moreover, the uneven spatial distribution of meteorological stations may not effectively capture the true nature of the overall climate pattern. Given the strong correlation between land surface temperature and near surface air temperature, recent efforts have developed an alternative method for retrieving spatially continuous near surface air temperature from satellite-derived land surface temperature data sets. However, the degree of accuracy for current applications in near surface air temperature estimation still has a large room for improvement. Here we introduce a novel approach that combines High Accuracy Surface Modeling (HASM) with Geographically Weighted Regression (GWR) model for improving estimation of near surface air temperature in a data-fusion context. In this approach, application of fusion methods using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) products and ground-based observations was used. By fusing the MOD11C3 land surface temperature products and the air temperature data observed at 190 meteorological stations in Sichuan province, this study combines HASM with GWR model for

收稿日期:2019-08-05;修回日期:2019-12-09.

基金项目:第二次青藏高原综合科学考察研究资助(SQ2019QZKK2002);国家重点研发计划项目(2016YFC0502101)。[ **Foundation items:** The Second Tibetan Plateau Scientific Expedition and Research Program, Grant, No.SQ2019QZ-KK2002; The National Key Research and Development Program of China, No.2016YFC0502101. ]

作者简介:周佳(1996—),女,四川德阳人,硕士生,研究方向为地理信息系统。E-mail: zhoujia@cib.ac.cn

\*通讯作者:卢涛(1975—),男,四川成都人,副研究员,主要从事全球变化背景下的环境变化格局、过程及区域适应对策的研究。E-mail: lutao@cib.ac.cn

improving estimation of near surface air temperature. To assess the feasibility of this modified model, we use 175 stations for model development and reserve 15 for validation tests with three repetitions. The performance of combining HASM with GWR model (HASM-GWR) is also compared with multifactorial Geographically Weighted Regression (GWR) and Ordinary Least Squares (OLS) methods. The results indicated that the best estimation was found in HASM-GWR model. Specifically, the validation results from HASM-GWR model show that 72% of the estimated residual error is between  $-1\text{ }^{\circ}\text{C}$  and  $1\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 90% is between  $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$  and  $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ , and the Root Mean Square Error (RMSE) reduces by 25.42% and 39.83% in comparison with other techniques. In addition, the near surface air temperature map obtained from HASM-GWR is better than that obtained by using other methods. Therefore, the proposed HASM-GWR model demonstrated an effective proficiency in near surface air temperature estimation, and it can be seen as an alternative to the popular data fusion techniques.

**Key words:** near surface air temperature; remote sensing data; HASM; GWR; OLS; data fusion; accuracy; Sichuan province

**\*Corresponding author:** LU Tao, E-mail: lutao@cib.ac.cn

**摘要:** 卫星遥感反演得到的地表温度可用于近地表气温的估算,但现有方法的估算精度仍有进一步提升的空间。为了获取空间上连续且精度较高的近地表气温,本研究以四川省为例,首次将高精度曲面建模(HASM)用于遥感和气温实测数据的融合,并将综合了气温、地表温度、海拔、坡度、坡向的地理加权回归(GWR)拟合结果作为HASM模型的初始温度场,进而采用此种结合HASM和GWR的求解算法(HASM-GWR),融合MOD11C3地表温度产品与190个气象站的气温实测数据,开展省级尺度近地表气温估算,并通过比较HASM-GWR、GWR以及普通线性回归(OLS)3种方法的估算精度,评估各模型对近地表气温的估算效果。结果表明,相比于传统估算模型,采用HASM-GWR数据融合方法能有效提高近地表气温的估算精度。采用该方法的近地表气温估算残差,72%介于 $-1\sim 1\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,90%介于 $-2\sim 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ ;且与GWR和OLS模型相比,估算结果的均方根误差(RMSE)分别降低了25.42%和39.83%。

**关键词:** 近地表气温; 卫星遥感数据; 高精度曲面模型; 地理加权回归模型; 普通线性回归模型; 数据融合; 精度; 四川省

## 1 引言

近地表气温通常指距离地表1.5~2 m的环境温度,其作为下垫面辐射交换和热量平衡的综合反映,是气候变化、农业生产、生态环境等领域研究中的关键指标<sup>[1-2]</sup>。准确获取近地表气温高精度的时空分布数据,对于理解陆地生态过程和研究全球变化等具有重要意义<sup>[3]</sup>。一般来讲,近地表气温数据来源多以离散的常规气象站观测为主,而连续分布的栅格气温数据则由离散台站观测数据通过空间插值、等值线分析或多元统计分析等方法来估算<sup>[4-7]</sup>。然而,由于这些方法都非常依赖于气象台站的密度和空间分布,导致相关估算结果虽然能在一定程度上反映区域规律,但却无法反映气温的详细空间分布信息,且精度通常也难以保证。尤其是在气象站点分布不均匀的区域,部分人烟稀少地区甚至根本没有气象观测站。此外,插值方法的选择不当,也造成了近地表气温估算往往存在较大误差<sup>[8-9]</sup>。

相较于地面气象台站的实测数据,卫星遥感数据具有更好的空间覆盖性,且能提供比气象观测资

料更理想的空间异质度信息,因此成为获取气温的可能信息源。目前基于遥感数据估算近地表气温的方法主要包括3大类<sup>[10-12]</sup>。① 基于能量平衡,该方法是在假设能量收支平衡的基础上提出的一种经验化方法,通常会引入NDVI、太阳方位角、地表反照率等因子建立方程,进而估算气温。如Sun等<sup>[13]</sup>基于该方法对中国北部地区的气温进行估算,结果表明80%的数据精度在 $3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内;徐伟燕等<sup>[9]</sup>对浙江省气温估算结果显示RMSE为 $2.78\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。② 气温-植被指数方法(TVX),该方法优点在于不需要地面信息,而直接采用遥感数据进行估算,但估算精度往往难以保证,且容易受到季节、湿度、太阳辐射及生态系统类型等因素的影响。为克服TVX方法存在的不足,Nieto等<sup>[14]</sup>利用观测的气温数据来校正不同植被类型,从而建立了NDVImax新方法,该方法对西班牙的气温估算结果的MAE在 $2.8\sim 4\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间;Zhu等<sup>[15]</sup>对青藏高原北部香日德河流域进行最高气温估算,其RMSE为 $3.79\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,MAE为 $3.03\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。③ 统计分析,最初以简单线性回归和多元线性回归为主,近年来人工神经网络、随机森林等机器学习

方法则成为主流。例如, Yang等<sup>[16]</sup>选择多种辅助变量建立最优多元线性回归模型, 估算了中国东北地区的最高气温、最低气温以及平均气温, 其RMSE分别为4.63、3.99和3.6℃; Yoo等<sup>[17]</sup>采用随机森林算法对洛杉矶和首尔的日最高气温、最低气温进行气温估算, 交叉验证结果的RMSE为1.1~1.7℃。除此之外, 还有一部分学者采用地理加权回归来构建估算模型, RMSE在2℃左右<sup>[2,18-20]</sup>。

然而通过上述数据融合方法获得的近地表气温, 其估算精度仍存在较大的提升空间, 尤其是在地形起伏度大、环境条件复杂、地面观测台站稀少的地区<sup>[18-20]</sup>。20世纪90年代提出的高精度曲面建模(HASM), 采用微分几何原理中的曲面论基本定理, 解决了曲面建模中的误差问题与多尺度问题, 在空间插值以及数据融合方面都具有较好的应用前景<sup>[7,22]</sup>。目前, HASM已被证明在气候模拟等领域相较于常规插值方法具有更高的精度<sup>[7,22-23]</sup>, 但该方法在数据融合方面的适用性还鲜有研究涉及, 更未被用于近地表气温的估算。鉴于此, 本研究基于卫星遥感数据、DEM数据以及地面台站气温实测数据, 首次采用结合HASM和GWR的数据融合优化算法(HASM-GWR), 开展省级尺度近地表气温估算, 以期能提高估算精度, 从而探讨适合于地形复杂、气象站点相对稀少区域的近地表气温估算方法。

## 2 研究方法

### 2.1 技术路线

高精度曲面模型(HASM)是以微分几何原理和优化控制论为理论基础构建的曲面模型建模方法<sup>[21-25]</sup>。HASM数据融合方法是以宏观信息为驱动场, 以观测信息为优化控制条件, 将同一要素的多种数据源融合生成精度更高的新数据集。具体来说, 在对近地表气温估算的研究中, 根据曲面论基本定理, 将气象台站实测数据作为第一基本量即地球表面观测的细节信息, 将由GWR模型输出结果作为第二基本量即地表之外的宏观信息<sup>[22]</sup>, 由此对驱动场进行优化, 为能更清楚的表达模型的原理, 之后的表述中将这种优化数据融合的方式记为HASM-GWR。

HASM模型通过引入权重可简化为一个由采样信息约束控制的最优化问题, 如式(1)所示<sup>[7,22]</sup>。

$$\min \left\| \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \\ \lambda S \end{bmatrix} Z^{n+1} - \begin{bmatrix} d \\ q \\ p \\ \lambda k \end{bmatrix} \right\|_2 \quad (1)$$

式中:  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 分别为系数矩阵;  $d$ 、 $q$ 、 $p$ 为常数向量,  $Z$ 为待求解向量;  $n$ 为迭代次数;  $\lambda$ 为权重参数;  $S$ 为气温的系数矩阵;  $k$ 为估算的气温值。

$$WZ = v \quad (2)$$

$$W = A^T A + B^T B + C^T C + \lambda^2 S^T S \quad (3)$$

$$v = A^T d + B^T q + C^T p + \lambda^2 S^T k \quad (4)$$

式中:  $v$ 为向量矩阵;  $T$ 为对象的转置矩阵;  $W$ 为对称正定大型系数矩阵, 通过迭代法计算该方程组, 直到得到满足精度解时停止迭代, 输出最终结果<sup>[22]</sup>。

本文提出的结合HASM和GWR模型的模拟(HASM-GWR)方法主要步骤(图1): ①在运用该模型前对气温数据进行平稳性检测; ②在ArcGIS环境中, 提取出地形因子海拔、坡度、坡向再结合气象台站气温和地表温度数据经GWR模型运算生成初始输入数据(驱动场); ③利用气象台站观测的气温数据作为优化控制条件, 输入HASM模型中进行运算, 当达误差满足输出精度时, 输出结果获得最终估算的气温空间格局分布图。

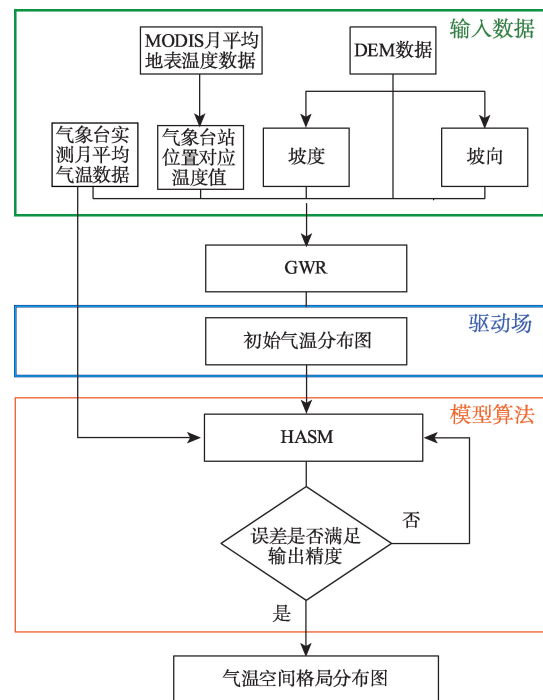


图1 基于HASM-GWR估算近地表气温的技术流程  
Fig. 1 Technical flow of near surface temperature estimation based on HASM-GWR



## 2.2 地理加权回归(GWR)

地理加权回归分析建立基于地理位置的回归关系模型,以适宜的函数构建空间权重矩阵,进而估算研究区域中任意位置的要素值<sup>[7,26]</sup>。在本文中,采用Gauss函数构建空间权重矩阵,用Akaike Information Criterion (AICc)确定带宽。从理论上来说,海拔、坡向和坡度的不同会造成太阳辐射负荷的随之发生变化。因此,本文构建了包括海拔、坡向和坡度的多因子地理加权回归模型。

$$Ta_i(x_i, y_i) = \beta_{0i}(x_i, y_i) + \beta_{1i}(x_i, y_i)Ts_{1i} + \beta_{2i}(x_i, y_i)H_{2i} + \beta_{3i}(x_i, y_i)S_{3i} + \beta_{4i}(x_i, y_i)A_{4i} \quad (5)$$

式中:  $Ta$  为气温;  $Ts$  为地表温度;  $H$  为海拔;  $S$  为坡度;  $A$  为坡向;  $\beta$  为对应的回归系数; 而  $x, y$  表示位置为经度和纬度,  $i=1, 2, 3, \dots$ 。

## 2.3 普通线性回归(OLS)

构建地表温度与气温的普通线性回归关系是以往研究中常用的方法,为了比较线性回归模型与包含空间位置信息的地理加权回归模型对近地表气温估算的优劣性,本文构建了引入同样影响因子的线性模型<sup>[2, 8, 12, 16]</sup>。

$$Ta = \beta_1 Ts + \beta_2 H + \beta_3 S + \beta_4 A + b \quad (6)$$

式中:  $Ta$  为气温;  $Ts$  为地表温度;  $H$  为海拔高度;  $S$  为坡度;  $A$  为坡向;  $\beta$  为对应的回归系数;  $b$  为常数项。

## 2.4 精度验证

为保证精度检验的合理性,本文将190个气象观测站点数据分为建模样本与验证样本。验证样本的确定是在ArcGIS环境中,通过子集要素工具随机提取四川省内10%的气象观测数据,重复3次,生成3组数据集,每组15个验证数据,共45个气象台站数据作为验证样本,剩余的台站数据作为建模样本参与模型运算。采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MRE)3个统计指标来评价估算精度<sup>[7]</sup>。具体表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_{ae} - T_a)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |T_{ae} - T_a| \quad (8)$$

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|T_{ae} - T_a|}{T_a} \quad (9)$$

式中:  $T_{ae}$  为估算的气温值;  $T_a$  为气象台站实测气温值;  $n$  为气象台站的个数,  $i=1, 2, 3, \dots, n$ 。

## 3 研究区概况及数据来源

### 3.1 研究区概况

四川省地处中国西南内陆,面积48.6万 $\text{km}^2$ ,地理位置介于 $26^{\circ}03'N-34^{\circ}19'N, 97^{\circ}21'E-108^{\circ}31'E$ 之间(图2)。该省横跨中国地形一、二级阶梯,地形结构复杂,地貌类型多样且内部空间差异较大,涵盖高原、平原、山地、丘陵等多种地貌类型<sup>[27]</sup>。四川是长江上游重要生态屏障和水源涵养地,全省生态系统复杂多样,生物多样性和水资源等自然资源丰富<sup>[28]</sup>。因四川省地势复杂,降水和气温差异十分显著。就气温而言,全省整体呈西北向东南递增的趋势,而且差异显著;就降水而言,整体上年降水日数呈东多西少的分布特征。

### 3.2 数据来源

#### 3.2.1 MODIS地表温度数据

地表温度数据来源于2014年NASA提供的空间分辨率为 $0.05^{\circ}$ 的MOD11C3数据产品,下载自官方网站(<https://search.earthdata.nasa.gov>),该产品包括白天和夜间月平均地表温度数据,需要进一步在ArcGIS环境中,通过计算处理得到月平均地表温度。由于受天气影响,使得部分月份的MODIS地表温度值存在大范围缺失,因此,为了排除云、雨等的影响,但又保证季节上的代表性,本文选择1、4、7、10月的月平均地表温度作为基础样本数据。

#### 3.2.2 气象观测数据

本文所采用的气象指标来源于四川省2014年月平均气温数据集,下载自国家气象信息中心(<http://data.cma.cn>),共包含153个气象台站的数据。此外,为优化边界精度,加入了周边省份37个气象台站的数据。全部190个气象台站的空间分布如图2所示。

#### 3.2.3 高程数据

高程数据来源于SRTMDEM产品,空间分辨率为 $90\text{ m} \times 90\text{ m}$ ,下载自中国科学院计算机网络信息中心地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn>),并将其在ArcGIS环境中完成拼接整合,将数字高程图转换为MODIS温度产品数据所采用的坐标系统,同时经重采样获得空间分辨率 $0.05^{\circ}$ 的高程图,通过该高程图获取坡度、坡向图,并提取气象台站对应位置的地形因子数据。

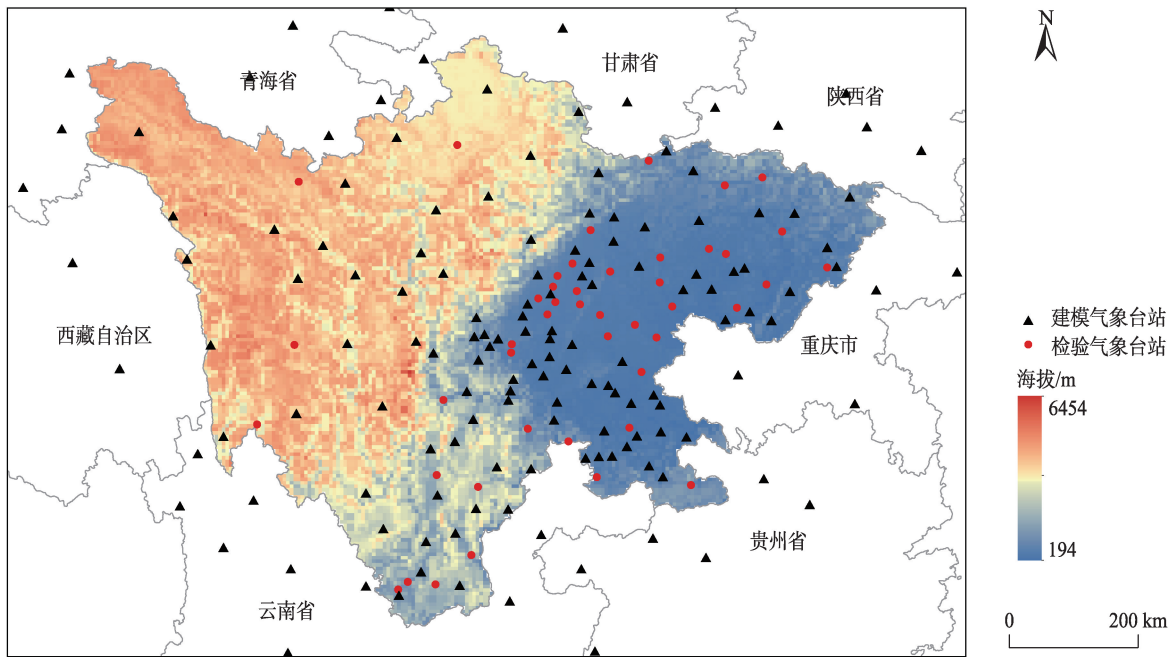


图2 四川省气象台站空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of meteorological stations in Sichuan Province

## 4 结果及分析

### 4.1 模型验证

模型精度验证结果表明,就全年月平均气温估算结果(表1)来看,HASM-GWR模型具有最高精度。该模型的MAE的估算精度相对OLS、GWR分别提高了0.23℃、0.13℃;MRE分别提高了2.2%、1.74%;RMSE则相对于另外2种方法误差降低了25.42%、39.83%。精度验证结果表明(表2),3种方法的精度由大到小依次为:HASM-GWR>GWR>OLS。其中,考虑了空间位置信息的多因子地理加权回归方法相对于基于最小二乘法的多因子普通线性回归进一步提高了估算精度。同时,从每月的估算结果来看,基于HASM-GWR模型的估算残差90%介于-2~2℃,72%介于-1~1℃之间;基于OLS

模型的残差86%介于-2~2℃,64%介于-1~1℃之间;而基于GWR模型则有84%、71%的气象台站实测气温估算误差在-2~2℃、-1~1℃之间。

此外,比较HASM-GWR、GWR、OLS 3种方法的估算数据与实测气温数据验证结果,分析表明(表3、图3)拟合效果大致可分为4段,当气温在0℃以下时,散点大部分位于直线 $y=x$ 之上,表明3种算法基本都高估了气温值;0~10℃区间中,HASM-GWR算法估算值与实际观测值较为接近,其他2种

表1 3种方法的平均误差对比

Tab. 1 Mean errors comparison of three methods

	OLS	GWR	HASM-GWR
MAE/℃	1.07	0.97	0.84
MRE/%	11.05	10.59	8.85
RMSE/℃	1.65	1.48	1.18

表2 基于3种方法的各月误差对比

Tab. 2 Monthly errors comparison of three methods

	1月			4月			7月			10月		
	MAE/℃	MRE/%	RMSE/℃	MAE/℃	MRE/%	RMSE/℃	MAE/℃	MRE/%	RMSE/℃	MAE/℃	MRE/%	RMSE/℃
OLS	0.96	15.68	1.47	1.12	12.38	1.80	1.11	5.31	1.66	1.07	10.84	1.67
GWR	0.94	16.08	1.41	0.98	11.63	1.50	1.04	4.85	1.49	0.92	9.81	1.52
HASM-GWR	0.91	15.21	1.39	0.89	9.21	1.12	0.78	3.54	1.13	0.79	7.42	1.07

表3 基于3种方法的估算值与实测值直线拟合参数

Tab. 3 The linear fitting parameters of the estimated value and the measured value based on three methods

	Intercept		A		Statistics
	数值	误差	数值	误差	$R^2$
OLSM	0.756 96	0.279 82	0.949 61	0.015 21	0.956 07
GWRM	0.827 19	0.246 70	0.945 17	0.013 41	0.965 20
HASM-GWR	0.521 28	0.202 92	0.971 88	0.011 03	0.977 45

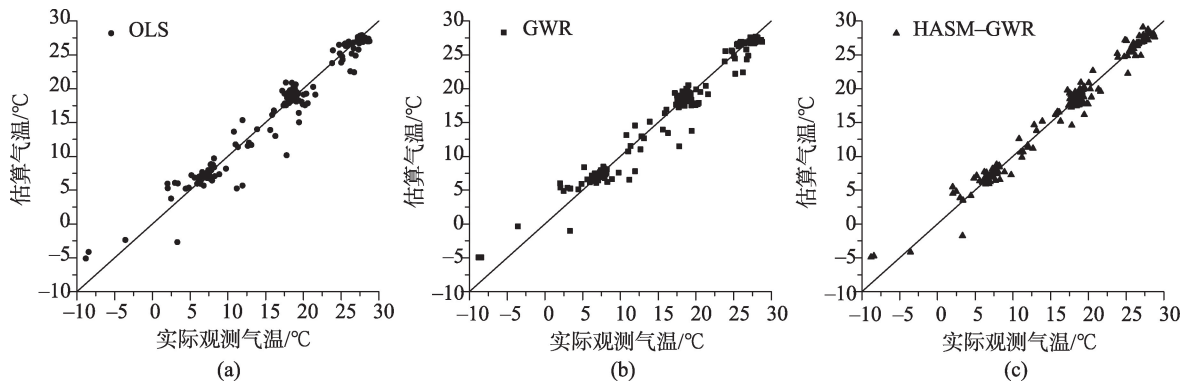


图3 基于3种方法的近地表气温估算效果验证

Fig. 3 Verification of near-surface air temperature estimation results based on three methods

算法则不够稳定,分布相对松散,部分数值相差较大;10~17.5 °C区间,3种算法都存在高估或者低估的情况,但HASM-GWR算法总体估算结果相对于其他2种方法更接近实测值;气温在17.5~30 °C区间时,3种算法估算效果都相对较好,大部分散点聚集在直线两侧,但仍是HASM-GWR算法估算值与实测值更为接近。另外,从算法验证的直线拟合参数来看,OLS的拟合误差是3种方法中最高的,而 $R^2$ 又稍低于其他2种;采用HASM-GWR方法的估算值与实测值的线性拟合参数仍然较GWR和OLS有一定的优势。因此综合来看,HASM-GWR模型在本研究区的估算精度高于其他2种模型。

#### 4.2 模拟结果

基于模型验证结果,采用估算精度最高的HASM-GWR模型对四川省2014年月平均气温进行模拟,其空间格局如图4所示。结果表明,所估算代表性月份的平均气温随纬度的增加而降低,随经度的增加而升高,总体上呈现西北部区域气温明显低于东南地区的格局。这与气象台站实测气温分布情况总体上相似,证明了模型拟合结果具有较高的可信度。

四川全省近地表气温空间分布格局的形成与该省复杂的地形地貌存在很大关联:东部地区为川

东平行岭谷和川中丘陵;中部为成都平原,海拔低,地势平坦;西部为川西高原,海拔高,地表起伏度大。大的地形起伏导致地表热通量的改变,并在不同程度影响水热循环,从而形成全省气温空间分布格局的差异。

#### 4.3 模型性能分析

以1月为例,进一步对模型性能进行分析。基于3种模型的近地表气温估算残差空间分布格局结果表明,温度残差的空间格局在整上相似(图5)。虽然3种模型均引入了海拔、坡度以及坡向3个辅助变量参与建模,使其能更详细地刻画地表形态,但局部数值差异仍然较大,尤其是四川省的西北部地区。此外,GWR与OLS方法对四川省西部地区的估算效果较差,而东部地区精度明显高于西部,这说明这2种模型在地形起伏大的高海拔地区模型估算效果比低海拔区域差;而基于HASM-GWR的数据融合方法对全省的估算整体较为均匀,低估部分出现在研究区的中部,而高估区域则多分布在四川省周边地区,但整体估算效果仍优于GWR与OLS方法,残差大部分在-1~1 °C以内。此外,从图5(a)可看出,HASM-GWR对海拔属性并不敏感,即使在高海拔地区,其估算误差仍介于-1~1 °C。

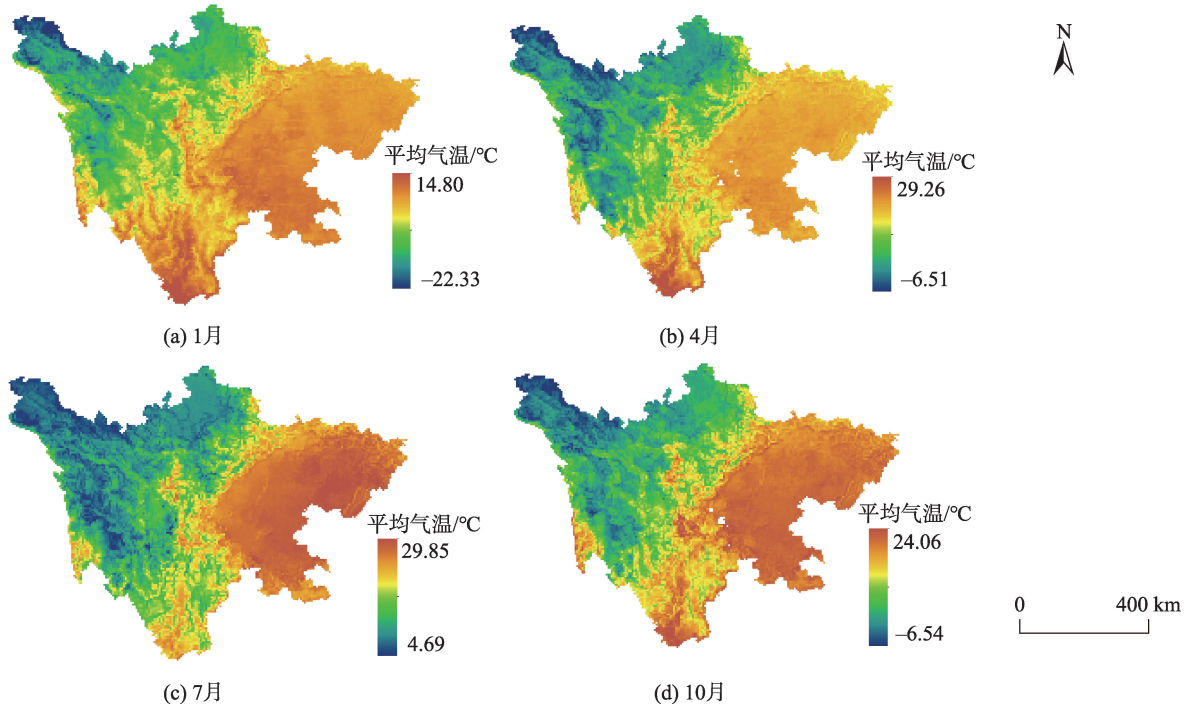


图4 基于HASM-GWR方法的2014年四川省月平均气温空间格局分布

Fig. 4 Spatial distribution of monthly mean air temperature in Sichuan Province based on HASM-GWR in 2014

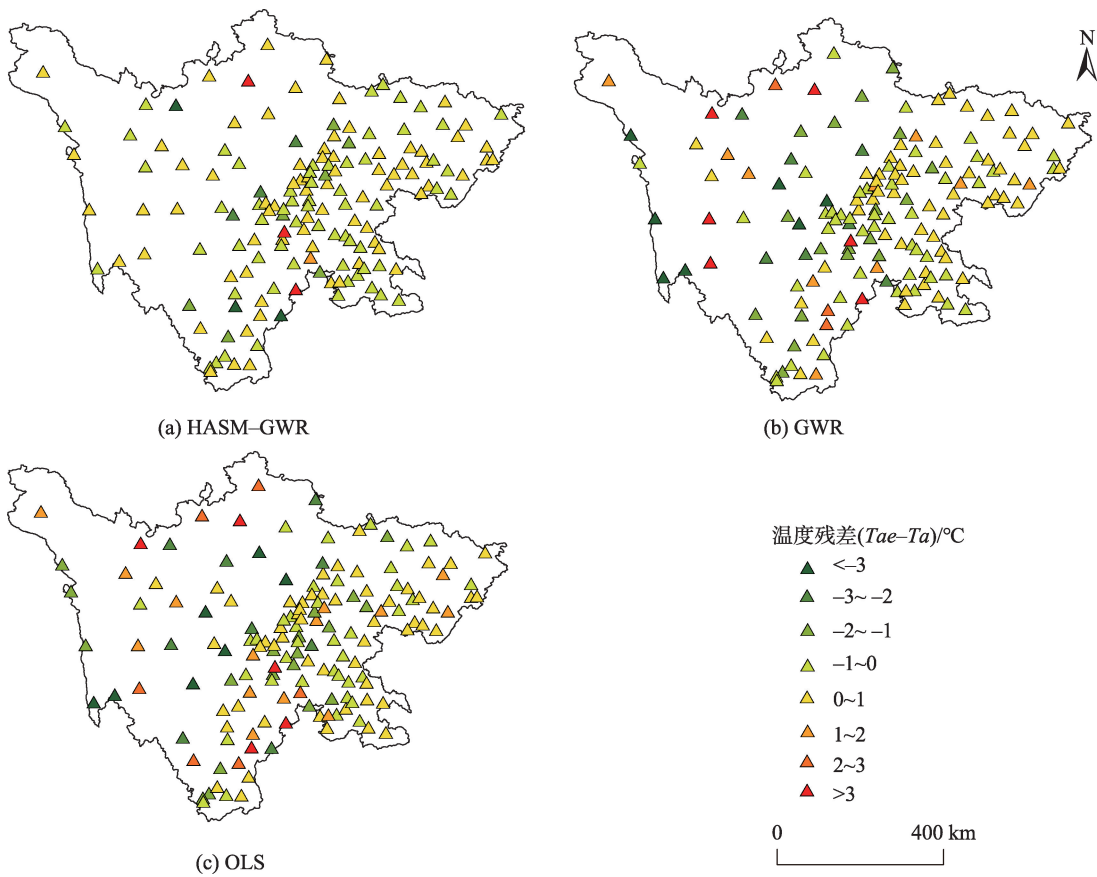


图5 基于不同模型的估算残差空间分布

Fig. 5 Residual spatial distribution estimated based on different methods



## 5 结论与讨论

### 5.1 结论

本文以地形地貌复杂的四川省作为研究区,以提高通过MODIS地表温度数据估算近地表气温的精度为目标,提出了一种结合HASM和GWR方法的数据融合新方法,并将其估算的近地表气温与GWR、OLS 2种方法进行了精度比较。主要结论如下:

(1) 3种建模方法中,以GWR方法处理得到的曲面作为HASM建模驱动场的求解算法(HASM-GWR)进行数据融合来估算近地表气温,精度最高,其精度验证结果RMSE介于1.07~1.39℃之间,MAE介于0.78~0.91℃,MRE介于3.34%~15.21%;而地理加权回归模型(GWR)精度次之,普通线性回归方法(OLS)精度最低。

(2) 从模型估算效果来看,GWR与OLS方法对四川省西部地区的估算效果较差。而HASM-GWR数据融合方法对全省的估算整体较为均匀,低估部分出现在研究区的中部,而高估区域则多分布在四川省周边地区,但残差大部分仍在1℃以内,且估算精度在较大程度上克服了海拔的影响。

(3) HASM-GWR方法估算四川省2014年近地表气温,模拟结果表明全省气温呈现西北低、东南高的格局;各代表性月份的月平均气温具有相似的变化规律,即气温总体上呈现随纬度的增加而降低,随经度增加而升高的趋势。

### 5.2 讨论

(1) 模型算法对估算效果的影响。已有研究表明,通过一元或多元线性模型来估算近地表气温,估算误差较大且不稳定,大多数的RMSE介于2~5℃之间<sup>[2,8,12,16]</sup>。主要是因为该算法将空间信息平均化,忽略了更多细节,而大部分区域的气温往往呈现空间异质性格局,即便通过引入更多的辅助变量,但仍具有较大的偏差。地理加权回归模型在模拟过程中会对研究区内任一位置都会计算出气温和辅助变量的局域估计参数,尤其是该模型在考虑了地形因子的条件下,能对每一位置结合特定地理条件赋予更精确的权重,因此能取得较线性回归模型更好的估算效果,但仍存在精度提升的空间<sup>[18-20]</sup>。已有研究表明,在数值模拟中HASM算法能解决“峰值削平”、“洼地填平”和“牛眼”等常见问题,同时该算法又融合了非线性特征和空间结构信息<sup>[7]</sup>,

因此在空间插值以及数据融合方面都具有较好的应用前景<sup>[22]</sup>。但至今HASM模型还未被用于近地表气温的估算。本研究首次将HASM用于与实测气温的数据融合,并将地理加权回归拟合的初始气温分布作为HASM模型的驱动场,再以气温实测数据作为精度约束优化控制条件,以此形成了HASM-GWR数据融合方法。该方法在本文研究区域获得了较线性模型与地理加权回归模型更高的估算精度,且在很大程度上克服了传统模型在高海拔地区普遍存在的较大估算误差问题<sup>[29-30]</sup>。因此,HASM-GWR方法提供了一种估算近地面气温的新思路,且与传统方法相比,或更适于地形复杂、气象站点相对稀少区域的近地表气温估算。

(2) 影响估算效果的其他因素。受研究区数据质量的限制,本文采用的MOD11C3地表温度产品的空间分辨率为0.05°(约5.6 km)。该分辨率无疑会在一定程度上平滑了温度的空间差异性,尤其是在地形起伏较大的区域,将会与实际情况差异更大。其次,MOD11C3地表温度数据产品在反演时也可能受到云量遮挡、反演算法选择等因素的影响,从而造成数据源的偏差,进而影响估算结果<sup>[18]</sup>。此外,本研究中估算模型选用的辅助变量仅为地形因子,而事实上,气温也会受植被、土壤、太阳高度角、风速、气压、湿度等因素的影响。因此,筛选空间分辨率更高的遥感数据、探究空间尺度变换对估算精度的影响以及引入其他影响变量进行建模,应成为后续研究中的重要方向。

### 参考文献(References):

- [1] 柯灵红,王正兴,宋春桥,等.青藏高原东北部MODIS地表温度重建及其与气温对比分析[J].高原气象,2011,30(2):277-287. [Ke L H, Wang Z X, Song C Q, et al. Reconstruction of MODIS land surface temperature in northeast-Qinghai-Xizang plateau and its comparison with air temperature[J]. Plateau Meteorology, 2011,30(2):277-287.]
- [2] Lin X H,Zhang W, Huang Y, et al. Empirical estimation of near-surface air temperature in China from MODIS LST Data by considering physiographic features[J]. Remote Sensing, 2016,8(8):629.
- [3] Folguera G, Bastias D A, Caers J, et al. An experimental test of the role of environmental temperature variability on ectotherm molecular, physiological and life-history traits: Implications for global warming[J]. Comparative Biochemistry and Physiology, 2011,159(3):242-246.
- [4] 彭彬,周艳莲,高苹,等.气温插值中不同空间插值方法的



- 适用性分析——以江苏省为例[J].地理信息科学学报, 2011,13(4):539-548. [ Peng B, Zhou Y L, Gao P, et al. Suitability assessment of different interpolation methods in the gridding process of station collected air temperature: A case study in Jiangsu province, China[J]. Journal of Geo-information Science, 2011,13(4):539-548. ]
- [ 5 ] Kayikci E T, Kazanci S Z. Comparison of regression-based and combined versions of inverse distance weighted methods for spatial interpolation of daily mean temperature data[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2016,9(17):690.
- [ 6 ] Hadi S J, Tombul M. Comparison of spatial interpolation methods of precipitation and temperature using multiple integration periods[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018,46(7):1187-1199.
- [ 7 ] 岳天祥等.地球表层系统模拟分析原理与方法[M].北京:科学出版社,2017. [ Yue T X, et al. Principles and methods of simulation analysis of earth surface system[M]. Beijing: Science press, 2017. ]
- [ 8 ] 姚永慧,张百平,韩芳.基于MODIS地表温度的横断山区气温估算及其时空规律分析[J].地理学报,2011,66(7):917-927. [ Yao Y H, Zhang B P, Han F. MODIS-based air temperature estimation in the Hengduan mountains and its spatio-temporal analysis[J]. Acta Geographica Sinica, 2011,66(7):917-927. ]
- [ 9 ] 徐伟燕,孙睿,金志凤,等.基于MODIS数据的近地表气温估算[J].气象与环境科学,2015,38(1):1-6. [ Xu W Y, Sun R, Jin Z F, et al. Estimation of near surface air temperature based on MODIS data[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2015,38(1):1-6. ]
- [10] 张丽文,黄敬峰,王秀珍.气温遥感估算方法研究综述[J].自然资源学报 2014,29(3):540-552. [ Zhang L W, Huang J F, Wang X Z. A review on air temperature estimation by satellite thermal infrared remote sensing[J]. Journal of Natural Resources, 2014,29(3):540-552. ]
- [11] Schuch F, Marpu P, Masri D, et al. Estimation of urban air temperature from a rural station using remotely sensed thermal infrared data[J]. Energy Procedia, 2017,143:519-525.
- [12] Janatian N, Sadeghi M, Sanaeinejad S H, et al. A statistical framework for estimating air temperature using MODIS land surface temperature data[J]. International Journal of Climatology, 2017,37(3):1181-1194.
- [13] Sun Y J, Wang J F, Zhang R H, et al. Air temperature retrieval from remote sensing data based on thermodynamics[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2005,80(1): 37-48.
- [14] Nieto H, Sandholt I, Aguado I, et al. Air temperature estimation with MSG-SEVIRI data: Calibration and validation of the TVX algorithm for the Iberian Peninsula[J]. Remote Sensing of Environment, 2011,115(1):107-116.
- [15] Zhu W B, Lu A F, Jia S F. Estimation of daily maximum and minimum air temperature using MODIS land surface temperature products[J]. Remote Sensing of Environment, 2013,130:62-73.
- [16] Yang Y Z, Cai W H, Yang J. Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate near-surface air temperature in northeast China[J]. Remote Sensing, 2017,9(5): 410.
- [17] Yoo C, Im J, Park S, et al. Estimation of daily maximum and minimum air temperatures in urban landscapes using MODIS time series satellite data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018,137:149-162.
- [18] 姚永慧,张百平.基于MODIS数据的青藏高原气温与升温效应估算[J].地理学报,2013,68(1):95-107. [ Yao Y H, Zhang B P. MODIS-based estimation of air temperature and heating-up effect of the Tibetan Plateau[J]. Acta Geographica Sinica, 2013,68(1):95-107. ]
- [19] Chen F R, Liu Y, Liu Q, et al. A statistical method based on remote sensing for the estimation of air temperature in China[J]. International Journal of Climatology, 2015,35(8):2131-2143.
- [20] Wang M M, He G J, Zhang Z M, et al. Estimation of monthly near surface air temperature using geographically weighted regression in China. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry[J]. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2018,3:1747-1750.
- [21] 赵明伟,岳天祥,赵娜.高精度曲面建模优化方案[J].中国图像图形学报,2014,19(2):290-296. [ Zhao M W, Yue T X, Zhao N. HASM optimization based on the improved difference scheme[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(2):290-296. ]
- [22] 赵明伟,岳天祥.高精度面建模方法研究进展与分类[J].地理科学进展,2016,35(4):401-408. [ Zhao M W, Yue T X. Classification of high accuracy surface modeling (HASM) methods and their recent developments[J]. Progress in Geography, 2016,35(4):401-408. ]
- [23] 范泽孟,岳天祥,陈传法,等.中国气温与降水的时空变化趋势分析[J].地球信息科学学报,2011,13(4):526-533. [ Fan Z M, Yue T X, Chen C F, et al. Spatial change trends of temperature and precipitation in China[J]. Journal of Geo-information Science, 2011,13(4):526-533. ]
- [24] 李晗,赵娜,岳天祥,等.基于HASM方法的黑河流域潜在

- 蒸发量的模拟[J].地球信息科学学报,2017,19(11):1466-1474. [ Li H, Zhao N, Yue T X, et al. Simulation of potential evapotranspiration in Heihe River Basin based on HASM[J]. Journal of Geo-information Science, 2017,19(11):1466-1474. ]
- [25] Yue T X, Zhang L L, Zhao M L, et al. Space- and ground-based CO<sub>2</sub> measurements: a review[J]. Science China-Earth Sciences, 2016,59(11):2089-2097.
- [26] Fotheringham A S, Charlton M E, Brunson C. The geography of parameter space:an investigation into spatial non-stationarity[J].International Journal of Geographical Information Systems, 1996,10(5):605-627.
- [27] 饶恩明,肖焱.四川省生态系统土壤保持功能空间特征及其影响因素.生态学报.2018,38(24):8741-8749. [ Rao E M, Xiao Y. Spatial characteristics and effects of soil conservation service in Sichuan Province[J].Acta Ecologica Sinica, 2018,38(24):8741-8749. ]
- [28] 钟静,卢涛.基于地形起伏度的中国西南地区人口集疏格局演化研究[J].生态学报,2018,38(24):8849-8860. [ Zhong J, Lu T. Spatial pattern of population distribution and its correlation with relief amplitude in southwestern China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018,38(24):8849-8860. ]
- [29] 白琳,徐永明,何苗,等.基于随机森林算法的近地表气温遥感反演研究[J].地球信息科学学报,2017,19(3):390-397. [ Bai L, Xu Y M, He M, et al. Remote sensing inversion of near surface air temperature based on random forest[J]. Journal of Geo-information Science, 2017,19(3): 390-397.]
- [30] 徐永明,覃志豪,沈艳.基于MODIS数据的长江三角洲地区近地表气温遥感反演[J].农业工程学报,2011,27(9): 63-68. [ Xu Y M, Qin Z H, Shen Y. Estimation of near surface air temperature from MODIS data in the Yangtze River Delta[J]. Transactions of the CSAE, 2011,27(9):63-68.]