



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 多源地表温度估算近地表气温的精度对比
作者: 许慧慧, 高美玲, 李振洪, 胡羽丰
收稿日期: 2021-09-30
网络首发日期: 2022-03-28
引用格式: 许慧慧, 高美玲, 李振洪, 胡羽丰. 多源地表温度估算近地表气温的精度对比[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20220325.1753.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

引用格式：

许慧慧, 高美玲, 李振洪, 等. 多源地表温度估算近地表气温的精度对比[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210541 (Xu Huihui, GAO Meiling, LI Zhenhong, et al. The Accuracy Comparison Of Near Surface Air Temperature Estimation Using Different Land Surface Temperature Sources [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210541)

多源地表温度估算近地表气温的精度对比

许慧慧^{1,2} 高美玲^{1,2,3} 李振洪^{1,2,3} 胡羽丰^{1,2,3}

1 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安, 710054

2 长安大学地学与卫星大数据研究中心, 陕西 西安, 710054

3 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西 西安, 710054

摘要：近地表气温（简称气温）是陆-气交互过程中重要的变量之一。气象站点稀疏而使得观测到的气温空间不连续，基于地表温度数据结合辅助变量估算气温成为获取气温空间分布的有效方式。目前，已有多种地表温度产品，但鲜有研究评估多源地表温度数据在估算气温时的精度及其适用性。针对该问题，本研究利用 Google Earth Engine 平台和随机森林算法，基于 Landsat、MODIS、全球陆面数据同化系统（Global Land Data Assimilation System, GLDAS）三种地表温度数据源估算了黄河流域近地表气温的最大值、最小值和平均值；结合站点观测分析了多源地表温度估算气温的精度及适用性。结果表明：三种地表温度数据源估算夏季气温平均值时精度差异较小；对于气温极值估算，GLDAS 显著优于 MODIS 和 Landsat；每种数据源估算气温极值的精度低于其估算气温均值；此外，地表温度的时间分辨率会显著影响近地表气温的估算精度。本研究可以为长时序气温产品估算提供科学参考。

关键词：GLDAS；MODIS；Landsat；地表温度；近地表气温；Google Earth Engine

收稿日期：2021-09-30

项目资助：国家自然科学基金（42001382, 42041006, 41941019）；陕西省基础科学研究计划（2021JQ-238, 2020JQ-350）；长安大学中央高校基

本科研业务费专项资金（300102261108, 300102260301）；中欧合作龙计划 5（59339）。

第一作者：许慧慧，硕士生，主要从事热环境相关研究，huihui.xu@chd.edu.cn

通讯作者：高美玲，博士，讲师，gaomeiling@chd.edu.cn

引言

近地表气温 (Near Surface Air Temperature, NSAT, 简称气温) 是环境和气候研究中的重要变量, 被广泛应用于农作物长势监测与评估^[1]、水文生态效应^[2]、干旱监测与预警、气候变化^[3, 4]等研究, 发展适宜分辨率的高精度气温数据集对气候变化及生态环境研究具有重要意义。站点观测是获取气温数据的主要途径, 而气象站数量有限, 难以捕捉区域的气温空间变化特征与趋势。

对离散站点观测插值是早期获得气温空间分布的一种有效途径^[5], 如: 反距离加权法、克里金插值法^[6-8]等, 此类方法可以获取气温的空间分布, 但其估算精度不稳定, 站点稀疏的区域误差通常过大^[9, 10]; 一元或多元线性回归模型^[11-13]等可获取更加精确的气温时空分布, 但模型参数普适性较低^[14]。

随着遥感技术的不断发展, 越来越多的地表温度产品应运而生, 地表温度 (Land Surface Temperature, LST) 与气温之间存在一定的强相关关系^[15], 遥感影像获取的地表温度产品近年来被广泛用于估算近地表气温的空间分布。MODIS 系列 LST 产品是估算气温时应用较为广泛的地表温度数据, 如 Xu 等^[16]、Yuan 等^[17]、Klong 等^[18]分别基于 MODIS LST 产品结合其他辅助变量估算了青藏高原、中国北方和美国北方区域的气温产品。基于地表温度估算气温的方法主要有以下几类: 1) 温度-植被指数法 (Temperature Vegetation Index, TVX)^[19, 20]、2) 基于地表能量守恒的方法^[21, 22]、3) 统计方法^[23]等。其中 TVX 方法在没有高植被覆盖的季节或区域估算气温可靠性低^[24, 25], 而地表能量守恒方法具有更高的适用性, 但此方法需要的综合参数难以直接获得^[26]。统计方法通常基于地表温度数据结合辅助变量估算气温, 如多元线性回归、机器学习等, 研究表明机器学习在利用地表温度估算气温中具有较大优势^[27, 28], 如 Xu 等^[29]、Li 和 Zha^[30]、Gao 等^[31]以及 Ho 等^[32]已有研究采用随机森林 (Random Forest, RF) 估算研究区域气温均得到精度较高的估算结果。MODIS LST 数据时间分辨率较高, 因此在气温估算相关研究中得到了广泛的应用。

由于 MODIS LST 数据覆盖时间范围为 2000 年 3 月至今, 因此无法估算更长时序 (如 2000 年之前) 的气温数据。Landsat 系列影像是获取地表温度产品的另一重要数据源。与 MODIS 数据相比, Landsat 数据时间跨度更大, 空间分辨率

更精细，但其时间分辨率略低，重返周期为 16 天，可用于研究的观测值少，无法更精细地捕获时间连续的地表温度变化趋势。此外，全球陆面数据同化系统（Global Land Data Assimilation System, GLDAS）可以提供陆面模式模拟的地表温度产品，时间分辨率为 3 小时，数据时空连续性强，可以精细化地表征地表温度的时序变化趋势，但其空间分辨率为 0.25° ，相较于 MODIS 和 Landsat 数据其对地表温度的空间分布刻画较为粗糙。综上所述，MODIS、Landsat 和 GLDAS 三种地表温度数据源在分辨率、连续性等方面各有特点，而对于三种地表温度数据估算气温平均值、最小值和最大值的精度评估等问题鲜有研究。

为此，本文拟利用谷歌云平台（Google Earth Engine, GEE）和随机森林算法，基于 MODIS、Landsat 与 GLDAS 三种地表温度数据源和辅助数据估算两种尺度（30 m、1000 m）下黄河流域夏季气温的最大值、最小值和平均值，利用站点观测数据评估各情形下估算所得气温数据的精度，在此基础上分析三种地表温度数据源在气温产品估算中的适用性，以期为长时序气温产品估算提供科学参考。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

黄河流域构成我国重要的生态屏障，是我国重要的经济地带，黄河流域生态保护和高质量发展是重大国家战略。黄河流域（ $96^\circ\text{E}\sim 119^\circ\text{E}$ ， $32^\circ\text{N}\sim 42^\circ\text{N}$ ）位于中国北方，涉及青海、陕西、山西、宁夏等多个省份（自治区），流域面积约为 95 万平方公里，地势西高东低，其土地覆盖类型主要为草地、农田和荒漠。截至 2018 年底总人口 4.2 亿，占全国 30.3%，地区生产总值 23.9 万亿元，占全国 26.5%。由于黄河流域处于中纬度地区，受到大气环流和季风环流影响，流域内不同区域的气候差异较大，主要包括南温带、中温带和高原气候区。黄河流域光照充足，太阳辐射较强；季节差别显著，气温悬殊；降水集中在中上游南部和下游地区，分布不均，年际变化大；流域的中上游是湿度偏小的地区，蒸发量大。

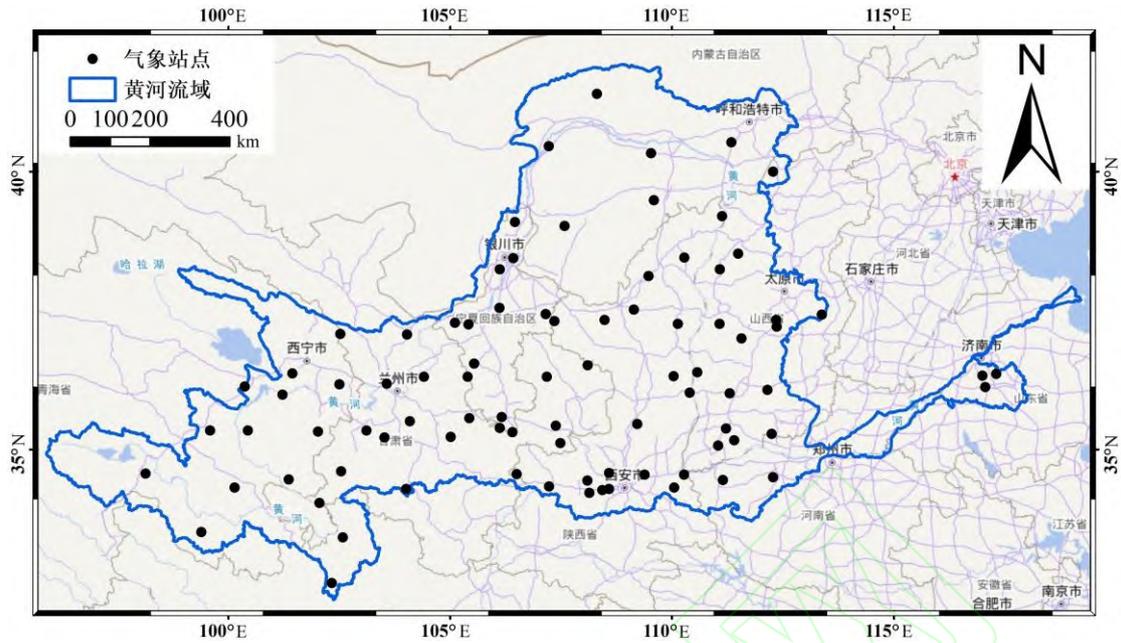


图 1 研究区域及气象站点分布情况

Fig.1 The Study Area and the Distribution of In-Situ Stations

1.2 研究数据

1.2.1 气象站点数据

本文所使用的气象站点数据集来自国家气象科学数据中心 (<http://data.cma.cn>) 中国地面气候资料日值数据集 V3.0, 该数据集包含 1951 年 1 月以来站点观测的气压、气温、降水量、蒸发量、相对湿度、风向风速、日照时数和 0 cm 地温要素的日值数据, 本文使用的是日平均气温、日最高气温、日最低气温, 黄河流域的站点空间分布如图 1 所示。考虑到 Landsat 数据的重访周期和缺失问题, 本文将每年 5 月-9 月数据作为当年夏季的表征, 研究时间范围为 2003-2019 年每年夏季。计算每个气象站点在研究时间范围内的夏季气温平均值、气温最小值和气温最大值, 经过数据质量的筛选和地表温度数据的匹配, 在 2003-2019 年间共选取 1315 条站点夏季值数据记录作为地面实测值用于近地表气温估算的模型训练和精度验证。

1.2.2 Google Earth Engine

Google Earth Engine 是集成海量地理空间数据、相应的可视化和分析计算能

力以及可调用的应用程序接口的云计算平台，支持 JavaScript 和 Python 编译。数据目录主要包括整个 Landsat 系列、Sentinel-1/2、MODIS 和 ASTER 等卫星观测数据，以及一些土地覆被产品和许多其他环境、气候预测、地球物理和社会经济数据集。Hansen 等^[33]最早将 GEE 应用于全球森林分布和变化监测，开启了 GEE 地学应用的先河。至今，GEE 已被广泛用于全球地表水循环、城市区域制图、气候变化等相关领域^[34-36]。考虑到本研究所需数据量大，GEE 不仅提供了相关多源数据，可节省大量数据下载时间和存储空间，且拥有强大的数据处理分析能力，因此本文基于此平台开展黄河流域的气温估算研究。

1.2.3 地表温度数据

1) Landsat LST

虽然 USGS 提供了基于单通道算法反演获得的 Landsat 地表温度产品 (Landsat Collection 2 Surface Temperature, <https://www.usgs.gov/>)，此产品空缺面积较大。因此本研究采用 Wang 等^[37]所提出的实用性单通道算法，基于 Landsat 影像数据结合 NCEP 再分析数据 (NCEP/NCAR Reanalysis Data, Water vapor)、ASTED-GED 地表发射率数据反演得到地表温度，已有实验证明该方法反演精度较高^[37]。

由于黄河流域覆盖面积较大，且 Landsat 数据重访周期为 16 天，受到云覆盖等的影响，数据有所缺失，为获取尽可能覆盖整个黄河流域的夏季影像，本研究将夏季的时间范围扩展为 5 月-9 月。反演黄河流域地表温度所需的原始 (RAW) 影像和地表反射率 (Surface Reflectance, SR) 影像均从 Landsat5、7、8 获取，两者的时间分辨率为 16 天，空间分辨率为 30 m。在反演过程中，SR 影像用于计算 NDVI，RAW 影像提供波段辐射值；所使用的地表发射率数据来自于 ASTER Global Emissivity Dataset 100-meter V003 数据集，其空间分辨率为 100 m，用于估算 Landsat 地表发射率；大气含水量数据来自于 NCAR Reanalysis Data 数据集，其时间分辨率为 6 小时，空间分辨率为 2.5°。

2) MODIS LST

中分辨率成像光谱仪 (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS) 搭载于 Terra 和 Aqua 卫星, 分别于 1999 年和 2002 年发射, 主要用于观测地球气候变化, 其产品分辨率主要为 250 m、500 m、1000 m, 地表温度产品包含 MOD11A1、MOD11A2、MYD11A1、MYD11A2 等。

MOD11A1 与 MYD11A1 时间分辨率为 1 天, 每天有白天与夜晚两个时刻的观测值; MOD11A2/MYD11A2 由晴空下的 MOD11A1/MYD11A1 合成得到, 其时间分辨率为 8 天。四种地表温度产品均是采用广义分裂窗算法反演得到, 空间分辨率为 1 km, 数据投影方式为正弦投影。

本文研究每年 5 月-9 月气温, 使用 MODIS 的 8 天合成数据产品, MODIS 包含两种 8 天合成地表温度产品, 即 MYD11A2 (Aqua) 和 MOD11A2 (Terra), 本研究基于 MOD11A2 和 MYD11A2 共四个时刻的 LST 观测值开展气温估算。选择使用 8 天合成地表温度数据而不是日尺度地表温度数据的原因主要如下: 1) 日尺度产品因云覆盖等造成数据缺失严重, 数据质量不稳定, 而 8 天合成地表温度数据选择日尺度晴空像元进行合成, 数据缺失比重小^[38,39]; 2) 研究时间为每年 5 月-9 月, 时间尺度较大。

3) GLDAS LST

全球陆面数据同化系统 (Global Land Data Assimilation System, GLDAS) 是由美国航空航天局(NASA)、美国国家海洋和大气管理局(NOAA)以及美国环境预报中心 (NCEP) 联合开发的陆面数据同化系统, 该系统使用了多种先进的陆面模式, 可提供一系列长时序格网化的陆表状态参数。GLDAS 目前提供三个版本的数据集, 即 GLDAS V2.0、GLDAS V2.1 以及 GLDAS V2.2, 其中 GLDAS V2.1 覆盖时间范围为 2000 年至今, 且可以在 Google Earth Engine 平台在线使用, 因此本文选用了 GLDAS V2.1 提供的地表温度产品, 该地表温度产品空间分辨率为 0.25° , 时间分辨率为 3 小时。

1.2.4 辅助数据

地表温度与气温之间的关系受若干环境因素与社会人文因素的影响，如海拔、植被、人口、降雨等^[16]，结合已有研究使用的辅助变量，本研究在基于随机森林模型估算近地表气温时使用的辅助变量包括：植被增强指数（EVI）、地表反照率（Albedo）、高程（Elevation）、坡度（Slope）、下行短波辐射（Downward Short-wave Radiation, DSR）、下行长波辐射（Downward Long-wave Radiation, DLR）、风速（Wind Speed）、降雨量（Rainfall）、人口密度（Population）以及经度（Longitude）、纬度（Latitude）和年份（Year）。

由于估算气温的时间尺度为季尺度，植被增强指数选择使用 16 天的合成数据 MOD13A2，空间分辨率为 1 km，时间分辨率为 16 天；地表反照率数据来自 MCD43A3 产品，其空间分辨率为 500 m，时间分辨率为 16 天；高程数据来自美国航空航天局（NASA）提供的 ASTER Global Emissivity Dataset 100-meter 产品，其空间分辨率为 100 m；坡度是由数据（NASA SRTM Digital Elevation）计算得到；降雨量、风速、下行长/短波辐射均来自 GLDAS V2.1 产品，空间分辨率为 0.25°，时间分辨率为 3 小时；人口密度数据由产品 GPWv411 UN-Adjusted Population Density 提供，空间分辨率为 1km，时间分辨率为 5 年，各辅助变量的详细信息如表 1 所示。

表 1 辅助数据信息

Tab.1 The Information of the Auxiliary Data Used in this Study

辅助变量	时间分辨率	空间分辨率	数据来源
EVI	16 d	1 km	MOD13A2
Albedo	16 d	500 m	MCD43A3
Elevation	/	100 m	ASTER Global Emissivity Dataset 100-meter V00
Population	5 a	1 km	GPWv411 UN-Adjusted Population Density
Slope	/	30 m	NASA SRTM Digital Elevation 30m
Rainfall			
Wind speed	3 h	0.25°	GLDAS V2.1
DLR			
DSR			

Longitude

Latitude

/

Year

2 研究方法

在数据预处理阶段主要将三种地表温度数据及气温估算中拟使用的辅助数据进行季节平均值合成：即选取研究时间范围为每年 5 月-9 月，对于辅助数据计算每年 5 月-9 月的平均值，对于 MODIS LST、GLDAS LST 及 Landsat LST，分别计算每年 5 月-9 月的平均值、最大值和最小值。为避免数据量纲带来的误差，对于模型输入变量开展归一化处理。

点尺度数据集构建及模型建立：基于气象站点提取每个站点所在像元的地表温度和辅助变量，所提取变量与站点观测数据共同构成点尺度训练数据集。基于该数据集，开展“点到点”的气温估算模型训练。在气温模型训练时，采用的机器学习模型为随机森林，随机森林中设置“树数目”参数为 100。采用 10 折交叉验证的方法评估模型性能，最后再将点尺度训练好的模型迁移至面尺度，估算面尺度的气温产品。整体流程如图 2 所示。

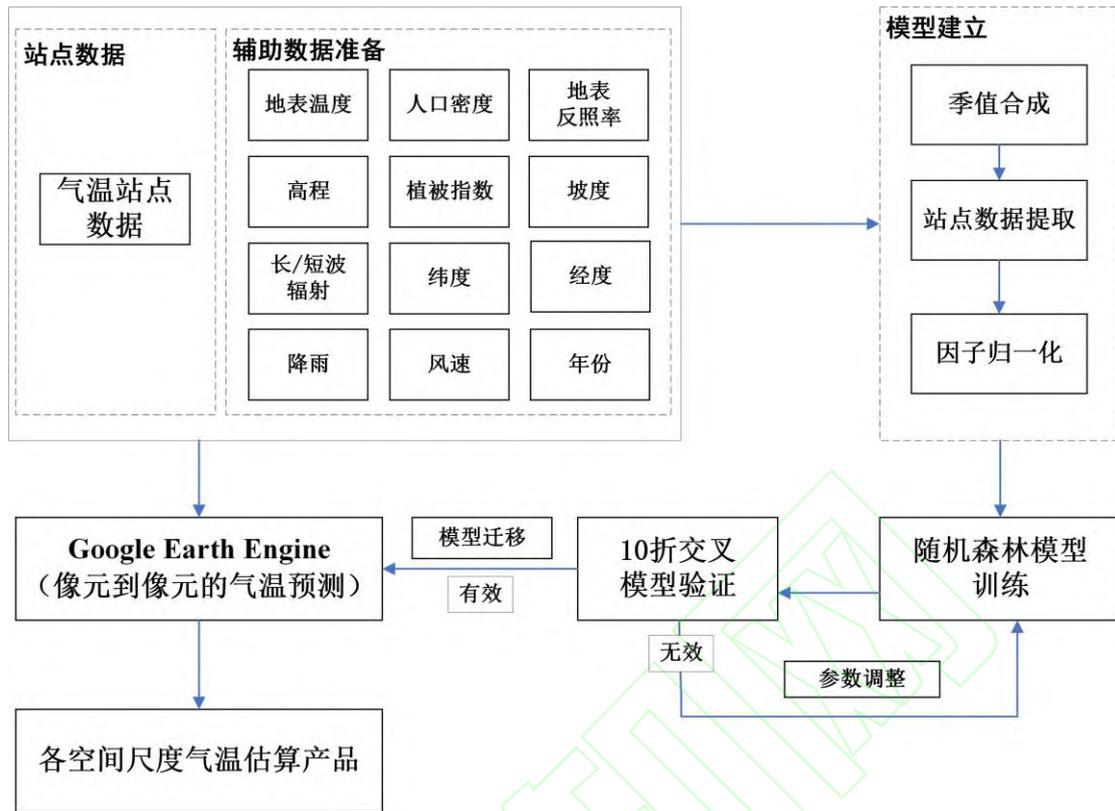


图 2 气温估算流程图

Fig.2 The Flowchart of the NSAT Estimation

3 实验设计

为测试不同地表温度数据源估算黄河流域夏季近地表气温平均值时的精度差异，本研究分别选用 Landsat、MODIS 和 GLDAS 三种地表温度数据源，其他辅助变量不变，在 30 m 和 1000 m 两种尺度下估算黄河流域 2003-2019 年每年夏季的近地表气温平均值，并将估算的气温与站点观测的气温均值进行比较。具体实验设置如表 2 中实验 1-6 所示。表 2 中，在同种尺度下，可比较不同地表温度数据源估算近地表气温的精度差异（如 1、3、5 对比，2、4、6 对比）。

此外，为测试地表温度估算不同近地表气温（即近地表气温的最大值、最小值和平均值）时的差异，还在 30 m 和 1000 m 尺度下分别利用三种地表温度数据源估算了近地表气温的最大值与最小值，具体实验设置如表 2 中实验 7-18 所示。与前述相同尺度相同数据源下近地表气温平均值估算实验形成对比，以测试地表温度估算不同近地表气温的精度差异（如实验 1、7、8 对比 30 m 尺度下 Landsat

LST 估算气温平均值、最大值和最小值的差异)。

表 2 实验设计

Tab.2 The Experimental Design

实验编号	地表温度数据源	空间尺度/m	估算气温值	实验名称
1	Landsat LST	30	平均值	L_30_mean
2		1000		L_1000_mean
3	MODIS LST	30	平均值	M_30_mean
4		1000		M_1000_mean
5	GLDAS LST	30	平均值	G_30_mean
6		1000		G_1000_mean
7	Landsat LST	30	最大值	L_30_max
8			最小值	L_30_min
9		1000	最大值	L_1000_max
10			最小值	L_1000_min
11	MODIS LST	30	最大值	M_30_max
12			最小值	M_30_min
13		1000	最大值	M_1000_max
14			最小值	M_1000_min
15	GLDAS LST	30	最大值	G_30_max
16			最小值	G_30_min
17		1000	最大值	G_1000_max
18			最小值	G_1000_min

4 结果与分析

4.1 不同地表温度数据估算近地表气温平均值的精度比较

表 3 展示了不同地表温度数据源 (Landsat LST、MODIS LST、GLDAS LST) 在 30 m (L_30_mean、M_30_mean、G_30_mean), 和 1000 m (L_1000_mean、M_1000_mean、G_1000_mean) 下估算气温平均值的 RMSE、MAE 和 R^2 。由表

3 可见，整体而言，三种地表温度数据源在两种尺度下估算得到的夏季气温平均值与实测气温相比，精度均较高。与实测气温相比，十折交叉验证结果表明在空间尺度为 30 m 时，GLDAS、Landsat 和 MODIS 三种地表温度数据源估算得到的气温平均值的 R^2 分别为 0.988、0.984 和 0.986，RMSE 分别为 0.46 K、0.52 K 和 0.48 K，MAE 分别为 0.36 K、0.42 K 和 0.40 K。GLDAS LST 估算得到气温平均值精度略高，主要原因可能是 GLDAS LST 虽然空间分辨率较低，但是具有高时间分辨率，可连续捕捉到地表温度的变化。整体而言，三种地表温度估算气温平均值的精度较为接近。无论是 30 m 尺度下，还是 1000 m 尺度下，不同地表温度数据源估算气温均值对应的 RMSE、MAE 和 R^2 相差较小（RMSE 和 MAE 相差在 0.10 K 内， R^2 相差在 0.005 以内）。因此，气温平均值的估算精度受地表温度数据源的影响较小；三种地表温度数据源估算结果 R^2 均在 0.98 以上，精度较高。此外，由于气象站点分布稀疏，本研究以一个站点的气温代替所在像元的气温来评估精度，也可能给气温估算精度评定造成一定的误差，这也可能是不同空间尺度下精度相似的一个主要原因。

表 3 三种地表温度数据源估算气温平均值的精度对比

Tab.3 The Comparison of the Observed NSAT and Estimated NSAT Based on LST from Different Sources in Different Scales

实验编号	RMSE/(K)	MAE/(K)	R^2
G_30_mean	0.46	0.36	0.988
L_30_mean	0.52	0.42	0.984
M_30_mean	0.48	0.40	0.986
G_1000_mean	0.46	0.37	0.988
L_1000_mean	0.52	0.42	0.984
M_1000_mean	0.49	0.40	0.986

4.2 不同地表温度数据估算近地表气温极值的精度比较

为测试地表温度数据估算不同近地表气温（即夏季气温最大值、气温最小值和气温平均值）的精度差异，实验分别设置在两种空间尺度下，不同地表温度数

据源分别估算气温的最小值(L_30_min、L_1000_min、M_30_min、M_1000_min、G_30_min、G_1000_min)与最大值(L_30_max、L_1000_max、M_30_max、M_1000_max、G_30_max、G_1000_max)。在两种空间尺度下三种地表温度数据源估算气温最小值、最大值的精度对比如表 4 和表 5 所示。

表 4 三种地表温度数据源估算气温最小值精度对比

Tab.4 The Comparison Between the Observed Minimum NSAT and the Estimated Minimum NSAT Based on LST from Different Sources

实验编号	RMSE/(K)	MAE/(K)	R ²
G_30_min	1.44	1.12	0.873
L_30_min	1.56	1.21	0.857
M_30_min	1.58	1.23	0.848
G_1000_min	1.46	1.13	0.872
L_1000_min	1.57	1.23	0.849
M_1000_min	1.57	1.23	0.852

由表 4 可见，在 30 m 空间尺度下，GLDAS LST、Landsat LST 和 MODIS LST 估算气温最小值结果的 R² 分别为 0.873、0.857 和 0.848，RMSE 分别为 1.44 K、1.56 K 和 1.58 K，MAE 分别为 1.12 K、1.21 K 和 1.23 K；在 1000 m 空间尺度下，GLDAS LST、Landsat LST 和 MODIS LST 估算气温最小值得到的 R² 分别为 0.872、0.849 和 0.852，RMSE 分别为 1.46 K、1.57 K 和 1.57 K，MAE 分别为 1.13 K、1.23 K 和 1.23 K。可见，无论是 30m 尺度还是 1000 m 尺度，GLDAS LST 估算气温最小值的精度相对较高。这可能是由于 MODIS 和 Landsat 地表温度数据时间分辨率相对较低，而 GLDAS LST 的时间分辨率为 3 小时，地表温度的日内变化极其显著，因此 MODIS LST 和 Landsat LST 数据源对夏季最低地表温度的代表性不足，而 GLDAS LST 由于时间分辨率相对较高而能较好的描述最低地表温度，进而在估算最低气温时呈现出比 MODIS LST 和 Landsat LST 更高的精度。

表 5 三种地表温度数据源估算气温最大值精度对比

Tab.5 The Comparison Between the Observed Maximum NSAT and the Estimated Maximum NSAT Based on LST from Different Sources

实验编号	RMSE/(K)	MAE/(K)	R ²
G_30_max	1.23	0.97	0.926
L_30_max	1.33	1.04	0.915
M_30_max	1.33	1.04	0.913
G_1000_max	1.20	0.95	0.930
L_1000_max	1.35	1.06	0.907
M_1000_max	1.29	1.01	0.920

由表 5 可知，在 30 m 空间尺度下，GLDAS LST、Landsat LST 和 MODIS LST 估算气温最大值得到的 R² 分别为 0.926、0.915 和 0.913，其 RMSE 分别为 1.23 K、1.33 K 和 1.33 K；在 1000 m 空间尺度下，三种地表温度数据源估算气温最大值的 R² 分别为 0.930、0.907 和 0.920，其 RMSE 分别为 1.20 K、1.35 K 和 1.29 K。可见在两种估算尺度下估算气温最大值，GLDAS LST 优于 MODIS LST 和 Landsat LST，与估算气温最小值时的结论一致。此外，对比表 3-表 5，可见，虽然 GLDAS LST 估算气温最大值、最小值和平均值的精度均最高，但是相比与气温平均值，GLDAS LST 在气温极值估算中的优势更加显著。

图 3 对比了三种地表温度数据估算气温的平均值、最小值和最大值的精度差异。从图 3 可见，三种不同来源的地表温度数据源在 30 m 和 1000 m 两种空间尺度下估算气温平均值的精度均高于估算气温最小值和最大值时的精度。可见，与估算夏季气温最大和最小值相比，三种地表温度数据源估算气温平均值的精度较高（RMSE 均小于 0.60 K）；且估算气温最大值的精度（RMSE 小于 1.40 K）高于估算气温最小值（RMSE 在 1.60 K 内）的精度。

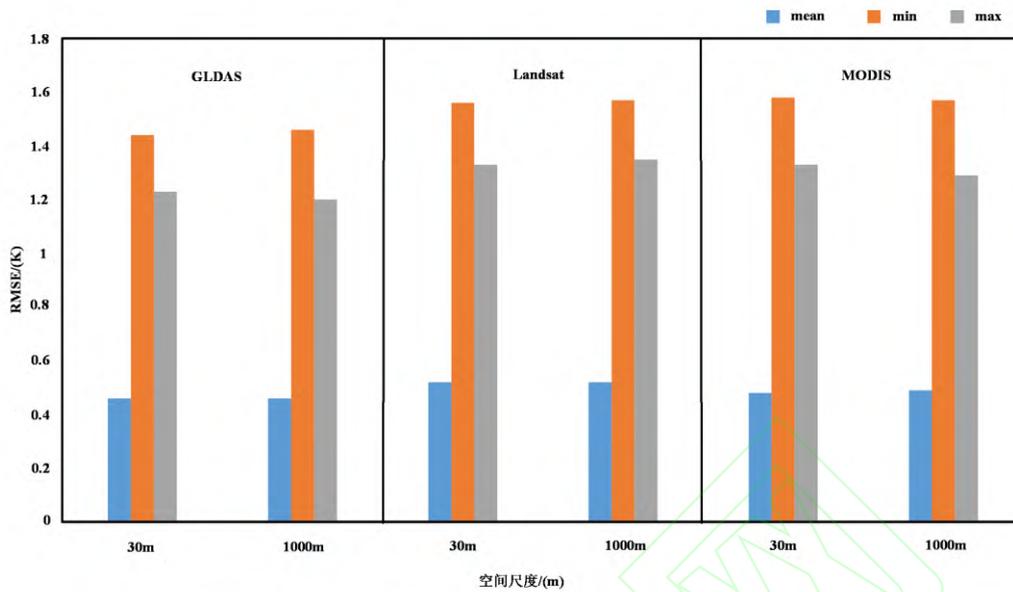


图 3 各地表温度数据源估算不同气温值的精度对比

Fig. 3 The Accuracy of the Mean, Maximum and Minimum NSAT Based on LST from Each Source

4.3 不同地表温度数据估算近地表气温精度的空间差异

为测试多源地表温度数据估算不同近地表气温时误差的空间分布差异，基于十折交叉验证的结果，图 4 展示了三种地表温度数据源在 1000 m 空间尺度下估算气温时误差的空间分布。从图 4a-i 可见，整体而言，误差较大的站点主要分布在黄河流域的西部高海拔地区和南部低海拔区域。各个站点估算气温均值的误差分布范围在 0.23 K-1.00 K 之间，气温极值误差分布范围明显大于均值误差范围，气温最大值和最小值的 MAE 分别在 0.53 K-2.10 K 和 0.65 K-2.10 K 之间。无论是气温均值还是最大值、最小值，GLDAS LST 估算结果中误差较小的站点数量显著多余其他两种 LST 数据源估算得到的气温结果。

从图 4a-c 所示估算气温平均值的误差分布可见，GLDAS LST 和 Landsat LST 估算得到的气温均值误差空间差异较明显，在流域的西部和南部误差较大，流域中间区域误差较小。MODIS LST 估算得到的气温均值其 MAE 大小在空间分布上较为均匀。此外，GLDAS、Landsat 和 MODIS 三种地表温度数据源估算气温均值时 MAE 在 0.40 K 以内的站点占比分别为 62.03%、48.10%、48.10%。在每

一种数据源下，超过 97%的站点估算气温均值的 MAE 都小于 0.60 K。

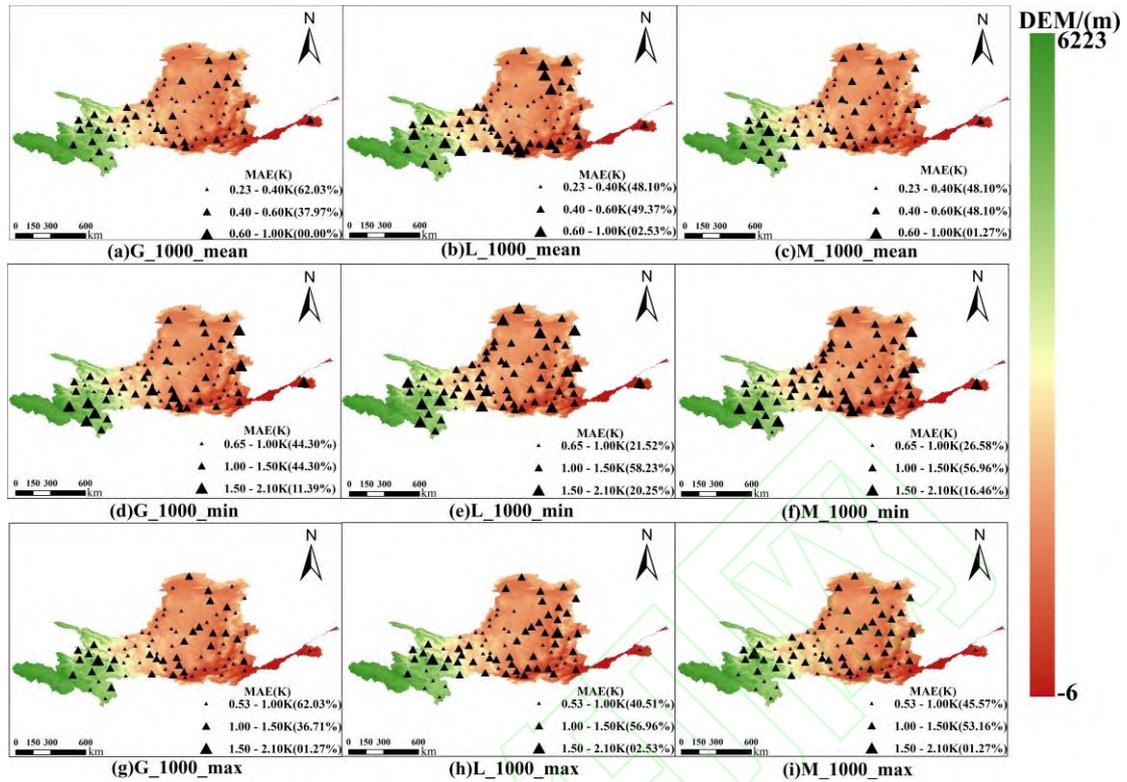


图 4 各气象站点气温估算值 MAE 的空间分布

Fig. 4 The spatial distribution of MAE for each meteorological station

三种地表温度数据源估算气温最小值时（图 4d-f），不同数据源估算结果的误差空间分布差异较大，Landsat LST 估算得到的气温最小值误差较大的站点所占比重较高，20.25%的站点误差大于 1.50 K；MODIS LST 次之，约 56.96%站点的误差在 1.00 K-1.50 K 之间，GLDAS LST 地表温度估算得到的气温最小值在大部分站点（88.60%）误差在 1.50 K 以内，GLDAS LST 误差较大的站点仍主要位于流域的西部区域与南部区域（图 4d），而 Landsat LST 估算气温最小值时误差较大的站点则分布在整个流域（图 4e）。

在三种地表温度数据源估算气温最大值（图 4g-i）时，GLDAS LST 误差较大的站点主要分布在流域的西部与中部区域（图 4g）。Landsat LST 估算气温最大值时 MAE 在流域西北区域较小，其他区域较大（图 4h）。Landsat LST 与 MODIS LST 的误差空间分布形态与 GLDAS LST 误差分布形态基本一致，但 MODIS 和 Landsat 两种地表温度数据源下误差较大的站点占比更多，超过 50%的站点 MAE 大于 1.00 K，因此估算精度低于 GLDAS 数据源。

综上，GLDAS LST 估算黄河流域夏季气温均值和极值时误差较小的站点数

量都多于 MODIS LST 和 Landsat LST，即精度显著高于 MODIS LST 和 Landsat LST。三种地表温度数据源估算气温值误差较大的站点主要分布在流域的西部以及南部区域，主要原因可能有：流域西部为高海拔区域，地形及环境复杂，气温估算难度更高；地表温度产品本身的误差空间分布也可能造成气温估算精度差异；站点稀疏密集程度也可能影响气温估算误差。

5 讨论

5.1 地表温度时间分辨率对估算近地表气温的影响

由上述实验结果分析可知，GLDAS LST 数据估算气温精度高于 Landsat LST 与 MODIS LST，在气温极值估算中尤其显著，而 GLDAS LST 相较于其他两种地表温度数据的主要优势为其时间分辨率高，但其空间分辨率低于 Landsat LST 和 MODIS LST。为探究时间分辨率在 GLDAS LST 数据估算气温中所发挥的作用，根据本研究所使用的 Landsat、MODIS 的时间分辨率和过境时刻，本研究从 GLDAS 抽样出与 Landsat 和 MODIS 相同时间频率的地表温度数据估算 1000 m 空间尺度下的气温均值与极值，具体实验设置如表 6 所示。实验结果如图 5 所示，以对比不同抽样时间下 GLDAS 地表温度数据估算气温的精度。

表 6 GLDAS LST 数据抽样与选取

Tab.6 The Sampling Method of GLDAS LST

实验编号	时间抽样/(d)	每日对应时刻选取
G_1000_max(8day)	8	MODIS LST 对应的 4 个时刻
G_1000_max(16day)	16	Landsat LST 对应的 1 个时刻
G_1000_min(8day)	8	MODIS LST 对应的 4 个时刻
G_1000_min(16day)	16	Landsat LST 对应的 1 个时刻
G_1000_mean(8day)	8	MODIS LST 对应的 4 个时刻
G_1000_mean(16day)	16	Landsat LST 对应的 1 个时刻

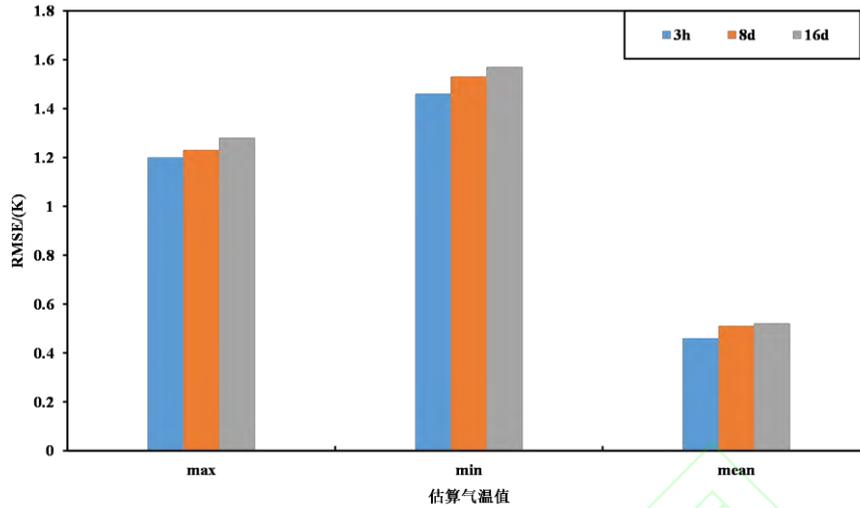


图 5 不同抽样频率下 GLDAS LST 估算气温精度对比

Fig.5 The RMSEs Between the Estimated NSAT and the Observed NSAT When Using the Sampled GLDAS LST

图 5 中蓝色柱表示采用 GLDAS 数据原始时间分辨率 (3h) 时的气温估算结果, 8d 和 16d 所代表的柱分别对应表 6 中标注了 8 day 和 16 day 的对照组。随着抽样间隔的增大, 所使用的 GLDAS LST 数据时间分辨率降低, 无论是对于气温最大值、最小值还是平均值, 基于十折交叉验证的结果均表明, GLDAS LST 估算得到的气温值 RMSE 随着所使用地表温度数据时间分辨率的降低而增大, 即精度逐渐降低, 且图 5 所示的精度变化在气温极值上尤其明显。因此, 从图 5 可见, 在数据源空间分辨率一致的情形下, 时间分辨率越高, 估算气温精度越高。

5.2 辅助变量设置对近地表气温估算精度的影响

在本研究中, 表 2 所示的实验设置 (7-18) 中, 在估算近地表气温最大值与最小值时, 地表温度分别设置为最大值与最小值, 但辅助变量 (EVI、Albedo、Rainfall、Wind speed、DLR、DSR) 设置均与估算平均值时相同。为探究估算气温极值时辅助变量选用平均值是否合理, 以 1000 m 空间尺度下, GLDAS LST 为地表温度数据源估算气温最大值为例, 分别设置以下三组实验来对比辅助变量设置对近地表气温极值估算精度的影响。a: 地表温度和辅助变量均设置为最大值; b: 地表温度设置为最大值, 辅助变量设置为平均值; c: 地表温度数据与辅助变量均设置为平均值。实验结果如图 6 所示。

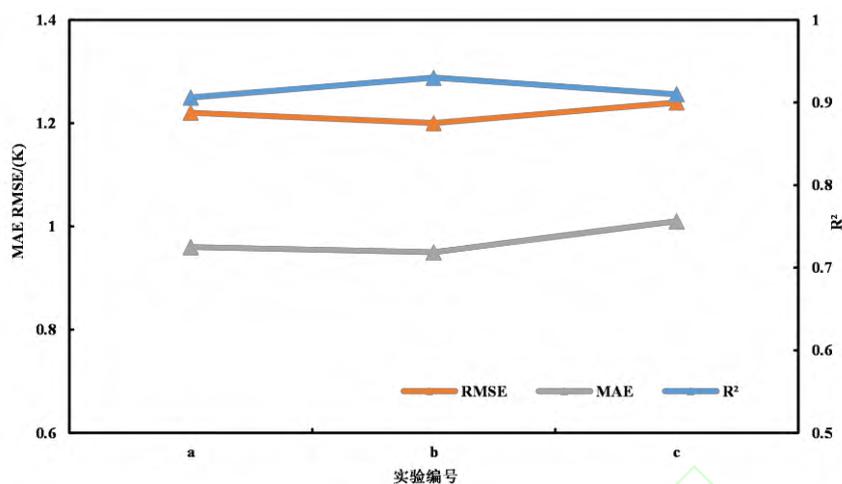


图 6 辅助变量不同设置下估算气温最大值精度对比

Fig.6 The Accuracy of the Estimated Maximum NSAT with the Different Settings of Auxiliary Variables

图 6 所示的实验结果表明，在空间尺度为 1000 m 的条件下，地表温度为最大值，其他变量为均值时（图 6 中编号为 b）估算气温的精度最高，其 RMSE、MAE 和 R^2 分别为 1.20 K、0.95 K 和 0.930。而地表温度与辅助变量均设置为平均值（图 6 中编号为 a）时，估算气温的 RMSE、MAE 和 R^2 分别为 1.24 K、1.01 K 和 0.910；地表温度与辅助变量均设置为最大值时（图 6 中编号为 c），气温最大值估算的精度也低于编号为 b 情形下气温的精度。辅助变量设置为平均值时精度较高的原因可能为：部分变量与气温最大值的关系为正相关，部分为负相关，当所有值均设置为最大值时，削弱了部分变量在气温估算中的贡献。辅助变量设置为平均值时，较充分利用了相关变量对气温的影响。因此，在估算气温最大值时，将地表温度设置为最大值，辅助变量设置为平均值，类似地，估算气温最小值时辅助变量亦设置为平均值。

6 总结与展望

本文基于 GEE 平台和随机森林算法，对比分析了 Landsat、MODIS 和 GLDAS 三种地表温度数据源在两种空间尺度下（30 m、1000 m）分别估算黄河流域夏季气温的平均值、最小值和最大值的估算精度。主要结论如下：1）三种地表温度数据源估算气温平均值得到的结果 R^2 均大于 0.980，精度较高；2）GLDAS LST

的高时间分辨率使其在估算气温极值时具有显著的优势；3) 三种地表温度估算气温均值的精度最高，估算气温最大值精度次之，估算气温最小值精度最低。本研究评估了多源地表温度估算气温最大值、最小值和平均值时的精度差异，并分析了主要原因，为今后气温估算研究的地表温度数据源选择提供科学参考。同时发展了黄河流域气温最大值、最小值与平均值的较高精度估算方案，可为其气候变化和生态环境保护等相关研究提供气温数据产品。

此外，本研究中基于地表温度数据估算近地表气温数据未考虑空间缺失重建的问题，当输入的地表温度数据和辅助数据空间有缺失时，估算得到的气温产品会有空间缺失。针对该问题，今后将开展空间缺失信息重建工作，并将选择最优辅助变量组合减少辅助数据空缺的影响。

致谢：感谢国家气象科学数据中心所提供的中国地面气候资料日值数据集资料，以及 Google Earth Engine 云计算平台。本研究受到国家自然科学基金（42001382, 42041006, 41941019）、陕西省基础科学研究计划（2021JQ-238, 2020JQ-350）和长安大学中央高校基本科研业务费专项资金（300102261108, 300102260301）以及中欧合作龙计划 5（59339）的资助。

参考文献

- [1] de Wit A J, van Diepen C A. Crop Growth Modelling and Crop Yield Forecasting Using Satellite-Derived Meteorological Inputs[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2007, 10(4): 414-425
- [2] Izady A, Davary K, Alizadeh A, et al. Groundwater Conceptualization and Modeling Using Distributed SWAT-Based Recharge for the Semi-Arid Agricultural Neishaboor Plain, Iran[J]. *Hydrogeology Journal*, 2015, 23(1): 47-68
- [3] Robeson S M. Relationships between Mean and Standard Deviation of Air Temperature: Implications for Global Warming[J]. *Climate Research*, 2002, 22(3): 205-213
- [4] Lofgren B M, Hunter T S, Wilbarger J. Effects of Using Air Temperature as a Proxy for Potential Evapotranspiration in Climate Change Scenarios of Great Lakes Basin Hydrology[J]. *Journal of Great Lakes Research*, 2011, 37(4): 744-752
- [5] Wu T T, Li Y R. Spatial Interpolation of Temperature in the United States Using Residual Kriging[J]. *Applied Geography*, 2013, 44: 112-120
- [6] Yang Yanzhao, Lang Tingting, Zhang Chao, et al. Comparative Study of Different Temperature Interpolation Methods in the Belt and Road Regions Based on GIS[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2020, 22(4): 867-876 (杨艳昭, 郎婷婷, 张超, 等. 基于 GIS

- 的“一带一路”地区气温插值方法比较研究[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 867-876)
- [7] Li Sha, Shu Hong, Xu Zhengquan. Interpolation of Temperature Based on Spatial-Temporal Kriging[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(2): 237-241 (李莎, 舒红, 徐正全. 利用时空 Kriging 进行气温插值研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(2): 237-241)
- [8] Nie Lei, Shu Hong, Liu Yan. Interpolation of Monthly Average Temperature by Using(Mixed)Geographically Weighted Regression Kriging in the Complex Terrain Region[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(10): 1553-1559 (聂磊, 舒红, 刘艳. 复杂地形地区月平均气温(混合)地理加权回归克里格插值[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(10): 1553-1559)
- [9] Rolland C. Spatial and Seasonal Variations of Air Temperature Lapse Rates in Alpine Regions[J]. *Journal of Climate*, 2003, 16(7): 1 032-1046
- [10] Guo Chunxia, Zhu Yunqiang, Sun Wei. Analysis of Spatial Stationary Characteristics of Air Temperature Data in Different Time Scales, Seasons and Its Influence on Interpolation Performance[J]. *Geographical Research*, 2015, 34(9): 1675-1684 (郭春霞, 诸云强, 孙伟. 不同时间尺度、季节的气温数据空间平稳特征及其对插值结果的影响[J]. 地理研究, 2015, 34(9): 1675-1684)
- [11] Wang Yue, Liu Xiaoping, Li Xia, et al. Estimation of Winter Temperature in Northern Zhejiang Province Based on Multi-Window Linear Regression Model[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2017, 33(2): 45-51 (王越, 刘小平, 黎夏, 等. 基于多窗口线性回归模型的浙北地区冬季气温估算[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(2): 45-51)
- [12] Pan Yaozhong, Gong Daoyi, Deng Lei, et al. Smart Distance Searching-Based and DEM-Informed Interpolation of Surface Air Temperature in China[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2004, 59(3): 366-374 (潘耀忠, 龚道溢, 邓磊, 等. 基于 DEM 的中国陆地多年平均温度插值方法[J]. 地理学报, 2004, 59(3): 366-374)
- [13] Gouvas M A, Sakellariou N K, Kambezidis H D. Estimation of the Monthly and Annual Mean Maximum and Mean Minimum Air Temperature Values in Greece[J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2011, 110(3/4): 143-149
- [14] Kattel D B, Yao T D, Panday P K. Near-Surface Air Temperature Lapse Rate in a Humid Mountainous Terrain on the Southern Slopes of the Eastern Himalayas[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2018, 132(3/4): 1129-1141
- [15] Benali A, Carvalho A C, Nunes J P, et al. Estimating Air Surface Temperature in Portugal Using MODIS LST Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 108-121
- [16] Xu Y M, Anders K, Shen Y, et al. Mapping Monthly Air Temperature in the Tibetan Plateau from MODIS Data Based on Machine Learning Methods[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(2): 345-354
- [17] 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
- [18] Kloog I, Nordio F, Coull B A, et al. Predicting Spatiotemporal Mean Air Temperature Using MODIS Satellite Surface Temperature Measurements across the Northeastern USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 150: 132-139
- [19] Prihodko L, Goward S N, Estimation of Air Temperature from Remotely Sensed Surface

- Observations[J], *Remote Sensing of Environment*, 1997, 60(3): 335-346
- [20] Zhu W B, Lü A, 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
- [21] Zhang R H, Rong Y, Tian J, et al. A Remote Sensing Method for Estimating Surface Air Temperature and Surface Vapor Pressure on a Regional Scale[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 6005-6025
- [22] 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
- [23] Zhang W, Huang Y, Yu Y Q, et al. Empirical Models for Estimating Daily Maximum, Minimum and Mean Air Temperatures with MODIS Land Surface Temperatures[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9415-9440
- [24] Vancutsem C, Ceccato P, Dinku T, et al. Evaluation of MODIS Land Surface Temperature Data to Estimate Air Temperature in Different Ecosystems over Africa[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(2): 449-465
- [25] Zhu S Y, Zhang G X. Progress in Near Surface Air Temperature Retrieved By Remote Sensing Technology[J]. *Advances in Earth Science*, 2011, 26(7):724-730
- [26] Mostovoy G V, King R L, Reddy K R, et al. Statistical Estimation of Daily Maximum and Minimum Air Temperatures from MODIS LST Data over the State of Mississippi[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2006, 43(1): 78-110
- [27] Shen H F, Jiang Y, Li T W, et al. Deep Learning-Based Air Temperature Mapping by Fusing Remote Sensing, Station, Simulation and Socioeconomic Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 240: 111692
- [28] JIANG Yun, LI T W, CHENG Q, et al. Air Temperature Estimation in Yangtze River Economic Zone Using Geographically and Temporally Neural Networks [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021(江芸, 李同文, 程青, 等. 利用时空神经网络模型的长江经济带气温反演[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2021)
- [29] Xu Y M, Knudby A, Ho H C. Estimating Daily Maximum Air Temperature from MODIS in British Columbia, Canada[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(24): 8108-8121
- [30] Li L, Zha Y. Mapping Relative Humidity, Average and Extreme Temperature in Hot Summer over China[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 61: 875-881
- [31] Gao M L, Li Z H, Tan Z Y, et al. Use of Google Earth Engine to Generate a 20-Year 1 km × 1 km Monthly Air Temperature Product over Yellow River Basin[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 10079-10090
- [32] Ho H C, Knudby A, Sirovyak P, et al. Mapping Maximum Urban Air Temperature on Hot Summer Days[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 154: 38-45
- [33] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change[J]. *science*, 2013, 342(6160): 850-853
- [34] Donchyts G, Baart F, Winsemius H, et al. Earth's Surface Water Change over the Past 30 Years[J]. *Nature Climate Change*, 2016, 6(9): 810-813
- [35] Liu X P, Huang Y H, Xu X C, et al. High-Spatiotemporal-Resolution Mapping of Global Urban Change from 1985 to 2015[J]. *Nature Sustainability*, 2020, 3(7): 564-570

- [36] Tuckett P A, Ely J C, Sole A J, et al. Rapid Accelerations of Antarctic Peninsula Outlet Glaciers Driven by Surface Melt[J]. *Nature Communications*, 2019, 10: 4311
- [37] Wang M M, Zhang Z J, Hu T, et al. An Efficient Framework for Producing Landsat-Based Land Surface Temperature Data Using Google Earth Engine[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 4689-4701
- [38] Mujawdiya R, Chatterjee R, Kumar D. MODIS Land Surface Temperature Time Series Decomposition for Detecting and Characterizing Temporal Intensity Variations of Coal Fire Induced Thermal Anomalies in Jharia Coalfield, India [J]. *Geocarto International*, 2020, 15:1-5
- [39] Kilibarda M, Hengl T, Heuvelink G B, et al. Spatio-temporal Interpolation of Daily Temperatures for Global Land Areas at 1 km Resolution. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*. 2014,119(5):2294-2313

The Accuracy Comparison of Near Surface Air Temperature Estimation Using Different Land Surface Temperature Sources

XU Huihui^{1,2} GAO Meiling^{1,2,3} LI Zhenhong^{1,2,3} HU Yufeng^{1,2,3}

¹ College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

² Big Data Center for Geosciences and Satellites, Chang'an University, Xi'an 710054, China

³ Key Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering,
Ministry of Education, Xi'an 710054, China

Abstract: Objectives: Near surface air temperature (NSAT) is a key parameter in the land-atmosphere interaction process. Sparse NSAT observations from in-situ stations usually cannot fully describe the spatial distribution of NSAT, so estimating NSAT by land surface temperature (LST) and auxiliary variables has become an effective approach to obtain the spatial distribution of NSAT. Although there are some multi-source LST products published, i.e., the LST from MODIS, Landsat, and Global Land Data Assimilation System (GLDAS), the applicability of each LST product in NSAT estimation still needs further investigation. **Methods:** Taken Yellow River Basin as the study region, summer NSAT from 2003 to 2019 was estimated based on the GEE (Google Earth Engine) platform with RF (Random Forest) algorithm in this study, and

the mean, maximum and minimum NSAT was estimated in two scales (i.e., 30-m and 1000-m) using three LST data sources (Landsat, MODIS and GLDAS). The observed LST from in-situ stations over Yellow River Basin Region were compared with the estimated NSAT by the ten-cross validation method to evaluate the accuracy of different LST sources when estimating NSAT. **Results:** The results indicate that: 1) In terms of mean NSAT, the differences of accuracy of the three LST sources are small. 2) In terms of the maximum and minimum NSAT, the GLDAS LST shows the significant higher accuracy than MODIS and Landsat LST. 3) The RMSEs of estimated mean NSAT are smaller than maximum and minimum NSAT estimation when using the same LST source. 4) For the spatial distribution of accuracy, the stations with higher error mainly located in the southern or western of the study region. **Conclusions:** The temporal resolution of LST source is significantly important in NSAT estimation. The GLDAS LST shows the highest accuracy in this study especially for extreme NSAT estimation. Besides, the mean NSAT estimation has higher accuracy than that of maximum or minimum NSAT for each LST source.

Keywords: GLDAS; MODIS; Landsat; Land Surface Temperature; Near Surface Air temperature; Google Earth Engine

First author: XU Huihui, postgraduate student, specializes in the researches related heat environment. E-mail: huihui.xu@chd.edu.cn

Corresponding authors: GAO Meiling, PhD, lecturer. E-mail: gaomeiling@chd.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (42001382, 42041006, 41941019); the Basic Science Research Project of Shaan'xi Province (2021JQ-238, 2020JQ-350); the Fundamental Research Funds for the Central Universities, CHD (300102261108, 300102260301); the European Space Agency through the ESA-MOST DRAGON-5 project (59339).

网络首发：

标题：多源地表温度估算近地表气温的精度对比

作者：许慧慧, 高美玲, 李振洪, 胡羽丰

DOI: 10.13203/j.whugis20210541

收稿日期：2021-09-30

引用格式：

许慧慧, 高美玲, 李振洪, 等. 多源地表温度估算近地表气温的精度对比[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210541 (Xu Huihui, GAO Meiling, LI Zhenhong, et al. The Accuracy Comparison Of Near Surface Air Temperature Estimation Using Different Land Surface Temperature Sources [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210541)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别，请以正式出版文件为准！

您感兴趣的其他相关论文：

面向局部气候带的城市形态对地表温度的影响

卢阳, 杨建思, 黄昕, 杨其全, 马嵩

武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(9): 1412-1422

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200031>