



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: 利用时空神经网络模型的长江经济带气温反演
作者: 江芸, 李同文, 程青, 沈焕锋
收稿日期: 2020-09-23
网络首发日期: 2021-10-09
引用格式: 江芸, 李同文, 程青, 沈焕锋. 利用时空神经网络模型的长江经济带气温反演[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20211008.1630.002.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：

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, DOI: 10.13203/j.whugis20210192 (JIANG Yun, LI Tongwen, CHENG Qing, 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, DOI: 10.13203/j.whugis20210192)

利用时空神经网络模型的长江经济带气温反演

江芸¹, 李同文², 程青³, 沈焕锋^{1,4}

1 武汉大学资源与环境科学学院, 湖北 武汉, 430079;

2 中山大学测绘科学与技术学院, 广东 珠海, 519082;

3 武汉大学城市设计学院, 湖北 武汉, 430070;

4 武汉大学地球空间信息技术协同创新中心, 湖北 武汉, 430079

摘要：传统基于遥感的气温反演方法往往使用全局模型，从而忽略了气温分布及其时空影响异质性，特别是在较大区域尺度的研究中存在不足。本文针对长江经济带区域，引入时空地理加权神经网络模型，建立一种高精度的气温估计方法。通过在广义回归网络模型中建立局部模型来顾及及时空异质性的影响，融合遥感数据、同化数据、站点数据，获取面域分布的近地表气温信息。采用基于站点的十折交叉验证方法对模型性能进行评估，结果表明：时空地理加权神经网络有效提高了气温估计的精度 (RMSE=1.899°C, MAE=1.310°C, R=0.976)，与多元线性回归和传统的全局神经网络方法相比，MAE 值分别降低了 1.112°C 和 0.378°C。气温空间分布制图结果显示，本文方法结果能很好地反映长江经济带气温空间上的差异和不同季节的特征信息，具有实际应用价值。

关键词：地表温度；气温估计；时空地理加权网络模型

中图分类号:P407

文献标志码:A

长江经济带是中国经济发展全局中的重要支撑带，是与“一带一路”、京津冀协同发展等并列的国家重大战略之一。在“共抓大保护，不搞大开发”的理念下，围绕长江经济带的生态环境研究逐步受到学界、业界的高度重视和广泛关注。热环境是生态环境的重要组成部分，而气温 (Air Temperature, Ta) 是描述热环境的重要参数，其变化与人类活动、气候变化、农作物生长、疾病传播及陆地水文循环等多个领域的研究和应用都密切相关^[1-4]。因此，准确地获取长江经济带气温在连续空间上的分布具有重要意义。

目前获取气温数据主要还是依赖于气象站点的实地观测，其观测数据较为精准、时间连续，但由于站点数量有限，数据在空间上呈现离散的点状不均匀分布。同时气温的时空模式复杂，仅靠这种稀疏分布的站点数据粗略代表区域无法很好地反

映出气温的空间异质性信息^[5]。传统方法通过空间插值处理得到区域尺度的气温，但插值方法不确定性较大，尤其是在站点分布极其稀疏或地形复杂的区域，精度更是难以保证，难以满足区域尺度研究的要求。

卫星遥感能够获取大范围空间连续的陆面和大气信息，为区域尺度的气温估计提供了可行的技术途径^[6]。近年来，众多学者在利用遥感数据获取气温领域开展了大量研究，主要是基于热红外遥感反演的地表温度 (Land Surface Temperature, LST) 来估计气温。常用的方法包括：温度—植被指数法 (Temperature Vegetation Index, TVX)^[7-9]、能量平衡方法^[10-12]和基于统计分析的方法^[13-17]。TVX 方法基于浓密植被的浓密植被冠层表面温度近似地表温度的前提假设，利用空间邻域内地表温度和植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)

收稿日期：2020-09-23

项目资助：国家重点研发计划(2016YFC0200900)；

第一作者：江芸，硕士生，主要从事定量遥感反演研究。jiangy@whu.edu.cn

通讯作者：沈焕锋，博士，教授。shenhf@whu.edu.cn

的负相关关系反演气温,影响该方法精度的关键在于确定饱和 NDVI 的值和邻域窗口大小^[18]。TVX 方法模型简单,所需辅助数据少,但其不适用于非植被或低植被覆盖区域及非植被生长季节的气温估计。能量平衡方法依据地表能量平衡方程将气温表达为地表温度和其他环境参数的函数。这种方法物理意义明确,但模型中需要众多参数,而部分参数(如空气动力学阻抗、表面粗糙度等)无法直接通过遥感手段准确地获取,导致此类研究较少^[19]。基于统计分析的方法通过建立气温与地表温度及其他影响因子之间的模型估计区域尺度的气温,该方法简单易行,目前应用最为广泛,特别是随着机器学习与人工智能技术的发展,其反演精度有了较大提升。

例如,文献^[20]利用多层前馈神经网络方法,基于 NOAA/AVHRR 的 5 个波段数据、海拔高度、太阳天顶角和儒略日等的不同组合估计加拿大魁北克省南部的气温;文献^[21]基于 M5 模型树和 MODIS 地表温度、儒略日和太阳辐射数据估计了伊朗胡泽斯坦省的日平均气温;文献^[22]提出将随机森林方法运用于近地表气温反演中,与多元回归对比具有一定的优越性;文献^[23]应用了十种机器学习方法和多个环境变量估计了青藏高原区域的月平均气温。与传统线性回归方法相比,机器学习方法在模拟复杂非线性关系时更有优势,能更好地挖掘数据间的潜在关系^[24,25]。

尽管气温估计研究已取得了长足的进展,但多数相关研究都是在整个研究区域或研究时间序列上构建一个固定的模型和参数,这样的全局模型难免会忽略地表温度与气温之间关系的时空异质性影响,导致在较大尺度的区域研究中的估计精度往往无法满足要求。鉴于此,本文针对长江经济带区域,建立一种顾及时空异质性的时空地理加权广义回归神经网络(geographically and temporally weighted generalized regression neural network, GTW-GRNN)气温估计模型,以 MODIS 地表温度数据为基础,融合卫星观测角度(Vangle)、归一化植被指数(NDVI)、高程数据(Altitude)、反照率(Albedo)、风速(WindS)、裸土直接蒸发量(ESoil)等多源数据,实现区域日平均气温的高精度反演。

1 研究区和数据源

1.1 研究区概况

长江经济带是以流域为依托、长江为纽带、城市为基本单元的宏观协作经济区,具有重要战略地

位,也是生态文明建设的先行示范带。整个区域横跨了中国东中西三大区域,覆盖了 11 个省市,包括上海、江苏、浙江、安徽、江西、湖北、湖南、重庆、四川、云南、贵州。地理坐标为东经 97.35°~122.95°,北纬 21.10°~35.13°,面积约 205 万平方公里。研究区通江达海,自然环境及地形条件复杂多样,气候资源多样,以长江经济带为典型研究区域,准确估计其气温具有一定的科学和实用意义。

1.2 研究数据

气象数据来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn>)提供的中国地面气候资料日值数据集(V3.0),整个研究区内共有 285 个站点,空间分布如图 1 所示。本次研究中使用的是 2015 年的日平均气温数据(daily mean Ta, Tmean),原始数据已通过了质量控制,同时包括了气象站点的经纬度和获取时间信息(儒略日,月份)。

遥感数据采用 MODIS 产品数据,由 NASA 相关数据服务网站中的 LAADS DAAC 网站(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/>)提供,选用了其中 Terra 卫星平台(过境时刻为 10:30am)提供的 MOD11A1 产品,包括了逐日 1km 分辨率的白天地表温度和卫星观测天顶角数据。地表温度数据使用热红外第 31(10.78~11.28 μm)和 32(11.77~12.27 μm)波段通过分裂窗算法计算得到,在大多数晴空条件下其反演精度被证实可达 1K 以内。归一化植被指数由 MOD13A2 产品提供,空间分辨率为 1km,时间分辨率为 16 天。根据 MODIS 行列号的分布标示图,选取了行列号为 h26v05、h26v06、h27v05、h27v06、h28v05、h28v06 的影像,可以覆盖整个长江经济带区域。高程数据来源于 CGIAR 空间信息联盟(CGIAR-CSI, <http://srtm.csi.cgiar.org/index.asp>),该网站提供了全球范围重采样后空间分辨率为 250m 的 SRTM 高程数据。本次研究区的高程跨度较大,呈现西高东低的趋势,范围在 -74m 至 6959m 之间。

同化数据来自于全球陆面数据同化系统(GLDAS, <https://disc.gsfc.nasa.gov/>),时间分辨率是 3 小时,空间分辨率为 0.25°,本次研究选用了其中的 Noah 模型模拟的反照率(Albedo)、风速(WindS)及裸土直接蒸发量(ESoil)数据,将原始的 3 小时分辨率数据聚合到日平均尺度上。

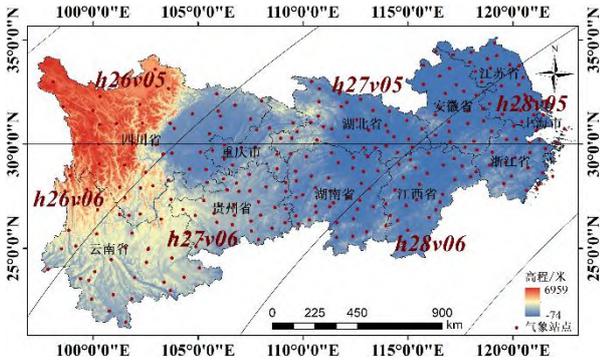


图 1 研究区域及气象站点分布图

Fig. 1 Map of the study area and the spatial distribution of meteorological stations

1.3 数据预处理

首先采用投影转换工具 MRT (MODIS Reprojection Tool) 对 MODIS 影像进行投影转换, 由原始的 SIN 投影坐标系转换为地理坐标系, 并进行拼接。对于同化数据, 使用基于 Python 语言的 ArcPy 模块包进行二次开发对原始的多维 netCDF 格式数据进行处理, 转换为多个独立的栅格数据。最终所有的栅格数据都需要统一至 WGS-84 地理坐标系, 重采样到 0.01° 的空间分辨率, 并裁剪为大小一致的空间范围。根据站点的经纬度信息提取各站点对应位置上的地表温度和其他参数数据, 形成了 26052 个有效样本。

2 研究方法

为了更好地反映地表温度与气温之间的时空异质性信息, 本文引入时空地理加权广义回归神经网络^[26] (Geographically and temporally weighted generalized regression neural network, GTW-GRNN), 建立一种高精度的气温估计模型。GTW-GRNN 是一种能顾及时空异质性的局部神经网络, 其优势在于不仅能模拟复杂的非线性关系, 也能反映其在时空的异质性等, 在参数定量反演研究中具有明显的优势。基于 GTW-GRNN 模型估计气温的具体表示如下:

$$Tmean_i = f_{(x_i, y_i, t_i)}(LST_i, Vangle_i, NDVI_i, Altitude_i, Albedo_i, ESoil_i, WindS_i) \quad (1)$$

式中, $Tmean_i$ 为像素 i 的待估计日平均气温, (x_i, y_i) 为像素 i 的中心位置坐标, t_i 为天数, $f_{(x_i, y_i, t_i)}()$ 为日平均气温的估计函数, 该函数随时间和位置改变, 而在以往的全局模型中, 估计函数

是恒定不变的。

GTW-GRNN 的结构如图 2 所示。模型的输入项包括地表温度(LST)、归一化植被指数(NDVI)、高程 (Altitude)、观测天顶角 (Vangle)、反照率 (Albedo)、风速(WindS)及裸土直接蒸发量(ESoil)数据, 输出项为气象站点的日平均气温。

GTW-GRNN 模型的关键主要体现在如下两方面: 关于时空地理加权部分, 对于第 T 天的空间像素 i 的气温估计, 需要根据其周边的站点数据和之前时间的数据来进行时空地理加权, 加权函数是基于时间和空间位置的高斯函数形式。此外, 本次研究中的估计函数选用了 GRNN 网络, 其结构由四层构成, 分别为输入层、模式层、求和层和输出层。当用于估计气温的自变量输入模型后, 由输入层传递给模式层; 模式层中含有多个节点, 数目与学习样本的数目相等; 求和层对模式层的所有神经元输出进行求和计算; 最后输出层输出站点的日平均气温数据。GRNN 的理论基础是非线性回归分析, 没有模型参数需要训练, 学习收敛速度快, 经常被用于解决非线性逼近问题。关于时空地理加权的计算、GRNN 模型的参数设置及如何实现时空地理加权与 GRNN 模型的有效结合等可参考文献^[26]的研究。

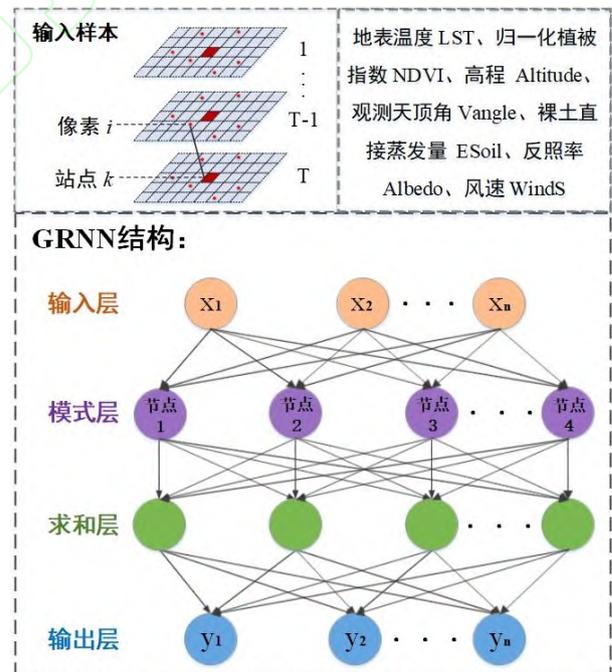


图 2 气温估计的 GTW-GRNN 模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of GTW-GRNN for Ta estimation

整个气温估计的模型构建过程如图 3 所示, 具体步骤主要包括: 1) 获取遥感数据、同化数据及站点实测数据, 对遥感数据和同化数据进行预处理,

批量转换为统一的坐标系、空间分辨率和范围等，以便于与站点数据实现有效匹配，经过点对提取后对异常值进行剔除从而形成样本数据集；2) 构建 GTW-GRNN 模型，适当进行参数调整，并采用十折交叉验证对模型输出的气温估计值与气温实际观测值进行验证，关于验证方式的具体介绍如下文所述；3) 分别从整体和不同时空尺度上分析 GTW-GRNN 模型的估计精度，并与多元线性回归 (Multiple Linear Regression, MLR) 和传统的全局神经网络模型进行对比，验证模型在气温估计中的优势性。最终将构建的模型应用到气温在连续空间分布的制图中，并分析长江经济带的气温时空分布特征。

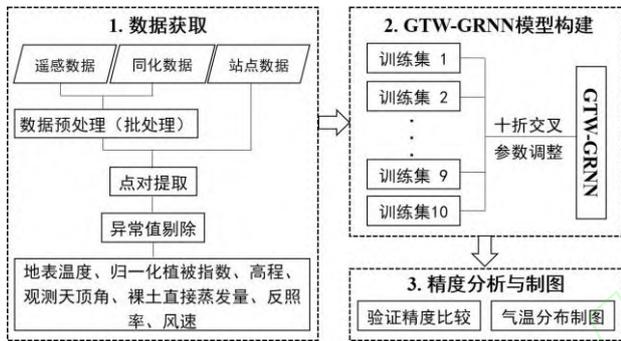


图 3 气温估计的实验流程图
Fig. 3 Flow chart of Ta estimation

为了有效评价模型的精度，本文采用了基于站点的十折交叉验证方法。首先将全部站点随机平均分成 10 份，每次轮流选择其中 1 份站点对应的数据作为验证集，其余 9 份作为训练集建立模型，共循环 10 次，直到每 1 份验证集都得到对应的估计值为止。由于每次循环中始终有一部分站点未参与到模型的建立中，所以相比于大多数研究中将样本随机分为 10 份的验证方式，基于站点的交叉验证验证能更好地反映模型在空间的预测能力。最后，

比较气温估计值与真实观测值的均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和相关系数 (R) 来衡量模型的精度。

3 结果与分析

3.1 验证结果

本文运用了时空地理加权广义回归神经网络估计了长江经济带 2015 年全年的日平均气温，并利用基于站点的十折交叉对精度进行验证。为了验证模型的优势，基于相同的训练集和验证集数据，同时利用多元线性回归方法和传统的 GRNN 网络对气温进行估算，与本文方法进行对比。由图 4 中气温估计值与观测值的散点图可知，MLR 是在全局上基于变量间的线性关系估计气温，其散点分布最为分散，只有 26.89% 的样本误差绝对值在 0~1℃ 之间；GRNN 则是在全局上更进一步地模拟了变量间的非线性关系，其散点图相比于 MLR 更为集中，误差绝对值在 0~1℃ 占比达到 39.2%；而 GTW-GRNN 则明显优于其他两种方法，这是因为 GTW-GRNN 方法不仅是对复杂非线性关系的拟合，同时也顾及了时空异质性的影响，是一种局部模型的体现。其估计结果最为准确，聚集在 1:1 线附近的散点最集中，有最高的拟合精度。相比于 MLR 和 GRNN，GTW-GRNN 的误差绝对值在 0~1℃ 的占比最大，达到 54.48%。此外，由表 1 可知，GTW-GRNN 的 RMSE，MAE 和 R 分别为 1.899℃，1.31℃ 和 0.976。相比于 MLR 和 GRNN 模型，GTW-GRNN 的 RMSE 分别降低了 1.281℃ 和 0.334℃，MAE 分别降低了 1.112℃ 和 0.378℃，R 分别提高了 0.044 和 0.009。鉴于以上分析，本文采用的 GTW-GRNN 模型能有效提高气温估计的精度。

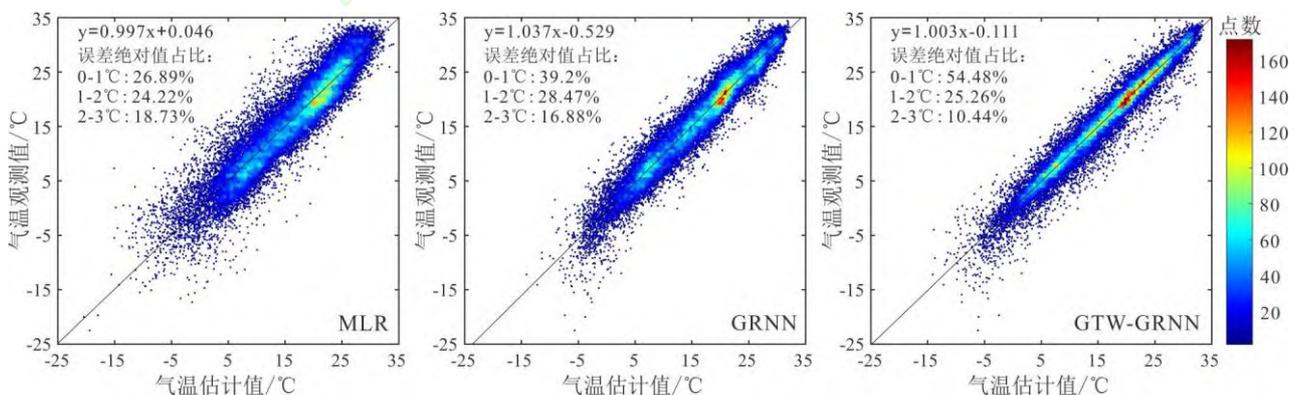


图 4 GTW-GRNN、GRNN 和 MLR 估计的气温值与观测值的散点图

Fig. 4 Scatter plot of estimated Ta versus observed Ta from GTW-GRNN, GRNN and MLR

表 1 不同模型的气温估计精度

Tab. 1 Estimation accuracy of the various models

模型	RMSE/°C	MAE/°C	R
MLR	3.180	2.422	0.932
GRNN	2.233	1.688	0.967
GTW-GRNN	1.899	1.310	0.976

3.2 模型精度的时空变化分析

为了研究模型在时空上的表现, 本文以指标 MAE 和 R 为例对不同月份和省市的精度差异进行了分析。由图 5 可知, 无论是 GTW-GRNN 还是 MLR 和 GRNN 方法, 模型精度在不同时空上都相差较大。但在任意月份或省市, GTW-GRNN 的精度都是最高的。按月份分析, GTW-GRNN 的 MAE 最低

值为 1.069°C 出现在八月份, 最高值为 1.499°C 出现在三月份。GTW-GRNN 的月份 MAE 差值为 0.430°C, 而 MLR 和 GRNN 为 0.866°C 和 0.701°C, 说明 GTW-GRNN 能在一定程度上缓解季节差异对估计精度的影响。按省市分析, GTW-GRNN 在大多省市的 MAE 都在 1°C 附近甚至低于 1°C。三种方法的 MAE 最高值都出现在四川省, 这是由于四川省的地形复杂多样、高差悬殊等因素造成的。如何提高模型在特殊地形区域的精度仍需进一步的研究。总体而言, 本文构建的 GTW-GRNN 模型的估计效果最好, 精度有明显提高。

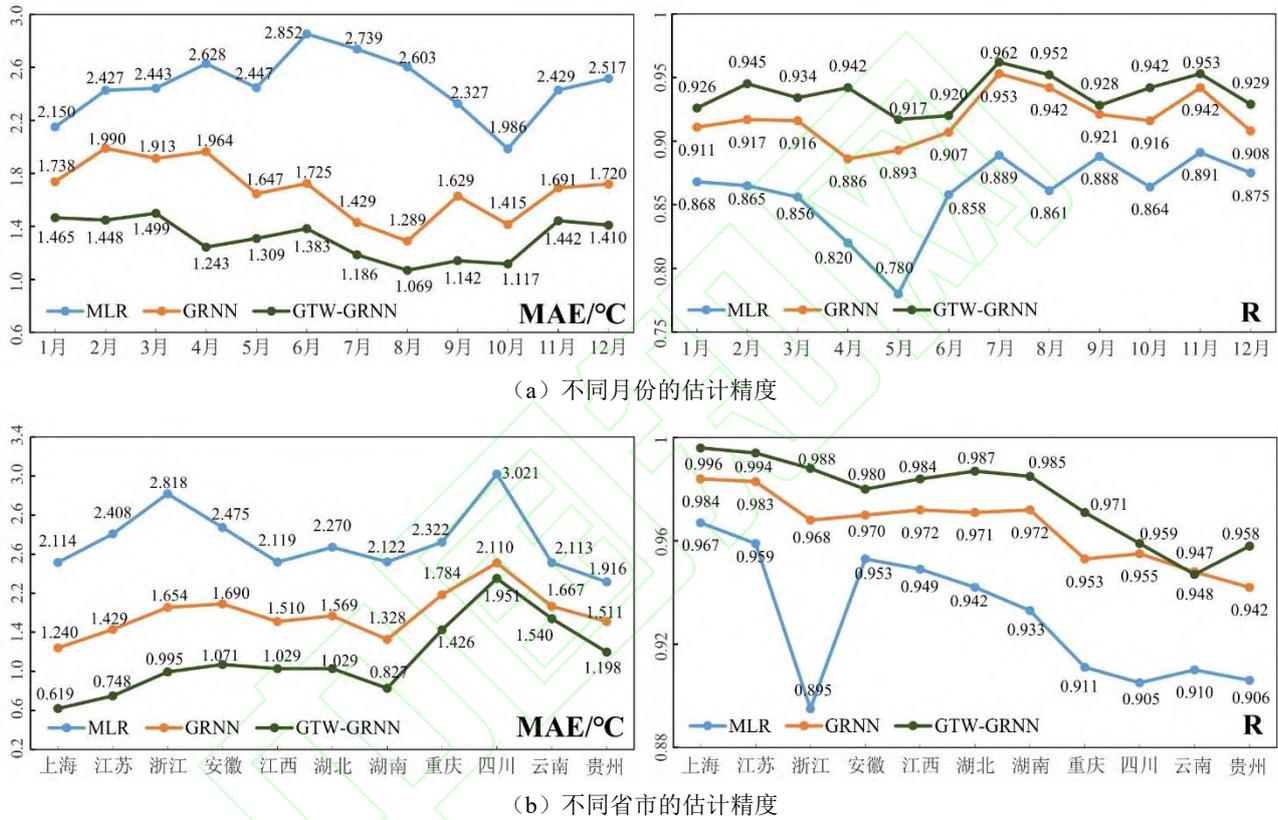


图 5 估计精度的时空变化

Fig. 5 Spatiotemporal variation analysis of estimation accuracy

3.3 气温分布制图

综合以上精度分析可知, GTW-GRNN 相比于其他模型在气温估计中具有一定的优势, 可用于时空分布的制图。基于遥感数据、同化数据, 结合构建好的模型得到了长江经济带的日平均气温的连续分布。图 6 分别为春 (3-5 月)、夏 (6-8 月)、秋 (9-11 月)、冬 (12-2 月) 四个季节的平均气温。整体上, GTW-GRNN 模型的制图效果较好, 气温空间分布的细节信息和季节的特征信息比较明显。由图可以看出长江经济带的气温整体上的空间差异与地形分布趋势基本一致, 如高程从平原至山地逐

渐增高, 气温也随之降低, 这也与前人的研究结果一致^[22,27]。四川省西部的甘孜藏族自治州和阿坝藏族羌族自治州区域海拔较高, 气温全年偏低, 而四川东部地区的气温则相对较高, 气温分布与实际情况相吻合^[28]。云南省地势整体呈现由西北向东南缓降的趋势, 尤其是北部滇藏交界附近的高海拔区域, 气温则明显偏低。值得注意的是, 云南省大部分区域的四季气温都相对较高, 这可能与其纬度较低, 属于亚热带和热带季风气候有关。此外, 不同省市气温的空间分布随季节变化的规律也不一致, 存在明显差异。云南省相比于湖北省、湖南省及其他东部省市, 在夏季的气温较低, 而在冬季则明显呈现

出相反分布趋势,这与其全年温差较小的特性有关。而对于其他省市,同一地区的春秋温差比较接

近,冬夏温差却较大,可能高达 20°C。

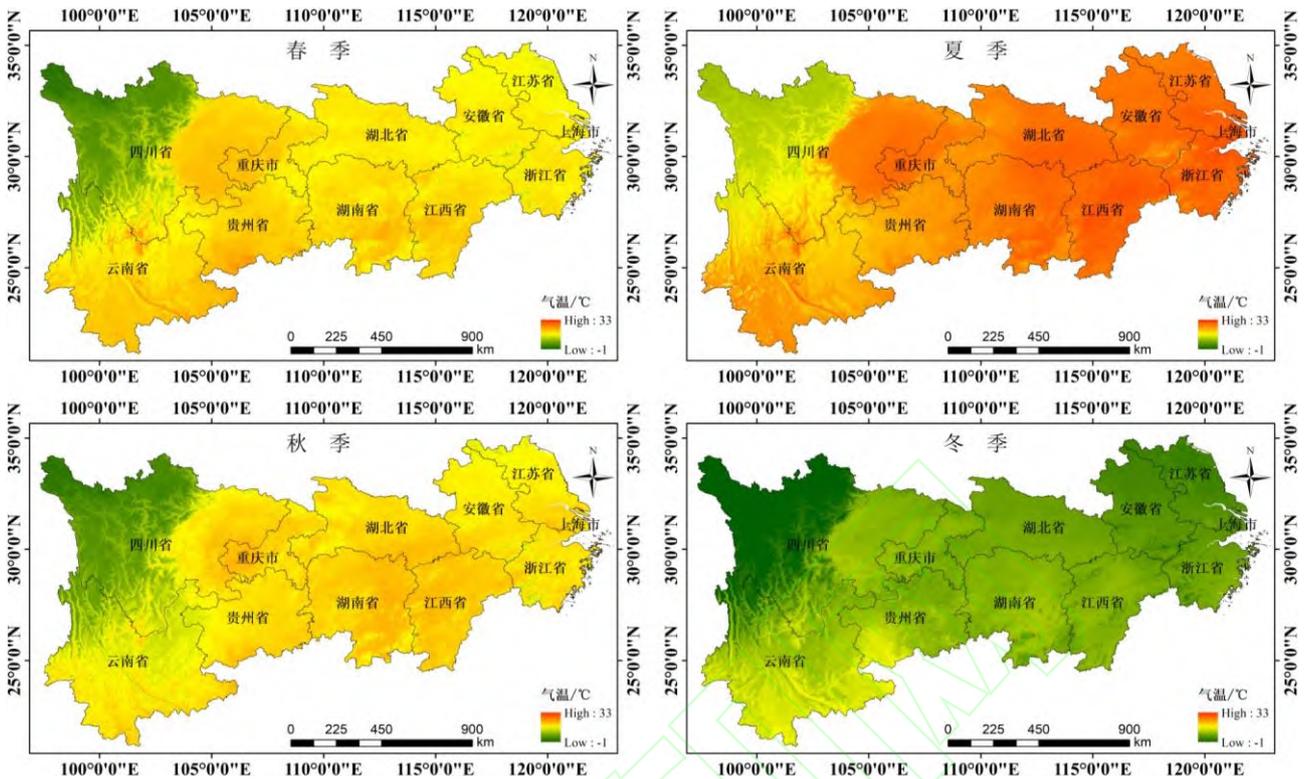


图 6 长江经济带的气温分布图 (GTW-GRNN)

Fig. 6 Map of Ta in the Yangtze River Economic Zone (GTW-GRNN)

4 结语

考虑到气温在不同时空尺度的分布特征和变化易受多类因素的影响,本文综合应用了遥感数据和同化数据来模拟气温的时空变化。其中,遥感数据选用了地表温度、卫星观测天顶角、植被指数及高程数据来表征地温、植被覆盖及地形对气温估算的影响,这也与文献^[22]的研究相一致。在此基础上,考虑到研究区域、研究时段及模型不同,影响气温估算的变量也可能不同,本文还引入了同化数据中的反照率、风速及裸土直接蒸发量数据来进一步地表特征参数及自然因素对气温的影响。同时,本文引入时空地理加权广义回归神经网络,建立了一种气温的高精度反演方法,有效估计了长江经济带的日平均气温,最后利用了基于站点的十折交叉验证方式对模型精度进行了评估。结果表明:

1) 相比于多元线性回归方法和传统的全局神经网络模型,本文使用的模型在气温估计中具有一定的优越性, RMSE 为 1.899°C, MAE 为 1.310°C, 相关系数为 0.976。

2) 从不同的时空角度看, GTW-GRNN 方法的模型表现力存在一定的差异, 7-10 月份的估计精度

较高;同时地形条件对模型精度有一定影响,平原地区的估计精度比复杂山地区域的估计精度高。

3) 基于 GTW-GRNN 方法的长江经济带的气温分布制图能呈现出明显的时空细节信息,气温的季节性变化明显,空间上呈现出平原高于山区的趋势。

总体上,本文使用的 GTW-GRNN 模型能有效提高气温估计的精度,为获取气温的连续时空分布制图提供了新的技术途径。

本文虽然在气温估算精度上取得了较理想的结果,但仍存在一些问题有待更深入的探究。本次实验气温估算的模型构建是基于全时段、全区域的。从整体而言,基于时空地理加权后的气温估算精度有了明显提升,但考虑到天气情况易发生变化,在之后的研究中将会将突发天气变化的因素加入到时空加权的模型中进一步优化模型精度。此外,本次研究中部分地区出现了 MAE 高值的现象,如四川省,原因应该是多方面的。根据本文研究及已有文献分析发现,一方面,高 MAE 值可能是受模型自身学习及预测能力的影响;另一方面,出现高 MAE 可能是与该地区复杂的地形及气候条件有关,如高水汽、高 AOD 等。对于影响不同地区或季节的气温估算精度的自然或人为因素分析仍然是今后研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] Fu G, Shen Z X, Zhang X Z, et al. Estimating Air Temperature of an alpine meadow on the Northern Tibetan Plateau using MODIS land surface temperature[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 31(1): 8-13.
- [5] 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.
- [6] Nieto H C, 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.
- [7] Stisen S, Sandholt I, Nørgaard A, et al. Estimation of Diurnal Air Temperature Using MSG SEVIRI Data in West Africa[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(2): 262-274.
- [8] Zhu W B, Lü 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.
- [9] Xu Yongming, Qin Zhihao, Shen Yan. Estimation of near surface air temperature from MODIS data in the Yangtze River Delta[J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(9): 63-68.(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.)
- [10] Hou P, Chen Y H, Qiao W, et al. Near-Surface Air Temperature Retrieval from Satellite Images and Influence by Wetlands in Urban Region[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2012, 111(1-2): 109-118.
- [11] Liu S H, Su H B, Zhang R H, et al. Estimating the Surface Air Temperature by Remote Sensing in Northwest China Using an Improved Advection-Energy Balance for Air Temperature Model[J]. *Advances in Meteorology*, 2016, 2016: 1-11.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] Kloog I, Nordio F, Lepeule J, et al. Modelling spatio-temporally resolved air temperature across the complex geo-climate area of France using satellite-derived land surface temperature data[J]. *International Journal of Climatology*, 2017, 37(1): 296-304.
- [15] Noi P, Kappas M, Degener J. Estimating Daily Maximum and Minimum Land Air Surface Temperature Using MODIS Land Surface Temperature Data and Ground Truth Data in Northern Vietnam[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(12): 1002.
- [16] 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.
- [17] Yao Yonghui, Zhang Baiping. MODIS-based estimation of air temperature and heating-up effect of the Tibetan Plateau[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(1): 95-107.(姚永慧, 张百平. 基于 MODIS 数据的青藏高原气温与增温效应估算[J]. 地理学报, 2013, 68(1): 95-107.)
- [18] Prihodko L, Goward S N. Estimation of Air Temperature from Remotely Sensed Surface Observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 60(3): 335-346.
- [19] Zhang Liwen, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen. A Review on Air Temperature Estimation by Satellite Thermal Infrared Remote Sensing[J]. *Journal of Natural Resources*, 2014, 29(3): 540-552.(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.)
- [20] Jang J-D, Viau A A, Anctil F. Neural Network Estimation of Air Temperatures from AVHRR Data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(21): 4541-4554.
- [21] Emamifar S, Rahimikhoob A, Noroozi A A. Daily Mean Air Temperature Estimation from MODIS Land Surface Temperature Products Based on M5 Model Tree[J]. *International Journal of Climatology*, 2013, 33(15): 3174-3181.
- [22] Bai Lin, Xu Yongming, He Miao, 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.(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.)
- [23] Xu Y M, Knudby A, 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] Li T W, Shen H F, Yuan Q Q, et al. Geographically and Temporally Weighted Neural Networks for Satellite-Based Mapping of Ground-Level PM2.5[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167:178-188.
- [27] Yao R, Wang L C, Huang X., et al. Developing A Temporally Accurate Air Temperature Dataset for Mainland China[J]. *Science of The Total Environment*, 2020, 706: 136037.
- [28] 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.)

Air Temperature Estimation in Yangtze River Economic Zone Using Geographically and Temporally Neural Networks

JIANG Yun¹ LI Tongwen² CHENG Qing³ SHEN Huanfeng^{1,4}

1 School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 School of Geospatial Engineering and Science, Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519082, China

3 School of Urban Design, Wuhan University, Wuhan 430079, China

4 Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Traditional remote sensing-based air temperature (Ta) estimation method usually used the global models, which ignored the effects of spatiotemporal heterogeneity, especially for the researches in large regional areas. Taking the Yangtze River Economic Zone as a typical research area, this paper introduced the geographically and temporally neural networks for high-precision Ta estimation. The influence of spatiotemporal heterogeneity was considered by establishing the local models in the generalized regression neural network. Remote sensing data, assimilation data and station data were fused in this study to obtain the spatially continuous near-surface Ta. The model performance was evaluated by the site-based ten-fold cross-validation method. The results showed that the geographically and temporally weighted neural network had effectively improved the estimation accuracy with the RMSE=1.899°C, MAE=1.310°C and R=0.976. Compared with the multiple linear regression method and the traditional global neural network, the MAE value decreased by 1.112°C and 0.378°C respectively. The Ta mapping results indicated that the model used in this paper can well reflect the spatial distribution differences, which means that this study is possible to provide a new way for Ta estimation with high precision.

Key words: land surface temperature; air temperature estimation; geographically and temporally weighted network model

First author: JIANG Yun, postgraduate, majors in quantitative remote sensing inversion research. E-mail: jiangy@whu.edu.cn

Corresponding author: SHEN Huanfeng, PhD, professor. E-mail: shenhf@whu.edu.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2016YFC0200900)

网络首发:

标题: 利用时空神经网络模型的长江经济带气温反演

作者: 江芸, 李同文, 程青, 沈焕峰

收稿日期: 2021-09-23

DOI: 10.13203/j.whugis20210192

引用格式:

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, DOI: 10.13203/j.whugis20210192 (JIANG Yun, LI Tongwen, CHENG Qing, 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, DOI: 10.13203/j.whugis20210192)

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:

COSMIC 掩星反演湿温廓线质量的时空分析

王耀兴, 张秋昭, 沈震

武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(6): 887-894.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190051>

