

2013年—2022年武汉市核心城区地表温度重建及热环境演变研究

欧阳元俊¹, 张明¹, 张磊², 何青青¹, 黄解军¹

1. 武汉理工大学 资源与环境工程学院, 武汉 430070;

2. 武汉大学 遥感信息工程学院, 武汉 430079

摘要: 遥感地表温度产品是城市热环境演变研究的重要数据源。然而, 受传感器回访周期长及云雨天气情况下数据缺失等因素影响, 高分辨率地表温度产品的代表性不足, 导致精细尺度下城市长时序热环境的研究受限。本研究利用 Landsat 和 MODIS 遥感数据, 采用时空融合方法重建了 2013 年—2022 年武汉市核心城区夏季长时序高分辨率地表温度均值, 并在精细尺度对武汉市热环境演变进行了分析。结果表明: (1) 重建的高分辨率地表温度均值产品与地面站点观测数据具有较强的一致性, 同时可以反映精细尺度下城市热环境时空变化的高度异质性; (2) 2013 年—2022 年, 武汉市主城区高地表温度区占比呈现降低趋势并沿新城组团向周边区域扩张, 原本独立的高温区域逐渐连接成片; (3) 2013 年—2022 年, 武汉市各新城组团夏季高地表温度区除东南新城组团外皆呈现出扩张趋势, 其中北部、西部、西南部扩张明显。本研究可为精细尺度下城市热环境的时空格局研究提供支撑, 对城市生态文明建设和可持续发展具有重要意义。

关键词: 城市热环境, 地表温度均值, 地表温度重建, 多源时空融合, 时空演变, M-K 趋势检验, 时空分辨率, 武汉市

中图分类号: P2

引用格式: 欧阳元俊, 张明, 张磊, 何青青, 黄解军. 2025. 2013 年—2022 年武汉市核心城区地表温度重建及热环境演变研究. 遥感学报, 29(12): 3595–3608

Ouyang Y J, Zhang M, Zhang L, He Q Q and Huang J J. 2025. Reconstruction of land surface temperature and urban thermal environment change in the core area of Wuhan from 2013 to 2022. National Remote Sensing Bulletin, 29(12): 3595–3608 [DOI: 10.11834/jrs.20254587]

1 引言

城市热环境是城市规划和城市环境的重要研究内容 (邱国玉和张晓楠, 2019)。在大型城市内部, 尤其是人口高度密集的核心城区, 热环境呈现显著时空异质性 (Liu 等, 2021; 杨朝斌, 2022)。地表温度 LST (Land Surface Temperature) 作为地表—大气能量交换的关键因子, 是表征与量化城市热环境的核心物理参量 (Osborne 和 Alvares-Sanches, 2019)。卫星遥感技术的发展使得大范围 LST 连续观测成为可能 (Asrar, 2019; 李鹏和余庄, 2008)。然而, 受传感器技术限制, 单一卫星遥感数据难以兼顾高时间分辨率和高空

间分辨率 (尹枷愿等, 2021)。以 Landsat LST 为代表的高分辨率地表温度产品可以反映城市下垫面的高空间异质性, 是热环境研究的重要数据源 (李硕等, 2024; Berg 和 Kucharik, 2021; Huang 等, 2024)。然而, Landsat 卫星重访周期较长, 且受天气因素影响, LST 数据存在缺失, 现有研究多使用晴朗无云的单一时相高分辨影像分析城市热环境的变化 (Marcel 等, 2024; 卢惠敏等, 2018)。由于获取时间不同, 环境条件 (如风速、太阳辐射、地表水分和湿度) 存在差异, 单一时相 Landsat LST 数据观测难以准确表征城市内部的热环境连续变化 (Shen 等, 2016; Nasar-u-Minallah 等, 2023; Benas 等, 2017)。中分辨率成像光谱仪

收稿日期: 2024-12-31; 预印本: 2025-05-09

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42201369)

第一作者简介: 欧阳元俊, 研究方向为城市热环境遥感。E-mail: ouyangyj@whut.edu.cn

通信作者简介: 张明, 研究方向为城市生态环境遥感、高光谱遥感。E-mail: zhangming_88@whut.edu.cn

MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)能够实现一天全球覆盖观测(Yoo等, 2020),为区域热环境连续变化监测提供了基础(Fan等, 2014; Panwar等, 2018; Ren等, 2021)。但是,城市地表空间异质性强,而MODIS LST产品空间分辨率为1 km,无法反映精细尺度下城市热环境的空间变化(Wu等, 2014; Sobrino等, 2012; Li等, 2022)。

多源时空融合技术可以发挥多传感器的互补优势(李冉等, 2022),目前已应用于LST产品的时空数据融合方法主要包含:(1)基于权重模型的方法,该类方法通过赋予邻近相似像元权重来计算中心像元值,如时空自适应反射融合模型STARFM(Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model)(Zhukov等, 1999)和STITFM(Spatio-temporal Integrated Temperature Fusion Model)(Wu等, 2014)等;(2)基于学习模型的方法,该类方法通过机器学习训练得到相应字典对后进行特征匹配和预测,如WAIFA(Wavelet-artificial Intelligence Fusion Approach)(Moosavi等, 2015)和STFDCNN(Spatiotemporal Fusion Method based on Deep Convolutional Neural Networks)(Jing等, 2017)等;(3)基于贝叶斯模型的方法,该类方法通过贝叶斯模型使预测影像有最大概率接近真实影像,如Unified fusion(Huang等, 2013)和贝叶斯最大熵法BME(Bayesian Maximum Entropy)(DeLang等, 2021)等;(4)基于混合模型的方法,该类方法采用多种构造策略进行时空融合,如FSDAF(Flexible Spatiotemporal Data Fusion)(Li等, 2021)。其中,以STARFM为代表的基于权重模型的融合方法应用相对广泛,且已有多种针对STARFM的改进算法。例如,增强时空自适应反射融合模型ESTARFM(Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model)运用线性光谱混合模型,增强了对景观异质性的表征能力(Zhu等, 2010);无偏ESTARFM(unbiased Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, ubESTARFM)算法针对地表温度变化迅速的特点,在保留高分辨率LST空间分布特征的基础上,利用低分辨率影像均值进行偏量修正,有效降低了误差累积,提升了LST的融合精度(Yu等, 2023)。

本文以武汉市核心城区为研究对象,基于多源影像时空融合技术重建武汉市核心城区2013年—2022年夏季平均地表温度,进而分析武汉市核心城区热环境的时空分布及演变规律,探究精细尺度下城市热环境格局变化,为城市生态文明建设和绿色发展规划提供参考。

2 研究区概况

武汉市地处长江中游,是湖北省的省会城市,也是华中经济、文化中心,位于113.68°E—115.08°E, 29.97°N—31.37°N之间,素有“九省通衢”之称。受亚热带季风气候影响,武汉四季分明,夏季尤其炎热。近年来武汉市夏季高温热浪事件频发,最高气温频频超过35℃,部分地区地表温度甚至高于55℃,长期位居中国“火炉城市”榜单前列,热环境问题突出(樊智宇等, 2019; 谢启姣和欧阳钟璐, 2020; 陈明和戴菲, 2023)。

2011年11月30日发布的《武汉市总体规划(2010—2020年)》指出,要形成“以主城区为核、多轴多心”的开放式空间结构,武汉市主城区以三环线以内地区为主,包含局部外延的沌口、庙山和武钢地区,由主城区向外沿阳逻、豹澥、纸坊、常福、汉江、盘龙构筑6条城镇发展空间轴,形成6大新城组群,共同组成武汉都市发展区,是城市功能的主要集聚区和城市空间的重点拓展区,本文研究区域包含武汉市中心城区和都市发展区(图1)。具体地,6大新城组群包括:(1)东部新城组群。主要包括阳逻新城和北湖新城,规划为以重化工和港口运输为主导的重型工业发展区;(2)东南新城组群。主要包括豹澥新城和流芳组团,规划为以光电子、生物医药和机电一体化为主导的高新技术产业区;(3)南部新城组群。主要包括纸坊新城及周边组团,规划为教育科研产业园区和现代物流基地;(4)西南新城组群。主要包括常福新城、纱帽新城和周边组团,规划为汽车及零配件、电子信息、家电和包装印刷产业区;(5)西部新城组群。主要包括吴家山新城、蔡甸新城及周边组团,规划为以食品加工、现代物流和轻工产业为主导的国家级食品加工工业区;(6)北部新城组群。主要包括盘龙新城及周边组团,规划为临空产业集中发展区。

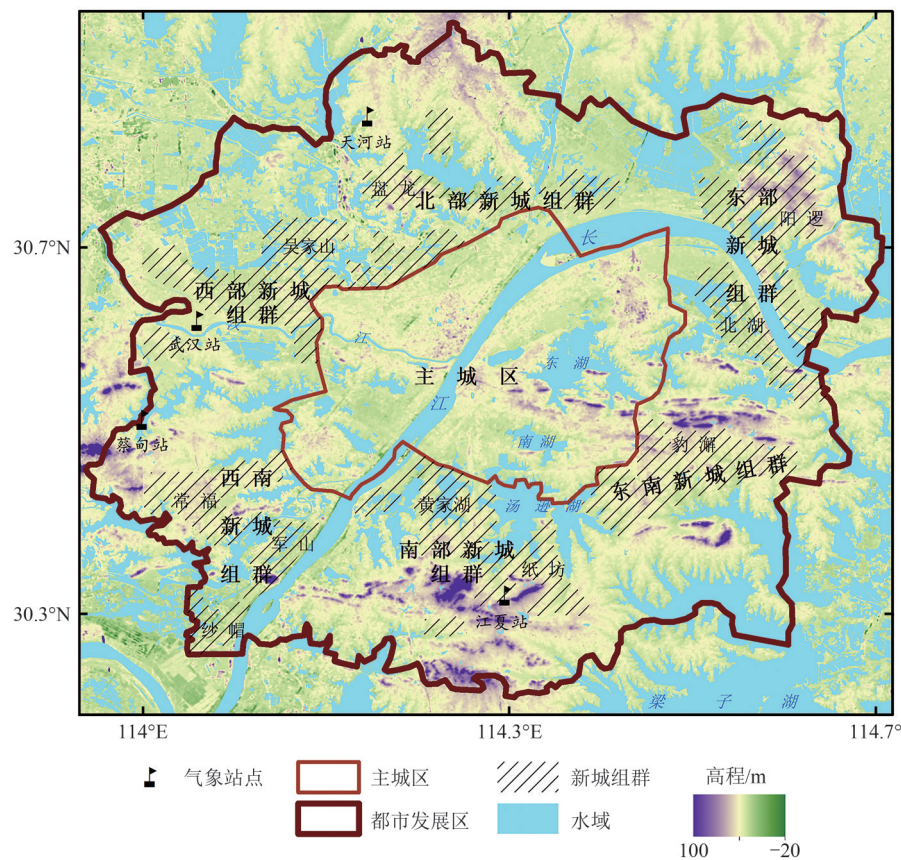


图1 研究区概况
Fig.1 Study area

3 数据源与研究方法

3.1 数据源及其预处理

本文所使用的 Landsat 8 OLI/TIRS 数据从美国地质调查局获得 (<http://earthexplorer.usgs.gov/>

[2024-12-31])，经单窗算法 SMW (Statistical Mono-window Algorithm) 反演得到地表温度产品，空间分辨率为 30 m，时间分辨率为 16 d。MODIS 地表温度数据采用 8 d 合成的 MOD11A2 产品，空间分辨率为 1 km。所用影像数据如表 1 所示。

表 1 融合方法输入影像特征

Table 1 The characteristics of inputs satellite LST data of the proposed method

年份/年	融合所用的LC08/C02/T1_L2影像	匹配的MOD11A2影像
2013	9月17日(云量:0.03)	9月15—22日
2014	10月06日(云量:0.18)	10月1—8日
2015	8月22日(云量:11.93)、10月25日(云量:0.10)	8月22—29日、10月17—24日
2016	07月23日(云量:0.49)	7月20—27日
2017	7月26日(云量:1.68)、10月30日(云量:0.03)	7月21—28日、10月17—24日
2018	4月8日(云量:9.02)、9月15日(云量:3.12)	4月8—15日、9月15—22日
2019	8月17日(云量:1.08)、10月20日(云量:0.34)	8月14—21日、10月9—16日
2020	8月3日(云量:1.98)	8月5—12日
2021	8月6日(云量:22.14)、11月10日(云量:0.06)	8月6—13日、11月1—9日
2022	8月9日(云量:0.91)、10月12日(云量:0.69)	8月6—13日、10月9—16日

用于验证的气象数据来源于国家气象局分布在研究区内的武汉 (30.60°N, 114.05°E)、蔡甸

(30.51°N, 114.00°E) 和江夏 (30.35°N, 114.33°E) 观测站点以及从美国国家海洋和大气管理局 ISD

(Integrated Surface Dataset) 数据集获取的天河 (30.78°N, 114.21°E) 观测站点气温数据。

3.2 多源遥感影像时空融合的地表温度均值重建

LST均值数据能够有效反映长时间序列下地表热环境的变化趋势, 对于揭示城市热环境的时空演变特征具有重要意义。目前, MODIS 卫星提供的 LST 数据因其高时间分辨率而被广泛应用, 但其空间分辨率较低, 难以满足城市热环境精细尺度分析的需求 (Wang 等, 2023)。时空融合技术通过融合高时间分辨率与高空间分辨率的多源遥感数据, 为获取高时空分辨率的 LST 数据提供了有效解决方案 (Zhu 等, 2021; 郑明亮 等, 2018)。本研究基于多源遥感影像的时空融合方法, 重建武汉市 2013 年—2022 年夏季高分辨率 LST 均值数据, 为城市热环境的精细化分析提供数据支撑。

ubESTARFM 算法利用两对参考时相的高、低分辨率影像和目标时相的低分辨率影像, 通过移动中心窗口寻找来自不同传感器的相似像元, 使用低分辨率影像的平均值对窗口内中心像元和相似的高分辨率像元进行局部偏置校正, 将每个移动窗口的高分辨率像元中的偏差缩放至相应低分辨率数据的水平:

$$F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_r)^{BC} = F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_r) - \mu(F(x_i, y_i, t_r)) + \mu(C(x_i, y_i, t_r)) \quad (1)$$

$$F(x_i, y_i, t_r)^{BC} = F(x_i, y_i, t_r) - \mu(F(x_i, y_i, t_r)) + \mu(C(x_i, y_i, t_r)) \quad (2)$$

式中, F 代表高分辨率影像, C 代表低分辨率影像, W 为相似像素的权重, t_r 为参考时相, $F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_r)^{BC}$ 为 t_r 时刻经过偏差校正后的窗口中心像元, $F(x_i, y_i, t_r)^{BC}$ 为相似高分辨率像元; $\mu(F(x_i, y_i, t_r))$ 为相似高分辨率像元的平均值, $\mu(C(x_i, y_i, t_r))$ 为相应的低分辨率像元的平均值。经偏差校正并计算权重 W 后, 移动窗口在另一时间 t_p 可重建为

$$F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p)^{BC} = F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p) + \sum_{i=1}^N W_i \times V_i \times (C(x_i, y_i, t_p) - C(x_i, y_i, t_r)) \quad (3)$$

式中, $F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p)$ 为预测时刻高分辨率像元值, N 为搜索窗口内相似像素的个数, V_i 是所选高

分辨率和低分辨率像素之间的回归系数。经加权计算后可以得到高分辨率 LST。

本文选用缺失像素小于三分之一 (Yu 等, 2023) 的夏季前后的 Landsat LST 影像作为参考时相高分辨率影像, 若当年满足条件图幅数不足, 则选用邻近年份影像。由于预测时相 t_p 低分辨率数据未进行偏差校正, 在高分辨率 LST 重建中起着重要作用, 本文将单年份夏季 MODIS LST 均值作为预测时刻 t_p 的低分辨率 LST 数据, 重建当年夏季高分辨率 LST 均值。

3.3 地表温度分级与 Δ LST

为了分析研究区地表热环境的时空格局变化, 本文采用标准差分类法 (余德 等, 2014) 将地表温度分为低地表温度区 LLZ (Low Land-surface temperature Zone)、相对低地表温度区 RLLZ (Relatively Low Land-surface temperature Zone)、中等地表温度区 MLZ (Medium Land-surface temperature Zone)、相对高地表温度区 RHLZ (Relatively High Land-surface temperature Zone)、高地表温度区 HLZ (High Land-surface temperature Zone) 5 个等级 (表 2)。

表 2 LST 等级区间划分标准

Table 2 Standard for classification of LST class interval

LST 分级	取值范围
HLZ	$LST > m + s$
RHLZ	$m + 0.5s \leq LST \leq m + s$
MLZ	$m - 0.5s \leq LST \leq m + 0.5s$
RLLZ	$m - s \leq LST \leq m - 0.5s$
LLZ	$LST < m - s$

注: m 为研究区域地表温度平均值, s 为标准差。

LST 具有较高的时间变异性, 受到多种自然、社会经济因素的影响, 年际之间的 LST 可比性差, 为降低年际 LST 差异带来的影响, 计算与年际 LST 均值之间的偏移量 Δ LST, 定义如下:

$$\Delta LST(^{\circ}C) = LST - LST_{mean} \quad (4)$$

式中, LST 为像元 LST 值, LST_{mean} 为同年武汉市中心城区夏季 LST 均值。

3.4 Mann-Kendall 检验和 Sen's 斜率

Sen's 趋势分析是一种稳健的趋势计算非参数统计方法, 可以减少数据异常值的影响, 但不能单独实现序列趋势显著性判断 (Peres 和 DaCamara,

2005)。本文结合 Mann–Kendall (M–K) 检验 Sen’s 趋势度的显著性，通过趋势度 β 的边界值 UF (Upward Function) 和 UB (Downward Function) 曲线揭示 LST 的变化趋势和突变情况。

具体 Sen’s 趋势度计算公式如下：

$$\beta = \text{Median}\left(\frac{x_j - x_i}{j - i}\right) (\forall j > i)$$

(5)

式中， x_i 和 x_j 分别表示第 i 年和第 j 年的值； β 表示 Sen’s 趋势度，用于确定趋势的涨跌。 $\beta > 0$ 时，目标值呈上升趋势，反之则呈下降趋势。本文采用 $\alpha = 0.05$ ， $Z_1 - \alpha/2 = 1.96$ 的显著性水平。

M–K 趋势分析能探测长时间序列数据中的趋

势和突变，在气候和环境科学领域得到广泛运用 (Yuan 等，2013)。当 UF 的值超过显著水平线时，表明上升或下降趋势是显著的。如果 UF 和 UB 曲线在显著水平线之间出现单一交点，交点对应的时刻即为突变开始的时间。

4 结果与分析

4.1 时空融合结果与验证

以 2015 年为例，时空融合过程如图 2，以此类推，可以得到 2013 年—2022 年武汉市核心城区夏季地表温度均值，空间分布如图 3 所示。

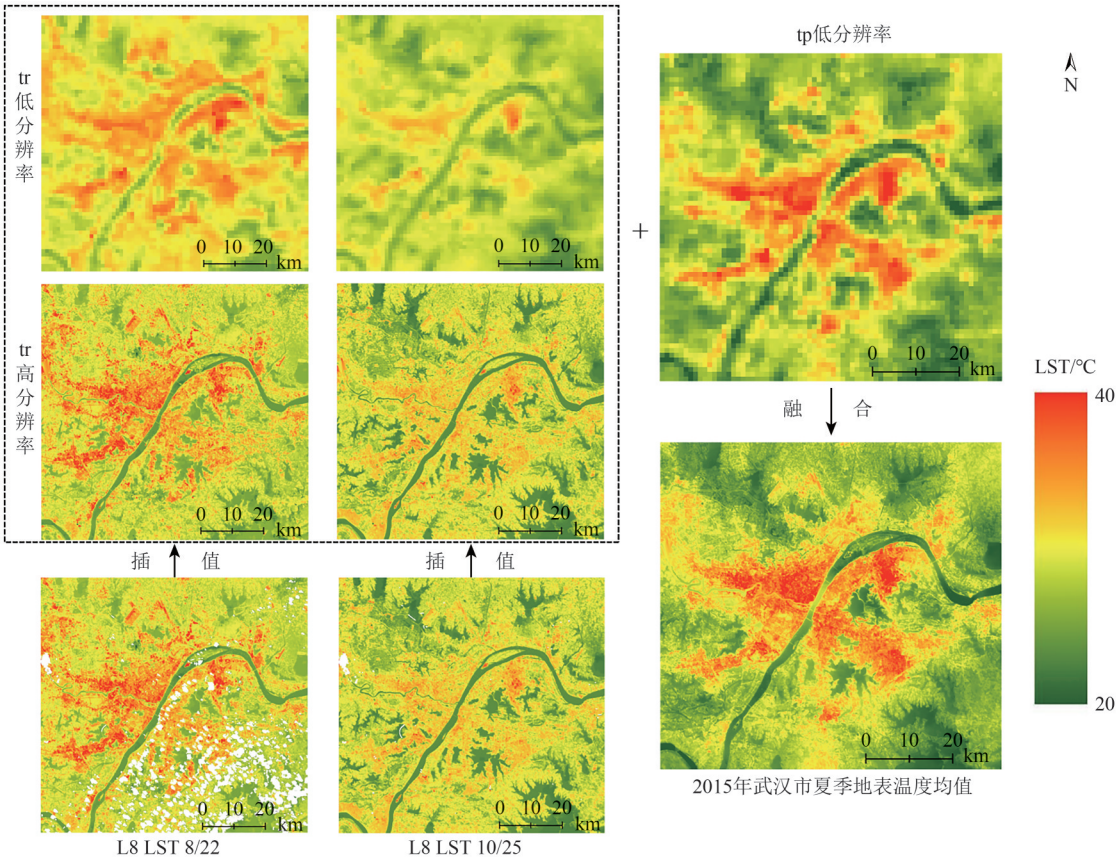


图2 夏季LST均值重建示例(2015年)

Fig.2 Reconstruction example of summer mean LST(2015)

使用气象观测站点数据对重建结果进行验证 (Ma 等，2017)，计算重建结果气象观测站点所在的 90 m × 90 m 方格的 LST 均值，与气象观测站点数据进行交叉验证，MAE 为 0.4780 °C，RMSE 为 0.5965 °C， R^2 为 0.8538，验证结果如图 4，其中 RMSE < 1 °C， $R^2 > 0.8$ ，表明采用多源时空融合算法重建长时序高分辨率 LST 均值是可行的。

4.2 LST 时序分析结果

使用 M–K 趋势检验分析融合后的 2013 年—2020 年武汉市核心城区 LST 均值，结果如图 5。其中：2013 年—2022 年武汉市核心城区如图 5 (a) 及新城组群如图 5 (c) 地表温度均值无明显变化，主城区如图 5 (b) 地表温度均值总体持续下降，但未经过 5% 水平显著检验，呈不显著下降趋势。

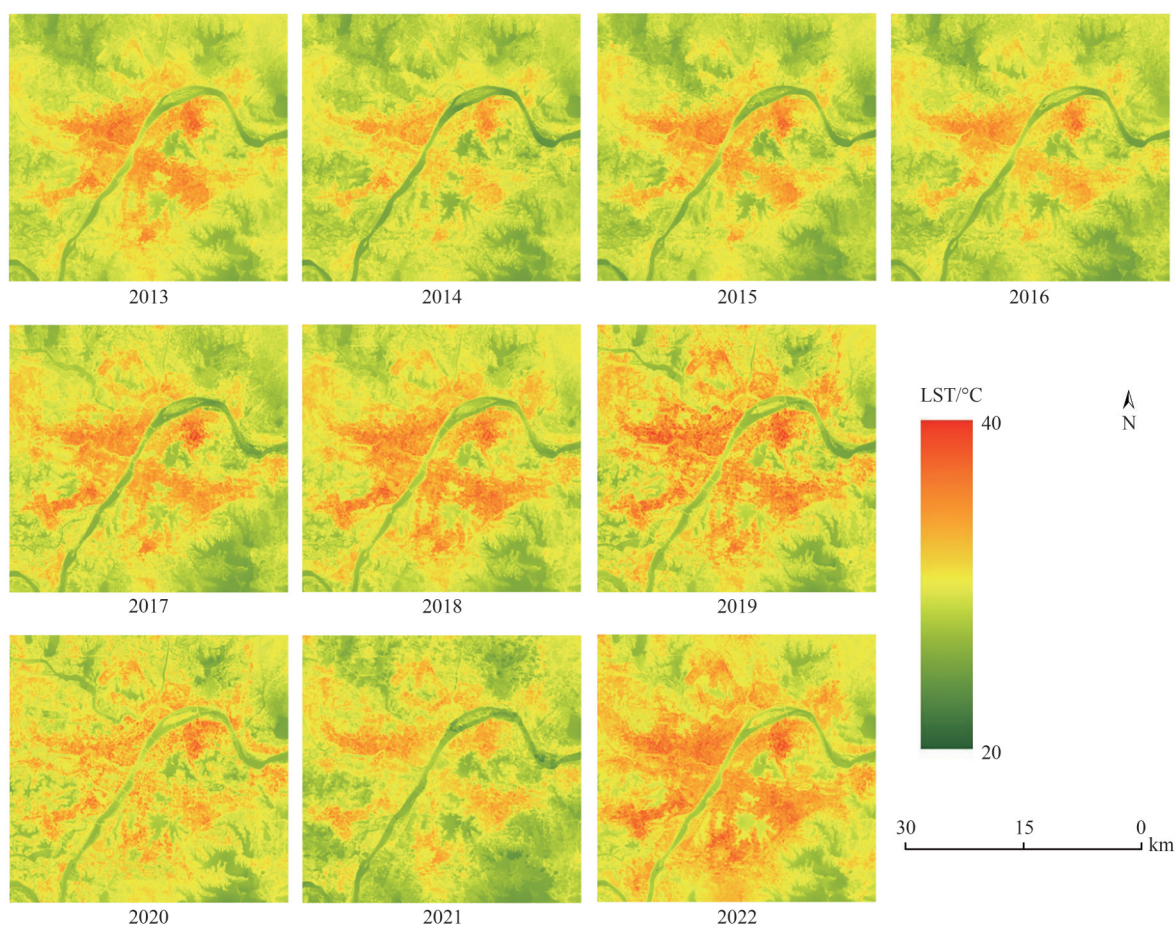


图3 2013年—2022年重建高分辨率LST空间分布

Fig.3 Spatial distributions of reconstructed LST from 2013 to 2022

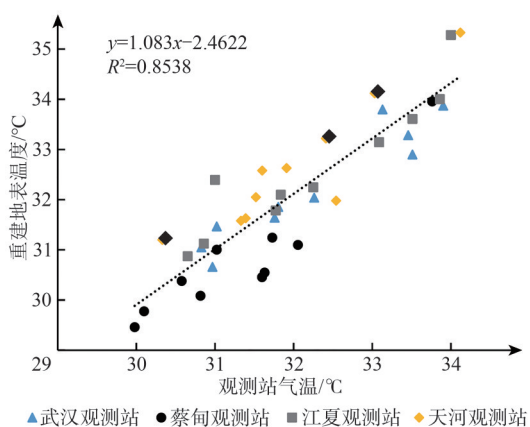


图4 气象观测站验证结果

Fig.4 LST validation result using in-site stations

2013年—2020年主城区 Δ LST为2.02℃、1.3℃、1.77℃、1.47℃、1.46℃、1.38℃、1.24℃、0.9℃、0.69℃和1.01℃；新城组群的 Δ LST为0.74℃、0.75℃、0.8℃、0.83℃、0.94℃、1.12℃、1.31℃、0.95℃、1.19℃和0.89℃。对主城区及新城组群的 Δ LST使用M-K检验结果如图5(d)和(e)，结果显示：从2013年—2022年，主城区UF

曲线一直保持负值，在2017年左右发生突变并超过置信水平，表明主城区 Δ LST不断减小。新城组群则相反，UF趋势值一直大于0，在2014年—2015年间发生突变并且在2016年左右超过了置信水平，表明2013年—2022年武汉市新城组群 Δ LST呈现显著上升趋势，在2014年—2015年发生突变。说明这段时间中，武汉市核心城区LST均值无明显变化，主城区相较核心城区均值逐渐降低，新城组群相较核心城区均值逐渐增高。

4.3 核心城区夏季LST等级时空演变

图6(a) — (j)为武汉市核心城区夏季地表温度分级图，结果表明：2013年—2015年，武汉市高温区域基本集中在主城区以及由主城区向西部、西南部、东南部延伸出的吴家山新城、常福新城和豹澥新城地带并持续向外扩张。2016年开始，东南部组团高温区域持续向东部扩张，豹澥新城的东部扩张明显；2017年—2018年，南部新城组群热扩张明显，尤其是黄家湖新城组团，并在2019年—2020年与主城区高温区域交接；

2019 年—2020 年, 北部新城组群及东部新城组群热扩张明显, 并在 2021 年与主城区高温区域交接, 且北部及东部新城组群由独立的组群逐渐连接, 在 2020 年尤为明显; 同样地, 在 2019 年, 西部新城组群高地表温度区明显向北部延伸, 有与北部新城组群交接的趋势; 2017 年—2018 年, 南部新城组群热环境向东扩张, 逐渐与东南部新城组群相接; 西南部新城组群扩张模式以常福新城的向

外扩展为主, 纱帽新城的扩展为辅。主城区 LST 等级降低的区域主要集中在大型河湖周围, 如长江、汉江沿岸, 南湖、汤逊湖沿岸, 体现了江河湖泊对城市“降温”的重要作用, 也体现出城市规划中将江河湖泊及周边植被作为生态绿楔和通风廊道对抑制城市高地表温度区扩张的重要作用 (葛静茹 等, 2021)。

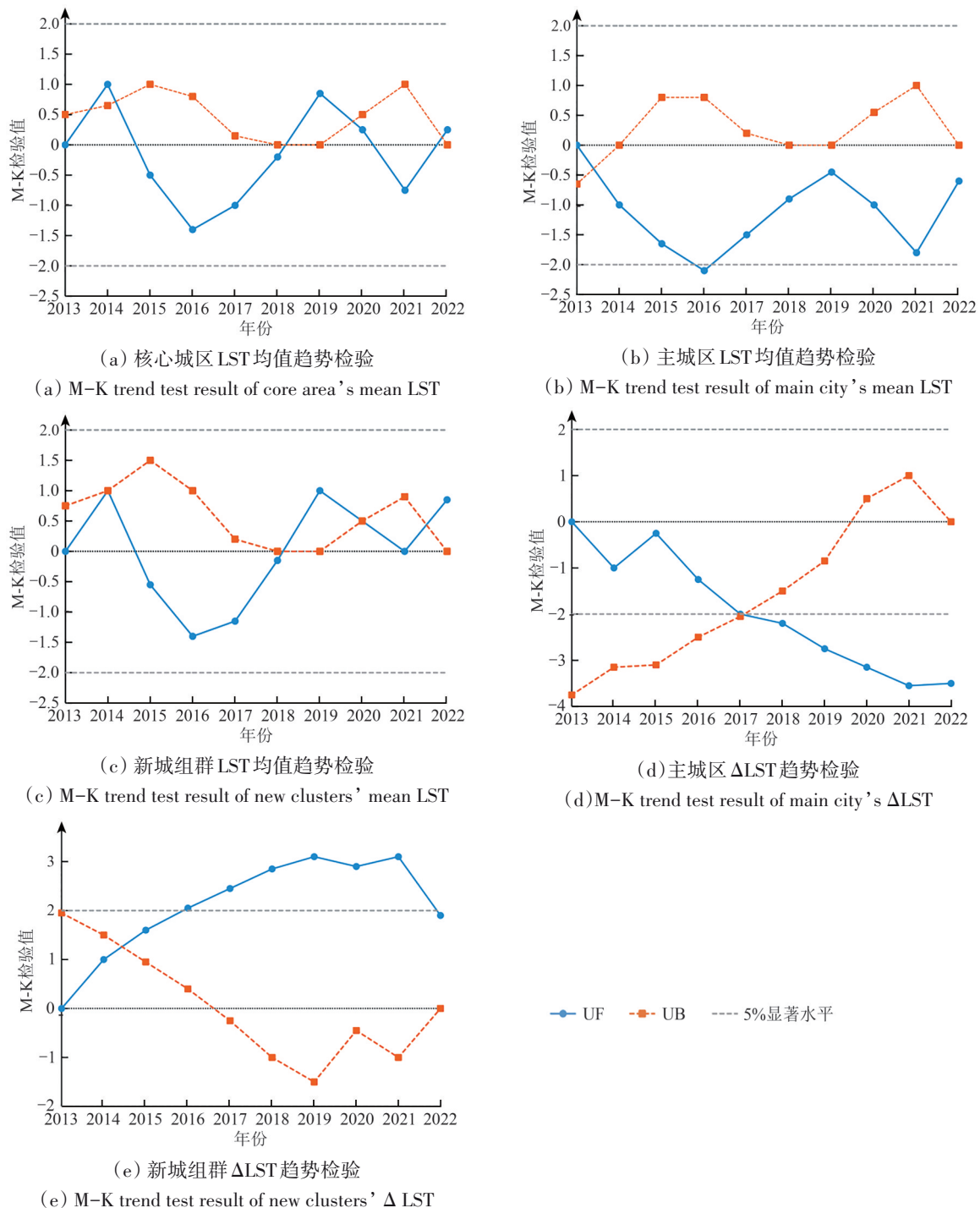


图5 主城区及新城组群的 Δ LST M-K 检验结果

Fig.5 M-K trend test results of main city and new urban clusters' Δ LST

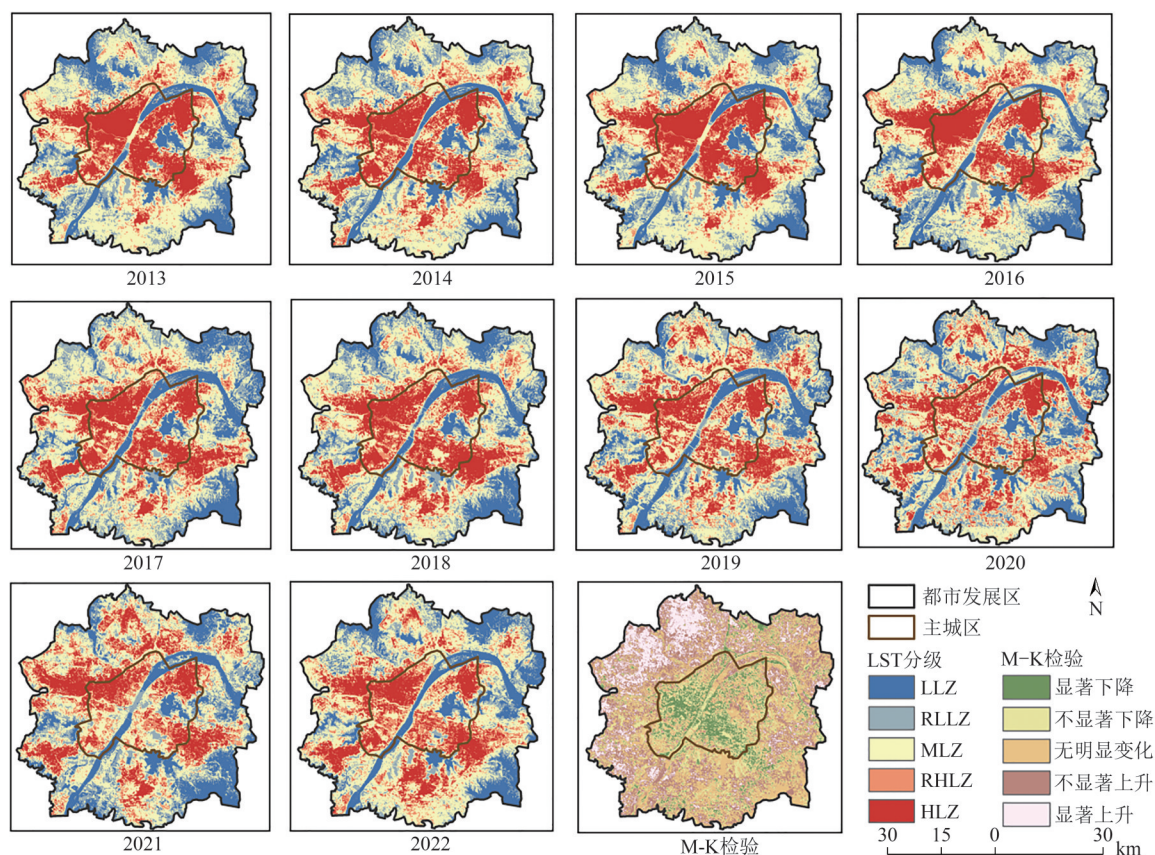


图6 LST分级及M-K趋势检验结果

Fig.6 LST rating and M-K trend test result

图6(k)为武汉市 Δ LST空间变化M-K趋势图,结果显示:显著升高区域主要位于都市发展区,尤其集中在西部与西北部区域,显著降低区域主要位于主城区,且沿长江与汉江—南湖—汤逊湖“十字”轴周围,反映了《武汉市总体规划(2010—2020年)》中“提高绿化建设标准,建设以长江、汉江和东西向山系为主体的‘十字’绿化轴”的规划成效。

2013年—2022年夏季武汉市主城区及新城组群非高地表温度区(含低地表温度区,相对低地表温度区和中地表温度区)、相对高地表温度区及高地表温度区面积及占比情况如图7。结果表明武汉市主城区非高地表温度区占比总体呈上升趋势,从2013年(30.3%)到2021年(54.2%)上升约15%,2022年(43.2%)有所回落;相对高地表温度区占比变化不大,保持在18%左右;高地表温度区占比总体呈下降趋势,从2013年(53.5%)到2021年(25.3%)下降约18%,2022年(33%)有所回升。相较之下新城组群非高地表温度区占比总体呈下降趋势,从2013年(60%)到2022年

(48%)下降约12%;相对高地表温度区占比保持在20%左右;高地表温度区面积总体呈上升趋势,从2013年(20.2%)到2022年(31%)上升约11%。

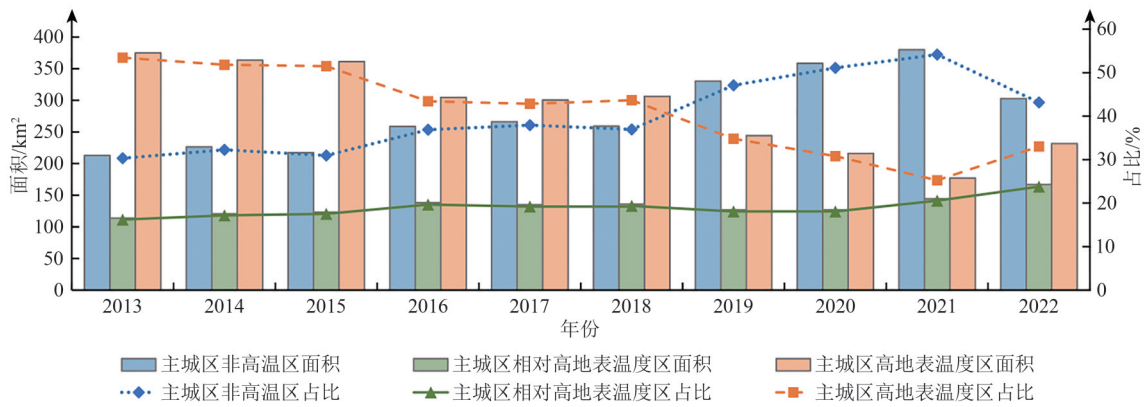
综上,2013年—2022年武汉市核心城区热环境的时空演变特征如下:(1)武汉市主城区的 Δ LST呈现降低趋势,都市发展区尤其是新城组群的 Δ LST呈现上升趋势;(2)武汉市高地表温度区由中心城区沿新城组群都市发展区扩张,各新城组群热环境也不断扩展,主城区高地表温度区逐渐与新城组群相接,新城组群高地表温度区之间也逐渐相接成片。

4.4 新城组群热环境分析

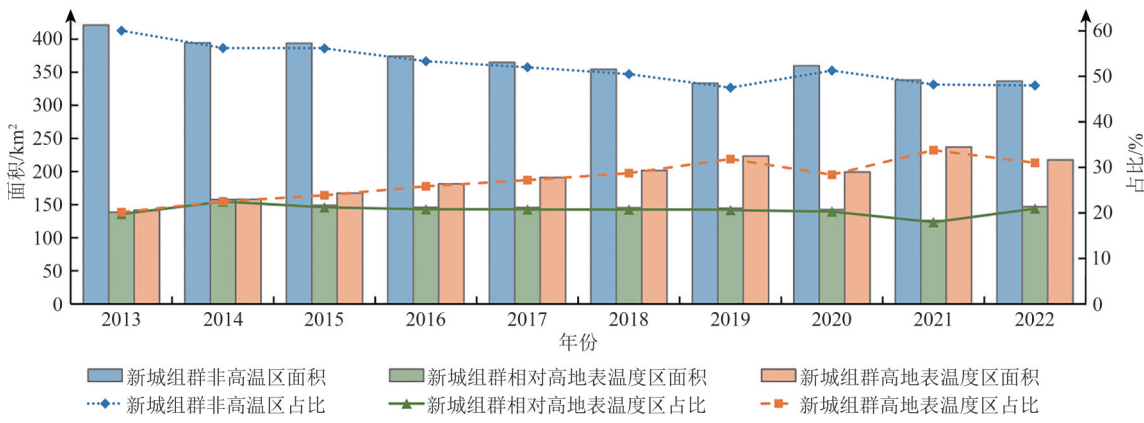
图8展示了6大新城组群2013年—2022年 Δ LST的M-K检验结果。从变化趋势来看,西部新城组群、北部新城组群和西南部新城组群的UF曲线一直保持正值,东部新城组群的UF曲线基本保持正值,而南部及东南部新城组群的UF曲线在0值周边摆动,表明西部、北部、西南部、东部新

城组群 ΔLST 呈增高趋势，而南部及东南部新城组群的 ΔLST 整体保持平稳。从突变与显著性来看，西部、北部新城组群 UF 曲线在 2014 年—2015 年间发生突变并且在 2016 年左右超过了置信水平，西部新城组群在 2019 年后增长速度减缓，北部新城

组群则持续显著增长。西南部新城组群在 2015 年发生突变并且在 2016 年左右超过了置信水平， ΔLST 持续显著增长。另外，除了西南部新城组群，其他新城组群在 2020 年前后增长速度都有所下降。

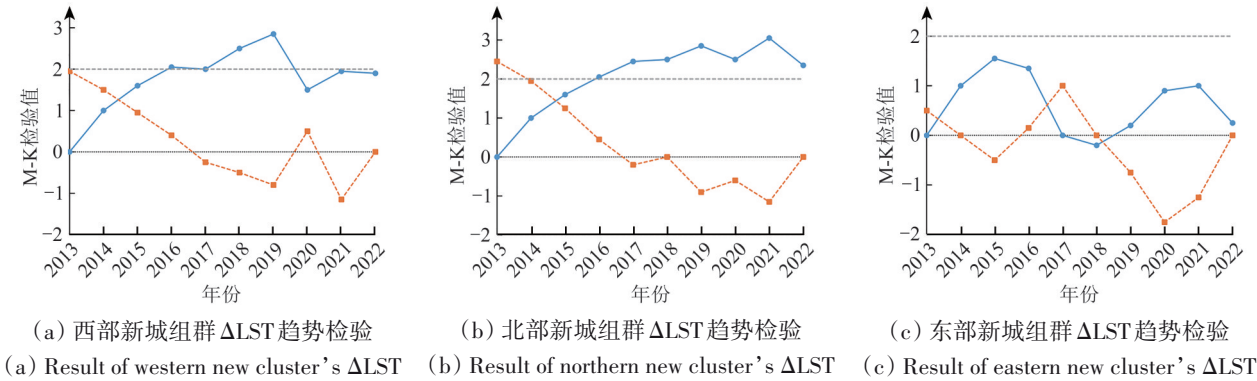


(a) 主城区高地表温度区面积与占比
(a) Ratio of high land-surface temperature zone in main city



(b) 新城组群高地表温度区面积与占比
(b) Ratio of high land-surface temperature zone in new clusters

图7 2013 年—2022 年高地表温度区面积与占比
Fig.7 Area and ratio of high land-surface temperature zone from 2013 to 2022



(a) 西部新城组群 ΔLST 趋势检验 (a) Result of western new cluster's ΔLST
(b) 北部新城组群 ΔLST 趋势检验 (b) Result of northern new cluster's ΔLST
(c) 东部新城组群 ΔLST 趋势检验 (c) Result of eastern new cluster's ΔLST

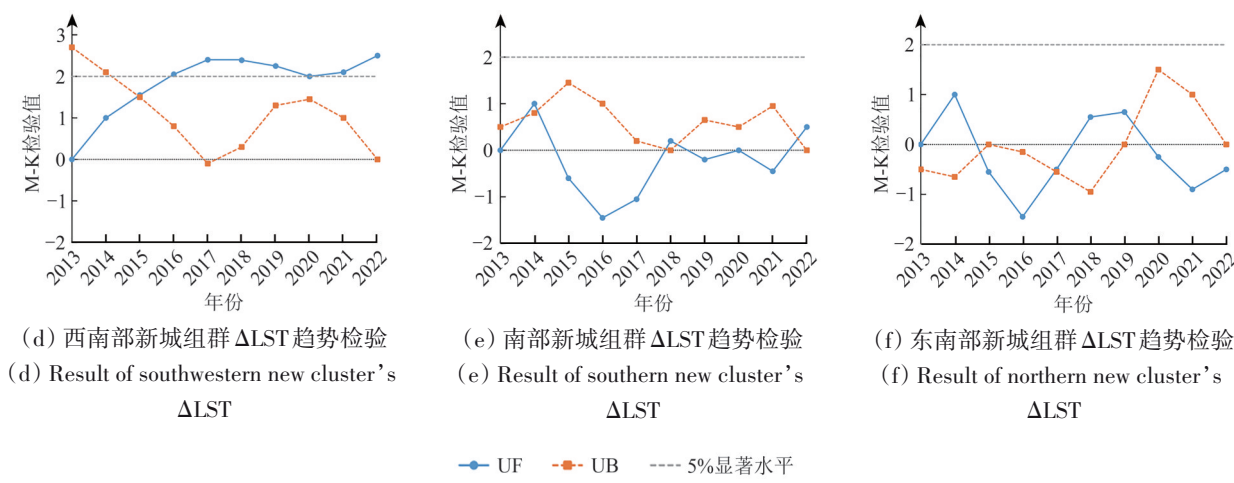


图8 6大新城组群的ΔLST M-K 检验结果
Fig.8 M-K trend test of six new urban clusters' ΔLST

图9展示了2013年—2022年武汉市高地表温度区的扩张情况，结果表明高地表温度区扩展区域集中在各新城组群，明显扩展区域包括北部新城组群，西部新城组群，在2019年—2021年期间高地表温度区扩张明显，西南部新城组群的军山组团和纱帽新城在2017年—2018年有明显的扩张，与M-K趋势检验结果一致。

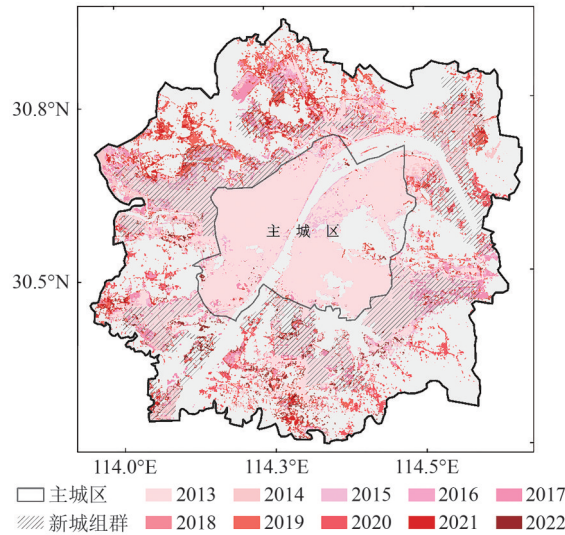


图9 高地表温度区扩张情况
Fig.9 Expansion of high land surface temperature zone

图10展示了6大新城组群高地表温度区面积及在新城组群的占比。其中北部新城组群、西南新城组群、西部新城组群和南部新城组群呈上升

趋势，与M-K趋势检验结果和高地表温度区扩张结果一致。研究发现，各新城组群高地表温度区面积呈现阶段性增长特征：北部和西部新城组群在2019年—2021年、东部新城组群在2019年—2020年、西南新城组群在2017年—2018年、东南新城组群在2018年、南部新城组群在2016年—2020年分别出现显著增长。这一时空分异特征表明不同新城组群在相应时间段经历了快速、集中的城市建设过程。此外，除了西南新城组群，各新城组群高地表温度区面积在2020年—2021年期间都有不同程度的下降，有研究指出可能是受到新型冠状病毒疫情的影响（El Kenawy等，2021；Mijani等，2023），城市内部人员流动减少，新城组群建设速度放缓。

相较于依赖低分辨率影像（如MODIS LST）或单时相高分辨率影像（如Landsat LST）的研究，本研究基于时空连续的高分辨率LST数据集分析城市热环境时空演变，显著提升了精细尺度下城市热环境动态变化的表征能力。针对6大新城组群的LST时序分析结果表明：2013年—2020年，武汉市各新城组群夏季高地表温度区除东南新城组群皆呈现出扩张趋势，其中北部、西部、西南部新城组群扩张明显，ΔLST呈上升趋势，东部、南部新城组群无明显变化，东南部新城组群高地表温度区面积呈现出不明显的下降趋势。

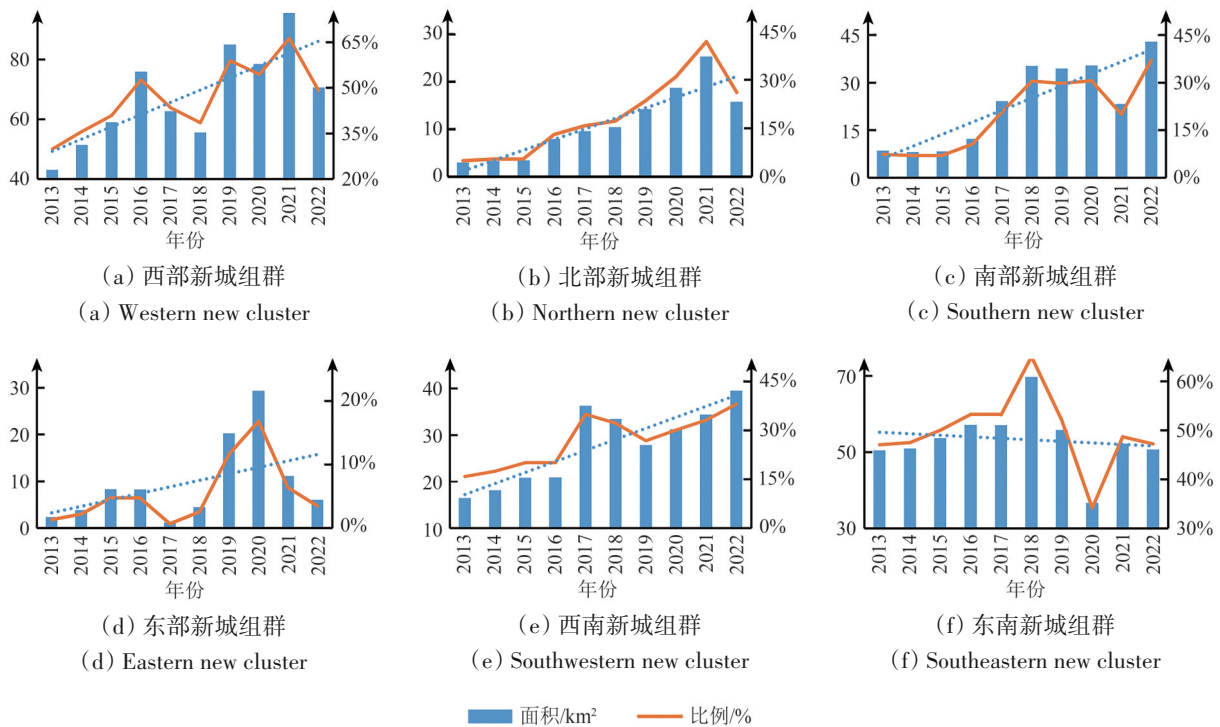


图 10 新城组群高地表温度区面积及占比

Fig.10 HLZ and ratio of new urban clusters

5 结 论

本研究基于多源遥感时空融合方法重建了武汉市 2013 年—2022 年夏季 LST 均值,并在精细尺度下分析了武汉市热环境格局变化,结论如下:

重建地表温度均值产品保留了 Landsat LST 产品的分辨率,为精细尺度下揭示区域热环境时空连续变化提供了数据基础。经地面气象观测站点验证,MAE 为 0.4780°C , RMSE 为 0.5965°C , R^2 为 0.8538; 2013 年—2022 年,武汉市主城区夏季均值 ΔLST 呈下降趋势,在新城组群呈现明显的上升趋势,十年间,武汉市主城区非高地表温度区占比上升约 18%,高地表温度区占比下降约 15%,相反地,新城区非高地表温度区占比下降约 12%,高地表温度区占比上升约 11%,武汉市高地表温度区由主城区沿新城组群向周边的都市发展区扩张,主城区、新城组群高地表温度区逐渐相接。

6 大新城组群中,除东南新城组群外地表温度均值都呈现上升趋势,其中北部、西部、西南部新城组群高地表温度区扩张明显,面积占比上升约 35%、28% 和 15%,东部、南部新城组群无明显变化,东南部高地表温度区呈现出明显的下降趋势。

本研究为长时序高分辨率地表温度重建提供了方法参考,为揭示精细尺度下城市热环境的时空演变规律提供了有效手段,研究成果可为城市生态文明建设与可持续发展提供科学依据和技术支撑。

参考文献 (References)

- Asrar G R. 2019. Advances in quantitative earth remote sensing: past, present and future. *Sensors*, 19(24): 5399 [DOI: 10.3390/s19245399]
- Benas N, Chrysoulakis N and Cartalis C. 2017. Trends of urban surface temperature and heat island characteristics in the Mediterranean. *Theoretical and Applied Climatology*, 130(3/4): 807-816 [DOI: 10.1007/s00704-016-1905-8]
- Berg E and Kucharik C. 2021. The dynamic relationship between air and land surface temperature within the Madison, Wisconsin urban heat island. *Remote Sensing*, 14(1): 165 [DOI: 10.3390/rs14010165]
- Chen M and Dai F. 2021. The influence of urban green spaces on thermal environment based on morphological spatial pattern analysis. *Ecology and Environmental Sciences*, 30(1): 125-134 (陈明, 戴菲. 2021. 基于形态学空间格局分析的城市绿地对热环境的影响研究. *生态环境学报*, 30(1): 125-134) [DOI: 10.16258/j.cnki.1674-5906.2021.01.015]

- DeLang M N, Becker J S, Chang K L, Serre M L, Cooper O R, Schultz M G, Schröder S, Lu X, Zhang L, Deushi M, Josse B, Keller C A, Lamarque J F, Lin M Y, Liu J H, Marécal V, Strode S A, Sudo K, Tilmes S, Zhang L, Cleland S E, Collins E L, Brauer M and West J J. 2021. Mapping yearly fine resolution global surface ozone through the Bayesian maximum entropy data fusion of observations and model output for 1990-2017. *Environmental Science and Technology*, 55(8): 4389-4398 [DOI: 10.1021/acs.est.0c07742]
- El Kenawy A M, Lopez-Moreno J I, McCabe M F, Domínguez-Castro F, Peña-Angulo D, Gaber I M, Alqasemi A S, Al Kindi K M, Al-Awadhi T, Hereher M E, Robaa S M, Al Nasiri N and Vicente-Serrano S M. 2021. The impact of COVID-19 lockdowns on surface urban heat island changes and air-quality improvements across 21 major cities in the Middle East. *Environmental Pollution*, 288: 117802 [DOI: 10.1016/j.envpol.2021.117802]
- Fan X M, Liu H G, Liu G H and Li S B. 2014. Reconstruction of MODIS land-surface temperature in a flat terrain and fragmented landscape. *International Journal of Remote Sensing*, 35(23/24): 7857-7877 [DOI: 10.1080/01431161.2014.978036]
- Fan Z Y, Zhan Q M, Liu H M, Yang C and Xia Y. 2019. Spatial-temporal distribution of urban heat island and the heating effect of impervious surface in summer in Wuhan. *Journal of Geo-Information Science*, 21(2): 226-235 (樊智宇, 詹庆明, 刘慧民, 杨晨, 夏宇. 2019. 武汉市夏季城市热岛与不透水面增温强度时空分布. *地球信息科学学报*, 21(2): 226-235) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2018.180495]
- Gangwisch M, Ludwig S and Matzarakis A. 2024. Modeling the normalized urban heat island for the city of Karlsruhe by linking urban morphology and green infrastructure. *Atmosphere*, 15(1): 125 [DOI: 10.3390/atmos15010125]
- Ge J R, Wang H J, He S W, Huang X X and Hong S. 2021. Seasonal-spatial distribution and driving forces of land surface temperature in the urban development area of Wuhan. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 30(2): 351-360 (葛静茹, 王海军, 贺三维, 黄鑫鑫, 洪松. 2021. 武汉市都市发展区地表温度季节性空间分布与驱动力分析. *长江流域资源与环境*, 30(2): 351-360) [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj202102010]
- Huang B, Zhang H K, Song H H, Wang J and Song C Q. 2013. Unified fusion of remote-sensing imagery: generating simultaneously high-resolution synthetic spatial-temporal-spectral earth observations. *Remote Sensing Letters*, 4(6): 561-569 [DOI: 10.1080/2150704X.2013.769283]
- Huang C H, Tang Y, Wu Y Y, Tao Y, Xu M W, Xu N, Li M Z, Liu X D, Xi H H and Ou W X. 2024. Assessing long-term thermal environment change with Landsat time-series data in a rapidly urbanizing city in China. *Land*, 13(2): 177 [DOI: 10.3390/land13020177]
- Jing L Y, Wang T Y, Zhao M and Wang P. 2017. An adaptive multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox. *Sensors*, 17(2): 414 [DOI: 10.3390/s17020414]
- Li K and Yu Z. 2008. Relationship between city layout and heat environment based on remote sensing technology: a case study of Wuhan city. *City Planning Review*, (5): 75-82 (李鹏, 余庄. 2008. 基于遥感技术的城市布局与热环境关系研究——以武汉市为例. *城市规划*, (5): 75-82) [DOI: 10.3321/j.issn:1002-1329.2008.05.013]
- Li L, Zhan W F, Du H L, Lai J M, Wang C G, Fu H Y, Huang F, Liu Z H, Wang C L, Li J F, Jiang L and Miao S Q. 2022. Long-term and fine-scale surface urban heat island dynamics revealed by Landsat data since the 1980s: a comparison of four megacities in China. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 127(5): e2021JD035598 [DOI: 10.1029/2021JD035598]
- Li R, Wang M M, Zhang Z J, Hu T and Liu X G. 2022. A review of spatiotemporal fusion methods for remotely sensed land surface temperature. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(12): 2433-2450 (李冉, 王猛猛, 张正加, 胡添, 刘修国. 2022. 遥感地表温度产品时空融合方法研究综述. *遥感学报*, 26(12): 2433-2450) [DOI: 10.11834/jrs.20210294]
- Li S, Shi Y, Guan Y P and Zhang J. 2024. Thermal environmental differences and morphological responses of residential spaces in the functional core of the capital. *Modern Urban Research*, (6): 83-92 (李硕, 石杨, 管亚平, 张杰. 2024. 首都功能核心区居住空间热环境差异与形态响应研究. *现代城市研究*, (6): 83-92) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-6000.2024.06.012]
- Li S L, Wang J L, Li D C, Ran Z X and Yang B. 2021. Evaluation of Landsat 8-like land surface temperature by fusing Landsat 8 and MODIS land surface temperature product. *Processes*, 9(12): 2262 [DOI: 10.3390/pr9122262]
- Liu H M, Huang B, Gao S H, Wang J, Yang C and Li R R. 2021. Impacts of the evolving urban development on intra-urban surface thermal environment: evidence from 323 Chinese cities. *Science of the Total Environment*, 771: 144810 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.144810]
- Lu H M, Li F, Zhang M L, Yang G and Sun W W. 2018. Effects of landscape pattern on annual variation of thermal environment in Hangzhou. *Remote Sensing Technology and Application*, 33(3): 398-407 (卢惠敏, 李飞, 张美亮, 杨刚, 孙伟伟. 2018. 景观格局对杭州城市热环境年内变化的影响分析. *遥感技术与应用*, 33(3): 398-407) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2018.3.0398]
- Ma J, Zhou J, Liu S M and Wang Y J. 2017. Review on validation of remotely sensed land surface temperature. *Advances in Earth Science*, 32(6): 615-629 (马晋, 周纪, 刘绍民, 王钰佳. 2017. 卫星遥感地表温度的真实性检验研究进展. *地球科学进展*, 32(6): 615-629) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2017.06.0615]
- Mijani N, Firozjaei M K, Mijani M, Khodabakhshi A, Qureshi S, Arsanjani J J and Alavipanah S K. 2023. Exploring the effect of COVID-19 pandemic lockdowns on urban cooling: a tale of three cities. *Advances in Space Research*, 71(1): 1017-1033 [DOI: 10.1016/j.asr.2022.09.052]
- Moosavi V, Talebi A, Mokhtari M H, Shamsi S R F and Niazi Y. 2015. A wavelet-artificial intelligence fusion approach (WAIFA) for blending Landsat and MODIS surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 169: 243-254 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.

- 08.015]
- Nasar-u-Minallah M, Haase D, Qureshi S, Zia S and Fatima M. 2023. Ecological monitoring of urban thermal field variance index and determining the surface urban heat island effects in Lahore, Pakistan. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(10): 1212 [DOI: 10.1007/s10661-023-11799-1]
- Osborne P E and Alvares-Sanches T. 2019. Quantifying how landscape composition and configuration affect urban land surface temperatures using machine learning and neutral landscapes. *Computers, Environment and Urban Systems*, 76: 80-90 [DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2019.04.003]
- Panwar M, Agarwal A and Devadas V. 2018. Analyzing land surface temperature trends using non-parametric approach: a case of Delhi, India. *Urban Climate*, 24: 19-25 [DOI: 10.1016/j.uclim.2018.01.003]
- Peres L F and DaCamara C C. 2005. Emissivity maps to retrieve land-surface temperature from MSG/SEVIRI. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8): 1834-1844 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.851172]
- Qiu G Y and Zhang X N. 2019. China's urbanization and its ecological environment challenges in the 21st century. *Advances in Earth Science*, 34(6): 640-649 (邱国玉, 张晓楠. 2019. 21 世纪中国的城市化特点及其生态环境挑战. *地球科学进展*, 34(6): 640-649) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2019.06.0640]
- Ren T, Zhou W Q and Wang J. 2021. Beyond intensity of urban heat island effect: a continental scale analysis on land surface temperature in major Chinese cities. *Science of the Total Environment*, 791: 148334 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.148334]
- Shen H F, Huang L W, Zhang L P, Wu P H and Zeng C. 2016. Long-term and fine-scale satellite monitoring of the urban heat island effect by the fusion of multi-temporal and multi-sensor remote sensed data: a 26-year case study of the city of Wuhan in China. *Remote Sensing of Environment*, 172: 109-125 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.11.005]
- Sobrinho J A, Oltra-Carrió R, Sòria G, Bianchi R and Paganini M. 2012. Impact of spatial resolution and satellite overpass time on evaluation of the surface urban heat island effects. *Remote Sensing of Environment*, 117: 50-56 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.04.042]
- Wang M G, Lu H M, Chen B J, Sun W W and Yang G. 2023. Fine-scale analysis of the long-term urban thermal environment in Shanghai using Google earth engine. *Remote Sensing*, 15(15): 3732 [DOI: 10.3390/rs15153732]
- Wu H, Ye L P, Shi W Z and Clarke K C. 2014. Assessing the effects of land use spatial structure on urban heat islands using HJ-1B remote sensing imagery in Wuhan, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32: 67-78 [DOI: 10.1016/j.jag.2014.03.019]
- Xie Q J and Ouyang Z L. 2020. Response of thermal characteristics to urban construction in Wuhan urbanized area. *Science of Surveying and Mapping*, 45(8): 145-150, 163 (谢启姣, 欧阳钟璐. 2020. 武汉主城区热环境特征对城市建设的响应. *测绘科学*, 45(8): 145-150, 163) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2020.08.022]
- Yang C B. 2022. The effect of the urban spatial structure on the spatio-temporal patterns of the urban thermal environment. *Acta Geodae-tica et Cartographica Sinica*, 51(5): 788 (杨朝斌. 2022. 城市空间结构对城市热环境时空异质性分布影响研究. *测绘学报*, 51(5): 788) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20200612]
- Yin J Y, Cai H, Tian P J and Tang M. 2021. Spatial downscaling research of the land surface temperature in Karst Region. *Geography and Geo-Information Science*, 37(2): 38-46, 99 (尹枷愿, 蔡宏, 田鹏举, 唐敏. 2021. 喀斯特地区地表温度空间降尺度方法初探. *地理与地理信息科学*, 37(2): 38-46, 99) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2021.02.006]
- Yoo C, Im J, Cho D, Yokoya N, Xia J S and Bechtel B. 2020. Estimation of all-weather 1 km MODIS land surface temperature for humid summer days. *Remote Sensing*, 12(9): 1398 [DOI: 10.3390/rs12091398]
- Yu D, Zhou W J, Tan J, Guo Z C and Li J. 2014. Temporal and spatial variation characteristics of land surface temperature in Dongting Lake Region, Hunan Province. *Ecology and Environmental Sciences*, 23(11): 1799-1805 (余德, 周卫军, 谭洁, 郭子川, 李娟. 2014. 洞庭湖区地表温度反演及其时空变化特征. *生态环境学报*, 23(11): 1799-1805) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-5906.2014.11.012]
- Yu Y, Renzullo L J, Mcvicar T R, Malone B P and Tian S Y. 2023. Generating daily 100 m resolution land surface temperature estimates continentally using an unbiased spatiotemporal fusion approach. *Remote Sensing of Environment*, 297: 113784 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113784]
- Yuan L H, Jiang W G, Shen W M, Liu Y H, Wang W J, Tao L L, Zheng H and Liu X F. 2013. The spatio-temporal variations of vegetation cover in the Yellow River Basin from 2000 to 2010. *Acta Ecologica Sinica*, 33(24): 7798-7806 (袁丽华, 蒋卫国, 申文明, 刘颖慧, 王文杰, 陶亮亮, 郑华, 刘孝富. 2013. 2000-2010 年黄河流域植被覆盖的时空变化. *生态学报*, 33(24): 7798-7806) [DOI: 10.5846/stxb201305281212]
- Zheng M L, Huang F and Zhang G. 2018. Land surface temperature data fusion of Landsat ETM and MODIS by combining TsHARP and STITFM model. *Remote Sensing Technology and Application*, 33(2): 275-283 (郑明亮, 黄方, 张鸽. 2018. 基于 TsHARP 模型和 STITFM 算法的地表温度影像融合研究. *遥感技术与应用*, 33(2): 275-283) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2018.2.0275]
- Zhu X L, Chen J, Gao F, Chen X H and Masek J G. 2010. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*, 114(11): 2610-2623 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.032]
- Zhu X M, Song X N, Leng P, Li X T, Gao L, Guo D and Cai S H. 2021. A framework for generating high spatiotemporal resolution land surface temperature in heterogeneous areas. *Remote Sensing*, 13(19): 3885 [DOI: 10.3390/rs13193885]
- Zhukov B, Oertel D, Lanzl F and Reinhackel G. 1999. Unmixing-based multisensor multiresolution image fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3): 1212-1226 [DOI: 10.1109/36.763276]

Reconstruction of land surface temperature and urban thermal environment change in the core area of Wuhan from 2013 to 2022

OUYANG Yuanjun¹, ZHANG Ming¹, ZHANG Lei², HE Qingqing¹, HUANG Jiejun¹

1.College of Resources and Environmental Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2.School of Resource and Environment Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Remote sensing-derived Land Surface Temperature (LST) products are essential for studying urban thermal environment dynamics. However, limitations, such as long revisit intervals of remote sensors and data gaps caused by cloudy or rainy weather, hinder the representativeness of high-resolution LST products. As a result, long-term studies on urban thermal environments at fine spatial scales remain constrained. This study aims to reconstruct high-resolution summer mean LST data for Wuhan's core urban area from 2013 to 2022 by using Landsat and MODIS remote sensing data through spatiotemporal fusion methods and to analyze the evolution of Wuhan's thermal environment at a fine scale. The research employed spatiotemporal fusion techniques to integrate Landsat and MODIS data and reconstruct long-term high-resolution summer mean LST for Wuhan's core urban area. The study area covered Wuhan's central city and urban development zones. Validation was conducted using ground meteorological station data, and accuracy was assessed through Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), and R^2 metrics. LST classification and trend analysis were performed to examine the spatiotemporal patterns of thermal environment changes. Result (1) The reconstructed high-resolution mean LST product demonstrated strong consistency with ground observations (MAE=0.478 °C, RMSE=0.5965 °C, R^2 =0.8538), effectively capturing the high spatiotemporal heterogeneity of urban thermal environments at fine scales. (2) From 2013 to 2022, the proportion of high-temperature zones in Wuhan's main urban area decreased while expanding toward surrounding new town clusters along the development axes, with previously isolated high-temperature areas gradually merging. (3) During 2013—2022, all new town clusters, except the southeastern cluster, exhibited expanded high-temperature zones, with notable growth in northern, western, and southwestern areas. Conclusion This study provides an effective approach for reconstructing high-resolution LST data and analyzing fine-scale urban thermal environment patterns. The findings offer valuable insights into urban ecological civilization construction and sustainable development, supporting evidence-based urban planning and heat island mitigation strategies. The methodology and results help advance research on the spatiotemporal patterns of urban thermal environments at fine scales.

Key words: urban thermal environment, mean land surface temperature, land surface temperature reconstruction, multi-source spatiotemporal fusion, spatiotemporal evolution, Mann-Kendall trend test, spatiotemporal resolution, Wuhan City

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.42201369)