引文格式:刘耀林,张文,焦利民,等.融合多源数据的城市局地气候区精细分类方法研究——以武汉市为例[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(8):1671-1684.DOI:10.13203/j.whugis20260214

Citation: LIU Yaolin, ZHANG Wen, JIAO Limin, et al. Refined Mapping of Urban Local Climate Zones by Integrating Multi-source Data: A Case Study of Wuhan, China[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(8):1671-1684.DOI:10.13203/j.whugis20260214

融合多源数据的城市局地气候区精细分类方法研究——以武汉市为例

刘耀林[1,2,3] 张 文[1,2] 焦利民[1,2] 秦 睿[1,2] 张 敏[4]

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室,湖北 武汉,430079

3 昆山杜克大学,江苏 昆山,215316

4 武汉市自然资源和规划信息中心,湖北 武汉,430014

摘 要:在气候变化加剧和极端高温事件频发背景下,城市热环境评估、气候适应性规划和风险识别对精细化空间分类框架提出了更高要求。局地气候区(local climate zone,LCZ)分类作为连接城市空间形态与局地气候差异的基础框架,是气候变化背景下城市环境研究的重要支撑,但在复杂城市环境中仍存在类别混淆、分类精度不足等瓶颈问题。以湖北省武汉市为研究区,融合多源地理空间数据,提取建筑三维形态、地表覆盖、植被状态、光谱响应和功能约束等特征,构建知识规则—机器学习相结合的两阶段LCZ分类方法。基于独立人工解译样本的验证结果表明,120 m分辨率LCZ分类结果总体精度为0.899,Kappa系数为0.867;与相同验证样本下的全球LCZ产品相比,所构建方法结果的总体精度提高了0.130,Kappa系数提高了0.186。多尺度对比表明,120 m分类尺度在精度与空间细节表达之间具有相对均衡的表现。基于地表温度的外部一致性检验表明,分类结果能够有效反映不同城市形态与地表覆盖单元的热环境差异,表明该方法具有较好的城市局部气候特征区分性。所构建的集成方法可为复杂城市空间LCZ高精度分类、热环境精细化评估与气候适应性规划提供技术支撑。

关键词:局地气候区;多源数据;随机森林;尺度效应;地表温度

中图分类号:P27 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-06-11

DOI:10.13203/j.whugis20260214 **文章编号**:1671-8860(2026)08-1671-14

Refined Mapping of Urban Local Climate Zones by Integrating Multi-source Data: A Case Study of Wuhan, China

LIU Yaolin[1,2,3] *ZHANG Wen*[1,2] *JIAO Limin*[1,2] *QIN Rui*[1,2] *ZHANG Min*[4]

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

2 Key Laboratory of Geographic Information System, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 Duke Kunshan University, Kunshan 215316, China

4 Wuhan Natural Resources and Planning Information Center, Wuhan 430014, China

Abstract: **Objectives**: Under intensifying climate change and increasingly frequent extreme heat events, urban thermal environment assessment, climate adaptation planning, and risk identification require more refined spatial classification frameworks. Local climate zone (LCZ) classification links urban spatial morphology with local climatic differences and provides an important basis for urban environmental research. However, LCZ classification in complex urban environments still faces bottlenecks such as class confusion and insufficient accuracy. The objective was to develop a refined LCZ classification method suitable for complex urban spaces and evaluate its local applicability. **Methods**: With Wuhan as the study area, multi-source geo-

基金项目:国家自然科学基金重点项目(42230107);国家自然科学基金(42471454,42371423);湖北省战略科技人才培育专项(2024DJA012)。

第一作者:刘耀林,博士,教授,国际欧亚科学院院士,主要从事土地信息技术、数据挖掘等研究。yaolin610@163.com

通信作者:焦利民,博士,教授。lmjiao@whu.edu.cn

spatial data for 2020 were integrated to construct features related to three-dimensional building morphology, surface cover, vegetation conditions, spectral responses, and functional constraints. A two-stage LCZ classification method was formed by combining knowledge-rule-based initial classification with random forest supplementary classification. Classification accuracy, multi-scale performance, comparison with the global LCZ product, and land-surface-temperature-based external consistency were evaluated. **Results:** The 120 m LCZ classification result achieved an overall accuracy (OA) of 0.899, with an overall accuracy of 0.827 for built-up LCZ classes. Compared with the global LCZ product evaluated using the same validation samples, the OA and Kappa coefficient of the proposed result were higher by 0.130 and 0.186, respectively. Multi-scale comparison showed that the 120 m classification scale achieved a relatively balanced performance between accuracy and spatial detail representation. The land surface temperature consistency test showed that the classification result effectively reflected thermal differences among urban morphology and surface-cover units, supporting the climatic interpretability and applicability of the LCZ classification method. **Conclusions:** The results can provide technical support for high-accuracy LCZ classification, refined urban thermal environment assessment, and climate adaptation planning in complex urban spaces.

Key words: local climate zone; multi-source data; random forest; scale effect; land surface temperature

快速城市化显著改变了城市地表覆盖、建筑形态和下垫面热力属性,并进一步影响城市热岛、热暴露风险和城市气候环境[1-3]。传统土地覆盖分类通常将城市建设区概括为建设用地或不透水面类型,难以充分表达城市内部建筑高度、建筑密度、空间开敞度和地表材料等差异[4-5]。局地气候区(local climate zone,LCZ)分类体系综合考虑建筑形态、地表覆盖和热环境特征[6-7],将城市及其周边地区划分为10类建成类和7类自然类,为城市形态刻画、地表温度分析和城市气候研究提供了统一分类框架[4,8-9]。因此,获取精细、稳定且具有可解释性的LCZ分类结果,是开展城市热环境评估和气候适应性规划的重要基础[6,10]。

自LCZ概念提出以来,相关LCZ分类方法已由早期依赖专家知识和人工样本的遥感监督分类,逐步发展为融合遥感影像、建筑物数据、地表覆盖产品和机器学习、深度学习方法的多源制图体系[11-14]。世界城市数据库与访问门户工具(world urban database and access portal tools,WUDAPT)推动了LCZ制图流程的标准化,使不同城市之间的局地气候区比较成为可能[15-16]。近年来,随着开放遥感数据、全球建筑物数据和云计算平台的发展,LCZ制图范围也由单个城市扩展到区域、国家乃至全球尺度[12]。例如,DEMUZERE等[17]发布了100 m分辨率的全球LCZ产品,为大尺度城市气候模拟和城市环境研究提供了重要基础数据。

尽管LCZ分类研究已取得较大进展,但复杂城市环境中的类别混淆问题仍然突出。LCZ并非普通土地覆盖分类,其类别定义同时涉及建筑高度、建筑覆盖度、空间开敞度、地表材料和人为活动强度等综合属性。建成类LCZ之间往往不存在清晰的离散边界,表现为建筑高度、建筑密度和开发强度的连续变化,导致紧凑型与开敞型、高层与中低层、大型低层建筑与工业相关空间等类别之间容易混淆[12,14]。已有研究表明,在中国城市中,标准WUDAPT方法对自然类LCZ的识别相对稳定,但建成类识别精度仍有提升空间,建筑高度等三维形态信息对改善建成类分类具有重要作用[18]。

对于武汉这类形态结构复杂、功能高度复合的超大城市而言,LCZ分类的关键难点在于如何在连续变化的城市形态和混合分布的地表覆盖中稳定识别具有气候意义的空间类型[13,19]。中心城区内部建筑高度、建筑密度和不透水面比例差异明显,外围地区分布有低密度建成区、工业园区、湖泊水系、林地、农田和低矮植被等多种空间类型。大型低层建筑、工业仓储空间和低密度建成区在建筑形态、地表覆盖和光谱特征上具有一定相似性,仅依赖单一遥感影像或土地覆盖数据难以稳定区分[14]。因此,有必要综合建筑形态、遥感光谱、土地覆盖、植被结构和功能语义等多源信息,提高复杂城市LCZ类型的可分性[12,20]。

基于上述问题,本文以武汉市为研究区,构建多源特征约束与机器学习补充分类相结合的LCZ精细分类框架,以提高复杂城市空间中LCZ类型识别的稳定性和本地适应性。首先,整合三维建筑数据、土地覆盖数据、Landsat多光谱影像、归一化差异植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)、不透水面(impervious surface fraction,ISF)、树木覆盖比例、工业用地和兴趣点数据(point of interest,POI)等多源数据,构建面向LCZ分类的网

格特征集。其次,基于知识推理和机器学习耦合思路,构建知识规则初始分类—随机森林补全分类的两阶段方法生成LCZ分类结果,并利用独立人工解译样本进行精度验证。然后,将本文方法分类结果与全球LCZ产品进行精度和空间对比,评估其在复杂建成环境中的分类表现。最后,通过不同格网尺度的分类对比,分析尺度变化对LCZ分类精度和空间细节表达的影响,并结合夏季和冬季地表温度(land surface temperature,LST)数据开展外部一致性检验,评估LCZ分类结果对城市热环境差异的表征能力。

1　研究区概况与数据

1.1　研究区域概况

研究区位于湖北省武汉市(113°42′E~115°04′E,29°58′N~31°22′N)[21],如图1所示,全文地图均基于自然资源部标准地图服务网站审图号为GS(2024)0650号的标准地图制作,底图边界无修改。全市总面积约8 569 km^2,下辖13个行政区,其中江岸、江汉、硚口、汉阳、武昌、青山和洪山7个区构成以高密度建成为主体的主城区(https://tjj.hubei.gov.cn/),是长江中游城市群的核心城市。长江与汉江在市域内交汇,湖泊湿地广泛分布,地貌以平原为主,兼有低山丘陵,植被覆盖度较高,形成了河湖交织、蓝绿空间嵌入的典型滨水城市格局。近年来,武汉市经历了快速城市化过程,城镇化率由2005年的62.8%提高至2020年的84.31%(https://www.wuhan.gov.cn/)。快速城市扩张推动了建设用地向外围拓展的同时,也促进了中心城区和新开发区域内部建筑高度、建筑密度的提高[22-23]。受自然地理格局与城市发展进程的共同影响,武汉市城市形态呈现出较强的复杂性和空间异质性,形成了多种空间类型并存的复合格局。该复杂空间结构使武汉市具有丰富的LCZ类型组合,但同时也使得类间识别面临一定的不确定性[13]。因此,本文选择武汉市作为案例区,有助于检验所提分类方法在复杂城市LCZ精细分类中的适用性。

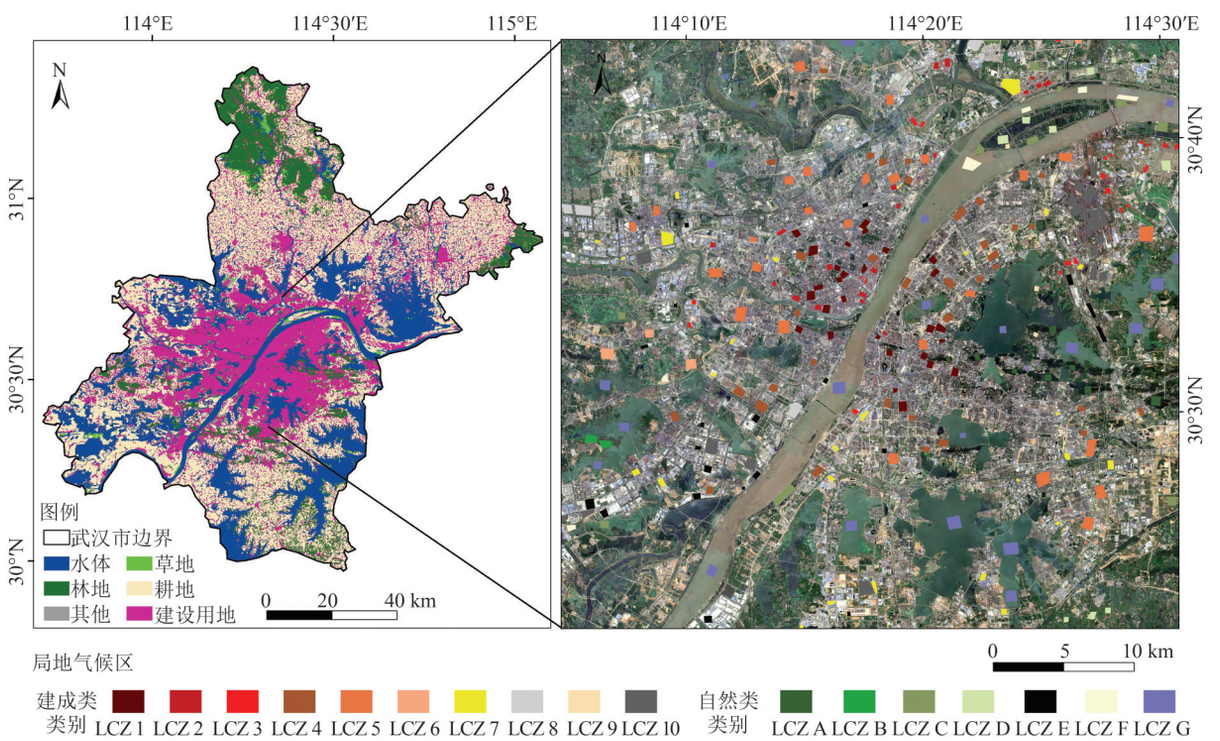


图1　研究区域地理位置示意图

Fig. 1　Location of the Study Area

1.2　研究数据

本文使用的数据主要包括建筑矢量数据、土地覆盖数据、遥感影像、不透水面数据、树木覆盖数据、工业用地数据、POI数据、全球LCZ产品以及Landsat地表温度数据。各类数据信息见表1。

建筑轮廓与高度数据用于提取建成类LCZ的形态特征。本文以3D全球建筑足迹产品(three-dimensional global building footprint, 3D-GloBFP)的矢量轮廓作为建筑空间范围基础,并结合本地资源三号(ZY-3)立体影像提取建筑高度信息。3D-GloBFP数据具有全球覆盖和轮廓连续性优势,但作为全球尺度产品,其在武汉市的本地适应性仍可进一步提高。为提高建筑高度特征准确性,本文基于ZY-3立体影像采用多

表1 数据描述与来源

Table 1 Data Descriptions and Sources

数据名称	年份/年	空间分辨率/格式	数据来源及参考
建筑矢量数据	2020	矢量	3D-GloBFP[24]
土地覆盖数据	2020	10 m	美国环境系统研究所公司(Environmental Systems Research Institute,ESRI)全球土地覆盖数据[25]
Landsat 8多光谱影像	2020	30 m	美国地质调查局(United States Geological Survey-USGS)[26]
Sentinel-2影像	2020	10 m	欧洲空间局
不透水面数据	2020	30 m	全球人工不透水面数据集[27]
树木覆盖数据	2020	30 m	中国年度树木覆盖数据集[28]
工业用地数据	2020	10 m	中国城市土地利用动态数据集[29]
POI数据	2020	矢量点	百度地图开放平台
全球LCZ产品	2018	100 m	全球局地气候区地图[17]
LST数据	2020	30 m	USGS的Landsat Collection 2 Level-2地表温度数据[26]

视立体匹配方法生成数字表面模型(digital surface model,DSM),并结合数字高程模型构建归一化DSM(normalized DSM,nDSM),以获取建筑物相对于地面的高度信息。随后,以3D-GloBFP建筑轮廓作为建筑平面边界,将其与nDSM高度信息进行空间叠加匹配,获取建筑尺度的本地化高度属性。在此基础上,在规则格网内计算建筑基底面积占比(building surface fraction,BSF)、建筑高度(building height,BH)、建筑数量(building amount,BA)以及高度分位数等指标,用于表征网格内建筑密度、高度结构和建筑形态差异。

土地覆盖数据采用2020年ESRI全球土地覆盖产品。该数据具有较高空间分辨率,能够提供水体、树木、草地、农田、建成区、裸地等地表覆盖类型信息。本文基于该数据统计各类地表覆盖在规则格网内的面积比例,并提取土地覆盖主导类型,用于辅助区分自然类LCZ以及建成区与非建成区边界。

遥感影像包括Landsat 8多光谱影像和Sentinel-2影像。Landsat 8影像用于提取B1~B7多光谱反射特征,补充不同地表材料和覆盖状态的光谱差异;Sentinel-2影像采用2020年5月—9月的多光谱成像仪Level-2A地表反射率产品。首先筛选整景云量不高于50%的影像,结合Sentinel-2云概率数据和场景分类层剔除云、云影、卷云及异常像元;随后逐景计算NDVI,并采用时间中位数合成获得夏季NDVI。为保证结果稳定性,仅保留有效观测次数不少于5次的像元。

不透水面数据用于表征人工硬化地表强度。本文基于不透水面数据计算规则格网内不透水面比例,用于辅助识别建成区范围,并区分不同开发强度下的建成类LCZ。树木覆盖比例数据用于表征木本植被覆盖水平,主要辅助自然类LCZ的分层识别。

工业用地数据和POI数据用于补充城市功能语义信息。工业用地数据用于辅助识别工业相关空间;2020年3月采集的POI数据进行清洗后,根据类别和名称中的相关关键词筛选出重工业生产、轻工业生产、仓储物流和交通设施等相关类别,并基于规则格网240 m邻域缓冲区计算单位面积POI强度,用于表征网格周边功能活动集聚程度。该类数据不单独决定LCZ类型,而是作为功能辅助特征参与LCZ 8、LCZ 10及相关建成类的识别。

全球LCZ产品用于评价本文分类结果相对于现有全球产品的改进效果。本文采用DEMUZERE等[17]发布的2018年100 m全球LCZ产品,提取武汉市区域的结果,并在相同验证样本和统一评价口径下,将其与本文120 m LCZ分类结果进行精度和空间对比。

Landsat Collection 2 Level-2地表温度数据用于后续LCZ与LST分析,分别提取夏季(6月—8月)和冬季(12月至次年2月)有效观测的LST中值合成结果,各像元需满足有效观测次数不少于3次,以分析不同LCZ类型的地表温度分异及其尺度稳定性。

所有空间数据在分析前统一进行投影转换、裁剪和空间对齐。矢量数据通过空间叠加统计至规则格网,栅格数据根据不同空间尺度的规则格网计算均值、面积比例或主导类型。

2 研究方法

2.1 LCZ分类体系与特征因子提取

本文参照STEWART和OKE[8]提出的LCZ分类体系,并结合武汉市数据条件和城市空间特征,识别17类LCZ,包括建成类LCZ 1~10和自然类LCZ A~G(图2)。建成类LCZ主要反映不同建筑高度、建筑密度、空间开敞度和功能属性下的城市建成环境,自然类LCZ则反映不同植被、水体、裸地和硬质地表覆盖类型。

本文以规则格网作为基本空间单元提取LCZ分类所需的特征因子。参考已有LCZ分类

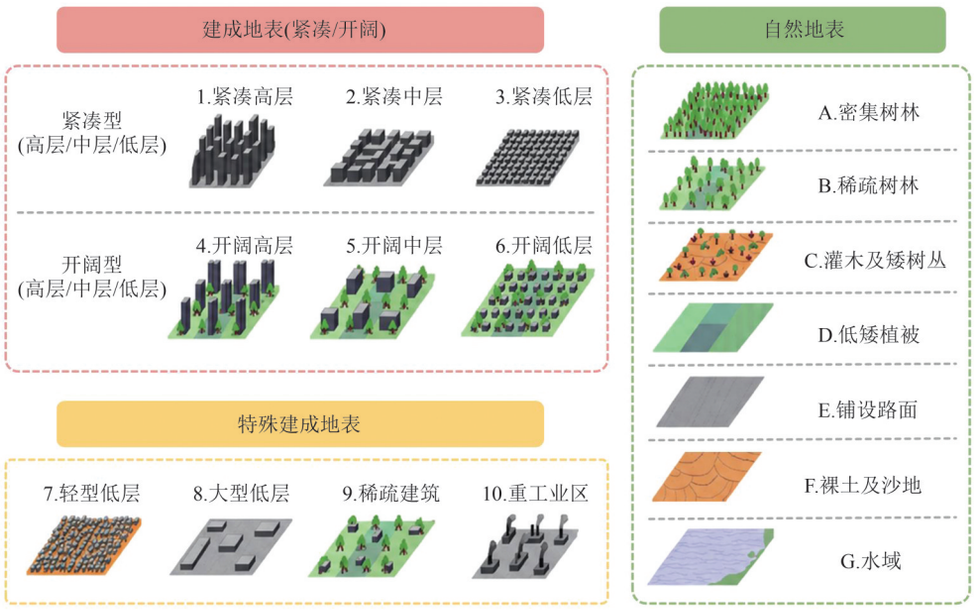


图 2　LCZ 分类示意图

Fig. 2　Schematic Diagram of LCZ Classification

研究,BSF、BH、BA、ISF 比例和 NDVI 等因子表征城市几何形态与下垫面属性。同时进一步引入 ESRI 土地覆盖、Landsat B1~B7 多光谱特征、树木覆盖比例、工业用地比例和 POI 邻域强度等辅助特征,用于提高自然类分层、建成类细分和工业相关空间识别的稳定性。BSF 表示网格内建筑基底面积占网格总面积的比例,用于表征建筑覆盖强度;BH 表示网格内建筑基底面积加权平均高度,用于表征建成类 LCZ 的主导建筑高度特征,计算公式如下:

$$r_{\mathrm{BSF}}=\sum_{i=1}^{n}S_{\mathrm{BS}_i}/S_{\mathrm{grid}} \tag{1}$$

$$h_{\mathrm{BH}}=\left(\sum_{i=1}^{n}S_{\mathrm{BS}_i}\times h_{\mathrm{BH}_i}\right)\Big/\left(\sum_{i=1}^{n}S_{\mathrm{BS}_i}\right) \tag{2}$$

式中,n 为空间格网内建筑数量;S_{BS_i} 为第 i 栋建筑的基底面积;S_{grid} 为格网总面积;h_{BH_i} 为第 i 栋建筑高度。

NDVI 用于表征植被覆盖状态,其计算公式为:

$$I_{\mathrm{NDVI}}=\frac{r_{\mathrm{NIR}}-r_{\mathrm{red}}}{r_{\mathrm{NIR}}+r_{\mathrm{red}}} \tag{3}$$

式中,r_{NIR} 和 r_{red} 分别为 Sentinel-2 近红外(near infrared,NIR)波段 B8 和红光(red)波段 B4 的地表反射率。

2.2　LCZ 精细分类方法

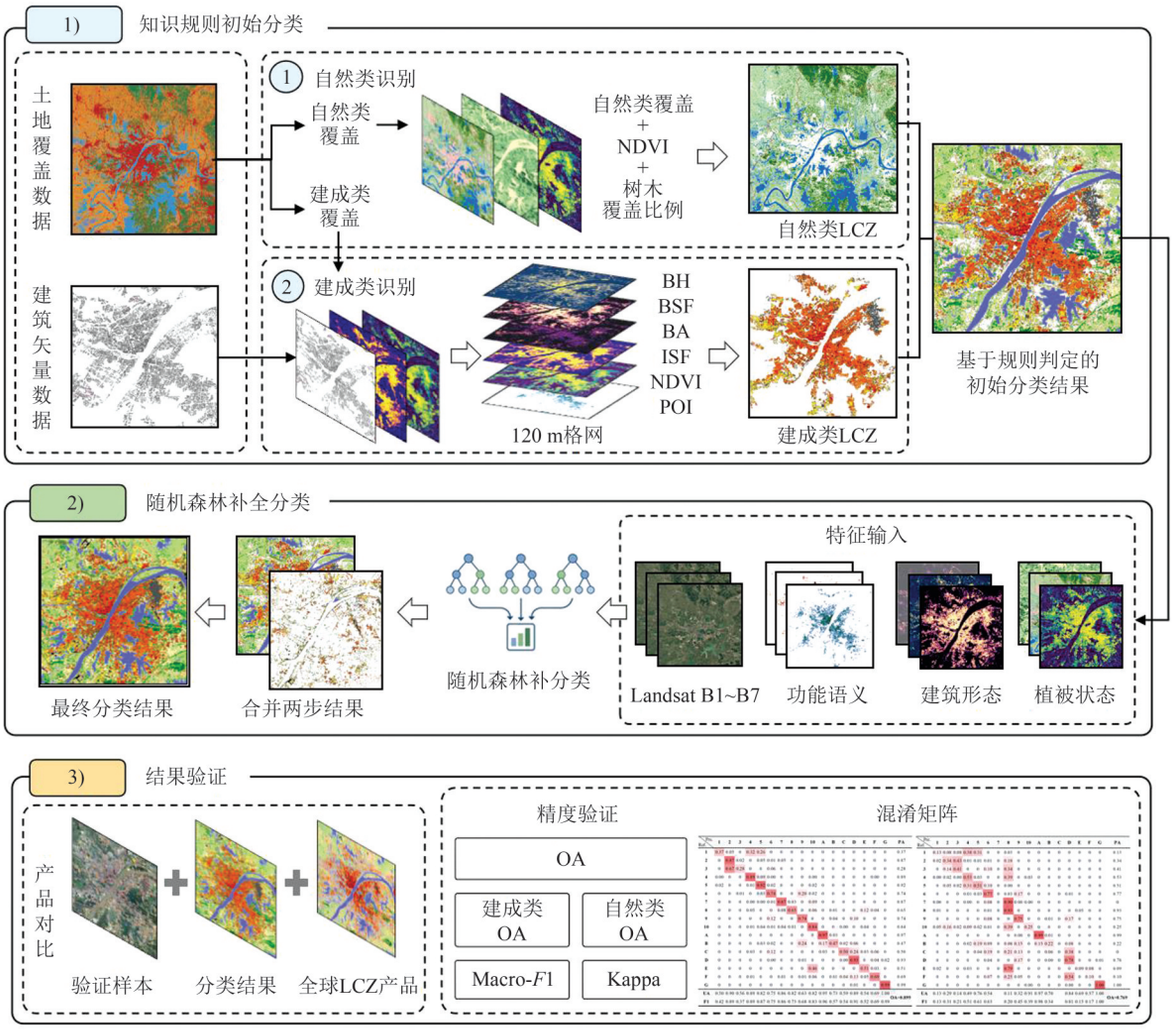
基于知识规则和机器学习相结合的思路,构建知识规则初始分类—随机森林补全分类的两阶段 LCZ 分类方法。

1)基于知识规则判定的初始分类(图3)。利用类别指向明确、判别依据相对稳定的特征,先生成初始 LCZ 分类结果。首先,基于土地覆盖数据对研究区地表覆盖类型进行归并,初步区分建成类与自然类格网。对于自然类 LCZ,进一步结合土地覆盖类型、树木覆盖比例和 NDVI 等信息,将密集树木、稀疏树木、灌丛、低矮植被、裸地和水体等地表覆盖类型分别对应至相应的自然类 LCZ。其次,对于建成类格网,依据建筑几何参数(BH、BSF、BA)和 ISF 等指标,并参考已有研究中关于高层、中层、低层以及紧凑、开敞形态的阈值范围[8,30],对不同建成类 LCZ 进行初步划分。在此基础上,工业用地比例和 POI 邻域强度作为功能语义辅助信息,用于增强大型低层建筑区和工业相关空间的识别。经过规则初分后,能够稳定判定的格网被赋予相应 LCZ 类型,而对于建筑等数据缺失或规则判别不足的格网,则保留为待分类格网,进入下一步补分类过程。

2)基于随机森林的补全分类。该步骤主要针对规则初分阶段遗留的待分类格网,利用多源特征进行机器学习预测,从而提高分类结果的空间完整性。随机森林模型以步骤 1)中判定较稳定的已分类格网作为训练基础,输入变量包括建筑形态特征(BH、BSF、BA)、地表覆盖和植被状态特征、光谱特征和功能语义辅助特征等。其中,Landsat B1~B7 多光谱特征、不透水面比例、NDVI、树木覆盖比例、土地覆盖类别占比、工业用地比例和 POI 邻域强度等变量共同用于表征待分类格网的地表组成、光谱响应和功能属性。模型训练完成后,对待分类格网进行 LCZ 类型预测,并将预测结果与规则初分结果合并,形成完

整覆盖的LCZ分类结果。

分类方法总体流程如图3所示。



注:OA(overall accuracy)表示总体精度。

图3 LCZ精细分类方法总体流程

Fig. 3 Overall Workflow of the Refined LCZ Classification Method

2.3 分类精度验证与方法对比

本文基于Google Earth高分辨率影像选取独立验证样本,对LCZ分类结果进行精度验证。样本选取参考WUDAPT训练区判读原则,优先选择地表组成均一、边界清晰、形状简单且具有类别代表性的区域。随后,将验证样本转换为与LCZ分类结果相匹配的空间单元,并通过样本与分类结果叠加构建混淆矩阵(图3)。

基于混淆矩阵,本文计算OA、建成类OA、自然类OA、平均$F1$值(Macro-$F1$)和Kappa系数,用于评价分类结果的总体性能、类别组识别效果和类别均衡性。为进一步评估本文方法的分类表现,采用相同验证样本,将120 m主尺度LCZ结果与公开全球LCZ产品结果[17]进行精度对比,并结合典型区域开展空间表达对比。

2.4 多尺度分类与LCZ类型的地表温度分异

为分析分类单元尺度对LCZ识别结果的影响,本文在120 m主尺度基础上,进一步构建60 m、240 m和360 m 3种规则格网分类单元。各尺度均按照相同的特征体系和两步分类流程生成LCZ结果,并采用统一验证样本进行精度评价和空间对比,分析不同尺度下的空间细节、空间连续性和分类精度差异。

为检验LCZ分类结果在热环境分析中的应用意义,本文将夏季和冬季LST与不同尺度LCZ分类结果进行空间叠加,仅保留LST值有效,且格网内有效LST比例不低于50%的样本。以LCZ类型为统计单元,计算各类型的LST分布和平均值。同时,计算各LCZ类型平均LST相对于全市平均LST的差值,用于表征该类型相对全市平均热环境水平的升温或降温幅度,计算公式如下:

$$\Delta LST_i = \overline{LST}_i - \overline{LST}_c \quad (4)$$

式中,ΔLST_i表示LCZ类型i相对于全市平均水平的LST差异;$\overline{LST}_i$为该LCZ类型的平均LST;$\overline{LST}_c$为研究区内所有有效像元的平均LST。$\Delta LST_i > 0$,表示该类型高于全市平均水平;$\Delta LST_i < 0$,表示低于全市平均水平。

3　结果与讨论

3.1　武汉市LCZ分类结果及空间组成特征

从基于120 m的分类结果来看,武汉市LCZ类型的空间分布呈现出中心建成集聚、外围自然覆盖为主的格局(图4)。建成类LCZ主要集中于长江、汉江沿线及中心城区范围,尤其在江汉区、硚口区、江岸区、武昌区、汉阳区等城区分布较为连续。自然类LCZ则广泛分布于城市外围区域,并在湖泊、水系、林地及低矮植被覆盖区形成连续斑块。

从全市尺度看,武汉市自然类LCZ占主导地位,自然类面积占比约为70.9%,建成类面积占比约为29.1%。各LCZ类型中,LCZ D面积占比最高,为34.62%;其次为LCZ 9和LCZ B,占比分别为13.74%和13.62%;LCZ G占比为9.99%。这表明武汉市在行政边界范围内仍保留了较大比例的低矮植被、林地和水体等自然覆盖类型。建成类中,LCZ 9占比最高,说明武汉外围及城乡过渡区域存在大量低密度、斑块化的建成空间;LCZ 1、LCZ 2和LCZ 3等紧凑型建成类面积占比较低,主要集中在中心城区内部,表明高强度紧凑开发空间在全市范围内具有较强的局部集聚特征。

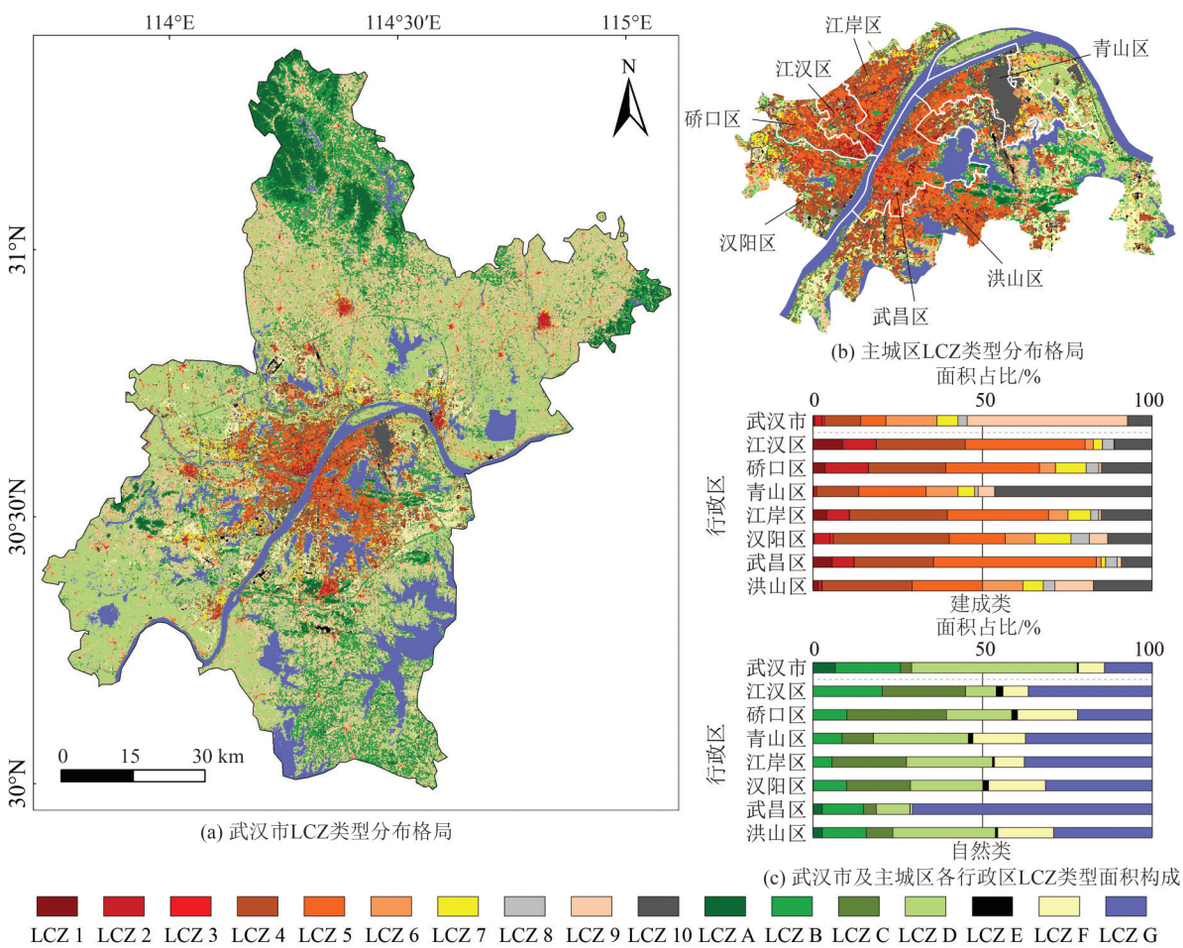


图4　武汉市LCZ分类及组成特征

Fig. 4　Spatial Distribution and Composition Characteristics of LCZ in Wuhan City

主城区内部的LCZ组成差异进一步揭示了武汉不同城区的空间形态分异。江汉区和硚口区建成类占比分别达到90.44%和82.41%,表现出高度城市化和建成空间连续分布的特征;青山区、江岸区、汉阳区和武昌区建成类占比介于56.81%～67.44%之间,说明这些城区内部建成空间与水体、绿地等自然覆盖交错分布;洪山区自然类占比最高,达到61.61%,与其较大的行政范围以及山体、湖泊、植被等自然地表覆盖密切相关。从具体类型看,江汉区、硚口区、江岸区和武昌区的建成类以LCZ 4和

LCZ 5等开敞型中高层建成区为主，体现了成熟城区中住宅、商业和公共服务空间混合分布的形态特征；青山区LCZ 10占其建成类的46.4%，反映出该区工业用地和大型工业建成环境的集中分布；武昌区自然类中LCZ G占比达到70.7%，则与东湖及长江沿线水体分布直接相关。

武汉市LCZ的空间组成说明，高强度中心建成空间、外围低密度建成区以及湖泊、林地、低矮植被等自然覆盖类型共同构成了城市局地气候区的基本格局。该空间格局与武汉市的城市地理特征相一致，也为后续分析不同LCZ类型下的地表温度差异提供了空间基础。

3.2 LCZ分类精度验证与方法对比

为评价本文LCZ分类结果的可靠性，将120 m分类结果与全球LCZ产品进行精度和空间对比，结果见图5、图6和表2。由表2可知，本文分类结果在验证样本上的OA、Kappa系数和Macro-$F1$分别为0.899、0.867和0.728，相较于相同验证样本下全球LCZ产品结果的0.769、0.682和0.405，分别提高了0.130、0.185、0.323。分组精度结果显示，本文分类结果和全球LCZ产品的自然类OA分别为0.942和0.893，二者在自然类LCZ识别方面表现接近。相比之下，二者在建成类识别上的差异更为明显，本文结果建成类OA为0.827，而全球LCZ产品为0.436，表明该产品在武汉复杂建成环境内部类型区分上的误差主要集中于建成类LCZ。

图5和图6进一步展示了二者在各LCZ类别上的分类差异。本文分类结果中，LCZ A、LCZ D和LCZ G等自然覆盖类型的$F1$均大于0.9；建成类中，LCZ 2、LCZ 4、LCZ 5、LCZ 7和LCZ 10的$F1$均达到0.8以上，说明这些类别在验证样本中具有较高的综合识别精度。相比之下，LCZ 1、LCZ 3、LCZ B、LCZ C和LCZ E的$F1$分别为0.424、0.370、0.570、0.540和0.524，说明紧凑高层、紧凑低层、稀疏树林、灌木及矮树丛以及铺设路面仍是本文分类结果中的主要误差来源。结合混淆矩阵可知，LCZ 3中66.67%的样本被识别为LCZ 2，反映出紧凑低层与紧凑中层建成类型在现有特征空间中的区分难度。

LCZ参考类别	LCZ预测类别																	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	A	B	C	D	E	F	G	PA
1	0.368	0.053	0	0.316	0.263	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.368
2	0	0.872	0.023	0	0.045	0.008	0.053	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.872
3	0	0.667	0.278	0	0	0.056	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.278
4	0.005	0	0	0.888	0.092	0.005	0	0	0	0.005	0	0	0	0	0	0.005	0	0.888
5	0.020	0	0	0.010	0.925	0.023	0	0	0	0.023	0	0	0	0	0	0	0	0.925
6	0	0	0.006	0	0.034	0.743	0	0	0.200	0.017	0	0	0	0	0	0	0	0.743
7	0	0	0	0.004	0.004	0.007	0.869	0.029	0	0.087	0	0	0	0	0	0	0	0.869
8	0	0	0	0.046	0	0	0.083	0.648	0	0.056	0	0.009	0	0	0.120	0.037	0	0.648
9	0	0	0	0	0	0.117	0	0	0.742	0	0.043	0	0	0.098	0	0	0	0.742
10	0	0	0	0.012	0.043	0.006	0.043	0.014	0	0.839	0	0	0.004	0	0	0.039	0	0.839
A	0	0	0	0	0	0	0	0.000	0	0	0.972	0.028	0	0	0	0	0	0.972
B	0	0	0	0	0.028	0.018	0	0	0.239	0	0.165	0.468	0.018	0.064	0	0	0	0.468
C	0	0	0	0.029	0	0.118	0	0	0	0	0.029	0	0.500	0.235	0.029	0.059	0	0.500
D	0	0	0	0	0	0.003	0	0	0.009	0	0	0	0.002	0.929	0	0.041	0.015	0.929
E	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.464	0	0	0	0	0.505	0.031	0	0.505
F	0	0	0	0.007	0	0	0.014	0	0.007	0.056	0	0.007	0.042	0.133	0.049	0.685	0	0.685
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.014	0	0	0.986	0.986
UA	0.500	0.899	0.556	0.888	0.820	0.751	0.857	0.824	0.634	0.820	0.948	0.729	0.586	0.892	0.544	0.685	0.996	
$F1$	0.424	0.885	0.370	0.888	0.869	0.747	0.863	0.725	0.684	0.829	0.960	0.570	0.540	0.910	0.524	0.685	0.991	
OA	0.899																	

注：矩阵内部数值为按参考类别行归一化后的比例；PA（producer's accuracy）表示生产者精度；UA（user's accuracy）表示用户精度。

图5 本文120 m分类结果混淆矩阵

Fig. 5 Confusion Matrix of the 120 m Classification Result in This Study

在全球LCZ产品中，LCZ A、LCZ D和LCZ G的$F1$分别为0.979、0.808和0.998，说明在密集树林、低矮植被和水域等自然覆盖类型具有较高的综合识别精度，但多数建成类LCZ的$F1$低于本

LCZ参考类别	LCZ预测类别																	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	A	B	C	D	E	F	G	PA
1	0.128	0.077	0.077	0.385	0.308	0	0	0.026	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.128
2	0.024	0.336	0.432	0.008	0.008	0.008	0	0.184	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.336
3	0	0.138	0.414	0	0	0.103	0	0.345	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.414
4	0.003	0.020	0.003	0.528	0.030	0	0	0.386	0	0.030	0	0	0	0	0	0	0	0.528
5	0	0.045	0.024	0.311	0.514	0.103	0	0.003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.514
6	0	0	0	0.005	0.025	0.765	0	0.025	0.170	0	0	0	0	0.010	0	0	0	0.765
7	0.004	0	0	0.004	0	0.080	0	0.902	0.004	0.004	0	0	0	0	0	0	0	0.000
8	0.010	0	0	0	0	0.010	0	0.927	0	0	0	0	0	0	0.052	0	0	0.927
9	0	0	0	0	0	0.075	0	0	0.752	0	0	0.008	0	0.165	0	0	0	0.752
10	0.055	0.162	0.022	0.090	0.022	0.011	0	0.390	0	0.248	0	0	0	0	0	0	0	0.248
A	0	0	0	0	0	0	0	0	0.003	0	0.992	0.005	0	0	0	0	0	0.992
B	0	0	0	0.024	0.188	0.094	0	0.082	0.153	0	0.153	0.224	0	0.082	0	0	0	0.224
C	0	0	0	0	0.042	0.188	0	0.208	0.125	0	0	0.063	0	0.375	0	0	0	0.000
D	0	0	0	0	0	0.039	0	0	0.172	0	0	0.002	0	0.780	0	0	0.007	0.780
E	0.016	0	0	0.032	0	0	0	0.786	0	0	0	0	0	0	0.087	0.079	0	0.087
F	0	0	0	0	0	0.068	0	0.248	0.045	0	0	0	0	0.541	0	0.098	0	0.098
G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.997	0.997
UA	0.132	0.292	0.136	0.488	0.756	0.537		0.115	0.322	0.911	0.966	0.704		0.838	0.688	0.565	0.998	
*F*1	0.130	0.312	0.205	0.507	0.612	0.631		0.204	0.450	0.390	0.979	0.339		0.808	0.155	0.167	0.998	
OA	0.769																	

注：矩阵内部数值为按参考类别行归一化后的比例。

图 6　全球 LCZ 产品混淆矩阵

Fig. 6　Confusion Matrix of the Global LCZ Product

表 2　本文分类结果与全球 LCZ 产品精度评价指标

Table 2　Accuracy Assessment Metrics of LCZ Classification Results from This Study and the Global LCZ Product

统计项	OA	建成类 OA	自然类 OA	Macro-*F*1	Kappa 系数
本文分类结果	0.899	0.827	0.942	0.728	0.867
全球 LCZ 产品	0.769	0.436	0.893	0.405	0.682

文结果。其中，LCZ 8 的 *F*1 仅为 0.204，UA 为 0.115，说明全球 LCZ 产品存在将多类建成或开敞地表归入 LCZ 8 的现象。上述结果表明，本文两阶段分类方法主要提升了建成类 LCZ 的综合识别精度，但 LCZ 1 和 LCZ 3 等样本数量较少且形态特征相近的类别仍是分类误差的主要来源。

为进一步比较两类产品在局部复杂区域中的空间表达差异，本文选取两个具有代表性的城郊过渡区进行放大对比。典型区域 1 位于武汉市天河机场周边，主要包含机场跑道及周边开敞硬化地表、低矮植被、水体、裸地和零散建设用地，可代表交通设施主导的开敞建设用地与自然覆盖混合区。典型区域 2 位于江夏区工业区附近，工业仓储用地、低层大体量建筑、裸地、植被和水体交错分布，可代表工业扩展影响下的城郊建成区与蓝绿空间混合区。两个典型区域均具有地表覆盖类型复杂、建成类与自然类 LCZ 交错分布等特征，因此可用于比较不同 LCZ 产品在城郊过渡区中的分类差异。图 7 显示，在上述两个典型区域中，本文 120 m 分类结果能够识别出机场周边的开敞硬化地表、裸地、水体和周边低矮植被等类型差异，并在工业区附近区分轻质低层建筑、低层大体量建筑、裸地、植被和水体等地表单元(图 7(a))。相比之下，全球 LCZ 产品在两个典型区域中存在一定的类型合并现象(图 7(b))，结合图 6 混淆矩阵结果可见，LCZ 7、LCZ 4 和 LCZ 10 中分别有 90.18%、38.61% 和 39.04% 的样本被识别为 LCZ 8，表明全球 LCZ 产品在武汉市建成类内部存在向 LCZ 8 归并的分类偏差。图 7(c)、7(d) 的局部对比进一步显示，部分 LCZ E 和 LCZ F 区域也易被归入 LCZ 8，表现为轻型低层、开阔高层、重工业区、铺设路面、裸土及沙地与大型底层之间的空间混淆。可见，本文 120 m 分类结果在典型城郊过渡区中减少了上述类型向 LCZ 8 泛化的现象，对上述类型边界的表达更为细分。

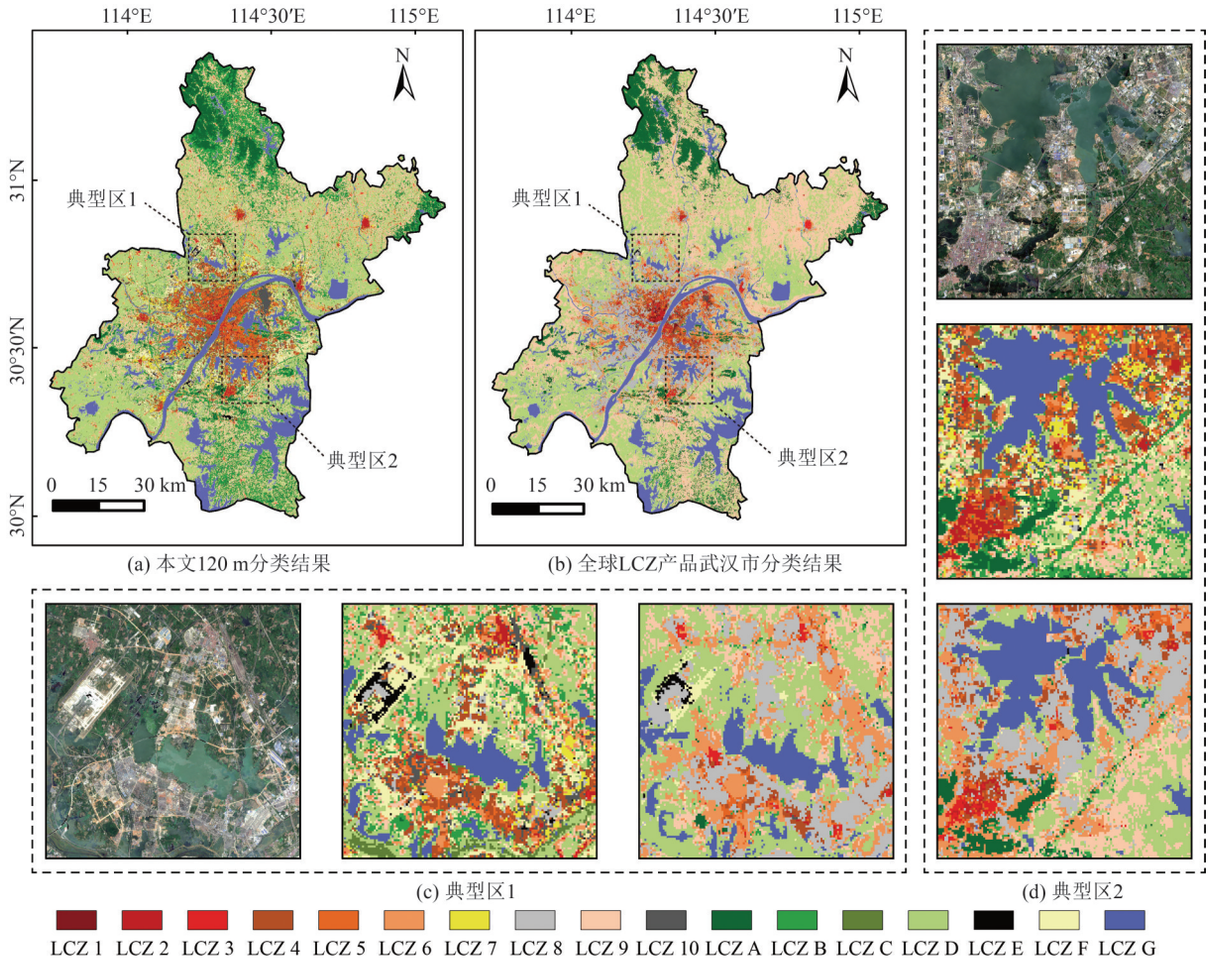


图7 本文分类结果与全球LCZ产品空间分布对比

Fig. 7 Spatial Distribution Comparison Between the LCZ Classification Result of This Study and the Global LCZ Product

3.3 LCZ分类结果的空间尺度差异

为检验LCZ分类结果对空间尺度变化的响应,并评估120 m主尺度结果的稳定性,本文进一步比较了60 m、120 m、240 m和360 m 4种空间尺度下的LCZ分类结果,结果如图8和表3所示。总体来看,不同尺度结果在宏观空间格局上保持一致,均能够反映武汉市中心城区建成类集聚、外围自然覆盖占比较高,以及长江、汉江和湖泊水体贯穿城市空间的基本特征。随着空间尺度变化,LCZ图斑的细节表达存在一定差异。60 m结果保留了更多局部细节,能够呈现小尺度建成斑块、河湖边缘以及建成区与自然覆盖交错区域的空间变化,但图斑也相对破碎,局部区域容易出现斑块化特征。相比之下,240 m和360 m结果的空间连续性更强,主要LCZ类型的分布格局更加概括,但部分小面积或形态破碎的类别被合并或弱化,尤其是在中心城区内部、滨水边缘及城乡过渡区,精细建成类型和自然覆盖类型的边界表达有所简化。120 m结果介于二者之间,既保留了中心城区内部不同建成类LCZ的空间差异,也避免了过细尺度下图斑过度破碎的问题。

从表3中的精度评价结果看,不同尺度分类结果也存在差异。120 m尺度的OA为0.899,Kappa系数为0.867,均高于60 m、240 m和360 m结果;其建成类OA为0.827,也高于其他尺度。240 m尺度的Macro-$F1$为0.745,比120 m尺度高0.017,说明其在部分类别均衡性上具有数值优势,但其OA和建成类OA低于120 m的,同时空间表达更为概括。综合空间细节、分类精度和图斑稳定性来看,120 m尺度在武汉市LCZ分类中表现出较好的平衡性,因此更适合作为本文后续LCZ空间格局和地表温度关系分析的主要尺度。

3.4 不同尺度LCZ类型的地表温度分异

为检验LCZ分类结果是否能够反映不同城市空间单元的热环境差异,并分析这种差异随季节和空间尺度变化的特征,本文分别统计了夏季和冬季不同LCZ类型的LST分布,并进一步比较60 m、120 m、240 m和360 m尺度下各类型相对120 m结果的偏差,结果如图9和图10所示。总体来看,LCZ类型与LST之间具有较明确的对应关系,但这种关系在不同季节中表现出明显差异,夏季LCZ类型间温度分异

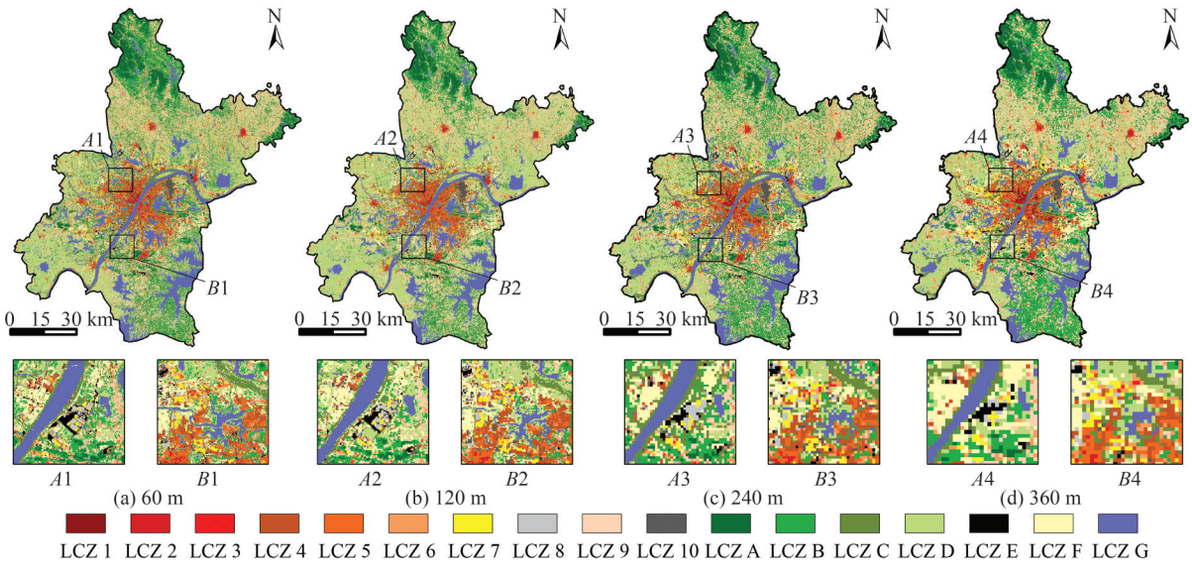


图 8　不同空间尺度 LCZ 分类结果对比

Fig. 8　Comparison of LCZ Classification Results at Different Spatial Scales

表 3　不同空间尺度 LCZ 分类结果对比

Table 3　Comparison of LCZ Classification Results at Different Spatial Scales

尺度/m	OA	OA	OA	Macro-*F*1	Kappa
60	0.838	0.696	0.935	0.698	0.805
120	0.899	0.827	0.942	0.728	0.867
240	0.839	0.735	0.930	0.745	0.815
360	0.821	0.737	0.892	0.697	0.793

更强,而冬季不同类型之间的差异明显减弱。

由图 9(a)、9(b)可知,夏季不同 LCZ 类型之间的 LST 差异较为突出。120 m尺度下,建成类平均LST为 38.28 ℃,自然类平均 LST 为 35.12 ℃,二者相差 3.16 ℃,说明夏季建成环境相较自然覆盖具有更明显的增温效应。从具体类型看,LCZ 1、LCZ 2、LCZ 7、LCZ 10 以及 LCZ 3、LCZ 5、LCZ 8 等建成类整体温度较高,其中 LCZ 2 平均 LST 最高,达到 43.62 ℃。这类区域通常具有较高的建筑密度、不透水面比例或较强的人类活动强度,地表吸热和蓄热能力较强。值得注意的是,LCZ E 虽然属于自然覆盖类,但其平均 LST 达到 42.78 ℃,明显高于大多数自然类,这与硬化地表的热惰性和蒸散能力较弱有关。相比之下,LCZ G、LCZ A 和 LCZ D 温度较低,其中水体 LCZ G 平均 LST 最低,为 31.41 ℃,体现出水体、林地和低矮植被在夏季具有较强的降温作用。LCZ 9 虽属于建成类,但其平均 LST 仅为 36.88 ℃,明显低于其他多数建成类,说明低密度、稀疏建筑环境的热效应并不等同于高密度建成区,建成类内部也存在明显差异。

由图 10(a)、10(b)可知,与夏季相比,冬季不同 LCZ 类型之间的 LST 差异明显减弱。120 m 尺度下,建成类平均 LST 为 13.99 ℃,自然类平均 LST 为 13.46 ℃,二者仅相差 0.53 ℃,远低于夏季的 3.16 ℃。这表明 LCZ 类型对地表热环境的分异作用具有明显季节性,在夏季更为突出,在冬季则有所减弱。冬季相对高温类型主要包括 LCZ 10、LCZ 4、LCZ 5、LCZ 8 等建成类,以及 LCZ E、LCZ F 等裸露或硬化地表类型;LCZ G 仍表现为最低温类型,平均 LST 为 10.41 ℃。从尺度稳定性看,夏季和冬季多数 LCZ 类型在不同尺度下相对 120 m 的平均 LST 偏差较小,说明 LCZ 与 LST 关系整体具有较好的尺度一致性(图 9(c)、10(c))。夏季 60 m、240 m 和 360 m 相对 120 m 的平均绝对偏差分别约为 0.29 ℃、0.21 ℃和 0.40 ℃,其中 240 m 结果与 120 m 最接近;大多数 LCZ 类型的偏差控制在 ±1 ℃以内,仅 LCZ C 在 360 m 下出现约 −3.01 ℃的偏差,说明该类灌丛或低矮植被类型对空间尺度变化较为敏感。冬季尺度偏差总体较小,但需注意的是,冬季 LCZ 1 由于有效样本数量有限,120 m、240 m、360 m 尺度下 LCZ 1 的有效格网数分别为 9、4、1 个,说明该类型冬季 LST 统计结果受局部样本影响较大,其结果不宜作为解释依据。总体而言,图 9 和图 10 表明,120 m 分类结果能够较稳定地反映武汉市主要 LCZ 类型的热环境差异,说明该分类结果不仅具有较高的样本验证精度,也与不同城市形态和地表覆盖单元的地表热特征保持较好的一致性,从而验证了 LCZ 分类结果的气候解释性和应用合理性。同时,对于空间分布破碎或样本量较少的 LCZ 类型,仍需考虑尺度变化可能带来的不确定性。

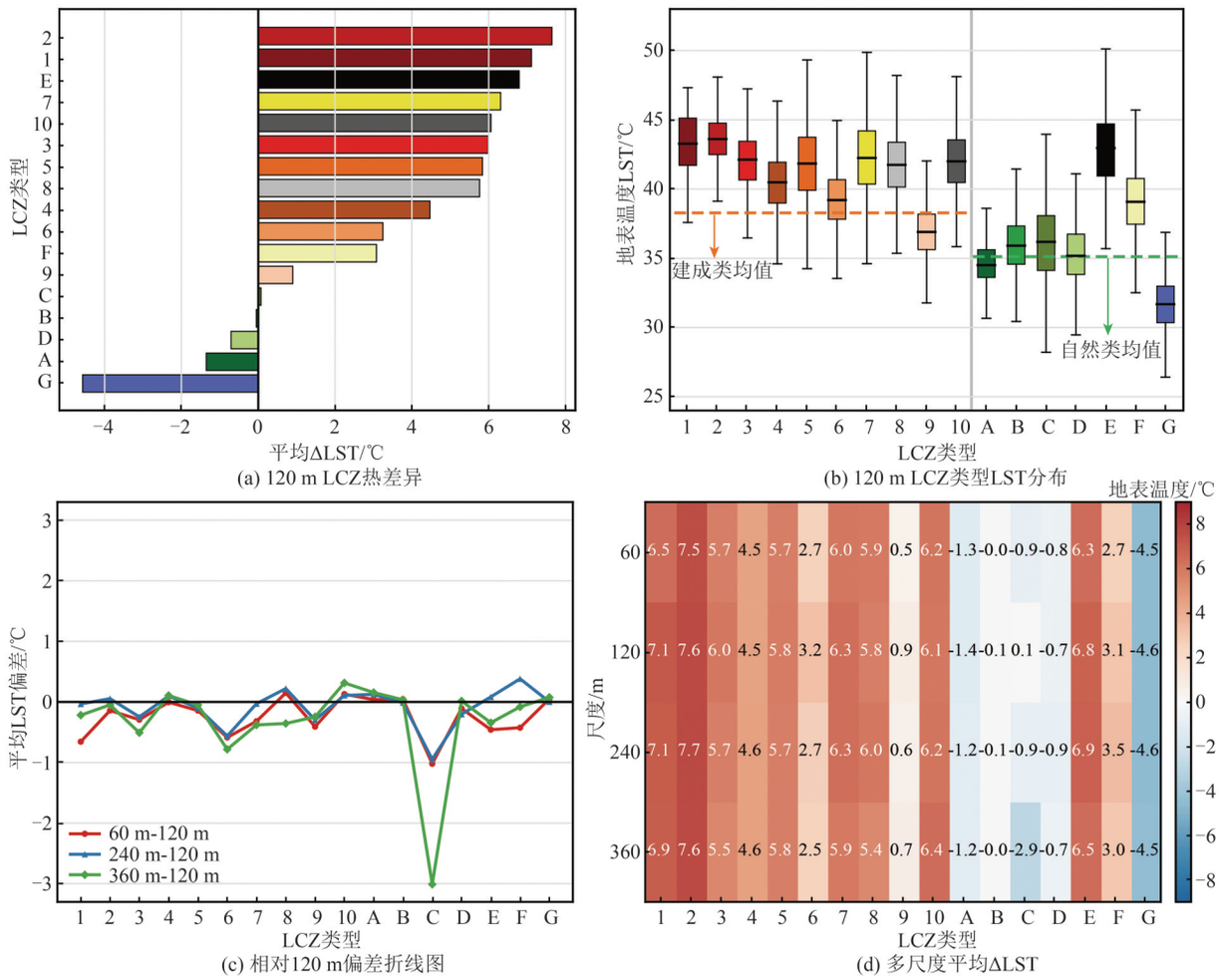


图9 夏季不同LCZ类型地表温度分异及尺度稳定性

Fig. 9 Differentiation of Land Surface Temperature and Scale Stability of Different LCZ Types in Summer

4 结 语

本文以武汉市为研究区，融合建筑三维形态、地表覆盖、植被状态、光谱响应和功能约束等多源特征，形成了知识规则初分类与随机森林补分类相结合的两阶段LCZ分类方法，并在60 m、120 m、240 m和360 m尺度下开展分类结果对比。在此基础上，利用夏季和冬季Landsat地表温度数据，探讨了不同LCZ类型的地表温度分异特征及其尺度稳定性，对LCZ分类结果的热环境表征能力进行检验。

研究结果表明，武汉市LCZ类型呈现出中心城区建成类集聚、外围自然覆盖占优的空间格局，长江、汉江及湖泊水体对LCZ空间分布具有重要影响。精度验证结果显示，本文120 m分类结果在武汉市研究区内具有较好的适用性，OA和Kappa系数分别为0.899和0.867，建成类OA为0.827；在相同验证样本下，全球LCZ产品总体精度为0.769，说明本地多源特征约束有助于提升复杂城市空间中LCZ类型识别的精细程度。多尺度对比表明，不同尺度下LCZ分类结果的宏观格局基本一致，但120 m尺度在分类精度、空间细节表达和结果稳定性之间具有相对均衡的表现。

地表温度分析表明，LCZ分类结果能够较好反映不同城市形态与地表覆盖单元的热环境差异。夏季建成类平均LST显著高于自然类，二者相差3.16 ℃；冬季差异减小至0.53 ℃，说明LCZ对地表热环境的分异作用在夏季更为明显。具体来看，高强度建成类、工业相关类型以及裸露或硬化地表通常表现为较高温度，而水体、林地和低矮植被具有较明显的降温作用。尺度稳定性分析进一步表明，多数LCZ类型在不同尺度下的LST差异较小，但空间破碎或样本量较少的类型仍存在一定波动。

总体而言，本文提出的分类方法能够较好地适应武汉这类地形地貌复杂、地表覆盖多样的高异质性城市空间的精细LCZ分类需求，可为同类城市LCZ高精度分类评价、热环境精细化评估和气候适应性规划提供技术支撑。后续研究可进一步结合建筑高度、不透水面比例、植被覆盖、天

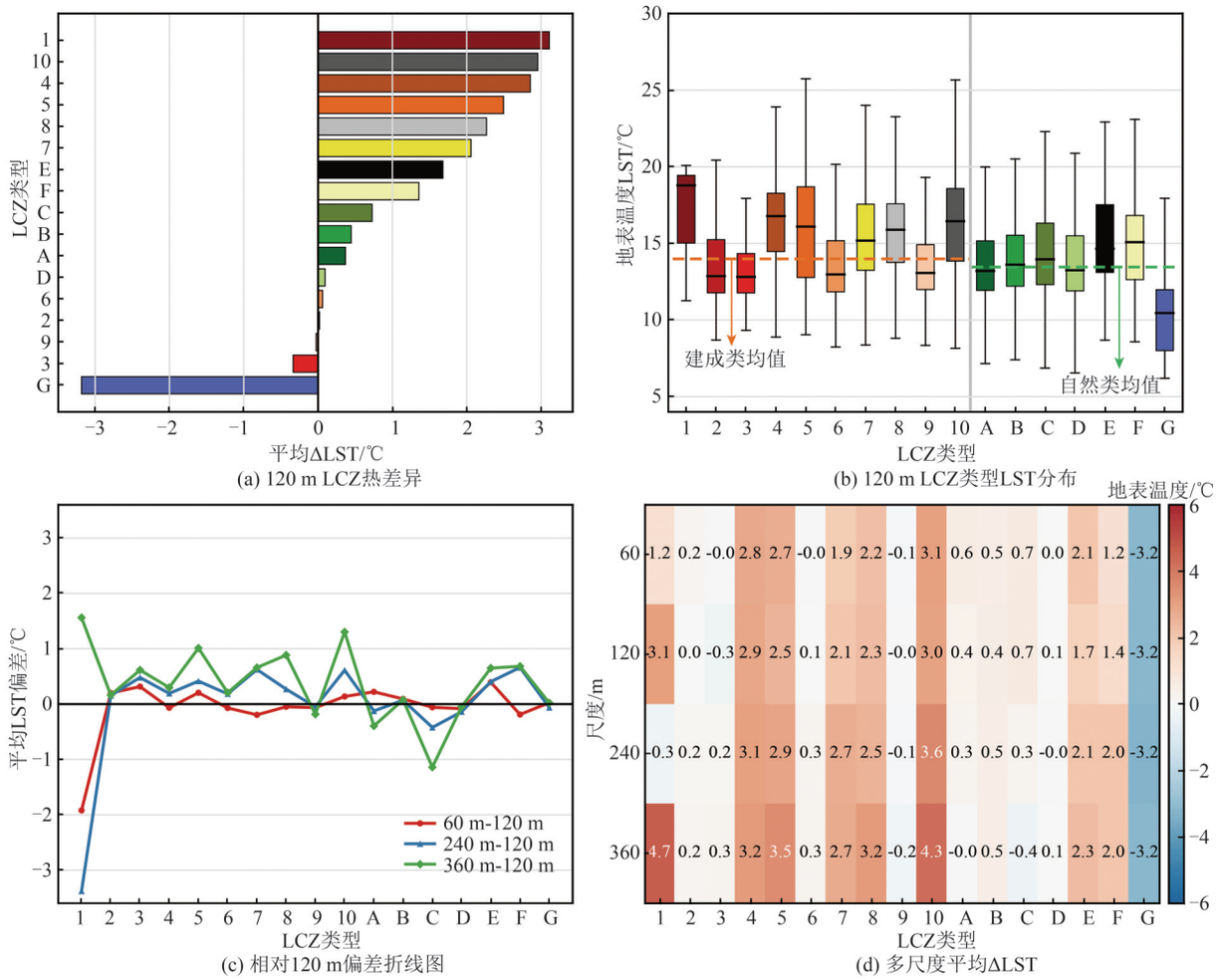


图 10　冬季不同LCZ类型地表温度分异及尺度稳定性

Fig. 10　Differentiation of Land Surface Temperature and Scale Stability of Different LCZ Types in Winter

空开阔度等城市形态指标,分析不同LCZ类型内部地表温度差异的形成机制,并在更多城市中检验该方法的适用性与可迁移性。

参　考　文　献

[1] LIU X P, WU X X, LI X C, et al. Global Mapping of Three-Dimensional Urban Structures Reveals Escalating Utilization in the Vertical Dimension and Pronounced Building Space Inequality[J]. *Engineering*, 2025, 47: 86-99.

[2] ROCHA A D, VULOVA S, FÖRSTER M, et al. Unprivileged Groups Are less Served by Green Cooling Services in Major European Urban Areas[J]. *Nature Cities*, 2024, 1(6): 424-435.

[3] WANG X, ZHOU L, SONG Y Z, et al. Beyond Flat Cities: Dramatic 2D/3D Differences in Urban Gray-Green Space Configurations and the Nonlinear Thermal Regulation Mechanisms[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2025, 62(1): 2572174.

[4] WANG R F, WANG M M, REN C, et al. Mapping Local Climate Zones and Its Applications at the Global Scale: A Systematic Review of the Last Decade of Progress and Trend[J]. *Urban Climate*, 2024, 57: 102129.

[5] ZHAO J Y, YU L. Application of LCZ to Time-Series Urban Morphology Detection[M]//Local Climate Zone Application in Sustainable Urban Development: Experience from East and Southeast Asian High-Density Cities. Cham: Springer, 2024: 191-203.

[6] ACOSTA-FERNÁNDEZ G A, MARTÍNEZ-TORRES K E, GONZÁLEZ-TREVIZO M E, et al. Advances in Urban Mapping of Local Climate Zones for Heat Mitigation: A Systematic Review[J]. *Land Use Policy*, 2025, 153: 107540.

[7] LIN Z L, XU H Q, HU X S, et al. Characterizing the Seasonal Relationships Between Urban Heat Island and Surface Energy Balance Fluxes Considering the Impact of Three-Dimensional Urban Morphology[J]. *Building and Environment*, 2024, 265: 112017.

[8] STEWART I D, OKE T R. Local Climate Zones for Urban Temperature Studies[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2012, 93(12): 1879-1900.

[9] 杨俊, 辛佳兴, 任嘉义, 等. 局地气候分区与人口

密度的复合作用对城市热岛效应的影响[J]. 地理学报, 2025, 80(5): 1370-1385.
YANG Jun, XIN Jiaxing, REN Jiayi, et al. Dual Drivers of the Urban Heat Island Effect: The Compound Effect of Local Climate Zones and Population Density[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2025, 80(5): 1370-1385.

[10] DENG H J, FENG J L, LIU K, et al. Local Climate Zone Framework: Seasonal Dynamics of Surface Urban Heat Island and Its Influencing Factors in Three Chinese Urban Agglomerations[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2025, 62(1): 2490317.

[11] CHEN H J, YOO C, LO J T Y. A 3-Dimension Urban Growth Analysis Using Local Climate Zone Mapping[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2025, 62(1): 2473158.

[12] HU J, ZHOU Y Y, YANG Y B, et al. Multi-City Local Climate Zone Mapping and Its Quantitative Applications on Measuring Surface Urban Heat Island in China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 330: 114965.

[13] LIU S J, SHI Q. Local Climate Zone Mapping as Remote Sensing Scene Classification Using Deep Learning: A Case Study of Metropolitan China[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 164: 229-242.

[14] ZHU Q Q, RAN L L, ZHANG Y C, et al. Integrating Geographic Knowledge into Deep Learning for Spatiotemporal Local Climate Zone Mapping Derived Thermal Environment Exploration Across Chinese Climate Zones[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 217: 53-75.

[15] BECHTEL B, ALEXANDER P, BÖHNER J, et al. Mapping Local Climate Zones for a Worldwide Database of the Form and Function of Cities[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015, 4(1): 199-219.

[16] CHING J, MILLS G, BECHTEL B, et al. WUDAPT: An Urban Weather, Climate, and Environmental Modeling Infrastructure for the Anthropocene[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2018, 99(9): 1907-1924.

[17] DEMUZERE M, KITTNER J, MARTILLI A, et al. A Global Map of Local Climate Zones to Support Earth System Modelling and Urban-Scale Environmental Science[J]. *Earth System Science Data*, 2022, 14(8): 3835-3873.

[18] RENC, CAIM, LIXW, et al. Assessment of Local Climate Zone Classification Maps of Cities in China and Feasible Refinements[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9: 18848.

[19] YU H G, YANG Y, ZHAO J Y, et al. Dynamic Urban Morphology Mapping in Chinese Cities Based on Local Climate Zone Approach[J]. *Scientific Data*, 2025, 12: 181.

[20] SHI L F, LING F. Local Climate Zone Mapping Using Multi-source Free Available Datasets on Google Earth Engine Platform[J]. *Land*, 2021, 10(5): 454.

[21] ZHONG J, LIU J F, JIAO L M, et al. Assessing the Comprehensive Impacts of Different Urbanization Process on Vegetation Net Primary Productivity in Wuhan, China, from 1990 to 2020[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 75: 103295.

[22] HUANG X, WANG Y. Investigating the Effects of 3D Urban Morphology on the Surface Urban Heat Island Effect in Urban Functional Zones by Using High-Resolution Remote Sensing Data: A Case Study of Wuhan, Central China[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 152: 119-131.

[23] ZHANG M M, KAFY A A, XIAO P N, et al. Impact of Urban Expansion on Land Surface Temperature and Carbon Emissions Using Machine Learning Algorithms in Wuhan, China[J]. *Urban Climate*, 2023, 47: 101347.

[24] CHE Y Z, LI X C, LIU X P, et al. 3D-GloBFP: The First Global Three-Dimensional Building Footprint Dataset[J]. *Earth System Science Data*, 2024, 16(11): 5357-5374.

[25] KARRA K, KONTGIS C, STATMAN-WEIL Z, et al. Global Land Use / Land Cover with Sentinel 2 and Deep Learning[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Brussels, Belgium, 2021.

[26] GEOLOGICAL SURVEY U S. Landsat Collection 2 Level-2 Science Products: Fact Sheet 2021-3055: 2021-3055[R]. Reston, VA: U. S. Geological Survey, 2021.

[27] GONG P, LI X C, WANG J, et al. Annual Maps of Global Artificial Impervious Area (GAIA) Between 1985 and 2018[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 236: 111510.

[28] CAI Y T, XU X C, ZHU P, et al. Unveiling Spatiotemporal Tree Cover Patterns in China: The First 30 m Annual Tree Cover Mapping from 1985 to 2023[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 216: 240-258.

[29] XIONG S, ZHANG X, DU S, et al. 40-Year (1984—2024) Record of Urban Land Use Dynamic Changes of China[EB/OL]. (2026-03-16)[2026-05-25]. https://zenodo.org/records/19042096.

[30] HU J, YANG Y B, PAN X, et al. Analysis of the Spatial and Temporal Variations of Land Surface Temperature Based on Local Climate Zones: A Case Study in Nanjing, China[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(11): 4213-4223.