基于机器学习和局地气候区类型的西安市最佳热缓解空间形态因子*

朱 瑜[1] 吴春波[2] 翁睿瑶[1] 陈思唯[1] 王旭辉[1] 寇新园[1] 何金莹[1]

1 西北农林科技大学风景园林艺术学院 陕西咸阳 712100

2 凤城市发展和改革事务服务中心 辽宁丹东 118100

摘要:【目的】深入剖析城市空间形态因子对地表温度的驱动机制,为精准制定不同城市形态区域热缓解策略提供有力支撑。【方法】基于 LCZ 框架,集成多源遥感数据与地理大数据,对西安市 LST 的空间分异规律展开探究,借助机器学习模型与 SHAP 方法,深入解析城市空间形态因子对 LST 的贡献及其非线性关系。【结果】1)建筑类型 LCZ 的 LST 高于自然类型 LCZ,LCZC 温度最低,LCZ2 温度最高;2)随着建筑高度增加,ISF、DEM 对地表温度的贡献率逐渐降低,而 FVC、MBH 的贡献比例则呈上升趋势;3)在城市规划方面,针对建筑类型(LCZ1~7)应采用差异化的植被恢复策略,同时建议控制平均树高小于 2.5 m、LCZ2 建筑密度小于 56%,高层建筑高度大于 75 m,低层建筑高度小于 9 m。【结论】城市形态因子对 LST 的贡献度受到 LCZ 类型的影响,且城市形态因子与 LST 之间存在明显的非线性阈值效应。未来应通过参数化的气候适宜性城市设计实现热缓解目标。

关键词:局地气候区(LCZ);地表温度(LST);CatBoost 模型;SHAP 框架;城市热岛效应

DOI:10.12169/zgcsly.2025.02.17.0001

Optimal Spatial Form Factors to Thermal Mitigation Based on Machine Learning Method and Local Climatic Zone Type in Xi'an

Zhu Yu[1] Wu Chunbo[2] Weng Ruiyao[1] Chen Siwei[1] Wang Xuhui[1]
Kou Xinyuan[1] He Jinying[1]

(1. College of Landscape Architecture, Northwest Agriculture & Forestry University, Xianyang 712100, Shanxi, China; 2. Fengcheng Development and Reform Affairs Service Center, Dandong 118100, Liaoning, China)

Abstract:【Objective】To deeply analyze the driving mechanisms of urban spatial form factors on land surface temperature (LST), and provide robust supports for the areas of different urban forms to formulate heat mitigation strategies. 【Method】Grounded in the local climatic zones (LCZs) framework, this research integrates multi-source remote sensing data and large-scale geographic datasets to investigate the spatial differentiation patterns of LST in Xi'an. Machine learning models and the SHAP framework are employed to dissect the contributions of urban spatial form factors to LST and their nonlinear relationships. 【Result】1) Building-type LCZs exhibit higher LST than natural-type LCZs, and LCZC has the lowest recorded temperature while LCZ2 has the highest temperature; 2) As the building height increases, the contribution of the ISF and DEM to LST gradually decreases, while the contribution of the FVC and MBH

收稿日期:2025-02-17

* 基金项目:陕西省退化森林碳增汇修复路径研究(SXLK2023-05-2)

第一作者:朱瑜(2002-),女,硕士,研究方向为城市规划与设计。E-mail:592132215@nwafu.edu.cn

通信作者:陈思唯(1994-),女,硕士,讲师,研究方向为城市规划与设计。E-mail:siweic@nwafu.edu.cn

王旭辉(1983-),男,博士,讲师,研究方向为城市规划与设计。E-mail:fywxuh@nwafu.edu.cn

show an upward trend; and 3) For urban planning, differentiated vegetation restoration strategies are recommended for building-type LCZs (LCZ1 – 7). Specifically, average tree height should be maintained below 2. 5 m, building density in LCZ2 controlled below 56%, high-rise building height sustained above 75 m, and low-rise building height kept below 9 m. 【Conclusion】 The contributions of urban morphological factors to LST are influenced by LCZ types, and significant nonlinear threshold effects exist between these factors and LST. In the future, the heat mitigation goals should be achieved through the parameter-based climatically suitable city design.

Keywords: local climatic zone (LCZ); land surface temperature (LST); Catboost model; SHAP framework; urban heat island effect

在全球变暖和城市化进程加速导致热岛效应加剧的背景下，极端变化的城市热环境对居民身体健康构成严重威胁[1-2]，需要通过气候适应性城市设计优化地表温度分布，缓解热岛效应。现有研究已初步揭示地表温度（LST）与城市特征间的关联[3-6]，然而目前研究还存在以下局限：1）传统分类体系难以充分反映城市空间异质性，导致热缓解策略的区域适配性不足；2）依赖线性分析框架的传统统计方法难以解析形态因子与 LST 间的复杂非线性关系。因此，深入揭示城市形态因子与地表温度之间的复杂非线性作用机制，并针对不同城市形态区域精准指定热缓解策略已成为当前研究的重要方向。

局地气候区（LCZ）方案由 Stewart 和 Oke[7] 于 2012 年提出，是一个人为构建的结合建筑物和表面覆盖的适用于城市热环境相关研究的分类系统[8]。该方案目前已被广泛应用于 LST 空间分异研究[9-12]，能够有效揭示不同气候单元中形态因子对地表温度的影响。然而，现有 LCZ 研究仍面临挑战：传统的多元回归模型在揭示建筑高度、密度等形态参数的非线性调控效应时存在一定的局限性[13]，且不同 LCZ 类型的主导调控因子阈值尚未得到准确量化。近年来，机器学习（Machine Learning, ML）技术的突破为解决上述问题提供了新思路。研究表明，在 LST 研究中使用 ML 有助于识别和理解传统统计方法可能忽略的复杂模式和关系，而将其与 LCZ 体系结合，可为精准识别城市形态因子的热调控机制提供全新视角[14-16]。

西安因快速发展导致夏季极端高温频发，热环境调控需求迫切。因此，本研究以 2022 年夏季典型极端高温日为研究时段，构建西安市 LCZ 分类图谱并解析其热环境分异特征；利用 Catboost 机器学习模型与 SHAP 解释器量化 12 种城市形态因子在特定 LCZ 类型中的非线性热效应及其阈值区间。研究融合 LCZ 分类体系与机器学习技术揭示空间异质性热调控机制，并据此提出针对性的气候适应性设计策略，以期为西安及其他同气候区城市的热岛缓解提供科学依据与实践范式。

1　研究区概况

西安是一个典型的平原城市，属于暖温带半湿润大陆性季风气候，平均气温在 13. 5～14. 9 ℃，夏、冬平均气温分别为 27. 7 ℃和 3. 8 ℃，平均海拔 400 m，年均降水量 522～720 mm，年平均相对湿度 57. 2%～77. 4%，平均风速 1. 6 m·s^{-1}，年太阳总辐射量大致在 4 500～5 000 MJ·m^{-2}[17]，2022 年西安 35 ℃以上平均高温日数 43. 9 天。本研究区域主要集中在人口密集且夏季高温明显的建成区范围，包括新城区、碑林区、莲湖区、灞桥区、未央区和雁塔区，占地面积约 457 km^2。

2　研究方法

2. 1　数据来源

本研究使用的数据包括遥感影像、建筑数据、数字高程、人口数据和树木高度。遥感数据从美国地质调查局网站（http://glovis.usgs.gov/）获取 2022 年 7 月 28 日晴天和云量小于 10% 的 Landsat-9 图像。建筑数据来自百度大数据（https://map.baidu.com/）与实地调研，包括建筑面积和建筑高度的属性。数字高程模型（DEM）数据从中国科学院地理空间数据云（http://www.gscloud.cn/）中获得。人口数据源自 WorldPop 数据集（https://www.worldpop.org）。树

木高度数据来源于 AWS（https://registry.opendata.aws/dataforgood-fb-forests/）。

2.2 指标计算

选定建筑密度（BD）、平均建筑高度（MBH）、天空视域因子（SVF）、不透水面比率（ISF）、植被覆盖度（FVC）、水面覆盖（WC）作为 LCZ 分类基础参数；使用平均建筑标准差（AHSD）、迎风面积指数（FAI）、建筑邻近度（PROX）、平均树高（MTH）细化城市形态，展现建筑空间分布等关系。此外，鉴于自然与社会因素对城市形态及地表温度影响显著，引入数字高程（DEM）和人口密度（POP），深入探究城市形态对地表温度的综合影响机制（表 1）。

表 1 指标参数的定义和计算方法

数据来源	参数	意义	计算方法
建筑数据	平均建筑高度(MBH)	反映建筑物的整体高度	$MBH = \frac{\sum_{i=1}^{n} BS''_i BH_i}{\sum_{i=1}^{n} BS_i}$
	建筑密度(BD)	反映建筑物的密度	$BD = \frac{\sum_{i=1}^{n} BS_i}{S_{site}}$
	天空视域因子(SVF)	反映出天空的开放性	$SVF = \frac{\sum_{i=1}^{n} SVF_i}{n}$
	平均建筑标准差(AHSD)	反映建筑物高度的变异情况	$AHSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (BH_i - MBH)^2}{n}}$
	迎风面积指数(FAI)	可衡量建筑物对风的拖曳作用	$FAI = \frac{A_F}{A_T}$
	建筑邻近度(PROX)	反映建筑物之间的接近程度	$PROX = \frac{\sum \overline{d}_i}{n}$
遥感数据	不透水面比率(ISF)	反映不透水表面的覆盖范围	$ISF = S/S_{site}$
	植被覆盖度(FVC)	指植被冠层在地面上垂直投影面积与土地总面积的比值	$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}$
	水面覆盖(WC)	研究中水域面积与总面积的比率	$WC = \frac{\sum_{i=1}^{n} WC}{S_{site}}$

注：公式中 BS_i 是建筑占地面积；BH_i 是建筑高度；S_{site} 表示地块面积；A_F 是建筑总投影面积；A_T 是计算单元的面积；$\overline{d}_i$ 表示栅格内第 i 个建筑距离最近邻建筑的平均距离；S 表示样本场地的不透水面面积；$NDVI$ 是纯裸土覆盖的像素的 $NDVI$ 值，累积频率为 2% 和 98% 的 $NDVI$ 值为 $NDVI_{min}$ 和 $NDVI_{max}$ 数值。

2.3 LCZ 制图

以 Stewart 和 Oke 所划分的 17 种局地气候区为依据，结合西安市的实际情况及研究重点，对研究区的 LCZ 类型进行了重新整合与分类，最终确定的局地气候区类型包括紧凑型高层（LCZ1）、紧凑型中层（LCZ2）、紧凑型低层（LCZ3）、开敞型高层（LCZ4）、开敞型中层（LCZ5）、开敞型低层（LCZ6）、大型低层（LCZ7）、植被覆盖区（LCZA）、硬质地面（LCZB）以及水体（LCZC）。

具体分类流程为：1）确定网格大小：利用 ArcGIS 半变异函数模型得出西安市主城区建筑在 78.33 m 时表现出稳定的建筑高度，所以将栅格尺寸定为 90 m×90 m[18]，之后在 ArcGIS 中将指标参数赋值到划分好的网格空间单元中。2）叠加聚类：在 ArcGIS 中基于决策树思想进行分类，参考局地气候区分类参数（表 2）[19-21]，第一步根据 ISF 是否小于 10% 划分建筑类型 LCZ 和自然类型 LCZ；之后根据建筑高度（BH）、建筑密度（BD）和天空视域因子（SVF）细分建筑类型的 7 种 LCZ，再根据植被覆盖度（FVC）、不透水面分数（ISF）和水面分数（WC）细分自然类型的 3 种 LCZ；最终合成 90 m 分辨率的局地气候区分布图。

表 2　局地气候区分类指标参数描述和计算

LCZs	MBH/m	BD/%	SVF	ISF/%	FVC/%	WC/%
LCZ 1	>30	40~60	0.4~0.9	>40	<40	<10
LCZ 2	10~30	40~60	0.4~0.9	>30	<40	<10
LCZ 3	3~10	40~60	0.4~0.9	>30	<40	<10
LCZ 4	>30	10~40	0.4~0.9	20~70	<50	<10
LCZ 5	10~30	10~40	0.4~0.9	30~70	<50	<10
LCZ 6	3~10	10~40	0.4~0.9	20~70	<50	<10
LCZ 7	3~10	>60	>0.8	50~90	<30	<10
LCZ A	—	<10	<0.9	<10	>50	<10
LCZ B	—	<10	>0.9	>90	<30	<10
LCZ C	—	<10	>0.9	<10	<10	>40

2.4　LST 反演

利用辐射传输方程法进行地表温度反演。数据获取期间降水较少、天气晴朗，热岛效应显著，故获得的遥感图像清晰，满足反演条件。使用 ENVI5.3 大气校正模块对其进行处理消除水蒸气等影响，再根据公式进行地表温度的计算[22]。

2.5　CatBoost

CatBoost 由 Prokhorenkova 和 Dorogush 等提出，是一种基于决策树梯度提升的新集成算法[23]。该算法的核心优势包括：支持分类变量、超参数依赖低、准确率高，能高效处理分类特征并缓解过拟合[24]，并且在存在异常值的情况下仍能保持稳定性能[25]。与传统的线性回归模型相比，这种技术可以通过更精确的数据拟合进行非线性的回归建模。因此，本研究采用该算法探究多个城市形态因子对 LST 的相对贡献率和非线性影响趋势。

2.6　Shapley 加法解释

SHAP 由 Lundberg 和 Lee 于 2017 年提出，本质是基于博弈论原理量化特征贡献[26]，该方法通过组合演算综合考虑所有特征组合，量化各因子对目标变量的边际贡献（SHAP 值），解释 Catboost 机器学习模型的输出，量化每种城市形态因子对 LST 预测的边际贡献。

3　结果与分析

3.1　LCZ 空间布局

研究区 LCZ（图 1）由建筑类型（LCZ1~7，31.3%）和自然类型（LCZA~C，69.7%）构成。建筑类型 LCZ 主要集中于新城区、碑林区、莲湖区，自然类型 LCZ 则多集中于浐灞区及未央区西部。在建筑类型中，以开敞型建筑区（26.9%）为主，其中 LCZ4（14.1%）面积最大，LCZ5（10.8%）次之；LCZ1~3 主要分布于城市中心；LCZ3~6 则聚集于城市北部和东部；LCZ7 多分布在城区外围。在自然类型中，LCZA（51.2%）表现为城市公园以及远郊的农田与林区，LCZB（16.6%）主要类型为城市道路和未开发的空地，LCZC（0.9%）主要包括渭河和灞河。

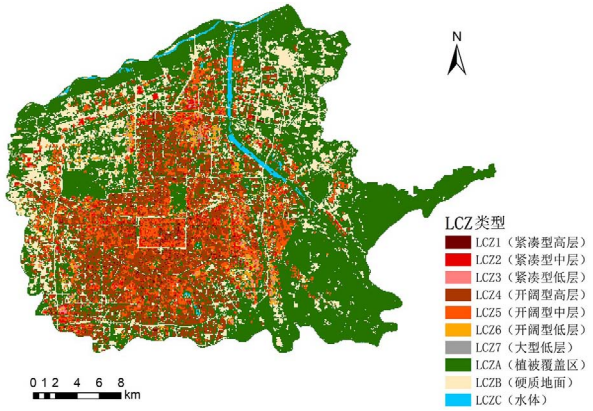


图 1　局地气候区空间分布

3.2　局地气候区内地表温度特征

基于 Landsat-9 影像反演的地表温度采用自然断点法划分为 5 个区间（图 2）：高温区（≥35 ℃）占 82.2%，其中极高温区（≥40 ℃）占 40.1%，集中分布于莲湖、新城、碑林区，以建筑覆盖（52.1%）和硬质铺面（27.5%）为主；低温区（<27 ℃）面积占比较小，主要分布于浐灞区南端的植被覆盖区。

箱线图（图 3）显示出不同 LCZ 地表温度存在显著差异。建筑类型中，密集型建筑覆盖的地表温度显著高于开敞型，且中层建筑类型的地表温度高于低层和高层建筑类型。在自然类型中，植被和水面的地表温度最低，而硬化地面地表温度最高。

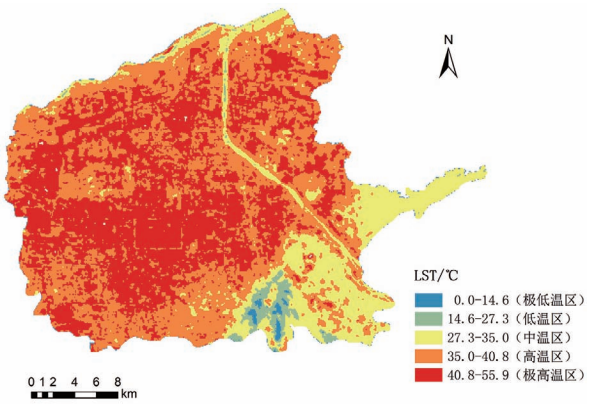
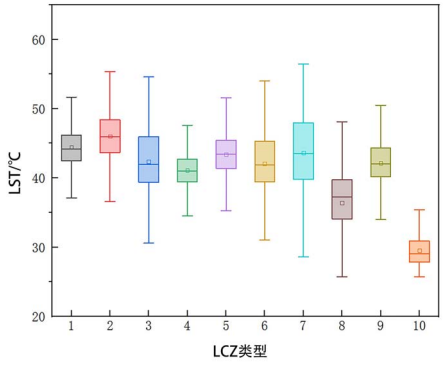


图 2 LST 空间分布图



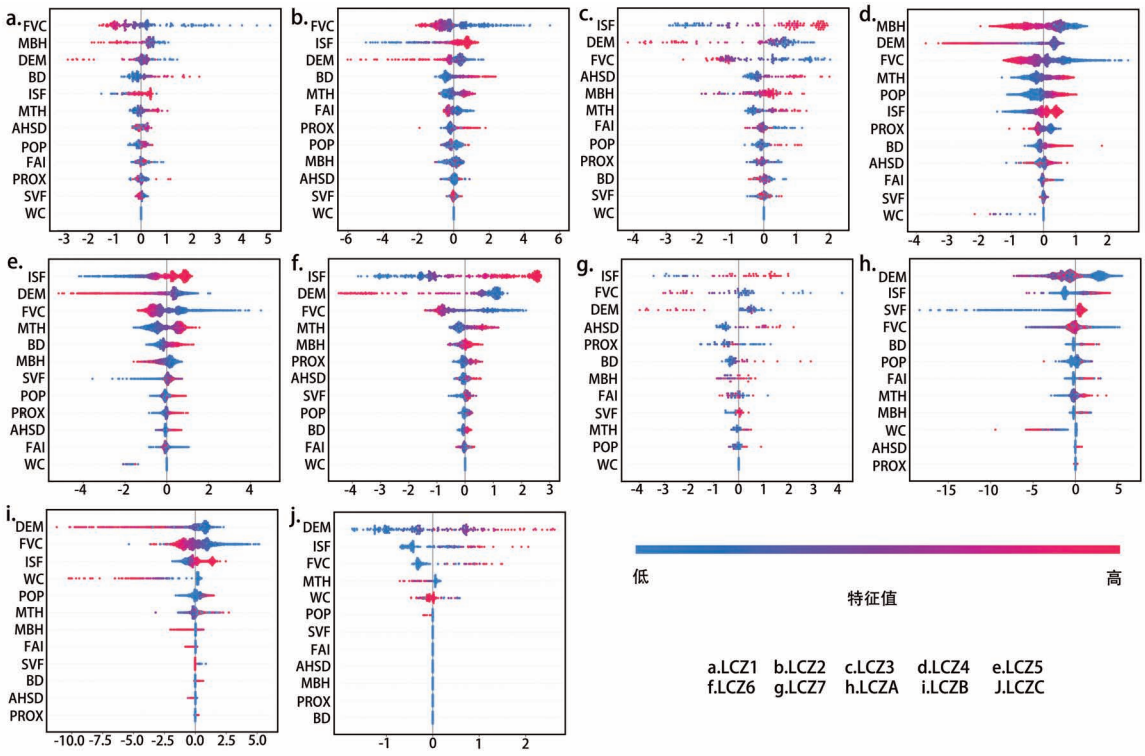
注：横坐标数字 1～7 分别代表 LCZ1～LCZ7；8～10 分别代表 LCZA～LCZC。

图 3 每个 LCZ 内的 LST 的箱线图

3.3 基于 LCZ 内部指标因子和 LST 的相关性

ISF、FVC 和 DEM 是 LST 最重要的预测因子；FVC 与 LST 显著负相关，表现出植被良好的降温效应；ISF 与 LST 显著正相关，不透水面比率越大，地表温度越高；特殊的是，DEM 在 LCZC 中与 LST 呈正相关，表明河谷越深地表温度越低；在其他 LCZ 中则呈负相关，即地势越高，通风越好，地表温度越低（图 4）。

在建筑类型 LCZ 中，ISF、FVC 和 DEM 是关键特征，而 SVF、FAI、PROX 对 LST 则贡献较小。如图 5 所示，相同建筑密度区域内，FVC、MBH 贡献比例随建筑高度增加而上升，ISF、DEM 贡献比例则下降；相同建筑高度区域内，FVC 贡献比例随建筑密度增加而上升，DEM 贡献比例下降。这说明高密度建筑区地表温度更易受植被覆盖度影响，低密度建筑区则更多受地形影响。MBH 在高层建筑中的贡献比例较为突出，随着建筑高度的降低，BD、AHSD 等其他建筑参数的贡献比率逐渐显现。在自然类型 LCZ 中，DEM 始终是最重要特征，表明地形对自然类型气候区影响最大。此外，SVF、FVC 分别是影响 LCZA 和 LCZB 地表温度的重要因素。



注：横坐标表示 SHAP 值大小，纵坐标表示按照 shap 平均绝对值的排序。

图 4 不同 LCZ 中城市形态因子对 LST 的相对重要性排序

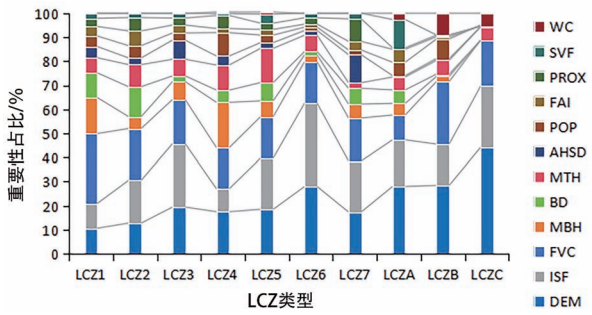


图 5　城市形态因子对城市地表温度贡献率的重要性占比

图 6 展示了每种 LCZ 类型排名前五的城市形态因子对 LST 的影响作用。ISF 和 BD 与 LST 均呈线性正相关关系，二者数值越大则地表温度越高，体现了硬质表面和建筑集聚对热环境的加剧作用。FVC 与 LST 呈显著负相关且存在非线性阈值效应，表现为低 FVC 时曲线斜率较大、降温效益显著，超过临界值后曲线趋于平缓，降温效果增长程度有限。DEM 与 LST 的关系呈现复杂的非线性双峰值特征，其中海拔<340 m 的河谷地区 LST 随海拔升高显著上升，340～390 m 的平原地区随着海拔变化对 LST 影响几乎不变，>390 m 区域 LST 随海拔升高显著降低，地形调控效应在高海拔地区较为明显。MBH 与 LST 的非线性关系体现在两个节点，<9 m 的低层建筑高度变化对 LST 影响不显著，>9 m 时随着建筑高度的增加首先对 LST 产生正向影响，之后逐渐转向负向影响，>70 m 的高层建筑曲线斜率显著增加，表明高层建筑对热环境的调节效应在特定高度以上影响效果十分明显。MTH 与 LST 呈非线性正相关，当 MTH > 2.5 m时树木开始对地表温度产生正向影响，且该效应随树高增长逐渐减弱，反映出高大植被在热环境调控中的复杂作用机制。

4　讨论

4.1　不同 LCZ 类别下指标对 LST 影响的异同

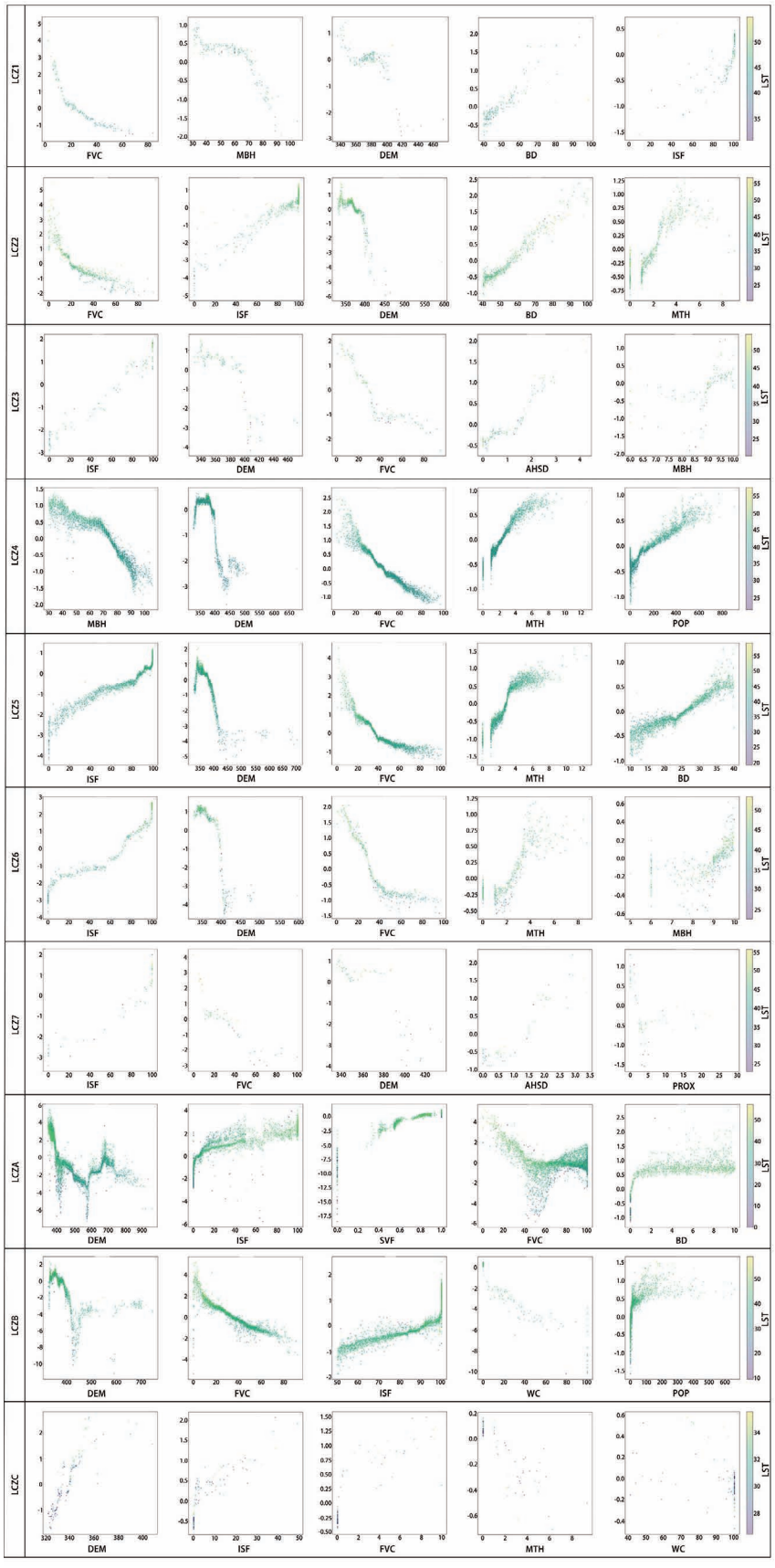
建筑型 LCZ 的 LST 显著高于自然型 LCZ，紧凑型 LCZ 的 LST 显著高于开阔型 LCZ，且相同建筑密度下不同层高 LCZ 存在温度差异，证实建筑密度和高度是影响 LST 的关键影响因素，同时 DEM 和 FVC 始终是贡献率最高的指标因子，表明海拔和绿地率对 LST 起到至关重要的作用，这与其他学者结论一致[27-28]。研究还发现，紧凑型 LCZ 的 FVC 对 LST 的贡献率高于开阔型，说明高密度区更需通过植被缓解热岛；开阔型 LCZ 中 DEM 对 LST 的贡献率更高，可能是由于高海拔区域通风廊道具有更高的散热效率。中低层建筑中 ISF 和 DEM 对 LST 的贡献率高于高层建筑，表明其 LST 更容易受地表覆盖和地形影响；高层建筑中较高的 MBH 能产生的降温作用更显著，主要是因其建筑投影面积大能有效削弱太阳辐射。在自然型 LCZ 中，DEM 和 ISF 是影响 LCZA 和 LCZC 最重要的指标因子，DEM 和 FVC 是影响 LCZB 最重要的预测因子，在规划中应该侧重于优先提高 LCZB 的植被覆盖度。

4.2　对城市规划的启示

基于不同 LCZ 类型中景观因子对 LST 的非线性影响机制，本研究提出差异化的热缓解规划策略：通过 DEM 阈值进行 LST 的调控（>390 m 塬地区强化通风廊道、340～390 m 平原区优化植被与建筑形态、<340 m 河谷区发挥水体冷却效能）；结合不同 LCZ 类型设定植被覆盖阈值（LCZ1 为 25%、LCZ2 为 20%、LCZ3 为 30%、LCZ4 为 48%、LCZ5 为 37%、LCZ6 为 30%、LCZ7 为 35%）并推广立体绿化提升绿量，控制树高小于 2.5 m；针对建筑高度优化，高层建筑区（LCZ1 和 4）应避免 30～40 m 区间并鼓励 ≥ 75 m 超高层建筑，密集中层区（LCZ2）应控制建筑密度≤56%，开阔中层建筑区域（LCZ5）和低层建筑区域（LCZ3 和 LCZ6）应重点通过增加绿化减少不透水表面比例，最终形成多维度协同的城市热环境优化方案。

4.3　未来展望

本研究存在一定的局限性。首先，研究只分析了一个典型夏季高温时刻 LST 在每个 LCZ 类型中的差异化规律，仍需进一步结合昼夜变化数据完善热环境动态特征分析[29]。其次，本研究植被参数仅纳入 FVC 和 MTH，建议未来研究补充叶面积指数（LAI）、冠层密度及树种差异等参数以全面解析降温机制[30]。最后，本研究提出的城市形态因子指标阈值为 LCZ 规划参数的模式化构建提供了可能，未来可进一步根据研究内容提炼出具有普适性的关键规划参数，构建通用的城市形态因子规划参数模型，从而为城市规划提供更具实操性的指导。



注：横坐标表示对应的城市形态因子，纵坐标表示 SHAP 值的大小。

图 6 不同 LCZ 中排名前 5 的城市形态因子对 LST 的影响

5　结论

1）西安 LCZ 的热环境存在明显的空间分异规律。建筑型 LCZ 的 LST 显著高于自然型，其中 LCZC 温度最低，LCZ2 温度最高。在建筑型 LCZ 中，密集型 LCZ 的 LST 高于开阔型，中层建筑区的 LST 高于低层和高层建筑区。

2）不同城市形态特征因子对地表温度的贡献度受到 LCZ 类型的影响。在建筑类型 LCZ 中，FVC 对地表温度的贡献率表现出密集型（LCZ1～LCZ3）大于开阔型（LCZ4～LCZ6）；在建筑密度相同时，随着建筑高度的增加，ISF、DEM 对地表温度的贡献率逐渐减少，FVC、MBH 则与之相反，贡献比例逐渐增加；BD 在中层建筑中对 LST 的影响更显著。在自然类型 LCZ 中，DEM、ISF 和 FVC 是主导的预测因子。

3）城市形态因子与地表温度之间存在非线性关系和阈值效应，可为城市规划提供重要参考。建筑型 LCZ 需差异化设定植被恢复强度（LCZ1－25%、LCZ2－20% 等）；建议 LCZ2 建筑密度＜56%，高层建筑高度＞75 m，低层建筑高度＜9 m，平均树高＜2.5 m，通过参数化的气候适宜性城市设计实现热缓解目标。

参考文献

[1]徐晨曦，张曦文，吴玲玲.缓解城市热岛效应的通风廊道构建研究进展[J].中国城市林业，2024，22(2)：42-48.

[2]WEI C Z，CHEN W，LU Y，et al.Synergies between urban heat island and urban heat wave effects in 9 global mega-regions from 2003 to 2020[J].Remote Sensing，2022，14(1)：70.

[3]丛丹，王蕾，贾佳，等.哈尔滨城市森林景观季节变化对地表温度影响的定量研究[J].中国城市林业，2024，22(1)：34-42.

[4]YAN J L，YIN C H，AN Z H，et al.The influence of urban form on land surface temperature：a comprehensive investigation from 2D urban land use and 3D buildings[J].Land，2023，12(9)：1802.

[5]RAHMAN M M，HASAN J.Evaluating the impact of green spaces on urban heat reduction in rajshahi，Bangladesh using the InVEST model[J].Land，2024，13(8)：1284.

[6]CHEN W，ZHANG J J，LIU S D，et al.The spatial configuration of buildings：a vital consideration impossible to ignore in regulating urban land surface temperature? Evidence from 35 Chinese Cities[J].Science of the Total Environment，2023，865：160946.

[7]STEWART I D，OKE T R.Local climate zones for urban temperaturestudies[J].Bulletin of the American Meteorological Society，2012，93(12)：1879-1900.

[8]GUO A D，YANG J，XIAO X M，et al.Influences of urban spatial form on urban heat island effects at the community level in China[J].Sustainable Cities and Society，2020，53：101972.

[9]ZHOU S H，LIU D D，ZHU M Y，et al.Temporal and spatial variation of land surface temperature and its driving factors in Zhengzhou City in China from 2005 to 2020[J].Remote Sensing，2022，14(17)：4281.

[10]ZHAO K X，QI M Y，YAN X，et al.Dynamic impact of urban built environment on land surface temperature consideringspatio-temporal heterogeneity：a perspective of local climate zone[J].Land，2023，12(12)：2148.

[11]YANG J，WANG Y C，XIU C L，et al.Optimizing local climate zones to mitigate urban heat island effect in humansettlements[J].Journal of Cleaner Production，2020，275：123767.

[12]LI N L，WANG B，YAO Y，et al.Thermal contribution of the local climate zone and its spatial distribution effect on land surface temperature in different macroclimate cities[J].Remote Sensing，2022，14(16)：4029.

[13]PARK J H，CHO G H.Examining the association between physical characteristics of green space and land surface temperature：a case study of Ulsan，Korea[J].Sustainability，2016，8(8)：777.

[14]WANG C Q，ZHANG H，MA Z X，et al.Urban morphology influencing the urban heat island in the high-density city of Xi'an based on the local climate zone[J].Sustainability，2024，16(10)：3946.

[15]BOZORGI M，NEJADKOORKI F，MOUSAVI M B.Land surface temperature estimating in urbanized landscapes using artificial neuralnetworks[J].Environmental Monitoring and Assessment，2018，190(4)：250.

[16]RANA V K，VENKATA SURYANARAYANA T M.Performance evaluation of MLE，RF and SVM classification algorithms for watershed scale land use/land cover mapping using sentinel 2bands[J].Remote Sensing Applications：Society and Environment，2020，19：100351.

[17]FENG D R，BAO W K，FU M C，et al.Current and future land use characters of a national central city in eco-fragile region：a case study in Xi'an City based on FLUS model[J].Land，2021，10(3)：286.

[18]CHEN Y P，ZHENG B H，HU Y Z.Mapping local climate zones using ArcGIS-based method and exploring land surface temperature characteristics in Chenzhou，China[J].Sustainability，2020，12(7)：2974.

[19]ZHOU L，YUAN B，HU F N，et al.Understanding the effects of 2D/3D urban morphology on land surface temperature based on local climate zones[J].Building and Environment，2022，208：108578.

[20] YUAN B, ZHOU L, HU F N, et al. Diurnal dynamics of heat exposure in Xi'an: a perspective from local climate zone[J]. Building and Environment, 2022, 222: 109400.

[21] XU D, ZHANG Q, ZHOU D, et al. Local climate zone in Xi'an City: a novel classification approach employing spatial indicators and supervised classification[J]. Buildings, 2023, 13(11): 2806.

[22] WENG Q H, LU D S, SCHUBRING J. Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 89(4): 467-483.

[23] DOROGUSH A V, ERSHOV V, GULIN A. CatBoost: gradient boosting with categorical features support[EB/OL]. (2018-10-24)[2025-02-17]. https://arxiv.org/abs/1810.11363v1.

[24] SHAO Z F, AHMAD M N, JAVED A. Comparison of random forest and XGBoost classifiers using integrated optical and SAR features for mapping urban impervious surface[J]. Remote Sensing, 2024, 16(4): 665.

[25] PRAVEENA M, JAIGANESH V. A literature review on supervised machine learning algorithms and boosting process[J]. International Journal of Computer Applications, 2017, 169(8): 32-35.

[26] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[EB/OL](2017-12-03)[2025-02-17] https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf.

[27] REN J Y, YANG J, ZHANG Y Q, et al. Exploring thermal comfort of urban buildings based on local climate zones[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 340: 130744.

[28] DERDOURI A, MURAYAMA Y, MORIMOTO T. Spatiotemporal thermal variations in Moroccan Cities: a comparative analysis[J]. Sensors, 2023, 23(13): 6229.

[29] NASSAR A K, BLACKBURN G A, WHYATT J D. Dynamics and controls of urban heat sink and island phenomena in a desert city: development of a local climate zone scheme using remotely-sensed inputs[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 51: 76-90.

[30] LI J X, SONG C H, CAO L, et al. Impacts of landscape structure on surface urban heat islands: a case study of Shanghai, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3249-3263.