引文格式：裘索,朱妤琪. 深圳市城市空间形态与热环境风险的耦合关系研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):41-46. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.04.009

深圳市城市空间形态与热环境风险的耦合关系研究

裘　索，朱妤琪*
（浙江国信控股集团有限责任公司，浙江 杭州　310005）

摘　要：全球城市化进程加速导致城市空间形态剧烈演变，由此引发的热岛效应已成为制约城市可持续发展的关键瓶颈。本研究以深圳市为研究对象，综合运用空间分析、生态风险评价和机器学习方法，系统解析了12个城市空间形态指标与热环境风险的耦合关系。研究发现：①热环境风险呈现显著的空间分异特征，表现为中心城区高、外围区域低，且2000—2020年间风险水平持续攀升，热岛效应随城市扩张不断向外围蔓延；②线性回归分析表明建筑密度与地表温度（LST）呈显著正相关，而绿地核心区密度等指标则呈负相关，其中建筑密度影响最为突出，但多元回归模型解释力有限（R^2=0.458 6）；③机器学习模型对比显示，LightGBM模型预测性能最优（R^2=0.576 5，RMSE=0.051 3），有效揭示了城市空间形态与热环境风险间的非线性作用机制。

关键词：深圳市；生态风险评价；城市空间形态；热岛效应
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）04-0041-06

Research on the Coupling Relationship Between the Urban Spatial Morphology and the Thermal Environment Risk in Shenzhen City, Guangdong Province

QIU Suo, ZHU Yuqi
(Zhejiang Guoxin Holding Group Co., Ltd., Hangzhou 310005, China)

Abstract: The accelerated pace of global urbanization has triggered dramatic transformations in urban spatial morphology, with the resulting urban heat island effect emerging as a critical constraint on urban sustainable development. Focusing on Shenzhen City, Guangdong Province, we systematically investigated the coupling mechanisms between 12 urban spatial morphology indicators and thermal environmental risks through an integrated methodology incorporating spatial analysis, ecological risk assessment, and machine learning techniques. Key findings reveal that ①thermal environmental risk exhibits pronounced spatial heterogeneity, characterized by higher intensities in central urban areas and lower values in peripheral zones. Risk levels escalated persistently from 2000 to 2020, with urban heat island effects progressively expanding outward alongside urban sprawl. ②Linear regression analysis demonstrates that building density exhibits a significantly positive correlation with land surface temperature (LST), whereas indicators such as core green space density show inverse relationships. Building density exerts the most substantial influence, though multivariate regression models exhibit limited explanatory power (R^2 =0.458 6). ③Comparative evaluation of machine learning models shows that LightGBM is the optimal predictor (R^2 =0.576 5, RMSE=0.051 3), which can effectively elucidate nonlinear interaction mechanisms between urban spatial morphology and thermal environmental risks.

Key words: Shenzhen City, ecological risk evaluation, urban spatial morphology, urban heat island effect

中国是城市化进程最快的国家之一，改革开放以来涌现出了一批超大城市。这一进程的加速不仅带来了经济快速发展与社会结构的深刻变革，也使得城市生态系统的承载能力面临严峻挑战[1-4]。城市化进程中的土地开发和资源消耗显著增加，导致自然生态空间急剧减少。例如，湿地和森林等自然景观的消失，不仅削弱了区域生态调节功能，还加剧了气候变化的影响[5]。研究显示，高强度的城市化开发提高了不透水地表的比例，从而增加了城市的洪涝灾害风险，同时引发了城市热岛效应的增强[6]。在发达国家，城市核心区的饱和推动了低密度郊区化的出现，而在发展中国家，高密度、快速扩张的城市空间形态成为主流[3]。紧凑型城市（例如深圳市）空间形态被认为可以提高土地利用效率、降低基础设施建设成本，同时减少碳排放量[7]。然而，过度的土地集约化开发可能造成生态网络的割裂，进而导致城市绿地系统退化、热岛效应加剧，以及生态系统服务能力下降[8]。

城市生态风险评价方法是定量化分析城市生态系统受威胁程度的重要手段，涵盖了多层次综合评价、空间分析与动态建模等多个层面，为揭示生态系统脆弱性及风险分布提供了科学依据。在评价方法上，传统的空间分析方法如GIS叠置分析、核密度分析和热

第一作者简介：裘索（1989—），硕士，高级经济师，主要从事能源产业、绿色低碳及数字资产等工作，E-mail：523833389@qq.com。
通信作者：朱妤琪（1992—），硕士，经济师，主要从事新能源产业、绿色低碳等工作，E-mail：408808280@qq.com。

点分析在揭示风险的空间分布和高风险区域方面具有重要作用[9]。然而，研究大多仅依赖传统的线性回归或地理分析方法，鲜有将机器学习引入城市空间形态与生态风险相关性的领域。随机森林和XGBoost等[10-11]机器学习方法通过解析驱动因素之间的复杂关系，可以为非线性风险研究提供支持。

热环境风险作为城市生态风险的重要组成部分，与城市形态紧密相关。城市空间形态的变化，如建筑布局、土地利用方式等，会显著影响城市热环境。本研究聚焦深圳市，系统解析了12个城市空间形态指标与热环境风险的耦合关系，为区域生态风险管理提供科学依据。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

如图1所示，深圳市（22°27′~22°52′N，113°46′~114°37′E）位于广东省南部、珠江口东岸，陆域面积1 997.47 km^2，地貌以丘陵、台地和平原为主，拥有260.5 km海岸线及福田红树林等生态敏感区[12]。作为中国首个经济特区，深圳历经40余年高速发展，常住人口超1 700万，城镇化率接近100%，形成高密度城市空间格局。城市扩张导致生态用地持续缩减，建设用地占比超50%，生态空间破碎化加剧。建成区热岛效应显著，河网生态功能退化，生态保护与开发矛盾突出。尽管全市森林覆盖率达46.5%，但生物多样性面临压力。深圳的陆海复合生态系统与高强度开发模式，使其成为研究超大城市空间形态与生态风险的典型样本。

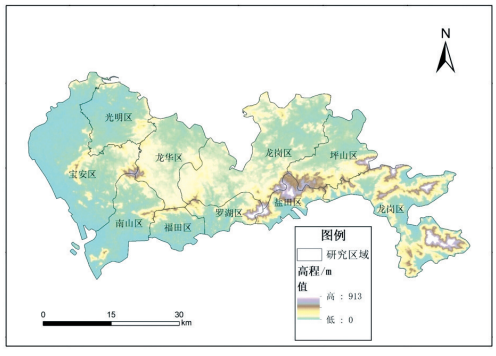


图1 深圳市研究区域示意图

审图号：粤BS(2024)031

1.2 数据来源与处理

研究中所用的数据主要包括：深圳市行政边界数据（市级、区县级、乡镇级）、地表温度反演数据、土地利用数据、建筑数据、手机信令数据等，数据来源及说明详见表1。

表1 数据来源

数据名称	数据类型	分辨率/信息	时间	数据来源
行政边界	矢量数据	—	2020年	全国地理信息资源目录服务系统
地表温度反演数据	栅格数据	30 m	2000—2020年	Landsat5、landsat8
DEM	栅格数据	30 m	—	地理空间数据云
土地利用数据	栅格数据	10 m	2010—2020年	欧航局
建筑数据	矢量数据	建筑物轮廓、建筑物高度	2020年	3D-GloBFB
路网数据	矢量数据	—	2020年	Open Street Map
POI数据	矢量数据	—	2020年	高德地图
手机信令数据	矢量数据	—	2020年	中国移动

收集近地表温度反演数据、土地利用数据、建筑数据、手机信令数据等。经地理编码与配置后，在ArcGIS10.8软件中统一开展预处理工作。其中，栅格数据进一步统一重采样至250 m，表格数据借助空间连接工具转化为空间矢量数据。鉴于各类数据来源各异，坐标系存在差异，利用定义坐标系及投影转换工具，将所有数据的坐标系统一转换WGS1984 UTM Zone 49N。其中建筑密度、平均建筑高度和人口密度需要由建筑数据和手机信令数据处理后得到：①建筑数据：载3D-GloBFB建筑矢量数据，根据研究区行政边界裁剪得到深圳市建筑轮廓数据，用于计算建筑物密度、平均建筑高度。②手机信令数据：基于中国移动手机用户数量，统计2020年10月单元网格中每天停留10 h及以上、一个月内累计15自然日及以上的稳定人口，用以代表人口密度。

2 研究方法

2.1 热环境风险分析

为评估不同时期深圳热环境风险的时空特征，研究在GEE平台选取Landsat5 TM（2000年、2005年、2010年）和Landsat8 OLI（2015年、2020年）遥感影像数据。研究选取覆盖夏季（6月1日—8月31日）的影像数据，空间分辨率为30 m。鉴于深圳受云层影响大，筛选云量小于20%的影像，并采用去云函数去除云层，用掩膜提取技术屏蔽云层和阴影区域。接着，对去云后的影像采用辐射传输法获取LST值，先把热红外波段（Landsat5第6波段、Landsat8第10波段）转换为光谱辐亮度；再依据辐射校正参数，将辐亮度转化为亮温；最后利用地表比辐射率校正亮温，同时引入影像缩放系数和辐射常数，得到实际地表温度。关于热风险评估，采用辐射传输法与热岛强度法相结合的方式确定热风险指数，以此对城市热岛效应引发

的热风险空间分布特征及强度展开评估。其中，辐射传输法依据地表温度遥感反演结果计算城市热岛强度，热岛强度法则用于量化高温区域对城市生态系统的潜在威胁，通过公式（1）和公式（2）进行计算：

$$LST = \frac{K_2}{In(\frac{K_1}{B(T_s)} + 1)} \quad (1)$$

$$UHRI = LST - LST_{RF} \quad (2)$$

式中，LST为地表热环境指数，即地表温度，单位为℃；B（T_S）为卫星传感器接收到温度为T_S的黑体辐射亮度值；K_1、K_2为卫星传感器的定标常数；UHRI为城市热岛强度效应值；LST_{RF}为全区域热风险平均背景值。

2.2　城市空间形态格局分析

2.2.1　形态学空间格局分析

运用网格法对深圳市城市空间形态特征开展分区量化提取，并借助形态学空间格局分析（MSPA，morphological spatial pattern analysis），对城市绿地属性的连通性以及生态廊道功能予以评估[13]。将重分类工具对土地利用数据实施二值化操作，把绿色空间类型归为前景（赋值为1），其余土地类型归为背景（赋值为0）。前景主要涵盖森林覆盖、灌木林、草地以及农田这类具备自然–绿色属性的土地利用类型；背景则包含城市建筑用地、裸地、水体等非绿地类型。借助GuidosToolbox软件对重分类后的数据进行MSPA处理，识别了深圳市绿色空间的主要功能单元，包括绿色空间被细分为核心区（Core Area）、孤岛（Islet）、孔隙（Perforation）、边缘区（Edge Area）、连接桥（Bridge）、环岛（Loop）和支线（Branch）等多个功能单元。

2.2.2　其他方法

结合深圳市城市建设实际状况，选定建筑特征、自然–绿地形态、街道网络形态和人口活动用以刻画深圳城市空间形态格局。通过收集深圳市建筑分布、土地利用数据、POI、路网以及手机信令等数据，借助地理信息系统的空间分析和可视化等手段；借助地理信息系统（GIS），运用地理编码与配准、空间提取、空间叠置、空间连接、缓冲区分析、核密度分析、热点分析以及空间可视化等方法深入剖析深圳市城市空间形态的格局特点。主要方法包括：①地理编码与配准：针对从网络获取的兴趣点（POI）数据，在ArcGIS环境下，通过地理编码与配准操作，将其转换为空间数据。②空间提取分析：利用提取、裁剪、筛选等工具，对城市空间形态指标展开分析，进而获取城市空间形态的空间分布状况。③空间可视化：在ArcGIS中对建筑形态、绿地形态、街道网络形态等进行空间可视化呈现。

2.3　城市空间形态与生态风险间的耦合关系分析

2.3.1　变量与尺度选择

在构建城市空间形态对生态风险的影响机制模型时，变量的选择和空间尺度的确定是关键步骤。为了准确反映城市空间形态的特征并揭示其与生态风险之间的关系，本文选择了地表温度（LST）作为因变量，12个城市空间形态指标作为自变量。LST是衡量城市热环境生态风险的重要指标，能够有效表征城市热风险的强度。因此，LST作为因变量能够为研究城市空间形态对生态风险的影响提供直观的热环境表征。在自变量的选择上，本文选取了包括7个自然绿地空间特征、2个建筑特征、1个街道特征和2个人类活动特征。

本文选用100 m×100 m、250 m×250 m和500 m×500 m尺度来进行空间分析测试。其中100 m×100 m因局部异质性过强导致回归模型R^2降低12.7%，500 m×500 m尺度因过度平滑使关键形态特征（如孤岛绿地）显著性消失。250 m尺度在模型稳定性与形态特征识别间达成最优平衡。该尺度既能保证城市空间形态的完整性，又能避免因过小尺度带来的空间异质性过度放大。通过使用ArcGIS的渔网工具，深圳市被划分为32 521个网格单元，这一尺度在一定程度上平衡了空间分辨率和计算效率，为后续的城市空间形态与生态风险分析提供了可靠的基础。

2.3.2　统计分析

采用一元线性回归与多元线性回归方法，深入剖析深圳市空间形态特征与生态风险（以热岛效应为代表）之间的内在联系。通过量化二者的线性相关性，精准揭示变量间的数量依存关系，助力更全面、深入地理解城市空间形态与生态风险的关联机制。

2.3.3　机器学习

引入Random Forest、CatBoost、LightGBM和XGBoost等多种机器学习模型。这些模型各有优势：Random Forest通过构建多个决策树并综合结果提升预测稳定性；CatBoost在处理类别特征上表现出色；LightGBM以高效的梯度提升算法，能快速处理大规模数据；XGBoost具备强大的正则化能力，可有效防止过拟合。利用训练集与测试集对模型进行反复优化，结合交叉验证（Cross-validation）这一稳健的评估手段，同时借助均方误差MSE、均方根误差RMSE、决定系数R^2等评价指标，全方位、多角度评估模型性

能，确保分析结果具备高度的稳定性与可靠性，从而准确剖析城市空间形态特征对生态风险的综合影响。

3 实验结果

3.1 形态学空间格局

2020年MSPA分析结果显示深圳市绿色空间格局呈现出显著的空间分布特征。核心区主要集中于深圳市北部和东部区域，包括生态保护区和城市外围绿地。这些区域连通性良好，具备突出的生态服务功能，如调节气候、保护生物栖息地以及涵养水资源等。核心区分布相对完整且集中，彰显了其在城市生态系统中的关键地位。不过，核心区内部存在一些孔隙，这些区域可能是由基础设施建设或地形限制导致的断点，对核心区的生态连通性造成一定挑战。通过开展孔隙的生态修复工作，可进一步增强核心区的完整性与连通性。此外，孤岛主要分布在城市中心区及高密度建筑周边。这些零散的小型绿地斑块面积较小且连通性欠佳，但在调节局地微气候、提升居民生活环境质量方面仍具有重要作用。边缘区广泛分布于核心区与非绿地的交界地带，由于与城市化用地直接接触，生态功能较弱且易受外部干扰。连接桥在核心区间形成了重要的生态纽带，连通了零散的核心区域，维持了部分生态网络的完整性。然而，连接桥数量有限，表明整体生态网络连通性仍有较大提升空间。环岛作为核心区和孤岛的缓冲区，分布较少且范围有限，说明城市绿地系统的过渡性保护功能有待进一步强化。

3.2 热环境风险的时空特征

研究提取深圳市2000年、2005年、2010年、2015年和2020年的城市建成区（图2）数据表明，2000—2020年深圳市建成区面积新增206.42 km^2，呈中心向外围扩张态势。2000年，建成区集中于罗湖、福田，呈单中心分布，外围多为农田植被。2005年，建成区向南山、龙岗拓展，形成罗湖为核心的多点格局，区域连通性增强。2010年，宝安、光明开发加速，城市多中心化，西部扩张显著。2015年，以填充内部孔隙为主，向周边渗透，空间更紧凑。2020年，进一步外延至城镇边缘，与周边城市边界模糊，显现城市群特征。通过对不同时期建成区的时空动态变化分析，揭示城市扩张的规律与特征，为热环境风险评估提供了空间参考。

热风险值反映城市土地利用变化、日常生产生活中热污染排放等因素对地表温度造成的风险程度，其数值越大，表明城市生态系统受热污染胁迫程度越

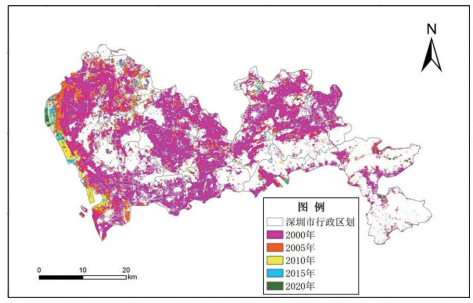


图2 深圳市2000—2020年建成区变化

审图号：粤BS(2024)031

高，生态风险也越大。由于受云层影响以及部分栅格单元缺失，原始地表温度（LST）栅格数据存在空值区域。研究运用空间插值法，如反距离权重插值法（IDW），对空缺值进行填补。将插值后的温度数据与原始LST栅格进行镶嵌处理，以此保障插值区域与真实温度分布在空间上的连续性，同时提升了整体LST数据的精度。通过对深圳市行政区划数据与当年城市建成区数据进行交集，提取出建成区以外的区域作为热岛效应参照区，并计算该参照区的平均LST，以此作为背景参考值。将全区域的LST减去该背景值，得到每个像元的热风险值。

研究结果表明，深圳市热环境风险存在明显时空变化规律。一方面，2000—2020年整体热环境风险攀升，高热风险区范围不断扩张，中心城区与城市扩展区热岛效应强度逐年加剧，高热风险区域占比持续增高。另一方面，高热风险区域不断向外围蔓延，2000年时龙岗、坪山等外围自然植被区多为低热风险区，而到2020年，随着外围开发，低热风险区大幅缩减，仅存于少量生态保护区与水体区域，生态缓冲功能弱化。

3.3 城市空间形态与生态风险间的耦合关系探究

为探究城市空间形态与热风险的耦合关系，本文以2020年为例，分析12个自变量与LST之间的关系，指标如表2所示。在建立模型之前，本文对所有自变量进行了Pearson相关性分析，以检测城市空间形态各指标之间的耦合关系。通过相关性分析发现，所有自变量之间的相关性系数均小于0.7，表明各城市空间形态指标之间不存在显著的共线性问题，因此可以进行后续的回归分析。

3.3.1 一元线性回归

在借助一元线性回归模型，能逐一剖析各城市空间形态指标对LST的影响，进而探讨不同尺度下各指标与生态风险的耦合关系。分析结果显示，诸多城市空间形态指标与LST关系显著。正相关方面，孤岛密度、建筑密度、平均建筑高度、路网密度、POI密

表2　城市空间形态指标统计表

指标	最大值	最小值	平均值	标准差
自然–绿地空间特征				
核心区密度(D_core)	1	0	0.364	0.41
孤岛密度（D_islet）	0.52	0	0.029	0.005 6
孔隙密度 D_perforation	0.33	0	0.012	0.003 6
边缘密度D_edge	0.392	0	0.054	0.075
连接桥密度 D_bridge	0.69	0	0.025	0.06
环岛密度D_loop	0.56	0	0.016	0.045
支线密度D_branch	0.54	0	0.020	0.036
建筑特征				
建筑密度BD	1	0	0.159	0.2
平均建筑高度BH	95.8	0	8.8	9.9
街道特征				
路网密度SVF	0.107	0	0.008 4	0.009 7
人类活动				
POI密度POI_D	856	0	26.1	57.2
人口密度PD	22 893.2	0	708	1 325.2

度、人口密度与LST呈显著正相关。这些指标增加时，地表温度常随之升高，意味着在密集开发区域，建筑密度上升与基础设施完善，可能加剧热岛效应致地表温度上升。而且，建筑密度和平均建筑高度增加，或因减少绿地、遮阳空间，进一步恶化热环境。核心区密度、孔隙密度、边缘区密度、环岛密度与LST呈显著负相关。这表明这些城市空间形态特征增强，往往使地表温度降低，可能是因绿地覆盖度高、空气流通性好或水体冷却效应，从而缓解热岛效应。另外，连接桥密度与LST相关性不显著，说明该指标对地表温度影响复杂或间接，或许与其他因素交互作用有关。

3.3.2　多元线性回归

为进一步探究各城市形态变量与地表温度（LST）间的线性关联，运用了多元线性回归模型。该模型结果表明，决定系数（R^2）为0.458 6，意味着模型能够解释45.86%的地表温度LST变化，存在一定解释力；均方误差（MSE）为0.031 2，它衡量了预测值与真实值误差的平方的期望；均方根误差（RMSE）为0.176 9，反映了预测值与真实值之间的平均误差程度。这些指标表明，模型虽能在一定程度上阐释LST的变化情况，但仍存在误差。这说明城市空间形态对LST的影响机制颇为复杂，可能受诸多未纳入模型的因素干扰。

在开展多元回归分析时，除孤岛密度外，其余自变量均对地表温度（LST）产生了显著的正向影响。其中，建筑密度对地表温度的影响最为突出，这意味着在建筑密度高的区域，地表温度普遍偏高。而核心区密度、连接桥密度、环岛密度、支线密度、平均建筑高度、路网密度、POI密度以及人口密度等因素，均与LST呈现显著的负相关关系。这或许是因为这些因素在区域通风性、绿地覆盖以及水体调节等方面发挥了作用，进而在一定程度上降低了地表温度。与上述呈现负相关关系的因素形成对比的是，孔隙密度、边缘区密度以及建筑密度指标与LST之间呈现出显著的正相关关系。这暗示着这些因素或许通过优化绿地分布或使空间布局更合理，增强了地表温度的吸收与散热能力，从而缓解了热岛效应。

虽然大部分研究结果与已有研究相符，但仍有部分结果与其他学者的研究结论和经验存在差异。例如，在一些文献中，核心区密度和POI密度与城市中心区域高温为正相关，然而本研究中却呈现负相关。此外，多元线性回归模型的拟合优度相对较低，这表明该模型尚未能充分阐释所有自变量对LST的影响。这可能是由于城市环境的复杂性，或者模型未纳入某些关键的城市空间形态因素所致。

3.3.3　机器学习算法对比

基于多元线性回归结果可知，其具备中等预测能力，但模型拟合效果欠佳。为深入剖析城市空间形态对地表温度（LST）的影响机制，尤其是探寻二者间潜在的非线性关系，本文构建了RandomForest、CatBoost、LightGBM和XGBoost这4个常用机器学习模型开展性能对比。相较于传统多元线性回归模型，机器学习模型能更精准地捕捉数据中的非线性特征，进而提升预测精度。经比较发现，机器学习模型在均方根误差（RMSE）方面显著优化，数据拟合效果更佳。特别是在多个自变量共同作用时，能更好地模拟城市空间形态与LST间的复杂关联。在各模型中，LightGBM表现尤为出色，其决定系数R^2达0.576 5，均方根误差（RMSE）为0.051 3。相比之下，RandomForest、CatBoost和XGBoost虽也有一定优势，但均不及LightGBM。模型性能比较详见图3。

通过引入随机森林、LightGBM等先进机器学习算法，有效突破了传统线性回归模型的应用局限，深度解析了城市空间形态对热环境风险的非线性作用机制。模型性能对比分析表明：机器学习方法显著提升了预测精度，其中LightGBM模型的决定系数（R^2 = 0.576 5）较多元线性回归模型（R^2 =0.458 6）提升25.7%，RMSE降低71%。相较于传统线性回归仅能揭示变量间单一的线性关联，机器学习算法的核心优势在于对非线性关系的捕捉能力。线性模型假设变量作用具有独立性和叠加性，而城市空间形态对热环境

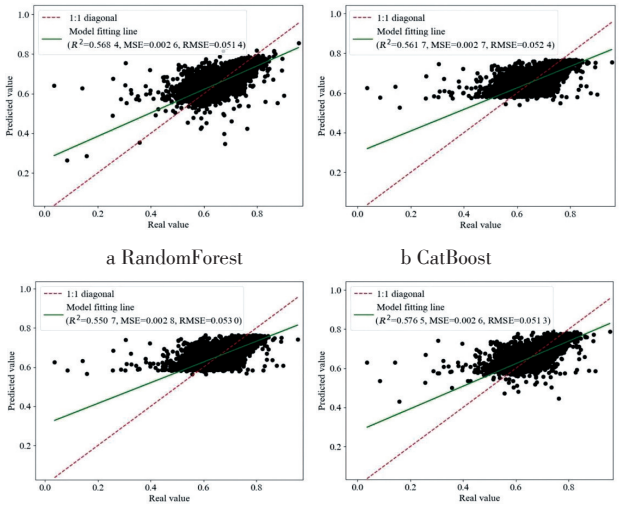


图3 机器学习模型对比

的影响往往呈现非单调、非对称的特征。例如，表3中POI密度和建筑高度在多元线性回归中呈显著负相关，但在一元回归中表现为正相关，这一差异反映了变量作用可能随其他因素组合发生方向变化，而线性模型难以刻画这种因变量间协同作用导致的非线性特征。机器学习通过算法的非线性映射能力，能够更灵活地拟合此类复杂数据模式，从而提升对热环境风险的预测精度，为解析城市形态与热环境的关联提供了更贴合实际的量化工具。

表3 多元线性回归结果

指标	相关系数	标准差	*P*
核心区密度	−0.189 3	0.004 3	< 0.001
孤岛密度	−0.035 2	0.024 5	> 0.05
孔隙密度	0.107 6	0.028 9	< 0.001
边缘密度	0.088 6	0.016 2	< 0.001
连接桥密度	−0.113 2	0.016 7	< 0.001
环岛密度	0.088 9	0.025 9	< 0.001
支线密度	−0.240 9	0.030 4	< 0.001
建筑密度	0.458 7	0.008 5	< 0.001
平均建筑高度	−0.001 7	0.000 2	< 0.001
路网密度	−2.312 4	0.019 8	< 0.001
POI密度	−0.000 1	0.134 4	< 0.001
人口密度	−0.000 018	0.000 0	< 0.001
截距	29.981 0	0.021 4	< 0.001

4 结 语

本文以深圳市为例，探讨了城市空间形态与热环境风险的耦合关系。通过多源数据分析和机器学习建模，揭示了以下主要结论：①2000—2020年深圳市热环境风险呈现“中心高、外围低”的分布特征，且随城市扩张，热岛效应逐步向郊区蔓延；②建筑密度与地表温度（LST）呈显著正相关，而绿地核心区密度等指标则表现为负相关，但传统线性回归模型（R^2 = 0.458 6）解释力有限；③引入机器学习方法后，LightGBM模型表现出最优性能（R^2 =0.576 5，RMSE= 0.051 3），有效捕捉了空间形态与热环境的非线性关系。研究证实：高密度开发加剧热风险，而绿地连通性可显著缓解热岛效应。成果为深圳市优化空间布局、构建韧性城市提供了科学依据，也为同类快速发展的城市的生态风险管理提供了参考。

参考文献

[1] Batty M. The Size, Scale, and Shape of Cities[J]. Science, 2008,319(5864):769-771

[2] Mondal P, Walter M, Miller J, et al. The Spread and Cost of Saltwater Intrusion in the US Mid Atlantic[J]. Nature Sustainability,2023,6(11):1352-1362

[3] Song W, Deng X. Effects of Urbanization-induced Cultivated Land Loss on Ecosystem Services in the North China Plain[J]. Energies,2015,8(6):5678-5693

[4] 王雨飞,倪鹏飞,王光辉. 中国城市群体系空间结构及多中心演变研究[J]. 江淮论坛,2019,61(3):47-53

[5] 胡盼盼,李锋,胡聃,等. 1980—2015年珠三角城市群城市扩张的时空特征分析[J]. 生态学报,2021,41(17):7063-7072

[6] 吕永龙,王尘辰,曹祥会. 城市化的生态风险及其管理[J]. 生态学报,2018,38(2):359-370

[7] 王晓俊,王建国. 城市形态研究的生态环境学途径[J]. 城市规划,2025,49(2):13-22

[8] Stone B, Hess J J, Frumkin H. Urban form and Extreme Heat Events: Are Sprawling Cities More Vulnerable to Climate Change Than Compact Cities?[J]. Environmental Health Perspectives,2010,118(10):1425-1428

[9] Zhang W,Chang W J,Zhu Z C,et al. Landscape Ecological Risk Assessment of Chinese Coastal Cities Based on Land Use Change[J]. Applied Geography,2020,117:102174

[10] Das M,Das A,Mandal A. Exploring the Factors Affecting Urban Ecological Risk: A Case from an Indian Mega Metropolitan Region[J]. Geoscience Frontiers,2023,14(1):101488

[11] Suter G W,Norton S B. Ecological Risk Assessment[M].Encyclopedia of Ecology,Elsevier,2019:402-406

[12] 王煜,唐力,朱海涛,等. 基于多源遥感数据的城市热环境响应与归因分析:以深圳市为例[J]. 生态学报,2021,41(22):8771-8782

[13] 王锦,孙幼政,黄珊珊,等. 基于MSPA和MCR模型的秦岭北麓西安段生态网络构建研究[J]. 环境科学与管理,2025,50(2):145-149