引文格式:史月,范强,张兵,等.资源枯竭型城市热环境空间网络的自然与人类活动影响量化评估[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(12):2515-2525.DOI:10.13203/j.whugis20240435

Citation:SHI Yue,FAN Qiang,ZHANG Bing,et al.Quantitative Assessment of Natural and Human Activity Impacts on Spatial Network of Urban Thermal Environment in Resource-Depleted City[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(12):2515-2525.DOI:10.13203/j.whugis20240435

资源枯竭型城市热环境空间网络的自然与人类活动影响量化评估

史 月[1] 范 强[1] 张 兵[1] 宋筱楠[1]

1 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院,辽宁 阜新,123000

摘 要:对资源枯竭型城市热环境网络构建可以助力城市转型及可持续发展。利用Landsat遥感影像、数字高程模型、兴趣点、道路和水系等多源数据,结合回归分析理论,采用机器学习方法,分别在自然、人类活动和人类活动+自然等3种情景下构建城市热环境阻力面,并基于该阻力面在辽宁省阜新市进行了热环境空间网络识别。结果表明,研究区域的高温区面积占比为18.22%,其中核心区占高温区域的比例超过70%。在不同情景的非线性模型中,多项阻力因子对热环境的平均贡献度差异明显,人类活动+自然情景下模型精度最优;人类活动情景和人类活动+自然情景下的热廊道长度较长,分别为95.86 km和94.34 km;夹点面积和障碍点面积分别在人类活动情景和人类活动+自然情景显示出最高的数值,且夹点面积与阻力均值出现了协同变化趋势。研究结果为城市规划及管理提供科学依据和决策支持。

关键词:热环境;阻力面;遥感;机器学习;可持续发展;空间网络识别

中图分类号:P237;TP79 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-11-21

DOI:10.13203/j.whugis20240435 **文章编号**:1671-8860(2025)12-2515-11

Quantitative Assessment of Natural and Human Activity Impacts on Spatial Network of Urban Thermal Environment in Resource-Depleted City

SHI Yue[1] *FAN Qiang*[1] *ZHANG Bing*[1] *SONG Xiaonan*[1]

1 School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

Abstract: **Objectives**: The construction of urban thermal environment network for resource-depleted cities can contribute to urban transformation and sustainable development. It is a crucial research area to construct a rational resistance surface for the flow and transmission of thermal environments. **Methods**: By utilizing multi-source data such as Landsat remote sensing images, digital elevation model, point of interest, road network, and water system, this paper integrates regression analysis theory and applies machine learning method to construct urban thermal environment resistance surfaces under three scenarios, including natural scenario, human activity scenario, and the combination scenario of natural and human activity. Based on these resistance surfaces, the spatial network of urban thermal environment in Fuxin City, Liaoning Province is identified. **Results**: The high-temperature area accounts for 18.22% of the total area, with the core high-temperature zone covering more than 70% of the high-temperature area. In nonlinear models for different scenarios, the contribution of multiple resistance factors to the thermal environment differs significantly, with the model under the combination scenario of natural and human activity showing the highest accuracy. The length of thermal corridors under the human activity scenario and the combination scenario of natural and human activity reaches 95.86 km and 94.34 km, respectively. The areas of pinch points and obstacle points are highest under the human activity scenario and the combination scenario of natural and hu-

基金项目:国家自然科学基金(42204031)。

第一作者:史月,博士,主要从事城市热环境及极端气候研究。47221050@stu.lntu.edu.cn

通信作者:范强,博士,副教授。fanqiang@lntu.edu.cn

man activity, respectively. And a synergistic variation trend is observed between the pinch point area and the mean resistance. **Conclusions**: By discussing the spatial network of thermal environments under different scenarios in resource-exhausted cities, this paper provides the constructive guidance for accurately mitigating urban thermal environments.

Key words: thermal environment; resistance surface; remote sensing; machine learning; sustainable development; spatial network identification

资源枯竭型城市是指随着资源不断开采,资源生产量逐年减少的城市,作为一种独特的城市类型,其累计采出储量达到可采储量的70%以上,无法为社会及国家提供更多的矿产资源[1]。随着资源的不断枯竭,城市转型发展一直是国家关注的重点,不同资源枯竭型城市因地制宜、管理差异化城市发展情景、进行科学的城市转型路径探索,目前已初见成效[2]。城市发展过程中会改变城市下垫面类型,占用一定面积的蓝绿空间来支持城市经济建需求,从而导致城市热环境发生改变[3]。相较于发达城市,资源枯竭型城市因经济发展滞缓和城市建设力度不足,大多数资源配置和人流量集中于城市中心地区,不同的土地利用结构和资源分布使得此类城市展现出独特的热环境特征。因此,资源枯竭型城市在发展过程中不仅面临经济结构调整的挑战,也面临着生态环境尤其是热环境演变的新问题。如何在转型背景下识别并优化这类城市的热环境特征,成为实现可持续发展的关键环节。

随着热环境研究的深入,学者们发现,众多城市热环境的变化使得城市地区的温度高于周边区域,引发城市热岛效应,给人类生活带来巨大负担。目前很多研究针对城市热环境的时空演变及归因展开[4-5],试图降低城市热岛效应对人类的危害,其中自然与人类活动的交互作用对城市热环境具有较大的影响,高程、坡度、人类活动和城市形态等因素常被选用为探究热环境空间变化的主要因子[6-7]。学者们常利用不同技术手段完成城市热环境与不同因子的相关性探究,但现有研究多聚焦于热强度的静态分布与驱动机制,缺乏对热环境空间流动性与传递特征的深入认识,这在一定程度上限制了对城市热岛效应成因及调控路径的系统理解。事实上,城市热环境并非孤立存在的局地现象,而是受多要素耦合影响的动态空间系统,其热量在不同地形、地表类型及城市群间呈现出复杂的传导与扩散关系[8-9]。如何刻画城市热量在空间上的关联格局与传播路径,成为理解热环境形成机制与制定调控策略的关键问题。

为探索城市热环境的空间流动与传递机制,本文借鉴生态网络构建的理论范式。生态空间网络采用廊道-阻力面-夹点-障碍点的框架,揭示生态要素在不同尺度上的连通性与传播路径[10],并已被广泛应用于城市群、省域和自然保护区的生态连通性评估[11-12]。将该框架类比应用于城市热环境分析,可将热量视作在城市空间中通过通道传输并受阻力面限制的可流动要素,从而识别热能传导的关键路线与抑制节点[13]。在此基础上构建合理的综合阻力面并对其赋权,是网络识别的核心挑战,传统权重法虽被广泛采用,但存在主观性与一致性问题。结合极端梯度提升算法的Shapley加性解释(Shapley additive explanation,SHAP)技术,可以量化各因子对热环境变化的贡献,为阻力面赋权与空间网络分析提供理论与技术支持。

综上所述,本文将城市热量视作在空间中可流动的要素,并在此基础上设计3种情景:自然、人类活动以及人类活动+自然。通过比较3种情景下热环境空间网络的结构特征与差异,可以揭示不同驱动机制对资源枯竭型城市热量流动的主导作用,为科学理解热环境的形成机制以及城市规划与调控提供理论依据。

1 研究区域与数据来源

1.1 研究区域概况

阜新市位于辽宁省西北部,属大陆性季风气候区,降水时空分布不均,年均气温相对较高,该地区森林、水资源及土地资源较为丰富。作为全国首个被确定为资源枯竭型的城市,阜新市在转型发展过程中具有重要的代表性[14]。随着煤炭资源的匮乏,政府不断寻求多路径的城市转型路线,近年来不断进行城市建设,使得中心城区具有大面积的不透水面,造成城市局地气候变化异常,人居体感舒适度较低[15]。本文选择的研究区域为阜新市中心区域,包含细河区、新邱区、太平区和海州区,该区域内酒店、餐饮和生活服务等地点分布密集,但由于城市资源枯竭,经济水平

存在一定局限性[16],这种独特的城市特征使区域热环境空间分布呈现出复杂性和多样性。研究这一区域有助于揭示在经济欠发达背景下热环境的流动及传递规律,为进一步优化城市热岛效应缓解机制提供必要的研究案例。

1.2　数据来源

本文采用多源数据进行城市热环境的空间网络构建,主要包括遥感影像、数字高程模型(digital elevation model,DEM)、兴趣点(point of interest,POI)、道路及水系数据等。遥感影像数据来源于USGS网站(https://earthexplorer.usgs.gov/),获取遥感影像数据时间为2022-08-20,选择夏季影像可以更加精准地获取城市极度高温的热环境信息,利用L2SP等级数据的波段10完成地表温度的提取,并以此作为研究区域热环境的表征因子;DEM数据来源于地理空间数据云(https://www.gscloud.cn/),利用ArcGIS 10.7计算坡度数据;POI数据来源于百度地图(https://lbs.baidu.com/products/search),时间为2022年;矢量边界来源于国家地理信息公共服务平台(https://www.tianditu.gov.cn/);道路及水系数据来源于开放街道地图(OpenStreetMap,OSM,https://www.openstreetmap.org/)。

2　研究方法

2.1　研究框架

本文研究框架如图1所示。首先,基于均值-标准差方法提取高温区域,并运用形态学空间格局分析(morphological spatial pattern analysis,MSPA)提取核心斑块,将面积大于0.1 km^2的核心斑块识别为研究区热源地。然后,将所选阻力因子划分为自然因子与人类活动因子两类,构建以地表温度为因变量、阻力因子为自变量的极端梯度提升(extreme gradient boosting,XGBoost)非线性回归模型,进一步采用SHAP方法量化各因子对地表温度的平均贡献度,并以此为权重构建3种情景下的城市热环境阻力面:仅自然阻力、仅人类活动阻力、人类活动与自然共同阻力。最后,基于上述3种情景构建了热环境空间网络。

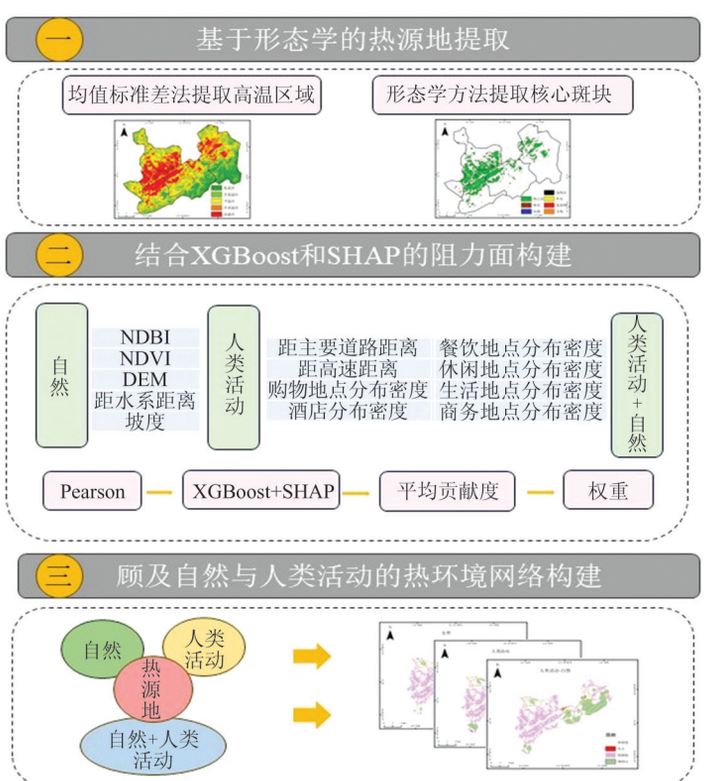


图1　研究框架图

Fig. 1　Research Framework

2.2　基于XGBoost的SHAP模型

XGBoost是通过集成多个弱分类器合成一个强分类器的改进提升算法[17-18],进行多次训练时考虑了学习目标值与先前树模型预测值之和之间的残差[19],其目标函数包含损失函数和正则项。因其具有高准确度、计算速度快和便捷的惩

罚机制等优势[20-21]，在多种学科领域被广泛使用。XGBoost算法的核心公式为：

$$\hat{y}_i=\sum_{a=1}^{\omega}f_a(x_i),f_a\in Q \tag{1}$$

式中，$\hat{y}_i$是样本i的预测结果；x_i为输入模型的样本；$f_a(\cdot)$是决策树函数；ω是树的总数；a是树的索引；Q是包含所有树的集合。本文采用GridSearchCV进行参数调参，选取最优参数作为XGBoost模型的最终训练参数，构建模型选用的参数、候选值列表以及控制维度如表1所示。

表1 模型选用的参数、候选值列表以及控制维度

Table 1 Parameters, Candidate Values, and Controlled Dimensions of the Proposed Model

参数	候选值列表	控制维度
n_estimators	[100, 200, 300]	迭代次数
max_depth	[3, 5, 7]	单棵树复杂度
learning_rate	[0.01, 0.1, 0.2]	学习稳定性
subsample	[0.7, 0.8, 0.9]	随机性和稳定性
colsample_bytree	[0.7, 0.8, 1.0]	随机性和稳定性

建立的非线性模型选用平均绝对误差（mean absolute error，MAE）、均方根误差（root mean square error，RMSE）和决定系数R^2作为拟合效果的评价指标，计算式分别为：

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|T_i'-T_i\right| \tag{2}$$

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(T_i'-T_i)^2} \tag{3}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(T_i'-T_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(T_i'-\bar{T})^2} \tag{4}$$

式中，T_i'为预测的地表温度数值；T_i为原始的地表温度数值；$\bar{T}$为原始的地表温度均值。尽管XGBoost模型不易产生过拟合现象，本文仍采用五折交叉检验来规避此类现象的产生。将所有样本按照7∶3的比例划分为训练集和测试集，3种情景的五折交叉验证的性能指标如图2所示，其中A代表人类活动情景，B代表自然情景，C代表人类活动＋自然情景；1～5标识了五折交叉验证中5个独立的折叠；MAE和RMSE的单位为℃。以A系列为例，$A1$～$A5$分别代表了模型在人类活动情景下于5个不重复训练集与测试集上的双重性能评估。根据测试集与训练集的结果可知，性能指标数据波动较小，3种情景的模型未出现明显的过拟合现象。

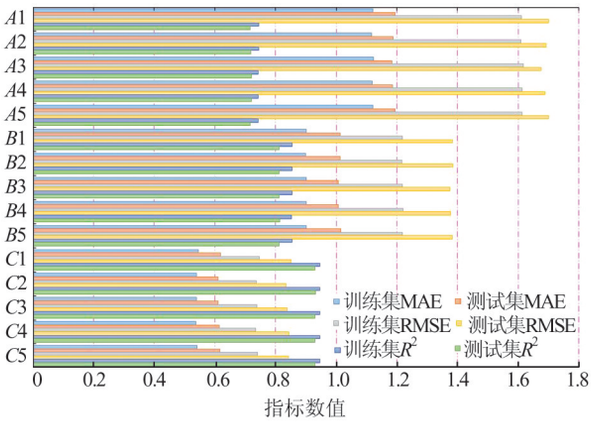


图2 五折交叉验证的性能指标

Fig. 2 Performance Metrics of Five-Fold Cross-Validation

SHAP是一种基于博弈论理论创建的模型[22]，近年来广泛应用于机器学习模型的解释[23-24]。SHAP通过获取各个指标的Shapley值来量化特征对因变量的贡献，解释不同因子对因变量的影响程度[25]。核心公式为：

$$\phi_i=\sum_{W\subseteq H\setminus\{i\}}\frac{|W|!(|H|-|W|-1)!}{|H|!}\cdot\left[v(W\cup\{i\})-v(W)\right] \tag{5}$$

式中，ϕ_i为第i类因子的SHAP值；H为所有特征的集合；W为不包括特征i的特征子集；$v()$表示特征的预测值。

2.3 阻力面构建

热环境空间网络的阻力面构建与生态空间网络的阻力面构建具有一定的差异，本文认为热环境空间网络的阻力面构建应选择与热环境相关的因素作为阻力因子，从目前的研究来看，NDVI[26]、NDBI[26]、地形因子[27]和水系距离[28]等自然因素及道路距离[29]和社会感知因子[27]等人类活动因素对热环境具有不同程度的影响，在热环境空间网络的构建中起关键作用。因此，本文选用了如图3所示的阻力因子构建综合阻力面，以便准确反映城市热量流动和传递的过程，同时采用§2.2的XGBoost完成城市热环境非线性影响关系的探究，寻求多重因素对热环境的非线性影响，并借助SHAP对XGBoost构建的非线性模型进行解释，以平均贡献度作为阻力面构建的权重，完成城市热环境的阻力面构建。所提方法未掺杂主观因素，仅利用客观手段完成阻力面构建，完善了热环境空间网络构建体系。在进行XGBoost建模之前需要对因子的相关关系进行初步筛查，本文采用Pearson相关系数进行阻力因子的双变量相关性验证，图3显示了Pearson相

关系数的结果,所选因子的相关系数显著性均满足 $P<0.001$,其中 NDBI 和 NDVI 的双变量相关关系分别为正负相关性最高的两个因子。Pearson 相关系数的结果除了初步探究阻力因子与热环境的相关关系,也解释了阻力因子正向和负向关系,本文所选因子的方差膨胀因子(variance inflation factor,VIF)数值均小于 10,排除了因子的多重共线性,阻力面构建的公式为:

$$f_{RS}=c_1\cdot x_1+c_2\cdot x_2+\cdots+c_n\cdot x_n \quad (6)$$

式中,f_{RS} 为综合阻力面(resistance surface,RS);c_i 为阻力因子的平均贡献度;x_i 为阻力因子。

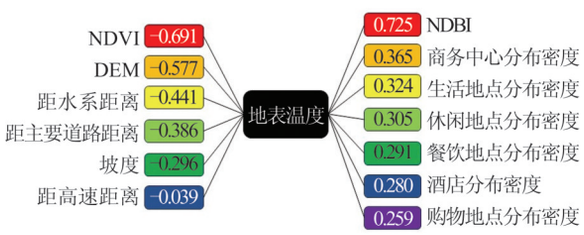


图 3　Pearson 结果图

Fig. 3　Pearson Correlation Results

2.4　热环境空间网络构建

电路理论是一种通过电路中电子随机游走特性模拟物种在景观中扩散作用的方法,在量化物种流动活跃和障碍区域时展现了独特的优势,许多学者将其应用至热环境空间网络的研究中,为合理分析城市热量流动及传递规律提供了良好的理论支撑[30-31]。Linkage Mapper 是根据电路理论和连通性等技术原理开发的一种工具,该工具最初用于研究野生动物栖息地的连通性,随后逐渐扩展应用于气象学、生态学和地理学等相关领域,在迁移路径、夹点以及障碍点的识别方面具有显著优势[32]。因此,本文采用 Linkage Mapper 模块中的 Build Network and Map Linkages 工具提取廊道,Pinchpoint Mapper 工具识别夹点,Barrier Mapper 工具确定障碍点,完成城市热环境空间网络的构建。

3　结果与讨论

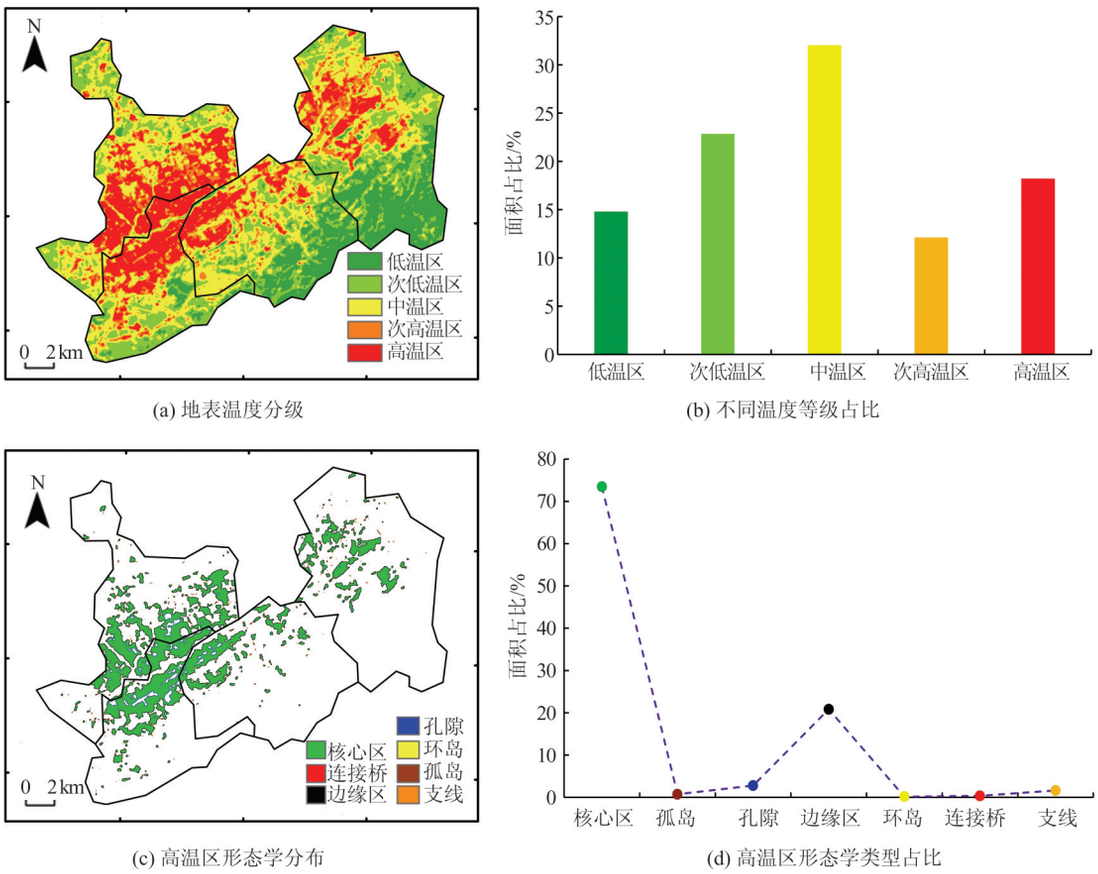
3.1　热环境和热源地空间分布特征

图 4 为利用均值-标准差法和 MSPA 模型构建热环境和热源地的空间分布图。由图 4(a)可以看出,高温区在研究区域呈现对角线式的分布,另有次高温区和中温区向研究区域四周扩散,次低温区和低温区主要分布在研究区的东南和西北区域,因研究区域内存在水域和植被斑块,所以研究区域的中心地带分布零散的低温区和次低温区。由图 4(b)可知,中温区的面积占比最高,最低为次高温区,其中高温区的面积占比为 18.22%,研究区域的高温区是值得关注的地区,在高温区及周边生活的居民生活舒适度较低,高温区地表温度的莫兰指数为 0.452 9($Z=2.7$;$P<0.01$),表明高温区的地表温度呈现显著的正向空间聚集效应,即高温区斑块之间存在一定的空间关联性。因此,本文将重点研究该区域的热环境流动及热量传递特征。将研究区的高温区作为输入,进行 MSPA 的形态学分布计算,得到图 4(c)的空间分布结果,研究区域大部分的高温区域是核心区,由于其他形态类型的特点,在视觉上显示的并不明显,由图 4(d)可知,核心区占据的高温区域总面积比例超过 70%,其次为边缘区,最少的面积占比为连接桥类型,仅为 0.36%,考虑到研究区域的实际面积和高温斑块数量,将核心区面积超过 0.1 km^2 的区域作为本次研究的热源地,共计 36 块热源地。热源地的分布主要集中在不透水面类型区域。由于资源逐渐枯竭,城市发展相对缓慢,研究区域内的热源地分布并未形成大范围的高温区域,这一现象是资源枯竭型城市的典型特征。

3.2　阻力面构建结果分析

本文将地表温度作为因变量,阻力因子作为自变量,构建 XGBoost 模型,得到表 2 所示的非线性拟合结果,MAE、RMSE 和 R^2 都表现出训练集的拟合效果更好,测试集的结果略低于训练集,但是没有较大的数据波动,说明本文构建的模型未出现明显的过拟合现象。从 3 种情景的拟合效果来看,人类活动+自然>自然>人类活动,其中仅考虑自然因素的拟合模型效果优于仅考虑人类活动因素的拟合模型,人类活动+自然情景顾及热环境变化的多维因素,且各个因子之间不存在多重共线性,测试集的拟合优度高达 0.931 5,MAE 和 RMSE 结果也表现较优。

图 5 显示的是阻力因子对热环境的平均贡献度,自然阻力因子中 NDBI 是影响热环境变化的主要因子,其次为 DEM、距水系距离、NDVI 和坡度。值得注意的是,NDVI 在线性的 Pearson 中表现的负相关关系最高,但是构建的非线性模型中,平均贡献度较低;人类活动阻力因子中,距主要道路距离和距高速距离对热环境的平均贡献度较高,其余以 POI 为主的分布密度因子



(a) 地表温度分级 (b) 不同温度等级占比

(c) 高温区形态学分布 (d) 高温区形态学类型占比

图4 热环境和热源地空间分布图

Fig. 4 Spatial Distribution Map of Thermal Environment and Heat Source Areas

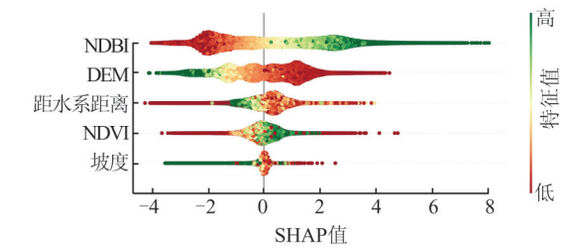
表2 热环境非线性拟合评价参数

Table 2 Nonlinear Fitting Evaluation Parameters of Thermal Environment

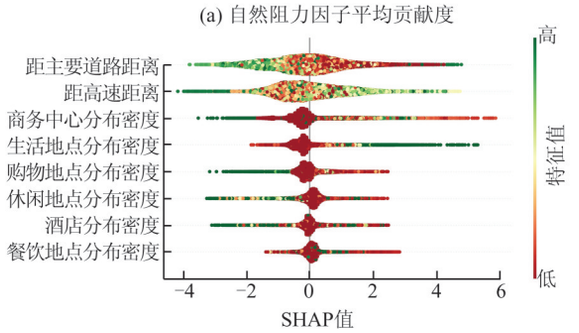
情景	训练集			测试集		
	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2
自然	0.9152	1.2408	0.8483	1.0016	1.3681	0.8144
人类活动	1.1252	1.6202	0.7413	1.1753	1.6732	0.7224
人类活动+自然	0.5471	0.7474	0.9449	0.6077	0.8314	0.9315

对热环境的平均贡献度较低,且差异不明显;人类活动+自然阻力因子中,除坡度外,自然阻力因子对热环境的平均贡献度较高,商务中心分布密度的平均贡献度超过了主要道路距离和距高速距离,这主要是由于建立深度学习的非线性模型过程中,模型自身会通过参数调整调节不同因子的影响作用,人类活动和自然因子的结合会使得阻力因子之间的相互作用发生改变,所以不同阻力因子对热环境变化的平均贡献度会发生一定的变化,其中包括但不限于本文中的酒店分布密度超过了购物地点和休闲地点分布密度以及餐饮地点分布密度超过了休闲地点密度等。

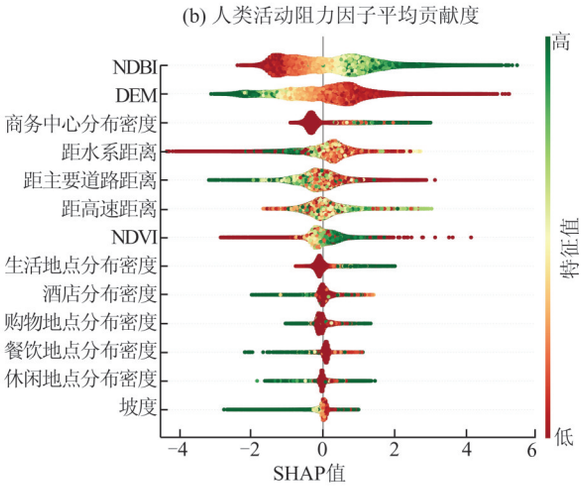
从3种不同情景阻力因子对热环境的非线性影响中可以观察到,改善自然因素相较于人类活动因素对热环境的驱动作用更为显著。资源枯竭型城市相较于发达城市,其城市建设力度相对滞后,优质资源的配置范围较小且集中,多数分布于年轻人流量较大的区域,随着城市化进程的不断推进,土地利用结构变化加速,NDBI所代表的建筑指数对热环境起到了关键调节作用,因此,合理的建设用地配置对热环境调节至关重要。除此之外,DEM所代表的地形因素对热环境的改善也具有较高的影响。结合Pearson相关检验结果发现,较高的地形可以有效降低地表温度,这表明在城市建设过程中应重视地形复杂结构的影响,这对热环境的变化具有重要意义。此外,商务中心、生活、购物、休闲、酒店、餐饮设施等社会感知类要素的均匀分布也是热环境变化的主要驱动因素之一,这些因素直接影响城市空间的热分布特征。其余的距离、NDVI及坡度等因素也对城市热环境具有一定的调节作用,这些因素在城市发展过程中同样不容忽视,特别是在制定城市规划和进行热环境管理时,综合考虑这些因素将有助于更加精准地调节和改善城市的热环境。



(a) 自然阻力因子平均贡献度



(b) 人类活动阻力因子平均贡献度



(c) 人类活动+自然阻力因子平均贡献度

图 5　阻力因子对热环境的平均贡献度

Fig. 5　Average Contribution of Resistance Factors to Thermal Environment

图 6 是热环境阻力因子分布图,阻力数值分布是根据 Pearson 相关系数正负值完成的正向及负向归一化表示。由图 6 可以看出,除了 DEM 和坡度外,均呈现了研究区域中心地带的阻力值较低,逐渐向研究区域各个方向数值增大。

根据热环境阻力因子的平均贡献度和归一化后的阻力因子,构建了图 7 所示的综合阻力面,阻力均值表现为人类活动(67.52)>人类活动+自然(58.08)>自然(51.25)。从综合阻力面的空间分布来看,自然综合阻力面和人类活动+自然综合阻力面的空间分布形态相似,人类活动的综合阻力面与其他两种情景差异较大,但也表现出对角线阻力值较低的空间分布。另外,在太平区东北部和新邱区西南部也出现了低阻力分布。

3.3　热环境空间网络分析

结合上述 3 种情景的阻力面和热源地,构建热环境空间网络如图 8 所示,空间网络参数统计见表 3。从空间分布来看,不同情景下的热廊道分布遍及研究区域内部是研究区域热量流动的主要传递和流动路径,热量通过热廊道完成热量交互[33],加重城市热岛效应,3 种情景下热廊道数量变化较小,但阻力面差异使廊道长度出现较大数值变化,其中人类活动和人类活动+自然情景下的廊道长度较长,分别为 95.86 km 和 94.34 km;自然阻力下的廊道长度较短,数值为 89.30 km,这可能与自然情景下整体阻力值较小有关,当热源地之间的热量流动受到较小阻力时,部分较为弯曲的热廊道弯曲度变小,使得廊道长度有小幅度的降低。所以在城市规划及管理中,应该重点关注热量传递的阻力类型和综合阻力值。

热环境夹点是减少热量流动及传递需要关注的重点区域[34]。由表 3 可知,在人类活动情景下,夹点面积达到 1.88 km^2,其次为人类活动+自然情景,数值为 1.41 km^2,最后为自然情景,数值为 1.34 km^2。结合上述分析可知,人类活动的阻力均值最高,但是夹点的分布面积并不受制于综合阻力面的阻力数值,夹点面积与阻力均值出现了协同变化趋势。障碍点的面积与夹点面积相比差异较大,障碍点对热环境传递和流动起到了阻挡的作用[35],这对减缓热岛效应蔓延趋势具有一定的促进作用,最大面积的障碍点出现于人类活动+自然情景,说明综合考虑人类活动及自然的阻力情况,会得到较多的障碍点分布,其次为人类活动情景,最后为自然情景。

综上所述,在进行城市热环境治理的过程中,除了关注热环境的影响因素外,还应注重城市热量流动及传递情景,在本文所选 3 种情景中,不同情景得到的热环境空间网络具有一定差异,尤其是夹点和障碍点分布面积。另外,采用不同方式完成城市降温的过程,需要考虑不同因素对热环境变化的贡献度,这与热环境优化的速率具有一定的关联,切实阻断热量流通路径可进一步缓解城市高温区域的高温现象,对缓解热岛效应和提升城市居民的生活舒适度具有较大帮助。

4　结　语

对资源枯竭型城市的热环境进行研究可以为精准减缓城市热岛效应提供必要的研究案例。本文以阜新市部分地区为例,基于多源数据,采

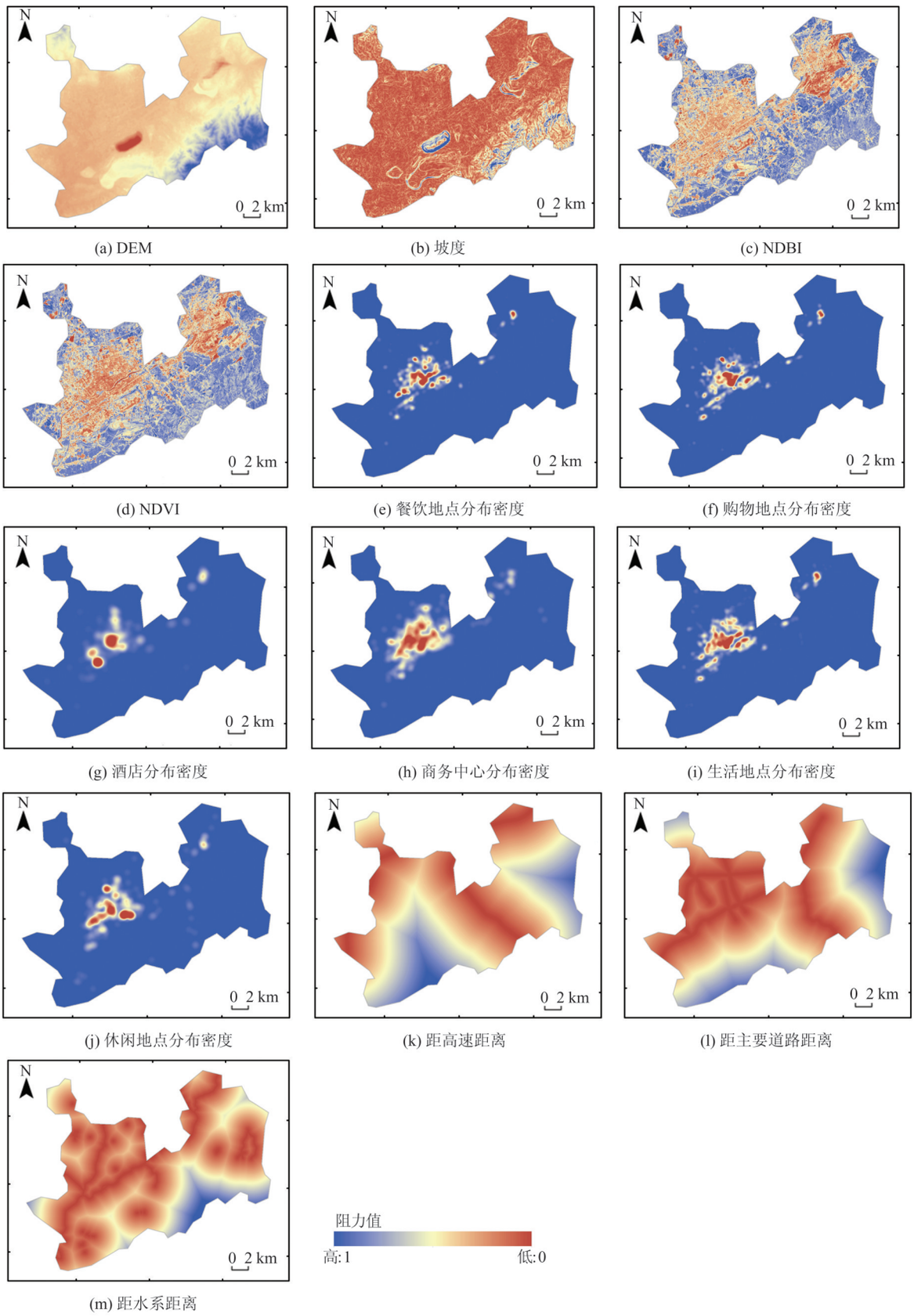
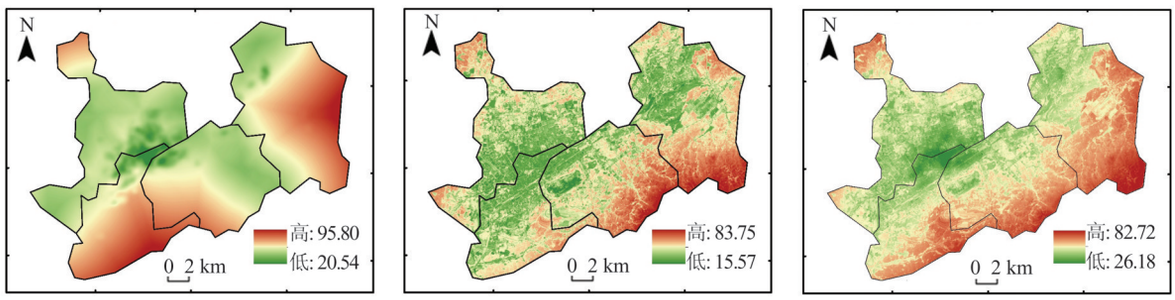


图6 热环境阻力因子空间分布图

Fig. 6 Spatial Distribution of Thermal Environment Resistance Factors

用回归分析理论和机器学习等方法构建自然、人类活动和人类活动+自然等3种情景下的热环境网络,其主要结论如下:

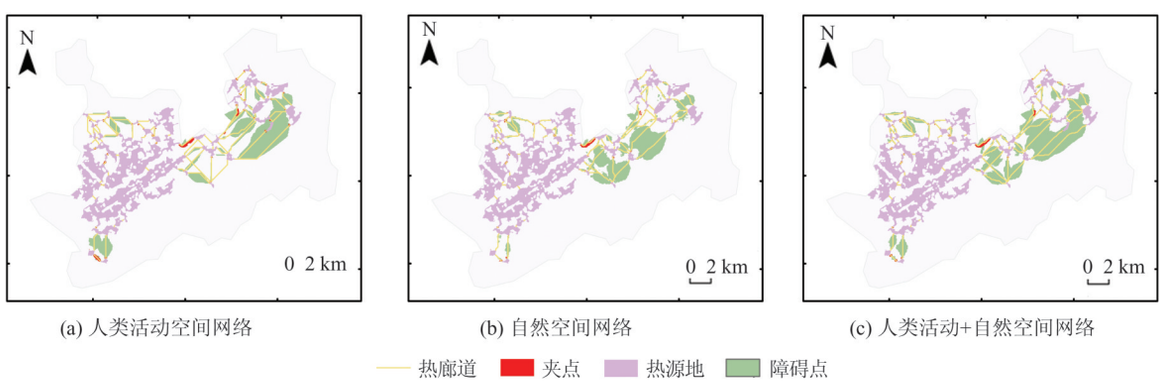
1)研究区域的高温区面积占比为18.22%,



(a) 人类活动综合阻力面　(b) 自然综合阻力面　(c) 人类活动+自然综合阻力面

图 7　热环境阻力面空间分布图

Fig. 7　Spatial Distribution of Thermal Environment Resistance Surfaces



(a) 人类活动空间网络　(b) 自然空间网络　(c) 人类活动+自然空间网络

图 8　热环境空间网络分布图

Fig. 8　Spatial Network Distribution of Thermal Environment

表 3　热环境空间网络参数

Table 3　Spatial Network Parameters of Thermal Environment

情景	廊道数量/个	廊道长度/km	夹点面积/km^2	障碍点面积/km^2
自然	77	89.30	1.34	25.53
人类活动	79	95.86	1.88	29.08
人类活动＋自然	78	94.34	1.41	36.35

利用形态学 MSPA 计算的高温核心区占总面积的比例超过 70%,经过筛选,共计选用高温区域的 36 块区域作为热环境空间网络的热源地。

2)不同情景下的非线性拟合模型差异化明显,人类活动＋自然情景回归效果最佳,决定系数 R^2 为 0.931 5,MAE 为 0.607 7,RMSE 为 0.831 4。Pearson 的线性相关效应与非线性贡献程度具有明显差异,其中差异化明显的阻力因子为 NDVI。

3)在热环境空间网络中,人类活动和人类活动＋自然情景的廊道长度分别为 95.86 km 和 94.34 km,夹点面积与阻力均值呈协同变化趋势,最大障碍点面积出现在人类活动＋自然情景,表明多因素作用能有效缓解热岛效应。

尽管本文从 3 种不同情景探讨了城市热环境网络的不同表现形式,但仍有许多值得进一步深入研究的领域。具体而言,阻力因子的选择可能存在未被考虑的其他因素,这些因素可能对热环境的传递或流动产生影响。未来研究可以进一步丰富阻力因子的设置,以期更准确地构建城市热环境网络。此外,除了资源枯竭型城市外,还有许多其他城市类型值得进一步探讨。不同城市在热环境形态上表现出显著差异,丰富的城市类型案例将为城市可持续发展提供宝贵的参考和支持。

资源枯竭型城市的高温区域相对集中,尤其是在欠发达地区,合理配置城市资源的分布将对减弱城市热岛效应起到关键作用。本文研究表明,在自然和人类活动共同作用的情景下,阻力因子对热环境的解释效果最佳。因此,在研究城市热量流动与传递时需特别关注多因素的协同作用,以促进城市热环境的宜居性。

参　考　文　献

[1]　张卫枚,方勤敏. 资源衰退型城市经济转型效率研究[J]. 经济问题,2015,(11):90-94.
ZHANG Weimei, FANG Qinmin. Study on Economic Transformation Efficiency of Resource-Exhausted Cities[J]. *On Economic Problems*, 2015

(11):90-94.

[2] 陈健珊,陆楚杰,陈兴.资源枯竭型城市的转型更新路径探索——以湖北省黄石市为例[J].规划师,2023,39(5):124-130.
CHEN Jianshan, LU Chujie, CHEN Xing. Transformation and Renewal Path of Resource Exhausted Cities: Huangshi City, Hubei Province[J]. *Planners*, 2023, 39(5): 124-130.

[3] 赵海月,胡淼,朱建宁,等.高密度中心城区蓝绿空间冷岛效应及其影响因素——以北京五环路以内地区为例[J].生态学报,2023,43(12):4904-4919.
ZHAO Haiyue, HU Miao, ZHU Jianning, et al. Blue-Green Space Cooling Effect and Its Influencing Factors in Metropolitan Area: A Case Study on the Area Within the Fifth Ring Road in Beijing[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(12): 4904-4919.

[4] 马松超.城市热岛时空变化特征及演变规律研究:以扬子江城市群为例[J].测绘地理信息,2021,46(5):93-97.
MA Songchao. Spatio-Temporal Variation Characteristics and Evolution Law of Urban Heat Island: A Case Study of the Yangtze River Urban Agglomeration[J]. *Journal of Geomatics*, 2021, 46(5): 93-97.

[5] 张旭萍.城市绿地对北京市热岛强度的影响[J].北京测绘,2023,37(3):360-364.
ZHANG Xuping. The Impact of Urban Green Land on Heat Island Intensity in Beijing[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2023, 37(3): 360-364.

[6] 卢阳,杨建思,黄昕,等.面向局部气候带的城市形态对地表温度的影响[J].武汉大学学报(信息科学版),2021,46(9):1412-1422.
LU Yang, YANG Jiansi, HUANG Xin, et al. Effects of Urban Morphology on Land Surface Temperature in Local Climate Zones[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(9): 1412-1422.

[7] 吴凤敏,郑稚棚,李睿桐,等.城市建筑形态特征与地表温度关系研究[J].北京测绘,2024,38(3):361-366.
WU Fengmin, ZHENG Zhipeng, LI Ruitong, et al. Relationship Between Urban Building Forms and Land Surface Temperature[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2024, 38(3): 361-366.

[8] ZHAO Q, YU K, GENG J, et al. Spatiotemporal Evolution of Urban Heat Islands and Optimization of Spatial Network Construction in the Central Urban Area of Fuzhou City, China[J]. *Chinese Geographical Science*, 2024, 34(5): 917-930.

[9] ZHANG X, KASIMU A, LIANG H, et al. Construction of Urban Thermal Environment Network Based on Land Surface Temperature Downscaling and Local Climate Zones[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(4): 1129.

[10] XU Z, DONG B, WANG C, et al. Construction of International Important Wetland White-Headed Crane Ecological Corridor in Chongming Dongtan, China[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 149: 110156.

[11] 祁强强,徐占军.生态安全格局时空演变分析——以太原城市群为例[J].中国环境科学,2023,43(11):5987-5997.
QI Qiangqiang, XU Zhanjun. Analysis on the Spatio-Temporal Evolution of Ecological Security Patterns: A Case Study over Taiyuan Urban Agglomeration[J]. *China Environmental Science*, 2023, 43(11): 5987-5997.

[12] 姜虹,彭建.自然保护地连通网络构建与优化的方法及前瞻[J].地理学报,2024,79(9):2176-2190.
JIANG Hong, PENG Jian. Methods and Prospects for the Construction and Optimization of Protected Area Connectivity Network[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2024, 79(9): 2176-2190.

[13] SHI Y, FAN Q, SONG X, et al. Assessing the Severity of Urban Heat Transfer and Flow Across Years: Evidence from Thermal Environment Spatial Networks[J]. *Urban Climate*, 2025, 61: 102401.

[14] LU H Y, LIU M, SONG W J. Place-Based Policies, Government Intervention, and Regional Innovation: Evidence from China's Resource-Exhausted City Program[J]. *Resources Policy*, 2022, 75: 102438.

[15] 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.

[16] 方胜,王慧娟.资源枯竭型城市绿色转型发展研究[J].生态经济,2024,40(11):230-231.
FANG Sheng, WANG Huijuan. Study on Green Transformation and Development of Resource-Exhausted Cities[J]. *Ecological Economy*, 2024, 40(11): 230-231.

[17] 吴迪,杜宁,王莉,等.基于GTWR-XGBoost模型的四川省PM2.5小时浓度估算[J].环境科学,2023,44(7):3738-3748.
WU Di, DU Ning, WANG Li, et al. Estimation of PM2.5 Hourly Concentration in Sichuan Province Based on GTWR-XGBoost Model[J]. *Environmental Science*, 2023, 44(7): 3738-3748.

[18] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System[C]//The 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, USA, 2016.

[19] 王永生, 李海龙, 关世杰, 等. 基于变换域分析和XGBoost算法的超短期风电功率预测模型[J]. 高电压技术, 2024, 50(9): 3860-3870.
WANG Yongsheng, LI Hailong, GUAN Shijie, et al. Ultra-Short-Term Wind Power Prediction Model Based on Transform Domain Analysis and XGBoost Algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(9): 3860-3870.

[20] WANG A, ZHANG M M, CHEN E Q, et al. Impact of Seasonal Global Land Surface Temperature (LST) Change on Gross Primary Production (GPP) in the Early 21st Century[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 110: 105572.

[21] LI J T, AN X Q, LI Q Y, et al. Application of XGBoost Algorithm in the Optimization of Pollutant Concentration[J]. *Atmospheric Research*, 2022, 276: 106238.

[22] XU C, HUANG G L, ZHANG M M. Comparative Analysis of the Seasonal Driving Factors of the Urban Heat Environment Using Machine Learning: Evidence from the Wuhan Urban Agglomeration, China, 2020[J]. *Atmosphere*, 2024, 15(6): 671.

[23] KIM Y, KIM Y. Explainable Heat-Related Mortality with Random Forest and SHapley Additive exPlanations (SHAP) Models[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2022, 79: 103677.

[24] LI L B, QIAO J D, YU G, et al. Interpretable Tree-Based Ensemble Model for Predicting Beach Water Quality[J]. *Water Research*, 2022, 211: 118078.

[25] LI Z Q. Extracting Spatial Effects from Machine Learning Model Using Local Interpretation Method: An Example of SHAP and XGBoost[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 96: 101845.

[26] SEKERTEKIN A, ZADBAGHER E. Simulation of Future Land Surface Temperature Distribution and Evaluating Surface Urban Heat Island Based on Impervious Surface Area[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 122: 107230.

[27] 熊鹰, 章芳. 基于多源数据的长沙市人居热环境效应及其影响因素分析[J]. 地理学报, 2020, 75(11): 2443-2458.
XIONG Ying, ZHANG Fang. Thermal Environment Effects of Urban Human Settlements and Influencing Factors Based on Multi-source Data: A Case Study of Changsha City[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(11): 2443-2458.

[28] 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.

[29] COPPA G, QUARELLO A, STEENEVELD G J, et al. Metrological Evaluation of the Effect of the Presence of a Road on Near-Surface Air Temperatures[J]. *International Journal of Climatology*, 2021, 41(6): 3705-3724.

[30] QIAN W Q, LI X Y. A Cold Island Connectivity and Network Perspective to Mitigate the Urban Heat Island Effect[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 94: 104525.

[31] XIANG Y, CEN Q Y, PENG C C, et al. Surface Urban Heat Island Mitigation Network Construction Utilizing Source-Sink Theory and Local Climate Zones[J]. *Building and Environment*, 2023, 243: 110717.

[32] WANG B, FU S T, HAO Z X, et al. Ecological Security Pattern Based on Remote Sensing Ecological Index and Circuit Theory in the Shanxi Section of the Yellow River Basin[J]. *Ecological Indicators*, 2024, 166: 112382.

[33] ZHAO Z Y, LI W, ZHANG J L, et al. Constructing an Urban Heat Island Network Based on Connectivity Perspective: A Case Study of Harbin, China[J]. *Ecological Indicators*, 2024, 159: 111665.

[34] ZHAO Q Y, YU K Y, GENG J W, et al. Spatio-Temporal Evolution of Urban Heat Islands and Optimization of Spatial Network Construction in the Central Urban Area of Fuzhou City, China[J]. *Chinese Geographical Science*, 2024, 34(5): 917-930.

[35] YUE X P, LIU W, WANG X W, et al. Constructing an Urban Heat Network to Mitigate the Urban Heat Island Effect from a Connectivity Perspective[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 114: 105774.