

区域一体化背景下土地覆盖变化及其对地表热环境的影响

张 清

湖南师范大学地理科学学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2025年3月5日; 录用日期: 2025年4月11日; 发布日期: 2025年4月28日

摘 要

土地利用/土地覆盖(LULC)作为关键环境因素, 关系居民生活舒适度与生态可持续发展。区域一体化作为当代城市发展的主要方向, 本研究聚焦2000~2023年长株潭城市群一体化进程, 采用遥感数据反演技术, 通过土地利用动态度、转移矩阵及景观格局指数等方法揭示LULC时空演变规律及其对地表热环境的影响。研究发现区域一体化显著增强城市间空间连通性与集聚效应, 三市交界处不透水面持续扩张; 发展初期主要表现为生态用地向建设用地和耕地转化, 后期大型生态工程促使林地面积回升, 形成“缩减-修复”的演变特征。基于XGboost机器学习的方法发现不同土地覆盖类型的景观格局对地表热环境的影响各有差异。研究证实区域协同发展对土地利用格局和地表热环境具有阶段性重塑作用。

关键词

长株潭区域一体化, 土地利用/土地覆盖, 地表热环境, 景观格局特征, XGBoost

Land Cover Changes and Its Impact on the Surface Thermal Environment under Regional Integration

Qing Zhang

College of Geographic Sciences, Hunan Normal University, Changsha Hunan

Received: Mar. 5th, 2025; accepted: Apr. 11th, 2025; published: Apr. 28th, 2025

Abstract

Land Use/Land Cover (LULC), as a critical environmental factor, is closely related to residents' living comfort and ecological sustainable development. Regional integration, as a major direction of contemporary urban development, is the focus of this study, which examines the integration process of

the Chang-Zhu-Tan urban agglomeration from 2000 to 2023. Using remote sensing data inversion technology, this research employs methods such as land use dynamic degree, transition matrix, and landscape pattern indices to reveal the spatiotemporal evolution of LULC and its impact on the surface thermal environment. The study finds that regional integration significantly enhances spatial connectivity and agglomeration effects between cities, with continuous expansion of impervious surfaces at the junction of the three cities. In the early stages of development, the primary trend was the conversion of ecological land to construction land and cultivated land, while in later stages, large-scale ecological projects led to a recovery of forest area, forming an evolution characteristic of “reduction-restoration.” Based on the XGBoost machine learning method, it was found that the landscape patterns of different land cover types have varying impacts on the surface thermal environment. The research confirms that regional coordinated development has a phased reshaping effect on land use patterns and the surface thermal environment.

Keywords

Chang-Zhu-Tan Urban Regional Integration, Land Use/Land Cover, Surface Thermal Environment, Landscape Pattern, XGBoost

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着全球城市化进程的加速，区域一体化已成为优化资源配置、促进经济协同的重要战略方向。在中国，长三角、粤港澳大湾区等城市群的崛起，标志着区域发展从单一行政单元向跨域协作的范式转变。在此背景下，土地利用/土地覆盖(Land use/Land Cover Pattern)特征作为人地关系交互的直接载体，其动态演变不仅反映区域空间治理效能，更深刻影响生态安全与可持续发展目标[1]。

城市群的发展在于一体化，一体化的核心在于打破行政壁垒，通过基础设施互联、产业协同和政策联动重构空间秩序[2]。目前国内外对区域一体化的相关作用和影响展开了深入分析，Jiang 等人从经济、社会、生态和基础设施四个维度分析发现区域一体化政策虽然对城市韧性有所提升，但是对生态韧性却产生了负面影响[3]；徐斌、柯达等人通过对中国的 30 个省份研究发现区域一体化有利于提高碳排放效率[4]；郭亿等人对长三角区域一体化政策研究则表明长三角一体化政策通过对产业的优化升级显著降低了城市碳排放，但是城市间的经济联系在一定程度上会提高城市碳排放[5]。由此可见，相比于单个城市，城市群区域由于经济联系、生态保护和修复以及地理共享等因素导致了区域一体化对环境、生态等影响的复杂性，需要具体分析[6]。

长株潭区域是中部六省一体化发展的先行者，曾被称为“中国第一个自觉进行区域经济一体化实验的案例”，2005 年被写入国家“十一五”规划，并开始实施城市群区域规划。在过去十几年的快速发展中，该区域经历了 LULC 的显著变化，以及区域人口的增长。长沙，曾经作为中国四大“火炉”城市之一，面临着严峻的城市热岛问题。因此，以长株潭城市群作为研究对象，对于深入理解区域一体化背景下 LULC 的时空变化及其对地表热环境的影响具有重要意义。

2. 研究材料与方法

2.1. 研究区概况

长株潭区域位于中国湖南省中东部，地处东经 111°53'~114°15'，北纬 27°12'~28°45'之间。该区域由长

沙市、株洲市和湘潭市三个地级市组成，三座城市沿湘江呈“品”字分布，联系紧密，如图 1 所示。长株潭区域是湖南省经济最发达、城市化水平最高的地区，也是中国中部地区重要的经济增长极之一。该区域是长江经济带和中部崛起战略的重要节点，具有显著的区位优势。

根据相关资料将长株潭区域一体化的发展历程大致分为三个阶段：2000~2010 年为区域一体化建设初期；2011~2020 年为区域一体化建设中期；2021~2050 年为远景时期，短期目标预计到 2025 年，长株潭区域竞争实力、辐射带动能力显著增强，高水平基础设施、现代公共服务、社会保障等领域一体化取得重大进展，融城融合发展格局全面形成[7]。本文将根据不同阶段展开分析。

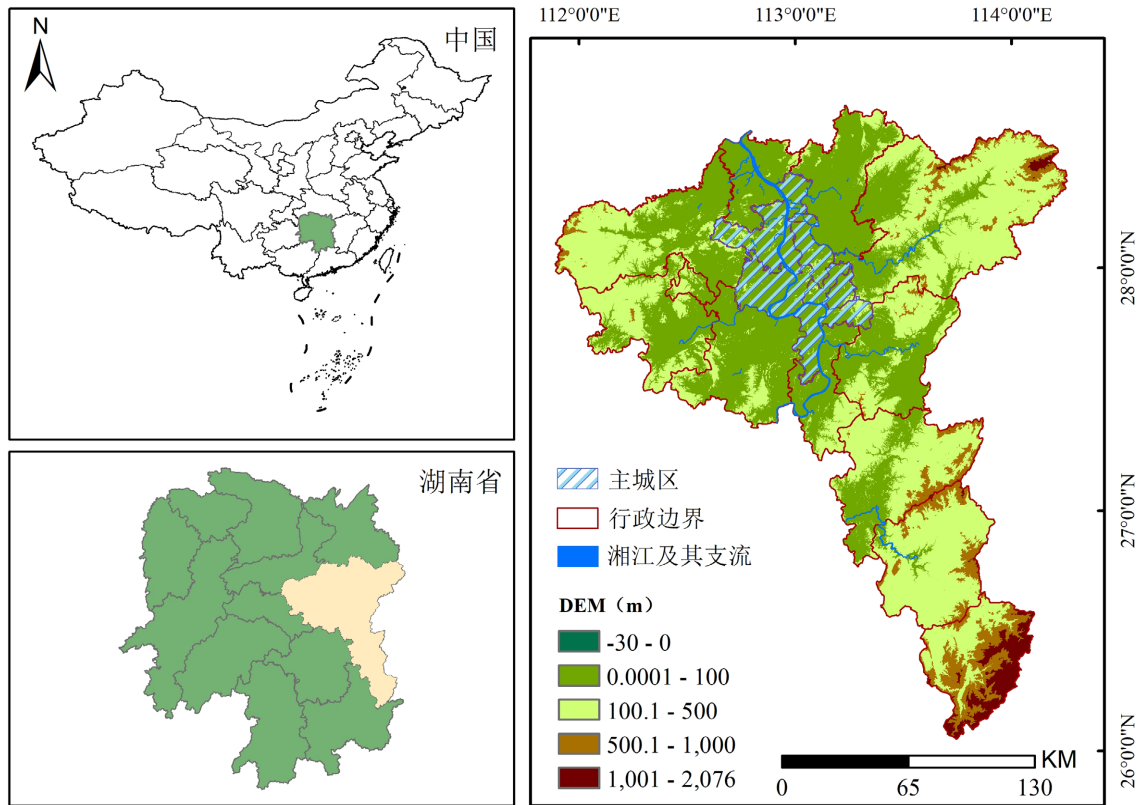


Figure 1. Overview of the study area

图 1. 研究区概况图(注*: 审图号: GS(2024)0650 号, 图源: <https://cloudcenter.tianditu.gov.cn/administrativeDivision>)

2.2. 数据来源

LULC 数据来源于武汉大学开发的中国土地利用/覆盖数据集(China' Land-Use/Cover Datasets, CLUD), 该数据集基于 GEE (Google Earth Engine) 的 Landsat 图像生成[7]。CLUD 集包涵盖了 1990 年至 2023 年的中国土地覆被数据, 对 9 种土地覆盖类型(1 耕地, 2 森林, 3 灌木, 4 草原, 5 水域, 6 冰雪, 7 裸地, 8 不透水面, 9 湿地)进行了分类, 总体准确率达到 80.00%。本文对 CLUD 数据进行重分类, 将类别 2、3 合并为林地。地表温度数据来自于 MOD11A1, 该产品已经过大气校正, 空间分辨率为 1 千米, 适合于大范围研究区域分析。

2.3. 研究方法

2.3.1. 动态度模型

动态度可以直观的观察到不同土地覆盖类型的变化速度与幅度, 区域差异、选取时间的跨度都会影

响其大小变化[8]。单一动态度可以反映该类型的变化速度, 计算公式如下:

$$K = \frac{S_{t2} - S_{t1}}{S_{t1}} \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (1)$$

式中, K 表示 $t1 \sim t2$ 时段内某种土地类型的动态度; S_{t2} 、 S_{t1} 分别为该时段内土地类型的面积。 K 值的变化反映了转化为其他覆盖类型的数量。综合土地动态度可以表示整体土地变化态势, 公式如下:

$$S = \frac{\sum_{j=1}^n \Delta S_{ij}}{2 \sum_{i=1}^m S_i} \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (2)$$

式中, S 为某时段的综合土地利用动态度; S_i 为研究初期第 i 类土地面积; ΔS_{ij} 为 i 地类转化为 j 地类的面积; T 为研究时长。

2.3.2. 土地利用综合指数

土地利用程度综合指数(Land Use Intensity Index, LUI)是评估区域人地关系的重要工具, 其核心在于通过构建多级土地分类赋权模型, 系统解析特定时空维度内不同用地类型组合所表征的集约化特征, 计算如下:

$$L = 100 \times \sum_{i=1}^n A_i C_i \quad (3)$$

式中, L 为土地利用综合程度指数; A_i 为第 i 级的土地利用程度分级指数; C_i 为第 i 级土地利用程度分级面积百分比。本文中土地利用的分级为: 1 为裸地、无数据, 2 为林地、草地、水体, 3 为耕地, 4 为建设用地。

2.3.3. 景观指数

景观格局反映了景观的结构特征与空间配置, 其指数可用于定量表征并高度概括景观信息[9]。对于土地覆盖类型本文仅统计类型水平指数, 共选取 8 个指数进行分析, 分别为地类面积(CA)、最大斑块指数(LPI)、面积加权平均形状指数(SHAPE_AM)、斑块密度(PD)、平均斑块面积(AREA_MN)、周长 - 面积分维数(PAFRAC)、斑块凝聚力(COHESION)及聚集指数(AI) [10]。以上指标均使用 Fragstats 4.2.1 软件计算的, 采用 8 单元邻居规则[11]。

2.3.4. XGBoost

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)是一种梯度提升树(GBDT)的优化实现, 广泛应用于回归和分类任务。其核心思想是通过加权决策树的方式, 逐步优化预测结果[12]。XGBoost 模型通过树的分裂机制自动发现变量间的非线性关系(如指数关系、阈值效应), 更擅长捕捉复杂的线性关系, 避免 Pearson 相关系数的局限性。本研究使用 XGBoost 来对不同土地利用类型的景观指数进行筛选。其目标函数定义为:

$$L\emptyset = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (4)$$

式中 $l(y_i, \hat{y}_i)$ 为损失函数, $\Omega(f_k)$ 为正则化项, 用于防止过拟合。 n 为样本数量, y_i 为样本 i 的实际值, $\hat{y}_i$ 为样本 i 的预测值。在 XGBoost 模型中, 本文使用 F-score 计算特征重要性。其计算公式为

$$F_j = \sum_{t \in T} I(s_t = j) \quad (5)$$

式中 F_j 是特征 j 的重要性得分, T 是所有决策树的集合, s_t 是决策树中第 t 个分裂节点所使用的特征。虽然 XGBoost 可以通过特征重要性了解哪些变量对模型预测贡献较大, 但这种方法往往只能给出变量“重要”或“不重要”的结果, 难以揭示各特征取值对具体预测结果所起的正向或负向作用。为更深入地理解非线性关系和交互效应, 需要引入 SHAP (Shapley Additive Explanations)等可解释性分析手段[13]。

3. 结果与分析

3.1. 2000~2023 年长株潭城市群 LULC 时空变化

如图 2 所示，分别为 2000 年、2005 年、2010 年、2015 年、2020 年和 2023 年的土地覆盖空间分布情况。森林和耕地是研究区的主要覆盖类型，分布广泛且连续；而水体和草地的分布则相对稀疏。不透水面主要集中在长沙、株洲、湘潭三市的主城区及交界地带。从空间分布来看，研究区东部和东南部以森林覆盖为主；耕地则沿湘江两岸延伸，集中分布于地势低平的区域；不透水面则沿湘江聚集分布，呈现明显的城市群特征。从时间变化来看，2000~2023 年间，研究区土地覆盖格局发生了显著改变，尤其是经过城市的扩张不透水面的范围不断扩大。2000~2005 年：不透水面分布相对孤立和分散，城市建成区呈“点状”分布。2005~2010 年：随着城市化进程的推进和区域一体化的发展，城市建成区之间的空间间隔逐渐缩小，城际交通基础设施得到改善。2010 年之后，原先孤立的建成区通过若干狭长通道连接，形成初步的交通格局。2015~2023 年：不透水面覆盖范围进一步扩展，城市之间的连通性显著增强，最终形成了大规模、密集分布的城市群。除此之外，原先林地、耕地覆盖的地区也逐步向不透水面转变。这一变化过程清晰地反映了长株潭区域在城市化与区域一体化推动下土地利用格局的演变特征。

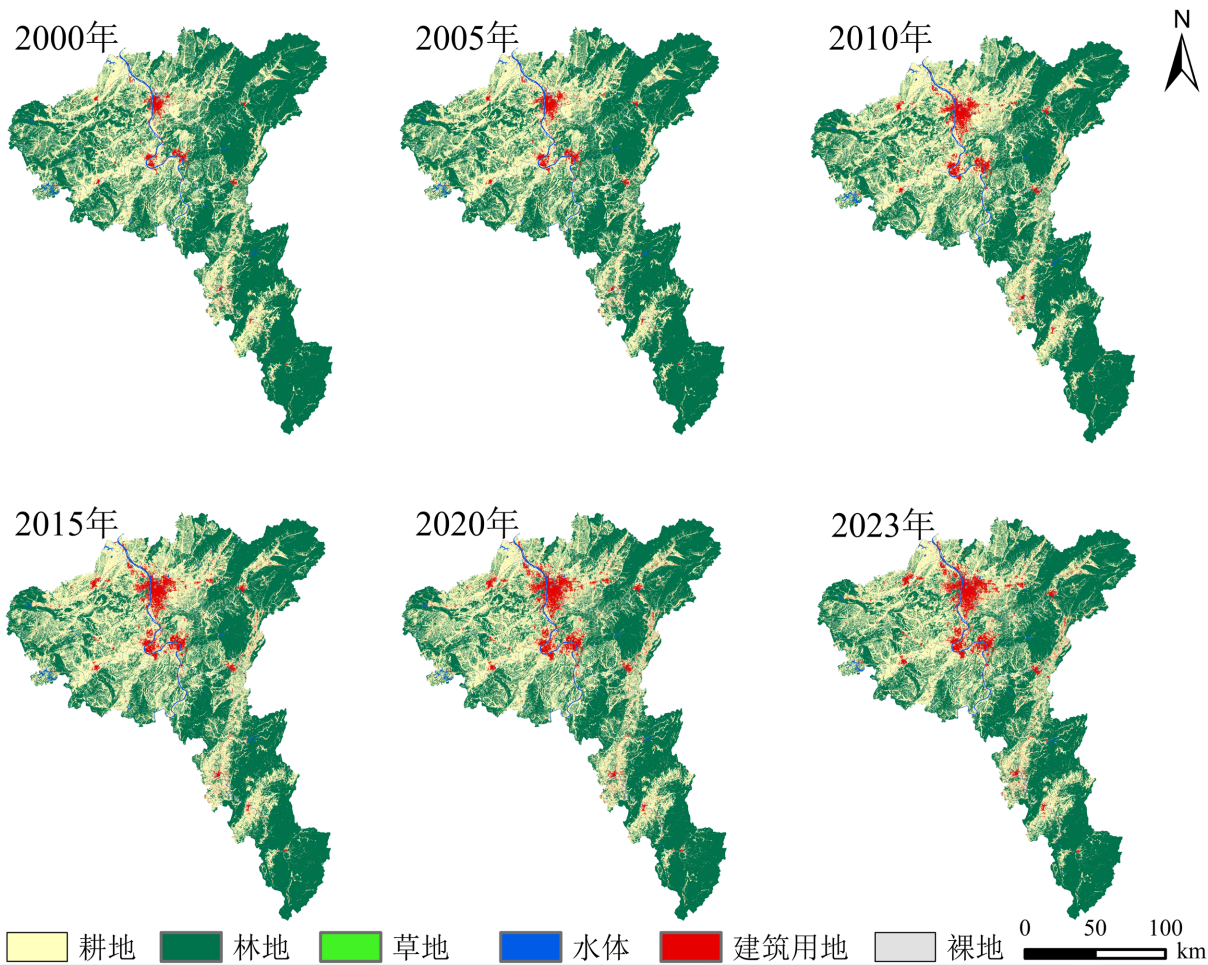


Figure 2. Spatial distributions of land cover in the CZTUA
图 2. 长株潭城市群土地覆盖类型的时空分布

3.2. 土地覆盖转移速率

为定量分析区域一体化对土地覆盖变化速率的影响,本研究采用动态度模型对三个阶段(初期 2000~2010 年、中期 2010~2020 年、远景时期 2020~2023 年)的土地覆盖变化速率进行了评估。表 1 展示了单一动态度和综合动态度的分析结果。初期阶段(2000~2010 年):林地和水体的年均单一动态度为负值,表明主要以转出为主,面积相较于 2000 年有所减少,而耕地、草地和不透水面则为正值,不断转入使其面积得到扩张。其中,不透水面的增长速度最快,反映了城市化进程的快速推进,建设用地的扩张主要以牺牲林地的面积为主。中期阶段(2010~2020 年):林地和水体仍以转出为主,但林地转出速度放缓,水体减少速度加快;耕地和不透水面仍保持增长,表明城市化和农业活动对土地覆盖的影响持续存在。远景时期(2020~2023 年):随着对森林植被生态作用的重视以及生态工程的实施,林地面积开始呈现正增长;同时,不透水面的增长速度逐步放缓,表明生态保护措施对土地覆盖变化起到了积极作用。从初期到中期再到远景时期,综合动态度呈现缓慢增长趋势,表明区域一体化进程中土地覆盖变化的总体速率逐步加快。值得注意的是,土地覆盖的综合动态度与地表热环境的变化趋势一致,均呈现先放缓后加快的态势,这表明土地覆盖变化与地表热环境之间存在密切的联系。动态度模型分析结果表明,区域一体化不同阶段对土地覆盖变化速率的影响存在显著差异:初期以不透水面快速扩张为主要特征;中期林地和水体面积持续减少,但林地减少速度放缓;远景时期生态工程的实施有效促进了林地恢复,同时抑制了不透水面的扩张速度。此外,土地覆盖变化与地表热环境综合动态度变化趋势的一致性进一步揭示了土地利用格局对区域热环境的深远影响。

Table 1. Dynamic degree statistics of land types in the CZTUA
表 1. 长株潭区域土地类型动态度统计表

	单一动态度(K)					综合动态度(S)
	耕地	林地	草地	水体	不透水面	
2000~2010	0.912%	-0.712%	5.831%	-0.158%	7.373%	0.522%
2010~2020	0.208%	-0.381%	-1.119%	-0.350%	4.634%	0.441%
2020~2023	-0.810%	0.426%	-3.961%	-2.648%	2.115%	1.006%

3.3. 土地利用程度评价与变化

通过对土地利用程度综合指数进行量化可以反映土地实际利用状态。根据长株潭区域一体化的发展阶段对研究区各市区 2000 年、2010 年、2020 年和 2023 年土地利用综合指数的分析,以揭示了土地利用程度的变化特征,区域平均值总结在表 2 中。2000 年到 2023 年,区域均值从 255.89 上升至 272.48,总增长了 16.59。这一增长表明,在这段时间内,土地利用程度呈现稳步提升的趋势。尽管总值增加,增长的速度逐渐放缓,年均变化率从 4.48%(2000~2010 年)下降至 1.74%(2010~2020 年),并且在最后一段时间(2020~2023 年)进一步减缓至 0.17%。这显示出土地利用的增速逐年放缓,可能与资源的逐步饱和、政策调整或环境因素的影响有关。从不同阶段分析,2000~2010 年:各市区的土地利用综合指数普遍增长,城市化进程加快是

Table 2. Comprehensive land use indexes and changes
表 2. 土地利用综合程度指数及其变化

	2000	2010	2020	2023
区域均值	255.89	267.36	272.02	272.48
变化量	—	11.47	4.66	0.46
年均变化率	—	4.48%	1.74%	0.17%

其增长的主要驱动因素。2010~2020 年：土地利用综合指数增长趋势有所放缓，可能与土地资源管理政策的实施有关。2020~2023 年：部分地区的土地利用综合指数增长再次加快，反映了城市化进程的持续推进。

3.4. LULC 对地表热环境的时空变化的影响

基于 MODIS 卫星遥感数据反演结果显示(图 3) 2000~2023 年间长株潭区域夏季地表温度呈现显著的空间异质性。主要表现为地表温度值较高的区域范围逐渐扩大，并且从东南部向三所城市的主城区转移；

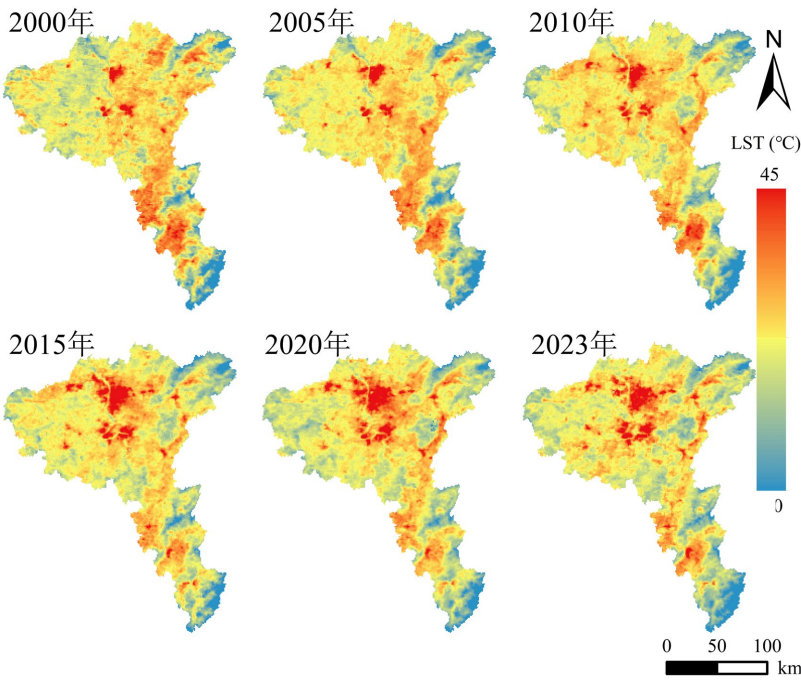


Figure 3. Spatial distributions of the average summer LST in the CZTUA from 2000 to 2023
图 3. 2000~2023 年长株潭区域 LST 夏季平均地表温度的空间分布

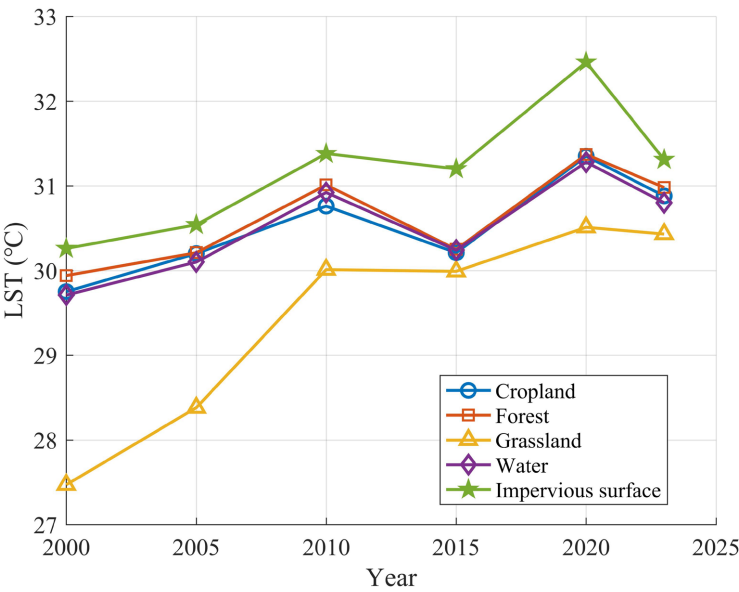


Figure 4. Trend of LST changes for land cover types
图 4. 不同土地覆盖类型地表温度变化趋势

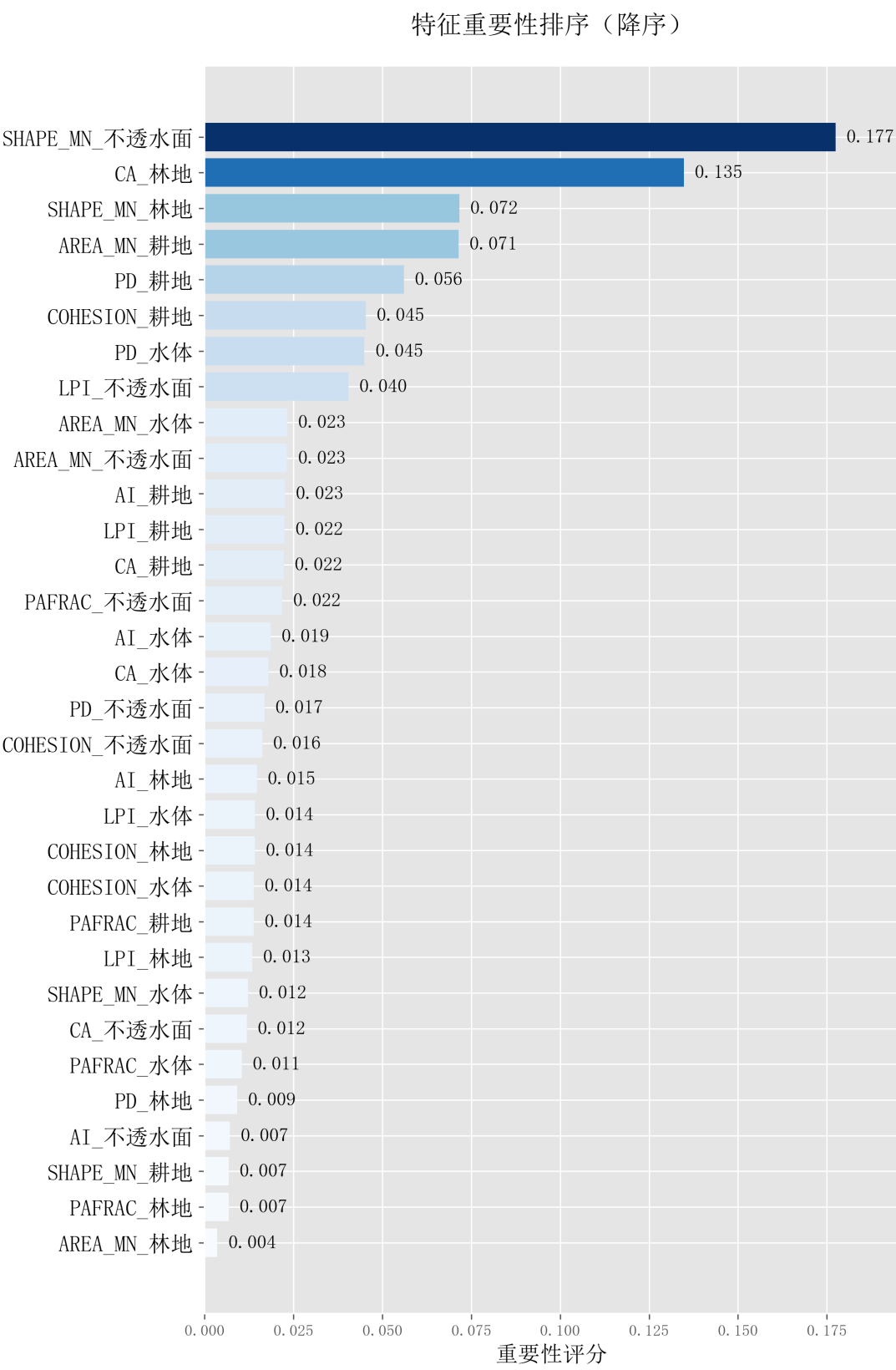


Figure 5. Landscape metric importance scores (descending order)
图 5. 景观指数重要性评分(降序排列)结果

而东部和南部山区主要分布地表温度值相对较低的区域。由此可见土地覆盖类型的转变对地表温度具有显著影响。图 4 显示了 6 个选定年份中不同土地覆盖类型的平均地表温度值,揭示了地表温度在不同土地利用类型之间的差异以及随时间的变化趋势。在全球变暖的背景下,从 2000 年至 2023 年,各类土地覆盖类型的年均地表温度虽有所波动,但整体呈现上升趋势。同时,2015 年出现的相对低温现象与局部气候密切相关。周恩洁等人记录到 2015 年长沙市出现相对低温[14],这一现象进一步支持了白天地表温度对环境空气温度波动的高度敏感性。区域性气候变化和土地利用变化共同驱动了地表温度的变化[15] [16]。

3.5. 土地覆盖特征对地表热环境的影响

为系统解析土地覆盖特征对地表热环境的协同作用机制,本研究采用 XGBoost 集成学习框架,构建土地覆盖类型景观指数与 LST 的非线性关系模型,并基于 SHAP 可解释性方法量化各景观指数的独立贡献。XGBoost 能够输出各因子在模型预测中所占权重,可量化各景观指数对 LST 预测的重要程度,识别对 LST 影响最显著的指标。图 5 展示了利用 XGBoost 对景观指数进行重要性评分(降序排列)的结果。不透水面的 AREA_MN 重要性评分最高(0.178),表明其作为热岛效应核心驱动因子,斑块面积扩张显著加剧地表升温。林地总面积(0.135)与形状复杂度(0.072)分列二、三位,反映大面积连续林地对局地温度的调节作用。水体相关指标(CA_水体 = 0.018, PD_水体 = 0.045)贡献度较低,提示研究区水域分布零散,热调节效能受限。

尽管基于特征重要性分析能够有效识别对模型预测具有显著贡献的输入变量,但也存在一些局限,其结果仅反映特征在全局层面的结果,无法揭示特定景观指数对 LST 的影响方向,因此通过引入 SHAP 进行可解释分析,结果如图 6 所示,在图中,若高取值(红点)普遍分布在正的 SHAP 值区域,则表明该特

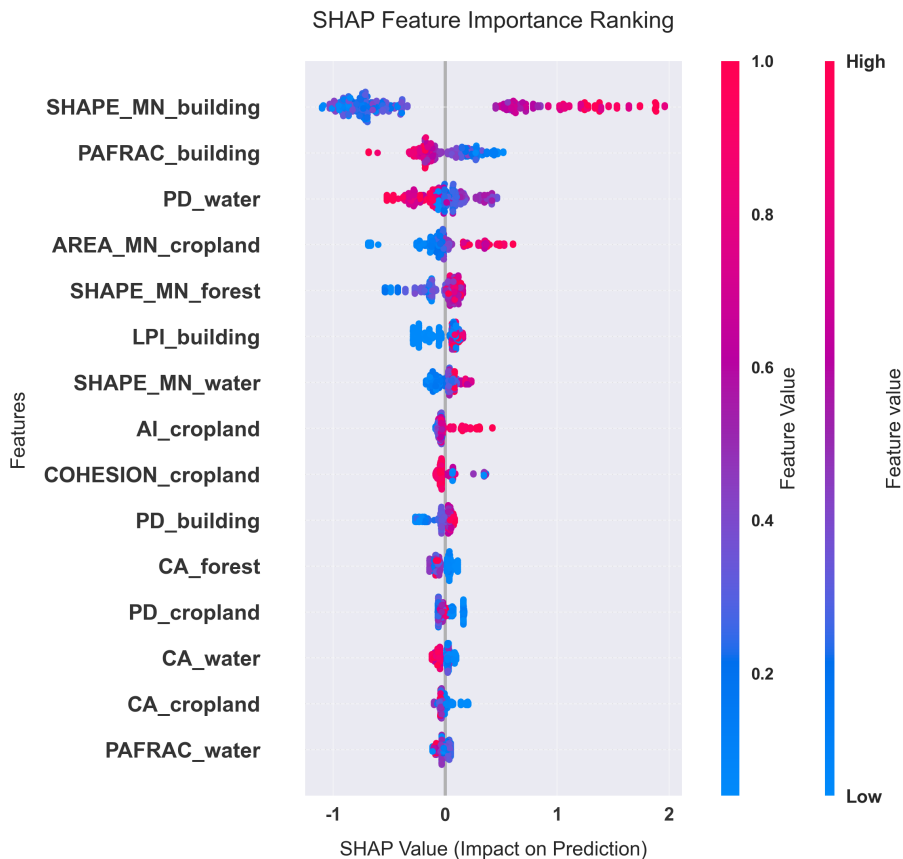


Figure 6. SHAP feature importance ranking

图 6. SHAP 特征重要性排名

征取值越高,越推动 LST 上升;反之则说明取值越高越倾向于降低 LST。不透水面斑块形状复杂度(SHAPE_MN_building)与破碎度(PAFRAC_building)的高值样本(红点)集中分布于 SHAP>0 区域,表明其形态复杂化会显著提升 LST。水体密度(PD_water)与聚合度(COHESION_water)的高值样本偏向 SHAP<0 区域,证实水域空间连通性增强可有效降低地表温度。SHAPE_MN_building 的 SHAP 值分布跨度较大(0.12~0.24),表明受其他景观指数的协同调制。

4. 结论和讨论

在城市化进程中,区域一体化已经成为城市和区域发展的主要模式[13]。现有研究普遍认为,城市热岛效应是城市化进程中不可避免的现象,其主要成因是由于土地覆盖格局的变化,尤其是水体和森林向不透水表面和耕地的转变,这一特征在城市化中尤为显著[14]。2000 年区域 LULC 以林地和耕地为主导,但建设用地的面积不断增长,呈现显著城市化特征。2005 年区域一体化政策实施后,不透水面增速提升,导致生态用地转化为建设用地。土地覆盖动态度分析表明,不透水面扩张速率显著高于其他地类。如图 3 所示,高温的范围不断扩张,在三市交界处,与不透水面的分布高度耦合。不透水表面吸收更多的太阳辐射,导致城区表面温度高于周围区域,加剧了城市热岛效应。同时,具有降温作用的植被和水体面积的减少,进一步加剧了地表热环境的恶化。值得注意的是,2023 年的统计数据表明林地的面积有所上升,退耕还林、生态绿心等工程建设保障了稳定性和可持续性,提升了区域生态系统的服务功能和环境质量。XGBoost 机器学习的方法探讨地表温度对景观格局特征的响应。研究表明,土地利用类型的景观结构与热岛效应的变化之间显著相关,不透水面的平均斑块面积获得了最大的得分,表明其对地表温度的影响最大。区域一体化也使得土地利用效率的提升,同样在长三角区域的一体化研究中也得到了同样的结果[17]。

根据研究结果区域一体化发展初期为了实现经济快速发展,为了获取更多的发展空间,生态用地不断缩减。但随着人们对生活环境质量要求的提高以及为了区域可持续健康发展,在远景时期生态用地的面积回升。跨越行政范围的大型生态工程也在发挥了单一城市无法替代的规模效应。长株潭区域一体化正在朝着实现“生态发展”与“城市发展”平衡的方向发展。

参考文献

- [1] 李平星,陈雯,邹露,等. 基于一体化生态空间格局的土地利用/覆被变化及其生态环境效应——以长三角为例[J]. 环境科学学报, 2021, 41(10): 3905-3915.
- [2] 孙施文. 区域一体化发展的空间治理研究[J]. 空间与社会评论, 2023(2): 18-33.
- [3] Jiang, N. and Jiang, W. (2024) How Does Regional Integration Policy Affect Urban Resilience? Evidence from Urban Agglomeration in China. *Environmental Impact Assessment Review*, **104**, Article ID: 107298. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2023.107298>
- [4] 徐斌,柯达,刘杨倩宇. 中国区域一体化如何影响碳排放效率[J]. 当代财经, 2023(1): 120-31.
- [5] 郭艺,曹贤忠,魏文栋,等. 长三角区域一体化对城市碳排放的影响研究[J]. 地理研究, 2022, 41(1): 181-92.
- [6] Zhang, W., Liu, G., Ghisellini, P. and Yang, Z. (2024) Ecological Risk and Resilient Regulation Shifting from City to Urban Agglomeration: A Review. *Environmental Impact Assessment Review*, **105**, Article ID: 107386. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2023.107386>
- [7] 湖南省人民政府. 中共湖南省委 湖南省人民政府关于印发《长株潭区域一体化发展规划纲要》的通知[Z]. 2020.
- [8] 李婧,马莉. 盐池县土地利用变化与生态环境的耦合关系[J]. 中国水土保持科学, 2020, 18(2): 19-25.
- [9] 邬建国. 景观生态学——概念与理论[J]. 生态学杂志, 2000, 19(1): 42-52.
- [10] Uuemaa, E., Antrop, M., Roosaare, J., Marja, R. and Mander, Ü. (2009) Landscape Metrics and Indices: An Overview of Their Use in Landscape Research. *Living Reviews in Landscape Research*, **3**, 1-28. <https://doi.org/10.12942/lrlr-2009-1>

-
- [11] McGarigal, K., Cushman, S.A., Neel, M.C., *et al.* (2002) FRAGSTATS: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical Maps.
 - [12] Chen, T. and Guestrin, C. (2016) XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, 13-17 August 2016, 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
 - [13] Lundberg, S.M. and Lee, S.-I. (2017) A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, 4-9 December 2017, 4768-4777.
 - [14] 周恩洁, 王亚敏, 伍玉舒, 等. 1987-2015 年长沙市极端气温变化分析[J]. 大众科技, 2018, 20(8): 24-27.
 - [15] Zou, F., Li, H. and Hu, Q. (2020) Responses of Vegetation Greening and Land Surface Temperature Variations to Global Warming on the Qinghai-Tibetan Plateau, 2001-2016. *Ecological Indicators*, **119**, Article ID: 106867. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106867>
 - [16] Guo, L., Di, L., Zhang, C., Lin, L., Chen, F. and Molla, A. (2022) Evaluating Contributions of Urbanization and Global Climate Change to Urban Land Surface Temperature Change: A Case Study in Lagos, Nigeria. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 14168. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18193-w>
 - [17] 孙燕, 吴莉莉, 金晓斌, 等. 长三角区域一体化对城市群土地利用效率的空间协同效应[J]. 地理研究, 2024, 43(8): 2104-2120.