专题 1：城市绿地热缓解

城市森林结构多样性预测冠下地面温度的潜力研究*

王 蕾 姚明辰 贾 佳

东北林业大学园林学院 黑龙江省寒区园林植物种质资源开发与景观生态修复重点实验室 哈尔滨 150000

摘要：城市森林冠层具有调控城市森林微气候的能力，但现有研究尚未阐明冠层结构对冠下地面温度的影响及其预测潜力。文章基于无人机机载激光雷达（UAV-LiDAR）提取哈尔滨林业示范基地的城市森林冠层结构多样性特征指标，探究单一结构多样性特征对冠下地面温度的影响，以及结构多样性多因子组合对温度的预测潜力。结果表明：1）城市森林结构多样性的 8 个特征因子与冠下地面温度呈显著相关关系（$P<0.05$），其中深间隙（DG）、深间隙分数（DGF）、覆盖分数（CF）、间隙分数分布（GFP）表征了结构多样性的覆盖/开放度特征；冠层高度标准差（H_{std}）、冠层高度最大值（H_{max}）、95%分位点高度（ZQ_{95}）表征了高度特征；垂直复杂指数（VCI）表征了异质性特征。2）城市森林冠层结构多样性的覆盖/开放度特征对冠下地面温度的响应更强（R^2为 0.15~0.5），强于高度指标（R^2为 0.14~0.19）以及异质性指标（$R^2=0.14$）。3）结合高度指标、覆盖/开放度指标以及异质性指标的多因子预测模型 2（$R^2=0.61$，RMSE=0.51，MSE=0.26，AIC=62.74），对于冠下地面温度的预测性能更优。研究明晰了城市森林结构多样性的多因子变量及其特征组合预测冠下地面温度的潜力，为城市森林冠层结构调控内部小气候环境研究提供了科学参考。

关键词：无人机机载激光雷达（UAV-LiDAR）；城市森林；冠层结构多样性；冠下地面温度；预测模型

DOI：10.12169/zgcsly.2023.12.27.0002

Investigating the Potential of Urban Forest Structural Diversity in Predicting Understorey Surface Temperature

Wang Lei Yao Mingchen Jia Jia

(Collegeof Landscape Architecture/Key Laboratory of Heilongjiang Province for Garden Plant Germplasm Development & Landscape Eco-Restoration in Cold Regions, Northeast Forestry University, Harbin 150000, China)

Abstract: Urban forest canopy has the ability to regulate the microclimate of urban forests, but existing studies have yet clarified the impact of canopy structure on the temperature beneath the canopy and its potential in prediction. This study, based on Unmanned Aerial Vehicle-Light Detection and Ranging (UAV-LiDAR), extracts indices of urban forest canopy structural diversity at the Harbin Forestry Demonstration Base and investigates the impact of individual structural diversity characteristics on the surface temperature beneath the canopy, as well as the potential of a multifactorial combination of structural diversity in temperature prediction. The results show that: 1) Eight characteristic factors of urban forest structural diversity are significantly correlated with the temperature beneath the canopy ($P<$

收稿日期：2023-12-27

* 基金项目：国家自然科学基金面上项目“寒地城市森林水平与垂直结构季相变异的冷岛机制研究”（42171246）；中央高校基本科研业务费专项资金项目子课题“寒地城市绿地生态系统智能监测”（2572023CT18-04）

第一作者：王蕾（1983- ），女，博士，教授，博士生导师，研究方向为城市森林及其生态服务功能。E-mail：wanglei@nefu.edu.cn

0.05). These characteristics include Deep Gap (DG), Deep Gap Fraction (DGF), Cover Fraction (CF), and Gap Fraction Profile (GFP), which characterize the coverage/openness of structural diversity, while Canopy Height Standard Deviation (Hstd), Maximum Canopy Height (Hmax), and the 95th Percentile Height (ZQ_{95}) represent height characteristics, and the Vertical Complexity Index (VCI) represents the feature of heterogeneity; 2) The coverage/openness of urban forest canopy structural diversity shows a stronger response to the surface temperature beneath the canopy (R^2 values range from 0.15 to 0.5), which is higher than the response of height indicators (R^2 values range from 0.14 to 0.19) and heterogeneity indicators ($R^2 = 0.14$); and 3) A multifactorial predictive model2, which combines height indicators, coverage/openness indicators, and heterogeneity indicators ($R^2 = 0.61$, RMSE = 0.51, MSE = 0.26, AIC = 62.74), demonstrates superior predictive performance for the surface temperature beneath the canopy. This study clarifies the potential of multifactorial variables and their characteristic combinations relevant to urban forest structural diversity in predicting the surface temperature beneath the canopy, providing a scientific reference for the research on urban forest canopies regulating the microclimate.

Keywords: unmanned aerial vehicle-light detection and ranging (UAV-LiDAR); urban forest; canopy structure diversity; understory surface temperature; prediction model

城市森林作为城市绿色基础设施[1]，对提升人类福祉和维持城市生境稳态至关重要[2]，尤其是城市森林冠层与城市森林周边及内部空间环境进行能量交换，使城市森林冠层内部及冠下地面温度产生一定变化[3]，从而具有调控城市森林微气候的能力[4]。同时，城市森林冠层能够阻滞大量的太阳辐射[5]，在城市局部空间形成低温区域，以有效缓解城市热岛效应[6-8]。但城市森林冠层对冠下地面温度的影响尚不明确，成为限制准确理解城市森林降温效益的关键瓶颈[9-12]。研究表明，城市森林水平与垂直结构直接影响城市森林的温度调节能力[13]，因此，准确提取城市森林冠层结构数据对于量化冠下空间的热变化效应至关重要。

激光雷达（LiDAR）是一种新兴的主动遥感技术，在量化森林冠层结构在空间中的位置、排列、垂直结构和变异性的结构特征方面应用潜力巨大[14]。使用 LiDAR 技术提取的森林结构指标能够提供关于森林结构的详细信息[15]，与森林的能量平衡、辐射吸收和散射等微气候因素直接相关。随着近地遥感领域技术的发展，无人机机载激光雷达技术（Unmanned Aerial Vehicle Light Detection and Ranging，UAV-LiDAR）被更广泛用于精确提取森林结构特征上。部分学者聚焦于森林边缘对森林结构、组成、功能和微气候的影响[16-17]；还有学者将研究视角置于探索森林结构对功能性状空间格局的影响，以及叶片生长或落叶期间激光雷达数据采集条件对计算森林结构指标准确性的影响[18]。

尽管激光雷达提取的冠层结构多样性特征为表征森林冠层结构提供了前所未有的可能性，但森林冠层结构包含广泛的结构信息，为了指导冠层结构的标准化，已有研究定义了冠层结构多样性特征的分类标准，提出了包含叶面积和密度、冠层高度、冠层排列、冠层开放度和冠层异质性以及冠层结构多样性的指标分类体系[19-21]。然而，现有研究中尚未明确冠层结构的多样性特征对于冠下地面温度的影响，并未探索利用森林结构多样性指标预测林内空间温度的潜力。因此，亟需准确估算城市森林冠层结构多样性特征，准确反映森林的物理结构特征，为反演冠下地面温度提供一定的可行性。

研究表明，通过多元线性回归模型预测冠下地面温度具有操作可行性[22]。为明晰城市森林冠下地面温度的空间分布关系，有研究团队利用森林结构多样性特征指标与温度的相关关系建立数学模型来实现对森林部分区域温度的实时监测[23]。同时，包含更完整分类体系下的冠层结构多样性特征变量组合，能更有利地表征森林的空间结构[24-25]。因此，结合冠层结构多样性特征的分类标准进行冠层下表面温度空间分布预测的可行性是可以得到证实的[26]。

前人的研究中缺乏对城市森林冠下地面温度的整体温度分布预测，因此，本研究选取哈尔滨城市林业示范基地作为研究对象，结合 UAV-LiDAR 森林冠层结构多样性特征指标数据以及实测样方地面温度数据，分析了 14 个表征冠层结构多样性特征指标对冠下地面温度的响应能力，并运用多元线性回归的方式构建了研究区冠层结构多样性特征与温度之间的预测模型，填补了城市森林大面积预测冠下地面温度方面研究的缺失，为城市森林冠层热缓冲作用的量化，以及提升景观效能的城市森林规划与设计提供理论支撑。

1　研究区概况

研究区（44° 04′—46° 40′ N，125° 42′—130°10′E）位于黑龙江省哈尔滨市南岗区城市林业示范基地，总面积约为 56 hm^2，属中温带大陆性季风气候，四季分明，冬季寒冷少雨，夏季暖热多雨。哈尔滨城市林业示范基地特殊的植被结构与气候特性，为研究城市森林冠层结构对冠下地面温度的影响及其降温效应提供了宝贵的研究资源。

2　数据来源与研究方法

2.1　研究流程

研究整体流程主要包括 3 个部分（图 1）。第一部分为数据获取，主要内容包括激光雷达数据的预处理、14 个森林结构多样性特征的提取以及实测温度数据的获取；第二部分为数据分析与分类，主要内容包括数据的假设性检验、森林结构多样性指标的分类以及重要特征筛选；第三部为模型构建，主要内容包括构建预测模型，模型精度评估以及模型可视化展现。

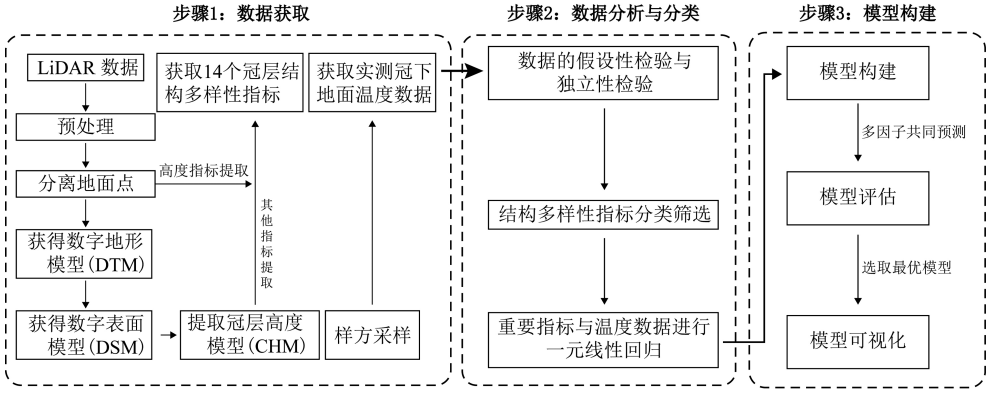


图 1　研究流程示意图

2.2　数据来源

2.2.1　激光雷达点云数据获取

在无风的天气条件下，于 2022 年 9 月 30 日采用大疆 Matrice 300 RTK 多旋翼无人机搭载禅思 L1 镜头对哈尔滨城市林业示范基地进行扫描，具体飞行参数如下：飞行高度 80 m，飞行速度为5.5 $m \cdot s^{-1}$，航线重叠率 80%，旁向重叠率 40%，地面分辨率 2.18 cm。采用 CGCS2000 大地坐标系。飞行覆盖面积为 31.4 hm^2，共 162.4 million points，平均点云密度为 517.15 points · m^{-2}，并运用 DJI Terra 对原始的激光雷达点云数据进行拼接形成 las 数据。使用 R 中的 LiDR 包的 CSF 算法实现点云滤波，得到地面点分类结果，并以 CSF 滤波算法处理得到的点云数据作为输入数据，选取反距离加权算法（IDW）用于创建 DTM。使用 KNN 算法对做完点云滤波处理的 LiDAR 数据提取出要插值的点，然后再用 IDW 算法插值生成 DTM。以 KNN-IDW 插值得到的归一化点云数据作为基础数据，使用点到栅格算法根据自定义尺度建立 CHM，最终提取 30 个 10 m×10 m 的样方，以及包含整个研究区的 2 082 个 10 m×10 m 网格内的 14 个林分结构多样性指标，即冠层高度最大值、冠层高度平均值、95%分位点高度、冠层外平均高度、褶皱、深间隙、深间隙分数、覆盖分数、顶部粗糙度、冠层高度标准差、熵、间隙分数分布、植被面积指数以及垂直复杂指数（表 1）。

表 1 冠层结构多样性特征指标定义

指标名称	缩写	定义
95%分位点高度	ZQ_{95}	10 m×10 m 网格内 95%点位分布高度
冠层高度最大值	H_{max}	10 m×10 m 网格内的最大树高
冠层高度平均值	H_{mean}	10 m×10 m 网格内平均树高
冠层外平均高度	MOCH	10 m×10 m 网格内最大高度的平均值
冠层高度标准差	H_{std}	10 m×10 m 网格内高度标准差
间隙分数分布	GFP	10 m×10 m 网格内 3 m 以上点云的间隙分布
深间隙	DG	10 m×10 m 网格内 1 m^2 空间内的林冠间隙
深间隙分数	DGF	10 m×10 m 网格内 1 m^2 空间内的林冠间隙的分数
覆盖分数	CF	1 减去深间隙分数
褶皱	rumple	林冠表面相对于 10 m×10 m 网格的部分
顶部粗糙度	TR	10 m×10 m 网格内 1 m^2 空间内冠层高度标准差
熵	entropy	10 m×10 m 样方内高度的多样性和均匀性
垂直复杂指数	VCI	10 m×10 m 样方内高度的多样性和均匀性（熵）的归一化
植被面积指数	VAI	10 m×10 m 样方内从离地面 3 m 开始，每隔 1m 水平面的叶面积密度之和

2.2.2 实测地面温度数据获取

为了获取研究区的实测地面温度数据，在 2022 年 7 月 10—15 日采用两级采样结合点状采样的方法进行温度数据采集工作，期间气象条件相似且均为晴朗无风。在研究区设置 6 个 30 m×30 m 的一级样方，每个一级样方内划分 5 个 10 m×10 m 的二级样方（图 2）。所有样方的地理坐标都使用 Topcon RTK（HiperII G）进行记录。为了确保采集的温度数据不受日温差变化的影响，在这 6 天内的每天上午 10：00 至 12：00 对 1 个一级样方内的 5 个二级样方进行温度测量。使用 DTM-M1 非接触式红外线测温仪，在距离地面 1 cm 的高度处对每个二级样方的 4 个角点和中心点进行测量。最终获取了 30 份二级样方内冠下地面温度的数据，包括最大值（T_{max}）、最小值（T_{min}）、平均值（T_{avg}）以及标准差（T_{std}）。

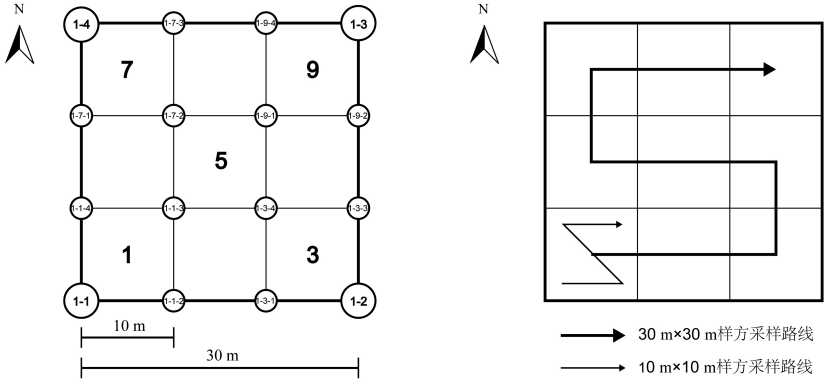


图 2 样方设置图

2.3 数据分析

运用 R4.32 对于上述方法中所获得的激光雷达森林结构多样性特征以及实测样方冠下地面温度数据进行后续分析与建模，在 R 中使用 lm 函数构建冠层结构多样性特征预测冠下地面温度的一元及多元线性回归模型，并将 R^2 和 P 值作为模型预测能力度量标准以及显著性的衡量指标、RMSE 和 MSE 作为模型预测精度的衡量标准、AIC 作为模型复杂性和拟合优度的衡量标准对模型的整体响应能力进行综合评估。随后利用 Arcgis10.2 可视化冠下地面温度数据形成哈尔滨林业示范基地冠下地面温度空间分布图。

3 结果与分析

3.1 城市森林冠层结构多样性特征与冠下地面温度的相关关系

为提取与温度具有显著相关特性的重要特征指标，首先运用 Shapiro-Wilk 法对实测冠下地面温度数据进行正态性检验，其中 T_{avg} 的概率值（Probability value，简称 P value）为0.192 6，T_{std} 的 P value 值为 0.301 6，符合正态性检验，而 T_{min} 和 T_{max} 的 P value< 0.05，不符合正态性检验。因此，为了表征城市森林冠下地面温度的空间分布特征，相比于 T_{std}，T_{avg} 更适合作为响应变量指标进行后续的研究。

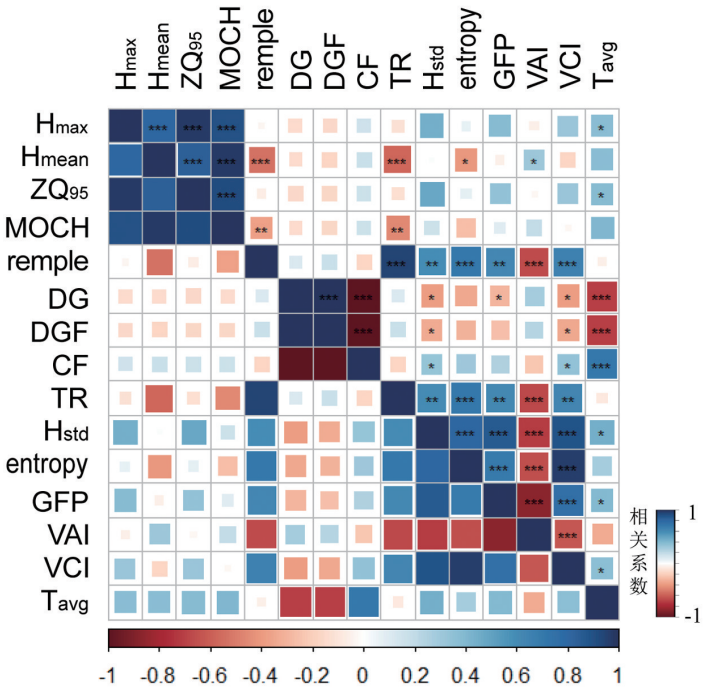


图 3　森林结构多样性指标与实测地表平均温度相关性矩阵

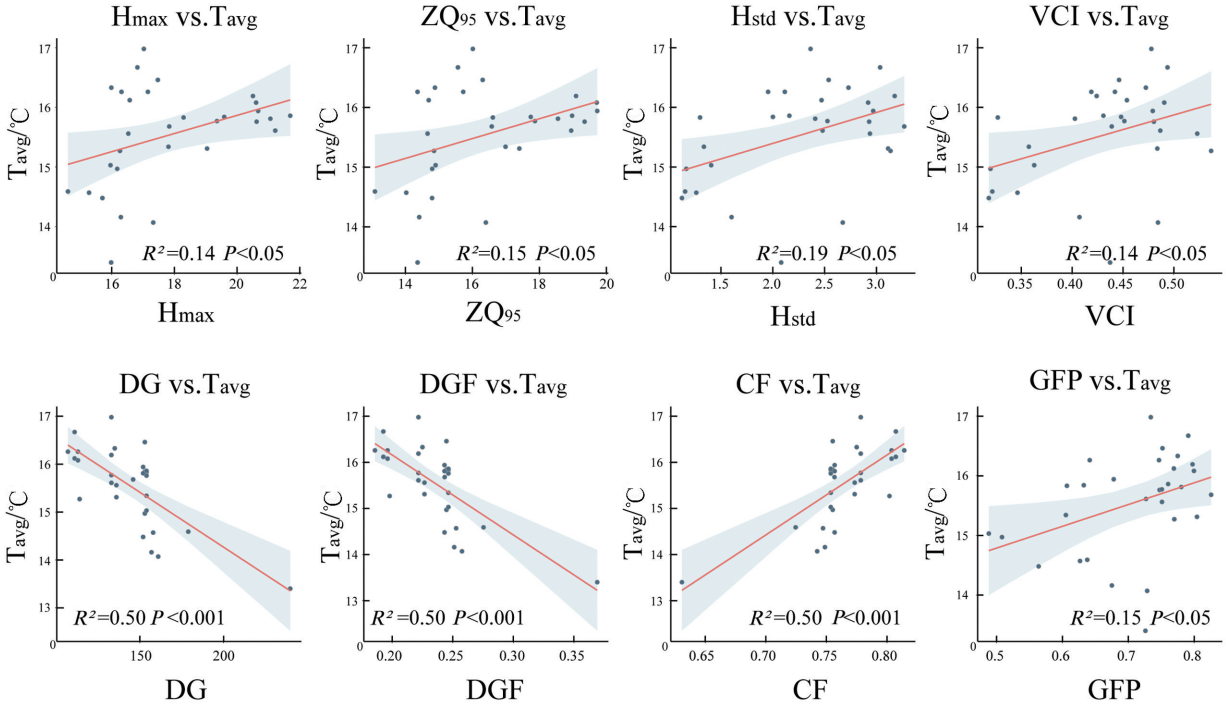


图 4　冠层结构多样性特征指标与冠下地面温度数据（T_{avg}）拟合结果

在选定响应变量后，对 14 个森林结构多样性指标以及实测冠下地面温度指标 T_{avg} 进行独立性检验，并构建这 15 个指标的相关性矩阵以表征各指标之间的相关关系。结果（图 3）表明，多个森林结构多样性特征指标都与 T_{avg} 具有显著相关关系。基于此，为了筛选出能够更精确表征城市森林冠下地面温度空间结构特征的重要指标，提取相关性矩阵中与 T_{avg} 呈现显著性的 8 个特征指标（H_{max}，ZQ_{95}，DG，DGF，CF，H_{std}，GFP，VCI），并参考 LaRue 等[19-21]、Atkins 等[27]、Gough

等[28]、Fahey 等[29]提出的冠层结构特征评价体系，对 8 个与 T_{avg} 具有显著相关的森林冠层结构多样性特征指标进行分类，结果如表 2 所示。

表 2 与温度具有显著相关关系的结构多样性指标分类

指标大类	子类	特征指标
高度	—	H_{max}
		ZQ_{95}
		H_{std}
覆盖/开放度	冠层盖度	DG
		DGF
		CF
		GFP
异质性	内部异质性	VCI

3.2 结构多样性特征对冠下地面温度的单因子预测能力

在提取显著相关特征指标并对其分类的基础上，将 T_{avg} 作为响应变量对高度指标（H_{max}，ZQ_{95}，H_{std}），覆盖/开放度中表征冠层盖度的指标（DG，DGF，CF，GFP）以及异质性中表征内部异质性的指标（VCI）分别构建一元线性回归模型，然后运用 Shapiro-Wilk 法对每个模型进行残差正态性检验发现，所有模型均通过了残差正态性检验，证明这 8 个指标与温度的线性关系假设成立。

通过观察各结构多样性特征指标与 T_{avg} 的拟合结果（图 4）发现，高度特征指标（H_{max}，H_{std}，ZQ_{95}）和异质性指标（VCI）均与 T_{avg} 呈正相关态势，而覆盖/开放度指标中 DG 与 DGF 与 T_{avg} 成负相关态势，CF 和 GFP 与 T_{avg} 呈正相关态势。说明高度特征指标中 H_{std} 对 T_{avg} 的预测能力最强，ZQ_{95} 次之，H_{max} 最弱；表征异质性的只有 VCI 一个指标，且模型 $R^2=0.14$，$P<0.05$；表征覆盖/开放度的指标中 CF 的计算公式是由 1 减 DGF 得出，因此，两个指标数据之间仅仅相关态势转变，R^2 和 P 值未产生变化，在对 T_{avg} 的解释能力上 DGF=CF>DG>GFP。

3.3 结构多样性特征指标对冠下地面温度的多因子综合建模

为比对多变量对冠下地面温度 T_{avg} 的解释能力，我们构建了两个包含所有分类特征指标的多元线性回归模型，其中模型 1 分别选择高度指标，覆盖/开放度指标以及异质性指标中对 T_{avg} 解释能力最强的 H_{std}，DGF 以及 VCI 进行模型构建，而在模型 2 中则选取了包含所有分类的 7 个指标（H_{max}，H_{std}，ZQ_{95}，VCI，DG，DGF，GFP）整合进行建模。同时，为了全面评估和比较两个多元线性回归模型的性能，采用均方误差（MSE）、均方根误差（RMSE）以及赤池信息准则（AIC）对两个模型进行综合评估，模型拟合结果如表 3 所示。

表 3 模型拟合结果对比

项目	R^2	RMSE	MSE	AIC
模型 1（包含指标 H_{std}，DGF，VCI）	0.56	0.54	0.29	58.37
模型 2（包含指标 H_{max}，H_{std}，ZQ_{95}，VCI，DG，DGF，GFP）	0.61	0.51	0.26	62.74

综合模型 1 和模型 2 来看，模型 2 在预测精度（MSE 和 RMSE）方面表现更好，但由于自变量的增多导致模型复杂性和拟合优度（AIC）不可避免的会略逊于模型 1，但本研究的目的是为了更精确地预测冠下地面温度，因此，本研究认为模型 2 更适合进行后续的冠下地面温度反演工作。

3.4 结构多样性特征指标预测冠下地面温度的高精度制图

通过模型 2 预测出冠下地面温度数据，随后将冠下地面温度数据导入到 Arcgis10.2 中对应每一个网格的位置进行数据的可视化，为了保证数据的完整性，在 Arcgis10.2 中运用插值工具中的自然邻域法补全了缺失数据，最终形成了研究区全域 10 m×10 m 网格的冠下地面温度分布预测图（图 5），由于预测温度数据普遍集中于 15.4～16.4 ℃，为使图示更便于观察，在设置图例梯度时选用了自然间断点分级法。从图 6 中可以看出，研究区整体温度分布主要介于 11.86～16.40 ℃，其中大部分区域温度介于 15.43 ℃～16.40 ℃，温度整体分布呈现中间高四周低的态势，这可能是由于四周存在建筑物和水体，建筑会产生持续的阴影空间从而影响研究区外围的温度；同时，水体的蒸发也会导致邻近水体区域温度降低。

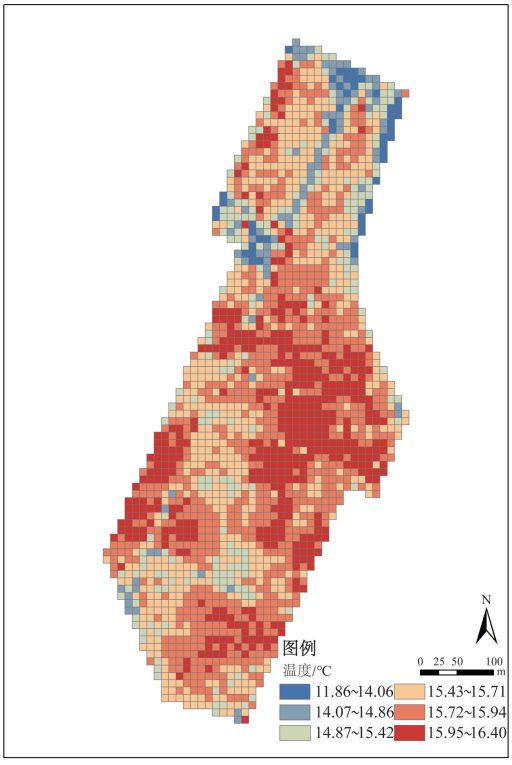


图 5　10 m×10 m 网格冠下地面温度分布预测图

4　讨论

4.1　结构多样性特征指标与冠下地面温度的关系

根据单变量与冠下地面温度数据的拟合结果（图 4）可知，对于温度的响应能力，覆盖/开放度指标（DG，DGF，CF，GFP）要强于高度指标（H_{std}，H_{max}，ZQ_{95}）以及异质性指标（VCI）。我们提取的覆盖/开放度特征指标为冠层盖度子类下与冠层间隙相关的指标，冠层间隙的改变会导致阳光的穿透程度，投射到地面光照强度、地面空气流通以及地面覆盖物的性质产生改变[30]，这些环境因子的改变会直接影响冠层下地面温度。同时，Cerqueira 等[31]研究也表明，冠层盖度与光照供应是影响森林生态系统维稳能力的主要因素，森林冠层盖度与森林光透射能力呈负相关态势，因此，冠层间隙子类特征指标直接影响冠下地面温度。而冠层高度指标虽然也与光照能力显著相关，但是，有研究表明冠层高度与区域整体光照强度的响应关系更紧密[32]，且在森林结构特征中，随着冠层高度的升高，冠层下部分空间也会随之逐渐扩张，而在同一区域下，光照强度一定时，穿过冠层的太阳辐射对范围更大的冠下空间的调控温度能力也随之减弱，因此，冠层高度不是直接影响冠下地面温度，而是通过改变森林管辖空间的整体空间结构间接改变冠下地面温度。异质性指标 VCI 表征的是冠层空间的复杂程度，这一方面取决于树种、树龄等树木本身的物理性质，另一方面取决于树木群落的空间组合关系[33]。本研究区域是人工种植形成的城市森林，森林冠层结构的复杂性在一定程度上受到人类行为的前期干预，因此相比于覆盖/开放度指标以及高度指标，人类行为的前期干预也会对复杂性指标与温度的响应关系产生一定的影响，从而导致其与冠下地面温度之间的响应关系相对不明显。通过本文结果可以认为冠层间隙是主导寒地城市森林冠下地面温度变化的主要因素，对调控寒地城市森林冠下地面温度变化起着重要作用。

4.2　多因子组合模型对森林冠下地面温度的预测能力比较

通过对比模型 1（H_{std}，VCI，DGF）和模型 2（H_{std}，H_{max}，ZQ_{95}，DG，DGF，GFP，VCI）的 R^2、RMSE、MSE 和 AIC 值的综合评估可知，模型 2 在预测精度方面（MSE 和 RMSE）表现得更好，但由于自变量的增多不可避免的会提升模型的复杂性程度（AIC），结合研究目的，预测精度更高的模型 2 更契合冠下地面温度反演工作。多变量组合模型中 R^2 结果相近的情况等下，自变量因子的增加在一定程度上能够提升模型的预测精度（RMSE、MSE），但也会因此降低模型的拟合优度（AIC）。因此，在构建多变量组合模型时，为了使模型预测结果更贴近实际情况，应选择具备丰富自变量特征的模型组合，如要保证模型的拟合优度以及防止模型过拟合，则选择具备典型特征指标的模型也许更契合后续的研究[34]。总之，本文构建的预测模型在理论层面具有一定的可操作性，在实践层面具有一定的可借鉴性，在方法层面具备一定的可拓展性。可操作性体现在使用者可根据自身需求调节初始设定的空间尺度规格来对模型的预测尺度进行调整；可借鉴性体现在使用者可以根据城市森林的结构特性来调整预测模型的自变量因子组合，从而适应不同森林结构特征；可拓展性体现在本研究中的筛选指标

部分在后续的研究中可以结合无监督学习，机器学习等算法来优化模型基础架构，以进一步提升模型预测精度。

本研究创新性地通过小样本温度数据结合森林结构多样性特征指标构建预测模型的方式解决了现阶段遥感技术无法透过森林冠层提取完整城市森林冠下地面温度这一难题，并提炼出一套既有可操作性、可借鉴性，又具备一定拓展性的冠下地面温度预测方法，扩展了城市森林冠下地面温度提取领域的研究内容，为有效提升城市森林温度调节效能提供了科学参考。

5 结论

本研究获得的8个与T_{avg}具有显著相关关系的特征指标中覆盖/开放度指标（DG、DGF、CF、GFP）是通过直接影响阳光穿透程度、地面光照强度等环境因子而直接影响冠下地面温度，因此，其对温度的响应能力强于高度指标（H_{std}、H_{max}、ZQ_{95}）。高度指标则是通过间接地改变冠下空间体积来影响冠下地面温度，异质性指标（VCI）表征的是冠层空间的复杂程度，在一定程度上会受到人类行为的前期干预，因此，其对温度的响应能力在三者之中最弱。

构建的预测模型2（相较于模型1）对于预测冠下地面温度的性能更优（模型1的R^2、RMSE、MSE均高于模型1）。

参考文献

[1] FEDERICA M, HERIS M P, GRAZIA Z, et al. Urban heat island mitigation by green infrastructure in European Functional Urban Areas[J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 77: 103564.

[2] PENG W, WANG R, DUAN J, et al. Surface and canopy urban heat islands: does urban morphology result in the spatiotemporal differences? [J]. Urban Climate, 2022, 42: 101136.

[3] 李晓婷, 李彤, 仇宽彪, 等. 城市森林林木斑块特征与降温效应的关系: 以北京市城区为例[J]. 林业科学, 2021, 57(4): 32-42.

[4] GEORGIANA G, BOGDAN U. Land Use/Land Cover changes dynamics and their effects on Surface Urban Heat Island in Bucharest, Romania [J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2019, 80: 115-126.

[5] 刘海轩, 许丽娟, 吴鞠, 等. 城市森林降温效应影响因素研究进展[J]. 林业科学, 2019, 55(4): 144-151.

[6] YAO L, LI T, XU Y. How the landscape features of urban green space impact seasonal land surface temperatures at a city-block-scale: an urban heat island study in Beijing, China [J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2020, 52: 126704.

[7] TIWARI A, KUMAR P, KALAIARASAN G, et al. The impacts of existing and hypothetical green infrastructure scenarios on urban heat island formation [J]. Environmental Pollution, 2021, 274: 115898.

[8] LIU H, CAO F L, SHE G H, et al. Extrapolation assessment for forest structural parameters in planted forests of southern China by UAV-LiDAR Samples and Multispectral Satellite Imagery [J]. Remote Sensing, 2022, 14(11): 2677.

[9] LYU R F, PANG J L, TIAN X L, et al. How to optimize the 2D/3D urban thermal environment: Insights derived from UAV LiDAR/multispectral data and multi-source remote sensing data[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 88: 104287.

[10] MENGE J H, MAGDON P, WÖLLAUER S, et al. Impacts of forest management on stand and landscape-level microclimate heterogeneity of European beech forests[J]. Landscape Ecology, 2023, 38(4): 903-917.

[11] SMITH-TRIPP S M, ESKELSON B N I, COOPS N C, et al. Canopy height impacts on the growing season and monthly microclimate in a burned forest of British Columbia, Canada[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 323: 109067.

[12] WU G, YOU Y, YANG Y, et al. UAV-LiDAR measurement of vegetation canopy structure parameters and their impact on land-air exchange simulation based on Noah-MP Model[J]. Remote Sensing, 2022, 14(13): 2998.

[13] 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.

[14] PAN Y D, BIRDSEY R A, PHILLIPS O L, et al. The structure, distribution, and biomass of theworld's forests[J]. Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics, 2013, 44: 593-622.

[15] CAO L, LIU H, FU X Y, et al. Comparison of UAV LiDAR and Digital Aerial Photogrammetry Point Clouds for estimating forest structural attributes in subtropical planted forests [J]. Forests, 2019, 10(2): 145.

[16] BLANCHARD G, BARBIER N, VIEILLEDENT G, et al. UAV-Lidar reveals that canopy structure mediates the influence of edge effects on forest diversity, function and microclimate [J]. Journal of Ecology, 2023, 111(7): 1411-1427.

[17] RISHMAWI K, HUANG C Q, ZHAN X W. Monitoring Key Forest Structure Attributes across the Conterminous United States by Integrating GEDI LiDAR Measurements and VIIRS Data [J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 442.

[18] KAMOSKE A G, DAHLIN K M, SERBIN S P, et al. Leaf traits and canopy structure together explain canopy functional

diversity:an airborne remote sensing approach[J]. Ecological Applications,2021,31(2):e02230.

[19]LARUE E A,HARDIMAN B S,ELLIOTT J M,et al.Structural diversity as a predictor of ecosystem function[J].Environmental Research Letters,2019,14(11):114011.

[20]LARUE E A,WAGNER F W,FEI S,et al.Compatibility of aerial and terrestrial LiDAR for quantifying forest structural diversity[J]. Remote Sensing,2020,12(9):1407.

[21]LARUE E A,ATKINS J W,DAHLIN K,et al.Linking Landsat to terrestrial LiDAR:vegetation metrics of forest greenness are correlated with canopy structural complexity[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2018,73:420-427.

[22]SUN Y,JIN X,PUKKALA T,et al. Predicting individual tree diameter of larch (*Larix olgensis*) from UAV-LiDAR data using six different algorithms[J].Remote Sensing,2022,14(5):1125.

[23]TAN X,GAO L,WANG W H,et al.Modelling alteration of leaf coloration peak date in Cotinus coggygria in a high-elevation karst region[J].Agricultural and Forest Meteorology,2022,323:109044.

[24]ETTE J S,RITTER T,VOSPERNIK S.Insights in forest structural diversity indicators with machine learning:what is indicated? [J]. Biodiversity and Conservation,2023,32(3):1019-1046.

[25]FINN A,KUMAR P,PETERS S,et al. Unsupervised spectral-spatial processing of drone imagery for identification of pine seedlings[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2022,183:363-388.

[26]MOHD ZEBARAL HOQUE J,AB AZIZ N A,ALELYANI S,et al. Improving water quality index prediction using regression learning models [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health,2022,19(20):13702.

[27]ATKINS J W,BOHRER G,FAHEY R T,et al. Quantifying vegetation and canopy structural complexity from terrestrial LiDAR data using theforestr r package[J].Methods in Ecology and Evolution,2018,9(10):2057-2066.

[28]GOUGH C M,ATKINS J W,FAHEY R T,et al.High rates of primary production in structurally complex forests[J].Ecology,2019,100(10):e02864.

[29]FAHEY R T,ATKINS J W,GOUGH C M,et al. Defining a spectrum of integrative trait-based vegetation canopy structural types[J].Ecology Letters,2019,22(12):2049-2059.

[30]SHAO G,IANNONE B V,FEI S L. Enhanced forest interior estimations utilizing lidar-assisted 3D forest cover map[J]. Ecological Indicators,2018,93:1236-1243.

[31]CERQUEIRA A F,ROCHA-SANTOS L,BENCHIMOL M,et al. Habitat loss and canopy openness mediate leaf trait plasticity of an endangered palm in the Brazilian Atlantic Forest [J]. Oecologia,2021,196(3):619-631.

[32]MAURO F,MONLEON V J,TEMESGEN H,et al. Analysis of spatial correlation in predictive models of forest variables that use LiDAR auxiliary information[J].Canadian Journal of Forest Research,2017,47(6):788-799.

[33]FERRAINA A,BALDI G,DE ABELLEYRA D,et al.An insight into the patterns and controls of the structure of South American *Chaco* woodlands[J].Land Degradation & Development,2022,33(5):723-738.

[34]KAWAKITA S,TAKAHASHI H,MORIYA K. Prediction and parameter uncertainty for winter wheat phenology models depend on model and parameterization method differences[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2020,290:107998.