# 办公街区多尺度设计要素与建筑碳排放的非 线性关系研究

## ——基于参数化与 SHAP 方法

A Research of the Non-linear Relationship Between Multi-scale Design Elements and Building Carbon Emissions in Office Blocks —Based on Parameterisation with the SHAP Method

李高梅 | LI Gaomei 杨翰 | YANG Han 徐燊 | XU Shen 何秋国 | HE Qiuguo

中图分类号: TU201.5 文献标志码: A 文章编号: 1001-6740 (2024) 06-0034-11 DOI: 10.12285/jzs.20240601001

摘要:碳中和城市街区推广建设与数智时代背景下,采用机器学习算法实现城市街区的建筑碳排放快速预测以 及背后影响机制的解读可以辅助建筑师在方案设计阶段进行智能决策。针对机器学习预测模型解释性不足的问 题,本文旨在构建一种基于参数化与 SHAP 方法的办公街区多尺度设计要素与建筑碳排放的非线性关系分析范 式。基于武汉市办公街区案例调研建立参数化模型,采用 6 种集成学习算法构建了办公街区建筑碳排放预测模 型,其中 Gradient Boosting(梯度提升)算法的性能最佳。以此模型为例,进行办公街区多尺度设计要素与建 筑碳排放的非线性关系解读,识别影响建筑碳排放的关键设计参数,解读背后的影响机制,辅助建筑师进行设 计方案的智能决策。

关键词:办公街区、多尺度设计要素、建筑碳排放、非线性关系、参数化、机器学习、SHAP

Abstract: In the context of promoting the construction of carbon-neutral urban blocks and the digital intelligence era, the use of machine learning algorithms to achieve rapid prediction of building carbon emissions in urban blocks and the interpretation of the impact mechanisms behind them could assist architects in making intelligent decisions at the pre-design stage of a scheme. Aiming at the problem of insufficient explanatory nature of machine learning prediction models, this paper aims to develop a paradigm for analysing the non-linear relationship between multi-scale design elements and building carbon emissions of office blocks based on parameterisation and SHAP methods. A parametric model was established based on the Wuhan office block case study, and six ensemble learning algorithms were used to construct a building carbon emission prediction model for office block, among which the gradient boosting algorithm had the best performance. This model is used as an example to interpret the non-linear relationship between multi-scale design parameters that affect building carbon emissions, and interpret the influencing mechanisms behind them, so as to assist architects in making intelligent decisions on design solutions.

Keywords: Office blocks, Multi-scale design elements, Building carbon emission, Non-liner relationship, Parametric design, Machine learning, SHAP

引言

全球气候变化正逐渐威胁着人类生活的可持
 续发展。为有效应对气候变化,2015年12月出
 席巴黎气候变化大会的190多个与会国家和地
 区达成共识,将全球平均气温升幅控制在2℃以
 下<sup>[1]</sup>。2020年在第七十五届联合国气候大会上,

中国政府承诺"2030年实现碳达峰,2060年实 现碳中和"。2020年中国建筑能耗与碳排放研究 报告资料表明,2018年全国建筑运行阶段建筑 碳排放为21亿t二氧化碳,其中,城市公共建 筑运行能耗占比为37%<sup>[3]</sup>。办公建筑在公共建筑 中占比最大,单位面积耗电量为普通居民住宅的 10~20倍。由此可见,开展办公建筑节能减碳

作者:

李高梅,华中科技大学建筑与城 市规划学院博士研究生; 杨翰,华中科技大学建筑与城市 规划学院硕士研究生; 徐燊(通讯作者),华中科技大学 建筑与城市规划学院教授,博士 生导师; 何秋国,华中科技大学建筑与城

市规划学院硕士研究生。

国家自然科学基金面上项目 (52378020); 亚热带建筑与城 市科学全国重点实验室开放基 金项目(2023KA02); 华中科 技大学学术前沿青年团队资助 (2019QYTD10); 城市更新与交通 安徽省联合共建学科重点实验室 (2024CSGX-KF01)

录用日期: 2024-09

工作是我国实现双碳战略目标与可持续发 展的必然选择。近年来,随着人工智能技 术的快速发展,机器学习算法被广泛应用 干建筑, 城市规划和风景园林领域<sup>[4]</sup>。机 器学习算法是黑盒模型,可以实现建筑 能耗<sup>[5]</sup>、太阳辐射<sup>[6]</sup>、室外热舒适<sup>[7]</sup>、风 环境<sup>[8]</sup>和建筑碳排放<sup>[2]</sup>等不同建筑性能 的快速预测,并且具有较高的准确性。在 发展低碳节能可持续城市发展的现实应用 场景中、我们不仅需要对建筑性能的快速 预测,还需要分析其背后的影响机制,为 建筑师的智能决策提供依据。这就要求机 器学习预测模型具有可解释性。SHAP 是 一种解释机器学习输出的博弈论方法,最 近已成为一种被广泛接受的事后可解释性 方法。用于解释机器学习模型的输出。可 见。机器学习算法和 SHAP 相结合可以为 建筑碳排放预测及其背后影响机制的可解 释性提供新的契机。

## 一、文献综述

## 1. 城市街区多尺度设计参数对建筑碳排 放的影响

城市形态是控制建筑碳排放的关键手 段,为了应对气候变化和能源危机,研究 学者开始关注城市形态与建筑碳排放之间 的关联关系。Tian et al.<sup>[9]</sup> 以武汉市为例, 采用机器学习算法研究了城市形态对碳排 放的影响,研究结果表明,与人口密度和 土地使用等传统的社会经济解释相比, 城 市形态对二氧化碳排放的影响更大。Tan et al.<sup>[10]</sup> 以中国 31 个主要城市为例评估了 城市功能形态对人为碳排放的影响,研究 结果表明,6km的网格大小是研究城市 功能形态与碳排放关系的最佳尺度,道路 网络的拓扑结构比其大小对碳排放的影响 更为重要。袁青等学者<sup>[11]</sup>研究了中小城 市空间形态对碳排放效率的影响研究,结 果表明、提高城市空间紧凑度、降低复杂 度与破碎度对碳排放效率具有积极影响。 Deng et al.<sup>[12]</sup> 采用 ECOTECT and HTB2 工 具实现居住街区建筑能耗和碳排放模拟, 进而评估街区形态参数对中国寒冷地区建 筑能耗和碳排放的影响,但是其量化分析 结果更侧重于街区形态对建筑采暖能耗的 影响。Dong et al.<sup>[13]</sup>以北京市为例,研究 了街道和建筑形态指标对碳排放的影响, 研究结果表明,邻接比、网格度和宽度对 北京北部地区 CO<sub>2</sub> 排放有显著的正向影 响。张赫等学者<sup>[14]</sup>以412 个不同城市规 模的样本数据为例,采用单因素方差分析 方法和逐步回归分析方法,量化了空间形 态对居住建筑碳排放的影响。

由综述结果可知目前城市形态与建筑 碳排放的关联性研究大多聚焦于不同尺度 的形态指标,以街区尺度为研究对象,分 析"城市街区-建筑-表皮"多尺度设计 参数协同与建筑碳排放的关联性研究十分 有限。

## 机器学习算法在建筑碳排放预测和可 解释性的应用

机器学习算法可以实现可持续建成环 境指标的快速预测, 解释性机器学习可以 实现影响机制和决策过程的解读<sup>[4]</sup>。学者 开始转向采用机器学习算法进行建筑碳排 放预测和可解释性分析。王立雄等学者<sup>[15]</sup> 采用支持向量机算法,基于天津市29栋 办公建筑的数据集,构建了建筑全生命周 期碳排放预测模型,该模型预测性能良 好,实现了方案设计初期建筑碳排放的快 速预测。郝佳莹等学者<sup>[16]</sup> 综合 Bp 神经网 络算法和 NSGA- II 遗传算法, 基于青岛 市 2010—2015 年碳排放和碳减排数据集, 构建城市建筑碳排放和碳减排预测模型。 Zhang et al.<sup>[2]</sup> 建立了一个包含 850 个住宅 建筑样本的数据集,采用12种机器学习 算法建立设计阶段隐含碳排放的预测模 型,并确定在规划和初步设计阶段预测隐 含碳的最佳模型。Song et al.<sup>[17]</sup> 使用基于 树的集成机器学习和 SHAP 解释性方法建 模太阳辐射预测模型和可解释性分析。结 果表明 XGBoost 实现了最高的平均模型精 度和泛化能力, SHAP 交互值说明了所建立 的太阳辐射模型中特征之间的交互效应,

揭示了模型复杂的非线性关系。Cakiroglu et al.<sup>[18]</sup> 采用集成学习算法和 SHAP 方法进 行了一栋双层排屋的制冷负荷预测,研究 结果表明 CatBoost 模型的性能优于其他机 器学习模型, SHAP 分析确定了建筑物的 长宽比是建筑物最具影响力的特征。

由综述结果可知目前机器学习算法可 以实现建筑碳排放的快速预测并具有较高 的准确性与泛化能力,但是不同场景下的 最优算法并不一致。除此之外,SHAP方 法可以解释 X 变量与 Y 变量直接的非线性 关系,但是对于"城市街区-建筑-表皮" 多尺度设计参数与建筑碳排放的非线性关 系分析还十分有限。

基于此,本文旨在以武汉市办公街区 为例,采用建筑类型学和参数化相结合 的方法,构建城市办公街区参数化模型。 基于 Rhino&Grasshopper 参数化平台采用 Ladybug 和 Honeybee 插件模拟计算办公街 区建筑碳排放,构建样本数据集。然后以 R<sup>2</sup>和 MAE 为评价指标,对比分析 6 种集 成学习算法对办公街区建筑碳排放的预测 性能,选择最佳预测模型。并采用 SHAP 解释性机器学习解释多尺度设计参数与建 筑碳排放之间的非线性关系。

## 二、办公街区多尺度设计要素与建 筑碳排放的非线性关系分析流程

本部分构建了办公街区多尺度设计 要素与建筑碳排放的非线性关系分析流 程,如图1所示。步骤1,办公建筑组团 典型形态识别,基于武汉市办公街区建筑 组团真实案例,分别识别阵列式与围合式 办公组团的典型形态;步骤2,办公街区 参数化模型生成,首先调研武汉市办公街 区与街廓的尺寸大小,基于此考虑周边环 境,采用 Grasshopper 参数化工具生成办 公街区参数化模型;步骤3,提取办公街 区多尺度设计要素,并计算20个多尺度 设计参数;步骤4,办公街区建筑碳排放 计算,采用 Rhino&Grasshopper 工具计算建 筑运行阶段碳排放、太阳能光伏减碳和建 筑净碳排放;步骤5,采用构建集成学习 算法预测模型,首先,采用拉丁超立方抽 样方法获取 500 组控制性参数样本,采用 Ladybug、Honeybee 插件进行建筑能耗和 太阳能潜力模拟,其次,建立样本数据集, 其次对数据集进行预处理,70%为训练集, 30%为测试集,再次,采用集成学习算法 对训练集进行训练,构建预测模型;步骤 6,采用 SHAP 方法对预测模型进行可解释 性分析,识别办公街区多尺度设计参数与 建筑碳排放之间的非线性关系。

#### 1. 办公街区参数化模型生成

本文中参数化模型生成来源于办公街 区真实案例的形态特征,因此,本文首先 建立了一种通用范式来识别办公建筑组团 的典型形态与办公街区尺度特征,然后采 用目标街区和周边环境的逻辑建立办公街 区参数化模型。

(1) 建筑组团典型形态识别

本研究结合建筑类型学方法和建筑设 计资料集 (第3分册),将办公街区按布 局类型分为点式、板式和围合式三种。本 文采用卫星地图、Open Street Map 和实地 调研相结合的方法,获取了三种布局类型 共计 120 个武汉市办公街区真实案例的多 尺度设计参数特征, 识别了办公街区建筑 组团的典型形态特征。建筑平面布局、建 筑高度、建筑层数和窗墙比等数据信息, 采用城市街区的设计图纸进行校正。在参 数化模型生成过程中,点式和板式建筑组 团的生成逻辑和布局形式具有一致性,而 围合式办公组团又存在大量变体,因此将 参数化模型布局类型划分为两种。阵列式 和围合式。阵列式分为点式和板式、围合 式分为全围合式、两开口围合和四开口围 合,建筑组团典型形态示意图如表1所示。

(2) 办公街区参数化模型生成

本文构建的办公街区参数化模型由4 个街廓组成,4个街廓之间由道路进行连 接,办公街区外部为城市支路,城市支路 外侧为周边环境(图2)。街廓指的是城 市道路和其他自然边界围合的最小空间单 元,街区由若干个街廓组成<sup>[19]</sup>。本文参



图 1: 办公街区多尺度设计要素与建筑碳排放的非线性关系分析流程图

武汉市办公街区建筑组团的典型形态特征

表 1

No.	真实街区案例	三维模型	No.	真实街区案例	三维模型
阵列式 -1		- ASA	围合式 -1		Star Star
阵列式 -2		- All	围合式 -2		No.
阵列式 -3		50	围合式 -3	D	+
阵列式 -4	Ī	S	围合式 -4		A.
阵列式 -5		D	围合式 -5		5
阵列式 -6		S	围合式 -6		S



图 2: 办公街区参数化模型示意图

数化模型生成时,规定每个街廓可以放置 一个建筑组团。《深圳市城市规划标准与 准则》中规定办公功能街廓的尺度范围为 75-150m,本文基于武汉市办公组团真实 街区案例调研,将参数化模型街廓用地范 围定义为145m,这一指标也符合其他学 者对街廓尺度的界定,即 50-150m 的规模 尺度<sup>[20]</sup>。

根据建筑设计任务书要求, 阵列式办 公组团参数化模型主要分为以下步骤;第 一,根据设计规范<sup>[21][22]</sup>考虑建筑退让,确 定设计范围;其次,考虑建筑规划用地边 界与建筑单体体量,确定建筑排布的数量 (几排几列);最后,核算与校验建筑布局 的合理性, 分为两个部分: 其一, 核算建 筑布局外轮廓是否在设计范围内, 若超出, 自动减少一排或一列;其二,核算建筑间 距,根据建筑高度判断建筑间距是否符合 规范,若不符合,则将建筑间距调整为符 合建筑设计防火规范<sup>[23]</sup>的最小值。当参数 化模型生成之后,需要将其移动至场地中 心, 使设计方案更具合理性。建筑布局核 算与校验的数学逻辑如下(图3):建筑行 数、建筑进深、建筑南北间距、建筑与用 地红线距离和建筑南北向退线距离之和不 能超过街廓的南北向长度;建筑列数、建 筑面宽、建筑东西间距、建筑与用地红线 距离和建筑东西向退线距离之和不能超过 街廓的东西向长度。其数学逻辑如下:

 $R \times BW+$  (R-1)  $\times BD$  (NS)  $+2D_{NS}$  $\leq L_{NS} - (A_1 + A_2)$ (1)

$$C \times BL+ (C-1) \times BD (EW) + 2D_{EW} \leqslant L_{EW}- (A_1+A_2)$$
(2)

a) 南北向限制条件

R

A1 DNS

BW

BW

BW

图 3: 阵列式街区形态生成限制条件

BD (NS)

BD (NS)

LNS

式中,R为建筑行数,BW为建筑进深、 BD (NS) 为建筑南北间距, D<sub>NS</sub> 为建筑与 用地红线距离, L<sub>NS</sub> 为街廓的南北向长度, A1 和 A2 为建筑退线距离; C 为建筑列数, BL为建筑面宽,BD(EW)为建筑东西间距, L<sub>EW</sub> 为街廓的东西向长度, D<sub>EW</sub> 建筑东西向 退线距离。

根据建筑设计任务书要求, 围合式办 公组团参数化模型主要分为以下步骤:第 一,根据设计规范<sup>[21][22]</sup>考虑建筑退让,确 定设计范围;其次,考虑围合式布局建筑 庭院的南北向和东西向间距。需要注意的 是不管是全围合式、二向围合式亦或四向 围合式均可通过4个"L"形建筑单体进行 变体实现;最后,核算与校验建筑布局的 合理性, 分为两个部分; 其一, 核算建筑 布局外轮廓是否在设计范围内;其二,核 算四个围合式建筑之间的间距是否符合建 筑设计防火规范<sup>[23]</sup>。当参数化模型生成之 后,需要将其移动至场地中心,使设计方 案更具合理性。建筑布局核算与校验的数 学逻辑如下(图4):控制东西向、南北向 的建筑进深(BWe)之和与庭院间距[CD (NS)、CD (EW)]相加不能超过建筑红线 范围;通过标准层面积(SFA)、"L"形建 筑的一个边长 (BLe)、建筑进深 (BWe) 三个参数控制 L 形建筑参数化模型;当 建筑高度 H < 24m 时, 需满足 6m ≤ Ble





(建筑间距) < 13m; 当 H ≥ 24m 时, 需 满足 Ble > 13m; 东西向的最大建筑数量 (N1)、南北向的最大建筑数量(N2)默认 为2。其数学逻辑如下:

 $N1 \times BWe$  (NS) +CD (NS) +

$$2D_{NS} \leq L_{NS} - (A_1 + A_2)$$
 (3)

 $N2 \times BWe (EW) + CD (EW) +$ 

 $2D_{EW} \leqslant L_{EW} - (A_1 + A_2)$ (4)式中, CD (NS) 为庭院南北间距, D<sub>NS</sub> 为 建筑与用地红线距离, L<sub>NS</sub> 为街廓的南北向 长度, A1和 A2为建筑退线距离, CD (EW) 为庭院东西间距, BL<sub>11</sub> 为第一个 L 形建筑 的第一个边长, BL<sub>1-2</sub> 为第一个 L 形建筑的 第二个边长,以此类推;BW1为第一个L 形建筑的进深,两个进深相等,以此类 推; SFA<sub>1</sub>为第一个 L 型建筑的标准层面积, 以此类推。

办公街区参数化模型生成逻辑如下: 首先, 基于街廓街区调研和武汉市办公 街区形态调研,建立办公街区场地模型 (图 5)。其中, 街廓边界为 145m×145m, 中间以10m道路进行连接。街区外部 为 20m 宽的城市支路, 依据武汉市政府 248 号令《武汉市建设工程规划管理技术 规定》<sup>[21]</sup>,建筑退10m宽城市道路红线 10m, 退 20m 宽城市道路红线 15m。城 市支路外侧为与所在方位街廓保持相同形 态特征的周边环境建筑<sup>[24]</sup>;其次,对于每 一个街廓, 它可以是阵列式或围合式办公 组团,整个办公街区可以生成三种布局形 式: 阵列式、围合式和混合式。

## 2. 办公街区多尺度设计要素提取与计算

在方案设计前期进行绿色低碳技术的 介入是实现建筑碳中和最为有效的方式之 一, 这是由于方案前期通过设计介入的方 式,可以实现最大的碳减排潜力,并以较 小的项目成本创造出绿色建筑性能良好的 设计方案<sup>[25]</sup>。方案设计阶段的设计任务主 要可以分为草图设计、总体平面设计、单 体方案初步设计和单体方案完善设计四个 阶段<sup>[26]</sup>。在方案阶段,设计师需要综合 考虑总图布局、建筑形式、建筑绿色性能 (能耗、室内环境)、建筑功能实用性和建 筑美观等方面<sup>[27]</sup>,进而使设计方案满足建 筑功能、建筑艺术、建筑技术和建筑文化 的综合需求。在整个设计过程中、建筑师 需要先统筹考虑建筑群的总体布局、建筑 布局、建筑体量大小与排布方式;其次进 行建筑单体的初步设计,包括功能区域划 分、建筑单体造型、立面设计、建筑朝向 等;再次进行单体方案的完善设计,确定 不同立面的窗墙比大小, 围护结构参数, 房间详细划分、室内热扰等。通过对设计 任务的梳理,提取办公街区多尺度设计要 素如表2所示。

综合考虑办公街区多尺度设计要素 和影响建筑能耗、太阳能潜力的设计参 数<sup>[29]30]</sup>,本文选择以下 20 个设计参数进 行计算,其中包括建筑密度(BCR)、容 积率(FAR)、体形系数(BSF)、街区朝 向(OR)、建筑基底面积(BF)、开放空 间率(OSR)、平均层数(AFN)、四个街 廓的标准层面积(SFA1,SFA2,SFA3, SFA4)、建筑层高(FH)、四个街廓的建筑 进深(BW1,BW2,BW3,BW4)、各朝 向窗墙比(WWR-E,WWR-S,WWR-W, WWR-N)。其中开放空间率(OSR)指的 是开放空间的面积总和与总建筑面积的 比值。

### 3. 建筑碳排放计算方法

建筑碳排放计算既可以计算全生命周 期的建筑碳排放,也可以按照需求计算不



办公街区多尺度设计要素			
设计任务	设计要素	设计参数	
草图设计	草图构思		
	建设强度设计要素	建筑密度、容积率	
总体平面设计	场地布置设计要素	建筑布局形式、建筑间距 建筑朝向	
	平面形态设计要素	标准层面积、建筑面宽、建筑进深	
单体方案初步设计	建筑高度设计要素	建筑高度、建筑层数、建筑层高	
	建筑形体设计要素	体形系数、建筑面宽进深比、建筑高宽比	
单体方案完善设计	立面设计要素	各朝向窗墙比	

同阶段的碳排放<sup>[30]</sup>,本文根据研究重点 聚焦于建筑运行阶段的碳排放计算和太阳 能光伏减碳计算,一方面是考虑运行阶段 碳排放占比较大,具有可调控空间,另一 方面是因为太阳能作为可再生能源是助力 实现碳中和的关键手段。本文的建筑碳排 放指标包括以下三个:建筑运行阶段能 源消耗碳排放、太阳能光伏减碳、建筑碳 排放。

## (1) 建筑碳排放计算方法

本文中建筑运行阶段碳排放的范围包

括暖通空调、照明、电器设备等供建筑运 行所产生的碳排放。参考《建筑碳排放计 算标准》<sup>[30]</sup>将运行阶段的建筑碳排放计算 公式界定如下:

$$CEI = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n} E_i EF_i\right) \times y}{S_A}$$
(5)

$$\mathsf{E}_{i} = \sum_{j=1}^{n} (\mathsf{E}_{i,j} - \mathsf{ER}_{i,j})$$
(6)

式中, CEI 为建筑运行阶段单位建筑面积 碳排放量(kgCO<sub>2</sub>/m<sup>2</sup>); E<sub>i</sub> 为建筑第 *i* 类能

表 3

源消耗量 (kWh/y); EF<sub>i</sub>为第*i*类能源的碳 排放因子; E<sub>i,j</sub>为第*j*类系统第*i*类能源消 耗量 (kWh/y); ER<sub>i,j</sub>为*j*类系统消耗由可 再生能源系统提供的第*i*类能源量 (kWh/ y);*i*为建筑能耗终端能源类型,包括电力、 燃气、市政热力等;*j*为建筑用能类型,包 括暖通空调、照明、电器设备等; y为建 筑设计寿命 (y); S<sub>A</sub>为总建筑面积。

本文所研究的办公街区位于夏热冬冷 地区武汉市,终端能源类型为电力,电力 碳排放因子为 0.316 kgCO<sub>2</sub>/kWh<sup>[31]</sup>。本文以 1 年为例揭示建筑运行阶段的碳排放特征, y 取值为 1。办公建筑运行一年的建筑能耗 (耗电量) 以及办公街区建筑表面安装光伏 一年的发电量采用 Rhino&Grasshopper 参数 化工具模拟计算获取。

(2)建筑能耗和太阳能潜力模拟参数 设定

建筑能耗模拟基于 Rhino&Grasshopper 平 台 展 开, 采 用 Honeybee 插 件 调 用 EnegyPlus 模拟引擎,该引擎考虑了建筑与 周边环境之间的相互作用<sup>[32]</sup>。影响办公街 区建筑运行阶段碳排放的因素众多,本文 聚焦于多尺度设计参数与建筑碳排放之间 的非线性关系,因此,依据设计规范<sup>[33][34]</sup> 结合实地调研将室内热扰参数、运行时间 表等设置为典型值;依据典型设计项目的 建筑节能报告计算书设定围护结构参数; 采用典型气象年文件设定气象数据参数; 本文以每层为一个热区,这在保证模拟精 度的同时提升了模拟效率;相关模拟参数 设定见表 3~表 4。

太阳能光伏发电计算考虑了建筑表面 获取的太阳辐射量、光伏组件可安装位 置、光伏板的发电性能<sup>[35]</sup>。建筑表面的太 阳辐射模拟基于 Rhino&Grasshopper 参数 化平台采用 Ladybug 插件调用 Radiance 模 拟引擎进行办公街区的太阳辐射模拟,该 模拟内核使用了基于三维模型中光的物理 行为的复杂光追踪算法,因此它可以对建 筑物的立面和屋顶进行辐射计算。太阳辐 射模拟参数设定如表 5 所示。

太阳能光伏发电量综合考虑了建筑表 面获取的有效太阳辐射、光伏板可安装位

运行参数	采暖期室内设定 温度	制冷期室内设定 温度	人体热负荷	照明功率密度	设备功率密度
设定值	20°C	26°C	134W/ 人	8W/m <sup>2</sup>	12W/m <sup>2</sup>
数据来源	GB 5510	5—2021	JGJ/T 449—2018	GB 55105—2021	、验证实验修正

建筑能耗模拟参数设定

	建筑围护结构热工参数	表 4
热工	参数	传热系数K值
透明围护结构	窗户K值	2.20W/m² • K
	屋顶К值	0.60W/m² • K
北添明国拉结构	外墙K值	0.80W/m² • K
非透明型扩始构	楼板K值	0.70W/m² • K
	SHGC	0.4

太阳辐射模拟参数设置 表 5 参数设定 单位 条目 CHN Hubei.Wuhan.574940 CSWD 气象参数数据 模拟周期 1月1日00:00至12月31日24:00 网格大小 1\*1 m 建筑表面反射率 0.2 0.2 地面反射率 \_\_\_\_

置以及光伏组件的发电效率。本文根据光 伏组件类型的市场占有率选择单晶硅类型 进行分析。综合现有研究和中国光伏发电 站规范中对光伏系统发电量计算模型的 规定,获取光伏发电量(*E*<sub>p</sub>)的计算公式 如下:

$$E_{\rho} = H_{A} \times A_{\rho\nu} \times \eta_{sys} \times K \times \sum_{1}^{N} (1 - R_{1} - (N - 1) \times R_{d})$$
(7)

其中,  $H_A$  指的是光伏板有效安装面积大 于辐射阈值的有效辐射量年累计值;  $A_{\mu\nu}$  指 的是建筑表面可安装光伏组件的安装比 例。 $\eta_{ss}$  指的是光伏组件的转化率, 根据 市场调研, 单晶硅被设定为 21.59%。K 指 的是光伏组件的综合转化效率, 根据现有 研究<sup>[36]</sup>, 被设定为 85%。 $R_1$  指的是光伏组 件的首年衰减率, 根据市场调研, 单晶硅 的首年衰减率分别被设定为 1.5%, 首年之 后的每年衰减率  $R_d$  被设定为 0.48%。

需要注意的是,建筑表面获取的有效 太阳辐射指的是光伏组件需要考虑其全生 命周期的经济平衡,将有效太阳辐射的临 界值定义为辐射阈值<sup>[37]</sup>,只有大于辐射阈 值的建筑表面才适合安装光伏组件。考虑 光伏组件的产品投资与安装费用,可得辐 射阈值的计算公式如下:

$$=\frac{C_{pv} \times P_D \times (1 + R_{Ann} \times N)}{\eta_{sys} \times K \times C_{electricity} \times \sum_{1}^{N} (1 - R_1 - (N - 1) \times R_d)}$$
(8)

其中, t 指的是辐射阈值。C<sub>pv</sub> 指的是 光伏组件的安装成本, 依据 IEA 统计报 告<sup>[39]</sup>,将其设定为3.74RMBW。P<sub>D</sub> 指的是 光伏组件的功率密度,根据市场调研可知, 单晶硅的功率密度为217.24W/m<sup>2</sup>。R<sub>Ann</sub> 为 年维护系数,本研究设定为1%。N 指的 是光伏组件的全生命周期,设定为25年。 C<sub>electricity</sub>指的是光伏上网电价,这与中国的 国家政策有关<sup>[39][40]</sup>,被设定为0.42RMB/ kWh。经过公式计算可得单晶硅生命周期 对应的辐射阈值 t 为568kWh/m<sup>2</sup>/y。

#### 4. 集成学习算法

根 据 无 灵 丹 妙 药(No Silver Bullet) 理论<sup>[41]</sup>,不同的机器学习算法对于解决 不同的问题会存在极大的差异性。因此, 没有一种通用的算法可以适用于所有的 所有情况, 解决所有的问题。本文对比 了6种集成学习算法的各种预测模型, 以确定预测方案设计前期办公街区建筑 碳排放的最佳模型。集成算法可以通过 组合基础学习器来提高预测准确性、降 低过拟合风险、增强模型鲁棒性并提供 高度的灵活性。具体而言, 应用的6种 集成学习算法包括

(1) Bagging (套袋)

Bagging 是一种鲁棒的机器学习算法,在 bagging 方法中,将主数据集的一个子集分配给每个分类器。也就是说,每个分类器观察数据集的一部分,并且必须基于给定的数据部分开发其模型(即每个分类器都没有完整的数据集)<sup>[42]</sup>。此外,Bagging 算法开发了多种基础模型,提高了不稳定条件下的预测精度;因此,利用不稳定性来降低预测误差是一种彻底的方法。

(2) Extremely randomized trees(超随 机树)

ET 算法是 RF 算法的一种变体,它包 含了额外的随机性。ET 算法的结构和过程 由 Geurts 等人<sup>[43]</sup>提出。通过在决策树的 每个节点上随机选择分裂阈值,可以生成 更加多样化和不相关的决策树。因此,该 算法可以进一步降低过拟合的风险,提高 模型的泛化能力和鲁棒性。

(3) Random forest (随机森林)

RF 算法结合了多个决策树,形成了一 个强大的学习器。每个决策树都在训练数 据和特征的随机子集上进行训练,以减少 过拟合的风险。此外,该算法通过对各决 策树的预测结果进行平均,减少了预测的 方差,提高了模型的稳定性。

(4) Gradient Boosting (梯度提升)

GB 算法通过集成多个弱学习器(典型的是决策树)逐步提高学习性能。它不断地在当前模型的残差上拟合新的弱学习者,并包括新学习者的预测来改进模型。 该算法具有较高的灵活性和较强的抗噪声能力,可应用于各个领域。

(5) AdaBoosting (自适应增强)ADB 的自适应在于: 被前一个基本

分类器误分类的样本的权值会增大,而 正确分类的样本的权值会减小,并再次 用来训练下一个基本分类器。同时,在 每一轮迭代中,加入一个新的弱分类 器,直到达到某个预定的足够小的错误 率或预先指定的最大迭代次数再确定最 后的强分类器。与不同的算法结合使用 以提高性能。它可以从经验数据集中训 练一系列弱模型分类器,并将它们合并 成一个强模型分类器,以创建最佳预测 模型。

(6) XGBoosting (梯度提升决策树)

XGB 算法是 GB 算法的一种变体。它 支持并行计算和分布式训练,以加速建模 过程,特别是对于大规模数据集。此外, 该算法结合学习率、L1 和 L2 等多种正则 化技术防止过拟合。

#### 5. SHAP 分析方法

现有的机器学习模型通常充当"黑盒 模型",虽然可以达到很高的预测准确度, 但是对于实际问题中需要的预测模型背后 的影响机制的可解释性带来了挑战<sup>[4]</sup>。经 典的博弈论 Shapley 值提供了一种启发性 的方法来解释每个输入特征对模型输出的 贡献<sup>[44]</sup>。该特征贡献由其边际贡献决定, 并通过 Shapley 值进行量化。

Shapley 值仅提供局部解释,并且需 要很高的计算时间<sup>[45]</sup>。基于 Shapley 值, Lundberg 和 Lee 在 2017 年 推 出 了 SHAP, 它继承了 Shapley 值的所有优点,并显著 提高了 Shapley 值的计算效率<sup>[46]</sup>。计算效 率的提高使得 SHAP 能够通过组合整个数 据集中的局部解释来生成全局解释,从而 捕获全局结构,同时保持对原始模型的局 部忠实度。SHAP 利用 SHAP 值作为确定特 征重要性的统一度量,即原始模型的条件 期望函数的 Shapley 值<sup>[44]</sup>。本研究将 SHAP 应用于最优的办公街区建筑碳排放预测模 型, 以确定影响建筑碳排放的关键特征, 并从全球和局部角度深入了解办公街区多 尺度设计参数对建筑碳排放的影响机制及 非线性关系。

三、结果与讨论

## 1. 基于集成学习算法的建筑碳排放预测 模型

#### (1) 样本数据集制作

基于武汉市真实街区案例调研数据 结果,提取办公组团阵列式、围合式布 局参数化模型的控制性设计参数范围, 依据设计需求设置各参数的步长变化 (表 6)。本文采用拉丁超立方抽样方法 对各控制性参数进行分层均匀抽样(500 组),除此之外,各参数的步长变化均设 置为最小步长,旨在覆盖办公街区形态 的更多变化,保证数据集的均匀性。将 牛成的办公街区控制性参数输入办公街 区建筑碳排放模拟工具的参数化模型输 入模块,生成办公街区参数化模型。然 后,采用 Grasshopper 工具计算各参数 化模型的20个形态参数。其次,采用 Ladybug 和 Honeybee 插件模拟计算各参 数化模型的建筑碳排放结果。将办公街 区多尺度设计参数与建筑碳排放计算结 果进行整合,生成样本数据集。

(2) 建筑碳排放模型预测结果

由于办公街区多尺度设计参数具有不 同的量纲,所以首先对样本数据集进行 归一化处理,排除量纲对办公街区建筑 碳排放的影响。为了防止预测模型出现 过拟合情况, 样本数据集被随机拆分为 70% 的训练集和 30% 的测试集来训练模 型。对于 Bagging 算法,通过自助采样法 (Bootstrap Sampling) 从原始数据集中抽取 多个子样本集,然后对每个子样本集训练 一个基学习器。最后, Bagging 算法采用 投票或加权平均的方式将这些基学习器的 预测结果结合起来,以产生最终的预测结 果。对于 Boosting 算法, 通过逐步调整每 个基学习器的权重,使得后续学习器能够 专注于前面学习器错误分类的样本,从而 实现学习效果的提升。

将划分好的数据集输入到套袋、超随 机树、随机森林、梯度提升、自适应增强 和梯度提升决策树6种集成学习算法进行 预测,之后选择 R<sup>2</sup>和 MAE 评价指标进行 评分,结果如表 7 所示。最后选取评分最 高的模型(梯度提升)采用 SHAP 分析方 法进行解释性分析。

## 2. 办公街区多尺度设计要素与建筑碳排 放之间的非线性关系

采用重要性排序图、部分依赖图和交 互效应图对办公街区多尺度设计要素与 建筑碳排放之间的非线性关系进行分析。 图 6a)显示了整个样本数据集上每个输 入特征的平均值的绝对 SHAP 值。在这里, 每个 Shapley 值表示与其关联的特征对预 测的影响。结果表明,AFN (平均建筑层数) 对模型输出的影响最大,其次是 FAR (容 积率)和 BW4 (西南街廓建筑进深),而 SFA2 (东北街廓标准层面积)对模型输出 的影响最小。

图 6b) 为样本数据集的 SHAP 概览图, 输入要素根据其对模型输出的影响程度 沿垂直轴从上到下列出。当 SHAP 值为正 时,表示对模型预测的办公街区建筑碳排 放为正贡献,而当 SHAP 值为负时,表示 输入特征对模型预测的办公街区建筑碳排 放为负贡献。每个数据点沿水平方向都用 一个点表示, 输入要素的数值决定了点的 颜色。特征值高的点以红色着色,而特征 值低的点以蓝色着色。由图可知,对于影 响办公街区建筑碳排放最显著的设计参数 AFN (平均建筑层数) 来说, 随着 AFN 值 的增大,会增加建筑碳排放。FAR(容积率) 也具有相似的趋势。然而, BW4(西南街 廓建筑进深)和OSR(开放空间率)与此 趋势相反,即随着设计参数增大,会降低 建筑碳排放。这是因为开放空间率越大, 会增加建筑表面的有效太阳辐射,进而提 高太阳能光伏减碳量。

图 7 显示了数据样本集中对建筑碳排 放影响显著排序前 6 设计参数的 SHAP 局 部依赖图。由图可知,随着 AFN (平均建 筑层数)增大,办公街区建筑碳排放呈 增大趋势,当 AFN 由 5 层增大至 6 层时, 建筑碳排放出现骤增,当 AFN 大于 13 层

参数类型	变化范围	步长	参数类型	变化范围	步长
街块类型	阵列式、围合式	/	围合式布局		
街区朝向 (OR)	-90° ~90°	5°	庭院南北向间距 (CD (NS))	15~80m	1m
	列式布局		庭院东西向间距(CD(WE))	22~85m	1m
南北建筑间距 BD (NS)	7~52m	1m	西北建筑标准层面积(SFA1)	700~2400m <sup>2</sup>	100m <sup>2</sup>
东西建筑间距 BD(WE)	6~21m	1m	东北建筑标准层面积(SFA2)	700~2400m <sup>2</sup>	100m <sup>2</sup>
标准层面积 SFA	400~2500m <sup>2</sup>	100m <sup>2</sup>	东南建筑标准层面积(SFA3)	700~2400m <sup>2</sup>	100m <sup>2</sup>
建筑进深 BW	14~34m	1m	西南建筑标准层面积(SFA4)	700~2400m <sup>2</sup>	100m <sup>2</sup>
建筑层数 FNa	3~25 层	1 层	建筑进深(W1)	9~71m	1m
建筑层高 FHa	3.8~5.4m	0.1m	西北建筑第一个边长(L1-1)	10~72m	1m
窗墙比参数(整个街区)			东北建筑第一个边长(L2-1)	10~72m	1m
东向窗墙比 WWR-E	0.2~0.9	0.1	东南建筑第一个边长(L2-1)	10~72m	1m
南向窗墙比 WWR-S	0.2~0.9	0.1	西南建筑第一个边长(L4-1)	10~72m	1m
西向窗墙比 WWR-W	0.2~0.9	0.1	建筑层数(FNc)	3~12 层	1 层
北向窗墙比 WWR-N	0.2~0.9	0.1	建筑层高(FHc)	3.8~5.4m	0.1m

办公街区参数化模型控制性参数变化范围与步长

#### 6种集成学习算法评分结果

表 7

表 6

答计来到	R <sup>2</sup>		MAE		
昇広尖空	训练集	测试集	训练集	测试集	
Bagging	0.94	0.66	0.21	1.61	
Extremely randomized trees	1.0	0.75	8.66	1.20	
Random forest	0.96	0.70	0.15	1.41	
Gradient Boosting	0.95	0.73	0.18	1.27	
AdaBoosting	0.82	0.64	0.63	1.71	
XGBoosting	0.99	0.72	7.94	1.31	



之后,建筑碳排放趋于稳定;随着 FAR (容积率) 增大,办公街区建筑碳排放呈增大趋势,当 FAR 由 1.8 增大至 2 时,建筑碳排放出现骤增,当 FAR 大于 3 之后,建筑碳排放趋于稳定;然而, 随着 OSR (开放空间率)增加,建筑碳排放呈现 降低趋势,当 OSR 小于 0.78 时,随着 OSR 增加, 建筑碳排放缓慢降低,一旦 OSR 超过阈值 0.78, 建筑碳排放骤降,然后趋于稳定。

图 8 显示了数据样本集中对建筑碳排放影响 显著排序前 6 设计参数的 SHAP 交互效应图。由 图可知, AFN (平均建筑层数)和 FAR (容积率)、 AFN 和 OSR (开放空间率)、FAR 和 OSR 三组设计





图 8: SHAP 交互效应图

参数两两之间有交互效应。对于 AFN 和 FAR 两个 设计参数的交互,当 AFN 小于 12 时,随着 FAR 增 加,AFN 对建筑碳排放的贡献降低。对于 AFN 和 OSR 两个设计参数的交互,当 AFN 小于 6 时,随 着 OSR 增加,AFN 对建筑碳排放的贡献降低。对 于 FAR 和 OSR 两个设计参数的交互,当 FAR 小于 2.4 时,随着 FAR 增加,OSR 对建筑碳排放的贡献降低。

## 四、办公街区低碳设计策略

由办公街区多尺度设计参数与建筑碳排放 之间的非线性分析结果可知, AFN (平均建筑层 数)、FAR (容积率)、BW4 (西南街廓的建筑进 深)、OSR(开放空间率)和WWR-S(南向窗墙 比)是影响办公街区建筑碳排放的关键设计参 数。所以在办公街区前期设计方案阶段应该优先 控制这些参数。并且根据设计参数对建筑碳排放 之间的影响大小与方向进行相应控制,在建筑表 面(屋面和立面)安装光伏的情景下,控制办公 街区的平均建筑层数(AFN)和容积率(FAR)尽 可能在一个较低范围内,控制西南街廓的建筑进 深(BW4)和开放空间率(OSR)尽可能在一个 较大的范围。以获取较大的光伏减碳量。进而降 低建筑碳排放。与此同时还需要考虑 AFN 和 FAR、 AFN 和 OSR、FAR 和 OSR 三组设计参数两两之间 的交互效应,因为这3组参数之间对建筑碳排放 的作用规律具有联动作用。

## 五、结语

本文基于参数化模型和 SHAP 分析方法提出 了一种办公街区多尺度设计要素与建筑碳排放 的非线性关系分析范式。首先,综合卫星地图、 Open Street Map 和实现调研方法识别办公组团典 型形态;然后基于街区和街廓尺度调研,采用控 制参数输入的方式生成办公街区参数化模型;其 次,基于方案设计阶段的设计环节提取多尺度设 计要素并采用 Grasshopper 参数化工具计算设计 参数;再次,提出考虑太阳能光伏减碳的建筑运 行阶段的建筑碳排放计算方法;之后,介绍了6 种集成学习算法用于构建办公街区建筑碳排放预 测模型;最后,采用 SHAP 解释性机器学习解读 办公街区多尺度设计参数与建筑碳排放之间的非 线性关系。这种解释性分析有助于识别影响建筑 碳排放的关键设计参数, 解读背后的影响机制, 辅助建筑师进行设计方案的智能决策。

现阶段办公街区多尺度设计参数与建筑碳排 放之间的非线性关系解读只考虑了建筑运行阶 段,未考虑建材生产、建造、和报废阶段的建筑 碳排放,未来研究设计应考虑建筑全生命周期的 碳排放预测;另一方面,本文办公街区参数化模 型除了研究对象的四宫格外,周围建筑均与研究 对象一致,暂未考虑周围建筑与研究对象不一致 的情况,当周围建筑与研究对象不一致时,周边 建筑对目标建筑的遮挡效应会增大/减小街区形 态对建筑碳排放的影响程度,这不利于剖析街区 形态和建筑碳排放之间的关系。除此之外,未来 的研究中应该侧重于考虑未来气候变化条件下性 能驱动的办公街区规划设计方案生成研究工作流 与设计工具开发,实现人机互动,辅助建筑师进 行碳中和办公街区规划设计方案的智能决策。

致谢:感谢同济大学 ADF2023 工作营提供的平台,感谢姚佳 伟老师牵头的"形碳追因"小组提供的学习与交流平台:感谢 华中科技大学建筑与城市规划学院硕士生周黄婉瑾为本研究 作的基础数据收集工作。

#### 参考文献

[1] Z. Xu, L. Yao, Q. Liu, Y. Long. olicy implications for achieving the carbon emission reduction target by 2030 in Japan-Analysis based on a bilevel equilibrium model [J]. Energy Policy, 2019 (134) : 110939.

[2] Xiaocun Zhang, Hailiang Chen, Jiayue Sun, Xueqi Zhang. Predictive models of embodied carbon emissions in building design phases: Machine learning approaches based on residential buildings in China [J]. Building and Environment, 2024 (258) : 111595.

[3] 蔡伟光. 中国建筑能耗研究报告(2020) [R]. 上海: 中国建 筑节能协会, 2020.

[4] 刘泽润, 刘超. 可持续建成环境研究的机器学习应用进展 与展望[J]. 风景园林, 2023, 30 (7): 51-59.

[5] 朱姝妍, 马辰龙, 向科, 等. 面向方案阶段能耗主导的建筑 性能快速优化方法[J]. 建筑师, 2021, (06): 69-76.

[6] Zhe Song, Sunliang Cao, Hongxing Yang. An interpretable framework for modeling global solar radiation using tree-based ensemble machine learning and Shapley additive explanations methods [J]. Applied Energy, 2024 (364) : 123238.

[7] Chenyu Huang, Gengjia Zhang, Jiawei Yao, et al. Accelerated environmental performance-driven urban design with generative adversarial network [J]. Building and Environment, 2022 (224) : 109575.  [8] Wu, Y., Chen, H. Optimizing block morphology for reducing traffic pollutant concentration in adjacent external spaces of street canyons: A machine learning approach [J]. Building and Environment, 2023 (242) : 110587.

[9] Peng Tian, Meng Cai, Zhihao Sun, Sheng Liu, Hao Wu, Lingbo Liu, Zhenghong Peng. Effects of 3D urban morphology on  $CO_2$  emissions using machine learning: Towards spatially tailored low-carbon strategies in Central Wuhan, China [J]. Urban Climate, 2024 (57): 102122.

[10] Ge Tan, Xiuyuan Zhang, Shuping Xiong, Zihao Sun, Yichen Lei, Haoyu Wang, Shihong Du. Assessing the impacts of urban functional form on anthropogenic carbon emissions: A case study of 31 major cities in China [J]. Ecological Indicators, 2024 (167) : 112700.

[11] 袁青, 郭冉, 冷红, 宋世一.长三角地区县域中小 城市空间形态对碳排放效率影响研究[J].西部人居环 境学刊, 2021, 36 (06): 8-15.

[12] Deng, Q.; Wang, G.; Wang, Y.; Zhou, H.; Ma, L. A Quantitative Analysis of the Impact of Residential Cluster Layout on Building Heating Energy Consumption in Cold IIB Regions of China [J]. Energy and Building. 2021, 253, 111515.

[13] Dong, Q.; Huang, Z.; Zhou, X.; Guo, Y.; Scheuer, B.; Liu, Y. How Building and Street Morphology Affect CO<sub>2</sub> Emissions: Evidence from a Spatially Varying Relationship Analysis in Beijing [J]. Building and Environment. 2023, 236, 110258.

[14] 张赫,亚萌,王睿,等.不同规模城市居住建筑碳
排放及影响因素比较研究[J].建筑节能(中英文),
2021,49(03):1-8.

[15] 李远钊, 吴雨婷, 于娟, 等. 基于SVR的高层办公 建筑全生命周期碳排放预测模型——以天津地区为 例[J]. 建筑节能(中英文), 2021, 49 (09): 25-30.
[16] 郝佳莹, 高健. 基于NSGA-II改进BP神经网络的 建筑碳排放—碳减排预测模型[J]. 建筑节能, 2016,
44 (09): 122-124.

[17] Zhe Song, Sunliang Cao, Hongxing Yang. An interpretable framework for modeling global solar radiation using tree-based ensemble machine learning and Shapley additive explanations methods [J]. Applied Energy, 2024 (364) : 123238.

[18] Celal Cakiroglu, Yaren Aydın, Gebrail Bekdas, et al. Cooling load prediction of a double-story terrace house using ensemble learning techniques and genetic programming with SHAP approach [J]. Energy and Buildings, 2024 (313) : 114254.

[19] 刘代云. 论城市设计创作中街区尺度的塑造 [J]. 建筑学报, 2007, (06): 1-3.

[20] 黄烨勍,孙一民.街区适宜尺度的判定特征及量化指标[J].华南理工大学学报(自然科学版),2012,40 (09):131-138.

[21] 武汉市人民政府令第. 武汉市建设工程规划管 理 技 术 规 定[EB/OL]. [2023.12.21]. https://www. wuhan.gov.cn/zwgk/xxgk/zfgz\_new/202112/ P020211225380730153684.pdf.

[22] 武汉市自然资源和规划局. 武汉市建筑管理审 批 指 导 意见[EB/OL]. [2023.12.25]. https://zrzyhgh. wuhan.gov.cn/bsfw\_18/ywzl/cxgh/zcyj/202203/ t20220321 1942394.shtml.

[23] 建筑设计防火规范: GB/T 50016-2018[S]. 北京: 中国计划出版社, 2018.

[24] Marcel Ignatius, Nyuk Hien Wong, Steve Kardinal Jusuf. The significance of using local predicted temperature for cooling load simulation in the tropics [J], Energy and Buildings, 2016 (118) : 57-69.

[25] 庄惟敏, 刘加平, 王建国, 等. 建筑碳中和的关键 前沿基础科学问题[J]. 中国科学基金, 2023, (03): 348-352.

[26] 夏春海,朱颖心.面向建筑方案的节能设计研究——设计流程和工具[J].建筑科学,2009,25(06);
 6-9+89.

[27] 徐峰,张国强,解明镜.以建筑节能为目标的集成 化设计方法与流程[J].建筑学报,2009,(11):55-57.
[28] 徐燊,李高梅,熊锋,等.夏热冬冷地区空间形态 对板式住区建筑能耗影响研究——以武汉市为例[J]. 建筑节能(中英文),2023,51 (10):86-93.

[29] S. Xu, M. Sang, M. Xie, F. Xiong, T. Mendis, X. Xiang, Influence of urban morphological factors on building energy consumption combined with photovoltaic potential: A case study of residential blocks in central China, Build Simul-China 16 (9) (2023) 1777-1792.

[30] 中华人民共和国住房和城乡建设部.建筑碳排放 计算标准: GB/T 51366—2019[S]. 北京: 中国建筑工 业出版社, 2019.

[31] 生态环境部环境规划院.中国区域电网二氧化碳 排放因子研究(2023), 2023. https://www.caep.org. cn/sy/tdftzhyjzx/zxdt/202310/t20231027\_1044179. shtml

[32] 王一, 王锦璇, 夏热冬冷地区高容积率居住小区 形态类型能耗绩效研究——以上海市为例[J].建筑技 艺, 2020 (07): 78-85.

[33] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑节能与 可再生能源通用利用规范: GB 55105—2021[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2021.

[34] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 民用建筑绿 色性能计算标准: JGJ/T 449—2018[5]. 北京: 中国建 筑工业出版社, 2018.

[35] S. Xu, H. Jiang, F. Xiong, C. Zhang, M. Xie, Z. Li, Evaluation for block-scale solar energy potential of industrial block and optimization of application strategies : A case study of Wuhan , China [J]. Sustainable Cities Society, 2021 (72) ; 103000.

[36] Manish Kumar, Arun Kumar. Performance assessment and degradation analysis of solar photovoltaic technologies: A review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017 (78) : 554-587. [37] Laura Romero Rodríguez, Eric Duminil, José Sánchez Ramos, Ursula Eicker. Assessment of the photovoltaic potential at urban level based on 3D city models: A case study and new methodological approach[i], Solar Energy, 2017 (146) : 264-275.

[38] FANG L, HONGHUA X, YANG Y. National Survey Report of PV Power Applications in China 2021[R]. International Energy Agency, 2021.

 [39] 湖北省发展和改革委员会.省发改委关于转发 《国家发展改革委关于进一步深化燃煤发电上网电 价市场化改革的通知》的通知[EB/OL].[2022/3/8].
 http://fgw.hubei.gov.cn/fbjd/zc/gfwj/gf/202110/ t20211025 3827157.shtml.

[40] 国家发展和改革委员会.关于完善光伏发电上网电价机制有关问题的通知(发改价格(2019)
761号)[EB/OL]. [2022/3/8]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/201904/t20190430\_962433.

html?code=&state=123.

[41] Brooks. No Silver Bullet Essence and Accidents of Software Engineering [J], Computer, 1987 (20) : 10-19.

[42] S.K. Gunturi, D. Sarkar. Ensemble machine learning models for the detection of energy theft [J]. Electric Power Systems Research, 2021 (192), 106904.

[43] P. Geurts, D. Ernst, L. Wehenkel. Extremely randomized trees, Mach [J]. Learn, 2006 (63); 3-42.
[44] Scott M. Lundberg and Su-In Lee. A unified approach to interpreting model predictions [C]. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS' 17).
2017, Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 4768–4777.

[45] Lundberg, S.M., Erion, G., Chen, H. et al. From local explanations to global understanding with explainable AI for trees[J]. Nature Machine Intelligence, 2020 (2) : 56–67.

[46] Y. Yang, Y. Yuan, Z. Han, G. Liu. Interpretability analysis for thermal sensation machine learning models: An exploration based on the SHAP approach [J]. International Journal of Indoor Environment and Health, 2022 (32) : e12984.

#### 图表来源

图 1~ 图 8 均为作者自绘

表1、表2:作者自绘

表 3: 依据《建筑节能与可再生能源通用利用规范》 (GB 55105—2021)、《民用建筑绿色性能计算标准》 (JGJ/T 449—2018) 改绘 表 4~表 7: 作者自绘