

# 基于机器学习的街区室外热舒适性及热环境优化策略研究——以苏州市为例\*

李宇珊<sup>1</sup>, 彭昌海<sup>2</sup>  
(1 东南大学建筑学院, 南京 210096)

**摘要:** 本研究基于机器学习和环境性能优化, 探究苏州市城市更新设计策略。利用 GIS 技术构建精细城市三维模型, 结合机器学习算法, 探究了建筑布局对行人微气候的显著影响。研究指出, 传统街区的高建筑密度影响苏州市夏季室外舒适度, 而新城街区在建筑密度上更为灵活。通过线性回归和机器学习模型分析, 发现场地建筑密度和整体容积率是影响室外热舒适性的关键指标。这一研究为城市更新设计提供了有力支持, 有助于优化街区形态、提高能源利用效率, 为创造更宜居的城市环境提供了科学依据。

**关键词:** 机器学习; 苏州; 街区室外热舒适性分析; 环境性能优化策略; 通用热气候指数 (UTCI)

**Keywords:** Machine learning; Suzhou; Outdoor thermal comfort analysis of block; Urban renewal design strategy; Universal Thermal Climate Index (UTCI)

**资助项目情况:** 国家自然科学基金面上项目“基于先进算法和行为分析的江南传统村落微气候的评价方法、影响机理及优化策略研究” (52378011)

## 引言

中国的城市发展已经步入了以“存量更新”为主导的新时期, 城市更新工作的有效性已成为中国城市发展亟待解决的核心议题。由于城市经济的蓬勃发展和人口的不断增长, 高密度建筑和交通网络对城市热环境造成了显著影响, 进而危害居民的健康。近年来, 公众对优质城市环境的关注度不断提高, 这使得室外热舒适性的研究日益凸显其重要性, 并成为当前热舒适领域的研究焦点。

## 1 研究背景

随着数字化技术的发展, 研究人员开始使用数字化模拟技术进行研究, 数字化模拟技术相比于实际测量在高效性、准确性以及模拟与分析能力等方面具有显著优势。如赵昕通过CFD模拟技术计算了寒地城市街区的行人高度风环境; 庆哲利用CFD技术和噪声地图技术模拟了不同高密度街区空间形态下的室外风环境和声环境。随着人工智能技术发展, 数字化设计方法与数字化模拟技术也开始被结合运用。张明杰等研究人员通过参数化方法进行了南京典型住宅街区的夏季行人微气候优化研究, 发现建筑布局对行人微气候有显著影响。也有研究人员通过参数化方法建立街区理想化模型进行建筑碳排放、建筑能耗等研究。<sup>[1][2]</sup>

<sup>1</sup> 李宇珊, 东南大学建筑学院, 硕士研究生

<sup>2</sup> 彭昌海 (✉), 东南大学建筑学院, 教授, pengchanghai@seu.edu.cn

然而，理想化街区的构建与现实中街区布局存在差异，现有研究所得出的结论往往难以全面反映实际状况。随着地理信息系统（GIS）技术的日益成熟和广泛应用，研究者们能够借助卫星遥感数据构建精细的城市三维模型，通过数字化手段模拟并计算真实城市的各项参数。

将真实街区的实地数据与GIS技术所构建的数字化模型相结合，不仅能够克服传统实地调研的局限性，如时间、成本以及样本选取的偏差，同时也能够规避理想化街区模型所带来的偏差。这种综合性的研究方法有助于更准确地模拟城市动态，捕捉复杂的社会-物理交互过程，进而得出更为可靠和具有普遍意义的研究结论。

## 2 研究现状

国际研究历程：

早期研究（1930-1940年）：室外热舒适性的研究起步较早，但早期的研究主要集中在气象参数对人体感受的影响上。Gold、Siple 和 Passel 等人开发了风冷却指数（WCI），用于评估寒冷环境中风速对人体感受的影响。

中期发展（1980年）：丹麦的杨盖尔在他的著作《交往与空间中》提出了改善室外微气候环境可以提高人们在室外活动的频率的观点，尽管他没有深入探究这种关系的量化模型。

近期研究（2000年至今）：进入21世纪后，室外热舒适性的研究逐渐增多，研究方法也更加多样化。主要的研究方向包括实地实验研究、室外热舒适模拟以及室外热舒适指标的开发。这些研究旨在深入理解室外环境对人体热舒适感的影响，并为城市规划和建筑设计提供科学依据。

国内研究现状：

相比国际上的研究，国内对室外热舒适性的研究起步较晚，但近年来也取得了一些进展。国内的研究主要集中在室外的热环境以及热舒适性的评价上。<sup>[3]</sup>

目前，室内热舒适性的研究已相对完善，但室外热舒适性的研究尚处在探索阶段。尽管已经取得了一些进展，但仍有许多问题需要进一步研究和解决。

## 3 数智时代下的街区形态调研与环境模拟方法

### 3.1 研究方法

本研究通过利用地理信息系统（GIS）技术，成功获取了苏州市的矢量数据（shp文件）和属性数据（dbf文件），并通过参数化建模软件构建了苏州市城市模型。旨在探讨苏州市典型传统街巷、现代居住小区、新城街区的室外热舒适并进行对比分析，探究这些街区建筑形态对热环境的影响机制，探讨环境性能导向下的城市更新设计策略。

经过现场调研和数据分析，研究确定了80个具有代表性的目标街区作为研究样本。（见图一），这些街区普遍存在着一些共性问题，如绿地覆盖率低、道路狭窄且缺少遮阳设施、公共空间停留性差等，这些问题不仅影响了街区的整体环境品质，更直接关联到居民的室外热舒适感受。研究这些街区的室外温度情况，对于提升居民生活质量、优化城市环境具有重要意义。

研究通过计算街区在1.5m高度处的室外温度情况并分析每个街区的平均温度、最高温度以及温度分布等指标，全面评价街区的室外热环境。此外，研究还将结合大量相关研究成果，探讨街区形态与街区室外热舒适之间的相关性。

已有研究表明，街区的容积率、建筑密度等形态学指标与其环境特征之间存在显著的相关性。<sup>[4]</sup>例如，有研究发现容积率与街区的通风性能、热岛效应等环境指标密切相关<sup>[5]</sup>；而建筑密度则与街区

的日照时间、绿地覆盖率等因素存在关联。<sup>[6]</sup>

本次研究计算并分析这80个街区的容积率、建筑密度、建筑高度等形态学指标，同时结合其室外热环境指标（如通用热气候指数UTCI、最高温度等），通过统计分析、模型模拟等方法，探究街区建筑形态如何影响街区室外热环境指标。

### 3. 2环境性能模拟方法

#### 3. 2. 1街区形态学指标介绍

苏州位于江苏省东南部，以水陆双棋盘格局和园林城市而闻名，城市形态独特，属于夏热冬冷地区，总面积为8657.32平方千米，人口数量众多，城市热岛效应和夏季室外热舒适性问题显著。

研究选取苏州市典型的街区，如典型传统街巷、现代居住小区、新城街区等，这些街区具有不同的建筑形态和布局特点，室外热舒适也具有差异。



图1 研究所选目标街区（红色区域）（图片来源：作者自绘）

有研究通过形态学指标进行街区空间形态量化分析，不同背景的学者提出了大量相关的指标。<sup>[7]</sup> 这些指标中部分指标之间有着密切的理论联系，且能够通过公式进行转换。研究需要通过大量街区之间的指标值对比，筛选出特征值较高的指标，建立有效空间形态量化指标体系。本次研究的选取了10个指标，这些指标分成2个方面，包括：1. 街区形态学指标类（4个指标）；2. 街区内建筑形态学指标类（6个指标）表1为选取的10个指标的具体描述。

表1 研究选取的10个形态学指标

指标名称	指标类型	指标符号	计算公式	指标单位
场地建筑密度		BCR	$BCR = \frac{\sum_{i=1}^n A_i}{TA}$	无
场地容积率	街区形态	FAR	$FAR = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i * N_i)}{TA}$	无

		学整体指			
整体建筑密度	标	BCR	$BCR = \frac{\sum_{i=1}^n A_i}{TA}$		无
整体容积率		BCR	$FAR = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i * N_i)}{TA}$		无
建筑单体平均高度		$BH_{ave}$	$BH_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^n BH_i}{n}$		m
建筑单体平均高度标准差		$BH_{sd}$	$BH_{sd} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (BH_i - BH_{ave})^2}{n - 1}}$		m
建筑单体面积		$BA_{ave}$	$BA_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^n BA_i}{n}$		m <sup>2</sup>
建筑单体面积标准差	街区内建筑形态学指标	$BA_{sd}$	$BA_{sd} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (BA_i - BA_{ave})^2}{n - 1}}$		m <sup>2</sup>
建筑单体平均周长		$BL_{ave}$	$BL_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^n BL_i}{n}$		m
建筑单体周长标准差		$BL_{sd}$	$BL_{sd} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (BL_i - BL_{ave})^2}{n - 1}}$		m

### 3.2.2 街区模拟设定

研究采用参数化平台Grasshopper的Honeybee插件进行室外热舒适模拟，并计算通用热气候指数。2002年，欧洲科学与技术合作计划730号行动以Fiala等提出的体温调节多节点模型为基础建立了通用热气候指数（universal thermal climate index, UTCI）定义为参照人员在参考环境下获得与真实环境一致生理反应的等效环境温度。UTCI 基于体温调节模型的迭代计算，能准确地反映随物理暴露时间变化的人体热感觉，适用的气候条件也较为广泛。<sup>[8]</sup>

研究主要关注街区形态学指标对于街区室外热舒适的影响，模型的设定方面参考了ASHRAE标准，美国暖通工程师学会（ASHRAE）对热舒适的定义建立在人体热平衡理论上，即人体热量得失达到平衡，并且皮肤温度和出汗速率维持在舒适的范围内。<sup>[9]</sup>模拟设定与模拟目标函数设定见表2。

表2 模拟设定与模拟目标函数设定

模拟设定	设定情况	描述
气候区域	4 ASHRAE Climate zone	苏州为典型的夏热冬冷地区
建筑年份	ASHRAE 90.1 2015	本次调研的区域建筑基本上为建国后-2000年建造
建筑功能	Large Office	街区
建筑结构类型	Steel Framed	木结构、框架结构
研究目标函数	计算公式	描述

$UTCI$	$UTCI = T_a +$	$T_a$ : 环境空气温度
	$Offset(T_a, T_{MRT}, U_{wind}, P_{vapour})$	$T_{MRT}$ : 平均辐射温度 $U_{wind}$ : 风速 $P_{vapour}$ : 水蒸汽压

### 3.3 数据处理方法

研究通过抽样获取了大量的街区形态学指标组合及对应的目标函数值。<sup>[10]</sup>研究对于这些数据进行了进一步分析。首先采用相关性分析的方法探索街区形态学指标的改变如何影响目标函数，由于部分街区形态学指标与目标函数之间存在非线性相关，研究将通过预测模型与机器学习回归模型进行进一步分析。预测模型采用多元线性回归模型<sup>[11]</sup>

机器学习算法采用AdaBoost回归算法。AdaBoost回归算法是一种基于集成学习的模型，通过迭代训练弱回归器并调整样本权重来提高整体性能。<sup>[12]</sup>它注重错误样本的纠正，并赋予它们更高的权重。相比之下，随机森林通过并行训练多个决策树并取平均来预测结果，每个树基于随机抽取的样本和特征。AdaBoost更关注错误样本，而随机森林则通过多样性减少过拟合风险。

表3 AdaBoost 超参数设定

参数名	参数值
数据切分	0.7
数据洗牌	是
节点分裂评价准则	mse
划分时考虑的最大特征比例	None
内部节点分裂的最小样本数	2
叶子节点的最小样本数	1
叶子节点中样本的最小权重	0
树的最大深度	10
叶子节点的最大数量	50
节点划分不纯度的阈值	0
决策树数量	100
有放回采样	true
袋外数据测试	false

### 3.4 模拟结果与结果分析

#### 3.4.1 模拟结果概述

表4 研究结果描述性统计

变量名	样本量	最大值	最小值	平均值	标准差	中位数	方差
场地建筑密度	60	0.533	0.198	0.372	0.098	0.378	0.01
场地容积率	60	6.735	0.562	3.353	1.143	3.149	1.306
整体建筑密度	60	0.489	0.191	0.364	0.062	0.36	0.004
整体容积率	60	4.753	0.52	3.168	0.644	3.259	0.414
单体面积标准差	60	1251.346	6.4	379.715	257.829	318.19866475	592
建筑单体面积	60	1002.125	121.56	423.241	204.077	373.26841647	478
建筑高度标准差	60	18.028	3.399	8.708	3.481	7.755	12.114

建筑距离标准差	60	7.523	0.165	2.599	1.704	2.163	2.903
建筑平均高度	60	41.667	7	25.545	5.926	24.9	35.112
建筑最短距离	60	8.514	0.656	3.024	1.757	2.678	3.088
平均温度	60	34.559	31.591	32.925	0.66	32.866	0.435
温度差	60	1.73	0.807	1.347	0.213	1.37	0.045
最高温度	60	36.725	33.972	35.379	0.631	35.393	0.398

研究对于80个街区进行室外热舒适模拟，经过20小时后获得了60个有效目标函数和形态学指标结果。研究对于这60组形态学指标和对应的目标函数值进行分析，见表4。目标函数平均温度的取值受到街区形态学指标值变化的影响而变化，其最大值为34.559℃，最小值为31.591℃，平均值为32.925℃；街区形态学指标的改变显著影响街区室外热舒适环境，苏州市夏季热舒适问题需要设计人员关注。

街区形态学指标方面，街区建筑密度在0.2-0.5之间变化，按照建筑年份可将样本数据分为：古城传统街区、典型居住区、新城街区三类。

苏州的古城传统街巷以其独特的江南水乡风貌而著称，其建筑密度相对较高。由于历史原因，这些街巷中的建筑多为传统木结构建筑，紧密排列，形成了独特的街巷空间和城市肌理。这种高密度的建筑布局不仅体现了苏州古城的历史文化特色，也反映了当时社会经济发展的需求。然而，过高的建筑密度也可能导致通风不畅、采光不足等问题，影响居住环境的舒适度。

在苏州的典型居住区中，建筑密度呈现出一定的差异。根据参考文章中的信息，新建居住区的建筑密度与楼层高度有关。例如，4层楼区的建筑密度一般可按26%左右，5层楼区一般可按23%左右，6层楼区则不高于20%。这种建筑密度的设定考虑了居住区的通风、采光和绿化需求，旨在创造一个舒适宜居的居住环境。同时，这种建筑密度的设定也反映了苏州在城市规划和建设中对于居住环境质量的高度重视。

与古城传统街巷和典型居住区相比，苏州的新城街区在建筑密度上可能有所不同。新城街区作为苏州城市发展的重要组成部分，其建筑密度可能更加灵活多样。一方面，新城街区需要满足现代城市发展的需求，包括人口增长、经济发展等方面的需求，因此在建筑密度上可能相对较高；另一方面，新城街区也需要注重居住环境的舒适度，因此在建筑密度的设定上也会考虑通风、采光和绿化等因素。

#### 3.4.2街区形态学指标关于目标函数的预测模型

研究对于60组街区形态学指标取值与各个目标函数之间建立了线性回归模型和岭回归模型。目标函数方面，在目标函数方面，线性回归模型优于岭回归模型。

线性回归模型中，F检验的结果分析可以得到，显著性P值为0.000\*\*\*，水平上呈现显著性，拒绝回归系数为0的原假设，因此模型基本满足要求。对于变量共线性表现，VIF全部小于10，因此模型没有多重共线性问题，模型构建良好。

模型的公式如下： $y=35.937 - 4.969*场地建筑密度 + 0.002*建筑单体面积 - 0.121*场地容积率 - 1.693*整体建筑密度 - 0.039*建筑平均高度$ 。

表5 线性回归分析结果

线性回归分析结果 n=60										
	非标准化系数		标准化系数		t	P	VIF	R <sup>2</sup>	调整 R <sup>2</sup>	F
	B	标准误	Beta							
常数	35.93	0.548	-		65.58	0.000**	-	0.623	0.588	F=17.818

	7			1	*		P=0.000***
场地建筑密度	-	1.313	-0.735	-	0.000**	5.39	
	4.969			3.783	*	8	
建筑单体面积	0.002	0	0.624	5.395	0.000**	1.91	
					*	4	
场地容积率	-	0.13	-0.21	-	0.354	7.25	
	0.121			0.934			
整体建筑密度	-	0.935	-0.16	-	0.076*	1.11	
	1.693			1.811		6	
建筑平均高度	-	0.016	-0.349	-	0.016**	2.82	
	0.039			2.485		3	

因变量：平均温度

注：\*\*\*、\*\*、\*分别代表 1%、5%、10%的显著性水平

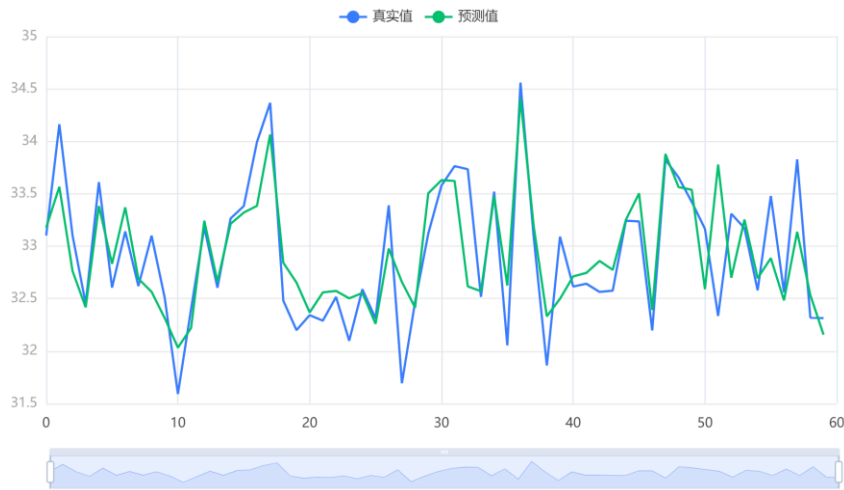


图2 线性回归拟合效果图（图片来源：作者自绘）

通过线性回归模型，研究发现场地建筑密度（即街区内建筑密度）与街区夏季通用热气候指数呈显著负相关，设计人员在城市更新设计中需重点关注。

### 3.4.3 形态学指标关于目标函数的机器学习回归模型

研究对于60组街区形态学指标取值与各个目标函数之间建立了adaboost回归模型和随机森林模型。研究发现在目标函数方面，adaboost算法的性能都强于随机森林模型。采暖能耗方面，adaboost算法建立的回归模型在训练集和预测集中的R2分别达到0.997和0.858，模型表现十分优秀。

表6 adaboost机器学习模型结果

	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R <sup>2</sup>
训练集	0.001	0.036	0.009	0.027	0.997
测试集	0.032	0.179	0.159	0.482	0.858

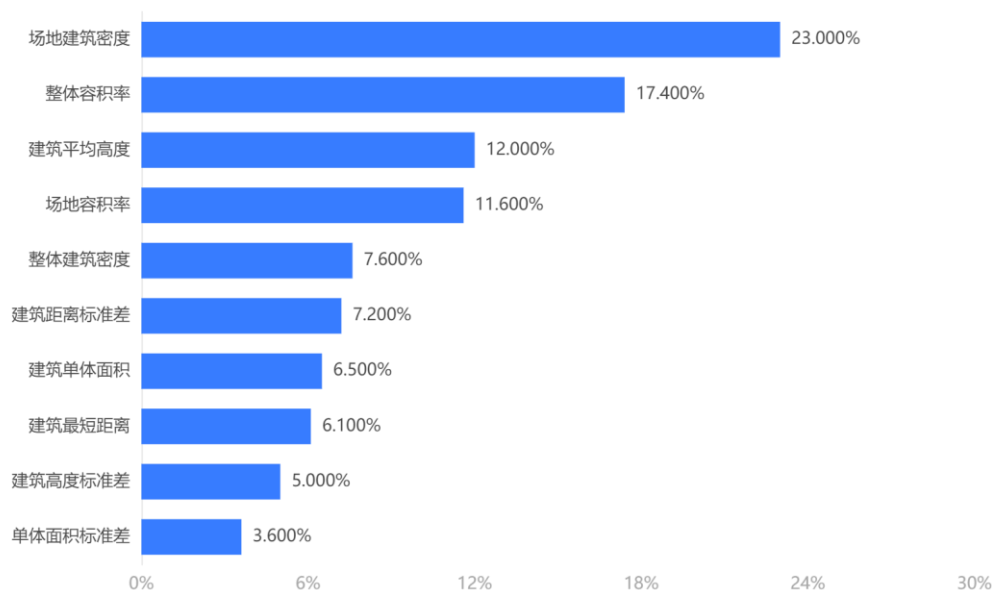


图 3 机器学习回归模型特征重要性（图片来源：作者自绘）

街区形态学指标特征重要性方面，研究发现场地建筑密度、整体容积率这两个街区形态学指标作为通用热气候指数机器学习回归模型的最主要特征参数，其特征占比分别达到了23%和17.4%。

通过机器学习回归模型，研究发现场地建筑密度与整体容积率作为影响苏州室外热舒适的街区形态学指标需要研究人员重点关注。结合线性回归预测模型，研究发现场地建筑密度与通用热气候指数存在负相关性，即场地建筑密度越大，通用热气候指数越低，街区夏季室外热舒适性越好；整体建筑密度与通用热气候指数同样存在负相关性，即整体建筑密度越大，通用热气候指数越小，街区夏季室外热舒适性越好。同时，街区室外热舒适由多个形态学指标共同决定，受场地内和街区整体形态学指标共同影响，与建筑密度，容积率指标有显著相关性。

## 4 典型街区形态分析

### 4.1 典型街区模拟结果

为了进一步分析街区形态学指标与目标函数（通用热气候指数）之间的关系，研究从60个案例中提取了关于通用热气候指数最好的3个街区，组成最优街区组。同时，研究也提取了关于通用热气候指数最差的各3个街区，组成最差街区组，并提取了关于目标函数中位数的两个街区，组成中位数街区组。研究通过对于这8个解进行单独分析，发现最优街区具有一定相似性，平均温度最低的三个街区场地建筑密度和整体建筑密度都很高，场地建筑密度均在0.45以上，整体建筑密度均在0.4以上。同时，研究对于最差街区进行单独分析，研究发现最差街区之间也具有一定相似性，整体建筑密度较低街区无遮挡，场地内建筑密度较低室外无遮挡。平均温度中位数的两个街区也直观表明苏州夏季室外热舒适性受场地建筑密度、整体建筑密度等街区形态学指标共同影响。设计人员可以总结最优解和最差解的街区建筑形态获得相关城市环境性能优化更新设计导则。



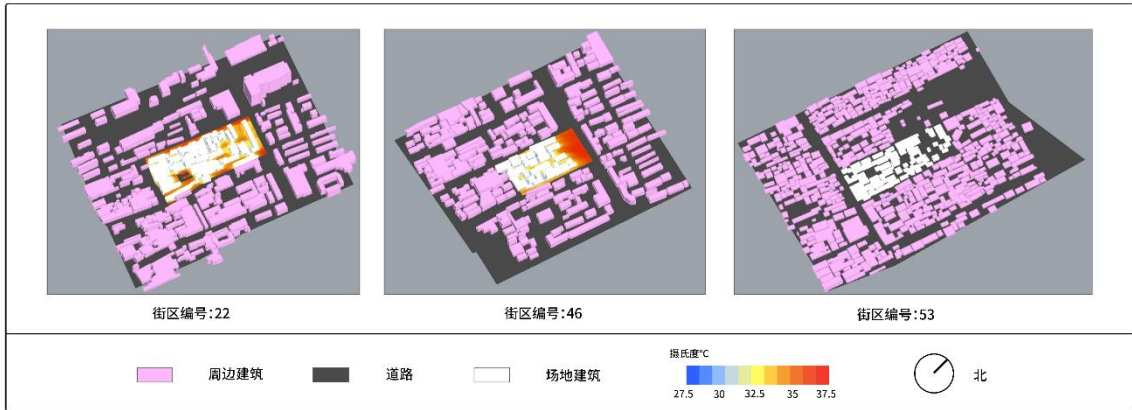


图 4 平均温度最低的三个街区（图片来源：作者自绘）

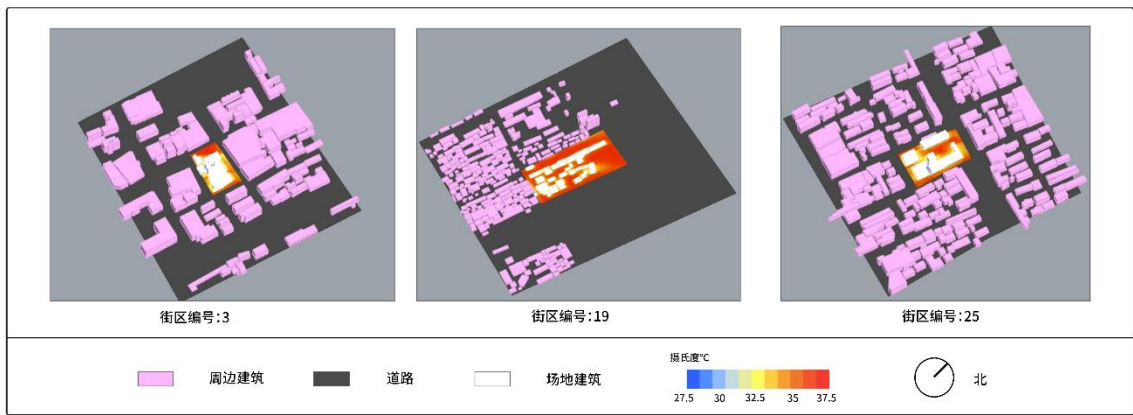


图 4 平均温度最高的三个街区（图片来源：作者自绘）

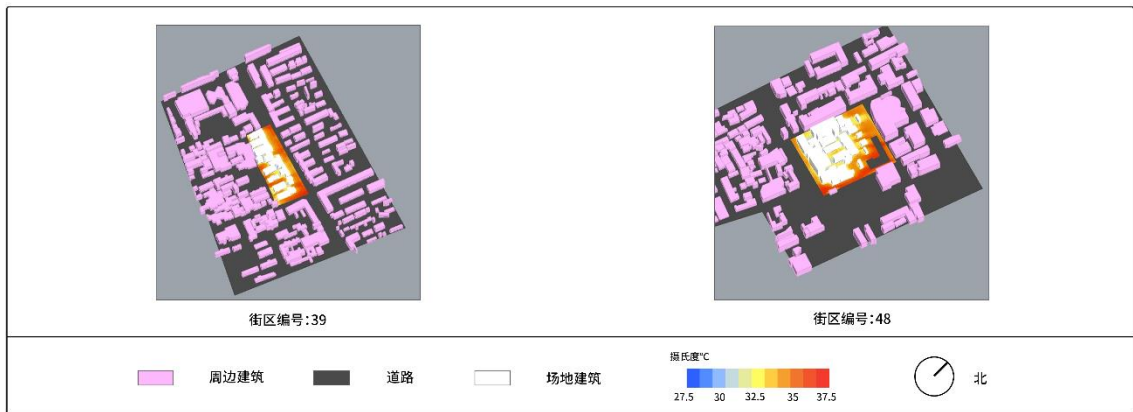


图 4 平均温度中位数的两个街区（图片来源：作者自绘）

## 结语

本文基于机器学习和环境性能优化理念，以苏州市为例，运用GIS技术构建了精细的城市三维模型，结合实地数据对城市更新设计策略进行了深入研究。相较于传统方法，该方法能更准确地模拟

城市动态，捕捉复杂的社会-物理交互过程。研究发现，通过优化建筑布局和绿化配置，可以有效改善城市热环境，提升居民热舒适性。

研究重点关注了街区形态学指标对热环境的影响。通过计算和分析容积率、建筑密度等指标，并结合室外热环境指标，发现这些指标与环境特征显著相关。同时，研究还采用了机器学习算法进行模拟实验，发现AdaBoost回归算法在提升模型准确性和处理错误样本方面表现出色。针对苏州的实际情况，研究对80个街区进行了室外热舒适模拟，发现街区形态学指标对平均温度有显著影响。研究对比了不同类型街区的建筑密度差异，并建立了形态学指标与目标函数之间的线性回归模型，为苏州城市规划和建设提供了重要参考。此外，研究还探讨了街区形态学指标与热气候指数的关系。结果显示，场地建筑密度和整体容积率对室外热舒适具有显著影响。

本研究也存在一定的不足之处，由于数据获取和处理的限制，在某些方面的分析可能不够深入。虽研究中考虑了多种因素的综合影响，但仍然存在一些未考虑到的变量。在未来的工作中，我们将继续完善模型，提高预测的准确性和可靠性。<sup>[13]</sup>

本研究为环境性能导向下的城市更新策略提供了有力支持，有助于推动室外热舒适性研究的深入发展，并为未来城市规划和建筑设计提供了有价值的参考和指导，有望推动城市建设的可持续发展。

## 参考文献

- [1] 黄焯焯.基于街区尺度适宜性的城市设计研究[D], 华南理工大学, 2008.
- [2] 庆哲.基于风环境和声环境耦合的高密度街区空间形态设计研究[D].哈尔滨工业大学.
- [3] 陈凌杰.天空开闭度与城市微气候关联性的模拟分析研究[D], 南京大学, 2018.
- [4] E. Andreou. The effect of urban layout, street geometry and orientation on shading conditions in urban canyons in the Mediterranean[J]. *Renew. Energy*,2014,63:587-596
- [5] 李琼.湿热地区规划设计因子对组团微气候的影响研究[D].广州: 华南理工大学, 2009
- [6] 林波荣.绿化对室外热环境影响的研究[D].北京: 清华大学, 2004
- [7] Bande, L.; Afshari, A.; Al Masri, D.; Jha, M.; Norford, L.; Tsoupos, A.; Marpu, P.; Pasha, Y.; Armstrong, P. Validation of UWG and ENVI-Met Models in an Abu Dhabi District, Based on Site Measurements. *Sustainability* **2019**, *11*, 4378.
- [8] A. Chatzidimitriou, S. Yannas, Microclimate development in open urban spaces:the influence of form and materials, *Energy Build.* 108 (2015) 156–174.
- [9] L. Chen, J. Hang, M. Sandberg, L. Claesson, S. Di Sabatino, H. Wigo, The impacts of building height variations and building packing densities on flow adjustment and city breathability in idealized urban models, *Build. Environ.* 118(2017) 344–361.
- [10] 姚佳伟,黄辰宇,付斌,等.深度强化学习支持下风环境性能驱动的设计研究与实践[J].*建筑学报*,2022,(S1):31-38.
- [11] Albert A, Kaur J, Gonzalez M. Using convolutional networks and satellite imagery to identify patterns in urban environments at a large scale. the 23rd ACM SIGKDD International Conference2017.
- [12] Y. Yang, E. Gatto, Z. Gao, R. Buccolieri , T.E. Morakinyo , H. Lan , The “plant evaluation model” for the assessment of the impact of vegetation on outdoor microclimate in the urban environment, *Build. Environ.* 159 (2019) 106151.
- [13] W. Ding, Z. Tong, An approach for simulating the street spatial patterns, *Build.Simul.* 4 (2011) 321–333.