

基于 CNN 的多目标优化框架在中高密度街区平衡光伏潜力、立面温度以及室外热舒适中的应用

耿晓天¹, 刘明浩¹, 苟中华^{1*}

1. 武汉大学城市设计学院

摘要

本文开发了一种基于卷积神经网络 (CNN) 的多目标优化框架, 旨在解决中大尺度街区复杂城市形态的多目标优化问题。创新点在于开发复杂城市形态随机变化算法, 使形态变化更加灵活多样; 并通过嵌入 CNN 模型, 实现优化目标实时响应, 以解决中大尺度街区模拟计算成本问题。以光伏潜力、立面温度及室外热舒适性为优化目标, 以朝向、街区布局及窗墙比例等多个维度的城市形态作为优化变量。结果显示, 优化目标预测均方根误差分别为 0.012%、2484.693 kWh/year 和 0.784°C, 表明预测效果较好。帕累托前沿解集显示, 主要优化策略为通过增加建筑高度扩展光伏装置的可安装空间, 调整高度离散性和朝向角度优化建筑间的遮挡关系, 从而主要提升总体光伏发电潜力和可接受 UTCI 占比。

关键词: 复杂城市形态优化; CNN; 建筑朝向; 多目标优化; 光伏潜力; 室外热舒适

资助项目情况: 无

1. 引言

面对全球变暖和能源转型的挑战, 城市建筑一体化光伏技术 (BIPV) 备受关注。BIPV 通过将光伏系统与建筑结合, 显著提升了能源效率^[1]。这一技术不仅在减缓气候变化中发挥了关键作用, 也为可持续城市发展提供了新路径^[2]。

BIPV 在城市中推广, 光伏系统的安装需与建筑整体美学相协调^[3, 4], 同时还需兼顾建筑结构的安全性和维护^[5, 6]。在可持续城市化的背景下, 还必须考虑光伏布局对微气候的影响^[7, 8]。研究表明, 光伏面板在光电转化后仅部分能量转化为电能, 大多数能量以热能形式扩散^[9]。这些热能既通过建筑墙体向内传导^[10], 还向周围环境扩散^[9]。这不仅增加了建筑的制冷能耗和室外温度, 而且因高温表面还降低了光电转化效率^[11]。

目前研究主要集中在围护结构的热隔离^[10]和热疏导^[12], 来应对光伏的热效应。但这些方法在温带与热带等地区, 对夏季 BIPV 建筑的“暖墙”效应效果有限^[13]。为此, Natanian^[14] 建议通过建筑阴影效应来平衡太阳能获取与光电转化热效应之间的关系。屋顶光伏潜力、外墙热增益及室内采光的多元目标优化研究^[15], 证明了优化城市形态以协调阴影效应, 能够有效降低热效应对室内制冷能耗的影响。然而, 现有研究对夏季 BIPV 高温对室外热舒适的影响关注较少, 原因在于现有研究形态变化过于单一, 且优化目标迭代计算成本高。

现有研究主要通过提取典型建筑进行排列优化, 分析区域能效改善^[16-18]。部分研究则尝试提取城市形态参数, 构建多元回归方程, 以实时预测不同形态下的性能指标, 从而扩大迭代规模^[15]。

19, 20]。然而，这些方法过于依赖专业判断，存在形态变化单一、结果客观性不足等问题^[21]。在复杂城市形态的多目标优化中，优化目标参数主要通过物理引擎模拟获得（表 1），导致计算量庞大，难以在多维度形态变化与优化目标实时响应之间实现平衡^[16]。

表 1 现有多目标优化研究总结

发表时间	优化对象	优化算法	迭代模拟方法
Liu et al. 2023 ^[22]	能耗、光伏能源潜力和日照时间	NSGA-II	Ladybug tools
Geng et al 2024 ^[23]	能耗、光伏潜力	NSGA-II	Ladybug tools, 多元线性回归
Chen et al 2021 ^[24]	热舒适性	SPEA-2	Ladybug tools, Butterfly, Openfoam, Octopus
Perera et al 2021 ^[25]	能源需求、能源系统成本、电网集成水平	COCE	Archsim, Diva for Rhino 4.0 EnergyPlus
Zhou et al. 2023 ^[26]	地表温度、地表湿度、风速、CO ₂ 、PM _{2.5}	SPEA-2	ENVI-met, Ladybug tools, Octopus
Veisi et al 2022 ^[17]	太阳辐射、区块面积、区块体积	NSGA-II	Ladybug tools, Radiance, Openstudio
Li et al. 2024 ^[27]	建筑能耗、夏季舒适性和冬季舒适性	Pareto	Ladybug tools
孙嘉祎 et al., 2024 ^[28]	碳排放、建筑光伏产能等	NSGA-II	Simlab, Grasshopper
林耕 et al., 2024 ^[29]	光伏产能	SPEA-II	Ladybug tools, Radiance, Octopus

针对光伏热效应对室外热舒适影响关注缺失、多目标优化城市形态变化单一、复杂形态下优化目标迭代困难等问题，本研究开发了一套嵌入深度学习模型的复杂城市形态多目标优化框架。该框架包括城市形态的多维度随机变化算法和基于实体模型的实时响应算法。本文以墨尔本为案例，在街区尺度下，以可接受 UTCI 占比、总体光伏潜力和近地墙面温度为优化目标进行展示。

2 研究方法

2.1 研究单元划分

墨尔本位于温和温带气候区^[30]，近年来频发热浪和高温，未来还将面临更多极端天气^[31]。研究表明，推广光伏建筑一体化（BIPV）可减少温室气体排放并满足能源需求^[32]。但在推广中，需解决建筑温度、发电效率与室外热舒适度等平衡问题。通过优化城市形态以提升建筑遮挡的阴影效应，能有效应对这些挑战^[33]。墨尔本作为国际都市具有丰富的城市形态对城市形态多目标优化研究起到了鲜明的示范作用。

研究提取街区作为研究单元，为确保街区之间的独立性和模型的泛化性，街区预处理方法如下。最终共得到 298 个街区，结果如图 1 所示。

- 1) 将主干道或宽度在 15 米以上的道路作为边界，将内部围合尺寸在 400*400 米以内的街区作为研究单元。
- 2) 删除内部建筑过于分散或建筑密度过低的街区，如火车站、仓库、体育场等。

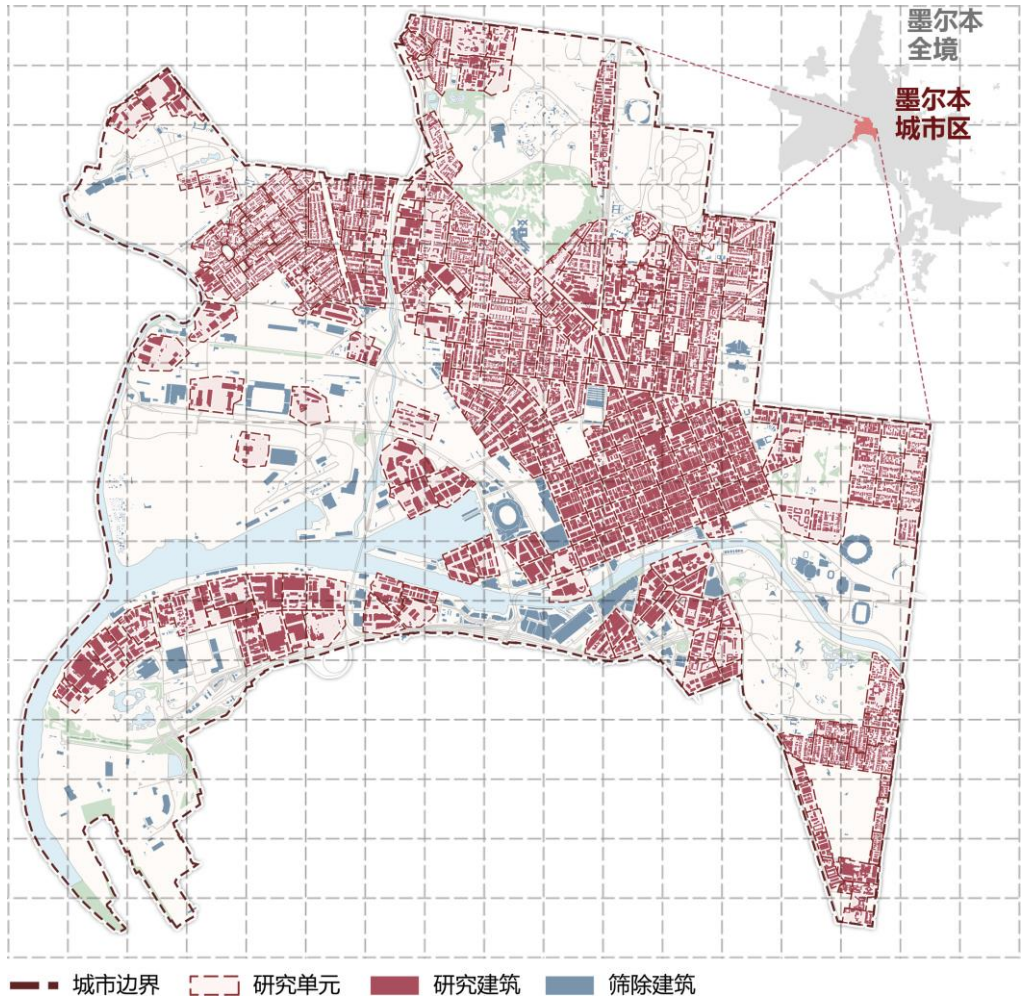


图 1: 研究区域与街区划分 (图片来源: 作者自绘)

2.2 实体模型建立

在街区划分基础上, 我们利用城市点云数据与建筑足迹, 为每个街区生成三维实体模型。具体步骤如下:

- 1) 通过提取街区边界获取街区点云数据。接着, 使用 RANSAC 算法基于点云的高程和颜色信息, 将建筑点云从街区点云中分离出来。
- 2) 使用 City3D 模型, 基于建筑足迹与建筑点云数据生成三维模型。City3D 模型的原理是通过点云数据生成基本的建筑足迹和高程分布, 并将建筑足迹向上拉升至点云顶部, 从而生成三维模型。

City3D 生成建筑足迹时受数据质量影响程度较大, 本文实际使用中存在缺陷。因此, 直接跳过 City3D 的第一阶段, 使用已有的建筑足迹结合建筑点云生成三维模型。建模详细步骤见^[34, 35]。

2.3 优化目标

2.3.1 总体光伏潜力

使用 Ladybug 工具对街区进行太阳辐射模拟, 网格精度设置为 1 米, 模拟时长为一年。由于 BIPV 在不同部署位置上的相关参数存在差异, 在模拟后分别计算屋顶、窗户和墙体的光伏潜力, 具体公式如公式 (1) 所示。

$$SolarPowerPotential = G \left[\frac{kWh}{m^2y} \right] \times Area[m^2] \times eff[\%] \times PR[\%] \quad (1)$$

G 为单位面积年太阳辐射强度均值(kWh/m^2y), Area 为屋顶、窗户或墙体的面积(m^2); eff 是光伏模块发电效率(%), 其中屋顶、墙体以及窗户分别设置为 21%、17%以及 15%; PR 为 BIPV 的性能比(%), 具体设置为 80%^[36]。

2.3.2 街区近地墙面温度均值

模拟时段选取墨尔本市极热日的 9 点至 18 点, 使用 HoneyBee - Energy 和 Ladybug 工具进行逐小时的温度与辐射强度模拟。辐射强度的网格精度设置为 1 米, 温度则为模型表面的平均温度。地面材质设定为 10 厘米厚的沥青, 墙体材质的设置见表 2。使用实验中每小时单位面积光伏面板表面温度变化与辐射强度变化的比值作为权重^[37, 38], 结合模拟辐射强度, 在模拟温度的基础上通过加权随机扰动的方法对网格进行温度插值。将该方法进行循环迭代, 公式如 (2-3) 所示, 并将各网格内的迭代均值作为各小时内立面温度^[39-41]。此方法目的是考虑阴影效应对立面温度分布造成的不平衡影响。对网格内各小时温度进行均值聚合, 筛选出距离地面 4 米以内的所有网格, 并计算这些网格的平均温度作为评估指标。

表 2 墙体材质详细设置参数

参数	Generic LW concrete	Generic 50 mm insulation	Generic gypsum board	Generic wall air gap	光伏模块	参考文献
Thickness (m)	0.1	0.05	0.0127	0.1	0.004	[9, 42, 43]
Thermal conductivity (W/m-K)	0.53	0.03	0.16	0.667	7.9	[42-44]
Density (kg/m ³)	1280	43	800	1.28	1500	[9, 42, 43]
Specific heat (J/kg-K)	840	1210	1090	1000	812	[42-44]
Roughness	Medium rough	Medium rough	Medium smooth	Smooth	Smooth	[9, 42, 43]
Thermal absorptance	0.9	0.9	0.9	0.9	0.82	[42, 43, 45]
Solar absorptance	0.8	0.7	0.5	0.7	0.88	[42, 43, 46]
Visible absorptance	0.8	0.7	0.5	0.7	0.7	[42, 43, 47]

$$T_{ij}^k = t_{ij}^k + \varepsilon + (I^k/\Delta T) \times I_m^k \quad (2)$$

$$\hat{T}_{ij}^k = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M T_{ij}^k \quad (3)$$

i 是第 i 个建筑外立面, j 是 i 立面上第 j 个细分网格, k 是第 k 小时。t 为模拟平均温度, I^k 为第 k 小时内单位面积辐照强度, I_m^k 为模拟辐射强度, ΔT 是实验中的每小时温度变化值, ε 是服从正态分布极小随机值, 用于模拟热损失等温度变化时的不确定性, M 是迭代总迭代次数, \hat{T} 为考虑光伏工作升温的立面温度。

2.3.3 街区 UTCI 可接受百分比

使用 Honeybee 工具构建街区观测点, 参考 Mackey^[48] 的方法计算观测点的视角因子, 并结合温度分布计算观测点的 MRT 并用于 UTCI 输入。Li 等人^[49]发现 UTCI 在 16.5-35°C 范围内为可接受的舒适区间, 在温度超过 26°C 时, 日照影响占主导地位。本文旨在通过优化城市形态来调节街区

内的光照分布，故将 26-35°C 的 UTCI 范围作为可接受区间。计算每个观测点可接受 UTCI 占总体的比值，并将其作为评估指标。

2.4 城市形态参数

城市形态参数将用于对多目标优化策略的分析（表 3），参数总结来自于 Geng 等人^[35, 50-53]。

表 3 城市形态参数总结

Parameters	Abbreviation	Computational formula	Explication
建筑密度 (%)	BD	$BD = \frac{\sum_{i=1}^n BFA_i}{S_T}$	描述了街区内建筑底面积在平面上的分布紧凑性。 BFA_i 是建筑用地， S_T 是街区总用地面积。
容积率	FAR	$FAR = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i)}{S_T}$	用于反映土地开发强度 A_i 是总建筑面积
形状指数	SAI	$SAI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{P_i}{2\sqrt{\pi \times BFA_i}}$	描述了建筑足迹规整程度。 P_i 是建筑足迹周长
朝向离散度 (°)	OA_sd	$OA_{sd} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (OA_i)^2}$	描述了街区内建筑朝向的离散程度， OA_i 是建筑朝向角度
朝向角均值 (°)	OA_mean	$OA_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n OA_i$	描述了街区建筑朝向整体水平
建筑高度均值 (m)	BH_mean	$BH_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H_i$	描述了街区建筑高度的离散情况， δ 为建筑高度标准差
高度变异系数	BH_cv	$BH_{cv} = \frac{\delta}{BH_{mean}}$	
高度极差 (m)	BH_r	$BH_r = H_{max} - H_{min}$	描述街区城市形态的基本参数。 V_i 是建筑体积 FA_i 是立面面积， RA_i 是屋顶面面积， SA_i 是建筑表面面积。
建筑体积均值 (m ³)	BV_mean	$BV_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i$	
立面面积均值 (m ²)	FA_mean	$FA_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n FA_i$	描述街区内建筑拥挤情况
屋顶面积均值 (m ²)	RA_mean	$RA_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n RA_i$	
表面积均值 (m ²)	SA_mean	$SA_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SA_i$	描述街区内建筑对纵向空间的利用程度 由于墨尔本主导风向与日照方向相同，因此用 FAI 描述街区建筑受光程度。 S_{Fi} 为日照方向立面面积
空间拥挤度	SCD	$SCD = \frac{\sum_{i=1}^n V_i}{S_T \times H_{max}}$	
建筑占空度 (m)	BEI	$BEI = \frac{\sum_{i=1}^n V_i}{N \times S}$	描述建筑体型“修长”与“扁平”程度 反应建筑表面直接接触空气面面积
迎风面指数	FAI	$FAI = \frac{\sum_{i=1}^n S_{Fi}}{S_T}$	
底面立面比均值	BF2F_mean	$BF2F_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{BFA_i}{FA_i}$	反应街区内室外空间开阔程度， R 为天空穹顶半径
表面体积比均值	SA2V_mean	$SA2V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{SA_i}{V_i}$	
天空开阔度均值	SVF_mean	$SVF_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\pi R^2 - S_i)$	反应街区内室外空间开阔度离散情况
天空开阔度标准差	SVF_sd	$SVF_{sd} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\pi R^2 - S_i)^2}$	
窗墙比均值	WWR_mean	$WWR_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n WWR_i$	反应街区总体窗墙比特征

2.5 深度学习模型

模型参考 PointNet [54]，在其基础上，我们增加了特征向量处理模块，使神经网络可以对实体模型进行特征提取，进而增加网络对光伏部署相关物理信息的学习能力，如建筑表面面积、建筑窗墙比、建筑地理朝向等。同时我们对神经网络结构中的超参数进行了微调以适应我们多目标优化的需求。

2.4.1 特征向量处理

(1) 点云采样

使用表面采样进行点云采样。建筑表面面积直接影响光伏装置的可安装空间，因此我们设置表面的最小采样数，将面积作为权重进行加权采样，使模型捕捉显著的空间特征（4-6）。

$$A_i = \frac{1}{2} \|(v_{i2} - v_{i1}) \times (v_{i3} - v_{i1})\| \quad (4)$$

$$CDF_i = \sum_{j=1}^i \left(\frac{A_i}{\sum_{i=1}^N A_i} \right) \quad (5)$$

$$p = (1 - \sqrt{r_1})v_1 + \sqrt{r_1}(1 - r_2)v_2 + \sqrt{r_1}r_2r_3 \quad (6)$$

A_i 是第*i*个三角面的面积，第 v_{i1}, v_{i2}, v_{i3} 是第*i*个三角面的三个顶点， N 为表面总数。 CDF_i 是第*i*个三角面的累积分布函数。 p 是采样点， r_1 和 r_2 在 $[0,1]$ 范围内且 $r_1 + r_2 \leq 1$ 。通过在 $[0,1]$ 生成随机数 u 查找对应的 CDF 区间及三角形索引*i*，在三角面内部进行均匀采样。

(2) 法线估计

实体模型抽象为空间点时，会丢失建筑物区分内部和外部的实体信息[55]。通过添加法线向量为点云附加实体空间特征，方法如下：

- 1) 使用 KDTree 算法，通过设定邻域半径与最近邻数量定义空间点的邻域信息。
- 2) 构建协方差矩阵，对于每个空间点 p 及其邻域内的点集 $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ ，计算邻域点集的空间向量均值（7）。
- 3) 构建协方差矩阵 Cov ，并计算获得特征值与特征向量（8）。
- 4) 筛选最小特征值并计算对应的特征向量，进而计算法线向量（9-10）。

$$\bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N vp_i \quad (7)$$

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \quad (8)$$

$$\det(C - \lambda I) = 0 \quad (9)$$

$$(C - \lambda I)v = 0 \quad (10)$$

对于空间点 p 的邻域点 p_i ， N 是邻域点的个数， C 是协方差矩阵， λ 是特征值， I 是单位向量， v 是特征向量。

(3) 地理朝向角度计算

设定 $(0,1,0)$ 为正北向量，逆时针计算角度，范围为 $[0,360)$ 并以 22.5° 为边界将角度划分为16个分区。分离立面表面，计算质心法线向量并投影至XY平面，确定角度值及所属分区。对同一分区

的立面面积求和，选取面积最大的分区并计算其角度均值 $\bar{\alpha}_{\text{Main}}$ 。最后，将角度均值缩放至[-90,90](11)，得到建筑的地理朝向角度 θ 。

$$\begin{aligned} \bar{\alpha}_{\text{Main}} \in [0, 90] & \quad \theta = \bar{\alpha}_{\text{Main}} \\ \bar{\alpha}_{\text{Main}} \in (90, 180] & \quad \theta = \bar{\alpha}_{\text{Main}} - 180 \\ \bar{\alpha}_{\text{Main}} \in (180, 270] & \quad \theta = \bar{\alpha}_{\text{Main}} - 180 \\ \bar{\alpha}_{\text{Main}} \in (270, 360] & \quad \theta = \bar{\alpha}_{\text{Main}} - 360 \end{aligned} \quad (11)$$

(4) 窗墙比例计算

结合建筑点云的空间坐标与 RGB 信息使用高斯混合模型进行窗体与非窗体聚类，计算窗体面积与墙体面积比值，具体如下。

- 1) 通过建筑足迹分割单体建筑点云，提取点云的空间坐标与蓝绿 RGB 值（12）；
- 2) 使用对数似然函数与 EM 算法迭代计算最大对数似然函数下的窗体点云高斯分布的混合系数（13-16）；
- 3) 结合三维模型通过公式（17-19）完成单体建筑窗墙比计算。

$$\log L(\theta|x) = \sum_{i=1}^N \log \left(\sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(x_i|\mu_k, C_k) \right) \quad (12)$$

$$\gamma(z_{ik}) = \frac{\pi_k \mathcal{N}(x_i|\mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{j=1}^K \pi_j \mathcal{N}(x_i|\mu_j, \Sigma_j)} \quad (13)$$

$$\pi_k^{\text{new}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma(z_{ik}) \quad (14)$$

$$\mu_k^{\text{new}} = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma(z_{ik}) x_i}{\sum_{i=1}^N \gamma(z_{ik})} \quad (15)$$

$$C_k^{\text{new}} = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma(z_{ik}) (x_i - \mu_k^{\text{new}})(x_i - \mu_k^{\text{new}})^T}{\sum_{i=1}^N \gamma(z_{ik})} \quad (16)$$

$$Area_{\text{windows}} = Area_{\text{surface}} \times \pi_{\text{windows}} \quad (17)$$

$$Area_{\text{wall}} = Area_{\text{facade}} - Area_{\text{windows}} \quad (18)$$

$$WWR_i = Area_{\text{windows}} \div Area_{\text{wall}} \quad (19)$$

θ 为 π_k 、 μ_k 以及 C_k 的参数集合； x 为观测数据点的集合 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，每个 x_i 是一个观测样本； N 是数据点的总数； K 是高斯分布子模型的数量； π_k 是第 k 个高斯分布成分的混合系数，表示该部分在整体中的比重； $\mathcal{N}(x_i|\mu_k, C_k)$ 是第 k 个高斯分布的概率密度函数，在给定均值 μ_k 和协方差矩阵 C_k 的条件下，数据点 x_i 的概率； $\gamma(z_{ik})$ 是表示数据点 x_i 来自第 k 个高斯成分的后验概率，反映了在当前参数估计下，将 x_i 归属于 k 的概率； z_{ik} 是隐变量，指数据点 x_i 是否源于高斯成分 k ； π_k^{new} ， μ_k^{new} ， C_k^{new} 代表迭代后的新值； $Area_{\text{windows}}$ 和 $Area_{\text{surface}}$ 分别为建筑窗体面积以及建筑表面面积，建筑表面面积通过三维模型获得。

2.4.2 神经网络结构

通过特征向量处理，提取了建筑的实体、窗墙以及朝向等特征。采用空间关联方式将特征融合，并通过缩放至[-1,1]输入神经网络，具体为：

- 1) 点云空间坐标，以研究单元底面中心为原点，xyz 数据范围设定为[-200, 200]、[-200, 200]、

[0, 300];

2) 建筑窗墙比和地理朝向角度，范围分别为[0, 1]和[-90, 90]。设定数据范围后，根据公式(20)进行缩放。

$$x' = -1 + \frac{(x - \min(x)) \times 2}{\max(x) - \min(x)} \quad (20)$$

随后进行多次特征转换 (Transform) 与多层感知器 (MLP)。特征转换包括 T-Net 模块和矩阵乘法，通过输入变量与二维矩阵点积实现张量变换，解决点云的旋转不变性和无序性。MLP 将原始特征转换为高维特征，增强对高维特征学习。在卷积层与密集层内部分别使用 tanh 与 LeakyReLU 作为激活函数，以加快迭代速度并防止梯度消失。在预测总体光伏发电潜力时，我们使用正交正则化器以维持权重矩阵的独立性和梯度流的稳定性；在预测可接受 UTCI 占比和近地墙面温度均值时，使用 L2 正则化器以防止模型对噪声或不重要变化的过度敏感。全局一维最大池化 (Global Max Pooling) 用于提取全局显著特征。通过 Dropout 随机丢弃部分神经元，防止模型过拟合。输出层使用 Linear 激活函数实现优化目标的预测。神经网络具体结构见图 2。

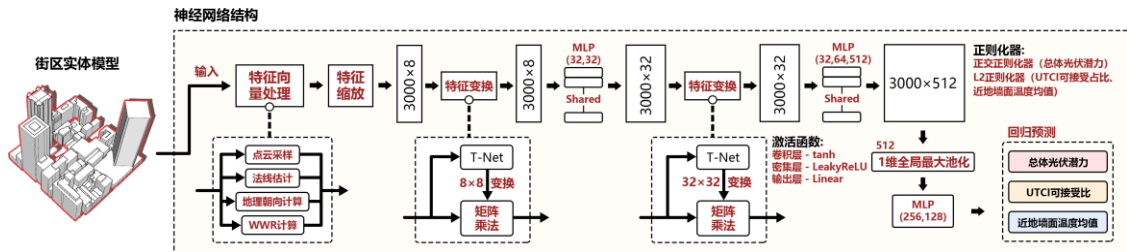


图 2: 神经网络结构 (图片来源: 作者自绘)

2.5 多目标优化模型

多目标优化模型模型分为三个阶段 (图 3) 图 3, 阶段一、二为优化变量的变化机制与设定。在阶段 1 中, 保留街区内道路结构, 随后根据地块对最大/最小面积的要求进行随机分割。随后依据街道立面高宽比设定裙楼沿街道垂直方向退让距离与立面高度, 其中设定底层高度 5 米, 其他层高 4 米, 随机变化层数。基于裙楼屋顶面边界生成塔楼变化初始边界, 设定初始单位椭圆, 以塔楼变化初始边界作为目标进行仿射投影。随后根据投影曲线生成包围盒, 以包围盒角点向变化边界做垂线, 并依次连接垂线与边界交点生成塔楼基底。塔楼变化边界随塔楼高度变化而向内退让, 距离边界与塔楼升高范围按地块规划要求设定。塔楼变化由单位椭圆的旋转半径与短径长度控制。窗墙比由地块内建筑业态决定, 不同建筑业态的窗墙比范围已在相关研究中统计[8-10]。阶段 3 展示了嵌入深度学习模型的多目标优化逻辑。其中, 单体建筑形态的变化会引入惩罚因子 e 。起初, 全局惩罚因子设为 0, 结合规划要求^[56], 设定当塔楼高度低于 40 米且最短边小于 15 米时, 惩罚因子加 e ; 当高度超过 40 米且最短边小于 30 米时, 惩罚因子加 $2e$, 并对所有地块的惩罚因子求和, 基于此设置优化目标。研究使用遗传算法为 NSGA-2, 其与 NSGA-3 的主要区别在于算法收敛与搜索效率。该区别对框架影响不大, 故本文对此不再详述。模型框架在 Rhino & Grasshopper 平台上实现, 多目标优化工具为 Wallacei, 深度学习模型在本地训练后, 通过 CPython 访问读取。

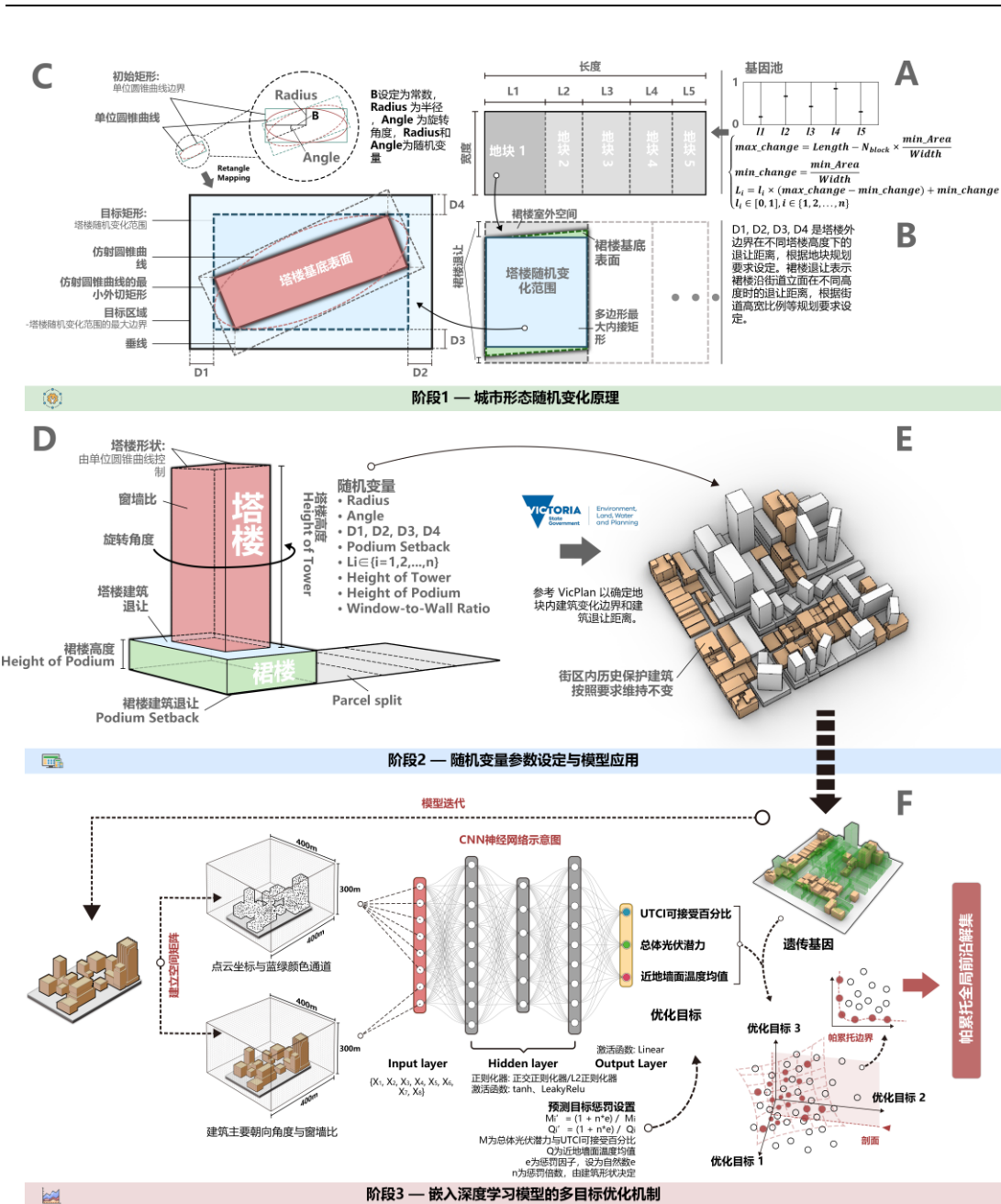


图 3: 多目标优化框架 (图片来源: 作者自绘)

3 实验结果

3.1 CNN 模型预测结果分析

图 4-b 显示了三种深度学习模型训练的历史过程。UTCI 百分比和近地墙面温度模型在前 25 次迭代后损失值快速下降, 第 70 次迭代后趋于收敛。光伏发电潜力模型损失值较平稳, 40 次迭代后趋稳, 第 270 次迭代后波动减小。三模型的 RMSE 分别为 0.012、2484.693 和 0.784 (图 4-a), 表明预测误差分别为 0.012%、2484.693kWh/day 和 0.784°, 模型表现良好。

图 4-c 比较了 6 个不同城市形态单元的结果。①②③单元的发 电潜力较低, UTCI 百分比接近, 但近地墙面温度呈②>①>③的趋势。④⑤⑥单元的 UTCI 百分比比较高, 墙面温度较低, ④温度最低, ⑤和⑥的 UTCI 百分比更高。表明低密度街区因阴影少, 墙面更易暴露于阳光, 导致温度升

高；而高层建筑街区由于遮挡多，墙体与地面阴影面积较大，使得近地墙面温度较低，UTCI 百分比更高。④⑤⑥的发电潜力高于①②③说明了中高密度街区具有更大的立面面积为立面光伏装置提供了更多的有效安装空间。

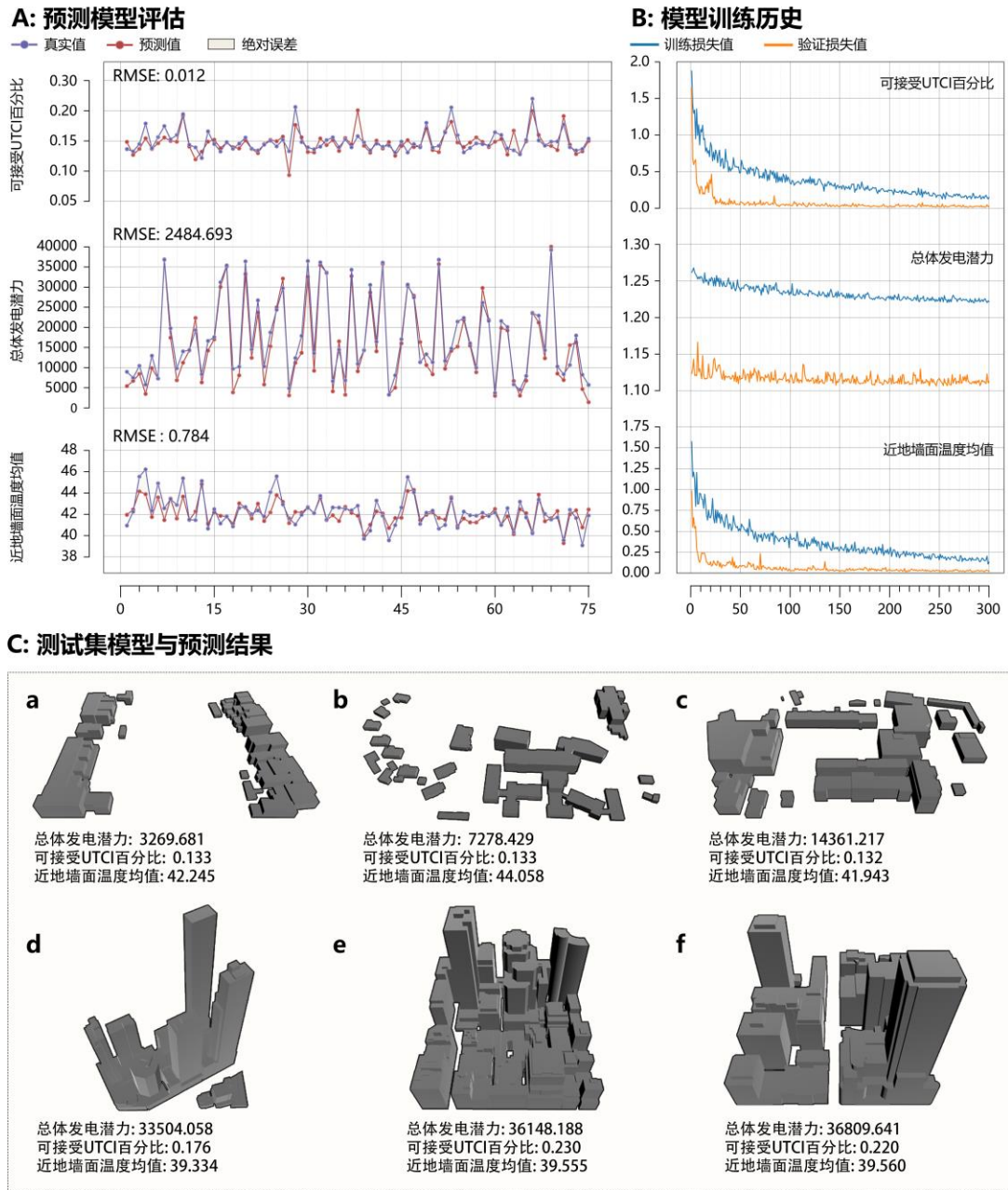


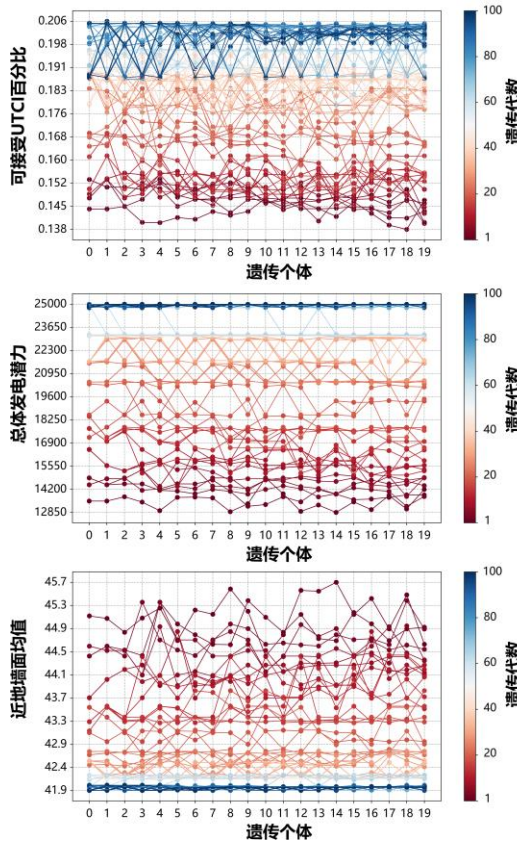
图 4: CNN 模型预测结果分析 (作者自绘)

3.2 多目标遗传优化结果分析

图 5-B 可以看出 UTCI 百分比和近地墙面温度的标准差在前 40 代逐渐下降并趋于稳定，第 70 代左右出现显著波动，显示出模型探索新的参数空间，但之后迅速恢复收敛。总体发电潜力的标准差在前 30 代快速下降，随后在 45、70 和 90 代出现小幅波动，显示优化过程中的多样性增加，最终趋于稳定。图 5-A 显示优化模型初始阶段基因变异幅度较大，优化过程呈现跳跃式提升，最终收敛结果显示可接受 UTCI 占比提升约 0.066%，总体发电潜力提升约 78.6%，近地墙面平均温

度降低约 7.5%。

A - 优化目标变化



B - 标准差变化

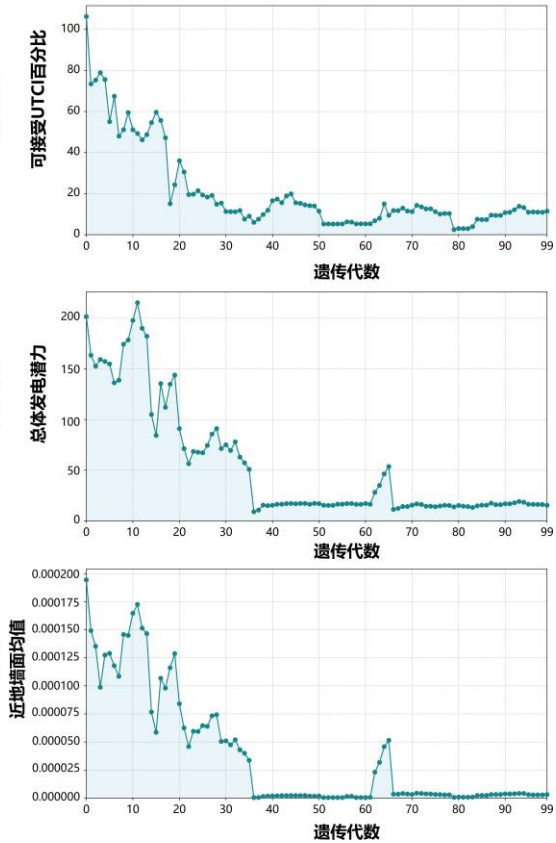


图 5: 多目标遗传优化过程中优化目标变化 (作者自绘)

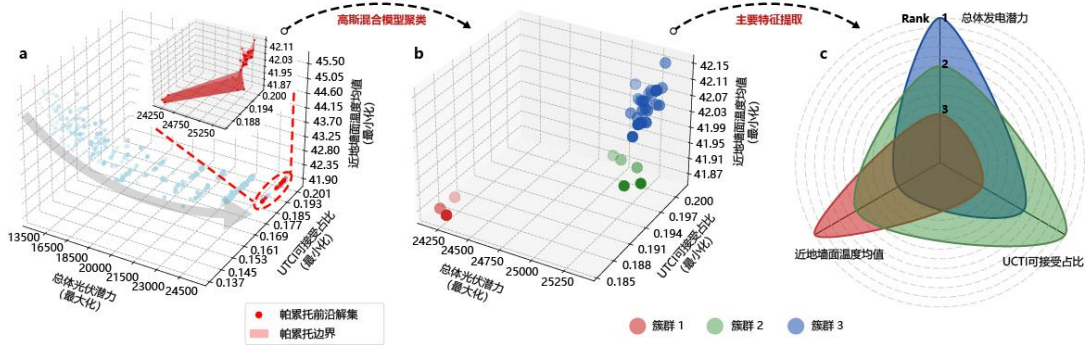
研究进一步提取全局最优帕累托前沿解集, 分析优化目标与形态参数的变化关系 (图 6)。图 6A 显示解集之间存在明显的优化偏向, 针对这一现象使用高斯混合模型对具有相似优化策略的解集进行聚类。通过对簇群内优化目标进行均值聚合, 以提取其主要特征, 并根据均值表现进行排序 (图 6A.c)。

簇群 1 在降低近地墙面温度方面表现最佳, 但牺牲了总体发电潜力和 UTCI 占比。簇群内个体数量较少, 表明该策略在优化中占比较小。簇群 2 在 UTCI 占比上排名第一, 其他两项目标均居第二, 整体优化较为平衡。簇群 3 在发电潜力上领先, 但在近地墙面温度和 UTCI 占比上分别位列第三和第二。由于簇群 3 的个体数量最多, 表明该策略在优化过程中被广泛采用。

结合城市形态参数分析前沿解集中的优化策略 (图 6B)。簇群 1 在 BD、SAI、V2SA_mean、OA_sd、OA_mean、SVF_sd 等指标上集聚明显。高容积率 and 低 V2SA_mean 表明建筑体积大, 增加了相互遮挡。OA_sd 低值显示朝向统一, OA_mean 偏高则表明建筑整体向西偏转, 形成有效阴影以降低温度。然而, 这种优化策略虽然降低了立面温度, 但地面阴凉区域较少, 影响了室外热舒适性。簇群 2 在 FAR、FA_mean、BV_mean、SA_mean、SAI、SCD、BEI、SVF_mean 等指标上表现出集聚现象。较高的 SAI 表示占地面积较小, 而较大的 FAR 和 BV_mean 显示建筑充分利用了纵向空间, 扩大了地面室外活动区域。降低的 SVF_mean 和增加的 SCD 提升了建筑对地面的遮阳效果, 增加了阴凉区域, 降低了周边温度, 提升了室外热舒适性, 同时通过增加立面可安装空

间，维持了较高的发电潜力。簇群 3 在 FAR、BF2F_mean、BH_cv、SAI、SCD、BEI、V2SA_mean、OA_sd、OA_mean、SVF_mean 等指标上显示出集聚趋势。BH_mean 较高为立面提供了更多安装空间，较高的 OA_sd 表明建筑朝向角度分散，有助于最大化受光面积。低 SCD 值表明建筑布局相对分散，高 BH_cv 则使整体呈现高低错落的形态，既提升了纵向空间利用，又为地面提供了更多阴影，不仅提高了发电潜力，还增强了地面活动区域的热舒适性。

A - 优化策略分析



B - 优化目标的帕累托前沿解集与城市形态参数的散点矩阵

城市形态参数与优化目标进行了标准化处理，散点图展示了全局帕累托前沿解集中优化目标与城市形态之间的关系

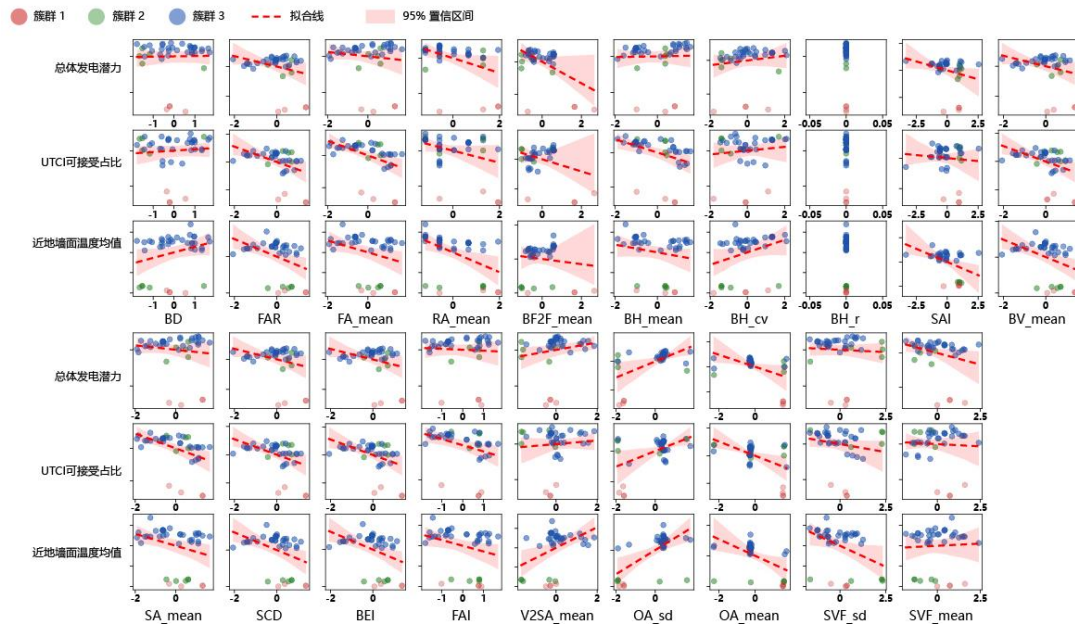


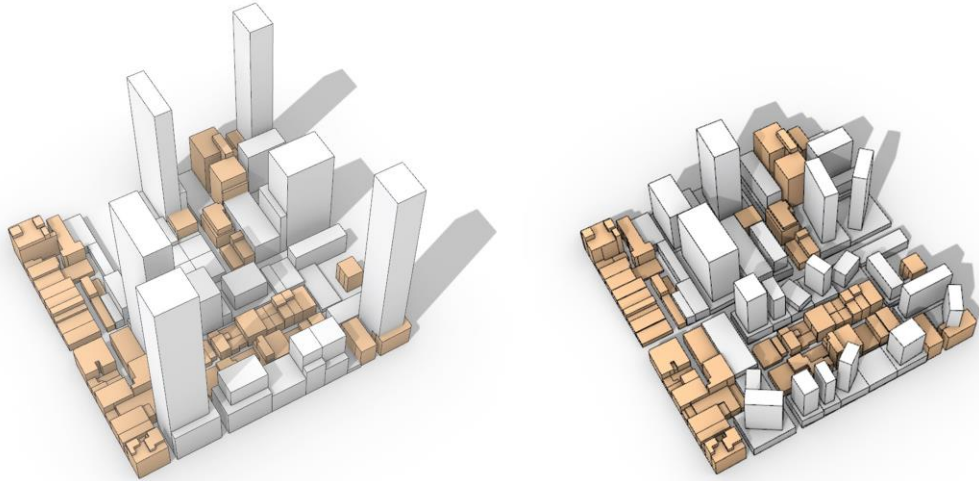
图 6：多目标优化前沿解集分析（图片来源：作者自绘）

3.3 算法对比分析

从遗传优化的全过程来看，三个目标均实现了较大幅度的优化提升，优化结果最终维持在相对稳定的状态。相比于利用实时模拟的迭代方法^[23]，本研究每代运行时间平均约为 13.6s，而每代同时模拟计算三个优化目标平均耗时约为 374.4s，速度提升约 27.53 倍。模型从初始到最终收敛运行速度相较于传统多目标遗传优化方法有显著提高。

除此之外，传统方法常采用随机变化典型建筑足迹高度的方法进行形态优化^[22, 23]。该方法操作简便直观，但在建筑朝向与街道形态等形态因素上缺乏考虑，使其在形态优化过程中存在一定的局限性。图 7 为本研究算法生成的城市形态与传统方法的对比^[23]。可以看出传统方法主要通过

对区域内典型建筑足迹的高度进行拉伸变化，这种方法易导致帕累托前沿解在形态表现上的趋同性，难以满足城市设计中多样化的形态需求。而本研究提出的随机变化算法则突破了这一限制，首先，在地块分割和裙楼街道退让方面，提供了更多元的街道空间形态解。在建筑朝向随机变化的过程中，通过施加了特定的惩罚机制，使塔楼的朝向与形态在合理变化的基础上，生成更多的纵向空间形态解。本研究算法能够更好地适应城市设计中对街道立面更新的优化需求，同时塔楼变化不再局限于固定的高度变化，而是能够实现整体的三维空间优化，这为现代城市形态多样化的发展提供了更加灵活的解决方案。



传统随机变化算法

本研究变化算法

图 7：城市形态随机变化算法对比（作者自绘）

4 结语

本文通过优化情景地块，发现深度学习支持的优化模型显著提升了迭代计算速度，比传统方法快约 27.53 倍。该框架使街区地块与建筑形态的变化更加灵活多样，遗传优化有效探索了不同目标的方案。部分方案通过增加建筑背阴面面积降低立面温度，但对总体光伏潜力和室外热舒适性提升有限；多数方案则通过提高建筑高度和调整高度离散性来增强光伏发电潜力和热舒适性。建筑整体向西偏转及朝向一致性调整有效降低了立面平均温度。大多数方案通过增加建筑高度来扩展光伏装置的可安装空间。调整高度离散性使建筑呈现高低错落的形态，并结合较高的朝向角度离散性来优化建筑之间的遮挡关系，从而提升总体光伏发电潜力^[57]与可接受 UTCI 占比^[58]。通过提高建筑朝向的一致性并使建筑整体向西偏转，有效降低了建筑立面的平均温度^[59]。本研究开发了一个支持中大尺度街区复杂形态的多目标优化框架，并通过情景案例分析证明了该框架在优化迭代过程中对优化目标的准确预测，进而有效驱动多目标优化的进行。这一框架不仅为快速优化和评估街区复杂城市形态提供了工具，还为设计师和政策制定者提供了提升总体光伏潜力、改善室外热舒适性、降低建筑表面温度的城市设计方案。本研究为应对城市环境中的气候变化和能源挑战，促进可持续城市发展实践提供了有价值的见解。

参考文献

- [1] WILSON H R, FRONTINI F, BONOMO P, et al. Multi-dimensional evaluation of BIPV installations: Development of a tool to assess the performance as building component and electricity generator [J]. *Energy and Buildings*, 2024, 312: 114207.
- [2] CHEN L, SUN Y, ZHANG N, et al. Quantifying the benefits of BIPV windows in urban environment under climate change: A comparison of three Chinese cities [J]. *Renewable Energy*, 2024, 221: 119740.
- [3] 朱丽, 景一帆, 尹宝泉, et al. 基于无人机摄影测量的建筑表皮光伏设计与效益评估 [J]. *南方建筑*, 2024, (01): 64-72.
- [4] 李辰琦, 关通, 王璐. 铜钢镓硒光伏建筑的美学特征初探 [J]. *建筑学报*, 2019, (S2): 84-7.
- [5] 杨芝蕊, 彭晋卿, 王蒙, et al. 双面光伏垂直遮阳系统综合能效与参数优化研究 [J]. *太阳能学报*, 2023, 44(12): 9-16.
- [6] 陶泉丽, 邵中魁, 沈小丽, et al. 光电建筑材料研究进展 [J]. *材料导报*, 2023, 37(S2): 82-6.
- [7] LI K, LIU M. Combined influence of multi-sensory comfort in winter open spaces and its association with environmental factors: Wuhan as a case study [J]. *Building and Environment*, 2024, 248: 111037.
- [8] SHI Z, FONSECA J A, SCHLUETER A. A review of simulation-based urban form generation and optimization for energy-driven urban design [J]. *Building and Environment*, 2017, 121: 119-29.
- [9] AGATHOKLEOUS R A, KALOGIROU S A. Part II: Thermal analysis of naturally ventilated BIPV system: Modeling and Simulation [J]. *Solar Energy*, 2018, 169: 682-91.
- [10] FU Y, XU W, WANG Z, et al. Experimental study on thermoelectric effect pattern analysis and novel thermoelectric coupling model of BIPV facade system [J]. *Renewable Energy*, 2023, 217.
- [11] MARTIN-CHIVELET N, KAPSIS K, WILSON H R, et al. Building-Integrated Photovoltaic (BIPV) products and systems: A review of energy-related behavior [J]. *Energy and Buildings*, 2022, 262.
- [12] DEBBARMA M, SUDHAKAR K, BARENDAR P. Thermal modeling, exergy analysis, performance of BIPV and BIPVT: A review [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, 73: 1276-88.
- [13] JHUMKA H, YANG S, GORSE C, et al. Assessing heat transfer characteristics of building envelope deployed BIPV and resultant building energy consumption in a tropical climate [J]. *Energy and Buildings*, 2023, 298.
- [14] NATANIAN J. Optimizing mixed-use district designs in hot climates: A two-phase computational workflow for energy balance and environmental performance [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 98.
- [15] A.L. MARTINS T, ADOLPHE L, E.G. BASTOS L. From solar constraints to urban design opportunities: Optimization of built form typologies in a Brazilian tropical city [J]. *Energy and Buildings*, 2014, 76: 43-56.
- [16] LIU K, XU X, HUANG W, et al. A multi-objective optimization framework for designing urban block forms considering daylight, energy consumption, and photovoltaic energy potential [J]. *Building and Environment*, 2023, 242.
- [17] VEISI O, SHAKIBAMANESH A, RAHBAR M. Using intelligent multi-objective optimization and artificial neural networking to achieve maximum solar radiation with minimum volume in the archetype urban block [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2022, 86.
- [18] XIA B, LI Z. Optimization of residential urban-block morphology based on its synthetic effects on indoor and outdoor natural lighting environments [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 97.
- [19] WANG W, LIU K, ZHANG M, et al. From simulation to data-driven approach: A framework of integrating urban morphology to low-energy urban design [J]. *Renewable Energy*, 2021, 179: 2016-35.
- [20] LIU K, XU X, ZHANG R, et al. Impact of urban form on building energy consumption and solar energy potential: A case study of residential blocks in Jianhu, China [J]. *Energy and Buildings*, 2023, 280.
- [21] SINGH M M, SMITH I F J E, AI. Convolutional neural network to learn building-shape representations for early-stage energy design [J]. 2023, 14: 100293.
- [22] LIU K, XU X, HUANG W, et al. A multi-objective optimization framework for designing urban block forms considering daylight, energy consumption, and photovoltaic energy potential [J]. *Building and Environment*, 2023, 242: 110585.
- [23] GENG X, XIE D, GOU Z. Optimizing urban block morphologies for net-zero energy cities: Exploring photovoltaic potential and urban design prototype [J]. *Building Simulation*, 2024, 17(4): 607-24.
- [24] CHEN S, CUI P, MEI H. A sustainable design strategy based on building morphology to improve the microclimate of university campuses in cold regions of China using an optimization algorithm [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021(1): 2304796.
- [25] PERERA A T D, JAVANROODI K, NIK V M. Climate resilient interconnected infrastructure: Co-optimization of energy systems and urban morphology [J]. *Applied Energy*, 2021, 285.

-
- [26]ZHOU S, SHI T, LI S, et al. The impact of urban morphology on multiple ecological effects: Coupling relationships and collaborative optimization strategies [J]. *Building Simulation*, 2023, 16(8): 1539-57.
- [27]LI R, LUO L, LI X, et al. Multi-objective optimization for generative morphological design using energy and comfort models with a practical design of new rural community in China [J]. *Energy and Buildings*, 2024, 313: 114282.
- [28]孙嘉祎, 李绥, 董轶欣. 碳中和导向下寒地近零能耗建筑形态多目标优化研究 [J]. *西部人居环境学刊*, 2024, 39(01): 87-95.
- [29]林耕, 刘玉成, 刘立, et al. 既有建筑屋面光伏阵列多目标优化设计研究 [J]. *西部人居环境学刊*, 2024, 39(01): 136-41.
- [30]THE AUSTRALIAN BUILDING CODES BOARD. Climate zone map [Z].
- [31]MELBOURNE C O. CLIMATE CHANGE ADAPTATION STRATEGY REFRESH 2017 [J]. 2017.
- [32]PANAGIOTIDOU M, BRITO M C, HAMZA K, et al. Prospects of photovoltaic rooftops, walls and windows at a city to building scale [J]. *Solar Energy*, 2021, 230: 675-87.
- [33]HUANG X, WANG Y. Investigating the effects of 3D urban morphology on the surface urban heat island effect in urban functional zones by using high-resolution remote sensing data: A case study of Wuhan, Central China [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 152: 119-31.
- [34]HUANG J, STOTER J, PETERS R, et al. City3D: Large-scale building reconstruction from airborne LiDAR point clouds [J]. 2022, 14(9): 2254.
- [35]GENG X, XIE D, GOU Z. Optimizing urban block morphologies for net-zero energy cities: Exploring photovoltaic potential and urban design prototype [J]. *Building Simulation*, 2024.
- [36]TSALIKIS G, MARTINOPOULOS G. Solar energy systems potential for nearly net zero energy residential buildings [J]. *Solar Energy*, 2015, 115: 743-56.
- [37]GANG P, HUIDE F, TAO Z, et al. A numerical and experimental study on a heat pipe PV/T system [J]. *Solar Energy*, 2011, 85(5): 911-21.
- [38]ALSAGRI A S. Thermodynamic Investigation of a Photovoltaic/Thermal Heat Pipe Energy System Integrated with Phase Change Material [J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2023.
- [39]ASSOA Y B, MONGIBELLO L, CARR A, et al. Thermal analysis of a BIPV system by various modelling approaches [J]. *Solar Energy*, 2017, 155: 1289-99.
- [40]NAZARIAN N, KLEISSL J. CFD simulation of an idealized urban environment: Thermal effects of geometrical characteristics and surface materials [J]. *Urban Climate*, 2015, 12: 141-59.
- [41]GRACIK S, HEIDARINEJAD M, LIU J, et al. Effect of urban neighborhoods on the performance of building cooling systems [J]. *Building and Environment*, 2015, 90: 15-29.
- [42]MDAHLHAUSEN E A. OpenStudio-Standards [Z]. 2023
- [43]MARLEY E A. OpenStudio-Standards Google Sheets files [Z]. 2023
- [44]TIAN W, WANG Y, XIE Y, et al. Effect of building integrated photovoltaics on microclimate of urban canopy layer [J]. *Building and Environment*, 2007, 42(5): 1891-901.
- [45]GREEN M A, DUNLOP E D, LEVI D H, et al. Solar cell efficiency tables (version 54) [J]. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2019, 27(7): 565-75.
- [46]MASSON V R, BONHOMME M, SALAGNAC J-L, et al. Solar panels reduce both global warming and urban heat island [J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2014, 2.
- [47]BERARDI U, GRAHAM J. Investigation of the impacts of microclimate on PV energy efficiency and outdoor thermal comfort [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 62.
- [48]MACKEY C. Shaping Thermal Habits in an Unconditioned Society [J]. 2010.
- [49]LI J, NIU J, MAK C M, et al. Assessment of outdoor thermal comfort in Hong Kong based on the individual desirability and acceptability of sun and wind conditions [J]. *Building and Environment*, 2018, 145: 50-61.
- [50]LI X, YANG B, XU G, et al. Exploring the Impact of 2-D/3-D Building Morphology on the Land Surface Temperature: A Case Study of Three Megacities in China [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 4933-45.
- [51]MORGANTI M, SALVATI A, COCH H, et al. Urban morphology indicators for solar energy analysis [J]. *Energy Procedia*, 2017, 134: 807-14.
- [52]CHEN Y, WU J, YU K, et al. Evaluating the impact of the building density and height on the block surface temperature [J]. *Building and Environment*, 2020, 168.
- [53]YI P, LIU L, HUANG Y, et al. Study on the Coupling Relationship between Thermal Comfort and Urban Center Spatial Morphology in Summer [J]. *Sustainability*, 2023, 15(6).
- [54]QI C R A S, HAO AND MO, KAICHUN AND GUIBAS, LEONIDAS J. PointNet Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation [J]. 2016.
- [55]BASSIER M, VERGAUWEN M, POUX F J R S. Point cloud vs. mesh features for building interior

classification [J]. 2020, 12(14): 2224.

[56] PLANNING.VIC.GOV. planning.vic.gov, [Z]. 2024

[57]LI D, LIU G, LIAO S. Solar potential in urban residential buildings [J]. *Solar Energy*, 2015, 111: 225-35.

[58]ALI-TOUDERT F, MAYER H. Numerical study on the effects of aspect ratio and orientation of an urban street canyon on outdoor thermal comfort in hot and dry climate [J]. *Building and Environment*, 2006, 41(2): 94-108.

[59]SHAREEF S, ABU-HIJLEH B. The effect of building height diversity on outdoor microclimate conditions in hot climate. A case study of Dubai-UAE [J]. *Urban Climate*, 2020, 32.