

# 基于街景图像与深度学习技术的城市室外平均辐射温度空间分布研究

秦洁<sup>1</sup>, 田梦<sup>2</sup>, 许雪松<sup>3</sup>, 袁磊<sup>4</sup>

## 摘要:

随着《关于深化气候适应型城市建设试点的通知》的发布,城市热环境的优化建设受到更高的重视,平均辐射温度是度量室外热环境的重要参数。本研究致力于提出一种高精度的城市平均辐射温度计算方法,以精确揭示室外平均辐射温度的空间分布特征。研究使用 Mask R-CNN 实例分割模型、Monodepth2 单目深度估计模型与图解分析校正快速获取全市行道树的地理坐标与三维结构参数。本研究选取深圳市夏季典型气象日,整合高精度气象数据、行道树数据、建筑数据、地面数据和土地覆盖分类数据,使用 SOLWEIG 模型计算了日间关键时刻的 2m 分辨率平均辐射温度地图。本研究不仅提供了一种高精度的城市尺度室外辐射环境计算方法,还为气候适应型城市的高精度研究奠定了数据基础。

**关键词:** 平均辐射温度; Mask R-CNN; Monodepth2; SOLWEIG; 室外热环境

**Keywords:** Mean radiation temperature; Mask R-CNN; Monodepth2; SOLWEIG; Outdoor thermal environment

**资助项目情况:** “十四五”国家重点研发计划课题(2023YFC3807402)资助

## 引言

随着全球变暖和快速城市化,城市中热岛效应愈发严重,在密度城市的建成区中尤为明显,这对城市环境和居民健康产生了深远影响<sup>[1,2]</sup>。为应对这一挑战,我国制定并实施了《关于深化气候适应型城市建设试点的通知》和《城市居住区热环境设计标准(JGJ286-2013)》等政策标准,旨在促进城市绿色可持续发展,提高城市对气候变化的适应能力。鉴于建成区是居民主要的活动空间,精确分析建成区的平均辐射温度不仅可以为制定具有针对性的热缓解措施提供科学依据,助力城市的健康可持续发展。

城市化进程中自然区域持续转变为建成区,人造不透水表面增多,建筑密度增加。城市下垫面<sup>[2-4]</sup>、建筑阴影<sup>[5-7]</sup>、城市植被<sup>[8,9]</sup>是室外热环境的重要影响因素。土地覆盖、建筑和植被的信息加入室外平均辐射温度的计算中,对提高计算结果的准确性具有重要意义。局部气候区(LCZ)

<sup>1</sup> 秦洁,深圳大学建筑与城市规划学院(深圳市,51800),深圳市建筑环境优化设计研究重点实验室,硕士研究生

<sup>2</sup> 田梦,深圳大学建筑与城市规划学院(深圳市,51800),深圳市建筑环境优化设计研究重点实验室,助理教授

<sup>3</sup> 许雪松,深圳大学建筑设计研究院有限公司(深圳市,51800),高级工程师

<sup>4</sup> 袁磊(✉),深圳大学建筑与城市规划学院(深圳市,51800),深圳市建筑环境优化设计研究重点实验室,教授, yuanlei@szu.edu.cn

按照城市形态和土地覆盖类型将城市分为 LCZ1-LCZ10 的 10 种“建成型”和 LCZA-LCZG 的 7 种“土地覆盖类型”<sup>[10]</sup>。LCZ 是用于描述城市和郊区的不同土地覆盖和建筑特征的分类系统，与城市微气候关系紧密，也被普遍应用于室外热环境的研究中<sup>[11,12]</sup>。

既往研究中常使用地表温度来表征热环境，但地表温度不能准确反映行人层的热环境<sup>[13]</sup>，且其空间分辨率通常较低<sup>[7,14,15]</sup>。平均辐射温度是衡量人体受到环境长波和短波辐射热效应，是计算室外热舒适的重要参数之一<sup>[16]</sup>。城市尺度的平均辐射温度的模拟需要大量的计算成本<sup>[14]</sup>，现有研究多依赖于低分辨率的 MRT 数据集<sup>[17,18]</sup>，但难以准确捕捉高密度城市中复杂多变的辐射环境。或使用 ENVI-met<sup>[19]</sup>、RayMan<sup>[20]</sup>或 SOLWEIG<sup>[21]</sup>模型模拟室外环境中的高精度平均辐射温度，SOLWEIG 模型因其计算速度快常常被用于长时序的城市尺度的高精度的平均辐射温度的计算中<sup>[8,14,22-24]</sup>，且已在香港、新加坡等全球不同地区进行验证<sup>[8,25-28]</sup>。然而，SOLWEIG 模型需要使用包括树木数据在内的高精度的城市三维数据，而许多城市中没有高精度的城市数据源。

深度学习技术因其低成本和高效率的优势，在热环境评估中得到广泛应用。卷积神经网络（CNN）被用于遥感图像的土地覆盖分类，并通过迁移学习和主动学习提升训练效率<sup>[29]</sup>。R-CNN 和 YOLO 模型等先进的目标检测模型常用于卫星图像和街景图像的目标检测与分割中<sup>[30-32]</sup>。结合单目视觉或双目视觉的三维重建技术和三角测量方法可以精确定位行道树并估测其结构参数<sup>[33,34]</sup>。深度学习提取行道树信息是基于实际形态和位置，这对于提高城市热环境评估的准确性至关重要<sup>[35-37]</sup>。

受限于高精度数据获取和计算效率等问题，以往的研究集中在街区尺度的高精度和城市大尺度低精度的计算，鲜少涉及城市尺度的高精度平均辐射温度计算，但是此研究对于多尺度精确分析高密度城市的辐射环境、针对性地缓解城市热岛效应十分重要。为了填补以上的研究空白，本研究提出了一种新的高效计算方法，旨在实现城市行人层平均辐射温度的高空间分辨率绘图（如图 1）。以中国深圳为案例研究区域，本研究使用街景图像和深度学习技术提取行道树信息，并整合气象数据、城市地理信息数据和遥感影像等街区热环境相关的开源数据集，计算得出精细空间分辨率的平均辐射温度。此外，本研究还结合局地气候区（LCZs）探讨城市平均辐射温度的分布规律。我们的方法将指导优化城市建设和更新，提升城市的宜居性。

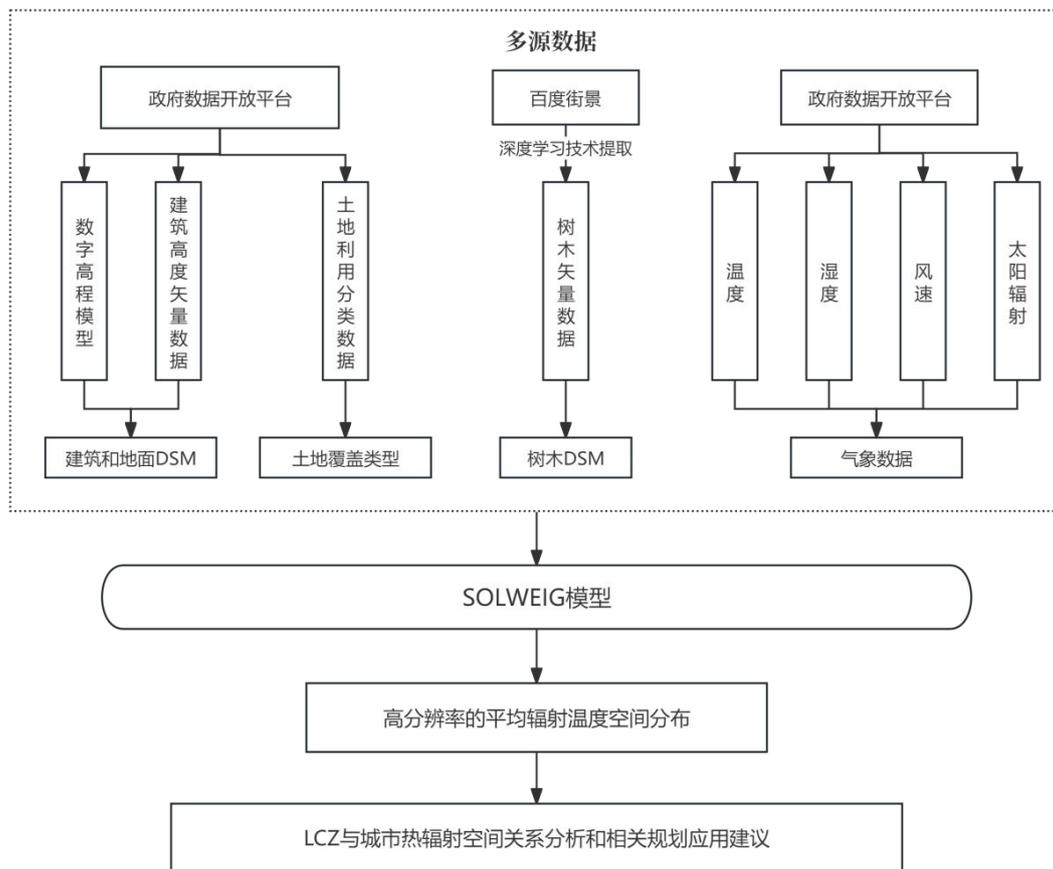


图1 论文总体框架（图片来源：作者自绘）

## 1 高精度平均辐射温度计算

### 1.1 深度学习提取行道树特征

本研究结合街景图像和深度学习技术，对全市范围内的行道树进行树高、冠下高、冠幅和地理位置的估算（如图2）。首先，研究采用了掩码区域卷积神经网络（Mask R-CNN）<sup>[38]</sup>实现实例分割，该模型基于Faster R-CNN架构，通过增加分割分支同时实现目标检测与像素级分割。在模型初始化阶段，我们使用了COCO数据集的预训练权重，并进一步在COCO-Stuff数据集的树的图像、城市行道树数据集和深圳市街景图像上进行了训练和微调，最后，选择性能最好的权重分割街景图像中的行道树。其次，我们使用了Monodepth2模型<sup>[39]</sup>进行单目深度估计。该模型能够从单张图像中预测出密集的深度点，生成高精度的深度图。Monodepth2模型提供在Imagenet数据集中训练好的预训练权重，并使用KITTI数据集训练后的模型。我们选择最佳性能权重生成深度图，并引入校准参数调整深度误差，估算出相机至行道树的距离。

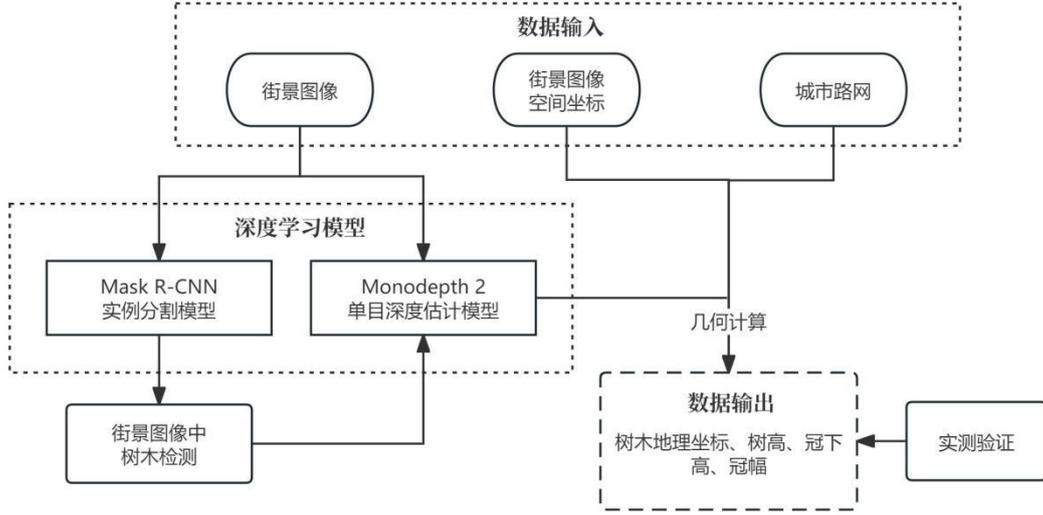


图 2 街景图像与深度学习技术提取城市行道树数据流程图（图片来源：作者自绘）

## 1.2 基于全景图像的行道树结构估算与定位

本研究基于全景街景图像，通过计算行道树对应的垂直和水平角度、相机至树的实际距离、相机高度、拍摄时相机的绝对角度以及相机的地理坐标，运用三角函数计算、三角测量和误差校正方法，获取树高、冠下高、冠幅和地理位置参数（如图 3）。根据街景图像中物体高度的测量估计，拍摄相机的高度约为 2.5 米，位于图像的 2/3 高度处。进一步地，我们通过等式（1）至（3）计算街景图像像素点相对于相机高度平面的垂直偏移角（ $a_n$ ）和水平偏移角（ $b_n$ ），以及相机至树的水平距离（ $D$ ）：

$$a_n = \frac{135^\circ}{H} \times \left( \frac{2}{3}H - y_n \right) \quad (1)$$

$$b_n = \frac{360^\circ}{W} \times \left( x_n - \frac{W}{2} \right) \quad (2)$$

$$D = Z \times \cos a_0 \quad (3)$$

式中： $H$  是街景图像高度的总像素数量， $W$  是街景图像宽度的总像素数量， $x_n$  和  $y_n$  是 Mask R-CNN 模型预测的掩膜边缘点在街景图像中的横坐标和纵坐标， $Z$  是 Monodepth2 模型预测出的行道树掩码最低点的深度值， $a_0$  是相机高度平面到每棵树掩码最低点的垂直偏移角。

利用全景街景图像，我们精确识别了行道树的轮廓和详细结构，并以轮廓结构中每行像素数量变化最剧烈的位置作为树冠与树干的分界点。考虑到行道树树冠边缘与树干相对于相机的距离差异可能对树高计算产生显著影响，需要转换因子（ $T_n$ ）来校正这种影响：

$$T_n = \cos a_n \quad (4)$$

树高（ $h_t$ ）、冠下高（ $h_b$ ）、冠幅（ $w_c$ ）的计算通过公式（5）至（8）计算得出：

$$h_t = D \times \tan a_1 \times T_1 + 2.5 \quad (5)$$

$$h_b = D \times \tan a_3 \times T_3 + 2.5 \quad (6)$$

$$\Delta b = 0.5 \times (b_1 - b_2) \quad (7)$$

$$w_c = 2 \times D \times \tan \Delta b \times T_{\Delta b} \quad (8)$$

式中： $a_1$  是掩码最上端相对于相机高度平面的垂直偏移角， $a_3$  是树冠底端相对于相机高度平面的垂直偏移角， $T_1$  和  $T_3$  是行道树顶端和树冠底端对应的转换因子， $b_1$  和  $b_2$  分别是掩码左端和右端相对于图片中线的水平偏移角， $\Delta b$  是行道树相对于树冠中心的水平偏移角， $T_{\Delta b}$  是行道树左右端对应的转换因子。

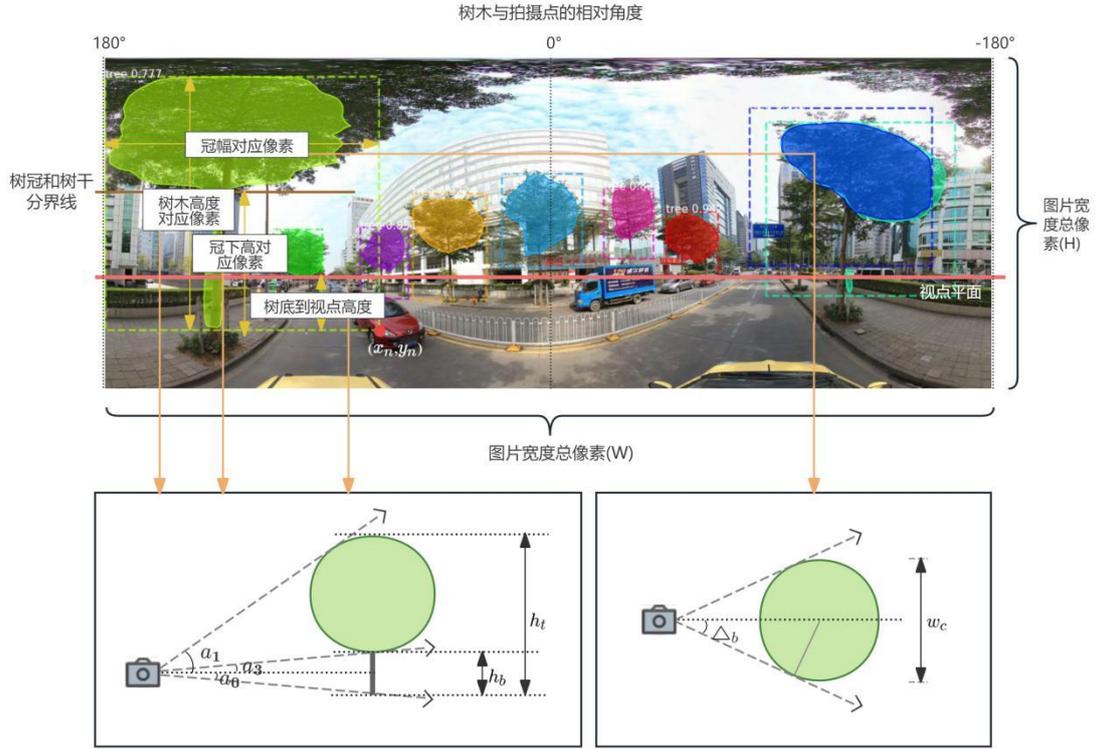


图3 行道树结构估算 (图片来源: 作者自绘)

在完成行道树的结构信息计算后, 通过拍摄点的坐标、车辆的行进方向、街景图像中行道树相对于车辆行进方向的相对角度、相机到树的距离并使用三角测量法计算初始行道树位置。由相机定位误差和深度误差定义误差区间 ( $D_b$ ), 如公式 (9) 所示, 相机到树实际水平距离 ( $L$ ) 由公式 (10) 得出:

$$D_b = c_0 + c_1 \times D \quad (9)$$

$$L = D + D_b \quad (10)$$

式中:  $D$  为预测的相机到树的距离;  $c_0$  为相机定位的相对误差, 设置为 3m;  $c_1$  为实测校正相机参数时最大相对误差, 计算结果为 0.66。对于每个预测点, 我们首先确定在相机至树的实际水平距离阈值范围内, 与初始树木位置最近的交点。然后, 再将这些交点进行聚类, 作为校正后的行道树坐标。最后, 我们在深圳市中心选取数张百度街景图像中的行道树, 使用手持 GPS 设备与

激光测距仪结果进行实测验证，确保估算结果的准确性。

### 1.3 平均辐射温度计算

平均辐射温度是模拟实际环境中热辐射对人体影响的等效温度。本研究采用 SOLWEIG 模型计算高分辨率的平均辐射温度地图，该模型已在上海、香港等全球不同地区得到验证<sup>[27, 28]</sup>。SOLWEIG 模型参照六向法，测量室外环境中六个方向（前、后、左、右、上、下）到达人体的短波和长波辐射通量密度<sup>[21]</sup>。我们以此作为平均辐射温度的计算基础，平均辐射温度的计算公式如下：

$$T_{mrt} = \sqrt[4]{\frac{\xi_k \sum_{i=1}^6 K_i F_i + \varepsilon_p \sum_{i=1}^6 L_i F_i}{\varepsilon_p \cdot \sigma}} - 273.15 \quad (11)$$

式中： $\xi_k$  是短波辐射的吸收系数（标准值 0.7）； $\varepsilon_p$  为人体的发射率（标准值 0.97）； $\sigma$  是玻尔兹曼常数； $K_i$  是来自六个方向（东、西、上、下、南、北）的短波辐射分量； $L_i$  是来自六个方向（东、西、上、下、南、北）的长波辐射分量； $F_i$  是从参考人与周围辐射环境的角度。

本研究运用 SOLWEIG 模型，通过 QGIS 软件中的 UMEP 和 UMEP for processing 插件来计算城市的平均辐射温度。首先，我们整合了多种数据源，包括通过深度学习技术提取的行道树信息、气象数据、土地利用分类、数字高程模型和建筑足迹数据。其次，经过预处理，我们生成了天空可视因子和墙体的高度和方向文件。其中，UMEP for processing 插件可以通过输入树高、冠下高、冠幅形成三维树木理想模型。最后，我们在 SOLWEIG 模块中模拟夏季晴朗微风条件下，日平均温度为夏季中位数的日期的 2m\*2m 分辨率的平均辐射温度。我们分别计算了 9:00、12:00、15:00、17:00 四个时间点的平均辐射温度数据。由于模型计算限制，城市三维模型被切割成 2.2km 的小块并重叠 120m 以减少边界阴影偏差。

## 2 研究区域与数据来源

本研究以亚热带季风气候的广东深圳为例，采用多源数据进行平均辐射温度分析。街道网络数据来源于 Open Street Map (OSM)，并从百度全景获取了深圳市全域的 329915 张全景街景图像及其坐标。这些图像具有 4096 像素×1356 像素的分辨率，覆盖水平 360° 和垂直 135° 的视野。同时，深圳市气象局提供了 2022 年全年的高分辨率气象数据，包括温度、湿度、风速等。太阳辐射数据则通过 ArcGIS 10.8 获取。土地利用和建筑高度数据分别来自深圳市规划和自然资源局及百度地图。数字高程模型数据由美国航空航天局提供，分辨率为 30m×30m。本研究还参考了郑等人的 LCZ 分类方案<sup>[40]</sup>，对深圳市进行了 300 米分辨率的 LCZ 划分，识别出 16 种 LCZ 类型。总的 LCZ 分类中，密集树木类别 (LCZ A) 占比最多，对于建成区域，开放式高层 (LCZ 4) 占比最高。针对 LCZ 1 至 LCZ 10 类型，本研究进一步开展了平均辐射温度的研究。

## 3 平均辐射温度计算结果与时空变化分析

为了深入探究深圳市夏季平均辐射温度的时空变化特征，我们对 9 点、12 点、15 点、17 点全市建成区域的平均辐射温度进行了计算（如图 4）。平均辐射温度在 23.20℃ 至 62.67℃ 之间波动，其中 12 点的平均辐射温度达到峰值，而 17 点时则相对较低，这主要受到太阳辐射的直接影响。可以看出，在 9 点、12 点、15 点时，阴影区域的平均辐射温度显著降低，而到了 17 点，全域的平均辐射温度分布趋于均匀。值得注意的是，宝安区西部和南部、龙华区南部、南山区南

部、福田区、罗湖区西部、龙岗区、坪山区北部的平均辐射温度较低。这些区域中高层建筑较多，建筑密度较高，建成区的植被覆盖率较高，在不同的时间点形成大量的阴影，避免阳光直射。且这些区域中分布大量的绿地，由于植被和土壤的热容量高、植被的蒸发冷却作用，绿地区的平均辐射温度低于硬质铺装区域。宝安区北部和西部的靠海区域、光明区、龙华区北部、龙岗区西北部、大鹏区建成区域、盐田港、南山区的靠海区域的平均辐射温度较高，这些区域低层、中层和高层建筑均有分布，且低层建筑占比较大，建筑密度低，有大量的硬质铺装区域和裸地持续受到太阳辐射。

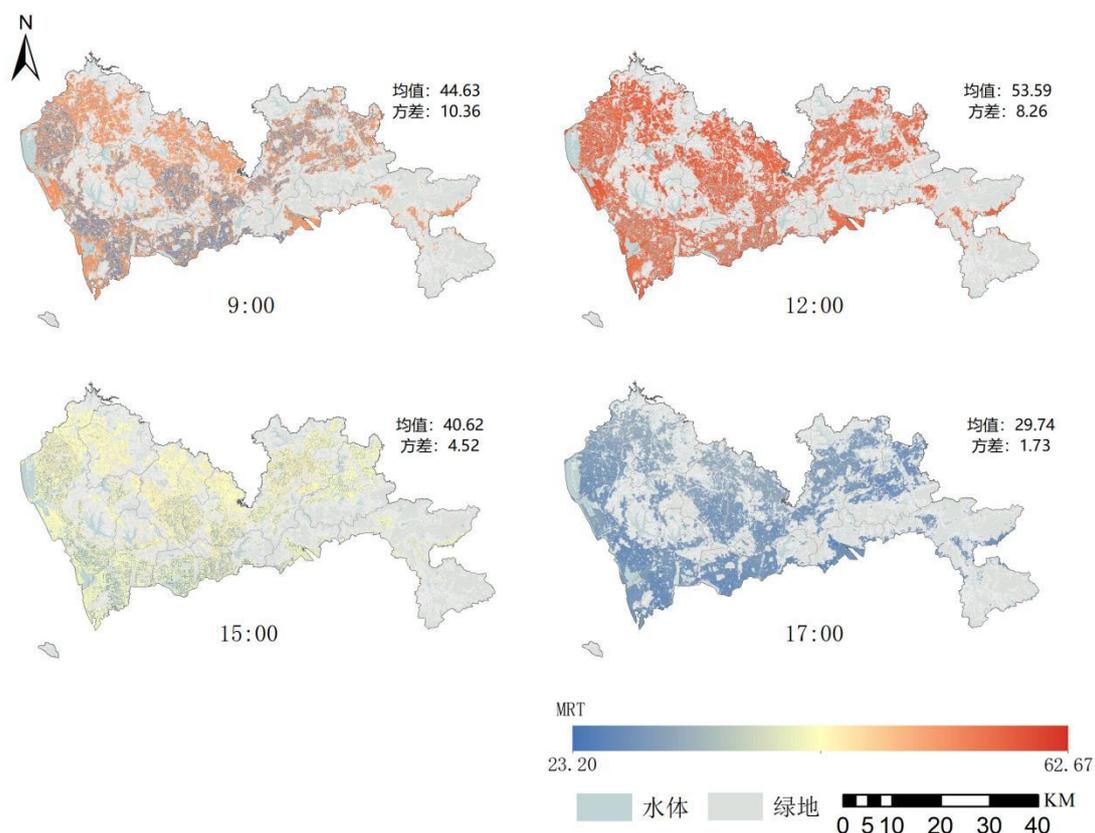


图4 深圳市夏季平均辐射温度分布 (图片来源: 作者自绘)

研究还比较了夏季四个时间点的不同 LCZ 分区的室外平均辐射温度分布 (图 5)。结果显示, 在夏季的每个时间点中, 不同 LCZ 的平均辐射温度阈值在基本相同, 12 点时的平均辐射温度空间变化最剧烈, 17 点时的平均辐射温度空间变化幅度最小, 这与太阳辐射减弱有关。在深圳市的所有 LCZ 分类中, LCZ 3 (紧凑低层) 和 LCZ 6 (开敞低层) 区域平均辐射温度最高, 这些区域的建筑高度较低, 大部分区域直接受到太阳辐射, 导致热量更容易积聚。相反, LCZ 1 (紧凑高层) 和 LCZ 4 (开敞高层) 区域的平均辐射温度最低, 这表明高层建筑可能通过提供更多的阴影和形成通风廊道来降低温度。与此同时, LCZ 10 (重工业区) 则经常处于较高的平均辐射温度, 这可能是建筑高度、硬质铺装和工业活动产生热量的综合作用。总的来说, LCZ 分类将建成区通过建筑密度、建筑高度和植被的分布特征进行分类, 所以对平均辐射温度产生不同程度的影响, 太阳辐射强度决定了某一时刻的总体的平均辐射温度, 建筑和树木产生的阴影能显著降低室外平均辐射温度, 其他的铺装类型、人为产生热量等因素也会对平均辐射温度产生影响。

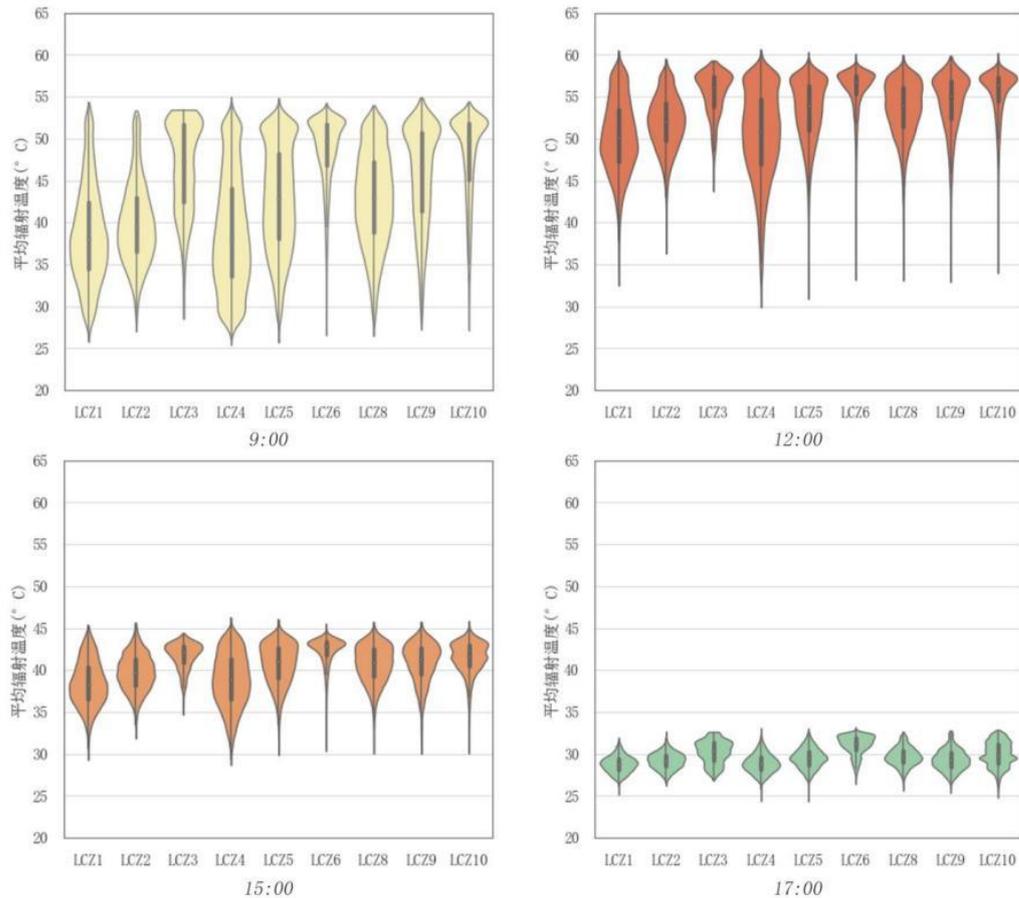


图5 LCZ与平均辐射温度（图片来源：作者自绘）

#### 4 深圳市室外热环境的优化策略

深圳市平均辐射温度的分布特征指出，通过增加阴影来改善夏季室外热环境是可行的。这一发现对于城市规划和建筑设计具有重要的启示作用。我们建议参考现有的平均辐射温度时空分布情况，针对性地优化平均辐射温度高、持续时间长的区域。

对于仍处于规划和建设阶段的区域，我们建议优化建筑形态和布局，适当减少直接太阳辐射，降低室外平均辐射温度，从而提升室外的热舒适性。在满足建筑功能需求的同时，对于高密度设计区域可以考虑新建更多的高层建筑，形成有效的自然阴影区域；在建筑设计时，可通过减少建筑之间的宽高比、增加架空层等，既集约用地，又可以改善夏季室外的热环境。对于低密度设计区域，可以考虑增设更多有遮阳效果的城市设施，如绿色屋顶、天篷、廊架等，或增加蓝绿基础设施，在炎热的夏季为市民提供凉爽的室外环境。

对于已经建成的区域，我们可以通过精细化管理来改善室外热环境。例如，在建筑高度和密度较低的区域，可以通过增加行道树种植或实施垂直绿化来提高植被覆盖率。在公园、绿地等室外休闲场所的设计上可以适当减少不必要的硬质铺装，通过植物分层配置达到美观与遮阴的双重效果。

在实施这些措施时，我们还需要考虑热环境的时空变化特性。通过建立热舒适监测和预测模型，我们可以实时监测不同区域的热环境状况，并预测未来的变化趋势。如此，市民可以根据热环境预测结果，选择最佳的室外活动区域和时间，避免高温时段的户外活动，减少热相关健康风险。

## 5 结论

在全球变暖和城市化进程的双重影响下,城市热岛效应变得尤为突出,室外辐射环境的空间分布呈现出显著的瞬时波动性和空间异质性,这要求我们采用高精度的计算方法来准确揭示其规律,然而,现有研究多集中在街区尺度的高精度和城市大尺度的低精度的平均辐射温度计算。本研究提出了一种新的方法,利用街景图像和深度学习技术,快速计算城市高分辨率的平均辐射温度。结果表明:

深度学习技术结合街景图像对城市行道树的坐标和结构参数进行估算,显示出较高的准确性。地理位置误差平均值为 4.90 米,标准差 3.39 米;行道树高度估算的均方根误差(RMSE)为 4.28,验证了该方法的可靠性,优于或近似 Choi 等人<sup>[37]</sup>和 Lumnitz 等人<sup>[36]</sup>的研究。SOLWEIG 模型已在香港、新加坡等全球多个气候区进行了实测验证,白天的模拟结果近似实测值<sup>[8,25-28]</sup>。在深圳市建成区,夏季平均辐射温度在正午达到峰值,傍晚最低,明显受到太阳辐射影响。高建筑密度区域平均辐射温度较低,表明阴影对室外热环境有积极调节作用。此外,高层建筑区域(LCZ 1 和 LCZ 4)的日间平均辐射温度低于开敞低层区域(LCZ 3、LCZ 6 和 LCZ 10),这进一步证实建筑形态和分布对微气候有显著影响。

本研究通过街景图像来识别行道树的地理位置和结构,为计算高精度平均辐射温度提供了一种便捷有效的方法。本研究所采用的方法可以利用现有的开源数据集,对城市的平均辐射温度进行精确评估,并可广泛应用于其他城市,以识别室外热环境较差的区域,为城市设计和更新提供有力的建议。

## 参考文献

- [1] 申绍杰. 城市热岛问题与城市设计[J]. 中外建筑, 2003(5): 20-22.
- [2] PATEL S, INDRAGANTI M, JAWARNEH R N. Urban planning impact on summer human thermal comfort in Doha, Qatar[J/OL]. Building and Environment, 2024, 254: 111374. DOI:10.1016/j.buildenv.2024.111374.
- [3] FAYSHAL Md A, UDDIN Md J, HAQUE Md N, 等. Unveiling the impact of rapid urbanization on human comfort: a remote sensing-based study in Rajshahi Division, Bangladesh[J/OL]. Environment, Development and Sustainability, 2024[2024-07-28]. <https://doi.org/10.1007/s10668-023-04354-y>. DOI:10.1007/s10668-023-04354-y.
- [4] ALDOUSARI A E, KAFY A - A, SAHA M, 等. Modelling the impacts of land use/land cover changing pattern on urban thermal characteristics in Kuwait[J/OL]. Sustainable Cities and Society, 2022, 86: 104107. DOI:10.1016/j.scs.2022.104107.
- [5] PRASAD P S H, SATYANARAYANA A N V. Assessment of Outdoor Thermal Comfort Using Landsat 8 Imageries with Machine Learning Tools over a Metropolitan City of India[J/OL]. Pure and Applied Geophysics, 2023, 180(10): 3621-3637. DOI:10.1007/s00024-023-03328-5.
- [6] PATEL S, INDRAGANTI M, JAWARNEH R N. Land surface temperature responses to land use dynamics in urban areas of Doha, Qatar[J/OL]. Sustainable Cities and Society, 2024, 104: 105273. DOI:10.1016/j.scs.2024.105273.
- [7] SUN Q (Chayn), MACLEOD T, BOTH A, 等. A human-centred assessment framework to prioritise heat mitigation efforts for active travel at city scale[J/OL]. Science of The Total Environment, 2021, 763: 143033. DOI:10.1016/j.scitotenv.2020.143033.
- [8] BUO I, SAGRIS V, JAAGUS J, 等. High-resolution thermal exposure and shade maps for cool corridor planning[J/OL]. Sustainable Cities and Society, 2023, 93: 104499. DOI:10.1016/j.scs.2023.104499.
- [9] CHENG K Y, LAU K, SHEK Y T, 等. Evaluation on the performance of tree view factor in a high-density subtropical city: A case study in Hong Kong[J/OL]. Building and Environment, 2023, 239: 110431. DOI:10.1016/j.buildenv.2023.110431.
- [10] STEWART I D, OKE T R. Local Climate Zones for Urban Temperature Studies[J/OL]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2012, 93(12): 1879-1900. DOI:10.1175/BAMS-D-11-00019.1.
- [11] 沈中健, 宁菽, 刘骏阳. 局地气候区视角下城市空间形态的热环境效应——以泉州市为例[J/OL]. 建筑

- 科学, 2023, 39(4): 104-112. DOI:10.13614/j.cnki.11-1962/tu.2023.04.14.
- [12] 刘君男, 陈天. 局地气候区视角下的城市热环境优化研究——以澳门为例[J]. 南方建筑, 2023(9): 12-23.
- [13] STEWART I D, KRAYENHOFF E S, VOOGT J A, 等. Time Evolution of the Surface Urban Heat Island[J/OL]. *Earth's Future*, 2021, 9(10): e2021EF002178. DOI:10.1029/2021EF002178.
- [14] LI X, CHAKRABORTY T, WANG G. Comparing land surface temperature and mean radiant temperature for urban heat mapping in Philadelphia[J/OL]. *Urban Climate*, 2023, 51: 101615. DOI:10.1016/j.uclim.2023.101615.
- [15] YU Q, JI W, PU R, 等. A preliminary exploration of the cooling effect of tree shade in urban landscapes[J/OL]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 92: 102161. DOI:10.1016/j.jag.2020.102161.
- [16] KELECHAVA B. ANSI/ASHRAE 55-2023: Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy - ANSI Blog[EB/OL]. (2024-02-22)[2024-08-27]. <https://blog.ansi.org/ansi-ashrae-55-2023-thermal-environmental-conditions/>.
- [17] WU J, LIU C, WANG H. Analysis of Spatio-temporal patterns and related factors of thermal comfort in subtropical coastal cities based on local climate zones[J/OL]. *Building and Environment*, 2022, 207: 108568. DOI:10.1016/j.buildenv.2021.108568.
- [18] FAN P Y, CHUN K P, MIJIC A, 等. Spatially-heterogeneous impacts of surface characteristics on urban thermal environment, a case of the Guangdong-Hong Kong-Macau Greater Bay Area[J/OL]. *Urban Climate*, 2022, 41: 101034. DOI:10.1016/j.uclim.2021.101034.
- [19] BRUSE M, FLEER H. Simulating surface-plant-air interactions inside urban environments with a three dimensional numerical model[J/OL]. *Environmental Modelling & Software*, 1998, 13(3): 373-384. DOI:10.1016/S1364-8152(98)00042-5.
- [20] MATZARAKIS A, RUTZ F, MAYER H. Modelling radiation fluxes in simple and complex environments: Basics of the RayMan model[J/OL]. *International Journal of Biometeorology*, 2010, 54(2): 131-139. DOI:10.1007/s00484-009-0261-0.
- [21] LINDBERG F, GRIMMOND C S B. The influence of vegetation and building morphology on shadow patterns and mean radiant temperatures in urban areas: model development and evaluation[J/OL]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2011, 105(3): 311-323. DOI:10.1007/s00704-010-0382-8.
- [22] KONG F, CHEN J, MIDDEL A, 等. Impact of 3-D urban landscape patterns on the outdoor thermal environment: A modelling study with SOLWEIG[J/OL]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 94: 101773. DOI:10.1016/j.compenvurbsys.2022.101773.
- [23] LI X. Investigating the spatial distribution of resident's outdoor heat exposure across neighborhoods of Philadelphia, Pennsylvania using urban microclimate modeling[J/OL]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 72: 103066. DOI:10.1016/j.scs.2021.103066.
- [24] HU J, ZHOU Y, YANG Y, 等. Multi-city assessments of human exposure to extreme heat during heat waves in the United States[J/OL]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 295: 113700. DOI:10.1016/j.rse.2023.113700.
- [25] WEEDING B, LUCIEER A, LOVE P T, 等. Establishing a baseline for thermal stress conditions – A high-resolution radiative perspective[J/OL]. *Urban Climate*, 2023, 49: 101523. DOI:10.1016/j.uclim.2023.101523.
- [26] JIA S, WANG Y, HIEN WONG N, 等. Estimation of mean radiant temperature across diverse outdoor spaces: A comparative study of different modeling approaches[J/OL]. *Energy and Buildings*, 2024, 310: 114068. DOI:10.1016/j.enbuild.2024.114068.
- [27] DU J, SUN C, LIU L, 等. Comparison and modification of measurement and simulation techniques for estimating Tmrt in summer and winter in a severely cold region[J/OL]. *Building and Environment*, 2021, 199: 107918. DOI:10.1016/j.buildenv.2021.107918.
- [28] GÁL C V, KÁNTOR N. Modeling mean radiant temperature in outdoor spaces, A comparative numerical simulation and validation study[J/OL]. *Urban Climate*, 2020, 32: 100571. DOI:10.1016/j.uclim.2019.100571.
- [29] LYU H, LU H, MOU L, 等. Long-Term Annual Mapping of Four Cities on Different Continents by Applying a Deep Information Learning Method to Landsat Data[J/OL]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 471. DOI:10.3390/rs10030471.
- [30] 海振坤. 基于街景图像深度学习处理的城市小微空间识别定位研究[D/OL]. 北京交通大学, 2023[2024-08-27]. [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=JgtjNxAsgcOuSN1o2ETia-oRsykcxUQwFrEcr5-XgOS3s0VTzCY YdAITbWIdb1cQDfX10m1191QkMP4jrNYraW7gthfkTM36pO85PRjNyrOhejG4gPWmuKcKKVJjo-FG5JsbJR0 neRkw1alu6rLA-TPd2syLCqK81QrpOFWXV2OneZH9G3LPg7xoA56fhIOGFit4Wi-4jp58Be7rMbvfg5vnSDxg Zo8wFJq\\_EWrQ4IIJ1zg-8USmA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=JgtjNxAsgcOuSN1o2ETia-oRsykcxUQwFrEcr5-XgOS3s0VTzCY YdAITbWIdb1cQDfX10m1191QkMP4jrNYraW7gthfkTM36pO85PRjNyrOhejG4gPWmuKcKKVJjo-FG5JsbJR0 neRkw1alu6rLA-TPd2syLCqK81QrpOFWXV2OneZH9G3LPg7xoA56fhIOGFit4Wi-4jp58Be7rMbvfg5vnSDxg Zo8wFJq_EWrQ4IIJ1zg-8USmA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS). DOI:10.26944/d.cnki.gbfju.2022.002641.
- [31] VELASQUEZ-CAMACHO L, ETXEGARAI M, DE-MIGUEL S. Implementing Deep Learning algorithms for urban tree detection and geolocation with high-resolution aerial, satellite, and ground-level images[J/OL]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2023, 105: 102025. DOI:10.1016/j.compenvurbsys.2023.102025.
- [32] YANG M, MOU Y, LIU S, 等. Detecting and mapping tree crowns based on convolutional neural network and Google Earth images[J/OL]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022,

108: 102764. DOI:10.1016/j.jag.2022.102764.

[33] 陈相武, 徐爱俊. 基于单目视觉的立木高度测量方法研究[J/OL]. 中南林业科技大学学报, 2019, 39(11): 29-35. DOI:10.14067/j.cnki.1673-923x.2019.11.005.

[34] 张真维, 赵鹏, 韩金城. 基于双目视觉的树木高度测量方法研究[J/OL]. 林业工程学报, 2021, 6(6): 156-164. DOI:10.13360/j.issn.2096-1359.202012009.

[35] LIU D, JIANG Y, WANG R, 等. Establishing a citywide street tree inventory with street view images and computer vision techniques[J/OL]. Computers, Environment and Urban Systems, 2023, 100: 101924. DOI:10.1016/j.compenvurbsys.2022.101924.

[36] LUMNITZ S, DEVISSCHER T, MAYAUD J R, 等. Mapping trees along urban street networks with deep learning and street-level imagery[J/OL]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 175: 144-157. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2021.01.016.

[37] CHOI K, LIM W, CHANG B, 等. An automatic approach for tree species detection and profile estimation of urban street trees using deep learning and Google street view images[J/OL]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 190: 165-180. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2022.06.004.

[38] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, 等. Mask R-CNN[C/OL]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017: 2980-2988[2023-11-02]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8237584>. DOI:10.1109/ICCV.2017.322.

[39] GODARD C, AODHA O M, BROSTOW G J. Unsupervised Monocular Depth Estimation with Left-Right Consistency[C/OL]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017: 6602-6611[2023-11-02]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8100182>. DOI:10.1109/CVPR.2017.699.

[40] ZHENG Y, REN C, XU Y, 等. GIS-based mapping of Local Climate Zone in the high-density city of Hong Kong[J/OL]. Urban Climate, 2018, 24: 419-448. DOI:10.1016/j.uclim.2017.05.008.