**引文格式**:朱家松,林玮妍,杨韵,等.朝向感知与量化集成的屋顶光伏潜力估算方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(7):1482-1493.DOI:10.13203/j.whugis20250060

**Citation**:ZHU Jiasong,LIN Weiyan,YANG Yun,et al.Rooftop Photovoltaic Potential Estimation Approach Based on Orientation Perception and Quantitative Integration[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(7):1482-1493.DOI:10.13203/j.whugis20250060

# 朝向感知与量化集成的屋顶光伏潜力估算方法

朱家松[1,3,4] 林玮妍[2,3] 杨 韵[1] 华远盛[1,3,4]

1 深圳大学土木与交通工程学院,广东 深圳,518000
2 深圳大学建筑与城市规划学院,广东 深圳,518000
3 广东省城市空间信息工程重点实验室,广东 深圳,518000
4 自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室,广东 深圳,518000

**摘 要**:屋顶光伏发电作为城市可再生能源的重要组成部分,其发电效率的精准评估依赖于屋顶结构特征的准确判别。其中,屋顶面积及朝向识别是准确评估光伏发电潜能的关键步骤。当前主流方法是通过深度学习模型,从航拍影像中提取屋顶面积和朝向来估计光伏潜力。然而,影像采集时太阳方位角差的不同会导致屋顶阴影分布存在差异,使得相同朝向的屋顶在影像上呈现出显著的外观差异,从而导致深度学习模型对屋顶结构特征的错误判别。为了解决上述问题,提出了一种新的太阳能潜力估算框架。首先,通过语义分割网络DeepLabv3+,从航拍影像中识别城市中屋顶区域及各部分的朝向;然后,针对阴影区域引发的屋顶对向判别混淆问题,结合光伏地理信息系统数据和多向量化集成策略计算太阳能潜力值。屋顶信息数据集的实验结果表明,相比于其他语义分割模型,所提估算框架采用DeepLabv3+时性能表现更优,多向量化集成策略能够有效提高太阳能估算的精度。

**关键词**:屋顶光伏发电;太阳能潜力评估;深度学习;屋顶朝向感知;多向量化集成

**中图分类号**:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-08-13

**DOI**:10.13203/j.whugis20250060 **文章编号**:1671-8860(2026)07-1482-12

# Rooftop Photovoltaic Potential Estimation Approach Based on Orientation Perception and Quantitative Integration

*ZHU Jiasong*[1,3,4] *LIN Weiyan*[2,3] *YANG Yun*[1] *HUA Yuansheng*[1,3,4]

1 College of Civil and Transportation Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518000, China
2 School of Architecture and Urban Planning, Shenzhen University, Shenzhen 518000, China
3 Guangdong Key Laboratory of Urban Informatics, Shenzhen 518000, China
4 MNR Key Laboratory for Geo-Environmental Monitoring of Great Bay Area, Shenzhen 518000, China

**Abstract**: **Objectives**: As an essential component of urban renewable energy, the assessment of rooftop photovoltaic (PV) potential depends on the accurate identification of structural characteristics. In particular, determining rooftop area and orientation is crucial for reliable PV capacity evaluation. Current mainstream approaches employ deep learning models to extract rooftop area and orientation from aerial imagery for PV resource assessment. However, variations in solar azimuth angles during image acquisition lead to differences in rooftop shadow distribution, resulting in significant apparent discrepancies among rooftops with the same orientation. Consequently, deep learning models may misclassify rooftop structural features. **Methods**: To address this core limitation, a novel framework for robust solar energy potential estimation is proposed. First, the advanced semantic segmentation architecture DeepLabv3+ is employed to simultaneously delineate rooftop boundaries and classify each rooftop region into primary orientation categories from input

**基金项目**:国家自然科学基金(42401402);区域联合基金-青年基金(2023A1515110722);深圳市科技创新委项目(20231120191328001)。

**第一作者**:朱家松,博士,教授,研究方向为泛在感知。zjsong@szu.edu.cn

**通信作者**:华远盛,博士,助理教授。yuansheng.hua@szu.edu.cn

aerial imagery. Second, recognizing the susceptibility of visual-based orientation classification to shadow-induced errors, the framework incorporates a refinement stage. This stage integrates photovoltaic geographical information system (PVGIS) data, a validated source for location-specific historical and modeled solar radiation data. A multi-orientation quantitative integration strategy is employed, which utilizes the PVGIS to calculate the theoretical annual solar irradiation. By weighting and synthesizing these PVGIS-calculated values, the strategy effectively mitigates errors caused by visual misclassification. **Results:** The results on the roof information dataset indicate that DeepLabv3+ outperforms other models and improves the performance of the proposed framework. The quantitative integration strategy narrows the relative error in solar potential estimation. For 4, 8, and 16 orientation categories, the proposed framework reduces estimation errors to 0.15%, 0.76%, and 1.07%, respectively. By excluding disturbances of flat roofs, relative errors are further reduced to 0.04%, 0.49%, and 0.68%, respectively, which confirming the effectiveness of our framework. **Conclusions:** By combining high-resolution rooftop segmentation and orientation with geospatial irradiation modeling and a quantitative mechanism to resolve orientation ambiguity, the proposed framework effectively mitigates a primary source of error in aerial image-based solar potential assessment. This significantly enhances estimation accuracy, providing a more reliable tool for urban-scale renewable energy planning and investment decisions.

**Key words:** rooftop photovoltaic power generation; solar potential assessment; deep learning; rooftop orientation perception; multi-directional quantitative integration

全球气候变化导致极端天气频发,严重威胁人类社会安全及生态环境健康。分布式屋顶光伏能够充分利用城市闲置的空间资源[1],直接为附近的用户提供电力[2],是目前城市中最具发展潜力的可再生能源技术之一。因此,精确评估城市屋顶太阳能潜力的空间分布,不仅有助于优化光伏系统的部署策略,也可为制定城市可再生能源发展政策提供重要的科学依据。

屋顶面积评估是城市屋顶光伏潜力估算任务中极为重要的一环[3]。根据不同的数据类型可分为4类:基于抽样统计的方法、基于地理信息的方法、基于三维模型的方法以及基于遥感影像的方法。基于抽样统计的方法通常先计算一个或多个与样本区域相关的变量,再采用适当的策略来推断整个研究区域的屋顶可用面积[4]。文献[5]以人口普查区为研究单元,利用建筑密度与人口密度之间的高度相关性,根据人口数据推断加拿大安大略省的屋顶面积。在缺乏详细屋顶面积数据的情况下,利用易于获取的国家统计数据间接或直接确定屋顶面积的方法是一种有效的替代方案[6]。然而,由于统计数据通常在省级或更高级别进行汇总,其在市级层面的估计可能存在显著误差。因此,采用更详细的地理空间数据是提高屋顶光伏潜力估算精度的关键。

基于地理信息的方法能够直接利用现存的矢量化地籍数据计算屋顶面积,例如,提供了全球范围内详细地图信息的开源平台开放街道地图,常被用作屋顶光伏潜力估算的重要数据源[7-9]。然而,无论是政府提供的地籍数据,还是众包式上传的数据,均存在更新周期不稳定、部分区域数据过时或缺失等问题,在一定程度上限制了其应用的可靠性。

建筑物三维模型能够描绘屋顶的复杂形态和细节,可以更精确地分析光伏发电的潜力。以中国香港为例,文献[10]将高精度的数字地表模型以及数字高程模型数据重采样到3 m,并利用决策树分类法剔除地面像素、屋顶障碍物、阴影和陡坡像素,最终提取出最优的屋顶像素用于太阳能辐射分析。此外,太阳能潜力评估系统允许用户上传常见格式的建筑物三维数据,并返回各个屋顶面的表面积、方位角、倾斜角、每日总辐照量以及总光伏输出等信息[11]。然而,由于政策或经济成本的限制,大部分城市缺乏高精度的开源建筑三维数据。文献[12]针对点云分割提出给予随机抽样一致算法优化的分割方法,文献[13]提出广域特征优化的机载点云建筑屋顶提取方法,并取得了可观的准确率(accuracy, Acc),实现了自动化建筑三维数据获取。然而,尽管无人机和机载激光探测与测距技术可灵活地获取建筑物点云数据,但受限于无人机的续航能力和工作范围,该方法在大范围应用中的成本较高。

随着影像分辨率的提高,高精度卫星影像被广泛用于城市级的可用屋顶识别。传统的图像识别方法,如Canny边缘检测算法[14]和Hough变换

算法[15],通常需要先检索屋顶脊线再进行屋顶面分割,流程较为繁琐。近年来,深度卷积神经网络在场景识别、语义分割等图像解析任务中展现出了显著优势[16-21]。文献[22]和文献[23]分别采用U-Net模型及其变体来识别建筑物,文献[24]利用梯度局部空间统计检测算子来提取建筑物。DeepLabV3模型采用不同膨胀率的空洞卷积结构,在不增加计算成本的情况下实现多尺度特征提取,同时还可搭载不同的预训练主干网络,以适应多样化的应用场景和资源约束[25]。文献[26]结合土地利用先验知识来优化空间采样策略,分区选取训练样本并训练DeepLabV3模型,成功识别了中国江苏省南京市不同风格的建筑。

然而,现有研究通常假设建筑物屋顶为平顶,忽略了屋顶上层结构的影响[27]。例如,屋顶朝向的不同可能导致太阳能潜力的高估[28]。在中高纬度地区,南(south, S)向屋顶接收到的太阳辐射量显著高于北(north, N)向屋顶[29]。尽管三维模型数据能够提供更为丰富的屋顶结构信息,但在缺乏三维点云数据的情况下,亟需一种更加高效且能够大规模应用的方法来完成这一任务。文献[30]构建了一个包含屋顶朝向标注的数据集,并提出了一种根据卫星影像直接推断屋顶几何形状和朝向的端到端框架,该框架预测的平均方向误差小于10°。为验证其准确性,他们将该框架估算的可用太阳能安装面积中位数与基于激光雷达方法的结果进行了对比,发现两者之间的误差不超过±11%。文献[31]指出现有开源屋顶朝向数据集存在样本分布不均的问题,严重影响了模型的分类精度。为此,他们将原有的16个方位角类别合并为4个,并提出了多任务学习网络SolarNet。实验结果表明,该方法显著提高了屋顶朝向的估计精度。

然而,本文发现在不同太阳方位角下捕获的图像中,屋顶纹理呈现明显的类内相异和类间相似特征,不同时间屋顶表观差异如图1所示,其中,青、红、黄、紫分别对应东(east, E)、西(west, W)、S、N向,绿色为平顶屋顶,各分图左侧为影像,中间为网络提取结果,右侧为左右镜像后提取结果。图1(a)中E向屋顶向阳呈亮色,而图1(c)中E向屋顶被阴影覆盖呈现暗色,图1(b)中E向、W向表观纹理一致。在不同太阳方位角下采集的影像中,相同朝向的屋顶会呈现出显著的外观差异,这极易导致基于纹理与标签映射关系进行推理的深度学习语义分割网络产生混淆,无法建立有效的特征表达。图1各分图中间的图像为网络提取结果,可以观察到E向、W向误分明显多于S向、N向。为进一步探明E向、W向误分明显较多的原因,在训练样本中引入左右镜像但标签地理特性一致的样本,可以观察到网络难以学习到准确的E向、W向屋顶语义特征,导致W向屋顶均被预测为E向。为解决上述问题,本文提出了一种适用于高精度卫星影像的大范围屋顶太阳能潜力估算框架,包括屋顶几何边界提取与朝向预测模块,以及基于多向量化集成的太阳能潜力估算模块两个部分。通过综合考虑对向屋顶的太阳能辐射量,极大避免了屋顶朝向识别混淆的问题,提高了光伏潜力估算的准确性。

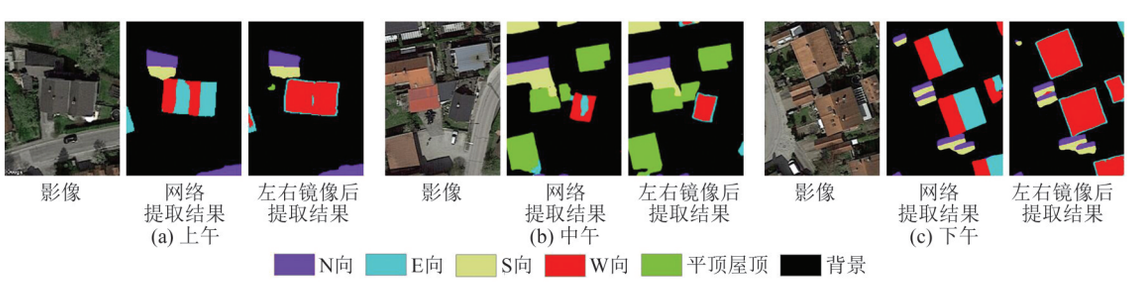



图1 不同时间屋顶的表观差异

Fig. 1 Apparent Differences of Rooftops at Different Times

## 1 方法原理

本节首先介绍本文提出的整体框架,如图2所示,随后详细阐述用于屋顶提取与分类的语义分割网络结构,并介绍基于多朝向量化集成的太阳能潜力估算模块。

### 1.1 基于语义分割的屋顶区域及朝向提取

语义分割旨在将图像中每个像素划分至对应的语义类别,通常基于深度卷积神经网络实现,采用编码器-解码器结构完成特征提取与逐像素分类。编码器通过多层卷积与池化操作,逐步提取图像的高级语义特征;解码器则通过反卷积

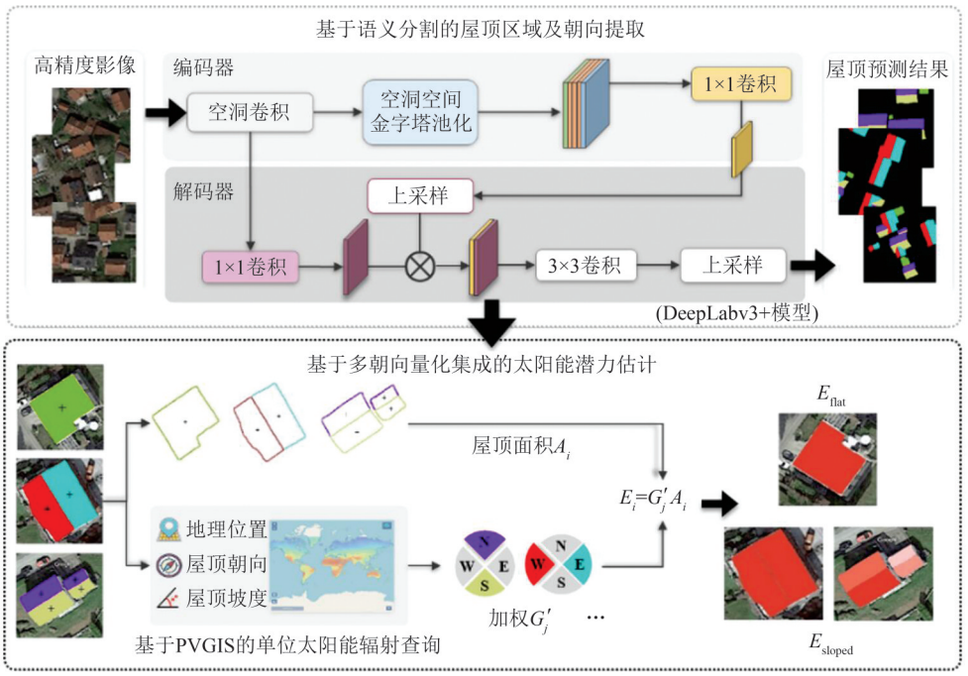



图 2　技术框架

Fig. 2　Technical Framework

或双线性插值等上采样方式,将特征图恢复至原始分辨率,实现精细的像素级预测。

考虑到屋顶在遥感影像中尺度变化显著,语义分割模型需具备良好的多尺度感知能力。空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)结构通过在多个尺度上并行提取特征,有效提升了模型对尺度变化的鲁棒性,已广泛应用于语义分割任务,以增强上下文的建模能力。空洞空间金字塔池化(atrous SPP, ASPP)在SPP的基础上引入不同膨胀率的空洞卷积,进一步扩大感受野,能在不增加模型复杂度的前提下增强多尺度特征的表达能力,尤其适用于结构复杂、尺度多变的目标识别任务。实验中,本文采用DeepLabv3+网络提取屋顶区域与朝向,结合空洞卷积与ASPP模块,实现对复杂屋顶结构的精确分割与朝向提取。

### 1.2　光伏地理信息系统(photovoltaic geographical information system, PVGIS)光伏潜力预测

PVGIS[32]是由欧洲联合研究中心开发的开源太阳能数据库,该系统基于多源卫星和地面观测数据构建,结合先进的辐射模型与气象数据校正技术,可提供全球除极地地区外的太阳辐射数据。目前该数据库被广泛应用于光伏发电潜力评估[33]、能源规划[34]等研究。

屋顶光伏系统将接收到的太阳能转化为电能,其发电量在很大程度上受光伏组件的方位角与倾斜角影响。屋顶光伏组件接收到的总辐射$G_{\mathrm{Total}}$的计算公式为:

$$G_{\mathrm{Total}}=G_b+G_d+G_r=G_{\mathrm{DNI}}\frac{\cos\theta}{\cos\theta_z}+(G_{\mathrm{GHI}}-G_{\mathrm{DNI}}\cos\theta_z)\frac{1+\cos\beta}{2}+G_{\mathrm{GHI}}\frac{1-\cos\beta}{2}\rho \tag{1}$$

式中,$G_b$、$G_d$、$G_r$分别表示直接辐射、散射辐射、反射辐射;$G_{\mathrm{GHI}}$和$G_{\mathrm{DNI}}$分别表示全球水平辐照度(global horizontal irradiance, GHI)与直接法线辐照度(direct normal irradiance, DNI);$\theta$表示太阳入射角;$\theta_z$表示太阳天顶角;$\beta$表示屋顶的倾斜角度;$\rho$表示地面反射率。$\theta$的计算公式为:

$$\cos\theta=\cos\theta_z\cos\beta+\sin\theta_z\sin\beta\cos(\gamma_s-\gamma) \tag{2}$$

式中,$\gamma_s$为太阳方位角;$\gamma$表示屋顶方位角。

太阳天顶角$\theta_z$受时间、季节以及观测点纬度$L$的影响,计算公式为:

$$\theta_z=90^\circ-\alpha \tag{3}$$

式中,$\alpha$为太阳高度角,计算公式为:

$$\sin\alpha=\sin\delta\sin L+\cos\delta\cos L\cos H \tag{4}$$

式中,$\delta$表示太阳赤纬角,随着季节变化而变化;$H$表示小时角。$\delta$的近似计算公式为:

$$\delta=23.45^\circ\cdot\sin\left(2\pi\frac{284+n}{365}\right) \tag{5}$$

式中,$n$表示日数。小时角$H$可由当地时间$T$计算得到,计算公式为:

$$H=15^\circ\times(T-12)$$

太阳方位角$\gamma_s$用于描述太阳在水平方向上的位置,是描述太阳位置的重要参数,计算公式为:

$$\cos\gamma_s=\frac{\sin\delta\cos L-\cos\delta\sin L\cos H}{\sin H} \tag{6}$$

通过调用PVGIS的接口并设置相关参数,包括建筑物经纬度坐标$(\lambda,L)$、屋顶方位角$\gamma$和倾斜角$\beta$,可获得不同时间间隔$t_i$(每小时、每天、每月)的太阳辐射量$G_i$(单位为Wh/m$^2$)等数据。基于此数据可算得建筑物屋顶的太阳能发电潜力$E_p$,计算公式为:

$$E_p=A_{\text{roof}}G_i \tag{7}$$

$$G_i=f\left(L,\lambda,\gamma,\beta,t_i\right) \tag{8}$$

式中,$A_{\text{roof}}$表示屋顶面积。

### 1.3 屋顶多朝向量化集成

影像采集时,不同的太阳方位角差会导致屋顶阴影分布存在差异,相同朝向的屋顶可能呈现显著表观区别,并导致网络的错误分类(见图1)。尤其是倾斜式屋顶,会呈现出对向判别混淆特征。例如,同一建筑物中的W向屋顶可能被错误分类为E向屋顶,反之亦然。倾斜屋顶一般具有对称性,面向某一方向的屋顶面积与面向相反方向的屋顶面积的比例通常接近1:1。文献[17]根据研究区的建筑物特点,将农村建筑屋顶划分为E-W向类、N-S向类和平顶类3种类型。受该研究的启发,并基于屋顶朝向的易混淆特点,本文将相对的方位角屋顶合并为同一类别,并重新计算加权太阳辐射量$G_j'$,以用于该类的太阳能潜力估计,计算公式为:

$$G_j'=\alpha G_i+\beta G_{i\text{-top}} \tag{9}$$

式中,$G_{i\text{-top}}$表示与第$i$类屋顶相差180°的斜顶式屋顶的太阳能辐射值。本文在屋顶信息数据集(roof information dataset, RID)上测试了4朝向、8朝向以及16朝向共3种朝向的分类情况。以3种情况中的E、NE、ENE为例,由式(7)计算而来的太能发电潜力分别表示为:

$$E_p^{\text{E-W}}=A_{\text{roof}}^{\text{E-W}}G_{\text{E-W}}'=A_{\text{roof}}^{\text{E-W}}(\alpha_1G_{\text{E}}+\beta_1G_{\text{W}}) \tag{10}$$

$$E_p^{\text{NE-SW}}=A_{\text{roof}}^{\text{NE-SW}}G_{\text{NE-SW}}'=A_{\text{roof}}^{\text{NE-SW}}(\alpha_2G_{\text{NE}}+\beta_2G_{\text{SW}}) \tag{11}$$

$$E_p^{\text{ENE-WSW}}=A_{\text{roof}}^{\text{ENE-WSW}}G_{\text{ENE-WSW}}'=A_{\text{roof}}^{\text{ENE-WSW}}(\alpha_3G_{\text{ENE}}+\beta_3G_{\text{WSW}}) \tag{12}$$

## 2 光伏潜力估算实验与结果

### 2.1 数据集与训练设置

RID(https://github.com/TUMFTM/RID)是一个用于屋顶提取的语义分割数据集[35],该数据集包含1 880张0.1 m空间分辨率的德国瓦滕贝格谷歌影像,并定义了18个类别,包括16个方位角类别(每个类别跨度为22.5°)、一个坡度为0°的平顶屋顶类别以及一个背景类别。本文一共设计了3种屋顶朝向分类方案,方案1:将16个方位类合并为4个,其他类别保持不变(图3);方案2:将16个方位类合并为8个,每类跨度为45°;方案3:与RID数据集的分类方案一致。本文基于MMSegmentation框架,训练了DeepLabv3+[25]、PSPNet[36]、HRNet[37]和UNet[22]4个常用于图像分割任务的网络,以提取屋顶几何形状并预测其类别。其中,DeepLabv3+、PSPNet均采用ResNet18作为主干网络。数据集按照7:2:1的比例划分为训练集、测试集和验证集。

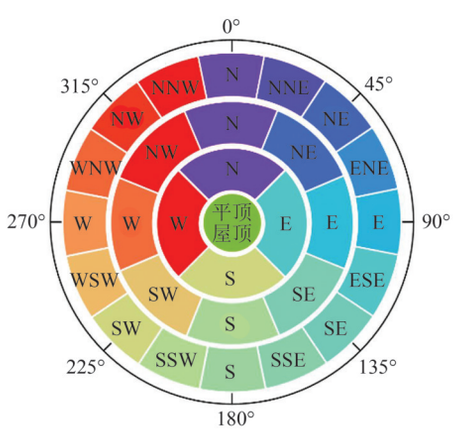



图3 屋顶分类方案示意图

Fig. 3 Diagram of Rooftop Classification Scheme

### 2.2 屋顶预测结果

#### 2.2.1 屋顶分类评价指标

为了评估预测的屋顶分割和朝向的准确性,本文分别计算了每个屋顶类别的交并比(intersection over union, IoU)和Acc:

$$E_{\text{IoU}}=\frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}}+N_{\text{FP}}+N_{\text{FN}}}\times100\% \tag{13}$$

$$E_{\text{Acc}}=\frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}}+N_{\text{FP}}}\times100\% \tag{14}$$

式中,$N_{\text{TP}}$、$N_{\text{FP}}$和$N_{\text{FN}}$分别表示分类结果中真阳性(true positive, TP)、假阳性(false positive, FP)和假阴性(false negative, FN)的数量。随后,通过对所有类别取平均值来计算平均交并比(mean IoU, mIoU)和平均Acc(mean Acc, mAcc)。

#### 2.2.2 屋顶朝向分类结果

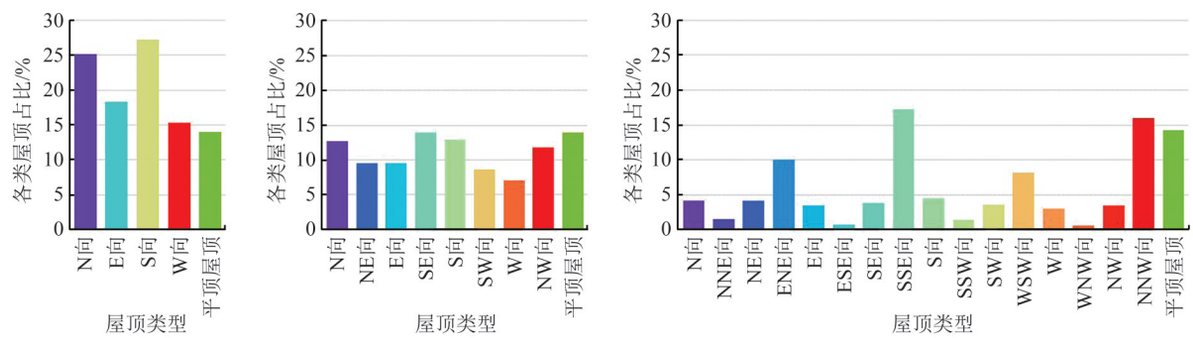
本文评估了不同网络模型在3种分类方案下的表现,结果如表1所示。由表1可知,方案1、方

**表 1　3种分类方案的网络表现/%**

Table 1　Network Performance of Three Classification Schemes/%

| 模型 | 方案 1 | | 方案 2 | | 方案 3 | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | mIoU | mAcc | mIoU | mAcc | mIoU | mAcc |
| DeepLabv3+ | 81.44 | 89.15 | 75.01 | 85.07 | 54.33 | 63.18 |
| HRNet | 80.69 | 88.75 | 73.41 | 84.29 | 55.8 | 65.94 |
| PSPNet | 80.39 | 88.57 | 72.53 | 82.98 | 52.43 | 60.93 |
| UNet | 79.64 | 87.79 | 72.27 | 83.21 | 51.44 | 60.66 |

案 2 的 mIoU 和 mAcc 与方案 3 相比均有大幅提升,其中 DeepLabv3+的性能提升最为显著。可见,随着屋顶类别数量的减少,屋顶的分类精度显著提高,数据分布的不均衡可能是导致不同类型屋顶分类精度差异较大的原因。图 4 展示了在 3 种分类方案下每个屋顶类别的占比。在方案 3(图 4(c))中,ESE 向、SSW 向和 WNW 向类的占比较小,不到 3%,而 SSE 向和 NNW 向类的占比超过 15%。方案 2 和方案 1 在减少类别后,各类屋顶的数据分布更加均衡。尽管方案 2 的各类屋顶数据分布相对更加均衡(见图 4(b)),其总体分类精度却低于方案 1,这表明过于细分的方位角类别可能不必要。




(a) 方案1　(b) 方案2　(c) 方案3

图 4　3种分类方案下各类屋顶的数据分布

Fig. 4　Data Distribution of Different Roof Types Under Three Classification Schemes

表 2~4 分别展示了方案 1、方案 2、方案 3 中除背景外其他屋顶类别的 IoU 值。实验结果表明,DeepLabv3+在所有网络中表现优异,方案 1 中方位角类屋顶的 IoU 均超过 80%。其中,N 向类屋顶的分类精度最高,达到了 86.65%,其次为 S 向类,精度比 N 向类低 0.42%。值得注意的是,方案 1 中 4 个网络在 E 向类和 W 向类的分类精度明显低于 N 向类和 S 向类,且 N 向类屋顶的分类精度表现最佳。方案 2 的预测结果也呈现出类似的趋势(见表 3),以 DeepLabv3+为例,E 向类屋顶的 IoU 比 N 向类低 9.00%,这可能与 E 向类样本较少有关。然而,尽管 NE 向类的样本量与 E 向类相近,其 IoU 仍然低于 E 向类,这一问题在分类更为细致的方案 3 中尤为突出。

**表 2　方案 1 下各类别的 IoU 值/%**

Table 2　IoU Values of Each Category Under Scheme 1/%

| 模型 | N 向 | E 向 | S 向 | W 向 | 平顶屋顶 |
|---|---|---|---|---|---|
| DeepLabv3+ | 86.65 | 82.98 | 86.23 | 80.19 | 55.96 |
| HRNet | 86.34 | 82.52 | 85.32 | 79.32 | 54.11 |
| PSPNet | 86.41 | 81.37 | 86.03 | 78.48 | 53.50 |
| UNet | 85.83 | 80.91 | 85.08 | 78.57 | 50.98 |

如表 4 所示,在方案 3 中 N 向类、NE 向类和 S 向类的样本量相当,但 DeepLabv3+网络中 N 向类和 S 向类的 IoU 均超过 75%,而 NE 向类的 IoU 仅为 43.37%。同样,E 向类、SE 向类、SW 向类和 NW 向类屋顶的样本量相近,但 DeepLabv3+网络中 SW 向类屋顶的分类精度明显低于其他 3 类,差距约为 40%。其他 3 个网络的分类结果与 DeepLabv3+类似,这表明除了数据样本量的影响外,屋顶的色彩差异也是影响网络分类精度的重要因素。由于实验区域位于北半球中纬度地区,斜顶屋顶的 N 面常年处于阴影之下,E 向和 W 向屋顶的颜色随太阳方位角变化,导致网络难以学习到稳定的特征,从而影响了这些屋顶的分类精度。

为了更好地展示各网络的分类效果,图 5 举例可视化了不同网络预测的屋顶几何形状和屋顶类别。在预测屋顶几何边界方面,DeepLabv3+的预测结果比 HRNet、PSPNet 和 UNet 更为准确和清晰。HRNet 和 PSPNet 在屋顶朝向分类上存在明显的误分类问题,例 2 中,HRNet 将 E 向屋顶误识别为 W 向,W 向屋顶误识别为 E 向。这是因为影像拍摄时为中午,E 向和 W 向屋顶的颜色相近且屋脊线不明显。PSPNet 和 UNet 预测的平顶屋顶存在明显的空洞。此外,当屋顶被建筑阴影严重遮盖时,4 个网络均无法识别阴影部分,并将其误分为背景,这也是平顶屋顶的分类精度提升较方位角类屋顶较为有限的原因。

**表3 方案2下各类别的IoU值/%**

Table 3 IoU Values of Each Category Under Scheme 2/%

| 模型 | N向 | NE向 | E向 | SE向 | S向 | SW向 | W向 | NW向 | 平顶屋顶 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| DeepLabv3+ | 80.55 | 75.39 | 71.55 | 76.86 | 74.01 | 74.28 | 71.43 | 77.93 | 51.61 |
| HRNet | 78.06 | 75.07 | 71.52 | 76.15 | 74.73 | 67.71 | 66.32 | 76.99 | 51.03 |
| PSPNet | 77.67 | 70.59 | 69.48 | 75.31 | 73.93 | 70.42 | 67.33 | 75.39 | 48.89 |
| UNet | 77.97 | 70.15 | 69.28 | 74.41 | 73.58 | 70.16 | 67.61 | 75.41 | 47.76 |

**表4 方案3下各类别的IoU值/%**

Table 4 IoU Values of Each Category Under Scheme 3/%

| 模型 | N向 | NNE向 | NE向 | ENE向 | E向 | ESE向 | SE向 | SSE向 | S向 | SSW向 | SW向 | WSW向 | W向 | WNW向 | NW向 | NNW向 | 平顶屋顶 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| DeepLabv3+ | 75.72 | 10.86 | 43.37 | 80.75 | 60.08 | 19.03 | 65.19 | 82.15 | 76.66 | 7.78 | 23.07 | 76.53 | 44.57 | 10.21 | 69.66 | 83.52 | 52.29 |
| HRNet | 76.87 | 20.09 | 31.05 | 77.84 | 57.01 | 13.26 | 65.35 | 82.29 | 77.64 | 47.83 | 26.35 | 75.47 | 45.63 | 7.47 | 67.30 | 84.08 | 52.31 |
| PSPNet | 75.02 | 2.64 | 36.67 | 80.65 | 51.85 | 17.27 | 65.03 | 82.06 | 79.23 | 0.87 | 23.27 | 76.72 | 41.84 | 12.05 | 69.63 | 83.39 | 49.25 |
| UNet | 72.02 | 5.86 | 32.92 | 80.12 | 59.54 | 9.07 | 57.97 | 81.17 | 71.70 | 12.86 | 20.11 | 76.99 | 44.49 | 6.48 | 68.34 | 82.27 | 47.64 |

考虑到镜像、旋转等数据增强可以丰富训练样本的种类,本文在保持地理特性不变的前提下,设计了3种数据增强方式:(1)方法一将影像左右镜像,并保持"左W右E"的标签,即镜像后的标签中E向改为W向,反之亦然。(2)方法二将影像上下镜像,并保持"上N下S"的标签。(3)方法三将影像旋转180°,并保持"上N下S,左W右E"的标签。以DeepLabv3+和4向屋顶类别为例的数据增强后的实验结果如表5所示。由表5可知,方法一会导致E向、W向的分类精度显著降低,这是因为太阳东升西落导致E-W向屋顶阴影变化较大(见图1),从而使得相同的朝向标签对应了多种图像纹理特征,且中午采集的影像中E-W向屋顶的表观信息近乎一致,进一步导致网络难以区分E-W向屋顶区域与语义类别。方法二中,N向、S向因受太阳照射产生的明暗变化较小,且纹理差异鲜明,尽管可能存在语义分歧,但网络通过训练可准确识别N-S向屋顶区域,并通过相对位置关系来提取朝向类别。方法三则确保了增强后样本与原样本的上下文一致性,因此,整体精度下降不明显。此外,3种增强方法均导致N向、S向分类精度呈现小幅降低,这是因为增强后样本呈现的上下文语义与地理位置产生部分歧义。例如,RID数据采集自北半球冬季,阴影多呈现在房屋N侧,而增强后的样本阴影出现在房屋S侧。图6展示了不同增强方法对应的预测结果,采用左右镜像增强后,模型完全混淆了原始影像中的E-W朝向。

### 2.3 太阳能潜力估计结果

为了证明所提框架在太阳能潜力估计中的有效性,本文通过计算相对误差来评估太阳能潜力估计的预测精度,计算公式为:

$$\varepsilon=\frac{\left|E_{\text{pre}}-E_{\text{true}}\right|}{E_{\text{true}}} \tag{15}$$

式中,$\varepsilon$表示太阳能潜力估计值的相对误差;$E_{\text{pre}}$表示预测的太阳能潜力总值;$E_{\text{true}}$表示真实值。RID数据集中提供了每一个屋顶面的方位角与倾斜角度,结合研究区域的经纬度,可根据式(8)在PVGIS中查询对应的$G_i$,并根据式(7)计算得到屋顶的真实太阳能发电潜力。

基于§1.3的假设和对研究区域的分析,本文将屋顶的倾斜角度$s$设定为35°[31,38],方位角$\theta$定义为每个类别的中心方位角值。在缺乏其他已知地理先验知识的情况下,取$\alpha$和$\beta$的值均为0.5。平顶屋顶倾斜角度$s$设为0°,并假设其太阳辐射量与S向屋顶一致。本文计算了3种分类方案下测试区域的屋顶太阳能潜力估计误差,结果如图7所示。图7中,$\varepsilon$和$\varepsilon_w$分别表示不采用、采用多向量化集成策略时的相对误差。通过应用该策略,3种分类方案的太阳能潜力估计误差均显著降低:方案1的误差从0.36%降至0.15%,方案2的误差从1.29%降至0.76%,方案3的误差从1.34%降至1.07%。由于本文提出的多朝向量化集成策略主要针对具有方位角特征的屋顶,为了排除平顶屋顶对误差的影响,进一步计算了仅包含斜顶式屋顶在使用加权策略前后的相对误差$\varepsilon'$与$\varepsilon'_w$(见图7)。结果显示,方案1的误差从0.27%降至0.04%,显著降低至原来的约1/7;方案2的误差从1.06%降至0.49%;方案3的误差从0.96%降至0.68%。3种方案的误差降幅均十分显著,进一步验证了该策略的有效性。此外,图8和图9分别以方案1为例,展示了实验区域的

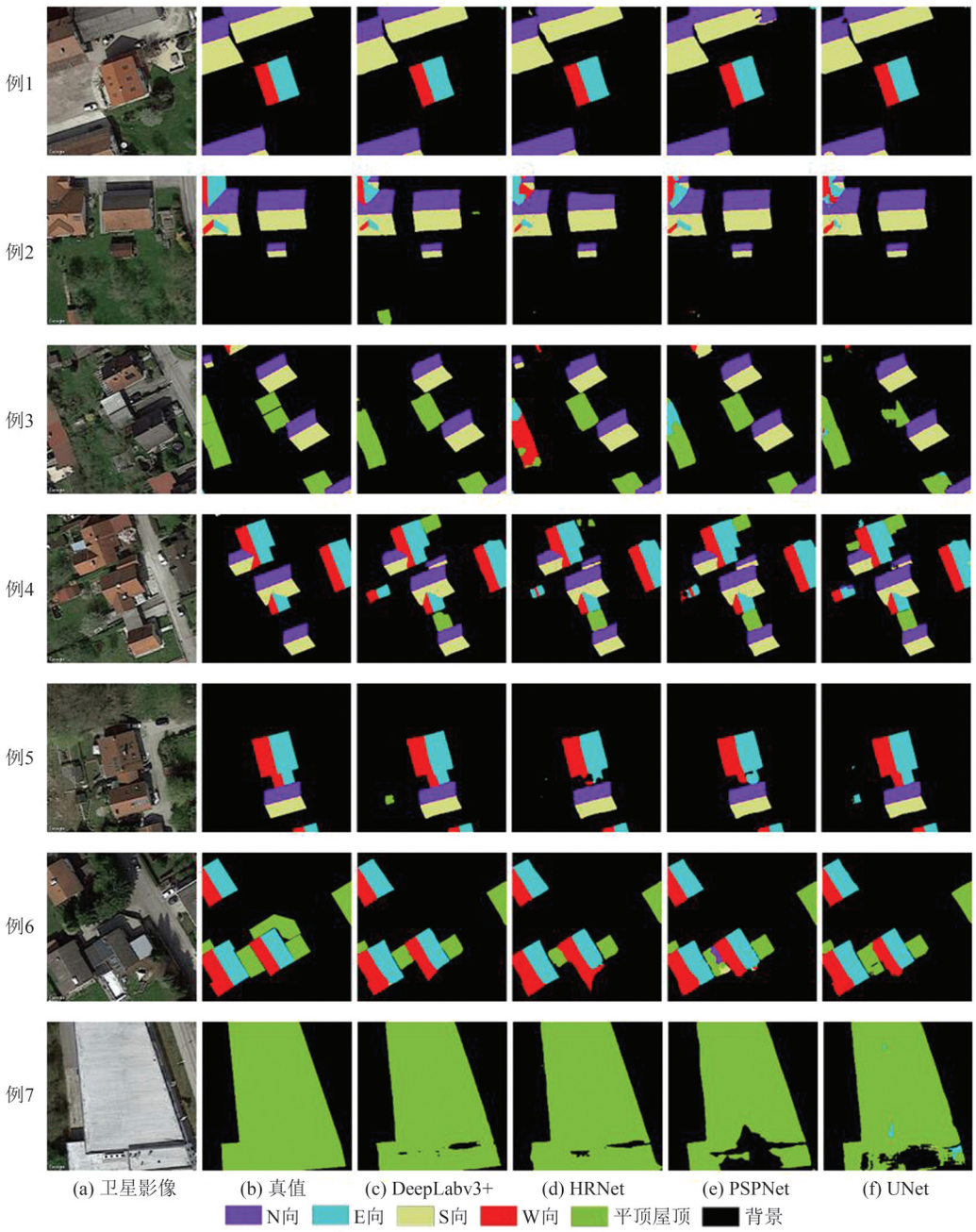



图 5　屋顶分割与朝向预测结果

Fig. 5　Results of Roof Segmentation and Orientation Prediction

**表 5　不同数据增强方式各类屋顶的 IoU 值/%**

Table 5　IoU Metrics for Roof Types with Different Data Augmentation Methods/%

| 模型 | 操作 | N向 | E向 | S向 | W向 | 平顶屋顶 | 背景 | mIoU | mAcc |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| DeepLabv3+ | | 86.65 | 82.98 | 86.23 | 80.19 | 55.96 | 96.66 | 81.44 | 89.15 |
| | 左右镜像 | 84.79 | 11.62 | 83.52 | 42.62 | 53.09 | 96.61 | 62.04 | 73.60 |
| | 上下镜像 | 84.04 | 81.35 | 84.44 | 79.10 | 53.67 | 96.59 | 79.86 | 88.25 |
| | 旋转 180° | 84.53 | 78.20 | 84.44 | 77.97 | 54.03 | 96.59 | 79.29 | 87.86 |

屋顶类别分布和太阳能潜力分布,该区域的总太阳能潜力为 12.49 GWh/a。

### 2.4　多朝向量化集成策略的有效性评估

由于多朝向量化集成策略主要针对斜顶式屋顶,即方位角类屋顶,为了验证所提策略在斜顶式屋顶光伏潜力评估中的有效性,本文分别计算了测试区域斜顶式屋顶在不同策略选择下的太阳能潜力估算值与真实值之间的相对误差,评估了两种分类方案下加权策略对光伏潜力估算精度的影响。鉴于方案 3 在不同朝向上表现出极

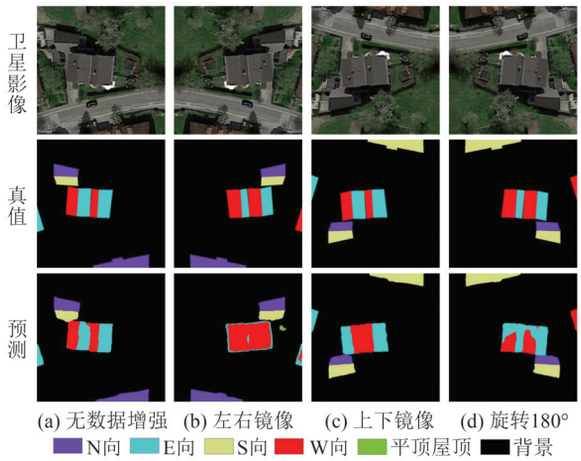



图6 不同数据增强方法的屋顶分割与朝向预测结果

Fig. 6 Results of Roof Segmentation and Orientation Prediction for Different Data Augmentation Methods

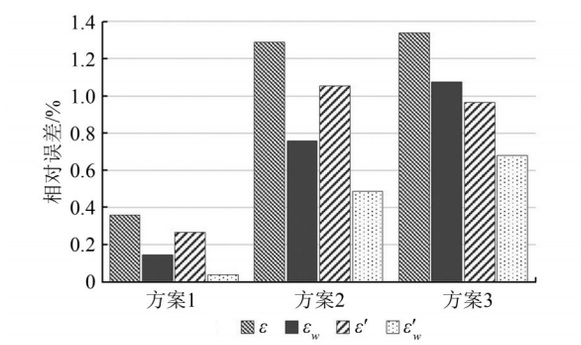



图7 太阳能预测结果相对误差

Fig. 7 Relative Errors of Prediction Results for Solar Energy

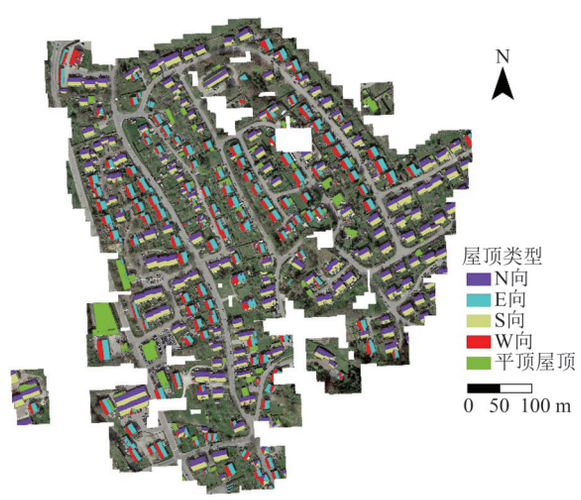



图8 屋顶类型分布

Fig. 8 Distribution of Roof Types

大的精度差异,因此,不用于对比分析。方案1不同多朝向量化集成策略的相对误差如表6所示,其中,未加权方案(即策略1)的相对误差为0.27%,应用多朝向量化集成策略后误差均有所改善。策略2是N-S加权与E-W加权,即计算$G'_{\text{N-S}}$与$G'_{\text{E-W}}$。考虑到S向和N向的屋顶识别Acc较高,容易出现类别混淆的方向主要在E向和W向,并且这两个类别的IoU值相对较低。因此,策略3中仅计算$G'_{\text{E-W}}$,其余两类不变。结果显示,策略2和3下斜顶式屋顶的太阳能潜力相对误差分别下降了0.23%与0.11%。

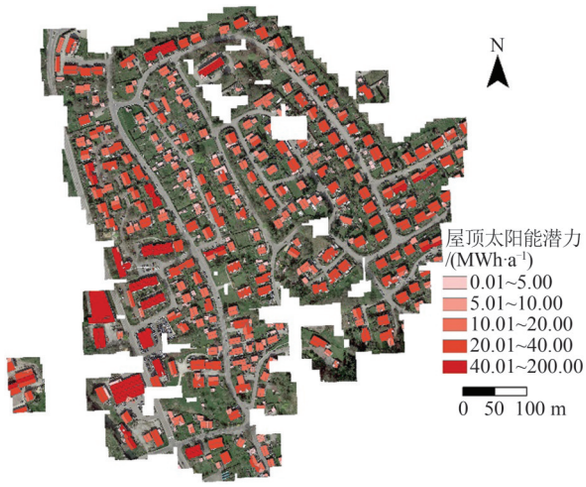



图9 太阳能潜力分布

Fig. 9 Distribution of Potential for Solar Energy

**表6 方案1中不同多朝向量化集成策略的相对误差**

Table 6 Relative Errors of Different Multi-orientation Quantitative Integration Strategies in Scheme 1

| 策略编号 | 斜顶式屋顶的相对误差/% | 方案说明 |
|---|---|---|
| 1 | 0.27 | 未加权 |
| 2 | 0.04 | 计算$G'_{\text{N-S}}$与$G'_{\text{E-W}}$ |
| 3 | 0.16 | 仅计算$G'_{\text{E-W}}$ |

如表7所示,方案2设计了相似的策略。由于方案2中共有8个方位角类别,因此,其可采用的策略更丰富。策略5将8个方位角类分为4组,分别计算其加权后的$G'$值。策略6与表6的策略3相同。根据方案2的网络预测结果,取分类精度相对较差的4类实施加权策略,即计算$G'_{\text{NE-SW}}$与$G'_{\text{E-W}}$,其余4个方位角类保持不变(策略7)。结果显示,3种策略都有效降低了相对误差,其中策略7下降幅度最大,下降了0.57%,策略5次之,下降了0.52%。

**表7 方案2中不同多朝向量化集成策略的相对误差**

Table 7 Relative Errors of Different Multi-orientation Quantitative Integration Strategies in Scheme 2

| 策略编号 | 斜顶式屋顶的相对误差/% | 方案说明 |
|---|---|---|
| 4 | 1.06 | 未加权 |
| 5 | 0.54 | 计算$G'_{\text{N-S}}$、$G'_{\text{NE-SW}}$、$G'_{\text{E-W}}$与$G'_{\text{SE-NW}}$ |
| 6 | 0.99 | 仅计算$G'_{\text{E-W}}$ |
| 7 | 0.49 | 计算$G'_{\text{NE-SW}}$与$G'_{\text{E-W}}$ |

## 3　讨　论

不同朝向的屋顶接收的太阳能辐射量存在显著差异,细化的朝向分类有助于提高太阳能潜力估算的精度。然而,该优势依赖于网络分类准确度的可靠性。实验结果表明,过多的朝向类别不仅会降低分类精度,还会影响屋顶段的提取。当方位角类屋顶被分为16个朝向时,不同朝向的屋顶样本存在分布不均衡的现象(见图4(c)),且分类精度显著下降(见表1)。通过合并相近朝向类别,将屋顶朝向降采样为4个朝向(见图4(a))或8个朝向(见图4(b)),都能够缓解样本分布不均的情况,提高朝向分类的精度。

DeepLabv3+在方案2下的mIoU达到75.01%,但仍然存在同一屋顶段被误分类为相邻朝向的情况。DeepLabv3+在方案1和方案2中的预测结果对比如图10所示。由图10(e)的例1可知,同一个N向类屋顶部分被误分类为NW向类,S向类屋顶被误分为SE向类;在例2中,SW向类屋顶段的一部分被误分类为W向类,而NE向类屋顶被误分为E向类。通过影像分析,被误分类的屋顶朝向之间的差异极小,这些屋顶段的朝向实际上可以归为同一类。此外,将屋顶朝向简化为N、E、S、W 4个类别,不仅降低了数据集标注的难度,还显著提高了预测精度。如图10(c)的例1,在减少类别后,同一屋顶段不再被误分割为多个部分,且屋顶朝向的标注也变得更加合理(如图10(b)的例4)。

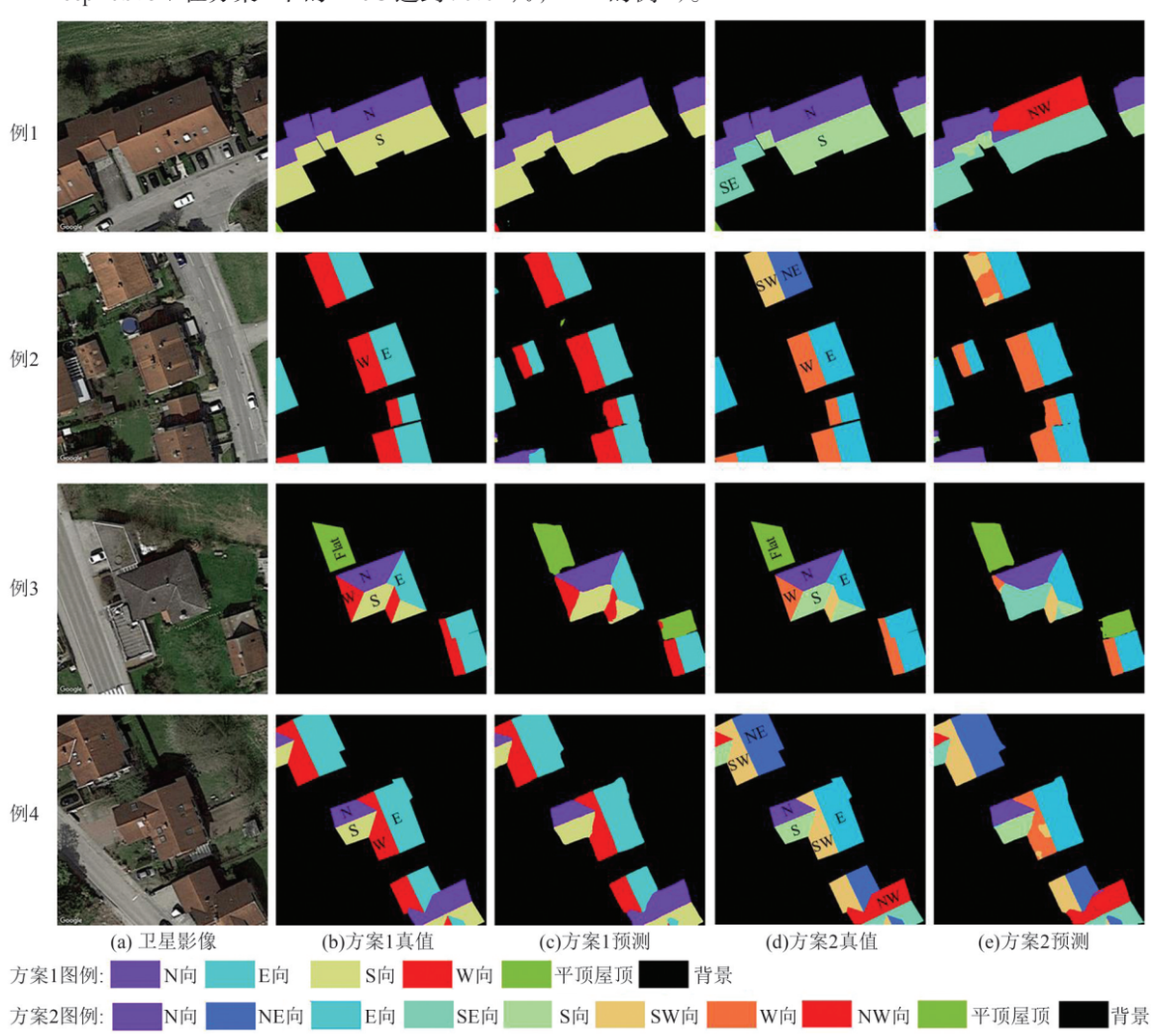



图10　DeepLabv3+在方案1和方案2中的预测结果对比

Fig. 10　Comparison of Prediction Results for DeepLabv3+ in Scheme 1 and Scheme 2

在太阳能预测中,本文基于斜顶式屋顶通常具有对称性的假设,提出了一种多向量化集成策略。该策略不限制屋顶朝向的类别数,仅要求满足相对朝向的对称性条件。考虑到实验区域主要为居民区,本文将$\alpha$和$\beta$均设置为0.5,旨在保证对向屋顶的面积尽可能平衡。然而,该策略在一定程度上忽略了混合式或非常规建筑的情况,如圆顶式屋顶、圆拱形屋顶等。RID数据集主要

针对德国区域,下一步工作将扩展测试数据集,增加对不同建筑形态的覆盖,以进一步验证和改进本文所提方法的泛化能力。可结合多视角影像或激光雷达点云数据,弥补单视角二维图像在复杂建筑形态识别上的不足,辅助识别屋顶类型。构建平顶类、斜顶式类、圆顶类、组合型类等的分层分类框架,并设计不同的屋顶段分割方案。同时,引入光照条件变化与气候特征参数,针对不同屋顶类型设计专用的优化策略。

## 4 结 语

本文提出了一种考虑屋顶朝向的太阳能潜力估算方法。先基于DeepLabv3+语义分割网络,利用高分辨率航拍影像对城市中的屋顶区域及各部分的朝向进行精确预测;然后,针对屋顶朝向之间易混淆的特性,提出了一种基于多向量化集成策略,并结合PVGIS提供的太阳能辐射数据计算太阳能潜力值。实验结果表明,本文所提方法能够有效提升太阳能潜力估算的精度。尽管如此,本文方法仍存在改进空间,尤其是在阴影覆盖区域和平顶屋顶的分割精度上。未来的研究将进一步探讨不规则及组合式建筑物的处理方法,并引入动态气象因素,以评估天气变化对太阳能潜力的影响。

### 参考文献


[1] LIU Z R, LIU X, ZHANG H R, et al. Integrated Physical Approach to Assessing Urban-Scale Building Photovoltaic Potential at High Spatiotemporal Resolution[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 388: 135979.

[2] WEI T X, ZHANG Y, ZHANG Y H, et al. City-Scale Roof-Top Photovoltaic Deployment Planning [J]. *Applied Energy*, 2024, 368: 123461.

[3] ZHANG Z X, CHEN M, ZHONG T, et al. Carbon Mitigation Potential Afforded by Rooftop Photovoltaic in China[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 2347.

[4] BYRNE J, TAMINIAU J, KURDGELASHVILI L, et al. A Review of the Solar City Concept and Methods to Assess Rooftop Solar Electric Potential, with an Illustrative Application to the City of Seoul [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 41: 830-844.

[5] WIGINTON L K, NGUYEN H T, PEARCE J M. Quantifying Rooftop Solar Photovoltaic Potential for Regional Renewable Energy Policy[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2010, 34 (4): 345-357.

[6] WANG Y, HE J J, CHEN W Y. Distributed Solar Photovoltaic Development Potential and a Roadmap at the City Level in China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 141: 110772.

[7] BUFFAT R, GRASSI S, RAUBAL M. A Scalable Method for Estimating Rooftop Solar Irradiation Potential over Large Regions[J]. *Applied Energy*, 2018, 216: 389-401.

[8] PAN D, BAI Y J, CHANG M, et al. The Technical and Economic Potential of Urban Rooftop Photovoltaic Systems for Power Generation in Guangzhou, China [J]. *Energy and Buildings*, 2022, 277: 112591.

[9] NI H Z, WANG D Y, ZHAO W Z, et al. Enhancing Rooftop Solar Energy Potential Evaluation in High-Density Cities: A Deep Learning and GIS Based Approach [J]. *Energy and Buildings*, 2024, 309: 113743.

[10] WONG M S, ZHU R, LIU Z Z, et al. Estimation of Hong Kong's Solar Energy Potential Using GIS and Remote Sensing Technologies[J]. *Renewable Energy*, 2016, 99: 325-335.

[11] ÖZDEMIR S, YAVUZDOĞAN A, BILGILIOĞLU B B, et al. SPAN: An Open-Source Plugin for Photovoltaic Potential Estimation of Individual Roof Segments Using Point Cloud Data [J]. *Renewable Energy*, 2023, 216: 119022.

[12] 霍芃芃, 江金光, 董友强, 等. 广域特征优化的机载点云建筑屋顶边缘点提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(6): 1216-1227.
HUO Pengpeng, JIANG Jinguang, DONG Youqiang, et al. A Method of Extracting Building Roof Edge Points from Airborne Point Clouds with Wide-Area Feature Optimization[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(6): 1216-1227.

[13] 徐景中, 李均. 复杂屋顶平面的RANSAC优化分割方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(9): 1531-1537.
XU Jingzhong, LI Jun. Optimal RANSAC Method for Segmentation of Complex Building Roof Planes [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(9): 1531-1537.

[14] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8 (6): 679-698.

[15] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures[J]. *Communications of the ACM*, 1972, 15(1): 11-15.

[16] HUANG Z J, MENDIS T, XU S. Urban Solar Utilization Potential Mapping via Deep Learning

Technology: A Case Study of Wuhan, China[J]. *Applied Energy*, 2019, 250: 283-291.

[17] SUN T, SHAN M, RONG X, et al. Estimating the Spatial Distribution of Solar Photovoltaic Power Generation Potential on Different Types of Rural Rooftops Using a Deep Learning Network Applied to Satellite Images [J]. *Applied Energy*, 2022, 315: 119025.

[18] CHEN Z, YANG B S, ZHU R, et al. City-Scale Solar PV Potential Estimation on 3D Buildings Using Multi-source RS Data: A Case Study in Wuhan, China[J]. *Applied Energy*, 2024, 359: 122720.

[19] ZHANG Z X, QIAN Z, ZHONG T, et al. Vectorized Rooftop Area Data for 90 Cities in China [J]. *Scientific Data*, 2022, 9: 66.

[20] HUA Y S, ZHU J S, LI Q Q. PCINet: A Prototype- and Concept-Based Interpretable Network for Mutli-scene Recognition[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2024, XLVIII-1-2024: 265-270.

[21] QIAN Z, CHEN M, SUN Z, et al. Simultaneous Extraction of Spatial and Attributional Building Information Across Large-Scale Urban Landscapes from High-Resolution Satellite Imagery[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 106: 105393.

[22] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Milan, Italy, 2015.

[23] LI G N, WANG Z X, XU C L, et al. A District-Scale Spatial Distribution Evaluation Method of Rooftop Solar Energy Potential Based on Deep Learning[J]. *Solar Energy*, 2024, 268: 112282.

[24] 叶昕, 秦其明, 王俊, 等. 利用高分辨率光学遥感图像检测震害损毁建筑物[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(1): 125-131.
YE Xin, QIN Qiming, WANG Jun, et al. Detecting Damaged Buildings Caused by Earthquake from Remote Sensing Image Using Local Spatial Statistics Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(1): 125-131.

[25] CHEN L C, ZHU Y K, PAPANDREOU G, et al. Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[C]//The European Conference on Computer Vision, Munich, Germany, 2018.

[26] ZHONG T, ZHANG Z X, CHEN M, et al. A City-Scale Estimation of Rooftop Solar Photovoltaic Potential Based on Deep Learning[J]. *Applied Energy*, 2021, 298: 117132.

[27] LIN W Y, ZHU J S, HUA Y S, et al. Towards Sustainable Urban Energy: A Robust Deep Learning Framework for Solar Potential Estimation[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2024, XLVIII-1-2024: 371-378.

[28] REN H S, SUN Y J, NORMAN TSE C F, et al. Optimal Packing and Planning for Large-Scale Distributed Rooftop Photovoltaic Systems Under Complex Shading Effects and Rooftop Availabilities[J]. *Energy*, 2023, 274: 127280.

[29] CHEN Z Q, YU B L, LI Y, et al. Assessing the Potential and Utilization of Solar Energy at the Building-Scale in Shanghai[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2022, 82: 103917.

[30] LEE S, IYENGAR S, FENG M H, et al. DeepRoof: A Data-Driven Approach for Solar Potential Estimation Using Rooftop Imagery[C]//The 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, Anchorage, USA, 2019.

[31] LI Q Y, KRAPF S, SHI Y L, et al. SolarNet: A Convolutional Neural Network-Based Framework for Rooftop Solar Potential Estimation from Aerial Imagery [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 116: 103098.

[32] HULD T, MÜLLER R, GAMBARDELLA A. A New Solar Radiation Database for Estimating PV Performance in Europe and Africa[J]. *Solar Energy*, 2012, 86(6): 1803-1815.

[33] LÓPEZ M, SOTO F, HERNÁNDEZ Z A. Assessment of the Potential of Floating Solar Photovoltaic Panels in Bodies of Water in Mainland Spain[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 340: 130752.

[34] VERDONE A, SCARDAPANE S, PANELLA M. Explainable Spatiotemporal Graph Neural Networks for Multi-site Photovoltaic Energy Production [J]. *Applied Energy*, 2024, 353(PB): 122151.

[35] KRAPF S, BOGENRIEDER L, NETZLER F, et al. RID-Roof Information Dataset for Computer Vision-Based Photovoltaic Potential Assessment[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(10): 2299.

[36] ZHAO H S, SHI J P, QI X J, et al. Pyramid Scene Parsing Network[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017.

[37] SUN K, XIAO B, LIU D, et al. Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, USA, 2020.

[38] MAINZER K, KILLINGER S, MCKENNA R, et al. Assessment of Rooftop Photovoltaic Potentials at the Urban Level Using Publicly Available Geodata and Image Recognition Techniques[J]. *Solar Energy*, 2017, 155: 561-573.