

# 基于遥感智能的中国分布式建筑光伏发电潜力评估方法及资源特性分析

陈晨<sup>1\*</sup>, 宋福龙<sup>1</sup>, 彭玲<sup>2</sup>, 陈德跃<sup>2</sup>, 陈伯煜<sup>3</sup>

(1. 全球能源互联网发展合作组织, 北京市 西城区 100031;

2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京市 朝阳区 100101;

3. 天津大学智能电网教育部重点实验室, 天津市 南开区 300072)

## Intelligent Remote Sensing-based Evaluation and Analysis on China's Distributed Building Photovoltaic Potentials

CHEN Chen<sup>1\*</sup>, SONG Fulong<sup>1</sup>, PENG Ling<sup>2</sup>, CHEN Deyue<sup>2</sup>, CHEN Boyu<sup>3</sup>

(1. Global Energy Interconnection Development and Cooperation Organization, Xicheng District, Beijing 100031, China;

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Chaoyang District, Beijing 100101, China;

3. Key Laboratory of Smart Grid of Education Ministry, Tianjin University, Nankai District, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** In recent years, rapid development of distributed building-photovoltaics (PV) in China has heightened the need for more precise and expansive methods to evaluate building-PV potentials for project development and grid integration planning. This study introduces an intelligent remote sensing-based evaluation method for distributed building-PV potential. Using sub-meter resolution satellite images, algorithms to recognize rooftop and façade for individual buildings were developed based on self-supervised learning and building shadow recognition respectively. With the recognition accuracy reached 87%, the exploitable area, potential installed capacity and annual generation of nationwide building-PV were assessed. Furthermore, this paper analyzed the “optimized angles” of rooftop PV panels and their impact on PV power generations. Impact factors on building-PV resources were discussed, as well as province clusters classified by development prospects. This method achieved a “bottom-up” batch and automated assessment of building-PV potential, providing an effective technique to support building-PV project and power grid integration planning.

**Keywords:** distributed building PV; PV generation potential; remote sensing satellites; machine learning; self-supervised learning

**摘要:** 近年来中国分布式建筑光伏快速发展, 项目开发和并网规划都迫切需要更高精度和更大范围的建筑光伏资源评估方法。提出一种基于遥感智能的建筑光伏发电潜力评估方法, 应用亚米级遥感卫星影像, 分别设计基于自监督学习的屋顶识别算法和阴影识别测高算法, 逐个识别测算得到全国建筑屋顶和建筑立面的光伏可开发面积, 评估了装机潜力和年发电量, 算法对建筑的平均识别精度达到87%。进一步分析了屋顶光伏最佳倾角分布及其对发电量的影响、建筑光伏资源分布影响因素和各省份分布式光伏开发前景分类。方法实现了“自下而上”批量化、自动化评估全国建筑光伏发电潜力, 可灵活支撑建筑光伏项目规划设计、开发建设、并网规划等多层次需求, 为全国建筑光伏有序开发提供了有效技术手段。

**关键词:** 分布式建筑光伏; 光伏发电潜力; 卫星遥感; 机器学习; 自监督学习

基金项目: 国家自然科学基金专项项目(42341206); 全球能源互联网集团有限公司科技项目(建筑光伏发电潜力评估方法及实证研究)。

National Natural Science Foundation of China (42341206); Science and Technology Project of Global Energy Interconnection Group Co., Ltd. (Research on the Evaluation Method and Empirical Analyses of Building Photovoltaic Power Generation Potential).

## 0 引言

中国正加快构建新型能源体系、建设新型电力系统, 优化调整能源结构推进能源绿色低碳转型<sup>[1]</sup>。太阳能光伏发电是中国新型能源体系的重要组成部分, 近年来得到了跨越式发展<sup>[2-5]</sup>。随着光伏组件成本的不断下降、光伏建筑一体化等技术的不断进步, 以建筑

光伏为主体的分布式光伏发展迅猛, 已成为中国东中部负荷中心地区就地满足电力需求的有效途径之一。2021年中国分布式光伏装机容量首次突破1亿kW<sup>[6]</sup>。截至2023年, 中国分布式光伏装机总容量已达到2.54亿kW<sup>[7]</sup>, 占光伏装机总量的42%。分布式光伏的快速发展对资源评估的精度和范围都提出了更高要求。一方面, 分布式光伏市场的持续升温使各市场主体对精确掌握各类建筑光伏载体的可开发资源体现出极大关注; 另一方面, 分布式光伏大规模快速并网给各地配电网带来显著冲击, 截至2023年底已有多个县市甚至省份宣布配电网可接入容量不足甚至为零<sup>[8]</sup>, 及时掌握各配电网区建筑光伏可开发潜力已成为超前开展配电网扩容升级规划的关键需求。

近年来针对建筑光伏可开发面积评估的相关研究逐渐增多。针对建筑屋顶, 目前主要评估方法有2类。一是根据区域特征、统计规划、人口统计、经验参数等数据信息, 结合抽样调研, 估算一定范围内建筑的屋顶光伏可开发面积, 如基于国际气候耦合模型对屋顶光伏发电潜力的评估方法<sup>[9]</sup>、基于土地控规的屋顶光伏面积评估方法<sup>[10-11]</sup>、基于建筑和人口等统计和调查信息的屋顶面积估算方法<sup>[12-14]</sup>、基于装机密度的经验参数估算<sup>[15]</sup>等。这类方法较为简便, 但难以精确评估具体建筑, 且对于数据来源和统计口径的依赖程度较高。二是基于遥感信息、地理信息等技术的评估方法, 如基于遥感卫星影像的图像识别评估屋顶面积方法<sup>[16-18]</sup>、基于激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)扫描数据的屋顶面积评估方法<sup>[19-20]</sup>、基于建筑三维建模的屋顶面积评估方法<sup>[21]</sup>等。这类方法评估结果准确, 但数据量巨大、评估范围和效率依赖于算法设计。针对建筑立面, 常见的面积评估方法同样有2类, 一是根据不同建筑特点和区域样本估算城市建筑立面光伏可开发面积<sup>[22]</sup>, 其特点同样为可操作性强但精确性受限; 二是应用LiDAR、建筑三维建模<sup>[21]</sup>等技术, 评估结果精确但成本较高、范围有限。

中国高分辨率遥感卫星近年来得到广泛应用, 人工智能图像识别技术更是快速发展, 应用图像识别算法从遥感影像中批量化、自动化逐个识别建筑, 进而评估建筑光伏发电潜力已成为可能。相关研究已见报道, 如王光辉等<sup>[23]</sup>通过机器学习算法识别资源一号和高分一号卫星遥感影像, 结合区域估算系数评估了全国建筑屋顶面积, 并进一步评估了中国农村建筑屋顶面积和光伏可配置装机容量<sup>[24]</sup>; Teng Zhong等<sup>[17]</sup>设计

深度学习算法从谷歌卫星遥感影像中识别建筑, 评估南京市辖区的屋顶光伏可开发面积。这些工作均显示了类似方法具备推广至全国范围的潜力。同时, 得益于高精度气象卫星的应用和历史气象观测数据的完善, 太阳能资源数据的分辨率也可达到千米甚至更小级别, 可以支撑逐个评估建筑的光伏发电潜力。但是, 中国建筑数量众多、形态各异、分布广泛, 逐个精确识别全国海量建筑对图像识别算法带来了挑战。尤其是难以在平面遥感影像中准确直观显示的建筑物立面, 需要基于建筑的遥感影像特点设计间接测算方法。

本文提出基于遥感智能的分布式建筑光伏发电潜力评估方法, 基于亚米级卫星的高分辨率遥感影像, 针对建筑屋顶和立面的影像特点, 分别设计基于自监督学习的屋顶识别算法和基于建筑阴影测高的立面面积算法, 逐个识别遥感影像中的屋顶和立面并测算光伏可开发面积; 再建立建筑光伏发电潜力评估模型形成逐个评估全国建筑光伏发电潜力的全流程方法。第1章主要介绍研究思路和方法流程; 第2章介绍方法涉及的数据、算法和模型; 第3章展示建筑识别提取效果和全国建筑光伏发电潜力的评估结果; 第4章对评估结果和相关问题进行讨论; 最后总结主要结论。

## 1 研究思路

建筑光伏发电潜力评估主要分为5步: ①提取多源高分辨率卫星遥感影像数据; ②设计机器学习算法从影像中批量识别提取建筑屋顶和立面, 逐像素计算建筑屋顶和立面面积; ③设计建筑光伏可开发面积折减系数体系, 测算光伏可开发面积; ④根据太阳照射和光伏组件的空间几何关系测算组件的安装倾角, 结合可开发面积和组件参数测算每个建筑光伏装机潜力; ⑤建立光伏发电模型测算屋顶和立面光伏的年发电量。

针对建筑立面在平面遥感影像中难以准确直观显示问题, 本文设计了识别影像中的建筑阴影进行阴影测高的方法间接计算建筑立面面积。因此立面光伏发电潜力评估思路的第②步细分为(2-1)设计机器学习算法从遥感影像中批量识别建筑阴影和(2-2)结合卫星拍摄和太阳光照射信息设计建筑阴影测高算法、逐个测算建筑立面面积2个步骤。对于一些建筑阴影扭曲或丢失的区域, 则采用不同卫星数据建立建

筑的数字高程模型直接测算立面面积。本文总体研究思路如图1所示。

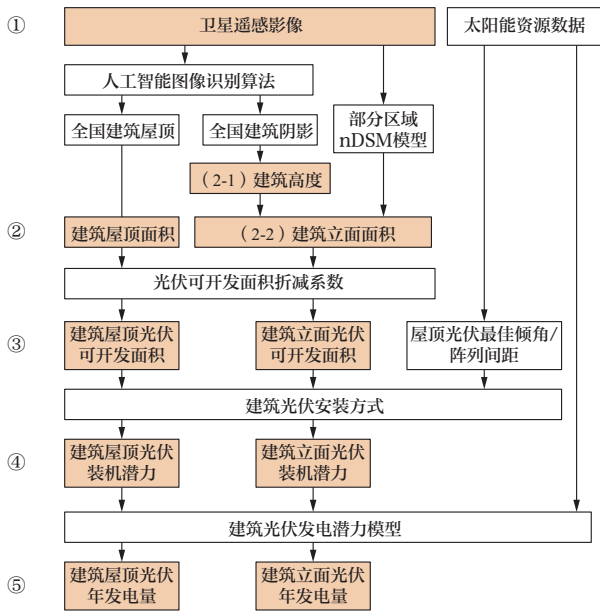


图1 研究思路  
Fig. 1 Research scheme

本文在后续涉及全国区域性统计分析时采用中国当前区域电网的划分口径，将全国31个省级行政区（不含港、澳、台）分为7大区域，见表1。

表1 区域划分列表

Table 1 Division of research areas

区域	省份
华北	北京、天津、河北、山西、内蒙古、山东
华东	上海、江苏、安徽、浙江、福建
华中	河南、湖北、湖南、江西
东北	辽宁、吉林、黑龙江
西北	陕西、甘肃、宁夏、青海、新疆
西南	重庆、四川、西藏
南方	广东、广西、贵州、云南、海南

## 2 基于遥感智能的建筑光伏发电潜力评估方法

### 2.1 全国建筑物遥感信息初筛

建筑分布具有显著的聚集性，本文首先使用 Google Earth Engine (GEE) 云平台的Landsat 8卫星的中分辨率遥感影像（空间分辨率30 m）对全国建筑物进行初筛，构建归一化差值裸地与建筑用地指数 (normalized difference bareness and built-up index,

NDBBI)，剔除森林、荒漠、山地等几乎没有建筑分布的地区。同时结合土地覆盖数据<sup>[25]</sup>，通过二值化、拼接、重采样等步骤，克服荒漠地区建筑物误分现象。

$$I_{NDBBI} = \frac{1.5 \times B_{MIR2} - (B_{NIR} + B_{Green}) / 2}{1.5 \times B_{MIR2} + (B_{NIR} + B_{Green}) / 2} \quad (1)$$

式中： $I_{NDBBI}$ 为归一化差值裸地与建筑用地指数； $B_{MIR2}$ 为影像像素在短波红外波段反射率； $B_{NIR}$ 为影像像素在近红外波段反射率； $B_{Green}$ 为影像像素在绿波段反射率。

### 2.2 屋顶光伏可开发面积测算

#### 2.2.1 基于自监督学习的屋顶识别与面积测算

针对逐个识别提取全国建筑的目标，本文基于全国建筑物初筛结果，采用谷歌地球卫星遥感影像形成高分辨率卫星遥感影像数据底图。底图数据最小空间分辨率0.5 m，适应大多数建筑的空间尺度。建筑屋顶数量众多、形态各异，若采取有监督的机器学习算法进行图像识别，人工标注学习样本的工作量巨大，识别提取效率受限。因此本文提出一种基于对比学习的自监督学习算法，利用深度学习模型的特征迁移能力，通过计算机自动构建标注进行模型训练并预测，提升算法对于海量且形态不一的建筑物的识别效率。

本文建立的自监督学习模型的主要结构如图2所示。总体思路由以下步骤组成。①特征编码：对无标注影像 $X'$ 和有标注影像 $X$ 进行特征编码，分别输入到代理任务和分割任务（目标任务）中，编码模型均采用U-Net神经网络结构。②训练代理任务：固定分割任务的神经网络模型参数，使用 $X'$ 编码得到的特征和分割任务中特征提取层的特征，用 $X'$ 数据训练代理任务的神经网络模型。③训练分割任务：和②同样的思路训练分割任务的神经网络模型。④迭代上述②和③的训练过程，实现对无标注特征的准确提取和迁移。在每一步迭代整合2个编码结构提取的特征时采取通道注意力机制CAM来对输入特征编码筛选，对目标中表现更好的特征赋予更大的权重。

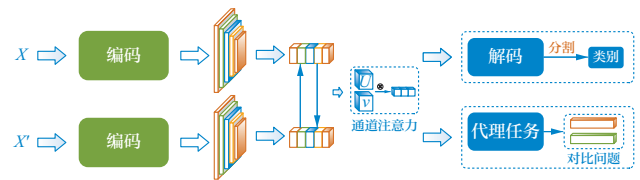


图2 自监督学习算法结构与总体思路

Fig. 2 Structure and procedure of self-supervised learning

上述流程中的第②步代理任务设计为多任务学习结构, 包括对比学习和图像修复2个学习任务, 以捕捉提取不同范围的图像特征。其中对比学习用于提取图像的全局特征, 其结构如图3所示。基于动量对比 (momentum contrast, MoCo) 思路对影像进行变换, 比较变换前后影像之间的相似性构建损失函数, 即式(2):

$$L_q = -\log \frac{\exp(q \times k_+ / \gamma)}{\sum_{i=0}^K \exp(q \times k_i / \gamma)} \quad (2)$$

式中:  $\gamma$  为超参数;  $q$  与  $k_+$  表示从一张图像中获取的样本对;  $k_i$  则表示从其他影像中编码得到的样本结果, 作为其负样本。

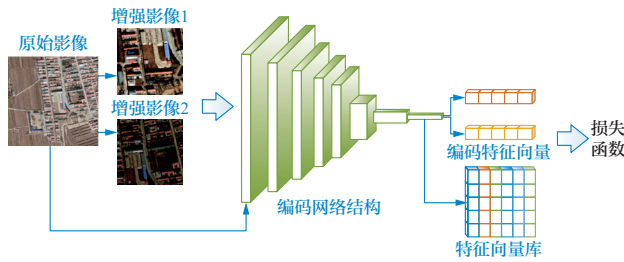


图3 对比学习算法结构

Fig. 3 Structure of contrasting learning

图像修复任务主要用来识别提取图像局部纹理细节特征, 算法结构如图4所示。其中图像重建网络采用U-Net网络模型结构, 输出新生成的RGB三通道相对应的数值。U-Net模型采用经典的VGG16的5层网络结构, 如图5所示。

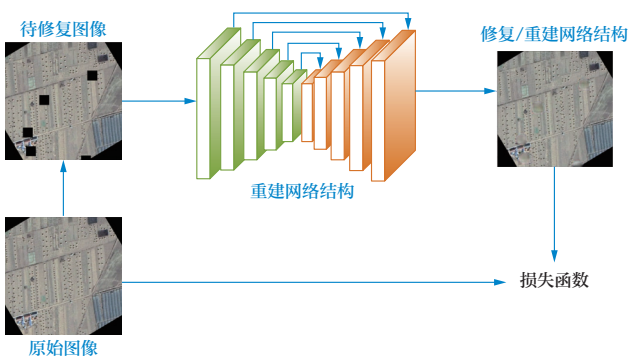


图4 图像修复算法结构

Fig. 4 Structure of image repairing

其中, 编码器为2个卷积层配合1个池化层, 卷积核大小均为 $3 \times 3$ , 卷积步长和填充均为1, 每个卷积层之后再跟随1个批量归一化层; 解码器与编码器结构对称, 采用向上采样代替最大池化, 并在每个解码层与相应编码层的特征图进行跳跃连接, 以融合不

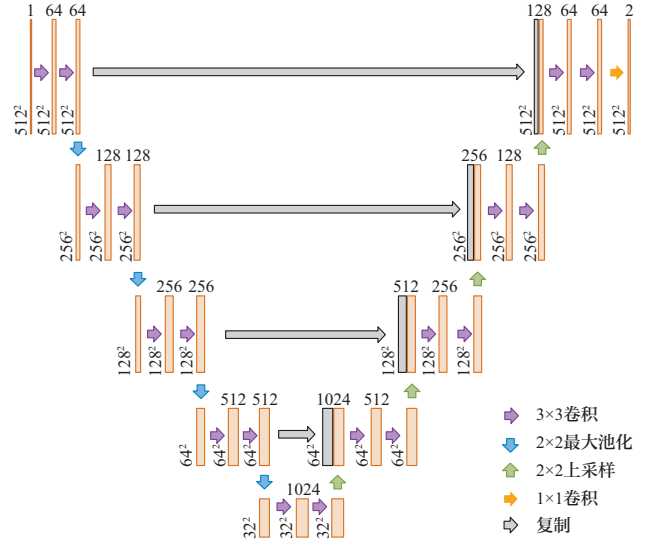


图5 U-Net网络模型结构

Fig. 5 Structure of U-Net network

同尺度的特征。在训练U-Net模型时使用学习衰减率方法。在预训练阶段, 初始学习率为0.003, 共迭代80 000次, 每迭代10 000次学习率变为原来的95%。在微调阶段, 学习率始终为0.005, 未进行衰减操作。

采用结构性相似指数 (structural similarity index, SSIM) 来构造图像修复任务中的修复损失函数:

$$I_{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3)$$

式中:  $\mu_x$  和  $\mu_y$  表示输入与输出影像的均值;  $\sigma_{xy}$ 、 $\sigma_x^2$  和  $\sigma_y^2$  分别表示两影像的协方差与方差;  $C_1$ 、 $C_2$  为常数。

本文制作面向有监督机器学习模型建筑标注样本超1万个, 通过随机抽样制作面向自监督学习模型的无标注建筑样本10万张。初始图片大小为 $512 \times 512$ 。模型结构与参考文献[26-27]近似, 代理任务的设置略有区别。对所有遥感影像进行逐像素识别判断其是否是建筑后, 即可累加计算每个屋顶的面积, 进而逐层累加得到各统计层次屋顶面积。

### 2.2.2 屋顶光伏可开发面积折减体系

屋顶光伏实际的可开发面积会受多重因素影响, 其综合折减系数 $f_{tpv}$ 为

$$f_{tpv} = f_u \times f_s \times f_b \quad (4)$$

式中:  $f_u$  为街区外建筑影响折减系数, 表征可开发面积受用地所处区域、周围道路宽度、周围建筑高度等因素的影响;  $f_s$  为街区内建筑影响折减系数, 表征不同用地类型街区内建筑之间相互遮挡对可开发面积的影响;  $f_b$  为单体建筑折减系数, 表征建筑屋顶楼梯间、电梯间和女儿墙等结构、设施设备以及屋顶其他用途

对光伏安装的影响。综合相关文献<sup>[28]</sup>和《城市居住区规划设计规范》等文件要求,提出屋顶光伏可开发面积折减系数,见附录A1。

## 2.3 立面光伏可开发面积测算

### 2.3.1 建筑阴影提取及建筑立面面积测算

本文采用“高分二号”卫星遥感影像作为全国建筑立面识别测算的底图数据。“高分二号”卫星空间分辨率达到0.8 m,可同时提供影像拍摄时的卫星姿态和太阳方位高度等参数。基于全国建筑物初筛结果和建筑屋顶提取结果,选取“高分二号”影像逾1万张作为遥感阴影测高数据源。原始影像经过辐射定标、正射校正、图像匹配、几何校正、图像融合等预处理,并进行数据格式转换、数据分块、图像切片等环节制作用于识别的数据样本集。

建筑阴影在高分辨率遥感影像中的特征相对突出,常用基于光谱特征的指数分析方法进行识别提取。但由于本文需实现面向全国建筑阴影的大范围自动提取,传统阴影指数法在应用中会出现指数跨区域失效问题。本文引入U-Net神经网络模型,通过深度学习方法提取遥感影像中的建筑阴影,U-Net模型网络结构和图5所示一致。在样本制作方面,为了加快提取速度,本文将样本及其覆盖的遥感影像裁剪为适合计算机处理的大小(384×384)进行训练和测试。最终数据集包括训练集2694张,验证集582张,测试集136张。

识别建筑阴影后,构建太阳-卫星-建筑阴影-建筑高度测算关系的空间几何模型(如图6所示),利用平行线模拟太阳直射光,基于卫星拍摄影像时的角度姿态和太阳方位高度等参数,即可测算建筑高度和立面面积。

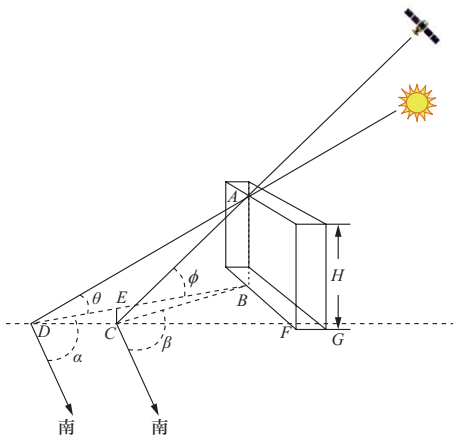


图6 建筑阴影测高空间几何模型示意图

Fig. 6 Spatial model of building height measurement through building shadows

### 2.3.2 基于“高分七号”卫星遥感影像的建筑立面面积测算

遥感影像中建筑密集地区的建筑阴影容易受周边环境干扰出现建筑“阴影扭曲”甚至“阴影丢失”现象,影响立面面积测算。本文进一步应用具有更优测高性能的“高分七号”卫星遥感影像。“高分七号”是中国首颗亚米级高分辨率光学传输型立体测绘卫星,空间分辨率0.8 m,采用主被动光学复合测绘新体制,配置1台双线阵相机和1台激光测高仪,其中双线阵相机可连续观测获取地面重叠影像用于获得立体影像,实现对地三维观测。

本文使用ENVI对“高分七号”卫星提供的立体像对进行处理,得到数字表面模型(digital surface model, DSM)。在ArcGIS栅格计算器中,输入DSM和数字高程模型(digital elevation model, DEM),计算DSM与DEM像元高度数值的差值,得到归一化数字表面模型(normalized digital surface model, nDSM),其中包含了所有建筑物高度信息。再将高度信息添加到建筑物矢量中,得到具有高度信息的建筑物矢量,从而计算每个建筑各朝向的立面面积。利用“高分七号”影像精确测算建筑各面面积方法细节及有关参数可参见文献<sup>[29]</sup>。

### 2.3.3 立面光伏可开发面积折减体系

同建筑屋顶光伏安装类似,建筑立面光伏在实际安装过程中也会受到各建筑外立面实际情况的影响,可开发面积同样需要在建筑立面总面积基础上折减得到。建筑立面光伏可开发面积折减综合系数 $f_{fpv}$ 可由式(5)计算:

$$f_{fpv} = f_w \times f_{sh} \quad (5)$$

式中: $f_w$ 为立面开窗等不可用面积折减; $f_{sh}$ 为建筑阴影遮挡折减。参考《民用建筑热工设计规范(GB50176—93)》等文件关于采光等要求和相关文献<sup>[30-31]</sup>中关于建筑阴影遮挡的研究参数,提出各朝向立面的光伏可开发面积折减系数,见附录A1。

## 2.4 建筑光伏发电潜力评估模型

对于建筑屋顶光伏,平屋顶安装光伏组件阵列可以选择固定安装式和自动跟踪式2种,实际工程中考虑成本和运行稳定性,采用固定安装方式的项目较为普遍。为使组件能够接受更多的太阳辐照,需要根据当地的太阳入射角度特点设计组件的安装倾角,同时基于全年太阳入射角变化引起的组件相互遮挡设计组件阵列间距。北半球平屋顶建筑铺设光伏阵列前后最

小间距一般以冬至日上午9时至下午5时阵列左右前后互不遮挡为原则设计组件的最佳倾角, 其空间关系如图7所示。其中 $\beta$ 为光伏板安装倾角、 $d$ 为光伏板阵列间距, 根据太阳能资源数据中全年的太阳方位角 $\gamma$ 、太阳高度角 $\alpha$ 以及光伏板长度 $l$ 计算, 再通过遍历搜索满足式(6)的倾角得到各位置的最佳倾角 $\beta_0$ 。本文选取修正后的美国国家太阳辐射数据库(National Solar Radiation Data Base, NSRDB)数据<sup>[32]</sup>作为资源数据源, 数据选择、修正和太阳能辐照模型详见附录A2。

$$\int G(\beta_0) \geq \int G(\beta), \quad \forall \beta \quad (6)$$

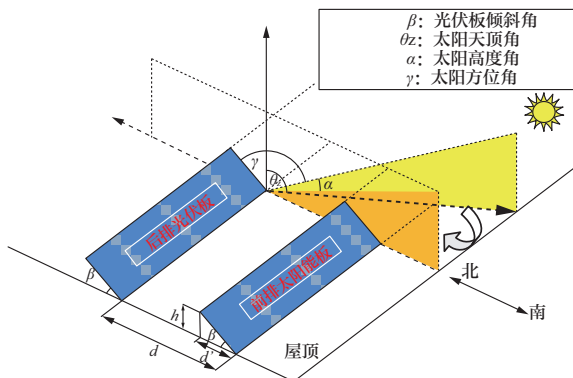


图7 平屋顶光伏阵列安装倾角空间关系示意图  
Fig. 7 Spatial model of PV panels on flat rooftop

确定了建筑光伏安装方式后, 即可进一步计算其装机潜力和发电量。对于平屋顶建筑光伏, 确定了屋顶光伏组件最佳倾角后, 即可根据式(7)评估光伏装机潜力:

$$C_p = S_a \cdot F_p \cdot P_{STC} / S_{panel} \quad (7)$$

式中:  $C_p$ 表示平屋顶的光伏装机潜力;  $S_a$ 表示屋顶的面积;  $P_{STC}$ 和 $S_{panel}$ 分别表示光伏板的额定输出功率和面积;  $F_p$ 为填充因子, 由式(8)计算:

$$F_p = [\cos \beta + \sin \beta \cos A_{zm} / \tan \alpha]^{-1} \quad (8)$$

坡屋顶和建筑立面一般采用平铺的光伏组件安装方式, 不存在组件间的阴影遮挡, 组件接受太阳辐照由建筑朝向和太阳辐照角度决定。由式(7)和式(8)容易看出, 采取平铺方式时填充因子为1。

得到装机潜力后, 结合评估地点的太阳能辐照数据, 可由式(9)计算光伏系统的发电量:

$$E = \eta \cdot C_p \cdot \frac{G}{G_{STC}} [1 - \tau(T_{work} - T_{STC})] \Delta t \quad (9)$$

式中:  $E$ 为光伏组件总发电量;  $G$ 为当地太阳能总辐照;  $G_{STC}$ 为光伏板标准工况下的太阳辐射量;  $\eta$ 为光伏逆变

器转化效率, 组件参数与文献[29]一致。

### 3 全国建筑光伏发电潜力评估结果

#### 3.1 建筑识别提取效果

本文通过随机目视对建筑识别结果进行了检查, 可以看出自监督学习模型在全国各地区都体现出了较好的识别提取效果, 在南北方、东西部之间均未体现出显著不同, 如图8、图9所示。

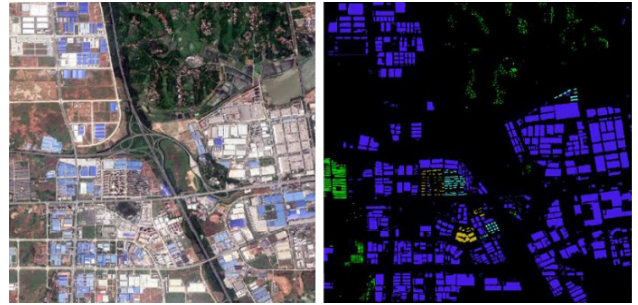


图8 武汉市建筑物识别效果示例  
Fig. 8 Building recognition examples in Wuhan



图9 杭州市建筑物识别效果示例  
Fig. 9 Building recognition examples in Hangzhou

在随机目视检查过程中发现耕地、水田、云层、桥梁、雪地、农田大棚是容易被错分为建筑物的对象, 主要由于中国区域差别较大、负样本涵盖对象不全面。针对上述对象添加了新的样本供模型学习, 修正后的识别效果得到了明显改善, 建筑识别受到如空地、道路、农田、水域等对象的影响基本被排除。最终模型针对不同位置如工业区、市区、农村、岸边等的建筑识别效果都体现出了较好的鲁棒性, 不同建筑类型如城市高楼、工业厂房、乡镇民房等也均未对识别效果产生影响, 如图10所示。

建筑阴影的遥感影像特征突出、识别的误分影响少, 识别效果好于建筑本身。图11展示了建筑阴影识别效果及其对应建筑匹配示例。

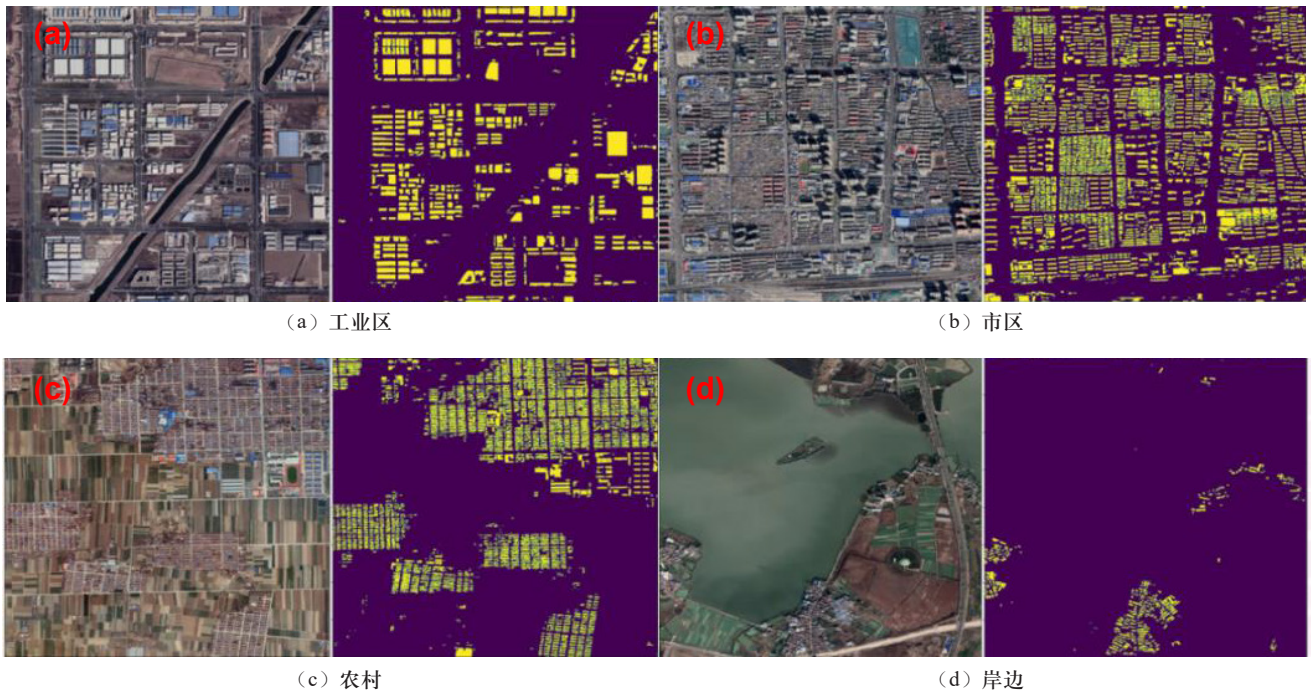


图 10 不同类型地块建筑识别效果举例  
Fig. 10 Buildings recognition examples in different areas

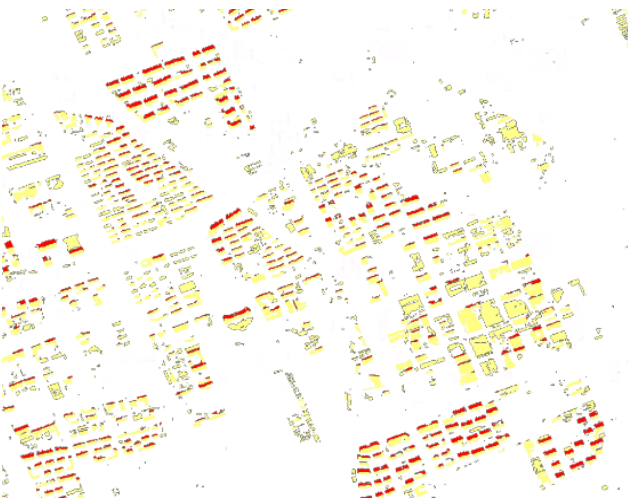


图 11 建筑阴影（红色）匹配对应建筑识别效果  
Fig. 11 Recognition of buildings and shadows (red)

### 3.2 建筑识别精度检验与实地验证

#### 3.2.1 建筑屋顶识别精度检验

本文使用 $F_1$ 分数对建筑屋顶识别精度进行检验。 $F_1$ 分数均衡评价了识别结果的精确率（准确性）和召回率（检出性），是遥感分类识别任务评价中常用的精度检验参数，其计算方法见附录B。为充分检验识别算法的泛化性能，本文在每个省份均选择代表性城市批量随机选择测试区，考察其中建筑屋顶的识别精度。各城市测试区的 $F_1$ 指标分布如图12所示，各城市

的平均 $F_1$ 分数均超过80%，在遥感分类任务中属于较好水平，全国平均 $F_1$ 分数达到87%，最高为湖北测试区达到96.3%。

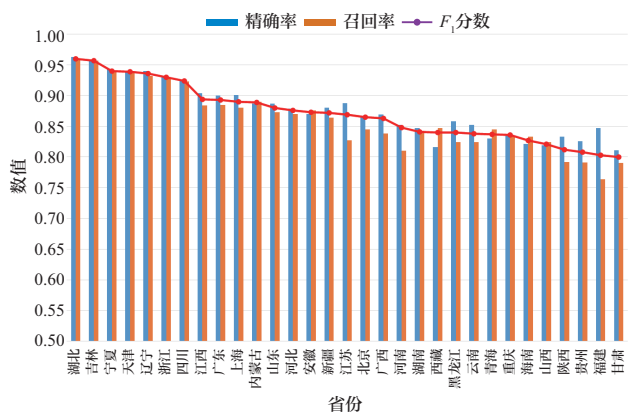


图 12 各省份测试区建筑屋顶识别精度检测  
Fig. 12 Recognition accuracy of building rooftops

#### 3.2.2 建筑高度识别精度实地验证

受测绘安全管理政策要求，建筑高度的公开信息较少，因此选择北京市朝阳区中国科学院奥运村科技园区的10栋建筑（如图13所示）开展实地测量，验证建筑高度计算结果的精度。

采用北斗手持终端分别获取建筑地面海拔高度和屋顶海拔高度数值计算每栋建筑实际高度，并与机器学习图像识别阴影测高的计算高度比对检验。由于验



图 13 建筑高度实地验证区

Fig. 13 Building height verification area

验证区属于北京市建筑密集区域, 实测过程中确实发现了“阴影扭曲”现象对测高结果的影响。在验证区中, 建筑3和建筑9的阴影受到相邻非常近的建筑影响, 建筑7和建筑8的阴影则受到旁边树木的影响, 导致遥感影像中的阴影边缘存在部分混合像元, 影响了识别效果。结合阴影扭曲程度统一修正计算结果, 实测高度和计算高度对比如表2所示。

表 2 建筑高度测算精度验证结果

Table 2 Building height calculated results verification

编号	层数	实测高度/m	计算高度/m	误差/m
1	13	56.55	51.64	-4.91
2	4	15.17	17.71	2.54
3	10	43.50	35.04	-8.47
4	11	41.50	42.16	0.66
5	6	22.89	25.79	2.90
6	9	36.09	37.77	1.68
7	9	35.64	28.98	-6.66
8	9	35.64	28.98	-6.66
9	11	42.28	34.74	-7.54
10	5	25.34	22.91	2.43

在验证区内, 所有建筑计算高度的误差均值为4.4 m, 绝对误差均在10 m以内。误差与建筑楼层分布之间未体现出显著相关, 说明误差主要来自阴影条件的影响。阴影条件最好的建筑6的绝对误差在2 m以内。这一结果体现出建筑物密集区域, 受各类地物影响出现的“阴影扭曲”甚至“阴影丢失”现象对阴影

测高计算结果带来的影响, 这也是前述提及在重点区域或建筑密集区域应用“高分七号”卫星影像的原因。而且, 验证区所有建筑计算高度的误差均值在5 m以内即一层左右的水平, 考虑到计算高度误差主要来自阴影条件而非建筑高度, 当测高建筑数量更多、层数更高的条件下, 这一误差水平对于大范围建筑测高的统计结果的影响就会更低, 进一步说明了利用遥感影像中的建筑阴影大面积测算建筑高度方法的可行性。

### 3.2.3 建筑屋顶光伏发电评估结果验证

本文进一步对评估得到的建筑屋顶光伏发电结果进行了对比验证, 形成对评估方法效果的全流程闭环验证。受限于分布式光伏电站实际发电统计数据的可得性, 本文选取了文献[33]中展示的广东、广西、贵州、云南4省份37个已建分布式光伏电站2018—2021年装机容量和实际发电量的统计数据。本文将广东、广西、云南3省份的评估得到的屋顶光伏发电平均发电利用小时和文献[33]实际折算数据进行了对比(贵州连续3年仅有1个电站数据, 统计效力较低, 未进行对比), 结果见表3。可以看出, 3个省份资源评估得到年发电利用小时与实际电站统计折算年发电利用小时最大误差比例仅7%, 验证了资源评估结果的有效性。

表 3 建筑屋顶光伏发电评估结果验证

Table 3 Rooftop PV generation results verification

省份	统计电站数量/个	2018—2021平均发电利用小时/h	资源评估平均发电利用小时/h	偏差/h	偏差/%
广东	14	856	920	64	7
广西	8	921	889	-32	-4
云南	11	1164	1156	-8	-1

## 3.3 全国建筑屋顶光伏发电潜力评估结果

### 3.3.1 屋顶光伏发电潜力及区域资源分布

应用前述评估方法得到目前全国建筑屋顶光伏可开发总面积为241.1亿 $\text{m}^2$ 、总装机潜力26亿kW、年发电量2.59万亿kWh, 年平均发电利用小时992 h。本文发电装机潜力评估结果与应用类似方法的评估研究结果基本一致。文献[34]在文献[23]应用遥感影像估算全国屋顶面积的基础上, 进一步评估得到全国城乡屋顶光伏装机潜力为28.4亿kW(其中城镇屋顶8.7亿kW, 农村屋顶19.7亿kW), 与本文评估结果偏差9.2%。全国屋顶光伏资源年平均发电利用小时与中国电力企业联合会统计全国在运分布式太阳能电站实际

年平均发电利用小时（2022年为907.2 h<sup>[35]</sup>，与本文评估结果偏差9.3%）同样基本一致。

全国及各区域建筑屋顶光伏资源评估数据见表4，各省份分布情况（占比）见图14。可以看出，华北地区的资源占比最高，屋顶光伏可开发面积、装机潜力和发电量在全国占比分别达到30%、25.6%和27.9%。华北的资源主要集中在山东和河北，山东的屋顶光伏可开发面积、装机潜力和发电量在全国占比分别达到12.4%、11.5%和12.2%，也是全国资源量最高的省份；河北的屋顶光伏可开发面积、装机潜力和发电量在全国占比分别达到9.7%、8%和8.8%。其他省份中江苏、河南和广东的资源较为丰富。东北地区可开发面积占比高于装机和发电量占比，主要是受高纬度地区光伏组件最佳倾角较大的影响。北方地区（华北、东北、西北）的屋顶光伏年平均发电利用小时超过了1000 h，高于全国平均水平。西南地区光照条件较差，平均发电利用小时较低。全国共有19个省份的屋顶光伏年平均发电利用小时超过全国均值。

表4 全国建筑屋顶光伏发电潜力评估结果及区域分布  
Table 4 Rooftop PV potential resources by region

区域	华北	华东	华中	东北	西北	西南	南方	全国
可开发面积/亿m <sup>2</sup>	72.3	45.2	46.8	25.0	15.8	10.5	25.5	241.1
装机潜力/亿kW	6.68	5.51	5.62	1.62	1.51	1.39	3.75	26.08
年发电量/亿kWh	7215	5289	5136	1816	1696	1178	3539	25 869
平均发电利用小时/h	1079	959	914	1121	1126	850	943	992

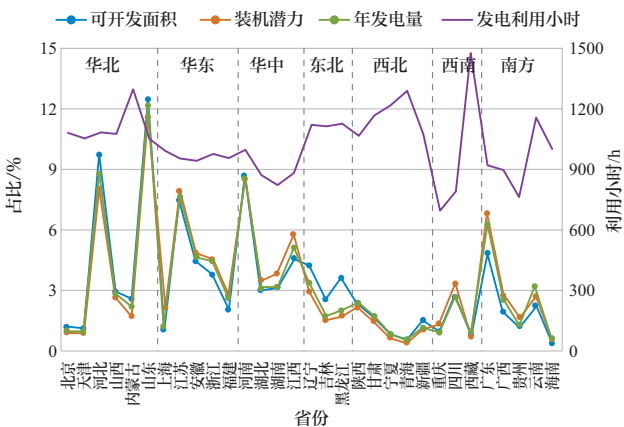


图14 全国建筑屋顶光伏发电潜力分布

Fig. 14 Distribution of rooftop PV potentials in China

### 3.3.2 立面光伏发电潜力及区域资源分布

应用前述评估方法得到目前全国建筑立面光伏可开发总面积为1 205.4亿m<sup>2</sup>、总装机潜力247.9亿kW、年发电量12.46万亿kWh，年平均发电利用小时502 h。

全国及各区域建筑立面光伏资源评估数据见表5，各省分布情况（占比）见图15。可以看出，华北地区的资源占比仍然最高，立面光伏可开发面积、装机潜力和发电量在全国占比分别达到24.1%、24.1%和25.8%。立面光伏发电资源在全国各省的分布比屋顶光伏资源更加均衡，资源较为集中的河北和山东占比最高仅达到9%。河北是全国立面光伏资源量最大的省份，可开发面积、装机潜力和发电量在全国占比分别达到8.5%、8.5%和9.1%。其他省份中江苏、河南和广东的立面光伏资源较为丰富。北方地区（华北、东北、西北）的立面光伏年平均发电利用小时高于全国平均水平，但最高也仅达到558 h。西南、华东和南方地区仅为480 h左右。全国共有16个省份的立面光伏年平均发电利用小时超过全国均值，各省份的年平均发电利用小时分布与屋顶光伏类似。

表5 全国建筑立面光伏发电潜力评估结果及区域分布  
Table 5 Façade PV potential resources by region

区域	华北	华东	华中	东北	西北	西南	南方	全国
可开发面积/亿m <sup>2</sup>	290.7	224.6	236.2	135.5	91.5	66.1	160.8	1 205.4
装机潜力/亿kW	59.7	46.2	48.8	27.8	18.8	13.6	33.0	247.9
年发电量/亿kWh	32 091	22 195	22 365	15 073	10 468	6 511	15 856	124 560
平均发电利用小时/h	538	481	459	541	558	478	480	502

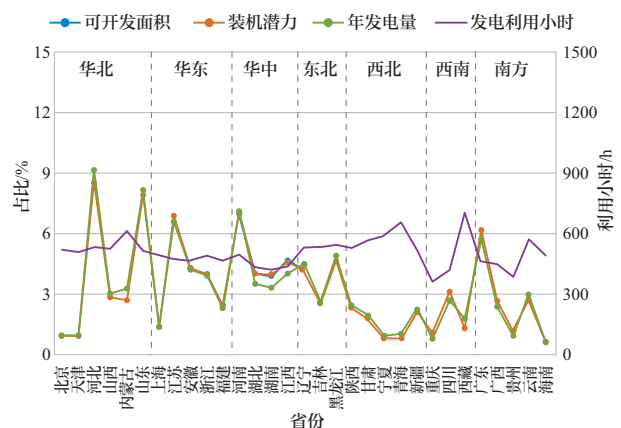


图15 全国建筑立面光伏发电潜力分布

Fig. 15 Distribution of façade PV potentials in China

## 4 结果讨论

### 4.1 屋顶光伏组件最佳倾角变化及其影响

为了最大限度利用各地太阳能资源, 各地平屋顶光伏组件设置以最佳倾角的固定倾角安装。图16展示了各省份平屋顶光伏组件最佳倾角的平均值。可以看出光伏组件的最佳倾角随纬度的升高而升高, 平均最佳倾角最大的黑龙江可达41.7°, 最低的海南仅为12.7°, 全国平均为26°。

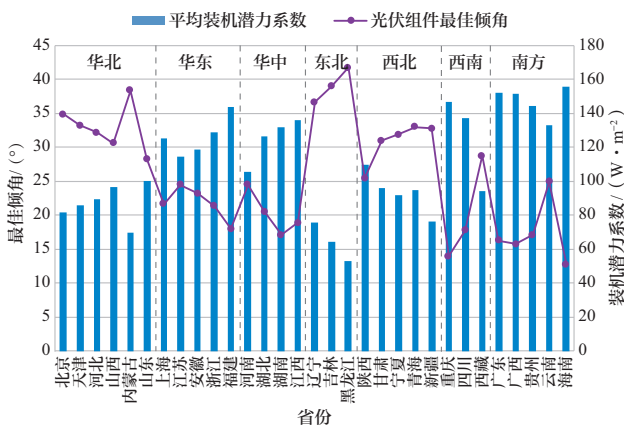


图 16 全国屋顶光伏组件最佳倾角及平均装机潜力系数

Fig. 16 Optimized rooftop PV panel angles and averaged capacity efficiencies

图16同时展示了依据各省份屋顶光伏可开发面积和装机潜力计算得到的各省份屋顶光伏平均装机潜力系数, 可以看出各地最佳倾角与平均装机潜力系数之间存在负相关关系。北方地区(华北、东北、西北)平均装机潜力系数基本在100 W/m<sup>2</sup>以内, 南方各省份的平均装机潜力系数可以达到130 W/m<sup>2</sup>。这主要是由于北方太阳高度角较低, 最佳倾角较大, 虽然增大了单位可开发面积上的装机容量, 但是组件的倒影变长导致需要更大的组件间距, 反而使平均装机潜力系数降低。

另一方面, 光伏组件的最佳倾角是与各地太阳能资源条件相关的理想参数, 代表了当地能够最大限度利用太阳能的理想条件, 按最佳倾角布置光伏组件获得的发电量即可认为是当地屋顶光伏的最大发电量。图17展示了各地装机容量不变但组件倾角为0°(平铺)时各地屋顶光伏发电量。可以看出, 最佳倾角带来的发电量增量最高可达255亿kWh(山东), 增量比例由1.5%(海南)到23%(黑龙江)变化, 增量比例的分布和图16中最佳倾角的分布几乎一致, 增量比例超过10%的省份都来自于华北、东北、西北地区, 说明了

在北方高纬度地区采取最佳倾角布置光伏组件的必要性。

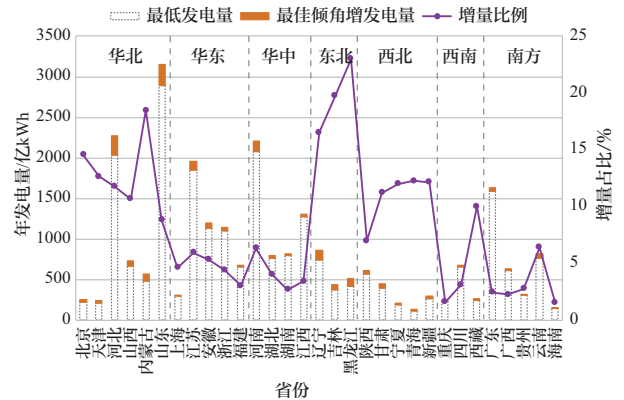


图 17 屋顶光伏组件最佳倾角对年发电量的影响

Fig. 17 Influences from optimized rooftop PV panel angles on rooftop PV generations

### 4.2 建筑光伏可开发面积的潜在影响因素

集中式光伏的开发条件主要受自然条件影响, 如地形、地质、覆盖物等。分布式建筑光伏依托各类建筑载体开发, 其可开发资源量及其分布同时受太阳能资源条件和影响建筑分布的经济社会因素的多重影响。本文选取了经济和社会2个维度共6项指标(详见表6, 各指标数据均来自国家统计局和各地方政府披露数据), 分别计算6项指标和全国屋顶、立面光伏可开发面积之间的Pearson相关系数和Spearman相关系数。

表 6 建筑光伏发电潜力影响因素指标  
Table 6 Impact factors for building PV potentials

	经济指标	社会指标
总量指标	2023年各省GDP	2023年各省人口
结构指标	2023年各省二产增加值	2023年各省城镇人口
	2023年各省三产增加值	2023年各省非城镇人口

图18分别展示了全国屋顶(图18(a))、立面(图18(b))光伏可开发面积和6项指标之间的2类相关系数的计算结果。可以看出, 2种建筑光伏的2类相关系数在各指标间的变化情况基本相同。从总量上看, 总人口与光伏可开发面积间的相关程度最高, 且高于经济总量(GDP)。从结构上看, 二产增加值与光伏可开发面积间的相关程度高于三产增加值, 城镇人口与光伏可开发面积间的相关程度高于非城镇人口, 说明城镇工业建筑是影响建筑光伏发电潜力的关键类别, 这也与近年来中国工商业分布式光伏快速发展的现状相符。

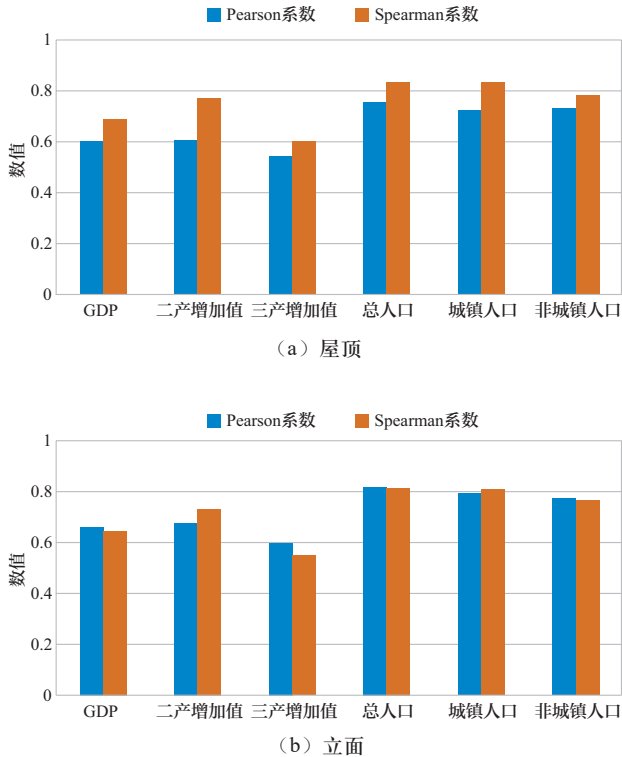


图 18 光伏可开发面积与各影响因素指标间的2类相关系数  
Fig. 18 Two correlation coefficients between rooftop / façade PV exploitable areas and each impact factor

### 4.3 各省份建筑光伏开发前景分类

本文进一步基于资源评估结果对中国各省份建筑屋顶和立面光伏的开发前景进行分析。采用k-means聚类模型，以各省份建筑屋顶/立面光伏发电量表征建筑光伏发电资源潜力、以各省2023年用电量表征当地光伏发电消纳空间构建2维数组，迭代计算聚类质心，并计算不同聚类数目 $n$ 下聚类结果的轮廓系数评价聚类结果（建筑光伏开发前景聚类模型及轮廓系数计算详见附录C）。轮廓系数计算结果显示屋顶和立面光伏均选择5个聚类的效果较好。图19（a）和（b）展示了分类结果。若一个省份的建筑光伏发电资源丰富且消纳空间较大（图中向右上角靠近），则未来开发分布式建筑光伏具备一定优势。

表7具体列出了各个类别包含的省份。可以看出，山东、江苏、浙江、广东、河北、河南构成了具备建筑光伏开发优势的第一梯队。其中山东是各省份中建筑光伏资源与本地电量消纳空间均体现优势的省份，江苏、浙江、广东三省份的电量消纳空间相对于资源更具优势，河北、河南的资源优势相对于消纳空间略显突出。受纬度影响，内蒙古和黑龙江开发立面光伏相对屋顶光伏略有优势。这一分类结果也与图19（c）

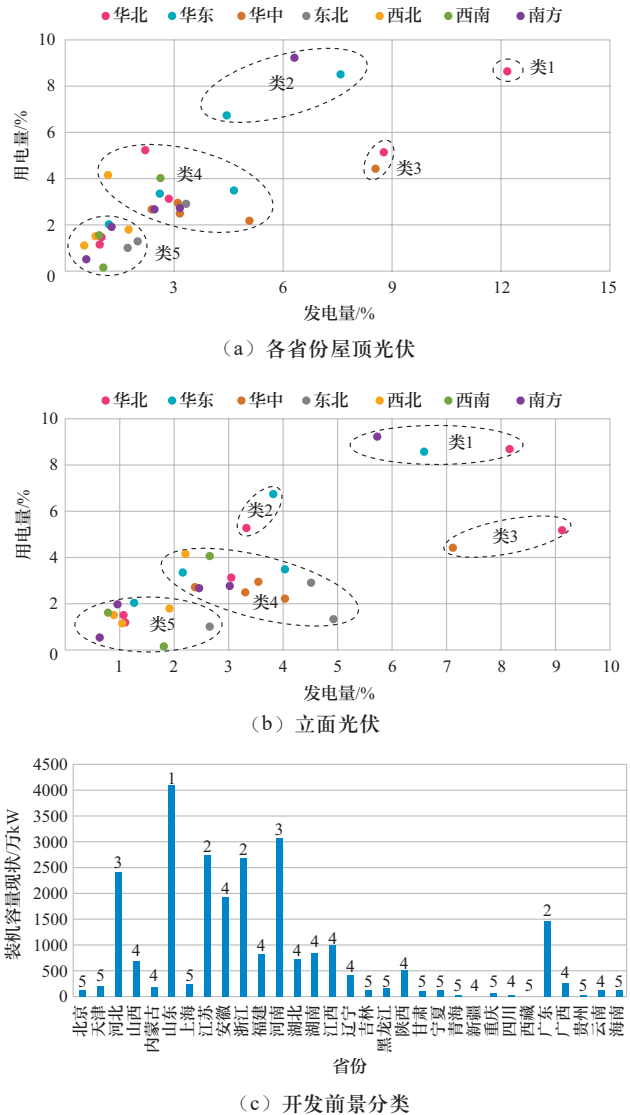


图 19 2023年各省分布式光伏装机及其对应分类  
Fig. 19 Province clusters by rooftop and façade PV development prospect and existing distributed PV installed capacity (2023) of each province and its cluster

表 7 各省份建筑光伏开发前景分类

Table 7 Province clusters by building-PV development prospects

类别	屋顶光伏	立面光伏
1	山东	山东、江苏、广东
2	江苏、浙江、广东	浙江、内蒙古
3	河北、河南	河北、河南
4	内蒙古、山西、安徽、福建、湖北、湖南、江西、辽宁、陕西、新疆、四川、云南、广西	山西、安徽、福建、湖北、湖南、江西、辽宁、黑龙江、陕西、新疆、四川、云南、广西
5	北京、天津、上海、吉林、黑龙江、甘肃、宁夏、青海、重庆、西藏、贵州、海南	北京、天津、上海、吉林、甘肃、宁夏、青海、重庆、西藏、贵州、海南

所展示的目前各省分布式光伏装机现状 (截至2023年<sup>[7]</sup>) 基本一致。

## 5 结论

本文提出了基于遥感智能的建筑光伏发电潜力评估方法。应用亚米级遥感卫星影像, 针对屋顶设计自监督学习屋顶识别与面积测算方法, 针对立面设计U-Net模型识别建筑阴影并测算建筑高度和立面面积, 并补充基于“高分七号”卫星遥感影像的建筑立面面积测算方法, 建立建筑光伏发电潜力模型, 实现了批量化、自动化、逐个测算全国建筑屋顶和立面光伏发电潜力。论文的主要结论如下:

1) 基于遥感智能的建筑光伏发电潜力评估方法针对全国范围各类建筑屋顶均体现出识别的有效性, 全国平均识别精度达到87%, 且对全国各地的各类建筑都体现出了较好的识别提取效果。针对建筑立面测高结果, 实地验证结果显示建筑计算高度的误差均值为4.4 m。本文也对比了评估发电结果和部分地区分布式光伏电站实测数据, 最大误差仅7%, 验证了本文方法的全流程有效性。

2) 全国建筑光伏发电潜力评估结果显示, 全国建筑屋顶光伏可开发总面积241.1亿m<sup>2</sup>、装机潜力约26亿kW、年发电量约2.59万亿kWh、年平均发电利用小时992 h; 全国建筑立面光伏可开发总面积1 205.4亿m<sup>2</sup>、装机潜力约247.9亿kW、年发电量约12.46万亿kWh、年平均发电利用小时502 h。建筑光伏发电潜力主要集中在华北、华东、华中等东中部地区的山东、河北、河南、江苏、广东等人口和经济大省。

3) 本文进一步讨论了屋顶光伏最佳倾角影响、经济社会因素对建筑光伏资源的潜在影响以及各省份依据开发前景的分类情况。本文测算得到全国屋顶光伏组件的最佳倾角范围在12.7°~41.7°, 最佳倾角对年发电量的提升最大达到23%。建筑光伏资源分布和人口之间的相关关系最高。综合考虑各省光伏发电资源和电量消纳空间, 山东、江苏、浙江、广东、河北、河南的建筑光伏开发条件在全国具备优势。

本文提出的建筑光伏发电潜力评估方法可以逐个获得每栋建筑的屋顶及立面光伏发电潜力, “自下而上”得到不同尺度的建筑光伏资源潜力数据, 可灵活支撑建筑光伏项目规划设计、开发建设、配电网规划等多层次需求, 为全国建筑光伏资源评估、发展规划和有序开发提供了有效技术手段。

## 附录 A 建筑光伏发电模型及参数

### A1 建筑光伏可开发面积折减体系

表 A1 屋顶光伏可开发面积折减系数体系

Table A1 Utilization ratios of rooftop PV

建筑类型	街区外	街区内	单体建筑	综合系数
民房	1.00	0.90	0.50	0.45
厂房	1.00	1.00	0.70	0.70
中层	0.90	0.95	0.75	0.64
高楼	0.85	0.55	0.60	0.28
其他	0.85	0.70	0.60	0.36

表 A2 建筑立面光伏可开发面积折减系数体系

Table A2 Utilization ratios of façade PV

朝向	建筑类型	不可用折减	阴影遮挡折减	综合系数
南	民房	0.55	0.75	0.41
	厂房	0.55	0.75	0.41
	中层	0.55	0.80	0.44
	高楼	0.55	0.90	0.50
	其他	0.55	0.80	0.44
东、西	民房	0.60	0.75	0.45
	厂房	0.60	0.75	0.45
	中层	0.60	0.80	0.48
	高楼	0.60	0.90	0.54
	其他	0.60	0.80	0.48
北	民房	0.75	0.75	0.56
	厂房	0.75	0.75	0.56
	中层	0.75	0.80	0.60
	高楼	0.75	0.90	0.68
	其他	0.75	0.80	0.60

### A2 太阳能资源参数选取与总辐照计算模型

本文整理了5种开放获取的太阳能资源数据库提供的中国太阳能资源数据, 分别是美国国家太阳辐射数据库 (National Solar Radiation Data Base, NSRDB)<sup>[32]</sup>、Meteonorm数据库<sup>[36]</sup>、CWSD (China Standard Weather Data) 数据库<sup>[37]</sup>、NASA数据库<sup>[38]</sup>和PVGIS数据库<sup>[39]</sup>。表A3对比了5个数据库的特点, 在同一位置上太阳能资源数据的统计规律基本一致, 如图A1所示。其中美国可再生能源国家实验室管理的NSRDB数据库太

阳能数据分辨率高、覆盖年份长,典型年数据可以包含每个位置更多的气象变化信息,但是其数据普遍比CSWD数据库提供的国内各气象站点的太阳能数据偏大。推测这可能是由于数据来源的差异(NSRDB数据来自气象卫星,CSWD数据来自地面气象站)和计算模型的误差(数据覆盖年份、平均方式等会对生成的典型年数据带来差异)等因素导致。考虑到建筑光伏组件的工作环境和地面气象站更为接近,兼顾建筑光伏发电潜力评估空间分辨率要求,本文采用以

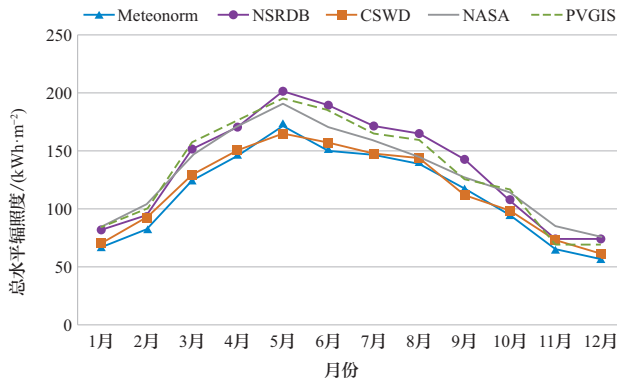


图 A1 北京某地点不同数据库太阳辐射数据对比

Fig. A1 GHI data from 5 databases at the same location in Beijing

CSWD数据进行修正的NSRDB数据作为分布式建筑光伏发电模型应用的太阳能资源数据。

位于地表的倾斜表面能够接受的太阳辐射量主要由太阳直接辐射、天空漫射辐射和地面反射辐射组成,其计算方法和太阳能总辐照计算模型为

$$G = G_b + G_s + G_g \quad (A1)$$

$$A_{OI} = \cos^{-1}[\cos \beta \cos Z_s + \sin \beta \sin Z_s \cos(A_{zs} - A_{zm})] \quad (A2)$$

$$G_b = G_{DNI} \cos(A_{OI}) \quad (A3)$$

$$G_s = G_{DNI} \left( \frac{1 + \cos \beta}{2} \right) \quad (A4)$$

$$G_g = G_{DNI} \cdot \rho \cdot \left( \frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (A5)$$

式(A1)中:  $G_b$ 为倾斜表面上的太阳能直接辐射量;  $G_s$ 为天空漫射辐射量;  $G_g$ 为地面反射辐射量。式(A2)中:  $A_{OI}$ 为太阳入射角,  $\beta$ 为倾斜表面(光伏组件)倾斜角( $0^\circ$ 为水平);  $Z_s$ 为太阳天顶角;表示考虑大气折射的表观太阳高度;  $A_{zm}$ 为组件的方位角( $0^\circ =$ 北,  $90^\circ =$ 东);  $A_{zs}$ 为太阳的方位角( $0^\circ =$ 北,  $270^\circ =$ 西)。式(A3)中:  $G_{DNI}$ 为太阳能直接法向辐射量。式(A4)中:  $G_{DNI}$ 为太阳能直接水平辐射量。式(A5)中:  $G_{GHI}$ 为太阳能水平辐照量;  $\rho$ 为地面反射率。

表 A3 太阳能资源数据库特点比较

Table A3 Characteristics of solar energy data from 5 databases

数据库	数据类型	覆盖年份	空间分辨率/ $(^\circ)$	时间分辨率	全年数据生成方式
NSRDB	GHI、DNI、DHI、	1998—2020	0.04	小时	典型年
Meteonorm	GHI、DNI	1996—2015	0.5	月	典型年
NASA	GHI	1983—2005	1	月	典型年
CSWD	GHI、DNI、DHI	2005	全国各气象站,不连续	小时	实际年
PVGIS	GHI、DNI、DHI	2005—2020	0.25	小时	典型年

注: GHI为全球水平辐射(Global Horizontal Irradiance); DNI为直接法线辐射(Direct Normal Irradiance); DHI为水平散射辐射(Diffuse Horizontal Irradiance)。

## 附录B 建筑屋顶识别精度检验方法

本文使用机器学习图像识别领域常用的 $F_1$ 分数对建筑屋顶识别提取精度进行评价。针对识别结果构造二分类混淆矩阵,包括 $T_p$ (True Positive)、 $F_p$ (False Positive)、 $T_n$ (True Negative)、 $F_n$ (False Negative)指标,分别计算识别结果中每个像素的识别精确率( $P_r$ )和召回率( $R_e$ )指标,再进一步计算 $F_1$ 分数,计算公式为

$$P_r = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (B1)$$

$$R_e = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (B2)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P_r \times R_e}{P_r + R_e} \quad (B3)$$

## 附录C 建筑光伏开发前景聚类模型

以各省份建筑屋顶/立面光伏的年发电量表征建筑光伏的开发潜力, 以各省份2023年的用电量表征各省份对于建筑光伏的消纳空间, 分别构建屋顶光伏和立面光伏2个 $2 \times 31$ 数组 $R_i[g_{r,i}, c_{r,i}]$ 和 $F_i[g_{f,i}, c_{f,i}]$ , 在二维空间中形成各省的数据分布。

采用k-means聚类模型, 选取聚类数目 $n$ , 随机生成 $n$ 个初始质心 $\mu_i(g_i, c_i)$ , 迭代计算每个数据点到质心的欧氏距离 $d$  (见式 (C1) 和式 (C2), 分别为屋顶和立面分类距离), 对每个数据点选取距离最近的质心形成 $n$ 个初始聚类, 再计算每个聚类内数据点到质心距离的均值获得下一轮质心位置, 直到新老质心距离小于阈值 (本文阈值选取 $10^{-4}$ , 最大迭代次数300次)。

$$d_{r,i} = \sqrt{(g_{r,i} - g_i)^2 + (c_{r,i} - c_i)^2} \quad (C1)$$

$$d_{f,i} = \sqrt{(g_{f,i} - g_i)^2 + (c_{f,i} - c_i)^2} \quad (C2)$$

计算不同聚类数目 $n$ 下聚类结果的轮廓系数 $S_n$  (式 (C3)) 评价聚类效果, 其中 $a_i$ 为样本 $i$ 到该聚类内所

有点的平均距离,  $b_i$ 为样本 $i$ 到相邻最近的另一个聚类内所有点的平均距离, 计算结果见图C1。可以看出, 屋顶光伏和立面光伏分类均在 $n=5$ 时轮廓系数较大, 因此选取 $n=5$ 为最佳聚类数目。

$$S_n = \frac{b_i - a_i}{\max(a_i, b_i)} \quad (C3)$$

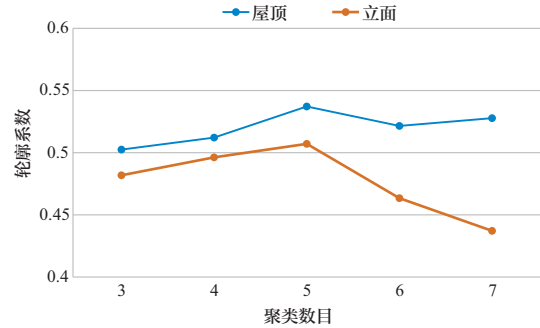


图 C1 不同聚类数目下聚类结果轮廓系数计算

Fig. C1 Silhouette coefficients of different clusters

## 参考文献

- [1] 国家能源局. 2024年全国能源工作会议在京召开[EB/OL]. (2023-12-21). [https://www.nea.gov.cn/2023-12/21/c\\_1310756596.htm](https://www.nea.gov.cn/2023-12/21/c_1310756596.htm).
- [2] 王光华, 张纪欣, 崔良, 等. 基于双重注意力变换模型的分布式屋顶光伏变电站级日前功率预测[J]. 全球能源互联网, 2024, 7(4): 393-405.  
WANG Guanghua, ZHANG Jixin, CUI Liang, et al. Substation-level distributed rooftop photovoltaic power day-ahead prediction based on double attention mechanism transformer model[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(4): 393-405(in Chinese).
- [3] 季节, 鲁宗相, 梁明亮, 等. 考虑多元互动发展的电网演化路径分析模型及实证分析[J]. 电力建设, 2023, 44(7): 57-69.  
JI Jie, LU Zongxiang, LIANG Mingliang, et al. Analysis model and empirical analysis of power grid evolution path considering multiple interactive developments[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(7): 57-69(in Chinese).
- [4] 周鹏, 朱晓彤, 吴俊, 等. 考虑参与碳交易市场的大规模屋顶光伏经济性分析[J]. 电力工程技术, 2023, 42(6): 83-90.  
ZHOU Peng, ZHU Xiaotong, WU Jun, et al. Economic analysis of large-scale rooftop photovoltaics considering carbon trading market[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(6): 83-90(in Chinese).
- [5] 钱乙卫, 田浩, 刘财华, 等. 考虑概率分布的分布式光伏无功下垂控制策略[J]. 发电技术, 2024, 45(2): 273-281.  
QIAN Yiwei, TIAN Hao, LIU Caihua, et al. Droop control strategy of distributed photovoltaic reactive power considering probability distribution[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(2): 273-281(in Chinese).
- [6] 国家能源局. 2021年光伏发电建设运行情况[EB/OL]. (2022-03-09). [http://www.nea.gov.cn/2022-03/09/c\\_1310508114.htm](http://www.nea.gov.cn/2022-03/09/c_1310508114.htm).
- [7] 国家能源局. 2023年光伏发电建设情况[EB/OL]. (2024-02-28)[http://www.nea.gov.cn/2024-02/28/c\\_1310756596.htm](http://www.nea.gov.cn/2024-02/28/c_1310756596.htm).
- [8] 南方能源观察. 多地发布分布式光伏可接入容量评估结果, 部分县为红色等级[EB/OL]. (2024-01-16). [https://mp.weixin.qq.com/s/n6V0xiVWJ\\_7\\_YNCs1yqxSg](https://mp.weixin.qq.com/s/n6V0xiVWJ_7_YNCs1yqxSg).
- [9] CHEN X, ZHOU C H, TIAN Z Y, et al. Different photovoltaic power potential variations in East and West China[J]. Applied Energy, 2023, 351: 121846.
- [10] 张华, 王立雄, 李卓. 城市建筑光伏利用潜力评估[J]. 建筑节能, 2015, 43(11): 27-32.  
ZHANG Hua, WANG Lixiong, LI Zhuo. Assessment of photovoltaic potential on buildings in urban areas[J]. Building Energy Efficiency, 2015, 43(11): 27-32(in Chinese).
- [11] 张华, 王立雄, 李卓. 城市建筑屋顶光伏利用潜力评估方法及其应用[J]. 城市问题, 2017(2): 33-39.  
ZHANG Hua, WANG Lixiong, LI Zhuo. Evaluation method

- and application of photovoltaic potential of urban building roof [J]. *Urban Problems*, 2017 (2): 33-39(in Chinese).
- [12] 李琼慧, 叶小宁, 胡静, 等. 分布式能源规模化发展前景及关键问题[J]. *分布式能源*, 2020, 5(2): 1-7.  
LI Qionghui, YE Xiaoning, HU Jing, et al. Outlook and critical issues of large-scale development on distributed energy resources[J]. *Distributed Energy*, 2020, 5(2): 1-7(in Chinese).
- [13] 苏翠霞, 邢艳艳, 林奕, 等. 我国建筑屋顶光伏应用潜力分析[J]. *浙江建筑*, 2021, 38(3): 59-60.  
SU Cuixia, XING Yanyan, LIN Yi, et al. Analysis on photovoltaic application potential of building roofing in China[J]. *Zhejiang Construction*, 2021, 38(3): 59-60(in Chinese).
- [14] 王思琪, 李铮伟, 王海, 等. 新供给模式下城市建筑屋顶光伏发电的利用潜力分析[J]. *太阳能*, 2021(6): 11-17.  
WANG Siqi, LI Zhengwei, WANG Hai, et al. Analysis on PV power generation utilization potential of urban building rooftop under new supply mode[J]. *Solar Energy*, 2021(6): 11-17(in Chinese).
- [15] WANG T T, WANG Y H, WANG K, et al. Five-dimensional assessment of China's centralized and distributed photovoltaic potential: from solar irradiation to CO<sub>2</sub> mitigation[J]. *Applied Energy*, 2024, 356: 122326.
- [16] JOSHI S, MITTAL S, HOLLOWAY P, et al. High resolution global spatiotemporal assessment of rooftop solar photovoltaics potential for renewable electricity generation[J]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 5738.
- [17] 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.
- [18] BÓDIS K, KOUGIAS I, JÄGER-WALDAU A, et al. A high-resolution geospatial assessment of the rooftop solar photovoltaic potential in the European Union[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 114: 109309.
- [19] GAGNON P, MARGOLIS R, MELIUS J, et al. Estimating rooftop solar technical potential across the US using a combination of GIS-based methods, lidar data, and statistical modeling[J]. *Environmental Research Letters*, 2018, 13(2): 024027.
- [20] PHILLIPS C, ELMORE R, MELIUS J, et al. A data mining approach to estimating rooftop photovoltaic potential in the US[J]. *Journal of Applied Statistics*, 2019, 46(3): 385-394.
- [21] CHENG L, ZHANG F L, LI S Y, et al. Solar energy potential of urban buildings in 10 cities of China[J]. *Energy*, 2020, 196: 117038.
- [22] DÍEZ-MEDIAVILLA M, RODRÍGUEZ-AMIGO M C, DIESTE-VELASCO M I, et al. The PV potential of vertical façades: a classic approach using experimental data from Burgos, Spain[J]. *Solar Energy*, 2019, 177: 192-199.
- [23] 王光辉, 唐新明, 张涛, 等. 全国建筑物遥感监测与分布式光伏建设潜力分析[J]. *中国工程科学*, 2021, 23(6): 92-100.  
WANG Guanghui, TANG Xinming, ZHANG Tao, et al. Building monitoring by remote sensing and analysis of distributed photovoltaic construction potentials[J]. *Strategic Study of CAE*, 2021, 23(6): 92-100(in Chinese).
- [24] 江亿, 胡姗. 屋顶光伏为基础的农村新型能源系统战略研究[J]. *气候变化研究进展*, 2022, 18(3): 272-282.  
JIANG Yi, HU Shan. Research on the development strategy of production and consumption integrated roof-top PV system in rural China[J]. *Climate Change Research*, 2022, 18(3): 272-282(in Chinese).
- [25] LIU Liangyun, ZHANG Xiao, CHEN Xidong, et al. GLC\_FCS30-2020: global land cover with fine classification system at 30 m in 2020[DB/OL]. (2021-12-31). <https://doi.org/10.5281/zenodo.5220816>, 2021b.
- [26] CHEN D Y, PENG L, ZHANG W Y, et al. Research on self-supervised building information extraction with high-resolution remote sensing images for photovoltaic potential evaluation[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(21): 5350.
- [27] CHEN D Y, PENG L, LI W C, et al. Building extraction and number statistics in WUI areas based on UNet structure and ensemble learning[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(6): 1172.
- [28] SUN L J, CHANG Y H, WU Y X, et al. Potential estimation of rooftop photovoltaic with the spatialization of energy self-sufficiency in urban areas[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 3982-3994.
- [29] CHEN B Y, CHE Y B, WANG J K, et al. An estimation framework of regional rooftop photovoltaic potential based on satellite remote sensing images[J]. *Global Energy Interconnection*, 2022, 5(3): 281-292.
- [30] BRITO M C, FREITAS S, GUIMARÃES S, et al. The importance of facades for the solar PV potential of a Mediterranean city using LiDAR data[J]. *Renewable Energy*, 2017, 111: 85-94.
- [31] LOBACCARO G, FRONTINI F, MASERA G, et al. SolarPW: a new solar design tool to exploit solar potential in existing urban areas[J]. *Energy Procedia*, 2012, 30: 1173-1183.
- [32] National Renewable Energy Laboratory. National Solar Radiation Database (NSRDB) [DB]. <https://nsrdb.nrel.gov/>.
- [33] 王建, 廖兴万, 李苗, 等. 中国南方部分地区分布式光伏发电项目的经济性对比[J]. *太阳能*, 2022(12): 5-9.  
WANG Jian, LIAO Xingwan, LI Miao, et al. Economic comparison of distributed PV power generation projects in regions of southern China [J]. *Solar Energy*, 2022(12): 5-9 (in Chinese).
- [34] 江亿, 胡姗. 中国城乡能源供给系统的低碳途径[J]. *科技导报*, 2023, 41(16): 6-22.  
JIANG Yi, HU Shan. The low carbon transition approach for China's urban and rural energy supply systems [J]. *Science & Technology Review*, 2023, 41(16): 6-22(in Chinese).
- [35] 中国电力企业联合会. 中国电力统计年鉴2023[M]. 北京: 中国统计出版社, 2023.
- [36] Meteororm Software. Meteororm [DB]. <https://meteororm.com/en/>.
- [37] China Meteorological Bureau, Tsinghua University. Chinese

Standard Weather Data (CSWD) [DB]. [https://energyplus.net/weather-region/asia\\_wmo\\_region\\_2/CHN](https://energyplus.net/weather-region/asia_wmo_region_2/CHN).

[38] NASA. Surface meteorology and solar energy [DB]. <https://ntrs.nasa.gov/citations/20080012200>.

[39] European Commission. Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS) [DB]. [https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg\\_tools/en/](https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/).

收稿日期: 2024-02-22; 修回日期: 2024-06-24。



陈晨

作者简介:

陈晨 (1990), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电力系统规划、新能源开发规划、电力人工智能等。通信作者, E-mail: [c-chen@geidco.org](mailto:c-chen@geidco.org)。

宋福龙 (1979), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统规划、特高压电网规划、新能源并网关键技术等, E-mail: [songfulong@geidco.org](mailto:songfulong@geidco.org)。

彭玲 (1965), 女, 研究员, 博士生导师, 研究方向为遥感信息智能检测与情报分析决策支持等, E-mail: [pengling@aircas.ac.cn](mailto:pengling@aircas.ac.cn)。

陈德跃 (1998), 男, 硕士, 研究方向为遥感智能信息提取、自监督学习等, E-mail: [chendeyue20@mails.ucas.ac.cn](mailto:chendeyue20@mails.ucas.ac.cn)。

陈伯煜 (1997), 男, 博士研究生, 研究方向为光伏发电、有源配电网等, E-mail: [bychen@tju.edu.cn](mailto:bychen@tju.edu.cn)。

(责任编辑 任大伟)