**引文格式**:李熙,王孟杰,伍亿真,等.夜光遥感数据挖掘研究进展与展望[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(11):2356-2373.DOI:10.13203/j.whugis20260303

**Citation**: LI Xi, WANG Mengjie, WU Yizhen, et al. Research Progress and Prospects of Nighttime Light Remote Sensing Data Mining[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(11):2356-2373.DOI:10.13203/j.whugis20260303

# 夜光遥感数据挖掘研究进展与展望

李 熙[1] 王孟杰[1] 伍亿真[1] 李永兴[1] 谢齐元[1]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

**摘 要**:夜光遥感作为表征人类活动空间分布和社会经济发展水平的重要遥感技术,具有覆盖范围广、时间连续性强和空间表达能力突出等优势,已广泛应用于社会经济研究领域。近年来,随着多源夜光数据获取能力提升以及人工智能、数据融合等技术的发展,夜光遥感研究逐渐由传统统计分析向智能化数据挖掘方向发展。系统综述了夜光遥感数据挖掘研究进展,首先介绍夜光遥感主流传感器与数据产品的发展特点;然后总结夜光数据特征表达、数据驱动模型和多模态融合等关键方法的发展现状;进一步归纳夜光遥感在社会经济监测、城市发展、灾害响应、能源与碳排放、生态环境及资源活动监测等方面的应用进展,可为夜光遥感数据挖掘研究及相关应用提供参考。

**关键词**:夜光遥感;数据挖掘;时空智能;遥感应用

**中图分类号**:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-08-11

**DOI**:10.13203/j.whugis20260303 **文章编号**:1671-8860(2026)11-2356-18

# Research Progress and Prospects of Nighttime Light Remote Sensing Data Mining

*LI Xi*[1] *WANG Mengjie*[1] *WU Yizhen*[1] *LI Yongxing*[1] *XIE Qiyuan*[1]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract**: Nighttime light (NTL) remote sensing has become an important technology for characterizing the spatial distribution of human activities and socio-economic development. With the rapid development of NTL sensors, multi-source data products, artificial intelligence, and data fusion techniques, NTL remote sensing has evolved from simple radiance-based characterization toward intelligent data mining and comprehensive socio-economic analysis. A systematic review of the development, key technologies, applications, and future directions of NTL remote sensing data mining is essential for understanding the evolution and advancement of this field. First, the development of major NTL remote sensing sensors and representative data products is summarized, including their characteristics in terms of spatial resolution, temporal coverage, and radiometric capability. Then, the physical mechanisms and quantitative modeling approaches of NTL signals are reviewed, including radiometric representation, radiation anisotropy, and radiative transfer modeling. Recent advances in NTL data mining methods are further discussed, with emphasis on NTL feature representation, statistical and machine learning models, deep learning approaches, and multimodal data fusion frameworks. Finally, the applications of NTL remote sensing in socio-economic monitoring, urban development analysis, disaster assessment, energy and carbon emission estimation, ecological environment monitoring, and resource activity detection are summarized. The review demonstrates that NTL remote sensing has undergone a transition from sensor-based observation and empirical statistical analysis to physics-informed modeling and intelligent data-driven mining. Improvements in sensor capabilities and quantitative correction methods have enhanced the reliability and interpretability of NTL data. Meanwhile, machine learning, deep learning, and multimodal fusion approaches have substantially im-

**基金项目**:国家自然科学基金(42271371)。

**第一作者**:李熙,博士,教授,研究方向为夜光遥感。li_rs@163.com

proved the extraction of complex spatial patterns and socio-economic information from NTL observations. These advances have expanded the applications of NTL remote sensing from traditional economic indicator estimation toward fine-scale human activity monitoring and dynamic environmental assessment. Despite significant progress, NTL remote sensing still faces challenges, including limited physical interpretation of socio-economic relationships, insufficient model generalization across regions, and difficulties in integrating heterogeneous multi-source data. Future research should focus on high-resolution NTL observations, advanced artificial intelligence models, physics-informed data mining, and multimodal integration to improve the accuracy, interpretability, and applicability of NTL remote sensing. These developments will further promote the application of NTL remote sensing in global change research, sustainable urban development, and socio-economic assessment.

**Key words**: nighttime light remote sensing; data mining; spatiotemporal intelligence; remote sensing applications

夜光遥感作为一种能够持续观测人类活动空间分布与变化特征的遥感技术,为刻画区域发展水平、城市化进程和社会经济活动提供了新的数据来源[1]。与传统统计调查数据相比,夜光遥感具有覆盖范围广、时间连续性强、可比性高等优势,能够在缺乏地面统计数据的区域实现人类活动信息的空间化表达[2]。因此,自20世纪70年代美国国防气象卫星计划(defense meteorological satellite program, DMSP)搭载的业务型线扫描系统(operational linescan system, OLS)获取全球夜光影像以来,夜光遥感逐渐成为地理学、遥感科学和社会经济研究领域的重要数据源。

早期夜光遥感研究主要依赖DMSP-OLS稳定夜光产品,通过夜光亮度与经济活动、人类聚集程度之间的关联关系,开展区域经济水平估算、城市扩张监测和人口空间分布研究[3]。美国国家极地轨道合作卫星(national polar-orbiting partnership, NPP)搭载的可见光红外成像辐射仪(visible infrared imaging radiometer suite, VIIRS)获取的夜间灯光数据,其昼夜波段(day/night band, DNB)的应用使夜光遥感数据在空间分辨率、辐射定标和动态范围等方面得到显著提升,为长时间序列分析、突发事件监测和精细化人类活动感知提供了更加可靠的数据[4]。同时,珞珈一号01星、可持续发展科学一号卫星(sustainable development goals satellite-1,SDGSAT-1)等中高空间分辨率夜光卫星的发展,以及夜光数据与光学遥感、地理空间数据和社会感知数据的融合,进一步拓展了夜光遥感在城市精细化分析和社会经济空间制图中的应用潜力。

随着夜光遥感数据规模不断扩大和数据类型的丰富,研究重点逐渐由传统的夜光统计分析转向面向多源数据融合、智能挖掘的数据驱动方法。传统统计模型主要利用夜光亮度与目标变量之间的相关关系进行估算,而机器学习的发展进一步增强了对复杂非线性关系和高维空间特征的表征能力[5-6]。近年来,多模态融合、深度神经网络、时空建模以及数据重建等方法逐渐应用于夜光遥感数据处理与分析,实现了从单一夜光信息利用向多源信息协同挖掘的转变。

在应用方面,夜光遥感已由早期基于亮度信息的社会经济指标估算,逐渐发展为面向复杂人地系统的精细化空间分析和动态过程监测。在社会经济领域,夜光数据不仅被用于国内生产总值、人口规模和贫困水平等指标估算,还进一步应用于城市空间结构识别、高分辨率社会经济制图等研究,实现了从宏观统计评估向精细空间刻画的拓展。同时,夜光遥感的应用范围不断扩展,已广泛应用于城市扩张监测、灾害影响评估、电力可达性分析、能源与碳排放监测以及光污染研究等领域。近年来,随着人工智能和多源地理空间数据的发展,夜光遥感进一步向数字经济监测、城市韧性评估等新兴方向拓展,为复杂人地系统分析提供了新的技术手段。本文围绕“数据—方法—应用”的技术发展链条,对夜光遥感数据挖掘研究进展进行系统归纳与总结。

## 1　夜光遥感传感器与数据集

夜光遥感数据挖掘的发展首先依赖于传感器观测能力和数据资源的不断提升。自早期低分辨率夜光观测数据应用以来,随着传感器技术的发展,夜光遥感逐渐实现了从定性图像分析向高精度、定量化信息获取的转变。首先介绍夜光遥感传感器的发展历程及主要数据集,为后续夜光影像的物理机理分析和数据挖掘方法发展提

供数据基础[7-8]。随着对地观测技术的不断发展以及数据采集手段的不断革新,夜光遥感卫星数据源已经从最初低空间分辨率、缺乏光谱校准、单波段的DMSP-OLS数据,逐渐发展出各种高空间分辨率、经辐射定标、具有多光谱波段的高质量数据。当前,星载数据源仍是夜光遥感研究的主要数据来源。表1列出了常见的星载夜光遥感数据源及其基本信息。在空间分辨率上,相较粗分辨率的DMSP-OLS数据,NPP-VIIRS数据将空间分辨率提高至约740 m,并通过星上辐射定标和更宽的动态范围改善了夜光的定量表征能力[4]。国产的珞珈一号和珞珈四号卫星数据在空间分辨率上则有了进一步的改善,其约130 m和150 m的空间分辨率显著增强了夜光空间细节的表达能力[9-10]。仰望一号、启明星一号、东方慧眼高光谱01星/02星等数据则将空间分辨率提升至数十米级,进一步增强了城市内部照明格局的可辨识性[11-12]。然而,这些数据主要提供全色宽波段亮度信息,难以用于捕捉地表灯源的光谱特征。吉林一号和佳能电子卫星等商业卫星将米级空间分辨率与红绿蓝(red green blue, RGB)信息相结合,但其商业获取条件和可用观测场景仍会影响大范围连续研究的开展[13-14]。开源的SDGSAT-1卫星则通过10 m空间分辨率的全色波段和40 m空间分辨率的RGB波段的组合,为夜光的光谱特征分析提供了更为广泛的数据支持[15]。

此外,以无人机为代表的空基观测平台也被用于夜光数据挖掘,该观测平台通常用于较小地理空间尺度的数据采集与研究,例如小范围的灯光动态监测和灯源类型分类[16-17]。除了航空航天平台外,地基测量装置也被视为测度夜间人工光的可靠数据源,天空质量仪、多角度的多光谱辐射计等地基设备为夜空亮度测度和地面光源变异性分析提供了高精度的原位数据支撑[18-19]。近年来有学者提出利用街道摄像头来实现持续性夜光监测[20]。总体上,夜光遥感数据源的不断丰富为城市演化、人类活动、碳排放与光污染等多维度研究提供多层次、长时序的数据支撑。

**表1 常见星载夜光遥感数据源及基本信息**

Table 1 Common Satellite-Based Nighttime Light Remote Sensing Data Sources and Basic Information

| 数据源 | 空间分辨率 | 波段 | 覆盖年份 | 数据获取方式 | 所属国家 |
|---|---|---|---|---|---|
| DMSP卫星 | 2.7 km | 全色 | 1992—2013年 | 开源获取 | 美国 |
| Suomi NPP卫星 | 740 m | 全色 | 2012年至今 | 开源获取 | 美国 |
| EROS-B卫星 | 0.7 m | 全色 | 2013—2022年 | 商业订购 | 以色列 |
| 吉林一号卫星 | 0.9 m | RGB | 2017年至今 | 商业订购 | 中国 |
| 珞珈一号卫星 | 130 m | 全色 | 2018—2019年 | 开源获取 | 中国 |
| 珞珈四号卫星 | 150 m | 全色 | 2024年至今 | 开源获取 | 中国 |
| SDGSAT-1卫星 | 10 m(全色); 40 m(RGB) | 全色、RGB | 2022年至今 | 开源获取 | 中国 |
| 仰望一号卫星 | 40 m | 全色 | 2021—2024年 | 商业订购 | 中国 |
| 启明星一号卫星 | 20 m | 400~1 000 nm | 2022年至今 | 开源获取 | 中国 |
| 国际空间站 | 5~200 m | RGB | 2003年至今 | 开源获取 | 美国、欧洲多国等 |
| 佳能电子卫星 | 5.1 m | RGB | 2020年至今 | 商业订购 | 日本 |
| 东方慧眼高光谱01星/02星 | 20 m | 全色 | 2026年至今 | 商业订购 | 中国 |

## 2 夜光遥感物理模型

夜光遥感数据不仅反映地表人工光源分布,还受到光源特性、观测几何、大气环境以及传感器响应等多因素影响。随着夜光遥感由简单亮度表征向定量化应用发展,理解夜光信号形成机制并建立相应物理模型成为提升数据可靠性和应用能力的重要基础。因此,本节从夜光表征物理量、辐射各向异性以及辐射传输过程等方面总结夜光遥感物理模型的发展。

### 2.1 夜光表征物理量

在早期DMSP-OLS夜光影像中,夜光亮度通常以无量纲数字量化值(digital number, DN)表示,其取值范围固定为0~63,仅有少量数据进行了辐射定标,将其转换为具有物理意义的辐射亮度形式[21]。辐射亮度是遥感测量中的最基本物理量,自从NPP-VIIRS数据发布以来,辐射亮度一直作为夜光强度的常用物理量,计算式为:

$$L=\frac{\mathrm{d}^2\Phi}{\mathrm{d}A\cos\theta\mathrm{d}\Omega} \tag{1}$$

式中,$\Phi$表示辐射通量;$A$表示观测目标单位面积,在遥感中即像素面积;$\theta$表示观测天顶角;$\mathrm{d}A\cos\theta$表示单位投影面积;$\mathrm{d}\Omega$表示单位立体角。

从式(1)可以看出,辐射亮度表示单位投影面积、单位立体角内的辐射通量,描述的是传感器在特定观测方向接收到的夜光信号,因此不能直观地反映观测目标的真实属性。由于夜间人工光具有明显的方向性,同一光源在不同观测角度下的辐射亮度可能存在差异。为刻画这种方向性,文献[22]引入辐射强度,即单位立体角内的辐射通量,用于描述夜间人工光的辐射各向异性。此外,由于在等角投影网格下,像元实际面积随纬度升高而减小,若直接累加像元辐射亮度,区域夜光总能量估计将产生系统偏差。为减小像元面积变异的影响,近年来有学者进一步引入辐射通量,将辐射亮度与像元实际面积结合,以更直观地表征区域夜光总能量[23-24]。综上,DN值、辐射亮度、辐射强度和辐射通量作为表征夜光的物理量,在不同的研究目的中均被使用[25]。

### 2.2　辐射各向异性

夜光遥感观测的是地表人工光源经过空间传播后到达传感器的辐射信息,而同一稳定光源由于卫星观测天顶角和方位角变化,会导致传感器接收辐射亮度产生差异,即辐射各向异性现象。辐射各向异性模型通过建立观测几何参数与辐射亮度之间的关系,可用于描述和校正卫星观测角度引起的光强变化。早期夜光遥感定量分析通常假设人工光源具有各向同性,将观测辐射亮度直接用于夜间光强和辐射通量计算,但该假设忽略了复杂地表环境和观测几何条件的影响,可能导致夜光定量分析产生偏差。已有研究表明,建筑高度、建筑布局以及植被变化等因素均会影响夜光观测的各向异性特征,使不同区域和不同季节的夜光数据存在系统差异。因此,如何准确识别各向异性的影响机制并建立有效校正方法,是提升夜光数据定量化能力的重要难点。

随着夜光遥感物理机制研究的深入,相关研究逐渐从简单角度效应分析发展到综合考虑城市三维结构和环境因素的辐射校正模型。文献[26]提出天顶角-辐亮度模型,量化了卫星观测角度与人工光辐射之间的关系,并发现建筑高度会改变观测角度与夜光响应之间的关系,在高层建筑区域产生明显的冷点和热点效应。进一步研究表明,夜光各向异性可表现为负相关、U型和正相关等不同模式,建筑高度是其重要影响因素之一[27]。文献[28]利用无人机观测数据进一步验证了建筑高度增加和建筑间距缩小会增强各向异性效应。此外,植被物候变化也被发现会影响夜光观测的季节性各向异性特征[29]。文献[22]提出辐射强度是用于表征夜间人工光的合适物理指标,并构建了多角度校正模型,实现了对夜光总能量更准确的量化[23]。这些研究推动夜光遥感由经验亮度分析向物理机制约束的定量化应用发展。

### 2.3　辐射传输模型

夜间辐射传输模型以辐射传输方程为基础,用于描述月光和地表人造光在大气中的吸收、散射以及最终到达卫星传感器的传输过程。相较于日间光学遥感,夜间辐射传输过程更加复杂,其辐射来源同时包含月光反射和地表主动光源,且两类光源在传播路径、光谱特征及地表反射机制等方面均存在明显差异,因此传统日间辐射传输模型难以直接适用于夜间场景[30]。这种差异增加了大气贡献、地表反射与主动光源辐射分离的难度,也在一定程度上制约了更加接近地表真实状态的夜间辐射信号反演,以及不同区域、传感器和时相之间夜光辐射信息的定量比较[31-32]。

近年来,夜间辐射传输模型逐步由传统模型的简单移植向面向夜间多光源条件的专门化建模发展。文献[33]构建了同时考虑月光和地表主动光源的低照度辐射传输模型,提升了低照度卫星观测的模拟能力;文献[34]将月球辐照度模型分别耦合至SCIATRAN、MODTRAN和6SV模型,并结合VIIRS DNB观测开展模型比较,结果表明Night-MODTRAN在其试验条件下具有较好的模拟性能;文献[35]进一步基于改进的VLIDORT模型,综合考虑月光、人造光光谱和气溶胶散射过程,构建了夜间短波辐射传输模型UNL-VRTM。在业务化产品方面,NASA Black Marble采用Turning off the Moon策略,通过矢量辐射传输模型与月光双向地表反射模型,对大气和双向反射分布函数效应进行校正,从而提取以地表人造光源为主的向上辐射亮度[36]。这些研究推动单一辐射源和经验校正向多光源耦合、矢量化模拟和业务化定量校正发展,为全球夜光遥感数据的一致性获取和定量应用提供了重要基础。

## 3 夜光数据建模与挖掘方法进展

随着夜光遥感传感器观测能力不断提升以及物理模型研究的持续完善,夜光数据的空间精细化程度、定量化水平和物理可解释性得到显著增强,为进一步开展复杂关系建模与信息挖掘提供了更加可靠的数据基础。与此同时,随着数据驱动方法和人工智能技术的发展,相关研究逐渐形成了统计回归模型、经典机器学习、深度学习以及多模态融合等方法体系,以进一步挖掘夜光数据与人类活动、社会经济过程之间的复杂关联。

### 3.1 夜光亮度因子建模方法

#### 3.1.1 统计回归模型

在夜光遥感应用的早期阶段,相关研究主要依赖于统计回归方法开展建模分析。其中,普通最小二乘法被广泛用于构建夜光总辐射亮度与国内生产总值(gross domestic product,GDP)或人口规模等之间的线性关系模型,用于反映夜光与社会经济变量之间的总体关联[37]。然而,由于经济活动与人口分布在空间上具有显著的非均质性,基于全局参数估计的普通最小二乘模型难以有效捕捉空间异质性特征。为此,地理加权回归(geographically weighted regression,GWR)被引入夜光数据建模研究中[38-39]。该方法突破了参数空间一致性的假设,允许自变量与因变量之间的关系随空间位置变化而变化,从而更精细地刻画不同地理单元之间夜光-社会经济关系的空间差异。在实际应用中,GWR已被广泛用于城市经济水平估算、人口空间分布制图以及区域发展差异分析等研究[38]。总体而言,统计回归模型具有较强的理论解释能力和较低的数据需求,适合用于分析夜光数据与社会经济指标之间的宏观关系。然而,该类方法通常依赖变量之间的预设函数形式,在面对复杂的人地系统关系、多源遥感数据融合以及高维非线性特征表达时存在明显局限。

#### 3.1.2 经典机器学习模型

为更有效反映社会经济活动与夜光之间复杂的非线性映射关系,经典机器学习模型逐渐成为夜光数据驱动建模的重要技术路径。支持向量回归、随机森林、极端梯度提升以及轻量级梯度提升机等方法被广泛应用于贫困测度、GDP及人口等社会参数空间化任务中[5,40]。以随机森林模型为例,该方法基于Bagging集成思想,通过构建大量决策树并在节点划分过程中引入特征随机子集机制,实现对复杂非线性关系的稳健拟合。经典机器学习方法的引入显著拓展了夜光遥感的建模能力,使其从基于单一变量的线性代理关系,逐步发展为多源特征协同驱动的非线性映射框架,从而提升了对复杂人地系统关系的刻画能力。相关研究利用随机森林模型融合夜光亮度和多源数据特征,实现区域贫困水平等社会经济参数的精细化估算[41]。然而,经典机器学习模型通常依赖人工设计输入特征,其性能高度依赖特征选择和变量工程过程;同时,由于模型主要基于表格化特征进行学习,对遥感影像中的空间纹理、邻域关系以及复杂空间结构信息挖掘能力有限。因此,该类方法更适用于具有明确解释变量和结构化辅助数据的社会经济空间预测任务。

#### 3.1.3 深度学习模型

近年来,卷积神经网络等深度学习方法在夜光遥感数据挖掘中得到广泛应用,并显著推动了复杂人地系统的非线性表征与空间语义建模能力的发展。在这一过程中,相关研究逐渐融入地理人工智能框架,用于实现多源遥感数据与社会经济信息的联合分析与深度融合[42-43]。不同于经典机器学习方法依赖人工构建统计特征,深度学习模型通过多层非线性变换和层级特征提取机制,能够从原始遥感影像中自动学习由低层纹理、光谱和空间结构特征到高层语义信息的多尺度表征,实现端到端的特征学习与预测。以贫困水平估算为例,文献[6]利用卷积神经网络对非洲地区多源卫星影像进行特征学习,将夜光、白天光学影像等遥感信息映射至经济福祉指标,实现了大范围贫困水平的空间化估算。近年来,深度学习方法进一步应用于城市功能识别以及社会经济动态监测等任务[43-45],推动夜光遥感由基于经验关系的参数估计向智能化空间表征发展。相比统计回归和经典机器学习模型,深度学习具有更强的自动特征提取和复杂模式识别能力,尤其适用于大规模、多源、高维遥感数据分析。然而,其模型训练通常需要大量标注样本和较高计算资源,同时由于网络结构复杂,预测结果的可解释性仍是当前研究面临的重要挑战。因此,在实际应用中,需要根据研究目标、数据规模以及解释需求,在模型精度和可解释性之间进行权衡。

### 3.2　多模态融合模型

#### 3.2.1　夜光与日间光学遥感数据融合

日间光学遥感反映地表覆盖、植被生长和建筑形态等物理属性,夜光遥感则表征人类夜间活动强度,二者在信息维度上形成互补[46]。早期研究主要利用植被指数、不透水面指数和土地利用类型等日间特征,通过指数构建和经验校正缓解夜光数据的饱和、溢出和背景噪声问题[47]。这类方法依赖人工设定的经验公式,泛化能力有限,难以充分挖掘日夜遥感之间的非线性互补关系。随着高质量夜光数据的普及,日夜遥感融合已从经验指数模型转向经典机器学习与深度学习驱动的联合建模。经典机器学习方法(如随机森林)将日间光谱、纹理特征与夜光空间特征作为多维输入,实现数据的协同应用[48]。深度学习方法进一步推动了融合范式从“特征拼接”向“联合表征学习”转变,通过多分支网络或编码器-解码器结构分别提取日间高分辨率空间纹理与夜光活动强度信息,并在特征层或决策层进行融合。这种模型能够同时利用日间影像的高空间细节和夜光的社会经济活动信息,尤其有助于区分地表形态相似但活动属性不同的城市功能空间。例如,住宅区、商业区和工业区在日间影像中建筑纹理相近,但其夜光亮度、空间连续性和活动节律存在显著差异,夜光特征的引入可显著增强模型对功能语义的判别能力[49]。

#### 3.2.2　夜光与地理空间数据融合

兴趣点(point of interest, POI)、路网和建筑轮廓等地理空间数据具有明确的位置、类别和拓扑属性,能够为夜光遥感提供城市设施功能、空间形态和网络联系等结构化先验信息,弥补连续栅格化夜光信号在功能语义与空间组织表达上的不足[50]。早期模型多通过核密度估计、空间叠加和复合指数构建,将离散POI或道路数据转换为连续空间表面并与夜光亮度联合用于城市范围识别。这类方法能在一定程度上缓解单一夜光数据的边界模糊与溢出问题,但像元级的融合方式破坏了城市空间的完整性,且存在尺度错配和噪声敏感等问题。融合模型逐渐转向对象级和街区级建模。道路网络和建筑轮廓被用于划分城市分析单元,夜光强度、POI类型、建筑形态和道路可达性等变量则聚合至街区或地块尺度[51],用于功能区识别、中心区划定和边缘区识别等任务[52]。相比像元级模型,对象级建模能够更好地保持城市空间单元的完整性,减少尺度错配,提高分析结果与城市规划单元之间的对应关系,支撑城市功能区的精细制图。

#### 3.2.3　夜光与社会感知数据融合

出租车轨迹、手机信令等社会感知数据具有高时间分辨率和强行为指向性,能够反映人口流动、活动时段、停留特征和地点偏好,与夜光遥感的规则栅格和空间连续性优势形成时空互补[53]。两类数据在空间结构、时间粒度和语义表达上存在显著差异,融合模型需解决空间聚合、时间匹配、特征转换和跨模态关系表达等问题。经典机器学习方法为此提供了重要建模路径,但仍较大程度依赖人工特征构建,对空间邻接关系、轨迹时序变化和活动节律的表达能力有限,模型解释性和跨城市泛化能力有待提高[54]。深度学习和时空建模方法为上述问题提供了新的解决路径。一类主流方法将夜光影像作为空间背景特征,通过卷积神经网络提取灯光强度、纹理和空间集聚信息,同时利用循环神经网络、时序卷积网络或Transformer模型提取社会感知数据中的日内变化、周期波动和活动节律特征,再通过特征级融合或注意力机制实现跨模态信息整合[55]。文献[56]利用夜光数据生成初始人口分布网格,并借助出租车轨迹数据构建校准网格进行人口优化,显著提升了与精细化调查数据的吻合度。文献[57]提出基于Transformer特征注意力卷积网络的深度学习模型,以端到端方式聚合每个地理单元的全局和局部空间关系,整合夜光数据与多源互补特征,有效实现了25 m分辨率的人口精细制图。

## 4　夜光数据挖掘应用进展

随着夜光遥感数据处理能力和智能建模方法的发展,其应用范围逐渐由早期的宏观经济指标估算拓展至更加精细化的人类活动监测和社会经济分析。基于不同尺度和不同目标的数据挖掘方法,夜光遥感已广泛应用于经济发展评估、人口空间化、城市动态监测以及环境变化分析等领域。本节进一步总结夜光数据挖掘在不同应用方向的发展进展。

### 4.1　社会经济监测

#### 4.1.1　经济活动监测

GDP是衡量区域经济发展水平的重要指标,但传统统计数据通常存在获取滞后、统计口径差异以及空间分辨率不足等问题。由于夜光亮度与能源消耗、基础设施建设和经济活动水平密切

相关,因此夜光遥感能够在一定程度上表征区域经济发展程度,被广泛用于GDP空间化估算研究[58-60]。早期研究主要基于夜光亮度与GDP之间的统计关联,利用线性回归等传统回归模型建立二者之间的经验关系,实现区域经济水平估算。然而,单一夜光数据难以刻画区域经济差异,且传统回归模型受线性假设限制,难以捕捉夜光亮度与GDP之间的复杂非线性关系。近年来,经典机器学习方法被引入夜光数据建模,通过融合多维遥感特征提高对夜光与GDP之间非线性关系的刻画能力[59]。进一步地,深度学习方法利用多层特征提取机制,实现从遥感影像中自动学习空间语义信息,并拓展了GDP估算方法[43]。这些方法推动夜光遥感GDP估算由基于经验回归的统计关系分析,逐步发展为多源数据融合驱动的时空推断框架,为全球及区域尺度经济监测提供了新的技术路径。

数字经济的发展依赖于数字基础设施、物流网络和人力资本等实体支撑条件[61],而这些活动通常伴随着能源消耗和夜间照明需求增加,因此夜光亮度能够在一定程度上反映数字经济发展的空间差异。反之,数字经济的效益可以进一步集中更多就业机会并扩大市场[62],从而导致夜光亮度增加。近年来,夜光数据逐渐被作为衡量区域经济活跃度和数字经济发展水平的重要遥感代理变量[63]。然而,单一夜光数据难以直接反映数字经济内部结构和数字化服务水平,且容易受到传统经济活动、城市规模和基础设施条件等因素影响。随着高分辨率夜光数据和多源社会经济数据的发展,数字经济监测逐渐由单一夜光亮度分析向多维指标融合和空间效应识别方向发展。近年来,研究开始结合数字金融、互联网发展水平及社会经济指标等数据,利用夜光空间特征挖掘数字经济活动的时空变化及其影响机制。例如,文献[64]将夜光遥感空间特征与数字普惠金融指数相结合,有效识别了数字金融发展对县域及乡村实体经济的非线性促进作用和阈值效应,为数字经济空间化监测提供了新的技术路径。

非法经济活动通常伴随着特殊的人口集聚、能源消耗和基础设施使用模式,而这些变化可能在夜光时空分布中形成异常信号。由于跨境电信网络诈骗等地下经济活动具有集中化、高耗能和快速变化等特征,夜光遥感能够为其空间识别和动态监测提供新的观测手段。现有研究主要利用夜光异常变化识别非正常人类活动区域,通过分析灯光增强、扩张或突然衰减等特征,辅助发现潜在非法活动空间。然而,地下经济活动具有隐蔽性和动态性,传统中低分辨率夜光数据在小尺度目标识别和活动类型判别方面仍存在不足。随着高分辨率夜光遥感数据的发展,夜光数据在非正式经济活动和异常人类活动监测中的应用逐渐拓展。近年来,研究开始利用高空间分辨率夜光影像识别局部异常光源变化,为边境地区和复杂社会环境下的非法活动监测提供新的技术路径。武汉大学李熙教授团队利用珞珈四号夜光遥感数据捕捉跨境电信网络诈骗犯罪窝点集聚区的夜光异常特征,为识别和追踪此类隐蔽性人类活动提供了数据支撑[9]。

#### 4.1.2 人口空间分布估算

人口分布与居民活动、基础设施建设和能源消耗密切相关,而夜光亮度能够在一定程度上反映区域人类活动水平,因此被广泛用于人口空间分布估算。大量研究表明,在不同发展水平的城市和区域尺度上,夜光亮度与人口规模通常呈现一定的正相关关系[65]。基于夜光数据的人口估算方法为缺乏高质量人口统计数据的地区提供了重要补充,尤其适用于部分发展中国家及冲突频发区域的人口空间化分析。然而,单一夜光数据主要反映人类活动强度,对农村地区、低密度人口区域以及城市内部人口差异的表征能力有限。随着多源遥感和地理空间数据的发展,人口空间分布估算逐渐由单一夜光指标向多源数据融合和智能化建模方向发展。近年来,研究开始融合建筑物、POI、土地覆盖等辅助信息,并结合数据驱动模型,实现从宏观区域尺度到区县、社区乃至网格尺度的人口精细化空间估算[66-67],有效提升了复杂区域人口分布制图的准确性和空间表达能力。

#### 4.1.3 贫困与社会福祉评估

贫困水平和社会福祉状况不仅与收入水平相关,还受到基础设施、能源可获得性和经济活动强度等因素影响。夜光亮度能够表征区域人类活动和社会经济发展水平,其亮度变化与居民财富水平、经济发展程度及基础设施条件通常具有一定关联,因此可用于贫困识别和社会福祉评估[41,68-69]。传统贫困和社会福祉评估主要依赖家庭调查数据,但存在空间分辨率较低、更新周期较长以及覆盖范围有限等问题[70]。基于夜光数据的方法为大范围贫困制图提供了新的途径,但

单一夜光信息对低收入农村地区和弱光区域的识别能力有限,难以全面刻画居民生活水平的多维差异。随着多源遥感和人工智能方法的发展,贫困与社会福祉评估逐渐由单一夜光分析向多源数据融合和智能化建模方向发展。近年来,相关研究融合日间遥感影像、土地覆盖、POI和地形等多维信息,并结合经典机器学习和深度学习方法,提高了贫困水平空间预测能力[44,71]。例如,文献[71]融合夜光、白天光学影像以及多源社会经济大数据,构建全球贫困估算模型,通过挖掘不同数据源之间的互补信息,提高了贫困水平空间预测能力,为传统调查数据难以覆盖区域的贫困监测提供了新的技术路径。

### 4.2　城市空间格局与精细化制图

#### 4.2.1　城市发展与空间结构研究

夜光遥感能够捕捉人工照明在夜间空间分布与强度变化,反映人口集聚、经济活动与城市基础设施配置水平。城市扩张通常伴随建设用地增加和夜间照明范围的扩展,夜光亮度升高、亮区范围扩大和空间连续性增强等现象可作为刻画城市由中心向外围扩展的时空过程的客观指标[46]。早期研究主要利用夜光遥感数据进行城市边界提取,适用于长时序监测和跨区域比较。然而,传统夜光数据空间分辨率较粗,难以区分城市内部功能单元和边缘区的精细结构,对城市内部空间组织的解析能力有限。随着高分辨率夜光遥感数据的发展,相关研究逐渐突破了传统夜光数据的尺度限制。在外部扩张研究方面,高分辨率夜光数据显著提升了边界识别精度,使不同城市、不同时段的扩张比较分析更加可靠。在内部结构解析方面,高分辨率夜光遥感能够从人类活动集聚特征出发,识别城市中心、副中心、发展轴带和功能集聚区等空间单元[50],揭示了由单中心向多中心转变、由紧凑集聚向轴带扩展以及向组团化发展的空间重构模式。在区域尺度上,夜光亮度与空间距离的关系还可用于表征城市间的潜在联系[72]。

#### 4.2.2　城市功能区识别与夜间照明道路提取

城市功能区和道路网络是城市空间结构的重要组成部分,其分布特征与居民活动、土地利用和基础设施配置密切相关。夜光遥感能够捕捉人工照明的空间分布及强度变化,为识别城市功能活动集聚区域和夜间道路网络提供了新的数据来源。传统城市功能区和道路网络识别主要依赖高分辨率光学遥感影像,但光学影像主要反映地表物理形态特征,对人类活动和社会功能属性的表达能力有限。虽然夜光遥感能够提供人类活动语义信息,但受限于早期夜光数据空间分辨率较低,难以识别城市内部微观功能单元和精细道路结构。随着高空间分辨率夜光卫星的发展,夜光遥感在城市精细空间识别中的应用能力得到显著提升。

近年来,研究逐渐结合高分辨率夜光影像、日间光学遥感、POI、路网以及建筑形态等多源数据,实现城市功能区的精细化识别[73]。例如,文献[74]基于吉林一号高分辨率夜光影像构建建筑增强型夜间光指数,提高了城市内部功能板块划分精度;文献[75]融合 SDGSAT-1 夜光数据、多光谱影像、POI、路网和三维建筑形态参数,实现了对城市功能区复杂空间特征的综合表征。同时,深度学习和跨模态融合方法进一步提升了城市空间语义解析能力,文献[45]通过构建跨模态空间对齐与门控融合深度神经网络,联合提取高分二号光学影像的物理特征与 SDGSAT-1 夜光影像的社会属性,提高了城市功能区识别精度。此外,依托 SDGSAT-1 等高分辨率夜光数据,研究人员已实现大尺度夜间照明道路网络自动提取[76-77],为区域照明水平评估和城市公共照明管理提供了新的空间数据支撑。

### 4.3　灾害与突发事件响应

#### 4.3.1　自然灾害影响评估

自然灾害通常会导致电力供应中断、基础设施损毁以及人类活动强度下降,而夜光遥感能够对这些变化产生敏感响应,因此可通过灾前灾后夜光变化特征评估灾害影响范围和扰动程度。基于夜光变化检测的方法已成为灾害快速评估的重要遥感手段[78-82]。现有研究主要通过比较灾害发生前后的夜光强度变化,识别灯光衰减区域,并用于地震、洪水、台风等灾害影响评估。然而,传统中低分辨率夜光数据在城市内部空间差异、局部基础设施损毁以及弱变化区域识别方面仍存在一定局限,难以满足精细化灾害响应需求。随着夜光观测体系不断完善,灾害评估逐渐由单一传感器分析向多源、高分辨率观测方向发展。除 DMSP-OLS 和 NPP-VIIRS 等传统夜光数据外,SDGSAT-1 等新型高分辨率夜光遥感数据开始应用于灾害监测,使研究能够在城市内部和基础设施尺度上识别灾后损失与变化特征,提升了小尺度灾害响应的精细化水平[83-86]。

#### 4.3.2 突发公共卫生事件监测

重大突发公共卫生事件通常会导致人口流动受限、社会活动减少以及能源消耗模式变化,而这些变化会在夜光的时空分布中形成可观测信号。因此,夜光遥感可通过监测灯光变化间接反映社会活动强度变化,为突发公共卫生事件影响评估提供辅助信息[87]。现有研究主要利用事件发生前后的夜光时序变化,识别社会活动减少区域及其影响范围,并用于评估突发公共卫生事件对人类活动的扰动[88]。随着高时空分辨率夜光数据的发展以及多源数据融合方法的应用,突发公共卫生事件监测逐渐由单一夜光变化分析向综合时空行为分析发展。近年来,研究开始融合人口流动数据及社会经济统计数据,对突发公共卫生事件期间人类活动变化、空间差异及恢复过程进行综合评估,提高了事件影响识别的准确性和解释能力[89]。总之,夜光遥感为突发公共卫生事件动态监测提供了重要补充数据源,尤其在统计数据获取滞后或覆盖不足的区域具有较高应用价值。

#### 4.3.3 战争与冲突监测

战争与冲突通常会导致人口迁移、电力基础设施受损以及经济活动下降,而这些变化会直接影响区域夜光分布。因此,夜光遥感能够通过监测冲突前后灯光强度和空间格局变化,间接反映战争对人类活动和社会经济系统的影响。现有研究主要基于夜光时序变化分析,通过比较冲突发生前后的灯光变化,识别受影响区域及其扩展范围,并结合时间序列分析和计量经济学方法评估冲突影响[90-91]。例如,文献[91]针对叙利亚危机造成的社会经济扰动,将夜光变化作为战争影响强度指标,分析了冲突对农业生产和土地利用的影响。然而,传统夜光数据空间分辨率有限,对复杂冲突环境下具体影响机制的解析能力仍有不足。随着高分辨率夜光数据的发展以及多源遥感数据融合技术的应用,战争与冲突监测逐渐由区域尺度变化识别向精细化时空过程分析拓展。近年来,研究开始利用高分辨率夜光影像刻画冲突区域电力供应和人类活动变化,实现对基础设施受损和社会运行状态的动态评估。例如,文献[92]基于高分辨率夜光影像对2023年加沙人道主义危机期间的电力供应变化进行了估算,揭示了冲突导致的能源基础设施扰动及其空间差异,提高了复杂冲突环境下人类活动变化的精细化监测能力。夜光遥感因此成为传统统计数据缺失或更新滞后区域中监测战争和社会活动变化的重要补充观测手段。

### 4.4 能源与碳排放监测

#### 4.4.1 电力可达性监测

在全球范围内,基础电力设施的可达性与普及率不仅是衡量人类基本生活福祉与社会公平的基准线,更是联合国可持续发展目标(确保人人获得负担得起的、可靠和可持续的现代能源)的核心指标[93]。由于夜光遥感与地表实际电力普及状态高度相关,已逐渐成为评估真实电气化程度的核心代理变量[94]。

早期的研究主要利用夜光强度与人口、土地利用等辅助数据构建空间化电气化地图,例如文献[95]绘制了撒哈拉以南非洲地区的电气化地图。然而,电力的不稳定可能会导致灯光的剧烈波动,进而将临时断电误判为未电气化,难以真实反映供电可靠性。为了克服由于短期电力波动带来的估算误差,文献[96]引入日尺度夜光数据构建电力稳定度指数,估算了津巴布韦的多尺度电气化率。此外,针对大范围长时序中的噪声干扰与残差波动问题,文献[97]利用长序列日尺度夜光遥感数据进行统计去噪与夜间辐射残差建模,实现了对发展中国家聚落级电力贫困状态的精细化分类。利用夜光数据可以绘制具有空间显式特征的全球更新的电力接入和缺口地图,为评估全球能源普及率、追踪减贫成效,以及能源基建援助项目提供了独立客观的科学支撑[98]。

#### 4.4.2 能源消费估算

在区域宏观经济与实体能源消耗深度耦合的背景下,获取高时空分辨率的能源消费分布对于精细化资源管理至关重要。自第一代夜光卫星应用于能源领域以来,夜光强度已被证实是反映地表综合能源消费的有效代理变量[99]。通过构建自上而下的空间离散化模型,将夜光强度作为能源消耗的空间分配权重,能有效将宏观统计指标投影至网格尺度[100-101]。然而,这种早期的空间分配方法存在明显的瓶颈:一是由于不同传感器间缺乏连续可比性,限制了跨时段的长时序比较;二是仅能粗放推算总能源消耗量,无法剖析城市内部具体的耗能结构。针对上述问题,近年来学者们主要从跨传感器一致性校正与耗能结构精细化拆分两个方面展开研究。针对DMSP-OLS和NPP-VIIRS的可比性问题,文献[102]通过粒子群优化算法与反向传播神经网络实现了跨传感器的一致性校正,估算了不同尺度的能源消耗。在剖析耗能结构方面,文献[103]通过构

建涵盖多维社会经济因子的配比指标体系,开发了一套系统性的省级能源平衡表降尺度方法,编制了中国286个城市长时序、分行业及分燃料的精细化能源消费清单。

#### 4.4.3　碳排放监测

作为能源消费的直接伴生结果,温室气体排放的精细化空间核算是制定区域碳减排路径的关键支撑[104]。在早期的研究中,常用的方法是通过构建自上而下的线性回归模型,将国家或省级碳排放统计数据按夜光强度总量分配至网格尺度[105]。然而,由于不同城市在能源利用效率、产业布局及社会经济结构上存在显著差异,这种仅依赖单一夜光辐射总量的推算,极易忽略地表排放的异质性特征,导致估算结果出现系统性偏差[106]。面对上述局限,近年来的研究在空间精细度与时间响应频次两个维度取得了突破性进展。在微观空间解译层面,文献[107]将珞珈一号夜光影像与城市功能分区、POI大数据相结合,构建实体级别的碳排放核算模型,在130 m分辨率下实现了工业园、商圈及住宅区碳排放贡献率的高保真空间化反演。在时间动态追踪方面,文献[108]融合VIIRS日尺度夜光数据和全球网格化每日二氧化碳排放数据集,开发了一种近实时碳排放监测模型,剥离并量化了冲突背景下居民消费、地面交通与工业部门的碳排放动态损益,为全球环境治理、极端事件下的碳流追踪及气候履约责任判定提供了全新的技术路径与科学依据。

### 4.5　生态环境与健康影响评估

#### 4.5.1　光污染监测

夜光遥感能够连续观测人工夜间照明(artificial light at night, ALAN)的空间分布和强度变化,为大尺度光污染监测与评估提供重要数据来源。由于光污染本质上表现为自然夜空亮度增加和人工光扩散过程,夜光强度及其空间扩展范围可用于表征区域光环境变化。不同夜光传感器在时间跨度、空间分辨率和辐射定量能力上各有侧重,适用于不同尺度和时段的光污染研究[109]。早期光污染监测主要基于夜光影像提取亮区范围,并通过亮度统计和空间变化分析评价光污染的分布格局与变化趋势[110]。然而,受限于传统夜光传感器空间分辨率较低以及光谱信息不足,该方法难以识别街区尺度以下的照明差异,也难以区分不同光谱组成对生态系统和人类健康产生的差异化影响。随着高空间分辨率和多光谱夜光遥感技术的发展(如SDGSAT-1、吉林一号等),光污染监测逐渐由宏观亮度统计向精细化空间评估方向发展[111-112]。近年来,研究能够利用高分辨率夜光数据识别城市街区、道路及局部照明设施的光环境特征,并结合生态环境、人类活动和自然暗夜环境保护需求,对人工光扰动程度进行综合评价,推动光污染研究由简单的亮度测度向多尺度、多维度环境影响分析发展。

#### 4.5.2　夜光对生态系统的影响评估

自然光暗周期是调节生物行为节律、繁殖活动和生态过程的重要环境因素,而ALAN会改变自然光环境,进而影响生物个体行为、生理状态以及生态系统功能。因此,夜光遥感可通过表征人工光环境的空间分布,为评估光污染对生态系统的潜在影响提供大尺度观测数据。自然光暗周期是调节生物觅食、繁殖、迁徙和物候过程的重要环境因子。ALAN通过改变夜间光照强度、光谱组成和持续时间,影响生物个体的行为节律、生理状态和感知过程,并可能进一步传导至种群动态、物种相互作用和生态系统功能[113]。已有研究表明,ALAN会改变生物活动时间、激素水平和生活史性状,干扰传粉、捕食、避敌和导航等关键生态过程,光污染影响具有明显的跨层级传递特征[114]。然而,传统野外实验和定点观测通常具有较强的局地性,难以在大范围尺度上评估不同生态系统和物种对光污染的响应差异。近年来,夜光遥感在海洋和沿海生态系统中的应用受到关注,研究开始利用人工光分布特征分析ALAN对珊瑚产卵、海龟定向、浮游动物垂直迁移以及海鸟导航等生态过程的潜在影响,推动光污染研究由局地实验观测向区域尺度生态风险评估拓展[115]。

#### 4.5.3　夜光与公共健康研究

ALAN可通过改变人体正常光暗周期,抑制褪黑素分泌并扰乱昼夜节律,从而影响睡眠、代谢和心理健康等生理过程。因此,夜光遥感能够通过表征居住环境中的室外光暴露水平,为大尺度公共健康风险评估提供空间化暴露数据。现有环境流行病学研究通常将居住地周边夜光强度作为室外ALAN暴露代理指标,并结合问卷调查、体检记录和队列数据分析其与健康结果之间的关联。相较于传统地面抽样,夜光遥感具有全域覆盖、时间连续及可回溯历史暴露等独特优势[116]。已有研究表明,更高的室外ALAN暴露与睡眠时间缩短、短睡眠风险增加及睡眠质量下降显著相关[117]。然而,卫星夜光数据主要反映地

表向上的光辐射,而个体实际光暴露还受到建筑遮挡、楼层高度、室内环境和行为模式等因素影响,导致遥感暴露与真实人体暴露之间存在尺度差异。同时,传统夜光传感器多为单波段观测,难以揭示不同光谱组成对健康效应的差异。随着光辐射传输模型和多光谱夜光遥感技术的发展,ALAN健康效应研究逐渐由单一亮度暴露评估向精细化光环境分析方向发展。近年来,研究开始结合光辐射传输模型模拟地表及室内光暴露水平,提高遥感观测与人体实际暴露之间的匹配程度[118]。同时,SDGSAT-1等具有光谱探测能力的新型夜光卫星为分析不同波段人工光的健康影响提供了新的数据基础[119]。例如,文献[116]融合SDGSAT-1遥感影像与海量微博发文数据,首次在全国尺度上量化了不同波长的夜光对人群情绪的异质性影响,并发现蓝光暴露显著增加了负面情绪风险,而适度的绿光暴露则有助于提升积极情绪。此外,SDGSAT-1的精细化光谱观测能力也为区分不同波段ALAN对健康影响的差异性效应提供了新的数据支撑,例如研究证实蓝光与糖尿病风险关联性最强[120]。

### 4.6 海洋与资源活动监测

#### 4.6.1 渔船与渔业活动监测

在背景辐射极低的黑暗海洋环境中,利用鱼类的趋光性进行诱捕是一种重要的作业方式,且极易被高灵敏度的卫星传感器捕获,因此夜光遥感常被应用于海洋捕捞活动的监测[121-122]。但是仅使用夜光遥感影像的辐射强度来识别海上发光点,难以有效区分渔船与非捕捞船舶,也无法连续追踪渔船的动态捕捞轨迹与作业状态。因此,近年来的研究通常将夜光遥感数据与船舶主动定位轨迹数据相结合,以构建多维协同观测框架[123]。文献[124]将夜光遥感数据、船舶监测系统数据和实地巡航数据相结合,分析并绘制了中国南海捕鱼热点区域的空间分布。文献[125]基于夜光辐射特征构建了夜灯渔船数据集,并探讨了气候和环境变化等因素对渔业时空变化的影响机制。此类夜光遥感与时空轨迹融合的分析框架,为未来打击非法、未报告和无管制捕捞活动提供了有效途径。

#### 4.6.2 火点与燃烧活动监测

自卫星遥感技术应用于火灾监测以来,热红外等传感器凭借温度热辐射反演长期作为提取火点的主流手段。然而在白天,火点发出的热辐射易与地表及云层反射的太阳辐射混合,增加了识别的复杂性[126-127]。相比之下,夜光遥感回避了太阳反射干扰,直接捕获火焰发光辐射,不仅具有较高的发光灵敏度,还能协同分析火灾导致周边城镇受灾等社会响应问题,为夜间火源与高温异常监测提供差异化的观测视角[128-129]。文献[130]提出了一种双波段检测算法,利用VIIRS短波红外和DNB波段的辐射特征开发了Nightfire系统,用于探测气体耀斑及高温热源异常。在此基础上,针对复杂热源的辨识问题,文献[131]引入面向对象的时序分析方法,实现了对Nightfire产品中各类工业热源点的稳健分割与分类。随着高分辨率夜光遥感影像的投入使用,针对此类点源工业燃烧的探测也逐渐走向精细化表征。依托SDGSAT-1提供的多光谱发光特征,研究人员系统性地实现了海上天然气平台放空燃烧特征的精细化提取,并探测了其伴生气体燃烧的特殊活动[132-133]。除了对固定工业热源的定量化表征外,高分辨率夜光遥感在应对突发性、动态面源野火中也展现出重要的应用价值。在2025年1月美国加利福尼亚州南部山火的动态追踪中,珞珈四号夜光影像通过捕捉夜间火线辐射强度的空间分异,实现了对山火蔓延路径及过火区域的精细化提取[9]。

## 5 结 语

夜光遥感自20世纪70年代起步,经历了从传感器技术发展、数据资源积累、物理机理解析,到智能化数据挖掘和多领域应用拓展的发展过程。作为遥感领域的独特分支,夜光遥感在21世纪迎来了爆发式增长:一方面,随着遥感传感器技术的快速进步,数据获取已从低分辨率灰度信息迈向中高分辨率、物理辐亮度定量观测的新阶段;另一方面,研究范式也从早期的图像处理与地学分析逐步演进为基于物理模型的辐射传输方法,并在此基础上开展精细化处理与数据挖掘,人工智能技术的深度融入进一步拓展了夜光遥感的应用边界,使其在科学研究和业务应用中发挥了广泛作用。随着东方慧眼星座卫星的成功发射,夜光遥感将迎来跨越式发展,实现对人类社会经济活动的精准观测与信息提取。

然而,随着夜光遥感应用领域的不断拓展,当前研究仍面临若干关键挑战。在智能建模方面,深度学习和人工智能方法虽然显著提升了夜光数据挖掘和复杂模式识别能力,但仍存在模型可解释性不足、跨区域泛化能力有限以及对高质

量标注样本依赖较强等问题。未来需要进一步发展面向地理场景的智能建模方法,通过融合遥感影像、社会经济数据和先验地理知识,提升模型的泛化能力与可信度。同时,多源异构数据融合仍是夜光遥感智能分析的重要方向,需要探索不同传感器数据在空间尺度、观测机制和信息表达方面的协同融合方法。

在机理分析方面,现有研究大量依赖夜光亮度与社会经济指标之间的统计关系,对夜光变化背后的人类活动过程、能源消费模式以及区域发展机制的认识仍相对不足。未来研究需要进一步结合经济学、城市科学和地理学理论框架,从简单的指标代理关系向"遥感观测—人类活动—社会经济过程"的机理解释方向发展,增强夜光遥感应用的科学解释能力。

展望未来,夜光遥感将呈现由数据驱动向智能化、机理化和综合化发展的趋势。一方面,高空间分辨率夜光卫星、多源遥感数据以及长期连续观测能力的提升,将为精细尺度的人类活动监测提供更加丰富的数据基础;另一方面,遥感基础模型、地理人工智能以及深度学习等新兴技术的发展,有望推动夜光遥感从特征提取和参数估算进一步迈向智能理解与动态预测。通过融合多源观测、人工智能方法和地理过程机理,夜光遥感将在全球变化、城市可持续发展以及社会经济动态评估等领域发挥更加重要的作用。

## 参　考　文　献


[1] LI D R, ZHAO X, LI X. Remote Sensing of Human Beings: A Perspective from Nighttime Light[J]. *Geospatial Information Science*, 2016, 19(1): 69-79.

[2] CHEN X, NORDHAUS W D. Using Luminosity Data as a Proxy for Economic Statistics[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108(21): 8589-8594.

[3] HUANG Q X, YANG X, GAO B, et al. Application of DMSP/OLS Nighttime Light Images: A Meta-Analysis and a Systematic Literature Review[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(8): 6844-6866.

[4] ELVIDGE C D, BAUGH K, ZHIZHIN M, et al. VIIRS Nighttime Lights[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(21): 5860-5879.

[5] XU J B, SONG J, LI B C, et al. Combining Night time Lights in Prediction of Poverty Incidence at the County Level[J]. *Applied Geography*, 2021, 135: 102552.

[6] YEH C, PEREZ A, DRISCOLL A, et al. Using Publicly Available Satellite Imagery and Deep Learning to Understand Economic Well-Being in Africa[J]. *Nature Communications*, 2020, 11: 2583.

[7] CROFT T A. Nighttime Images of the Earth from Space[J]. *Scientific American*, 1978, 239(1): 86-98.

[8] ELVIDGE C D, BAUGH K E, KIHN E A, et al. Mapping City Lights with Nighttime Data from the DMSP Operational Linescan System[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1997, 63(6): 727-734.

[9] LI X, WANG S Y, WANG S J, et al. Luojia-4 Nighttime Light Images and Its Applications in Humanitarian Mapping[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2025, 28(5): 1993-1997.

[10] SU Z Q, ZHONG X, ZHANG G, et al. High Sensitive Nighttime Light Imaging Camera Design and In-Orbit Test of Luojia1-01 Satellite[J]. *Sensors*, 2019, 19(4): 797.

[11] ZHU X L, TAN X Y, LIAO M L, et al. Assessment of a New Fine-Resolution Nighttime Light Imagery from the Yangwang-1 ("Look up 1") Satellite[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 6505205.

[12] 钟芊芊, 肖锐, 曹汉瑞, 等. 启明星一号夜间灯光影像的评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(8): 1273-1285.
ZHONG Qianqian, XIAO Rui, CAO Hanrui, et al. Evaluation of Qimingxing-1 Nighttime Light Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(8): 1273-1285.

[13] ZHENG Q M, WENG Q H, HUANG L Y, et al. A New Source of Multi-Spectral High Spatial Resolution Nighttime Light Imagery: JL1-3B[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 215: 300-312.

[14] MURATA H, SHIBASAKI R, IMURA N, et al. Identifying the Operational Status of Container Terminals from High-Resolution Nighttime-Light Satellite Image for Global Supply Chain Network Optimization[J]. *Frontiers in Remote Sensing*, 2023, 4: 1229745.

[15] GUO H D, DOU C Y, CHEN H Y, et al. SDGSAT-1: The World's First Scientific Satellite for Sustainable Development Goals[J]. *Science Bulletin*, 2023, 68(1): 34-38.

[16] LI X, LEVIN N, XIE J L, et al. Monitoring Hourly Nighttime Light by an Unmanned Aerial Vehicle and Its Implications to Satellite Remote Sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111942.

[17] ZOU C R, CHEN Z Q, YU B L, et al. An Object-Oriented Nighttime Light Classification Based on Light Color Temperature: A New Perspective from AAV Nighttime Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 5613113.

[18] HÄNEL A, POSCH T, RIBAS S J, et al. Measuring Night Sky Brightness: Methods and Challenges [J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2018, 205: 278-290.

[19] LEVIN N. Quantifying the Variability of Ground Light Sources and Their Relationships with Spaceborne Observations of Night Lights Using Multidirectional and Multispectral Measurements[J]. *Sensors*, 2023, 23(19): 8237.

[20] LEVIN N. Challenges in Remote Sensing of Night Lights: A Research Agenda for the Next Decade [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 328: 114869.

[21] ELVIDGE C D, BAUGH K E, DIETZ J B, et al. Radiance Calibration of DMSP-OLS Low-Light Imaging Data of Human Settlements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 68(1): 77-88.

[22] LI X, SHANG X Y, ZHANG Q L, et al. Using Radiant Intensity to Characterize the Anisotropy of Satellite-Derived City Light at Night[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 271: 112920.

[23] LI X, SUN B Q, CAO H R. Estimating Radiant Flux of Nighttime Light Images from NASA's Black Marble Product[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2026, 29(3): 2325-2330.

[24] ZENG H H, JIA M M, NING X Y, et al. Quantitative Characterization of Global Nighttime Light: A Method for Measuring Energy Intensity Based on Radiant Flux and SNPP-VIIRS Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 318: 114576.

[25] ZHONG L, WANG X J, ZHENG Z H, et al. Multispectral Nighttime Light Remote Sensing: Data, Applications, and Challenges[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 344: 115530.

[26] LI X, MA R Q, ZHANG Q L, et al. Anisotropic Characteristic of Artificial Light at Night: Systematic Investigation with VIIRS DNB Multi-temporal Observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111357.

[27] TAN X Y, ZHU X L, CHEN J, et al. Modeling the Direction and Magnitude of Angular Effects in Nighttime Light Remote Sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 269: 112834.

[28] WU J, LI X, LI D R. Investigating the Anisotropy of Nighttime Light Using an Unmanned Aerial Vehicle Combined with Scaled Experiments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 329: 114960.

[29] LI J J, LI X, LI D R. Impact of Vegetation Phenology on Anisotropy of Artificial Light at Night: Evidence from Multi-angle Satellite Observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 317: 114525.

[30] CAO X, HU Y, ZHU X L, et al. A Simple Self-Adjusting Model for Correcting the Blooming Effects in DMSP-OLS Nighttime Light Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 224: 401-411.

[31] CAO C Y, BAI Y. Quantitative Analysis of VIIRS DNB Nightlight Point Source for Light Power Estimation and Stability Monitoring[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(12): 11915-11935.

[32] YAN L, HU Y H, DOU C Y, et al. Radiometric Calibration of SDGSAT-1 Nighttime Light Payload [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1000715.

[33] MIN M, ZHENG J Y, ZHANG P, et al. A Low-Light Radiative Transfer Model for Satellite Observations of Moonlight and Earth Surface Light at Night[J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2020, 247: 106954.

[34] HE J C, ZHANG W H, LIU S J, et al. Applicability Analysis of Three Atmospheric Radiative Transfer Models in Nighttime[J]. *Atmosphere*, 2024, 15(1): 126.

[35] WANG J, ZHOU M, XU X G, et al. Development of a Nighttime Shortwave Radiative Transfer Model for Remote Sensing of Nocturnal Aerosols and Fires from VIIRS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 241: 111727.

[36] ROMÁN M O, WANG Z S, SUN Q S, et al. NASA's Black Marble Nighttime Lights Product Suite[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210: 113-143.

[37] HENDERSON J V, STOREYGARD A, WEIL D N. Measuring Economic Growth from Outer Space [J]. *American Economic Review*, 2012, 102(2): 994-1028.

[38] GUO W, LIU J K, ZHAO X S, et al. Spatiotemporal Dynamics of Population Density in China Using Nighttime Light and Geographic Weighted Regression Method[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2023, 16(1): 2704-2723.

[39] ZHANG W S, JIANG L, CUI Y Z, et al. Effects of Urbanization on Airport $CO_2$ Emissions: A Geographically Weighted Approach Using Nighttime Light Data in China[J]. *Resources, Conservation*

*and Recycling*, 2019, 150: 104454.

[40] WANG Z Y, XIA N, ZHAO X, et al. Evaluating Urban Vitality of Street Blocks Based on Multi-source Geographic Big Data: A Case Study of Shenzhen[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2023, 20(5): 3821.

[41] WANG M J, LI X. Estimation of Long Time-Series Fine-Grained Asset Wealth in Africa Using Publicly Available Remote Sensing Imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 135: 104269.

[42] LIU H Y, HE X W, BAI Y B, et al. Nightlight as a Proxy of Economic Indicators: Fine-Grained GDP Inference Around Chinese Mainland via Attention-Augmented CNN from Daytime Satellite Imagery [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(11): 2067.

[43] ZHANG H, DONG G P, LI B, et al. Developing an Annual Global Sub-National Scale Economic Data from 1992 to 2021 Using Nighttime Lights and Deep Learning[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 133: 104086.

[44] CHI G H, FANG H, CHATTERJEE S, et al. Microestimates of Wealth for all Low- and Middle-Income Countries [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2022, 119(3): e2113658119.

[45] CHEN J Y, CHEN Y B, ZHENG Z H, et al. Urban Functional Zone Classification Based on High-Resolution Remote Sensing Imagery and Nighttime Light Imagery[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(9): 1588.

[46] SHI K F, WU Y Z, LIU S R, et al. Mapping and Evaluating Global Urban Entities (2000－2020): A Novel Perspective to Delineate Urban Entities Based on Consistent Nighttime Light Data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2023, 60(1): 2161199.

[47] ZHENG Y M, TANG L N, WANG H W. An Improved Approach for Monitoring Urban Built-up Areas by Combining NPP-VIIRS Nighttime Light, NDVI, NDWI, and NDBI[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 328: 129488.

[48] CHEN Z Q, YU B L, ZHOU Y Y, et al. Mapping Global Urban Areas from 2000 to 2012 Using Time-Series Nighttime Light Data and MODIS Products [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12 (4): 1143-1153.

[49] WANG L, YE C, CHEN F, et al. CG-CFPA-Net: A Multi-task Network for Built-up Area Extraction from SDGSAT-1 and Sentinel-2 Remote Sensing Images[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2310092.

[50] JIANG L L, WU Y Z, WANG J R, et al. A Non-parametric Approach for Detecting Urban Polycentric Spatial Structure in China Using Remote Sensing Nighttime Light and Point of Interest Data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2024, 61(1): 2383461.

[51] LI Z M, CHEN B, HUANG Y F, et al. Enhanced Mapping of Essential Urban Land Use Categories in China (EULUC-China 2.0): Integrating Multimodal Deep Learning with Multisource Geospatial Data [J]. *Science Bulletin*, 2025, 70(18): 3029-3041.

[52] LI Z H, LI L X, HU T, et al. Satellite Mapping of Every Building's Function in Urban China Reveals Deep Built Environment Disparities [J]. *Nature Communications*, 2026, 17: 2827.

[53] CHEN Y F, HE C K, GUO W, et al. Mapping Urban Functional Areas Using Multisource Remote Sensing Images and Open Big Data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 7919-7931.

[54] FAN R Y, LI J, SONG W J, et al. Urban Informal Settlements Classification via a Transformer-Based Spatial-Temporal Fusion Network Using Multimodal Remote Sensing and Time-Series Human Activity Data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 111: 102831.

[55] HONG J R, GUO Z, FENG C C, et al. A Multimodal Deep Learning Framework of Large-Scale Urban Functional Zone Mapping in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2025, 18(2): 2579795.

[56] YU B L, LIAN T, HUANG Y X, et al. Integration of Nighttime Light Remote Sensing Images and Taxi GPS Tracking Data for Population Surface Enhancement[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33(4): 687-706.

[57] FENG P J, MA Z, YAN J N, et al. High-Resolution Population Mapping by Fusing Remote Sensing and Social Sensing Data Considering the Spatial Scale Mismatch Issue[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2025, 18(1): 2479863.

[58] YU T T, YE Y W, FAN Z Y. Estimating GDP Growth Using VIIRS Nighttime Light Data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2024, 45 (21): 7939-7958.

[59] MCSHARRY P, MAWEJJE J. Estimating Urban

GDP Growth Using Nighttime Lights and Machine Learning Techniques in Data Poor Environments: The Case of South Sudan[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 203: 123399.

[60] 李德仁, 秦昆, 张过, 等. 社会遥感地理计算的研究进展与创新[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(1): 1-21.
LI Deren, QIN Kun, ZHANG Guo, et al. Development and Innovation of Geo-Computation for Social Remote Sensing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(1): 1-21.

[61] KIM J. Infrastructure of the Digital Economy: Some Empirical Findings with the Case of Korea[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2006, 73(4): 377-389.

[62] ZHANG L M, CHEN S. China's Digital Economy: Opportunities and Risks[M]. Washington: International Monetary Fund, 2019.

[63] CHEN Z Q, WEI Y, SHI K F, et al. The Potential of Nighttime Light Remote Sensing Data to Evaluate the Development of Digital Economy: A Case Study of China at the City Level[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 92: 101749.

[64] CHEN L, DU T, WU D F, et al. Can Digital Financial Inclusion Promote the Nighttime Economy? New Evidence from Chinese Counties' Nighttime Lighting Data and Threshold Model[J]. *Technological and Economic Development of Economy*, 2024, 30(6): 1553-1571.

[65] STATHAKIS D, BALTAS P. Seasonal Population Estimates Based on Nighttime Lights[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, 68: 133-141.

[66] WU B, YANG C S, WU Q S, et al. A Building Volume Adjusted Nighttime Light Index for Characterizing the Relationship Between Urban Population and Nighttime Light Intensity[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2023, 99: 101911.

[67] SUN Y R, XIE J, WANG Y, et al. Mapping Local-Scale Working Population and Daytime Population Densities Using Points-of-Interest and Nighttime Light Satellite Imageries[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2024, 27(6): 1852-1867.

[68] SHAO Z X, LI X. Multi-scale Estimation of Poverty Rate Using Nighttime Light Imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 121: 103375.

[69] LEE K, BRAITHWAITE J. High-Resolution Poverty Maps in Sub-Saharan Africa[J]. *World Development*, 2022, 159: 106028.

[70] MCCALLUM I, KYBA C C M, BAYAS J C L, et al. Estimating Global Economic Well-Being with Unlit Settlements[J]. *Nature Communications*, 2022, 13: 2459.

[71] MARTY R, DUHAUT A. Global Poverty Estimation Using Private and Public Sector Big Data Sources[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 3160.

[72] WANG C X, YU B L, CHEN Z Q, et al. Evolution of Urban Spatial Clusters in China: A Graph-Based Method Using Nighttime Light Data[J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2022, 112(1): 56-77.

[73] 吕永强, 于新伟, 杨朔, 等. 基于多源地理大数据的城市多中心识别方法[J]. 自然资源遥感, 2023, 35(2): 132-139.
LÜ Yongqiang, YU Xinwei, YANG Shuo, et al. Identification of the Polycentric Urban Structure Based on Multisource Geographic Big Data[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2023, 35(2): 132-139.

[74] HUANG X, YANG J J, LI J Y, et al. Urban Functional Zone Mapping by Integrating High Spatial Resolution Nighttime Light and Daytime Multi-view Imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 175: 403-415.

[75] JIANG H P, CHEN M X, MENG X C, et al. An Enhanced Feature Fusion Method for Urban Functional Zone Mapping with SDGSAT-1 Day-Night Imagery and Multi-dimensional Geospatial Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 332: 115050.

[76] WU B, WANG Y, HUANG H L, et al. Potential of SDGSAT-1 Nighttime Light Data in Extracting Urban Main Roads[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 315: 114448.

[77] WANG Y, LI J H, HUANG H L, et al. A Local CSF-Based Method for Extracting Illuminated Urban Roads from SDGSAT-1 Nighttime Light Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 340: 115434.

[78] QIANG Y, HUANG Q X, XU J W. Observing Community Resilience from Space: Using Nighttime Lights to Model Economic Disturbance and Recovery Pattern in Natural Disaster[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 57: 102115.

[79] JIA M H, LI X, GONG Y, et al. Estimating Natural Disaster Loss Using Improved Daily Nighttime Light Data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 120: 103359.

[80] HU Y X, LIU Y M, ZENG H. Whole Process Assessment of Flood Resilience in Urban and Rural Communities Based on Nighttime Lights: A Case Study of Zhuozhou Flood [J]. *Urban Climate*, 2025, 61: 102438.

[81] ZHENG Q M, ZENG Y W, ZHOU Y Y, et al. Nighttime Lights Reveal Substantial Spatial Heterogeneity and Inequality in Post-Hurricane Recovery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 319: 114645.

[82] 李家艺, 黄昕, 胡宇平, 等. 夜光影像和高分辨率影像耦合的土耳其Mw 7.8地震建筑倒塌智能解译[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1706-1714.
LI Jiayi, HUANG Xin, HU Yuping, et al. Fusion of Optical Daily and Nighttime Light Remote Sensing Images for Collapsed Building Detection: A Case in Turkey Mw 7.8 Earthquake[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1706-1714.

[83] YU B, CHEN F, WANG N, et al. Assessing Changes in Nighttime Lighting in the Aftermath of the Turkey-Syria Earthquake Using SDGSAT-1 Satellite Data [J]. *The Innovation*, 2023, 4(3): 100419.

[84] GONG Y, LI X, LI D R, et al. Urban Recovery Patterns After the 2023 Turkey-Syria Earthquake Revealed by SDGSAT-1 Nighttime Light Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 328: 114888.

[85] BIAN J H, AHMAD KHAN T, LI A N, et al. A New Spatiotemporal Fusion Model for Integrating VIIRS and SDGSAT-1 Nighttime Light Data to Generate Daily SDGSAT-1 Like Observations[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2025, 18(1): 2472912.

[86] 李熙, 曹汉瑞, 巩钰. 利用高分辨率夜光影像开展土叙地震灾害评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1697-1705.
LI Xi, CAO Hanrui, GONG Yu. Turkey-Syria Earthquake Assessment Using High-Resolution Nighttime Light Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1697-1705.

[87] 李霖,冯梅. 突发公共卫生事件后城市活力恢复影响因子探究[J]. 测绘地理信息, 2023, 48(2): 22-26.
LI Lin, FENG Mei. Research on the Impact Factors of Urban Vitality Recovery After the Public Health Emergency[J]. *Journal of Geomatics*, 2023, 48(2): 22-26.

[88] 沈勇杰, 杨春成, 尚海滨, 等. 突发公共卫生事件下的城市社会经济活动时空变化分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(3): 603-614.
SHEN Yongjie, YANG Chuncheng, SHANG Haibin, et al. Temporal and Spatial Variation Analysis of Urban Socioeconomic Activity in Public Health Emergencies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(3): 603-614.

[89] WU Y Z, SHI K F, LI X, et al. Recovery of Economic Activities in China Uncovered by Remotely Sensed Nighttime Light Data Under the Pandemic New Normal[J]. *Applied Geography*, 2025, 175: 103506.

[90] EUN J, SKAKUN S. Characterizing Land Use with Nighttime Imagery: The War in Eastern Ukraine (2012-2016)[J]. *Environmental Research Letters*, 2022, 17(9): 095006.

[91] LI X Y, LI X, FAN Z Y, et al. Civil War Hinders Crop Production and Threatens Food Security in Syria[J]. *Nature Food*, 2022, 3(1): 38-46.

[92] CAO H R, LI X, BELABBES S, et al. Estimates of Power Supply During the 2023 Gaza Humanitarian Crisis Using Nighttime Light Images[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2025, 28(6): 2744-2762.

[93] UNITED NATIONS DESA. The Sustainable Development Goals Report 2018 [M]. New York: United Nations, 2018.

[94] FALCHETTA G, PACHAURI S, BYERS E, et al. Satellite Observations Reveal Inequalities in the Progress and Effectiveness of Recent Electrification in Sub-Saharan Africa[J]. *One Earth*, 2020, 2(4): 364-379.

[95] FALCHETTA G, PACHAURI S, PARKINSON S, et al. A High-Resolution Gridded Dataset to Assess Electrification in Sub-Saharan Africa[J]. *Scientific Data*, 2019, 6: 110.

[96] HE M, XU Q, WANG W L, et al. Multiscale Estimation of Electrification Rate Using Nighttime Light Imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 8960-8968.

[97] MIN B, O'KEEFFE Z P, ABIDOYE B, et al. Lost in the Dark: A Survey of Energy Poverty from Space[J]. *Joule*, 2024, 8(7): 1982-1998.

[98] CHAKRABORTY S, ALEXANDER O, KITTNER N, et al. A Global Stocktake on Electricity Access and Gaps from NASA Black Marble Nighttime Lights [J]. *Earth's Future*, 2025, 13(6): e2024EF005916.

[99] LETU H, HARA M, YAGI H, et al. Estimating

Energy Consumption from Nighttime DMPS/OLS Imagery After Correcting for Saturation Effects[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(16): 4443-4458.

[100]SHI K F, CHEN Y, YU B L, et al. Modeling Spatiotemporal $CO_2$ (Carbon Dioxide) Emission Dynamics in China from DMSP-OLS Nighttime Stable Light Data Using Panel Data Analysis[J]. *Applied Energy*, 2016, 168: 523-533.

[101]王正, 周侃, 樊杰, 等. 市-县尺度能源消费碳排放核算方法研究进展[J]. 地理科学进展, 2023, 42(7): 1406-1419.
WANG Zheng, ZHOU Kan, FAN Jie, et al. Progress of Research on Energy-Related Carbon Emission Accounting Methods at the Prefectural and County Levels[J]. *Progress in Geography*, 2023, 42(7): 1406-1419.

[102]CHEN J D, LIU J L, QI J, et al. City- and County-Level Spatiotemporal Energy Consumption and Efficiency Datasets for China from 1997 to 2017[J]. *Scientific Data*, 2022, 9: 101.

[103]LIU Q L, CHENG K M, ZHUANG Y J. Estimation of City Energy Consumption in China Based on Downscaling Energy Balance Tables[J]. *Energy*, 2022, 256: 124658.

[104]SHI K F, YU B L, ZHOU Y Y, et al. Spatiotemporal Variations of $CO_2$ Emissions and Their Impact Factors in China: A Comparative Analysis Between the Provincial and Prefectural Levels[J]. *Applied Energy*, 2019, 233/234: 170-181.

[105]苏泳娴, 陈修治, 叶玉瑶, 等. 基于夜间灯光数据的中国能源消费碳排放特征及机理[J]. 地理学报, 2013, 68(11): 1513-1526.
SU Yongxian, CHEN Xiuzhi, YE Yuyao, et al. The Characteristics and Mechanisms of Carbon Emissions from Energy Consumption in China Using DMSP/OLS Night Light Imageries[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(11): 1513-1526.

[106]SHI K F, SHEN J W, WU Y Z, et al. Carbon Dioxide ($CO_2$) Emissions from the Service Industry, Traffic, and Secondary Industry as Revealed by the Remotely Sensed Nighttime Light Data[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2021, 14(11): 1514-1527.

[107]WANG X Y, CAI Y, LIU G, et al. Carbon Emission Accounting and Spatial Distribution of Industrial Entities in Beijing: Combining Nighttime Light Data and Urban Functional Areas[J]. *Ecological Informatics*, 2022, 70: 101759.

[108]LIU Z J, LI J, CHEN H N, et al. Monitoring Changes in Nighttime Lights and Anthropogenic $CO_2$ Emissions During Geopolitical Conflicts from a Remote Sensing Perspective[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2025, 12(1): 1004.

[109]LI T, WANG Z S, KYBA C C M, et al. Satellite Imagery Reveals Increasing Volatility in Human Nighttime Activity[J]. *Nature*, 2026, 652(8109): 379-386.

[110]KOCIFAJ M, FALCHI F, et al. An All-Sky Light Pollution Model for Global-Scale Applications that Embraces a Full Range of Cloud Distributions[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2025, 122(44): e2508001122.

[111]LING Z X, MENG X X, ZHENG Z H, et al. A Dual-Perspective Evaluation Framework for Urban Light Exposure: Integrating Top-down Visibility and Bottom-up Occlusion[J]. *Information Geography*, 2025, 1(2): 100031.

[112]李熙, 布布莉·叶尔勒克, 郑建川, 等. 基于夜光遥感的深圳西涌暗夜保护社区光污染控制有效性评估[J]. 热带地理, 2025, 45(8): 1373-1388.
LI Xi, BUBULI·Yeerleke, ZHENG Jianchuan, et al. Evaluation of the Effectiveness of Light Pollution Control in Shenzhen Xichong Dark Sky Preserve Based on Nighttime Light Remote Sensing[J]. *Tropical Geography*, 2025, 45(8): 1373-1388.

[113]HEINEN R, LÓPEZ PÉREZ S. Variation in Artificial Light at Night (ALAN) Affects Ecosystem Functions: An Experimental Approach Using Plasticine Caterpillar Predation in an Urban Environment[J]. *Biological Conservation*, 2025, 312: 111519.

[114]GROGNUZ V, GISLER K, KNOP E. Artificial Light at Night (ALAN) Disrupts Timing of Floral Resource Availability[J]. *Biological Conservation*, 2026, 314: 111650.

[115]MARANGONI L F B, DAVIES T, SMYTH T, et al. Impacts of Artificial Light at Night in Marine Ecosystems: A Review[J]. *Global Change Biology*, 2022, 28(18): 5346-5367.

[116]ZHANG C Q, MENG M, CHEN Z Y, et al. Wavelength-Specific Urban Nighttime Light Modulates Expressed Sentiment Across China[J]. *Nature Cities*, 2026, 3(3): 261-272.

[117]GABINET N M, PORTNOV B A. Investigating the Combined Effect of ALAN and Noise on Sleep by Simultaneous Real-Time Monitoring Using Low-Cost Smartphone Devices[J]. *Environmental Research*, 2022, 214: 113941.

[118]BOSSE L, LILENSTEN J, GILLET N, et al.

Night Light Polarization: Modeling and Observations of Light Pollution in the Presence of Aerosols and Background Skylight or Airglow[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2023, 246: 106055.

[119]何贞晓, 谭中琦, 盛瀚澜, 等. 基于SDGSAT-1数据的深圳市夜间灯光格局[J]. 生态学杂志, 2026, 45(4): 1134-1142.
HE Zhenxiao, TAN Zhongqi, SHENG Hanlan, et al. Spatial Patterns of Urban Nighttime Lights in Shenzhen Using SDGSAT-1 Imagery[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2026, 45(4): 1134-1142.

[120]XU Y Q, DONG R Y, LI T T, et al. When City Lights Turn Blue: Spectral ALAN Exposure, LED Lighting, and Diabetes Prevalence Using SDGSAT-1[J]. *Environmental Pollution*, 2026, 397: 127948.

[121]KIYOFUJI H, SAITOH S I. Use of Nighttime Visible Images to Detect Japanese Common Squid Todarodes Pacificus Fishing Areas and Potential Migration Routes in the Sea of Japan[J]. *Marine Ecology Progress Series*, 2004, 276: 173-186.

[122]ELVIDGE C, ZHIZHIN M, BAUGH K, et al. Automatic Boat Identification System for VIIRS Low Light Imaging Data[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(3): 3020-3036.

[123]常昊, 胡昌苗, 陆俊南, 等. SDGSAT-1卫星微光影像的夜间渔船识别[J]. 无线电工程, 2023, 53(11): 2691-2698.
CHANG Hao, HU Changmiao, LU Junnan, et al. Fishing Vessel Identification by Low-Light Images of SDGSAT-1 Satellites[J]. *Radio Engineering*, 2023, 53(11): 2691-2698.

[124]LI J J, CAI Y C, ZHANG P, et al. Satellite Observation of a Newly Developed Light-Fishing "Hotspot" in the Open South China Sea[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 256: 112312.

[125]TIAN H, LIU Y, TIAN Y J, et al. Advances in the Use of Nighttime Light Data to Monitor and Assess Coastal Fisheries Under the Impacts of Human Activities and Climate and Environmental Changes: A Case Study in the Beibu Gulf[J]. *Marine Policy*, 2022, 144: 105227.

[126]GIGLIO L, CSISZAR I, RESTÁS Á, et al. Active Fire Detection and Characterization with the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(6): 3055-3063.

[127]SCHROEDER W, PRINS E, GIGLIO L, et al. Validation of GOES and MODIS Active Fire Detection Products Using ASTER and ETM+ Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5): 2711-2726.

[128]YUAN Y, WANG C X, XU W, et al. A Wildfire Monitoring Method Based on Daily Nighttime Light Data: A Case Study of the Los Angeles Wildfire[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2026, 23: 8001405.

[129]曹汉瑞, 王妍, 李熙, 等. VIIRS夜光影像中农田火像素识别方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(10): 2072-2085.
CAO Hanrui, WANG Yan, LI Xi, et al. Method for Detecting Farmland Fire Pixels in VIIRS Nighttime Light Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(10): 2072-2085.

[130]ELVIDGE C, ZHIZHIN M, HSU F C, et al. VIIRS Nightfire: Satellite Pyrometry at Night[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(9): 4423-4449.

[131]LIU Y X, HU C M, ZHAN W F, et al. Identifying Industrial Heat Sources Using Time-Series of the VIIRS Nightfire Product with an Object-Oriented Approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 347-365.

[132]ZHANG K L, FU D J, TANG J S, et al. Synergistic Day-Night Multi-modal Framework for Offshore Gas Flare Detection Using SDGSAT-1 in the Southeast Asian Seas[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 337: 115337.

[133]QIU Y J, LI X M, YAN L, et al. Synergic Sensing of Light and Heat Emitted by Offshore Oil and Gas Platforms in the South China Sea[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2441932.