

# 珞珈一号夜间灯光数据的福建省人为热通量估算

林中立<sup>1</sup>, 徐涵秋<sup>2,3</sup>, 林从华<sup>1</sup>

1. 福建工程学院 建筑与城乡规划学院, 福州 350118;

2. 福州大学 环境与安全工程学院 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州 350116;

3. 福州大学 遥感信息工程研究所 福建省水土流失遥感监测评估与灾害防治重点实验室, 福州 350116

**摘要:** 夜间灯光数据是估算人为热通量 (AHF) 的重要数据, 但当前应用最广的 DMSP/OLS 和 Suomi-NPP/VIIRS 夜间灯光数据由于受限于粗糙的空间分辨率, 而无法刻画城市内部的 AHF 分布细节。中国 2018 年 6 月发射的 Luojia 1-01 卫星所获取的 130 m 高空间分辨率夜间灯光数据, 则有望解决这一问题。因此本文利用 Luojia 1-01 夜间灯光数据, 通过将统计年鉴中的能源统计数据细化至福建省 84 个县 (市、区), 然后与 3 个夜间灯光指数 (NTL<sub>mor</sub>、HSI、VANUI) 进行回归分析, 分别构建了基于这 3 个指数的福建省 AHF 空间估算模型, 并采用交叉验证法对其进行筛选。结果显示: (1) 在 3 个指数中, 基于 VANUI 的乘幂估算模型的  $R^2$  最高, 且 RMSE 最小, 因此精度最高; (2) 利用 VANUI 乘幂估算模型反演得到的 2018 年福建省年均 AHF 为  $0.88 \text{ W/m}^2$ , 其中厦门市的年均 AHF 最高, 达  $10.98 \text{ W/m}^2$ , 泉州、莆田、福州、漳州等沿海城市次之, 年均值在  $0.98\text{--}1.95 \text{ W/m}^2$ , 而宁德、龙岩、三明、南平等城市的 AHF 则较低, 均值在  $0.38\text{--}0.46 \text{ W/m}^2$ ; (3) Luojia 1-01 夜间灯光数据可以揭示城市内部的 AHF 分异细节。根据用地属性和功能的不同, AHF 数值表现为: 城市集中商业区 > 大型市政公共设施区 > 城市主干道 > 城市住宅区 > 近郊住宅区。研究表明, 基于 Luojia 1-01 夜间灯光数据建立的 AHF 估算模型可以较好地揭示城市尺度 AHF 的空间分异情况。

**关键词:** 遥感, 人为热, AHF, 珞珈一号 01 星, 夜间灯光影像, 福建省

**引用格式:** 林中立, 徐涵秋, 林从华. 2022. 珞珈一号夜间灯光数据的福建省人为热通量估算. 遥感学报, 26(6): 1236-1246

Lin Z L, Xu H Q and Lin C H. 2022. Estimation of anthropogenic heat flux of Fujian Province (China) based on Luojia 1-01 nighttime light data. National Remote Sensing Bulletin, 26(6): 1236-1246 [DOI:10.11834/jrs.20210295]

## 1 引言

当前, 城市化进程正在全球范围内以前所未有的速度进行。城市化的快速发展伴随着城市空间的不断扩张, 自然地表面被大面积的人工建筑所取代, 城市热岛效应逐步加剧 (Rizwan 等, 2008; Imhoff 等, 2010)。同时, 城市人口数量激增, 根据联合国人口司统计数据, 世界城市人口比例从 1950 年的 30% 增加至 2018 年的 55.3%, 预计到 2050 年, 世界城市人口比例将会达到 68% (United Nations, 2019)。密集的人类生产和生活消耗了大量不同形式的能源, 最终除了向大气排放温室气体外, 还释放大量热量, 这种热量即为

人为热 (Anthropogenic Heat) (Oke, 1976; 陈兵等, 2016)。城市地区大量的人为热排放可直接加热地表和近地表大气, 影响局地能量平衡, 加剧城区及其周边区域温度的升高, 对局地气候, 尤其是城市热岛效应产生不可忽视的影响 (Block, 2004; 何晓凤等, 2007; Pal 等, 2012)。

Torrance 和 Shun (1976) 是最早关注城市人为热排放及其对气候影响的学者。随后, 许多学者也投入到人为热的研究当中, 对城市和区域的人为热排放进行估算 (Ichinose 等, 1999; 佟华等, 2004; Bohnstengel 等, 2014)。研究者通常以人为热通量 AHF (Anthropogenic Heat Flux), 即在单位时间和单位面积内所产生的人为热排放总通量

收稿日期: 2020-07-22; 预印本: 2021-01-05

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 31971639); 福建省自然科学基金 (编号: 2020J05193); 福建省教育厅中青年教师教育科研项目 (编号: JAT190403); 福建工程学院本科教学改革研究项目 (编号: 2022JG021)

第一作者简介: 林中立, 研究方向为城市环境遥感研究。E-mail: linzl@fjut.edu.cn

通信作者简介: 徐涵秋, 研究方向为环境遥感应用研究。E-mail: hxu@fzu.edu.cn

( $\text{W}/\text{m}^2$ ) 来定量衡量人为热排放的数量 (Iamarino 等, 2012)。Wang 等 (2019) 对 2016 年中国地区的 AHF 进行估算, 结果表明, 在省级水平上, 上海的年均 AHF 最高, 达  $12.53 \text{ W}/\text{m}^2$ , 天津、北京和广东次之, 分别为  $6.91 \text{ W}/\text{m}^2$ 、 $5.84 \text{ W}/\text{m}^2$  和  $4.53 \text{ W}/\text{m}^2$ 。Flanner (2009) 根据研究的模型预测, 到 2040 年美国大陆、西欧以及中国地区的年均 AHF 将分别达到  $0.59 \text{ W}/\text{m}^2$ 、 $0.89 \text{ W}/\text{m}^2$  和  $0.76 \text{ W}/\text{m}^2$ , 同时他还指出全球年均 AHF 的不断增长, 将会加剧全球平均温度的升高, 并且致使行星边界层内的气溶胶等大气污染物释放进入 AHF 较高的地区。可见, 人为热排放是当前全球城市, 尤其是快速发展大背景下的中国城市的温度升高、环境质量下降等问题的不可忽视的重要原因。

夜间灯光数据能在夜间探测到地球表面微弱的近红外辐射, 包括城市甚至小规模居民地的灯光、车流和其他持久性光源, 以及云、油气燃烧等短暂性光源 (Elvidge 等, 1997)。基于这一特性, 夜间灯光数据能够较好地反映社会经济活动与能源消耗的空间分布情况, 已有许多学者发现了夜间灯光亮度值与 AHF 之间存在显著的相关关系 (Chen 等, 2012; 马盼盼 等, 2016; Wang 等, 2019), 利用这一特性可进行 AHF 的空间估算。Wang 等 (2019) 利用 NPP/VIIRS 夜间灯光正规化亮度值  $\text{NTL}_{\text{nor}}$  (Normalized nighttime light data) 获得了与 AHF 较高的拟合度 ( $R^2=0.95$ )。一些学者发现, 将夜间灯光数据结合植被指数能够在一定程度上消除夜间灯光数据过饱和的问题, 有效提高城市夜间灯光亮度的分异性与区分度, 在城市开发较早、发展速度平稳的地区可以有效凸显城市核心区的灯光亮度与周边临近区域的差异 (陈颖彪 等, 2019), 从而提高夜间灯光与 AHF 间的拟合度。Lu 等 (2008) 结合 DMSP/OLS 夜间灯光数据与 MODIS NDVI 植被产品, 构建了人居指数 HSI (Human Settlement Index)。Chen 和 Hu (2017) 利用 HSI 对北京市县区级尺度的 AHF 进行拟合, 得到了较为显著的拟合度 ( $R^2=0.989$ )。Zhang 等 (2013) 则指出在灯光饱和区, 可能出现 NDVI 接近 0, 从而导致 HSI 呈指数级增长, 造成矫枉过正的问题, 因此他们在 HSI 的成果基础上, 构建了植被调节城市夜间灯光指数 VANUI (Vegetation Adjusted NTL

Urban Index)。

夜间灯光数据是 AHF 定量估算的重要数据之一, 但一直以来, 应用最为广泛的夜间灯光数据为美国前后两代的夜间灯光数据 (DMSP/OLS 和 Suomi-NPP/VIIRS), 但其分辨率仅为  $30 \text{ arc-second}$  ( $\approx 1000 \text{ m}$ ) 和  $15 \text{ arc-second}$  ( $\approx 500 \text{ m}$ ), 基本无法揭示城市内部 AHF 的空间分异细节。2018 年 6 月武汉大学成功发射了 Luojia 1-01 卫星 (<http://www.lmars.whu.edu.cn/index.php/xwzx/2168.html> [2020-06-22]), 提供了空间分辨率为  $130 \text{ m}$ , 辐射分辨率为  $14 \text{ bit}$  的夜间灯光影像, 显著改善了当前夜间灯光影像空间分辨率低的问题 (Jiang 等, 2018; 李德仁 等, 2019; 钟亮和刘小生, 2019; Wang 等, 2020), 运用 Luojia 1-01 夜间灯光数据有望显著提高 AHF 估算的空间分辨率, 然而针对这一方面的研究和应用迄今还鲜有报道。福建省是中国东部沿海的重要省份, 当前针对福建省人为热排放的相关研究仍鲜有报道。鉴于此, 本文基于 Luojia 1-01 夜间灯光数据, 构建 2018 年福建省 AHF 的遥感估算模型, 实现省域范围的 AHF 高空间分辨率估算, 并对福建省 AHF 的空间分布规律进行分析和探讨。因此, 本研究对 Luojia 1-01 夜间灯光数据的科学应用及其省域尺度人为热排放的研究都具有重要意义。

## 2 研究区和数据源

### 2.1 研究区概况

福建省位于中国东南沿海, 地理位置为  $23^{\circ}33' \text{ N}$ — $28^{\circ}19' \text{ N}$ ,  $115^{\circ}50' \text{ E}$ — $120^{\circ}43' \text{ E}$ , 全省陆地总面积为  $124000 \text{ km}^2$ 。福建省地形以山地丘陵为主, 占全省总面积的 80% 以上, 森林覆盖率达 67%, 长期居全国首位。福建省属亚热带海洋性季风气候, 温暖湿润。2010 年—2018 年, 总人口从 3693 万人增至 3941 万人, 地区生产总值从 14737 亿元增至 35804 亿元, 能源消费方面也出现较大的增幅, 从 9189 万吨标准煤增至 13131 万吨标准煤 (福建省统计局和国家统计局福建调查总队, 2019)。

福建省共有 9 个地级市 (福州、厦门、漳州、泉州、三明、莆田、南平、龙岩和宁德), 下辖 85 个县 (市、区), 其中泉州市的金门县, 以及一些面积较小的沿海岛礁不在此次研究区范围内, 因此研究区总面积为  $121518 \text{ km}^2$  (图 1 (a))。

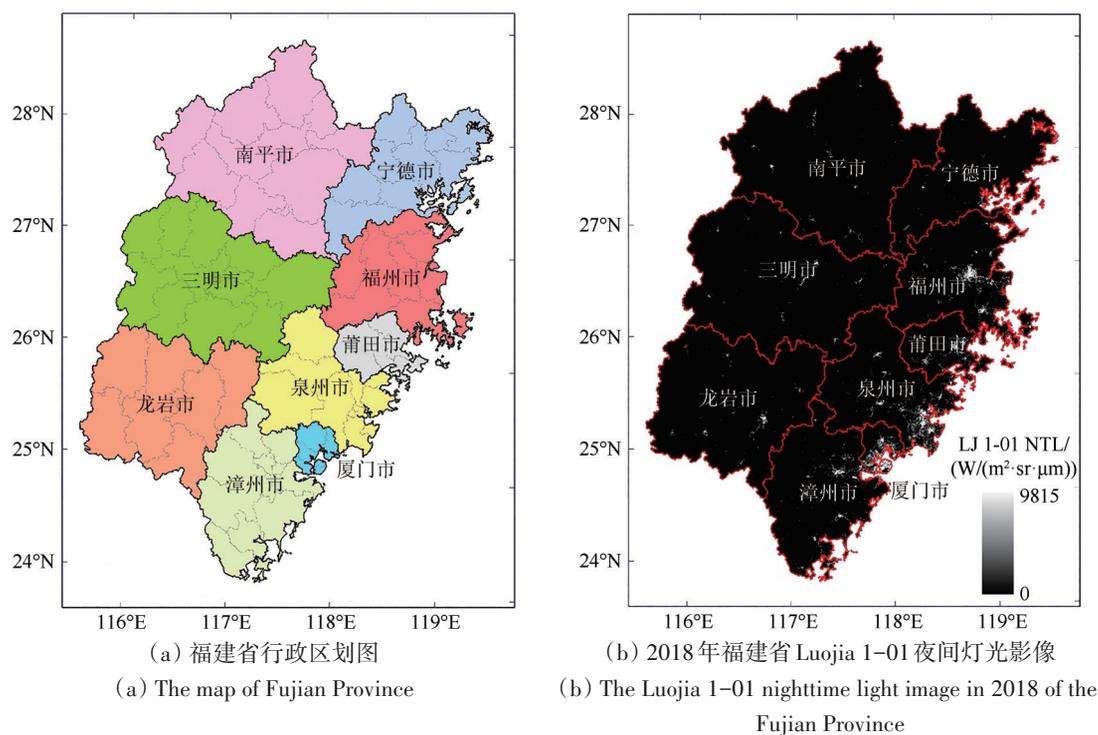


图1 福建省行政区划图及其夜间灯光影像

Fig. 1 The map of Fujian Province and its nighttime light image

## 2.2 遥感影像数据源

本文所用Luoja 1-01夜间灯光影像来自高分分辨率对地观测系统湖北数据与应用网 (<http://www.hbeos.org.cn> [2020-06-22]) 发布的GEC系统几何纠正产品。Luoja 1-01于2018年6月2日发射升空后, 2018年全年先后过境福建省10次, 经逐影像检查, 剔除其中4次质量不佳(大面积云对信息的遮挡、薄云造成的影像模糊与灯光溢出)的过境影像, 本次采用的影像日期分别为: 7月31日、8月21日、9月15日、9月26日、10月5日、10月30日、11月23日。

由于本文采用的一些AHF反演算法需要借助植被指数, 所以进一步选用了2018年的Landsat 8影像。数据来自美国地质调查局(USGS)官方网站 (<https://earthexplorer.usgs.gov/> [2020-06-22]) 发布的Level 1T产品 (path/row: 118—121/40—44)。影像获取时间尽量选取7—8月植被长势最好的夏季, 但因福建多云雨, 部分影像质量欠佳, 因此使用9—10月影像或相近年份的数据进行补充, 并利用时间相近的数据对少量的空洞进行填补(表1)。由于福建地区以常绿植被为主, 所以7—10月的植被长势仍较为相近。

表1 研究所用Landsat 8影像

Table 1 Landsat 8 images used in the study

行列号	影像获取日期	云量/%	行列号	影像获取日期	云量/%
118/041	2018-10-30	2	119/043	2019-09-22	1
118/042	2018-10-30	5	120/040	2018-10-28	0
119/041	2018-10-05	12	120/041	2018-10-28	0
	2019-11-09	0	120/042	2018-10-28	0
119/042	2018-10-05	27	120/043	2018-10-28	0
	2019-09-22	20	120/044	2018-10-28	10
	2018-03-11	0	121/041	2019-09-20	0
	2016-06-25	13	121/042	2019-09-20	0
119/043	2018-10-05	0	121/043	2019-09-20	0

## 3 研究方法

鉴于Luoja 1-01夜间灯光数据尚无计算AHF的先例, 本文提出一套利用该数据反演AHF影像的技术流程(图2)。

### 3.1 几何校正

所获取的Luoja 1-01夜间灯光影像虽然已进行系统几何纠正, 但根据产品信息显示的定位精度, 仍存在150—400 m不等的误差, 而且不同景的影像其几何偏移量也不同。因此, 本文将几何

定位较为精确的 Landsat 8 作为基准影像, 结合夜间灯光影像的成像特性, 选取具有空间特征的地面控制点, 如道路的交叉路口、桥梁的端点、

建筑与水体等自然地物的边界折点等, 将每一景 LuoJia 1-01 逐一与 Landsat 8 影像进行配准, 误差控制在 0.5 个像元内。

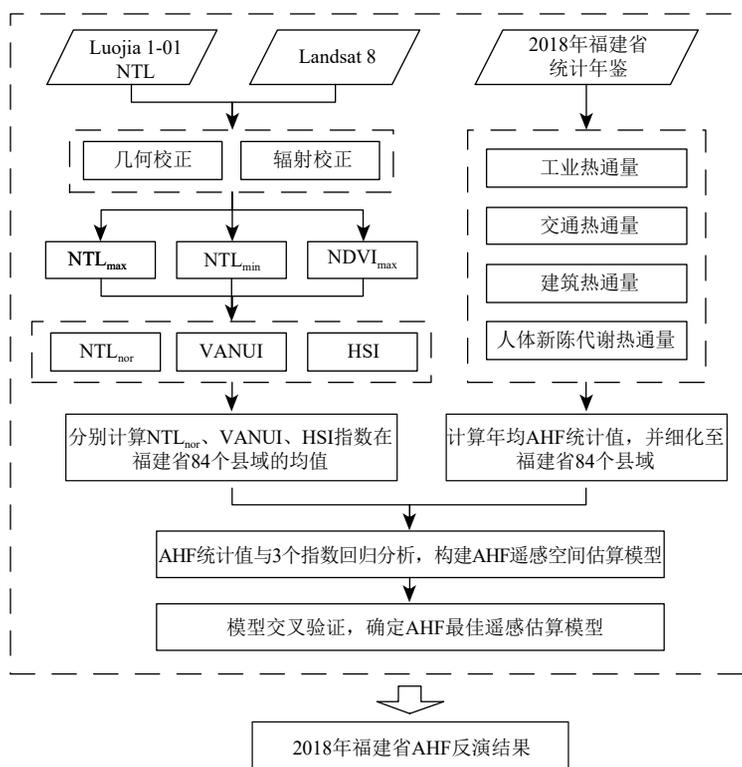


图2 LuoJia 1-01 夜间灯光数据反演 AHF 的技术流程图

Fig. 2 The flowchart of the retrieval of AHF via LuoJia 1-01 nighttime light data

### 3.2 辐射校正

(1) LuoJia 1-01 夜间灯光影像的拼接与辐射亮度转换。由于覆盖福建省全境范围的夜间灯光数据需由多景影像进行拼接, 并且存在同一区域覆盖多景影像的情况, 为了确保夜间灯光数据的空间连续性, 并消除夜间灯光数据存在的短暂灯光噪声, 将相互重叠的区域进行灯光亮度均值化的处理, 同时规定若有一景影像的像元值为 0, 则该像元所代表的这一位置则为 0 (曹子阳等, 2015)。将处理后的影像进行拼接, 并裁剪得到研究区的夜间灯光影像。进一步将影像的 DN 值转换为辐射亮度值, 转换公式源于 LuoJia 1-01 官方网站 (<http://www.hbeos.org.cn> [2020-06-22]):

$$L = DN^{\frac{3}{2}} \times 10^{-10} \quad (1)$$

式中,  $L$  为夜间灯光绝对辐射校正后辐射亮度值 ( $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$ )。

(2) LuoJia 1-01 夜间灯光影像的异常值校正。夜间灯光异常值是指那些具有异常高亮度值的像元, 可由火光或油气燃烧产生 (Shi 等, 2014)。

本文根据 Shi 等 (2014) 提出的异常值校正方法, 将福建地区城市发展程度最高的省会福州和经济特区厦门的夜间灯光进行统计, 得到其最大辐射亮度值为  $9814.52 W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$ , 将该值作为异常值校正阈值, 若研究区内有高于这一阈值的像元, 则查看该像元相邻的 8 个像元, 并选择 8 个相邻像元中最大的 DN 值重新赋值给这一异常像元。

(3) Landsat 8 的辐射校正则采用 Landsat 用户手册中的模型和 Chavez 的 COST 大气校正模型, 将原始影像的 DN 值转换为传感器处反射率 (at-sensor reflectance) (Chavez, 1996; Chander 和 Markham, 2003; USGS, 2019)。

最后将经过影像配准和辐射校正的 LuoJia 1-01 夜间灯光影像和 Landsat 8 的投影转换为 Albers 等面积投影, 并将 LuoJia 1-01 空间分辨率重采样为与 Landsat 8 相同的 30 m (图 1 (b))。

### 3.3 AHF 空间估算指数的计算

本文选取了当前常用的 3 种夜间灯光数据 AHF 估算指数进行实验, 分别为  $NTL_{nor}$ 、HSI 和 VANUI。

这三种指数都是基于美国前后两代夜间灯光数据 DMSP/OLS 和 NPP/VIIRS 提出的, 其中 HSI 和 VANUI 还需综合 MODIS 植被指数产品进行计算。目前针对 LuoJia 1-01 夜间灯光数据的 AHF 估算指数还未见报道。因此, 本文尝试将这 3 个指数移植到 LuoJia 1-01 数据中, 并结合 Landsat 影像的归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 进行 AHF 的反演。NTL<sub>nor</sub>、HSI 和 VANUI 指数的计算公式分别为 (Lu 等, 2008; Zhang 等, 2013):

$$NTL_{nor} = \frac{NTL - NTL_{min}}{NTL_{max} - NTL_{min}} \quad (2)$$

$$HSI = \frac{(1 - NDVI_{max}) + NTL_{nor}}{(1 - NTL_{max}) + NDVI_{max} + NTL_{nor} \times NDVI_{max}} \quad (3)$$

$$VANUI = (1 - NDVI_{max}) \times NTL_{nor} \quad (4)$$

式中, NTL、NTL<sub>max</sub> 和 NTL<sub>min</sub> 分别为夜间灯光辐射亮度值及其最大值和最小值; NDVI<sub>max</sub> 为 NDVI 在研究年份中的最大值。本文利用所获取的各景 Landsat 8 影像计算 NDVI 值, 然后通过逐景 NDVI 数据的叠加分析, 从中求出 NDVI 的最大值 (Lu 等, 2008), 其计算公式为

$$NDVI_{max} = \max(NDVI_1, NDVI_2, \dots, NDVI_n) \quad (5)$$

式中, NDVI<sub>1</sub>, NDVI<sub>2</sub>, ..., NDVI<sub>n</sub> 为各景影像的 NDVI 数据。

对于 NTL<sub>min</sub> 的获取, 本文采用常用的指数阈值法 (Imhoff 等, 1997; Ma 等, 2012; Yue 等, 2014)。利用 Google Earth 高分影像对 Landsat 8 NDVI<sub>max</sub> 数据纯植被像元提取效果的目视比对, 确定将 NDVI<sub>max</sub> 大于 0.52 设定为纯植被像元, 其上叠加的灯光辐射亮度值如大于 0, 即认为这一区域为灯光溢出。据此统计得到灯光溢出区域的夜间灯光辐射亮度均值为 2.02 W/(m<sup>2</sup>·sr·μm), 因此将 NTL<sub>min</sub> 设为 2.02。

### 3.4 基于统计年鉴的 AHF 数据统计计算

基于统计年鉴计算的 AHF 数据是夜间灯光数据反演结果的对比验证依据。因此, 本文采用至上而下源清单法, 根据福建省统计年鉴数据 (福建省统计局和国家统计局福建调查总队, 2019), 对 2018 年福建省 84 个县 (市、区) 的工业、交通、建筑 (商业和生活建筑) 以及人体新陈代谢 (马盼盼 等, 2016; Chen 和 Hu, 2017; Wang 等, 2019), 这 4 个主要人为热排放源的年均 AHF 进行计算, 公式为

$$Q_s = Q_1 + Q_v + Q_b + Q_m \quad (6)$$

式中,  $Q_s$  为地区年均 AHF 总量 (W/m<sup>2</sup>);  $Q_1$  为工业热通量 (W/m<sup>2</sup>);  $Q_v$  为交通热通量 (W/m<sup>2</sup>);  $Q_b$  为建筑热通量 (W/m<sup>2</sup>);  $Q_m$  为人体新陈代谢热通量 (W/m<sup>2</sup>)。

$Q_1$ 、 $Q_v$ 、 $Q_b$  和  $Q_m$  的计算公式分别为

$$Q_1 = \frac{E_1 \times C}{A \times T} \quad (7)$$

式中,  $E_1$  为工业标准煤热消耗, 用每吨标准煤当量表示 (tce);  $C$  为标准煤热值, 中国规定的标准煤发热值为 29306 kJ/kg;  $A$  为研究区土地面积 (m<sup>2</sup>);  $T$  为时间, 本次研究为 1 年。

$$Q_v = \frac{CMV \times D \times E \times \rho \times NHC}{A \times T} \quad (8)$$

式中,  $CMV$  为民用机动车保有量;  $D$  为机动车年行驶距离 (km);  $E$  为汽油消耗率 (L/km);  $\rho$  为汽油消耗密度 (kg/L);  $NHC$  为净热量消耗 (kJ/g) (Chen 和 Hu, 2017)。

$$Q_b = \frac{(E_{bc} + E_{br}) \times C}{A \times T} \quad (9)$$

式中,  $E_{bc}$  和  $E_{br}$  分别为商业建筑和生活建筑标准煤热消耗 (tce)。

$$Q_m = \frac{(s_1 \times t_1 + s_2 \times t_2) \times P}{(t_1 + t_2) \times A \times T} \quad (10)$$

式中,  $s_1$  和  $s_2$  分别为人体活动阶段 (7:00—23:00) 和人体睡眠阶段 (23:00—7:00) 的人均代谢热消耗 (W) (Grimmond, 1992; Quah 和 Roth, 2012);  $t_1$  和  $t_2$  分别为人体活动时长和睡眠时长 (h);  $P$  为人口数量。

### 3.5 AHF 遥感估算模型的构建与验证

前文述及, 夜间灯光亮度值与 AHF 有着显著的相关性, 利用这一特性可将夜间灯光估算指数结果与统计年鉴数据的 AHF 计算结果进行关联, 构建基于夜间灯光数据的 AHF 遥感空间估算模型。根据统计年鉴, 通过式 (6)—(10) 可计算得到福建省 84 个县域 (不含金门县) 的年均 AHF 统计值 (记为: AHF<sub>sta</sub>), 并将其作为因变量 ( $y$ ); 将 NTL<sub>nor</sub>、HSI 和 VANUI 估算指数计算得到的各县域均值作为自变量 ( $x$ ), 然后进行多种函数的回归分析, 建立 AHF 的遥感估算模型。

通过对比不同估算模型的回归方程拟合度 ( $R^2$ ), 初步筛选出  $R^2$  较高的估算模型。为了进一步评价 AHF 估算模型的结果, 采用统计学上常用的五折交叉验证法 (5-fold cross-validation), 该交

又验证是将样本数据随机分成5份, 将其中4份作为训练数据, 1份作为测试数据, 最终得到5次验证结果, 并将其作为对估算模型精度的结果, 使用均方根误差 (RMSE) 进行定量表示 (杨立娟等, 2018; Yang等, 2019)。

## 4 结果与讨论

### 4.1 AHF 最佳遥感估算模型的确定与验证

为了从  $NTL_{nor}$ 、HSI 和 VANUI 这3个指数中确定出最佳估算模型, 在回归时分别采用线性、多项式、指数、对数、乘幂等5种函数对3个指数 ( $x$ ) 和基于统计年鉴计算的 AHF (记为:  $AHF_{sta}$ )

进行回归分析。各估算模型的方程拟合都通过了1%的显著性检验 ( $p < 0.01$ ), 从表2可以看出, 乘幂函数估算模型在3个指数中的  $R^2$  都是最高的, 而其中  $NTL_{nor}$ 、VANUI 的  $R^2$  都大于0.9, 高于 HSI 的0.8。

虽然 VANUI 乘幂估算模型的  $R^2$  略高于  $NTL_{nor}$  乘幂估算模型, 但优势不明显。因此, 将二者乘幂函数估算模型进行五折交叉验证。从图3的验证结果可知, 2个估算模型的估算值与统计的  $AHF_{sta}$  验证值之间的拟合度很高,  $R^2$  均达到0.98。就 RMSE 误差而言, VANUI 乘幂估算模型的  $2.1786 \text{ W/m}^2$  小于  $NTL_{nor}$  的  $2.2411 \text{ W/m}^2$ , 因此本文选用 VANUI 乘幂估算模型作为福建省 AHF 的最佳遥感估算模型。

表2 AHF 空间估算模型

Table 2 The AHF spatial estimation models based on different indexes

估算指数	函数	估算模型	$R^2$
$NTL_{nor}$	线性	$AHF_{sta} = 2102.8332x + 0.7801$	0.6234
	二次多项式	$AHF_{sta} = -51032.11x^2 + 4286.88x - 1.7702$	0.7020
	指数	$AHF_{sta} = 0.6776e^{141.8742x}$	0.4950
	对数	$AHF_{sta} = 6.9995\ln(x) + 62.3435$	0.3524
	乘幂	$AHF_{sta} = 822.8343x^{0.8482}$	0.9027
HSI	线性	$AHF_{sta} = 126.6906x - 47.3019$	0.4417
	二次多项式	$AHF_{sta} = 396.48x^2 - 294.87x + 54.9677$	0.5194
	指数	$AHF_{sta} = 0.0041e^{12.8702x}$	0.7952
	对数	$AHF_{sta} = 59.9527\ln(x) + 59.6828$	0.3916
	乘幂	$AHF_{sta} = 318.9966x^{6.5477}$	0.8149
VANUI	线性	$AHF_{sta} = 2520.4561x + 0.8851$	0.6233
	二次多项式	$AHF_{sta} = -75973.01x^2 + 5215.28x - 1.6148$	0.7007
	指数	$AHF_{sta} = 0.6835e^{169.4279x}$	0.4914
	对数	$AHF_{sta} = 6.7345\ln(x) + 62.3494$	0.3493
	乘幂	$AHF_{sta} = 848.2905x^{0.8198}$	0.9028

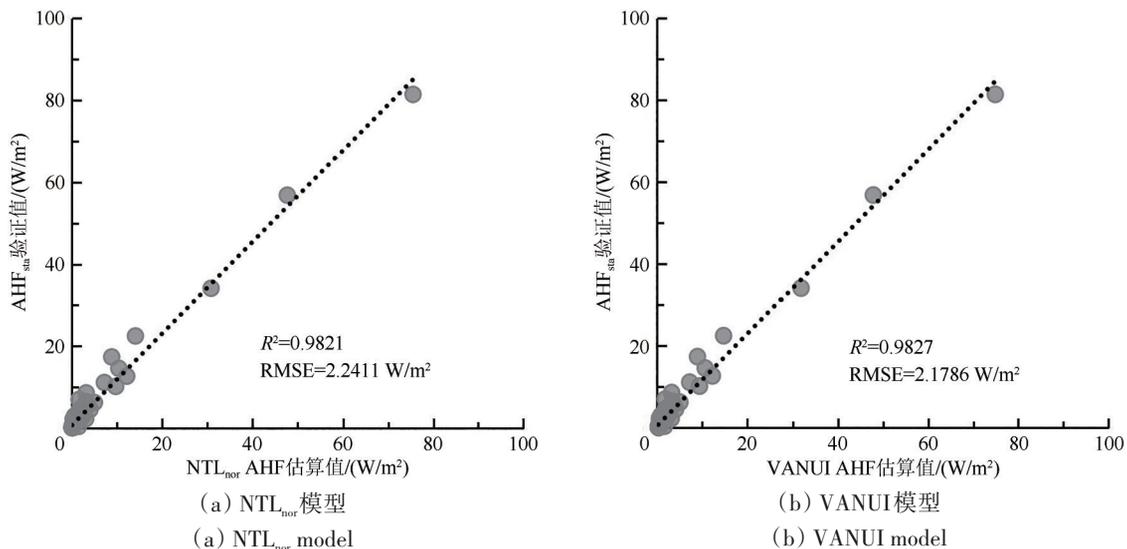


图3 AHF 估算模型验证交叉验证结果

Fig. 3 Cross-validation results of AHF estimation models

从上述 $NTL_{nor}$ 、HSI和VANUI的估算模型构建结果可以看出,这3个指数与 $AHF_{sta}$ 的回归方程都有着较好的拟合度,其中 $NTL_{nor}$ 和VANUI乘幂估算模型验证有着较高的精度。但VANUI从估算模型拟合度和模型估算精度方面都要略高于 $NTL_{nor}$ ,说明在单一夜间灯光数据得到的 $NTL_{nor}$ 中引入植被指数,对模型估算精度的提高确实有一定作用。然而,对于HSI,虽然也同样引入植被指数,但估算模型拟合效果仍不够理想,通过考察HSI的计算公式(式(3))可以发现,由于 $NTL_{nor}$ 与 $NDVI_{max}$ 有着较显著的乘幂关系,因此当 $NTL_{nor}$ 在高亮灯光区域出现最大值,或接近最大值1时, $NDVI_{max}$ 则将接近最小值0,这将造成HSI值呈指数级快速增加,出现极大值的极端情况,导致HSI计算结果的失真

(Zhang等,2013)。Wang等(2019)也在研究中指出,运用 $NTL_{nor}$ 和VANUI所构建的估算模型其AHF估算结果要明显优于HSI。

#### 4.2 AHF空间估算结果

根据基于VANUI的乘幂估算模型( $AHF_{sta} = 848.2905 x^{0.8198}$ )反演出2018年福建省AHF分布图(图4(a))和各县(市、区)的AHF均值分布图(图4(b))。可以看出,福建省AHF整体上呈现明显的空间分异性,经济水平较高的东南沿海地区,其AHF也较高,在空间上形成了从福州到厦门的沿海人为热排放集聚带;而中、西部地区多为山地,森林覆盖度高,城市较为分散,因此AHF整体较低,分布也较为稀疏。

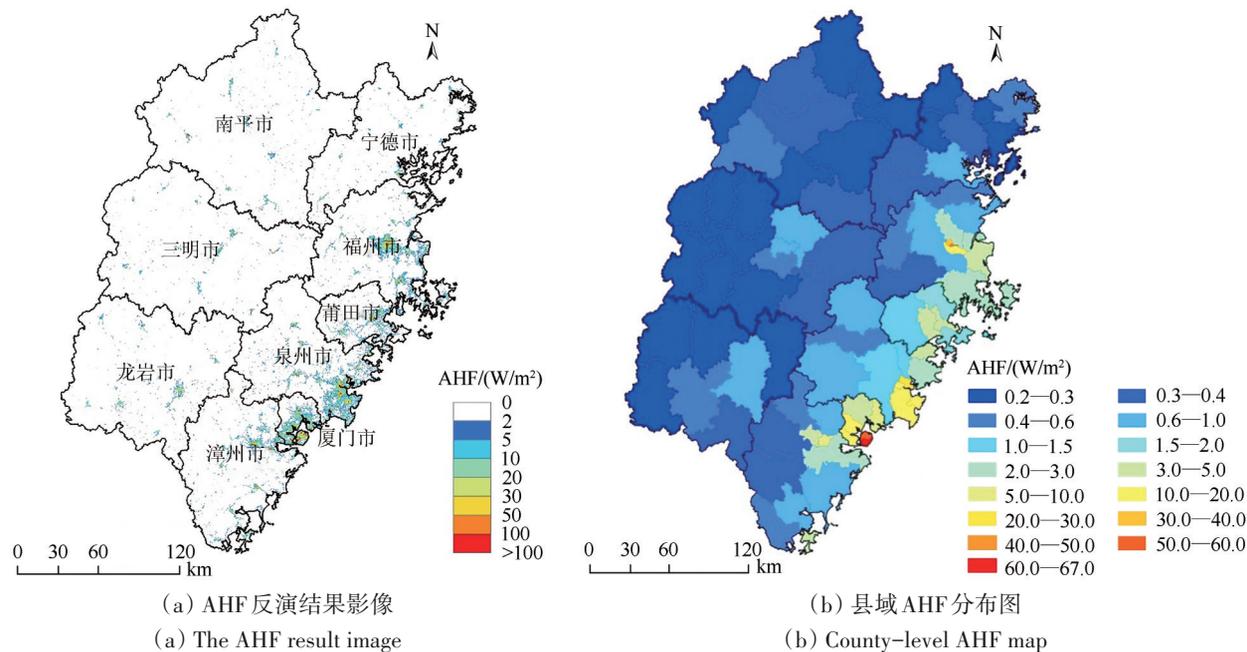


图4 2018年福建省AHF分布图

Fig. 4 The AHF map of Fujian Province in 2018

对图4进行统计可知,2018年全省AHF均值为 $0.88 \text{ W/m}^2$ 。9个地级市中,厦门的年均AHF最高,达 $10.98 \text{ W/m}^2$ ,泉州、莆田、福州、漳州等沿海城市次之,年均AHF在 $0.98\text{--}1.95 \text{ W/m}^2$ ,而北部的宁德以及中西部内陆山区的龙岩、三明、南平等城市则较低,均值在 $0.38\text{--}0.46 \text{ W/m}^2$ (图5),在空间上明显体现出东西分异的状况。

为探究Luojia 1-01高分辨率数据在确定城市内部AHF空间细节方面是否有优势,对福建省东部沿海AHF高值集聚最明显的福州市区、泉州市区和厦门岛进行城市AHF空间细节呈现(图6)。

可以看出,Luojia 1-01影像具有较强的城市内部空间刻画能力,能够清晰地揭示城区人为热排放的分异细节。进一步对Luojia 1-01所呈现的AHF空间细节进行分析,在城市空间尺度上,3个城市的AHF均呈现在老城区或大型商业区的块状集聚,如福州东街口和江滨商业区、泉州城市中心区、厦门的老城区和集中商业区等区域,这些区域的AHF多在 $150 \text{ W/m}^2$ 以上,局部最高值区域可超过 $500 \text{ W/m}^2$ 。此外,一些大型的市政公共设施区也有较大面积的高值集聚,如厦门高崎国际机场、货运码头、厦门国际会展中心的AHF都超过 $100 \text{ W/m}^2$ 。

相比于商业区和大型公共设施区, 一些连片居住片区, 如福州金山住宅区、泉州东海湾片住宅区、厦门岛内住宅区等, 其AHF则有一定程度的降低, 可保持在10—50 W/m<sup>2</sup>。而一些城市近郊的村庄和社区的AHF则更低, 一般为2—10 W/m<sup>2</sup>。从图6还可以发现, 人为热排放除了呈块状集聚外, 同时沿城市主干道呈网状蔓延, 根据主干道的车流情况与繁华程度的不同, AHF呈现出不同的数值, 一般为30—100 W/m<sup>2</sup>, 而在一些道路的交汇点, AHF可达200 W/m<sup>2</sup> (表3)。

以上分析表明 Luojia 1-01 高空间分辨率数据有助于城市内部 AHF 空间细节的辨析, 并可获取各土地覆盖类型的 AHF 定量数值。根据用地属性和用地功能的不同, AHF 数值可表现为: 城市集中商业区>大型市政公共设施区>城市主干道>城市住宅区>近郊住宅区, 这一发现将有助于人为热的减排和治理。但是, 研究也发现作为城市白天关键热源之一的工业区未能在 AHF 结果中很好地体现, 许多工业区在反演的 AHF 影像中的值并不高。这主要是由于工业区的生产活动及其热排放主要

是在白天进行, 因此夜间灯光数据未能捕捉到夜间工业区的信息, 造成了工业区 AHF 数值偏低的结果。在今后的 AHF 研究中可加入白天过空的热红外遥感数据, 以弥补这一缺陷。这是由于热红外数据可以较全面地揭示日间人为活动热源的空间分异规律, 特别是对工业区的生产及其热排放有明显的热辐射信息反馈, 因此, 在后续研究中可尝试耦合夜间灯光与热红外数据, 以期更加全面、精准地定量估算 AHF 的空间分布。

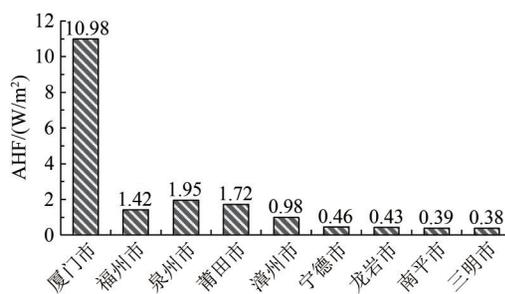
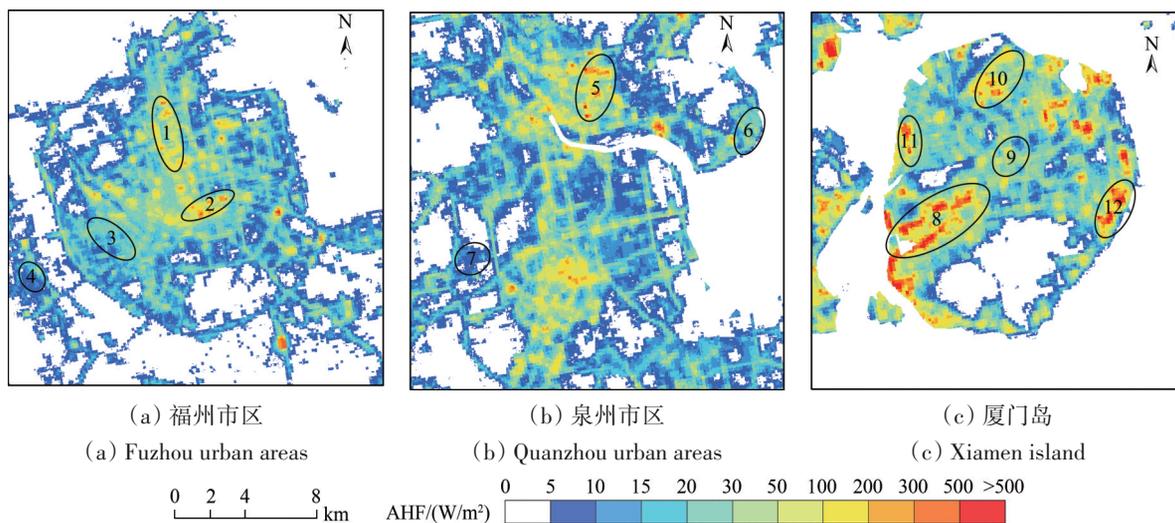


图5 福建省9个城市的年均AHF

Fig. 5 The average annual AHF values of the nine prefecture-level cities of Fujian Province



1. 福州东街口商业区; 2. 江滨商业区; 3. 金山住宅区; 4. 近郊村庄; 5. 泉州商业区; 6. 东海湾住宅区; 7. 近郊社区; 8. 厦门老城区和商业区; 9. 住宅区; 10. 厦门国际机场; 11. 货运码头; 12. 厦门国际会展中心

图6 福建省3个主要沿海城市的AHF高值区域

Fig. 6 High AHF areas in the three coastal cities of Fujian Province

表3 不同用地类型的AHF均值

Table 3 The mean AHF of the different land use types

用地类型	AHF均值/(W/m <sup>2</sup> )
城市集中商业区	169.081
大型市政公共设施区	136.836
城市主干道	35.937
城市住宅区	23.644
近郊住宅区	8.264

## 5 结论

本文运用 Luojia 1-01 夜间灯光数据, 辅以 Landsat 8 植被指数数据, 构建了 AHF 空间估算的遥感模型, 并反演得到了福建省 AHF 空间分布影像, 所获得主要结论如下:

(1) Luojia 1-01 夜间灯光可以有效地反演

AHF数据,揭示其空间分布细节。在所采用的3个指数中, VANUI指数与福建省2018年各县域的AHF统计数据的拟合度最高,基于其乘幂函数构建的AHF遥感估算模型的RMSE误差也最小。

(2)从VANUI估算模型反演得到的AHF结果可知,2018年福建省年均AHF为 $0.88 \text{ W/m}^2$ ,且在空间上表现为经济水平较高的东南沿海地区的AHF明显高于中、西部内陆地区,并形成了东部沿海热排放集聚带。由于AHF与工业产值和城市人口密度的相关度最高,因此,在今后的城市发展中,应避免人口和工业过度集中,逐步对高热集聚区进行有序疏散。

(3)Luojia 1-01相比于前两代夜间灯光DMSP/OLS和Suomi-NPP/VIIRS在影像的空间分辨率上有了较大的提升,这显著提高了夜间灯光数据对AHF空间细节的辨析能力。本文也因此发现了研究区城市内部因用地属性和功能的不同而表现出的AHF不同,具体表现为:城市集中商业区>大型市政公共设施区>城市主干道>城市住宅区>郊区住宅区,这一发现将有助于城市人为热的减排和治理。

## 参考文献(References)

- Block A, Keuler K and Schaller E. 2004. Impacts of anthropogenic heat on regional climate patterns. *Geophysical Research Letters*, 31(12): L12211 [DOI: 10.1029/2004GL019852]
- Bohnstengel S I, Hamilton I, Davies M and Belcher S E. 2014. Impact of anthropogenic heat emissions on London's temperatures. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 140(679): 687-698 [DOI: 10.1002/qj.2144]
- Cao Z Y, Wu Z F, Kuang Y Q and Huang N S. 2015. Correction of DMSP/OLS night-time light images and its application in China. *Journal of Geo-information Science*, 17(9): 1092-1102 (曹子阳, 吴志峰, 匡耀求, 黄宁生. 2015. DMSP/OLS夜间灯光影像中国区域的校正及应用. *地球信息科学学报*, 17(9): 1092-1102) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2015.01092]
- Chander G and Markham B. 2003. Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(11): 2674-2677 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.818464]
- Chavez P S. 1996. Image-based atmospheric corrections revisited and improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(9): 1025-1035
- Chen B, Chen L F, Dong L and Shi G Y. 2016. Estimating the global distribution of anthropogenic heat release and exploring its possible climatic effect. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 40(2): 289-295 (陈兵, 陈良富, 董理, 石广玉. 2016. 人为热释放: 全球分布的估算及其气候效应的探索. *大气科学*, 40(2): 289-295) [DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.1504.14268]
- Chen B, Shi G Y, Wang B, Zhao J Q and Tan S C. 2012. Estimation of the anthropogenic heat release distribution in China from 1992 to 2009. *Acta Meteorologica Sinica*, 26(4): 507-515 [DOI: 10.1007/s13351-012-0409-y]
- Chen S S and Hu D Y. 2017. Parameterizing anthropogenic heat flux with an energy-consumption inventory and multi-source remote sensing data. *Remote Sensing*, 9(11): 1165 [DOI: 10.3390/rs9111165]
- Chen Y B, Zheng Z H, Wu Z F and Qian Q L. 2019. Review and prospect of application of nighttime light remote sensing data. *Progress in Geography*, 38(2): 205-223 (陈颖彪, 郑子豪, 吴志峰, 千庆兰. 2019. 夜间灯光遥感数据应用综述和展望. *地理科学进展*, 38(2): 205-223) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2019.02.005]
- Elvidge C D, Baugh K E, Kihn E A, Kroehl H W and Davis E R. 1997. Mapping city lights with nighttime data from the DMSP Operational Linescan System. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(6): 727-734
- Flanner M G. 2009. Integrating anthropogenic heat flux with global climate models. *Geophysical Research Letters*, 36(2): L02801 [DOI: 10.1029/2008GL036465]
- Fujian Province Bureau of Statistics and Fujian Survey Team of National Bureau of Statistics. 2019. *Fujian Statistical Yearbook-2019*. Beijing: China Statistics Press (福建省统计局, 国家统计局福建调查总队. 2019. *福建统计年鉴—2019*. 北京: 中国统计出版社)
- Grimmond C S B. 1992. The suburban energy balance: methodological considerations and results for a mid-latitude west coast city under winter and spring conditions. *International Journal of Climatology*, 12(5): 481-497 [DOI: 10.1002/joc.3370120506]
- He X F, Jiang W M, Chen Y and Liu G. 2007. Numerical simulation of the impacts of anthropogenic heat on the structure of the urban boundary layer. *Chinese Journal of Geophysics*, 50(1): 74-82 (何晓凤, 蒋维楣, 陈燕, 刘罡. 2007. 人为热源对城市边界层结构影响的数值模拟研究. *地球物理学报*, 50(1): 74-82) [DOI: 10.3321/j.issn:0001-5733.2007.01.010]
- Iamarino M, Beevers S and Grimmond C S B. 2012. High-resolution (space, time) anthropogenic heat emissions: London 1970-2025. *International Journal of Climatology*, 32(11): 1754-1767 [DOI: 10.1002/joc.2390]
- Ichinose T, Shimodozono K and Hanaki K. 1999. Impact of anthropogenic heat on urban climate in Tokyo. *Atmospheric Environment*, 33(24/25): 3897-3909 [DOI: 10.1016/S1352-2310(99)00132-6]
- Imhoff M L, Lawrence W T, Stutzer D C and Elvidge C D. 1997. A technique for using composite DMSP/OLS "city lights" satellite data to map urban area. *Remote Sensing of Environment*, 61(3): 361-370 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00046-1]
- Imhoff M L, Zhang P, Wolfe R E and Bounoua L. 2010. Remote sens-

- ing of the urban heat island effect across biomes in the continental USA. *Remote Sensing of Environment*, 114(3): 504-513 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.10.008]
- Jiang W, He G J, Long T F, Guo H X, Yin R Y, Leng W C, Liu H C and Wang G Z. 2018. Potentiality of using LuoJia 1-01 nighttime light imagery to investigate artificial light pollution. *Sensors*, 18(9): 2900 [DOI: 10.3390/s18092900]
- Li D R, Zhang G, Shen X, Zhong X, Jiang Y H, Wang T Y, Tu J G and Li Z J. 2019. Design and processing night light remote sensing of LJ-1 01 satellite. *Journal of Remote Sensing*, 23(6): 1011-1022 (李德仁, 张过, 沈欣, 钟兴, 蒋永华, 汪韬阳, 涂建光, 李治江. 2019. 珞珈一号 01 星夜光遥感设计与处理. *遥感学报*, 23(6): 1011-1022) [DOI: 10.11834/jrs.20199327]
- Lu D S, Tian H Q, Zhou G M and Ge H L. 2008. Regional mapping of human settlements in southeastern China with multisensor remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 112(9): 3668-3679 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.05.009]
- Ma P P, Wu J J, Yang X C and Qi J G. 2016. Spatialization of anthropogenic heat using multi-sensor remote sensing data: a case study of Zhejiang Province, East China. *China Environmental Science*, 36(1): 314-320 (马盼盼, 吾娟佳, 杨续超, 齐家国. 2016. 基于多源遥感信息的人为热排放量空间化——以浙江省为例. *中国环境科学*, 36(1): 314-320) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-6923.2016.01.052]
- Ma T, Zhou C H, Pei T, Haynie S and Fan J F. 2012. Quantitative estimation of urbanization dynamics using time series of DMSP/OLS nighttime light data: a comparative case study from China's cities. *Remote Sensing of Environment*, 124: 99-107 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.04.018]
- Oke T R. 1976. The distinction between canopy and boundary-layer urban heat islands. *Atmosphere*, 14(4): 268-277 [DOI: 10.1080/00046973.1976.9648422]
- Pal S, Xueref-Remy I, Ammoura L, Chazette P, Gibert F, Royer P, Dieudonné E, Dupont J C, Haeffelin M, Lac C, Lopez M, Morille Y and Ravetta F. 2012. Spatio-temporal variability of the atmospheric boundary layer depth over the Paris agglomeration: an assessment of the impact of the urban heat island intensity. *Atmospheric Environment*, 63: 261-275 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2012.09.046]
- Quah A K L and Roth M. 2012. Diurnal and weekly variation of anthropogenic heat emissions in a tropical city, Singapore. *Atmospheric Environment*, 46: 92-103 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2011.10.015]
- Rizwan A M, Dennis L Y C and Liu C. 2008. A review on the generation, determination and mitigation of Urban Heat Island. *Journal of Environmental Sciences*, 20(1): 120-128 [DOI: 10.1016/S1001-0742(08)60019-4]
- Shi K F, Yu B L, Huang Y X, Hu Y J, Yin B, Chen Z Q, Chen L J and Wu J P. 2014. Evaluating the ability of NPP-VIIRS nighttime light data to estimate the gross domestic product and the electric power consumption of China at multiple scales: a comparison with DMSP-OLS data. *Remote Sensing*, 6(2): 1705-1724 [DOI: 10.3390/rs6021705]
- Tong H, Liu H Z, Sang J G and Hu F. 2004. The impact of urban anthropogenic heat on Beijing heat environment. *Climatic and Environmental Research*, 9(3): 409-421 (佟华, 刘辉志, 桑建国, 胡非. 2004. 城市人为热对北京热环境的影响. *气候与环境研究*, 9(3): 409-421) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-9585.2004.03.001]
- Torrance K E and Shun J S W. 1976. Time-varying energy consumption as a factor in urban climate. *Atmospheric Environment* (1967), 10(4): 329-337 [DOI: 10.1016/0004-6981(76)90174-8]
- United Nations. 2019. The 2018 revision of World urbanization prospects[EB/OL]. [2020-06-22]. <https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Report.pdf>
- USGS. 2019. Landsat 8 data users handbook (Version 2.0)[EB/OL]. [2020-06-22]. <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-8-data-users-handbook>
- Wang C X, Chen Z Q, Yang C S, Li Q X, Wu Q S, Wu J P, Zhang G and Yu B L. 2020. Analyzing parcel-level relationships between LuoJia 1-01 nighttime light intensity and artificial surface features across Shanghai, China: a comparison with NPP-VIIRS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 85: 101989 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101989]
- Wang S S, Hu D Y, Chen S S and Yu C. 2019. A partition modeling for anthropogenic heat flux mapping in China. *Remote Sensing*, 11(9): 1132 [DOI: 10.3390/rs11091132]
- Yang L J, Xu H Q and Jin Z F. 2018. Estimation of ground-level PM<sub>2.5</sub> concentrations using MODIS satellite data in Fuzhou, China. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 64-75 (杨立娟, 徐涵秋, 金致凡. 2018. MODIS 卫星遥感估计福州地区近地面 PM<sub>2.5</sub> 浓度. *遥感学报*, 22(1): 64-75) [DOI: 10.11834/jrs.20186501]
- Yang L J, Xu H Q and Jin Z F. 2019. Estimating ground-level PM<sub>2.5</sub> over a coastal region of China using satellite AOD and a combined model. *Journal of Cleaner Production*, 227: 472-482 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.04.231]
- Yue W Z, Gao J B and Yang X C. 2014. Estimation of gross domestic product using multi-sensor remote sensing data: a case study in Zhejiang Province, East China. *Remote Sensing*, 6(8): 7260-7275 [DOI: 10.3390/rs6087260]
- Zhang Q L, Schaaf C and Seto K C. 2013. The vegetation adjusted NTL Urban Index: a new approach to reduce saturation and increase variation in nighttime luminosity. *Remote Sensing of Environment*, 129: 32-41 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.10.022]
- Zhong L and Liu X S. 2019. Application potential analysis of LJ1-01 new nighttime light data. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (7): 132-137 (钟亮, 刘小生. 2019. 珞珈一号新型夜间灯光数据应用潜力分析. *测绘通报*, (7): 132-137) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2019.0235]

## Estimation of anthropogenic heat flux of Fujian Province (China) based on Luojia 1-01 nighttime light data

LIN Zhongli<sup>1</sup>, XU Hanqiu<sup>2,3</sup>, LIN Conghua<sup>1</sup>

1. College of Architecture and Urban Planning, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Ministry of Education Key Laboratory of Spatial Data Mining & Information Sharing, College of Environmental and Safety Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;

3. Fujian Provincial Key Laboratory of Remote Sensing Soil Erosion and Disaster Prevention, Institute of Remote Sensing Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China

**Abstract:** Nighttime light (NTL) data are important for estimating Anthropogenic Heat Flux (AHF). However, the commonly used DMSP/OLS and Suomi-NPP/VIIRS NTL data are restricted by their coarse spatial resolution and therefore, cannot exhibit the spatial details of AHF at city scale.

The 130 m high-resolution NTL data obtained by the Luojia 1-01 satellite launched in June 2018 show potential to solve this problem. Therefore, this study aims to construct an AHF estimation model using the NTL data of Luojia 1-01 for Fujian Province based on three indexes, namely, normalized nighttime light data (NTL<sub>nor</sub>), Human Settlement Index (HSI), and Vegetation Adjusted NTL Urban Index (VANUI).

To determine the best estimation model of AHF, the AHF of 84 county-level cities of Fujian Province has also been calculated using energy-consumption statistics data and then correlated with the corresponding data of three indexes.

Results show that (1) based on a five-fold cross validation approach, VANUI power estimation model achieves the highest  $R^2$  along with the smallest RMSE; therefore, it has the highest accuracy among the three indexes; (2) according to the VANUI power estimation model, the average annual AHF of Fujian Province in 2018 is 0.88 W/m<sup>2</sup>, of which Xiamen has the highest average annual AHF of 10.98 W/m<sup>2</sup>, followed by Quanzhou, Putian, Fuzhou, and Zhangzhou, with the annual average of 0.98—1.95 W/m<sup>2</sup>, whereas the figures of Ningde, Longyan, Sanming, and Nanping are relatively low, ranging from 0.38—0.46 W/m<sup>2</sup>; (3) Luojia 1-01 NTL data can reveal the AHF differentiation details at a city scale. The AHF values of different land properties and functions show the following order: urban commercial area > large municipal public facility area > urban main road > urban residential area > suburban residential area.

Studies have shown that the AHF estimation model developed by Luojia 1-01 NTL data can achieve high accuracy of the city-scale estimation of AHF.

**Key words:** remote sensing, anthropogenic heat, AHF, Luojia 1-01, nighttime light imagery, Fujian Province

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 31971639); Natural Science Foundation of Fujian Province, China (No. 2020J05193); Undergraduate Teaching Reform Research Project of Fujian University of Technology (No. 2022JG021)