

# 关中平原城市群逐年 500-m 人为热通量估算与时空演变分析

沈舒蔓<sup>1,2</sup>, 高美玲<sup>1</sup>, 李慧芳<sup>2</sup>, 李振洪<sup>1,3</sup>

1. 长安大学 地质工程与测绘学院, 西安 710054;

2. 武汉大学 资源与环境科学学院, 武汉 430079;

3. 黄土科学全国重点实验室, 西安 710054

**摘要:** 人为热通量 (Anthropogenic Heat Flux, AHF) 是单位时间内单位面积上产生的人为热排放总量。研究 AHF 的时空分布, 有助于理解城市热环境的形成与变化, 也对缓解和调节城市生态环境问题具有重要的理论和实际意义。为获取区域范围少量样本情形下人为热排放的空间分布并开展关中平原城市群人为热排放的时空演化特征分析, 本研究首先采用修正后的源清单法估算地级市人为热通量, 再结合 POI 数据、夜间灯光数据、建筑高度数据以及人口分布数据等多源空间数据通过多元线性回归构建不同类型人为热排放估算模型, 获取了 2016–2021 年关中平原城市群空间分辨率为 500 米的逐年人为热排放数据, 并开展了人为热排放时空特征分析。研究结果表明: (1) 多元线性回归在 AHF 格网化中具有较高的可行性, 其获得的拟合模型拟合精度较高, 决定系数 ( $R^2$ ) 均超过 0.9, 其中建筑 AHF 的拟合模型精度最高,  $R^2$  达 0.98; (2) POI 参与人为热的格网化分配能够很好地体现出不同类型人为热排放的空间异质性, 是估算不同热源 AHF 空间分布的重要数据源; (3) 关中平原城市群人为热通量空间分布不均匀, 在经济发达、地形平坦、城市化程度高的城市群中心区域形成高值区, 在时间上其总体呈现上升趋势。研究获得的人为热排放空间分布数据可以为城市热环境评估和城市热舒适度模拟提供数据参考。

**关键词:** 人为热, POI 数据, 夜间灯光, 多源空间数据, 人类活动, 多元线性回归, 源清单法, 关中平原城市群, 时空变化

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 沈舒蔓, 高美玲, 李慧芳, 李振洪. XXXX. 关中平原城市群逐年 500-m 人为热通量估算与时空演变分析. 遥感学报, XX (XX): 1–16

SHEN Shuman, GAO Meiling, LI Huifang, LI Zhenhong. XXXX. Estimation and Spatiotemporal Evolution Analysis of Annual 500-m Anthropogenic Heat Flux in the Guanzhong Plain Urban Agglomeration. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20254386

## 1 引言

城市热环境的形成受诸多因素共同作用, 其中人为热是其显著影响因素之一。不同于其他影响因素, 人为热是指人类活动直接向大气中排放的废热。这些废热主要来源于工业生产、建筑物供暖系统、汽车废气排放以及人体新陈代谢等方面, 对城市热环境具有显著影响 (Sailor, 2011)。人为热通量 (Anthropogenic Heat Flux, AHF) 是

单位时间内单位面积上产生的人为热排放总量, 是量化人为热排放强度的有效指标 (蔡一乐等, 2021)。已有研究表明, 人为热排放是城市热岛效应形成的关键因素, 且会显著影响城市地区污染物的演化 (Chen 等, 2020; 陈一溥等, 2021)。估算人为热排放的时空分布, 有助于理解城市热环境的形成与变化, 也对缓解和调节城市热岛效应等生态环境问题具有重要的理论和实际意义。

目前已有许多学者开展了人为热排放相关研

收稿日期: 2024-09-14; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42471392), 陕西省自然科学基金基础研究计划 (编号: 2021JQ-238, 2024JC-YBMS-197), 长安大学中央高校基本科研业务费 (300102263203, 300102264302)。

第一作者简介: 沈舒蔓, 研究方向为城市热环境。E-mail: 514714375@qq.com

通信作者简介: 高美玲, 研究方向为多源数据融合及城市热环境应用。E-mail: gaomeiling@chd.edu.cn

研究工作。在研究尺度上，主要涉及到全球 (Flanner, 2009; 陈兵等, 2016)、国家 (谢旻等, 2015; 施婕等, 2020)、区域 (Xie等, 2016; Wang等, 2022) 以及城市 (Doan等, 2019; Xu等, 2021) 等各级尺度, 受研究尺度的影响, 不同研究中城市平均人为热排放存在数量级差异 (冯倍嘉等, 2021)。在区域和城市尺度, 目前研究主要聚焦于大型城市或发达地区 (如中国北京、上海、长三角等) (佟华等, 2004; Yu等, 2021; 朱婷媛, 2015), 鲜少关注西北部城市群以及中小型城市的格网化人为热时序估算。现有研究中, 虽然国家尺度的人为热数据集也能够覆盖西北部城市群, 但针对该区域人为热分布的讨论较少, 且国家尺度数据集多聚焦于特定年份, 缺乏针对人为热时序变化的研究。关中平原城市群地处中国内陆中心, 涵盖多个西部中小型城市, 人类活动频繁, 是一带一路综合战略中心, 在国家现代化建设大局和全方位开放战略中具有独特战略地位。因此关注关中平原城市群人为热排放时空演变, 能够在一定程度上弥补现有研究对该区域关注的不足, 对于促进关中平原城市群人居环境健康具有重要意义。

在估算方法上, 传统获取 AHF 数据的方法主要有: 源清单法 (谢旻等, 2015)、建筑模型模拟法 (Sailor等, 2004)、地表能量平衡法 (朱婷媛, 2015) 等。源清单法基于人类活动产生的热量以显热形式排入大气的假设, 通过收集和分析城市内工业、建筑、交通、人体新陈代谢等各种能源消耗的数据来估算人为热。建筑模型模拟法是根据外部约束条件, 利用模型对热量传递过程进行模拟, 基于热量转换系数估算人为热排放。地表能量平衡法根据能量守恒原理, 获取净辐射、显热、潜热等参数后, 估算剩余人为热分量 (孙然好等, 2017)。在上述方法中, 相比于源清单法, 建筑模型模拟法与地表能量平衡法能够提供更加精细的 AHF 分布, 但由于数据获取的有限性, 难以在大范围内实施 (Ming等, 2022)。因此目前大多数针对区域 AHF 估算的研究都采用源清单法, 该方法通常依赖于统计年鉴中的经济数据与能源消费数据, 由于统计年鉴中此类数据的尺度局限性, 该方法获取的通常是行政区划尺度的人为热排放结果。

为有效获得区域范围格网化 AHF, 使用夜间

灯光数据 (NTL)、人口密度数据 (Doan 等, 2019) 等单一遥感影像数据或多源遥感数据 (Yu 等, 2021; Chen 等, 2016; Chen 等, 2017) 结合源清单法成为被广泛使用的格网化 AHF 估算方法。其中, 夜间灯光数据是人为热格网化有效的数据源, 它能够深入揭示人类活动强度的相关信息, 已被证明与人为热具有线性相关性, 是可靠的人为热空间分布估算数据。蔡一乐等 (2021) 通过线性回归建立了基于源清单法获得的 2016 年中国 31 个省省级平均 AHF 与夜间灯光数据 (Suomi-NPP/VIIRS) 之间的线性关系模型, 模型决定系数  $R^2$  为 0.84。Yang 等 (2024) 用相同方法建立了 2015 年相同区域 AHF 与夜间灯光数据的线性模型, 其  $R^2$  值为 0.83。上述研究中  $R^2$  为 83~84%, 可见夜光数据并不是反应人为热变化的唯一因素, 该方法在模型拟合精度方面仍具有一定的提升空间。此外, 仅使用遥感数据结合源清单法估算 AHF 存在一定的局限性, 不能有效捕捉不同类型人类活动产生的 AHF。为获得更精细的、能体现不同类型 AHF 空间分布异质性的格网化 AHF 结果, 近年来有学者在研究中利用空间定位技术、空间交互技术以及实时动态信息进行城市级人为热格网化估算 (Xu 等, 2021; Ming 等, 2022), 但该方法对数据获取要求较高, 工作流程繁琐, 较难应用在城市级以上的研究区域内。基于此, 现有研究尝试使用机器学习算法结合兴趣点 (Point of Interest, POI) 数据与多源遥感数据获取人为热格网化结果 (Chen 等, 2020; 钱静等, 2023; Qian 等, 2024)。POI 数据作为一种典型的新型数据, 能够描述地理实体的空间位置和属性信息, 具有数据样本量大、现势性强、涵盖信息丰富的特点, 为表征分类别的人类活动提供了可能 (池娇等, 2016; 厉飞等, 2021)。且机器学习算法能较为准确地学习大量输入数据与人为热的关系, 探究不同输入数据对人为热的影响程度, 具有精确、高效的特点。但使用机器学习方法需要大量的样本数据输入, 因此该方法在较小范围少量样本情形下难以实施。

基于上述三种方法和研究区域的特征, 本研究拟发展基于多元线性回归模型结合 POI 数据与多源遥感数据的格网化人为热估算方法。多元线性回归是一种统计学中常用的方法, 它可以估算 2 个或多个自变量与 1 个因变量之间的线性关系, 具有

拟合效果好、可以评定各个自变量对因变量影响的相对重要性以及在不同领域中适用性强等特点(冷建飞等, 2016)。相比于仅将遥感数据与源清单法结果结合进行格网化的方法, 该方法可以获得不同类型的 AHF 格网化分布结果, 且本研究选用与人为热具有线性相关性的夜间灯光数据结合其他已被证明对人为热变化具有较强影响的地理空间数据作为自变量共同描述人为热, 以期提高模型拟合的精度。与上述后两种方法相比, 该方法流程简单, 所需地理空间数据均为易获取的稳健数据, 可以适用于区域范围小样本情形下的人为热格网化分布研究工作。

综上, 本研究拟采用源清单法估算关中平原城市群地级市 AHF, 结合 POI 数据、Suomi-NPP/VIIRS 夜间灯光数据、建筑高度数据和人口数据等地理空间数据, 建立基于多元线性回归的 AHF 格网化估算模型, 获取 2016 年至 2021 年逐年关中平原城市群 500 米分辨率不同类型 AHF 格网化分布, 并在此基础上分析不同类型 AHF 的时空变化特征。本研究旨在 1) 构建一种适用于区域尺度小样本情形下的新的格网化 AHF 估算方案, 2) 聚焦于关中平原城市群开展人为热排放的高精度时序估算, 3) 并基于人为热年际变化进行时空演化分析, 为城市群热环境调控提供科学参考。

## 2 数据来源与研究方法

### 2.1 研究区概况

本研究选择中国西部的关中平原城市群(位于  $33^{\circ}34'-36^{\circ}56'N$ ,  $104^{\circ}34'-112^{\circ}34'E$ , 如图 1 所示)作为研究区域。该区域以西安市为中心, 涵盖陕西省、甘肃省和山西省三个省份, 具体包括西安市、宝鸡市、咸阳市、渭南市、铜川市和天水市的全部区域, 以及商洛市、平凉市、庆阳市、运城市 and 临汾市的部分区县, 总面积达 10.71 万平方公里。该城市群地理位置独特, 南依秦岭山脉, 北临黄土高原, 气候上属于温带半湿润性季风气候, 具有明显的季节性差异, 多年平均气温介于  $6^{\circ}C$  至  $13^{\circ}C$  之间(王治国等, 2020)。自改革开放以来, 关中平原城市群经历了快速的城市化进程。特别是自 2018 年《关中平原城市群发展规划》发布以来, 该区域的城市发展步伐加快, 发展动能显著增强。截至 2020 年, 城镇人口比例较 2016 年

提高了超过 5 个百分点; 综合立体交通运输网络基本形成, 高速公路总长度超过 4400 公里; 产业基础逐渐夯实, 能源产业转型步伐加快。

考虑到数据可获得性, 本研究的空间范围以市级行政单位交界, 将商洛市、平凉市、庆阳市、运城市以及临汾市的研究范围扩展至全市范围。

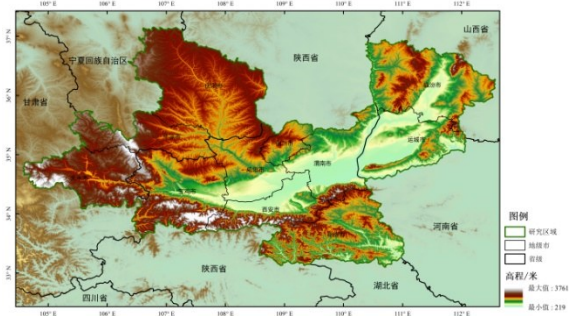


图 1 关中平原城市群区位示意图

Fig.1 The location of Guanzhong plain urban agglomeration

### 2.2 数据来源

#### 2.2.1 统计数据

本研究所采用的经济和能源统计数据主要源自 2016 年至 2021 年间发布的《中国能源统计年鉴》(国家统计局, 2016 年—2021 年)、《陕西统计年鉴》(陕西省统计局, 2016 年—2021 年)、《山西统计年鉴》(山西省统计局, 2016 年—2021 年)、《甘肃发展年鉴》(甘肃省统计局, 2016 年—2021 年)、《运城统计年鉴》(运城市统计局, 2016 年—2021 年)和《临汾统计年鉴》(临汾市统计局, 2016 年—2021 年)。研究涉及的关键统计指标如表 1 所示。特别地, 陕西省杨凌农业高新技术产业示范区的数据, 由于其行政归属于陕西省咸阳市杨陵区, 因此在统计处理中并入为咸阳市的相关数据。省市级常住人口数据采用了第七次全国人口普查后的调整数据。对于缺失的数据, 本研究采用了线性回归方法进行估算和补充, 以保证数据集的完整性和连续性。

#### 2.2.2 遥感数据

本研究使用到的遥感数据如表 2 所示, 以下数据均重采样至 500 米分辨率。其中夜间灯光遥感数据来源于 GEE 提供的 VIIRS 产品 ([https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/NOAA\\_VIIRS\\_DNB\\_MONTHLY\\_V1\\_VCMSLFCFG#de](https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/NOAA_VIIRS_DNB_MONTHLY_V1_VCMSLFCFG#de)

scription), 其空间分辨率为 500m, 提供 2014 年 1 月 1 日起的月度合成夜间灯光遥感数据, 本研究中  
对研究时间范围内的数据取年平均用于后续人为  
热排放估算。建筑高度数据来源于 GEE 提供的  
2018 年 GHSL 数据 (<https://developers.google.com/earth-engine>)

表 1 采用的统计指标列表

Table1 Statistical indicators used in study

统计指标	包含行政 尺度	单位
第二产业生产总值	省级、市级	亿元
第三产业生产总值		
常住人口数		
民用汽车保有量		辆
工业终端能耗总量		
批发、零售及住宿、餐饮业终端能耗总量	省级	万吨标准煤
生活消费终端能耗总量		
交通运输、仓储和邮政业终端能耗总量		
生活消费终端能耗中的汽油能耗	省级	万吨
生活消费终端能耗中的柴油能耗		

/datasets/catalog/JRC\_GHSL\_P2023A\_GHS\_BUILT\_H#bands), 该数据原始空间分辨率为 100m。人口分布数据来源于 WorldPOP 官网 (<https://hub.worldpop.org/geodata/listing?id=29>), 该数据原始空间分辨率为 100m。本研究将建筑高度和人口数据均重采样为 500m, 与夜间灯光遥感数据的分辨率统一。

表 2 采用的遥感数据列表

Table2 Remote sensing data used in study

数据类型	分辨率/m	时间/年
Suomi-NPP/VIIRS 夜间灯光数据	500	2016-2021
建筑高度	100	2018
人口数据		2016-2020

### 2.2.3 POI 数据

本研究所使用的兴趣点 (POI) 数据源自高德地图 2016 年至 2021 年逐年的 POI 记录, 选取了关中平原城市群 11 个地级市范围内与人为热排放有关的 16 个一级分类别 POI 信息。基于本研究结合源清单法估算人为热排放的目的, 首先依据先验知识对 POI 数据分类, 将其分为工业 POI、建筑 POI 和交通 POI 三大类。具体分类方法如表 3 所示。

在数据预处理阶段, 对 POI 数据集进行了清洗, 包括删除重复的数据点和无效的数据记录。随后, 对清洗后的各类别 POI 数据开展核密度分析, 以评估各类 POI 在研究区域内的分布密度。该核密度分析的空间分辨率设定为 500 米, 使得 POI 密度分布与遥感数据分辨率保持一致。

表 3 采用的 POI 分类列表

Table3 The classification of POI used in study

	一级分类	二级分类
工业	工业企业	工厂
	汽车销售	
	汽车维修	
	摩托车服务	
	餐饮服务	
	购物服务	
	住宿服务	
	金融保险	
	生活服务	
	体育休闲服务	
建筑	医疗保健	
	商务住宅	
	科教文化	
	公司企业	(去除工厂)
	汽车服务	
	交通设施	公交车站
	交通设施	停车场
	交通设施	过境口岸
	交通设施	出租车
	交通设施	长途汽车站
交通	交通设施	班车站
	道路附属	

## 2.3 人为热通量研究方法

### 2.3.1 地级市人为热通量计算方法

本研究首先基于 Qian 等 (2024) 修正后的“自上而下”的源清单法估算地级市年均人为热通量。该方法中人为热排放按热源不同被分为工业 ( $E_I$ )、建筑 ( $E_B$ )、交通 ( $E_T$ ) 以及人体新陈代谢 ( $E_M$ ) 四部分, 总人为热排放量 ( $E_F$ ) 为四部分之和, 能量单位为焦耳 (J), 即

$$E_F = E_I + E_B + E_T + E_M \quad (1)$$

人为热排放通量 (AHF) 作为单位时间单位

面积上的人为热排放量，单位是  $W/m^2$ ，计算公式为

$$AHF = \frac{E}{AT} \quad (2)$$

式中， $A$ 为地级市行政区划面积，单位是  $m^2$ ； $T$ 为时间，单位是秒（s），计算年均值时2016年与2020年为366天×24小时×3600秒，其余均为365天×24小时×3600秒。

$E_I$ 、 $E_B$ 、 $E_T$ 和 $E_M$ 的计算公式分别为

$$E_I = E_i \cdot C \cdot \alpha_i \quad (3)$$

式中， $C$ 为标准煤热值，取29307KJ/kg； $E_i$ 为省级工业终端能耗量，单位为万吨标准煤； $\alpha_i$ 为地级市第二产业GDP占本省第二产业GDP的比例。计算时，先根据省级工业终端能耗量计算得到省级工业人为热排放量，再按各市第二产业GDP占本省第二产业GDP的比例分配，得到各市的工业人为热排放量。

$$E_B = (E_{br} - E_f) \cdot C \cdot \alpha_p + E_{bc} \cdot C \cdot \alpha_c \quad (4)$$

式中， $E_{br}$ 和 $E_{bc}$ 分别为省级生活消费和省级批发、零售及住宿、餐饮的终端能耗量，单位为万吨标准煤； $E_f$ 为省级生活消费终端能耗量中汽油与柴油的能耗量之和，单位为万吨标准煤； $\alpha_p$ 为地级市人口占本省人口的比例； $\alpha_c$ 为地级市第三产业GDP占本省第三产业GDP的比例。计算生活建筑人为热排放时，先根据去除汽油柴油能耗后的省级生活消费终端能耗量计算得到省级生活建筑人为热排放量，再按各市人口占本省人口的比例分配，得到各市的生活建筑人为热排放量；计算商业建筑人为热排放时，先根据省级批发、零售业和住宿、餐饮业终端能耗量计算得到省级商业建筑人为热排放量，再按各市第三产业GDP占本省第三产业GDP的比例分配，得到各市的商业建筑人为热排放量；最终将二者相加得到各市的建筑人为热排放量。

$$E_T = E_f \cdot C \cdot \alpha_v + E_t \cdot C \cdot \alpha_p \quad (5)$$

式中， $E_t$ 为省级交通运输、仓储和邮政业的终端能耗量，单位为万吨标准煤； $\alpha_v$ 为地级市民用汽车保有量占本省民用汽车保有量的比例。计算民用汽车人为热排放时，先根据省级生活消费终端能耗量中汽油与柴油的能耗量之和计算得到省级民用汽车人为热排放量，再按各市民用汽车保有量占本省民用汽车保有量的比例分配，得到各市的

民用汽车人为热排放量；计算公共交通人为热排放时，先根据省级交通运输、仓储和邮政业终端能耗量计算得到省级公共交通人为热排放量，再按各市人口占本省人口的比例分配，得到各市的公共交通人为热排放量；最终将二者相加得到各市的交通人为热排放量。

$$E_M = (P_1 \cdot t_1 + P_2 \cdot t_2) \cdot N \quad (6)$$

式中， $P_1$ 和 $P_2$ 为睡眠和活动时的代谢率，单位为W； $t_1$ 和 $t_2$ 为睡眠时长和活动时长，单位为h； $N$ 为地级市的人口数量。本文借鉴已有研究（Quah等，2012），将一天分为活动（7:00-23:00，代谢热排放强度为171W/人）和睡眠（23:00-7:00，代谢热排放强度为70W/人）两种状态。

不同于以往研究中使用的源清单法，本研究参照Qian等（2024）的研究方法所使用的修正后的源清单法考虑到用于计算生活建筑热排放的生活消费能耗实际上已经包含了民用汽车能耗的情况，因此在计算生活建筑热排放时扣除了这部分能耗，避免了生活建筑热被高估。此外，基于修正后的源清单法，本研究在计算交通人为热排放时不再基于民用汽车车辆数进行计算，而是将在计算生活建筑热时被扣除的民用汽车能耗部分直接用于民用汽车热排放的计算，并考虑了公共交通的人为热排放。

### 2.3.2 多源空间数据与人为热通量关系拟合

已有研究表明，兴趣点（POI）核密度、建筑高度等地理空间数据与不同类型的AHF之间存在显著的相关性（Qian等，2024）。基于此，我们认为可以将这些地理空间数据与夜间灯光辐射值共同作为多元线性回归的自变量，同时以源清单法计算得到的不同类型地级市AHF作为回归分析的因变量，建立多元线性回归拟合模型。在此之前，为了保证模型选择的合理性，我们对建筑高度和POI核密度与相应类型的人为热进行了单独的线性回归分析，结果表明这些变量均与AHF存在线性关系，具体分析如表4所示。

考虑到不同地理空间数据对AHF的影响程度可能存在差异，并且这些数据间可能出现共线性问题，这些因素均可能影响多元线性回归结果的精度和统计显著性。因此，在最终确定用于AHF估算的数据组合时，本研究选择了拟合精度最高且统计显著性最强的数据组合。对于新陈代谢

AHF的格网化，考虑到使用源清单法进行地级市估算时就是基于人口数量的，因此直接选用了格网化人口分布数据这一单一遥感数据进行拟合。具体选用的数据组合如表5所示。

表4 地理空间数据与不同类型AHF线性回归分析结果  
Table4 Results of linear regression analysis of geospatial data and different AHFs

地理空间数据	拟合结果	决定系数 R <sup>2</sup>
建筑高度(自变量x)	y=1.2697x-0.0043	0.9496
建筑AHF(因变量y)		
工业POI核密度(自变量x)	y=14.1746x+0.1532	0.9017
工业AHF(因变量y)		
交通POI核密度(自变量x)	y=0.0920x+0.0363	0.9149
交通AHF(因变量y)		

表5 不同类型AHF选用的多元线性回归拟合数据  
Table5 Multiple linear regression fitting data for different AHFs

AHF类型	选用数据
工业	夜间灯光辐射射年均值、工业POI核密度
建筑	建筑POI核密度、建筑高度
交通	夜间灯光辐射射年均值、交通POI核密度
新陈代谢	人口数据

2.3.3 格网尺度人为热排放模型构建

本研究的技术流程如图2所示。首先，收集社会经济与能源数据、POI数据与遥感数据（包括Suomi-NPP/VIIRS夜间灯光数据、建筑高度数据与人口数据）。在第二阶段，基于社会经济与能源数据，采用源清单法计算关中平原城市群11个地级市的四种类型AHF，将其作为后续多元线性回归分析的因变量。对POI数据进行分类，并基于此分类计算11个地级市四种类型POI的核密度及核密度地级市均值。同时，预处理Suomi-NPP/VIIRS夜间灯光数据、建筑高度数据以及人口数据等遥感数据，并计算灯光指数、建筑高度、人口数量在各地级市范围内的平均值。下一步，将第二阶段获得的POI核密度数据和遥感数据均值作为自变量，与相应类型的AHF因变量结合进行多元线性回归分析。最后，通过多元线性回归得到精度较高且自变量显著性较好的拟合模型。基于拟合模型，计算得到四种类型AHF的格网化分布结果。最终将各类别AHF相加得到总AHF的格网化分布

结果。

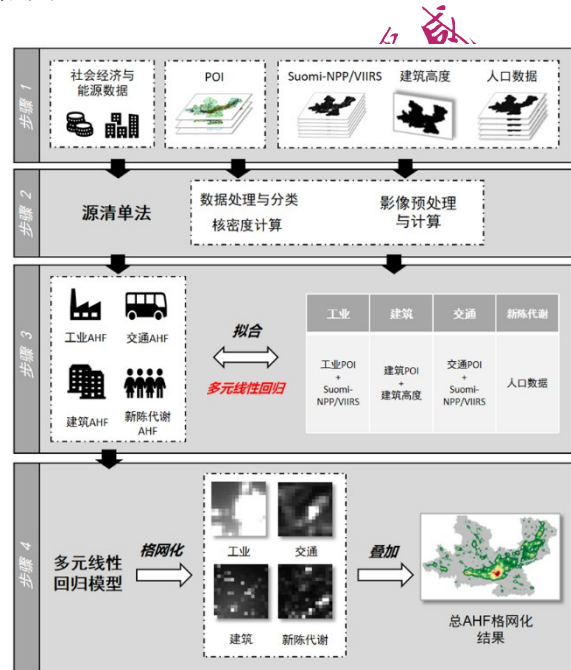


图2 技术流程图

Fig.2 Flowchart of AHF quantitative analysis

2.3.4 人为热排放分布演化分析方法

标准差椭圆法是研究空间数据分布特征和方向差异的空间计量分析方法，主轴长度表示数据的空间分布方向及集聚离散程度，转角角度表示空间数据变化的主导趋势方向。

椭圆的长轴表示数据分布的方向，短轴则表示数据分布的范围。扁率越大，则长短半轴的差距越大，表示数据分布的方向性越明显。标准差椭圆的生成需要确定圆心，旋转角度，长短轴的长度，其计算公式分别如下：

(1) 标准差椭圆的中心

$$SDE_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n}} \quad (7)$$

$$SDE_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}{n}} \quad (8)$$

式中， $x_i$ 和 $y_i$ 是每个要素的空间坐标位置， $\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 是要素的算数平均中心， $n$ 是要素的数量。

(2) 标准差椭圆的方位角

$$\tan \theta = \frac{A+B}{C} \quad (9)$$

$$A = (\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i^2 - \sum_{i=1}^n \tilde{y}_i^2) \quad (10)$$

$$B = \sqrt{(\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i^2 - \sum_{i=1}^n \tilde{y}_i^2)^2 + 4(\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i \tilde{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$C = 2 \sum_{i=1}^n \tilde{x}_i \tilde{y}_i \quad (12)$$

式中， $\bar{x}_i$ 和 $\bar{y}_i$ 分别为平均中心和x、y坐标的差值。

(3) 标准差椭圆长轴和短轴的标准差

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{x}_i \cos \theta - \bar{y}_i \sin \theta)^2}{n}} \quad (13)$$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{x}_i \sin \theta + \bar{y}_i \cos \theta)^2}{n}} \quad (14)$$

式中， $\sigma_x$ 和 $\sigma_y$ 分别为沿短轴和长轴的标准差。

### 3 结果与分析

#### 3.1 人为热通量格网化模型拟合结果与精度评价

本研究采用自上而下的源清单法估算了关中平原城市群 11 个地级市在 2016 年至 2021 年间不同类型的 AHF，并将结果与地理空间数据结合，对不同类型的 AHF 进行了多元线性回归分析。测试了不同数据组合并最终选择拟合精度最高且统计

显著性最强的数据组合。所得拟合方程均通过了 5% 的显著性水平测试 ( $p < 0.05$ )。具体拟合结果见表 6。

由表 6 可见，四种类型的 AHF 的拟合精度均较高，其决定系数 ( $R^2$ ) 均超过 0.9，其中建筑 AHF 的  $R^2$  最为显著，达到了 0.9865。值得注意的是，在工业、建筑和交通 AHF 的拟合模型中，POI 核密度数据均显示出较强的显著性，尤其是在建筑 AHF 模型中尤为突出，这与钱静等 (2023) 获得的研究结果相似，表明 POI 数据能够有效地指示工业区、建筑区的位置以及交通工具频繁出现的区域，从而成为估算 AHF 空间分布异质性的主要数据源。此外，在建筑 AHF 拟合模型中，钱静等 (2023) 在研究中未考虑到的建筑高度数据也表现出了较高的显著性，是建筑 AHF 格网化的重要数据源。

表 6 不同类型 AHF 多元线性回归拟合结果

Table 5. Multiple linear regression fitting results for different AHFs

AHF 类型	变量	系数	t 值	p 值	估算模型	$R^2$
工业 (AHF <sub>I</sub> )	夜间灯光 ( $x_1$ )	0.1891	2.7626	0.0075	AHF <sub>I</sub> =0.1891 $x_1$ +8.6251 $x_2$ +0.0973	0.9109
	POI 核密度 ( $x_2$ )	8.6251	4.1401	0.0001		
	截距	0.0973	3.1686	0.0024		
建筑 (AHF <sub>B</sub> )	建筑高度 ( $x_1$ )	0.4210	6.3695	0.0000	AHF <sub>B</sub> =0.421 $x_1$ +0.0109 $x_2$ +0.01	0.9865
	POI 核密度 ( $x_2$ )	0.0109	13.3941	0.0000		
	截距	0.0100	2.9309	0.0047		
交通 (AHF <sub>T</sub> )	夜间灯光 ( $x_1$ )	0.0495	6.1740	0.0000	AHF <sub>T</sub> =0.0495 $x_1$ +0.0425 $x_2$ +0.0145	0.9462
	POI 核密度 ( $x_2$ )	0.0425	5.0007	0.0000		
	截距	0.0145	3.0763	0.0031		
新陈代谢 (AHF <sub>M</sub> )	人口数据 ( $x_1$ )	0.0235	36.8322	0.0000	AHF <sub>M</sub> =0.0235 $x_1$ -0.0104	0.9543
	截距	-0.0104	-5.7280	0.0000		

基于上述模型可以计算获得工业 AHF、建筑 AHF、交通 AHF、新陈代谢 AHF 以及总 AHF 格网化分布结果。计算过程中，建立了 POI (Point of Interest) 核密度数据表征人为热排放的逻辑判别规则。具体为，对于工业 AHF 的计算，当某个栅格单元的工业 POI 核密度为 0 时，认定该单元内不存在工业活动，因而该单元不产生工业相关人为

热。建筑 AHF 和交通 AHF 的计算也遵循了该逻辑。对于新陈代谢 AHF，考虑到部分栅格单元人口数量极少，建模结果可能为负，本研究假定该类栅格单元不产生新陈代谢相关的人为热。

虽然各类别人为热的拟合模型均具有较高的拟合精度，但其是行政区划尺度的评估，无法直接验证人为热通量的格网化空间分布结果。此外，

由于当前人为热通量的监测数据相对缺乏，通过实测数据验证人为热通量空间分布结果的方式也较难实现 (Iamarino 等, 2012; Lin 等, 2020)。基于此，本研究与相关研究中的估算结果进行比较分析，以此讨论估算结果的空间分布。景晨思 (2022) 使用源清单法估算了西安市主城区 (包括莲湖区、碑林区、灞桥区、新城、雁塔区和未央区) 建成区基于行政区划的年均 AHF，其研究结果中西安市主城区 2016 年至 2018 年的 AHF 分别为  $19.99\text{W}/\text{m}^2$ 、 $21.39\text{W}/\text{m}^2$  和  $21.34\text{W}/\text{m}^2$ ，本研究选取相同区域进行统计，得到的 AHF 分别为  $24.11\text{W}/\text{m}^2$ 、 $28.04\text{W}/\text{m}^2$  和  $29.25\text{W}/\text{m}^2$ ，均高于景晨思 (2022) 的估算结果。由于景晨思 (2022) 在进行人为热通量估算时，仅考虑了人体新陈代谢、工业部门、交通部门以及生活部门四个部门的人为热排放，未考虑商业批发、零售以及餐饮等产生的能源消耗 (即商业建筑人为热排放)，但这一部分的能源消耗并不应当被忽视 (王业宁等, 2016)。此外，其在计算单位面积通量时用西安市整体建成区面积近似了主城区面积。因此三年间本研究的估算结果始终大于该研究的估算结果，是更加合理的估算结果。

本研究将 2016 年与 2019 年的关中平原城市群人为热估算结果分别与 Wang 等 (2020) 获得的 2016 年全国人为热空间分布结果及 Qian 等 (2024) 提供的 2019 年全国人为热空间分布结果的关中平原城市群部分进行了对比分析。通过相关性分析可以发现，本研究获得的对应年份人为热估算结

果与 Qian 等 (2024)、Wang 等 (2020) 的估算结果的相关系数分别为 0.74、0.73，表明本研究估算的人为热结果与已有研究结果具有较好的一致性，其具体相关性图如图 3 所示。此外，由于人为热估算方法的不断更新改进，产品之间的相关系数通常并不会特别高。以西安市主城区为例，三个研究估算人为热的空间分布如图 4 所示，图 4 表明三个研究结果的高值区分布位置基本一致；相比于本研究与 Qian 等 (2024) 的研究，Wang 等 (2020) 获得的结果呈现出较明显的核心区高估现象；由于本研究输入空间类别数据远少于 Qian 等 (2024) 的研究，因此 Qian 等 (2024) 的研究呈现出的空间粒度感更强。西安市主城区的高值区一般出现在繁华的中心商业区或工业区等区域，这部分区域涵盖空间范围大，区域内相邻栅格间人类活动模式类似，因此相邻栅格间出现较大的 AHF 差异所导致的较强空间粒度感并不一定符合对应功能区的实际情况。此外，本研究所得工业、建筑和交通估算模型的均方根误差 (RMSE) 分别为 0.16、0.02 和 0.02，这些精度值显著优于 Qian 等 (2024) 的研究结果，后者研究中相应的 RMSE 分别为 1.48、0.40 和 0.70，由此可见强空间粒度感同样不与更高精度直接相关。本研究的结果能够明显地识别出西安市主城区的人为热排放分异细节，如图 4a 中子区域 1 所示的西安咸阳国际机场，子区域 4 所示的西安市建筑与人口最密集的钟鼓楼商业区以及子区域 2、3、5 所示的西安市工业区。

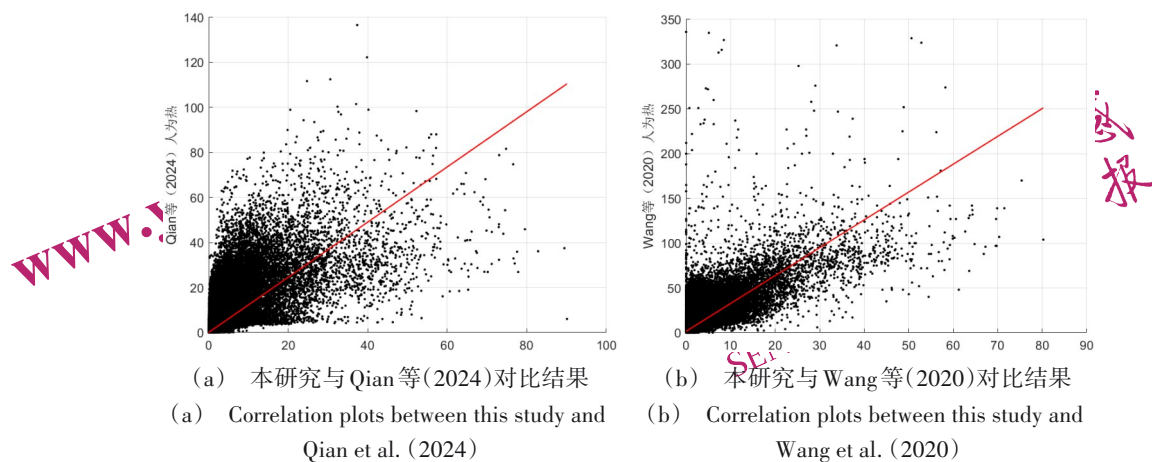


图 3 关中平原城市群区域总人为热值对比的相关性结果(横坐标代表本研究 AHF)

Fig.3 Correlation plots of total AHF in the Guanzhong plain urban agglomeration (the horizontal coordinates both represent AHFs of our study)

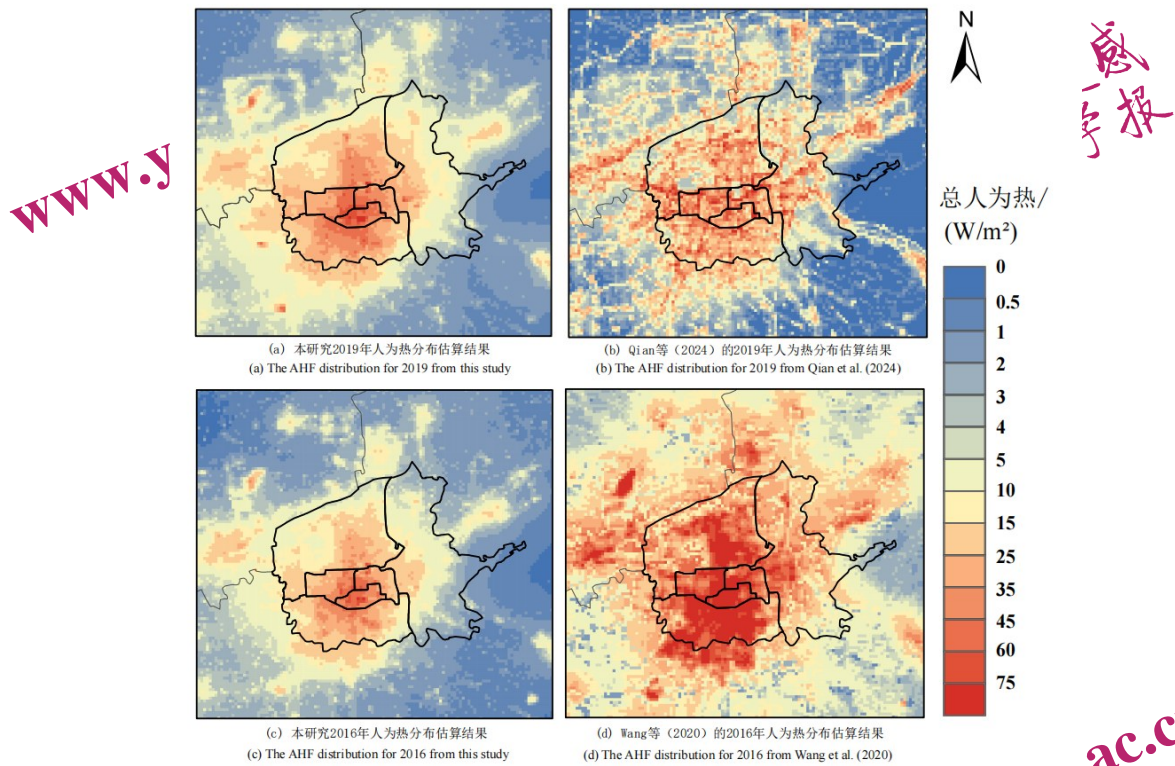


图4 西安市主城区总人为热分布结果与已有研究对比(子图 a 中 5 个红色圈代表 5 个典型特征区域)  
 Fig.4 Comparison of total AHF distribution results in the main urban area of Xi'an with existing studies (In subplot a, the five red circles represent five typical characteristic areas)

综上，行政区划尺度的定量评估结果表明本文人为热格网化估算模型是精度较高的模型，与已有产品的对比分析表明本文估算的人为热空间分布合理。与此同时，该方法具有流程简单，所需地理空间数据均为易获取的稳健数据，可适用于区域范围小样本情形下的人为热格网化分布研究。

### 3.2 关中平原城市群人为热排放时空变化格局

基于上述建立的人为热通量估算模型，估算得到了 2016 年至 2021 年间关中平原城市群空间分辨率为 500 米的不同类型 AHF 格网化分布，工业 AHF、建筑 AHF、交通 AHF、新陈代谢 AHF 以及总 AHF 的格网化分布结果如图 5 至图 9 所示。

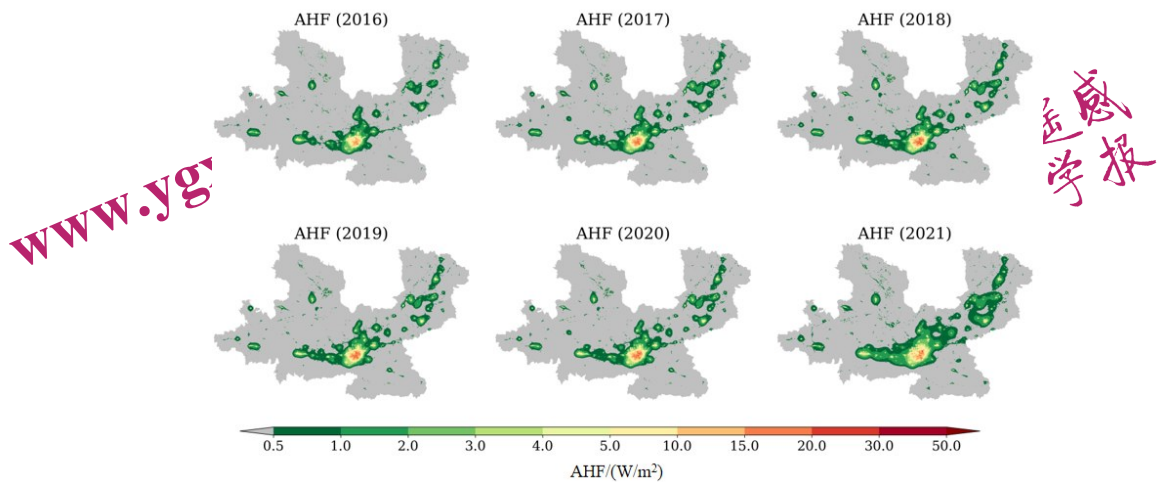


图5 2016年至2021年工业 AHF 格网化分布结果

Fig.5 The gridded distribution of industrial AHF from 2016 to 2021

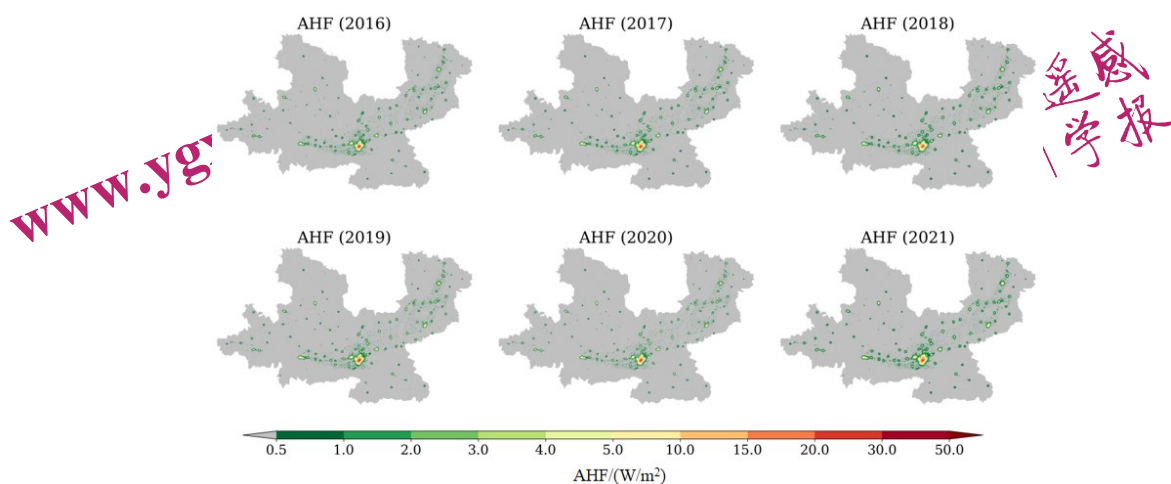


图6 2016年至2021年建筑AHF格网化分布结果

Fig.6 The gridded distribution of building AHF from 2016 to 2021

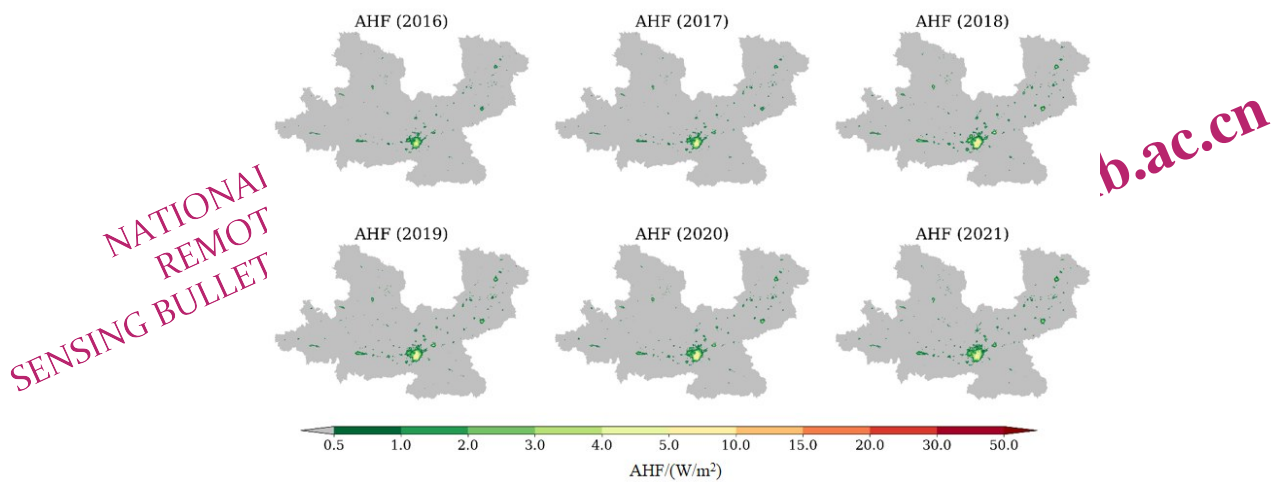


图7 2016年至2021年交通AHF格网化分布结果

Fig.7 The gridded distribution of transportation AHF from 2016 to 2021

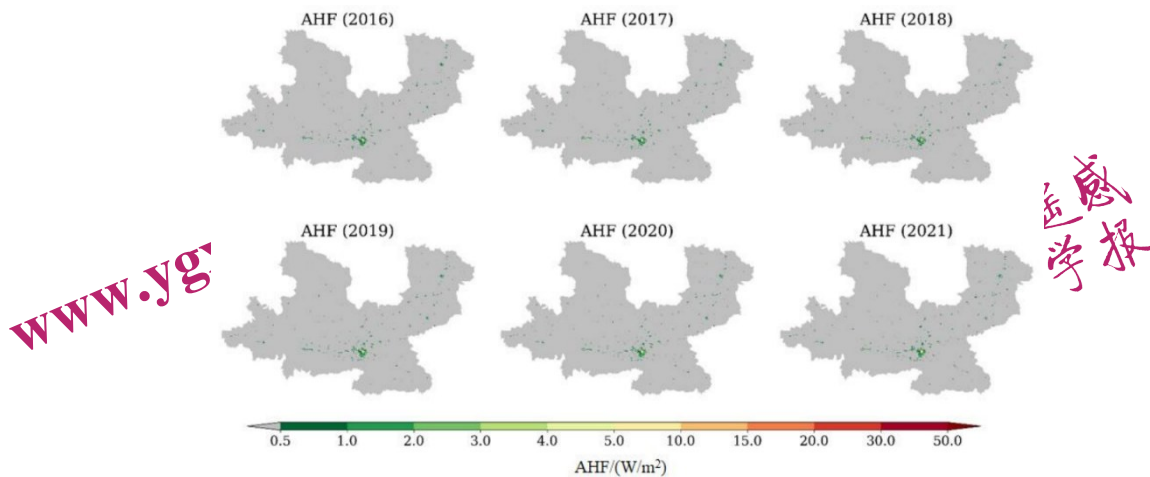


图8 2016年至2021年新陈代谢AHF格网化分布结果

Fig.8 The gridded distribution of metabolize AHF from 2016 to 2021

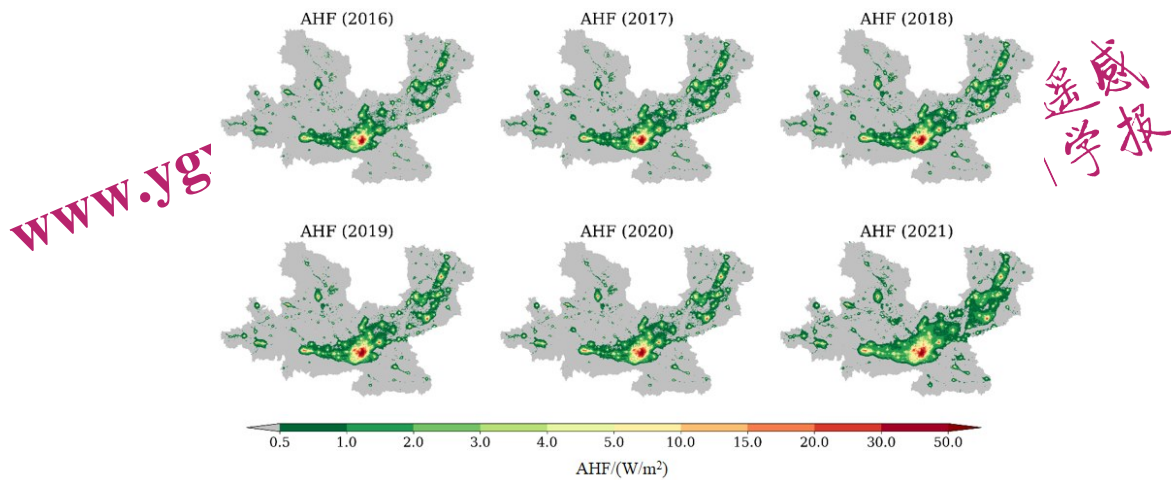


图9 2016年至2021年总AHF格网化分布结果

Fig.9 The gridded distribution of total AHF from 2016 to 2021

关中平原城市群中人为热通量的空间分布(图5至图9)具有显著的异质性,在经济发达、地形平坦的城市群中心区域形成了高值区,尤其是在西安北部的中心城区,各类型AHF的值显著高于其他区域。AHF的高值区还分布在咸阳南部地区以及临汾、运城城市的中心区域。这主要是由于咸阳、运城和临汾市的工业热排放较高,随着西咸一体化,西安的工业产业逐渐向咸阳辐射,故其工业热排放会受到一定程度的影响;而临汾和运城则分布了大量的工业产业,故其工业热排放也相对较高。相反,在城市群南部和北部的山区,如庆阳、商洛等地,受地形影响(图1),城市分布较为分散,AHF值相对较低且分布稀疏。

不同类型人为热通量的空间分布在总体上呈现出一定的相似性,但也有明显不同,这也进一步说明了POI结合多源遥感数据进行AHF格网化的优势。以2020年为例,对图5至图9进行向上统计可知,工业人为热排在四个人为热排放子类中强度最高,对总人为热贡献最大,为0.39W/m<sup>2</sup>;其次是建筑人为热排放和交通人为热排放,分别为0.11W/m<sup>2</sup>和0.07W/m<sup>2</sup>;新陈代谢热排放对总人为热排放的贡献最小,仅为0.04W/m<sup>2</sup>(图10)。

以西安市城区为例,工业AHF的高值斑块较为分散,且基本分布于城区中心的边缘位置,呈现出分散型分布的特征。建筑AHF与交通AHF的格网化分布特征较为类似,高值区均聚集于城区中心位置,并逐步向城区外围扩散递减。新陈代谢AHF的分布体现出了高度的聚集性,高值斑块集中出现在了城区中心位置。

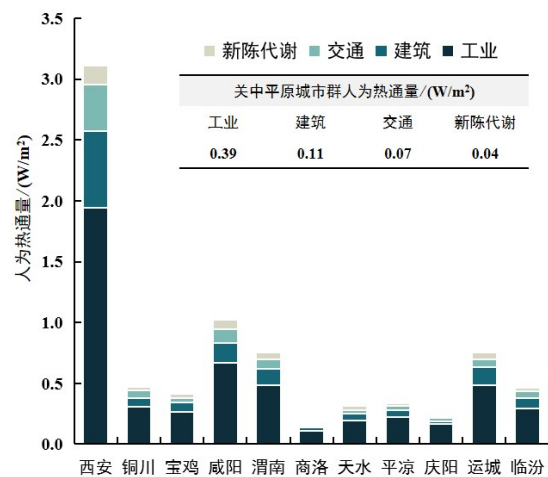


图10 2020年关中平原城市群各地级市不同类型AHF  
Fig.10 The different AHFs of the prefecture-level cities of Guanzhong plain urban agglomeration in 2020

不同城市间的人为热排放量也存在显著差异。仍以2020年为例,关中平原城市群的平均人为热排放通量为0.61W/m<sup>2</sup>。如图10所示,各地级市的人为热通量相差很大,在0.16~3.11W/m<sup>2</sup>之间波动。其中,西安市各类人为热通量均显著高于其他城市,咸阳市、渭南市以及运城市的人为热通量也相对较高。相应地,商洛市、庆阳市、天水市以及平凉市各类人为热排放均处于城市群的较低水平,年均总AHF均不足0.4W/m<sup>2</sup>。这主要与城市的经济发展水平有关。此外由于商洛市、庆阳市、天水市以及平凉市多山地,城市建成区分布少且分散,也影响了其地级市尺度的人为热通量结果。

### 3.3 关中平原城市群人为热排放时空演化分析

图11呈现了工业、建筑、交通、新陈代谢以

及总人为热排放从2016年到2021年的变化。从图中可见，西安市、宝鸡市、咸阳市、运城市以及临汾市的核心区域工业热排放均有明显增长，其中西安市工业热排放在市北部中心城区（莲湖区、碑林区、新城区、雁塔区和未央区）有少量递减，热排放在6年间已逐步向中心城区周边区县以及咸阳市扩散。建筑热排放与交通热排放在上述五个城市同样具有一定程度的增长。与之相反的是，6

年间新陈代谢热排放除在西安市中心极小部分区域上升外，在其他区域均有少量递减。在各类热排放的共同作用下，2021年关中平原城市群总体人为热排放显著高于2016年总体人为热排放。由此可见，关中平原城市群人为热排放的增加主要是由于各个部门能源消费不断增长，其中工业热排放的贡献最大，新陈代谢对此产生的影响很小，该结果与施婕等（2020）的研究结果相似。

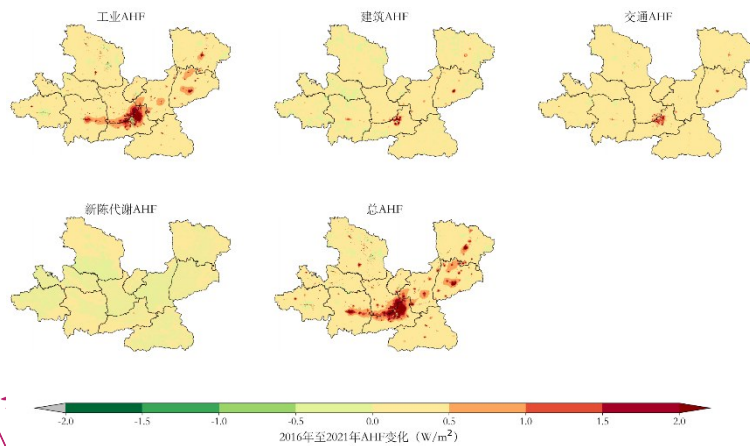


图 11 2016年至2021年各类AHP的变化分布

Fig.11 The variation distribution of different AHPs from 2016 to 2021

2016年至2021年6年间关中平原城市群各地级市不同类型的人为热通量逐年变化如图12所示。结果显示：2016年至2021年间，西安市各类型人为热通量均远高于关中平原城市群其他城市，其余城市中咸阳市各类型的人为热通量最高。各地级市工业人为热通量在6年间整体呈增长趋势，但在2018年至2020年间西安市、咸阳市以及渭南市的工业AHP有轻微回落，又自2020年至2021年再次增长，其中咸阳市工业AHP的增幅尤其明显。2016年至2021年，各地级市建筑人为热通量总体呈增长趋势，其中西安市建筑AHP震荡向上，且在6年间增幅最大，相反商洛市、庆阳市、天水市以及平凉市的增量很少。相关研究表明，建筑人为热排放与地区城市化程度有关，城市建成区范围大、建筑多、建筑密集，则夏季制冷与冬季制热所需能耗大，相应造成更多的人为热排放（胡德勇，2019）。这与本研究的实际情况相符合。2016年至2021年，交通人为热通量除西安市在前3年增长后回落，其余地级市的交通AHP均呈增长趋势。不同于其他类型的人为热通量，除西安市外，关中平原城市群各地级市的新陈代谢人为热

通量在6年间几乎持平或有所下降，西安市新陈代谢AHP呈规律线性增长，增幅较小。这主要与当地常住人口变化有关。通过对比图12中工业人为热与总人为热通量变化可见，总人为热通量在2016年至2021年间的变化特征与工业人为热通量同期的变化特征最为相似，也印证了前文所述人为热排放量受到工业人为热排放的影响最大。

为进一步了解人为热在空间分布上随时间的变化情况，基于关中平原城市群高值区主要分布于西安北部中心城区的人为热总体分布特征，本研究以西安市为例生成标准差椭圆。结果如图13所示。由图13可见，2016年至2021年间，前五年西安市人为热标准差椭圆面积变化较小，至2021年椭圆面积有明显增大，表明在此期间人为热排放范围在增加。椭圆空间方向始终为“东北-西南”方向，椭圆扁率和椭圆长轴与坐标北方向的方向夹角变化差异也较小，表明6年间人为热排放的方向趋势变化较小。除此之外，2016年至2021年人为热排放标准差椭圆的重心逐渐向东北方向移动，随时间变化越来越靠近西安市东北部地区。

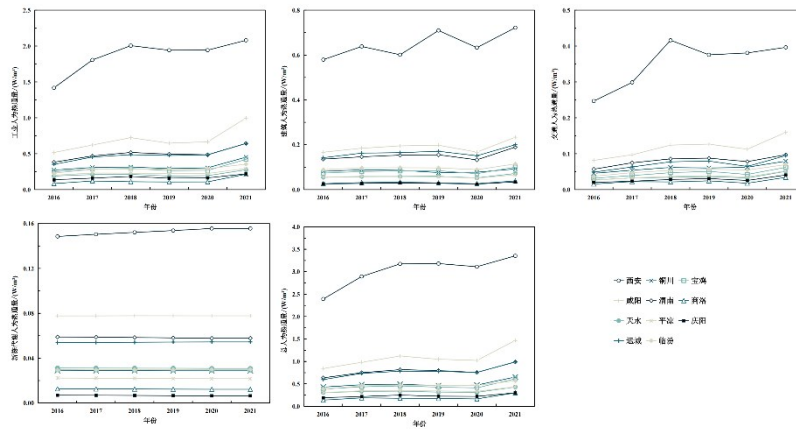


图 12 2016 年至 2021 年关中平原城市群不同类型人为热通量变化情况

Fig.12 The different AHFs of the prefecture-level cities of Guanzhong plain urban agglomeration from 2016 to 2021

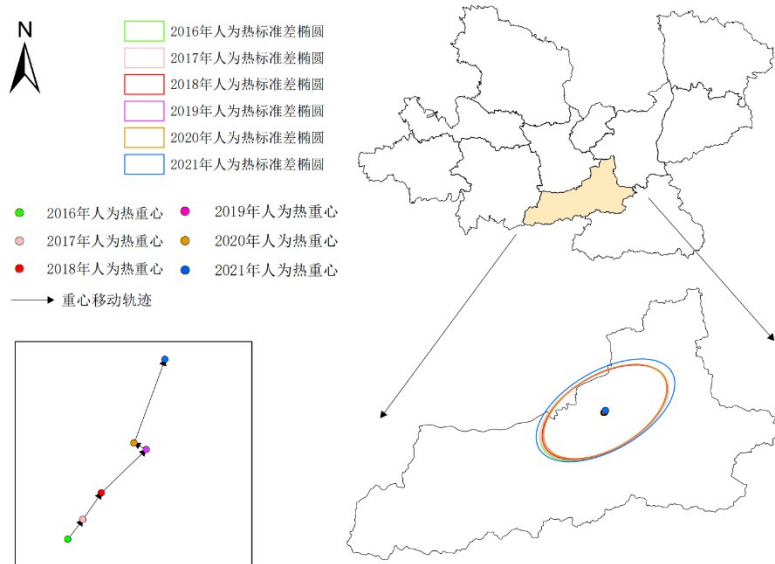


图 13 2016 年至 2021 年西安市人为热标准差椭圆与重心

Fig.13 The AHF standard deviation ellipse and center of gravity in Xi'an from 2016 to 2021

人为热作为城市热岛效应形成的关键因素，根据 FLANNER 的研究 (Flanner, 2009)，当区域的人为热通量超过  $3W/m^2$  时，该区域的年平均温度会增加  $0.15^{\circ}C$ ，由此加剧城市热岛效应的形成。本研究发现，城市经济发展水平、城市建成区面积等因素均会对一个城市的人为热排放时空格局产生影响。此外，工业热排放作为人为热排放中贡献最大的热源，其对城市热岛效应的影响也不容忽视。因此，西安市作为关中平原城市群的核心城市，工业产业多、交通发达、城市化程度和人口密集程度高，其人为热排放对城市热环境的影响会更加显著。本研究发现，2016 年至 2021 年间，西安市工业产业已逐步从中心城区向周边区县及咸阳市转移，城市功能区范围也在不断扩大。

我们认为在西安市经济持续发展、产业逐步增多、人口不断增长的情形下这样的方式很好地缓解了城市高值区人为热排放的迅速增长，能够有效控制城市热岛效应的加剧，是十分具有前景的城市发展策略。

### 4 结论

本研究采用 POI 数据以及 NPP/VIIRS 夜间灯光数据、人口统计数据、建筑高度数据等多源遥感数据，结合通过源清单法获得的不同类型人为热通量 (AHF) 数据，进行了多元线性回归分析，以关中平原城市群为试验区建立了可用于区域范围少量样本情形下的人为热排放高精度估算模型。在此基础上，本研究通过该模型获得了关中平原

城市群 2016 年至 2021 年间不同类型 500 米分辨率的 AHF 空间分布结果, 并对不同类型 AHF 的时空变化格局进行了分析。得到的主要结论如下:

(1) 多元线性回归模型在 AHF 格网化中具有较高的可行性, 其获得的四种类型人为热通量拟合精度均较高, 且通过对变量显著性分析可知, POI 对 AHF 变化的影响程度较强。

(2) POI 参与人为热的格网化分配能够有效地指示工业区、建筑区的位置以及交通工具频繁出现的区域, 能够很好地体现出不同类型人为热排放的空间异质性, 是估算不同热源 AHF 空间分布的重要数据源。

(3) 在空间上, 关中平原城市群中人为热通量的空间分布不均匀, 在经济发达、地形平坦、城市化程度高的城市群中心区域形成高值区, 尤其是在西安北部的中心城区; 在时间方面, 2016 年至 2021 年关中平原城市群人为热排放总体呈现出上涨趋势; 在四种不同热源人为热当中, 工业热排放对总人为热排放高值区的形成与排放增长的影响最大。

本研究构建了基于多源空间数据的人为热排放估算模型, 并估算了关中平原城市 2016 年至 2021 年空间分辨率为 500 m 的人为热排放时序分布数据。但鉴于人为热排放实际观测数据的缺失, 基于该方法估算得到的人为热依然存在一定不确定性。且本研究的研究区域局限于关中平原城市群, 因而本研究使用方法的区域可扩展性依然有待进一步测试。

## 参考文献 (References)

Cai Y L, Cao S S, Du M Y, Li S F and Chen S S. 2021. Estimation and analysis of driving factors of total AHF in prefecture-level of China. *Journal of Geo-information Science*, 23(3): 405-418 (蔡一乐, 曹诗颂, 杜明义, 李善飞, 陈姗姗. 2021. 中国地级市人为热总量的估算及驱动因素分析. *地球信息科学学报*, 23(3): 405-418 [DOI:10.12082/dqxxkx.2021.200097])

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 (in Chinese)*, 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 F, Yang X C and Wu J J. 2016. Simulation of the urban climate in a Chinese megacity with spatially heterogeneous anthropogenic

heat data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(10): 5193-5212 [DOI:10.1002/2015JD024642]

Chen Q, Yang X C, Ouyang Z T, Zhao N Z, Jiang O F, Ye T T, Qi J and Yue W Z. 2020. Estimation of anthropogenic heat emissions in China using Cubist with points-of-interest and multisource remote sensing data. *Environmental Pollution*, 266:115183 [DOI:10.1016/j.envpol.2020.115183]

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 P and Zheng B H. 2021. Study on the Impact of Human Heat Emission on the Urban Thermal Environment of Changsha Zhuzhou Xiangtan Urban Agglomeration. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 30(7): 1625-1637 (陈一溥, 郑伯红. 2021. 长株潭城市群人为热排放对城市热环境影响研究. *长江流域资源与环境*, 30(7): 1625-1637 [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj202107010])

Chi J, Jiao L M, Dong T, Gu Y Y and Ma Y L. 2016. Quantitative Identification and Visualization of Urban Functional Area Based on POI Data. *Journal of Geomatics*, 41(2): 68-73 (池娇, 巢利民, 董婷, 谷岩岩, 马雅兰. 2016. 基于 POI 数据的城市功能区定量识别及其可视化. *测绘地理信息*, 41(2): 68-73 [DOI:10.14188/j.2095-6045.2016.02.017])

Doan V Q, Kusaka H and Nguyen T M. 2019. Roles of past, present, and future land use and anthropogenic heat release changes on urban heat island effects in Hanoi, Vietnam: Numerical experiments with a regional climate model. *Sustainable Cities and Society*, 47:101479 [DOI:10.1016/j.scs.2019.101479]

Feng B J, Wang W W, Huang Z J, Wang X M and Chang M. 2021. An analysis of evolution trend and uncertainty of anthropogenic heat emissions in the Pearl River Delta Region. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 41(6): 2291-2301 (冯倍嘉, 王伟文, 黄志炯, 王雪梅, 常鸣. 2021. 珠三角地区人为热排放演变趋势及不确定性分析. *环境科学学报*, 41(6): 2291-2301 [DOI: 10.13671/j.hjkxxb.2020.0534])

Flanner M G. 2009. Integrating anthropogenic heat flux with global climate models. *Geophysical Research Letters*, 36(2): 2008GL036465 [DOI:10.1029/2008GL036465]

Gansu Provincial Bureau of Statistics. 2016-2021. *Gansu Development Yearbook*. Beijing: China Statistics Press (甘肃省统计局. 2016-2021. *甘肃发展年鉴*. 北京: 中国统计出版社)

Hu D Y. 2019. *Urban Remote Sensing: Elements, Forms and Functions*. Beijing: Science Press (胡德勇. 2019. *城市遥感: 要素·形态与作用*. 北京: 科学出版社)

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]

Jing C S. 2022. Study on Temporal and Spatial Distribution of Anthropogenic Heat in the Main Urban Area of Xi'an City. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology (景晨思. 2022. 西安

- 市主城区人为热的时空分布特征研究. 西安: 西安建筑科技大学)
- Leng J F, Gao X and Zhu J P. 2016. Application of multiple linear regression statistical prediction models. *Statistics and Decision*, (7): 82-85 (冷建飞, 高旭, 朱嘉平. 2016. 多元线性回归统计预测模型的应用. *统计与决策*, (7): 82-85 [DOI:10.13546/j.cnki.tjyjc.2016.07.021])
- Li F, Yan Q W, Zou Y J and Liu B L. 2021. Extraction Accuracy of Urban Built-up Area Based on Nighttime Light Data and POI: A Case Study of Luojia 1-01 and NPP/VIIRS Nighttime Light Images. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 46(6): 825-835 (厉飞, 闫庆武, 邹雅婧, 刘保丽. 2021. 利用夜间灯光 POI 的城市建成区提取精度研究——以珞珈一号 01 星和 NPP/VIIRS 夜间灯光影像为例. *武汉大学学报(信息科学版)*, 46(6): 825-835 [DOI:10.13203/j.whugis.20190266])
- Linfen Municipal Bureau of Statistics. 2016-2021. Linfen Statistical Yearbook. Beijing: China Statistics Press (临汾市统计局. 2016-2021. 临汾统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Lin Z L and Xu H Q. 2020. Anthropogenic Heat Flux Estimation Based on Luojia 1-01 New Nighttime Light Data: A Case Study of Jiangsu Province, China. *Remote Sensing*, 12(22): 3707 [DOI: 10.3390/rs12223707]
- Ming Y J, Liu Y and Liu X. 2022. Spatial pattern of anthropogenic heat flux in monocentric and polycentric cities: The case of Chengdu and Chongqing. *Sustainable Cities and Society*, 78103628 [DOI:10.1016/j.scs.2021.103628]
- National Bureau of Statistics. 2016-2021. China Energy Statistical Yearbook. Beijing: China Statistics Press (国家统计局. 2016-2021. 中国能源统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Qian J, Mao L W, Yang X C, Chen Q, Li F X, Wu X T and Chen B R. 2023. Estimation of anthropogenic heat in China using points-of-interest and multisource remote sensing data. *China Environmental Science*, 43(6): 3183-3193 (钱静, 毛利伟, 杨续超, 陈倩, 李飞翔, 吴心彤, 陈柏儒. 2023. 基于 POI 和多源遥感数据估算中国人为热排放. *中国环境科学*, 43(6): 3183-3193 [DOI:10.19674/j.cnki.issn1000-6923.2023.0079])
- Qian J K, Zhang L L, Schlink U, Meng Q Y, Liu X and Jansco T. 2024. High spatial and temporal resolution multi-source anthropogenic heat estimation for China. *Resources Conservation and Recycling*, 203:107451 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2024.107451]
- 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]
- Sailor D J. 2011. A review of methods for estimating anthropogenic heat and moisture emissions in the urban environment. *International Journal of Climatology*, 31(2): 189-199 [DOI: 10.1002/joc.2106]
- Sailor D J and Lu L. 2004. A top-down methodology for developing diurnal and seasonal anthropogenic heating profiles for urban areas. *Atmospheric Environment*, 38(17): 2737-2748 [DOI:10.1016/j.atmosenv.2004.01.034]
- Shaanxi Provincial Bureau of Statistics. 2016-2021. Shaanxi Statistical Yearbook. Beijing: China Statistics Press (陕西省统计局. 2016-2021. 陕西统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Shanxi Provincial Bureau of Statistics. 2016-2021. Shanxi Statistical Yearbook. Beijing: China Statistics Press (山西省统计局. 2016-2021. 山西统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Shi J, Xie M, Zhu K G and Wang T J. 2020. Estimation of anthropogenic heat flux and its temporal and spatial distribution in Chinese cities. *China Environmental Science*, 40(4): 1819-1824 (施婕, 谢旻, 朱宽广, 王体健. 2020. 中国城市人为热通量估计及时空分布. *中国环境科学*, 40(4): 1819-1824 [DOI: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.2020.0205])
- Sun R H, Wang Y N and Chen T T. 2017. Impacts of anthropogenic heat emissions on urban thermal environment: a review. *Acta Ecologica Sinica*, 37(12): 3991-3997 (孙然好, 王业宁, 陈婷婷. 2017. 人为热排放对城市热环境的影响研究展望. *生态学报*, 37(12): 3991-3997 [DOI:10.5846/stxb201611182342])
- 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*, (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*, (3): 409-421)
- Wang S S, Hu D Y, Yu C, Chen S S and Di Y F. 2020. Mapping China's time-series anthropogenic heat flux with inventory method and multi-source remotely sensed data. *Science of The Total Environment*, 734: 139457 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.139457]
- Wang Y C, Hu D Y, Yu C, Di Y F, Wang S S and Liu M Q. 2022. Appraising regional anthropogenic heat flux using high spatial resolution NTL and POI data: A case study in the Beijing-Tianjin-Hebei region, China. *Environmental Pollution*, 292118359 [DOI: 10.1016/j.envpol.2021.118359]
- Wang Y N, Sun R H and Chen L D. 2016. Review on studies of anthropogenic heat emission. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 27(06): 2024-2030 (王业宁, 孙然好, 陈利顶. 2016. 人为热计算方法的研究综述. *应用生态学报*, 27(06): 2024-2030 [DOI: 0.13287/j.1001-9332.201606.007])
- Wang Z G, Bai Y P, Che L, Chen Z J and Qiao F W. 2020. Spatio-temporal characteristics and influencing factors of vegetation coverage in urban agglomeration of Guanzhong Plain. *Arid Land Geography*, 43(4): 1041-1050 (王治国, 白永平, 车磊, 陈志杰, 乔富伟. 2020. 关中平原城市群植被覆盖的时空特征与影响因素. *干旱区地理*, 43(4): 1041-1050 [DOI: 10.12118/j.issn.1000-6060.2020.04.19])
- Xie M, Liao J B, Wang T J, Zhu K G, Zhuang B L, Han Y, Li M and Li S. 2016. Modeling of the anthropogenic heat flux and its effect on regional meteorology and air quality over the Yangtze River Delta region, China. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(10): 6071-6089 [DOI:10.5194/acp-16-6071-2016]
- Xie M, Zhu K G, Wang T J, Feng W, Zhu X S, Chen F, Ouyang Y and Liu Z J. Study on the distribution of anthropogenic heat flux over China. *China Environmental Science*, 35(3): 728-734 (谢旻, 朱宽广, 王体健, 冯文, 朱新胜, 陈飞, 欧阳琰, 刘芷君. 2015. 中国地

- 区人为热分布特征研究. 中国环境科学, 35(3): 728-734)
- Xu D, Zhou D, Wang Y P, Meng X Z, Gu Z L and Yang Y J. 2021. Temporal and spatial heterogeneity research of urban anthropogenic heat emissions based on multi-source spatial big data fusion for Xi'an, China. *Energy and Buildings*, 240:110884 [DOI: 10.1016/j.enbuild.2021.110884]
- Yang M Z, Cao S S, Zhang D Y, Liu R, Cui L and Cai Y L. 2024. Seasonal anthropogenic heat fluxes over 200 cities in China: An investigation of driving factors with three-dimensional building forms. *Sustainable Cities and Society*, 107:105312 [DOI:10.1016/j.scs.2024.105312]
- Yu C, Hu D Y, Wang S S, Chen S S and Wang Y C. 2021. Estimation of anthropogenic heat flux and its coupling analysis with urban building characteristics - A case study of typical cities in the Yangtze River Delta, China. *Science of The Total Environment*, 774:145805 [DOI:10.1016/j.scotenv.2021.145805]
- Yuncheng Municipal Bureau of Statistics. 2016-2021. *Yuncheng Statistical Yearbook*. Beijing: China Statistics Press (运城市统计局. 2016-2021. 运城统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Zhu T Y. 2015. *Research on Quantitative Estimation of Anthropogenic Heat in Hangzhou Based on Landsat Remote Sensing Data*. Hangzhou: Zhejiang University (朱婷媛. 2015. 基于Landsat遥感影像的杭州城市人为热定量估算研究. 杭州: 浙江大学)

## Estimation and Spatiotemporal Evolution Analysis of Annual 500-m Anthropogenic Heat Flux in the Guanzhong Plain Urban Agglomeration

SHEN Shuman<sup>1,2</sup>, GAO Meiling<sup>1</sup>, LI Huifang<sup>2</sup>, LI Zhenhong<sup>1,3</sup>

1. College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China;

2. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

3. State Key Laboratory of Loess Science, Xi'an 710054, China

**Abstract:** Anthropogenic Heat Flux (AHF) refers to the total amount of human-generated heat emissions per unit area within a unit of time. As a key factor in the formation of the urban heat island (UHI) effect, anthropogenic heat emissions significantly influence urban thermal environments by directly releasing waste heat into the atmosphere through human activities. Therefore, studying the spatiotemporal distribution of AHF helps to understand the formation and evolution of urban thermal environments, and holds important theoretical and practical significance for mitigating and regulating urban ecological issues. In order to obtain the spatial distribution of anthropogenic heat emissions under limited sample data at a regional scale and to analyze the spatiotemporal evolution characteristics of different types of AHFs in the Guanzhong Plain urban agglomeration in China, this study first employed a modified emission inventory method to estimate the AHFs of prefecture-level cities. The modification primarily addresses the overestimation of residential building heat emissions by excluding private vehicle energy consumption, which is already accounted for in residential energy use. Additionally, it refines the calculation of transportation AHF by incorporating heat emissions from public transportation. Subsequently, using multi-source spatial data, including point of interest (POI) data, nighttime light data, building height data from the Global Human Settlement Layer (GHSL), and population distribution data from WorldPop, a multivariate linear regression model was constructed to estimate different types of anthropogenic heat emissions. This approach enabled the acquisition of annual anthropogenic heat emission data from 2016 to 2021 for the Guanzhong Plain urban agglomeration at a 500-meter spatial resolution, followed by a spatiotemporal analysis of emission characteristics. The study results show that (1) Multivariate linear regression is highly feasible for AHF gridding, as the fitted models achieve high accuracy, with  $R^2$  values all exceeding 0.9. Among them, the building AHF model has the highest accuracy, with an  $R^2$  of 0.98. (2) POI data contributes significantly to the gridded allocation of anthropogenic heat, effectively reflecting the spatial heterogeneity of different types of anthropogenic heat emissions. This makes it an important data source for estimating the spatial distribution of AHF from various heat sources. (3) The spatial distribution of AHF in the Guanzhong Plain urban agglomeration is uneven, with high-value areas concentrated in economically developed, flat, and highly urbanized central regions of the urban agglomeration, particularly in the northern central urban area of Xi'an. Temporally, AHF exhibits an overall upward trend.

**Key words:** anthropogenic heat, point of interest (POI) data, nighttime light data, multi-source spatial data, human activities, multiple linear regression, inventory method, Guanzhong plain urban agglomeration, human activities.

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (42471392), the National Science Basic Research Program of Shaanxi (2021JQ-238, 2024JC-YBMS-197) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities, CHD (300102263203, 300102264302).