

2012年—2023年中国工业热源遥感监测数据集

马彩虹^{1,2}, 黄鹏森^{1,2}, 王大成¹, 关琳琳¹, 曾怡², 闫冬梅¹

1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;

2. 北京林业大学, 北京 100083

摘要: 全面掌握中国工业热源 IHS (Industrial Heat Source) 高时空动态信息, 对“双碳”背景下工业绿色高质量发展具有重要意义。目前仍缺乏面向大区域、长时序、高时空分辨率的工业热源动态数据, 对中国调结构、去产能等措施在空间上还未实现有效跟踪监测。本文利用长时序 375 m 分辨率的 NPP VIIRS (National Polar-orbiting Partnership, Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) 主动热异常数据 ACF (active fire/hotspot data), 基于改进 Kmeans 工业热源识别方法, 结合关注点 POI (Point Of Interest) 拓扑分析和不同类别厂矿的高分辨率遥感影像特征, 实现了2012年—2023年中国区工业热源的识别和分类, 并首次构建了该时段内带有类别属性信息的公开工业热源数据集, 数据成果以矢量格式存储。本文形成的2012年—2023年中国工业热源的动态遥感监测成果, 为中国积极应对“调结构、去产能”产业模式升级、碳税国内外交易、大气环境改善等可持续发展进程提供了自主的科学依据。成果显示: 时间跨度扩展至2012年—2023年, 结合基于POI拓扑分析的工业热源类别识别, 可有效揭示不同类型工业热源在工业转型升级关键时期的时空演变规律; 基于改进的 Kmeans 工业热源识别方法, 在保证识别准确率(98.14%)的前提下, 工业热源的识别数量、识别精度、平均颗粒度和空间覆盖度均得到有效提升; 数据集包含厂矿位置、年际运行状况、类别等20个特征参数, 完整记录了不同类型工业热源的辐射通量特征与生产活动强度, 为工业碳排放估算和区域经济发展评估提供了更丰富的数据支撑。

关键词: 工业热源, 主动式热异常数据, 长时序, 遥感

中图分类号: TP7/P2

引用格式: 马彩虹, 黄鹏森, 王大成, 关琳琳, 曾怡, 闫冬梅. 2026. 2012年—2023年中国工业热源遥感监测数据集. 遥感学报, 30(6): 1596–1610

Ma C H, Huang X M, Wang D C, Guan L L, Zeng Y and Yan D M. 2026. Chinese industrial heat source remote sensing monitoring dataset from 2012 to 2023. National Remote Sensing Bulletin, 30(6): 1596–1610 [DOI: 10.11834/jrs.20265406]

1 引言

工业热源 IHS (Industrial Heat Sources) 是指由水泥厂、钢铁厂、煤化工、油气开发等人为工业生产过程产生的大量热辐射聚集区域 (He 等, 2022; Ma 等, 2018; Oberschelp 等, 2019; Tong 等, 2018)。工业热源所覆盖的工厂企业, 其生产过程所消耗的一次能源或二次能源比重比较高, 且工业排放也成为区域大气污染和人为 CO₂ 排放的主要贡献源。根据 2022 年政府间气候变化专门委员会 IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) 发布的评估报告, 2019 年来源于能源密集型工业

部门的 CO₂ 排放占全球总量的 60.4%, 中国贡献比例超过 83% (Shan 等, 2018; Kong 等, 2022)。在“双碳”、工业绿色高质量发展的时代背景下, 需要掌握工业热源分布及规模特性的高时空动态监测数据, 以全面理解工业资源配置、监测大气环境状态 (仲云云和闻友龙, 2024; 李鹏和蒋美琴, 2024)。因此, 如何兼顾发展与排放需求, 近实时、客观、准确地掌握中国工业热源布局和规模特性等信息数据, 成为中国推进可持续发展进程中面对的重要难题。

传统的工业数据获取主要依赖统计报表与实地调查等清单方式, 存在时效性差、主观性强、

收稿日期: 2025-11-26; 预印本: 2026-03-23

基金项目: 京津冀环境综合治理国家科技重大专项 (编号: 2025ZD1200900); 中国科学院青年创新促进会项目 (编号: 2021126)

第一作者简介: 马彩虹, 研究方向为全球工业热源智能识别与监督。E-mail: mach@aircas.ac.cn

通信作者简介: 王大成, 研究方向为遥感数据智能处理与应用。E-mail: wangdc@aircas.ac.cn

误差较大等局限, 难以满足大区域范围工业热源区域实时发现与近实时、准确、客观监测的需求。近年来, 遥感技术的快速发展为工业热源识别提供了新的技术路径 (Li 等, 2024; Liu 等, 2018; Tkachenko 等, 2023)。目前, 基于遥感的工业热源识别方法主要可分为两类。其一为基于高分辨率遥感影像的目标识别方法。例如 Li 等 (2024) 结合 YOLOv5-IEG (You Only Look Once Version 5 With IEG Module) 与热特征检测技术, 利用 Google Earth 和可持续发展科学卫星 1 号 SDGSAT-1 (Sustainable Development Goals Satellite 1) 影像对中国 781 家大型水泥厂进行识别, 准确率达 90.8%; Tkachenko 等 (2023) 利用哨兵 2 号 (Sentinel-2) 多波段图像 MSI (multi-spectral image) 数据与大模型实现了全球水泥厂的识别。该类方法虽在特定目标识别上效果显著, 但其依赖大量人工标注样本, 且数据处理量大, 亦无法有效判断工厂的实际运营状态与热辐射强度 (Ma 等, 2022)。其二为基于热异常数据的识别方法。由于工业生产中热源使用普遍且具有位置固定、时间连续的特点, 利用热红外传感器捕捉辐射能量差异已成为监测工业热源排放的有效手段 (Elvidge 等, 2023; Li 等, 2024; Xie 等, 2024; Yang 等, 2024; Zhang 等, 2019; 谷艳春 等, 2021)。例如, Elvidge 等 (2016) 利用 VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) 夜火产品定位了全球天然气燃烧点; Liu 等 (2018) 与孙佳琪 等 (2018) 利用 NPP (National Polar-orbiting Partnership) VIIRS 夜火数据, 基于工业火点的时空连续性实现了全球工业热源的识别, 并构建了 2012 年—2017 年的全球工业热源数据集, 但类别信息尚未全面覆盖。Ma 等 (2024, 2019, 2018) 则利用对小火点更敏感的 VIIRS 主动热异常数据 ACF (active fire/hotspot data) 数据, 采用改进的自适应 Kmeans 算法, 提升了中国区乃至全球工业热源的识别精度, 在一定程度上缓解了“地域邻近热源难以区分”的问题。

尽管已有研究取得了重要进展 (表 1), 但现有数据产品或在时间覆盖上存在断档, 或在空间范围、属性维度等方面尚不完善, 且部分工业热源数据暂未公开, 导致目前面向大区域尺度、兼具长时序与丰富信息的高质量工业热源数据集仍属空白。本文针对这一现状, 利用 2012 年—2023 年的长时序 ACF 数据, 基于改进自适应 Kmeans 工业

热源识别方法, 结合兴趣点 POI (Point of Interest) 拓扑分析和不同类别厂矿的高分辨率遥感影像特征, 实现该时段中国区工业热源的识别和分类, 并首次构建了时间跨度长 (2012 年—2023 年)、具备工业类别属性的中国区公开工业热源数据集。与已有数据产品相比, 本数据集在时间跨度上具有明显优势, 支持长时序工业热源动态分析; 在信息维度上系统引入工业类别属性, 涵盖水泥、钢铁、煤化、油气开发等主要工业类型, 为行业级碳排放精准核算和产业结构调整提供了更细粒度的数据基础。研究成果揭示了中国遥感工业热源的动态时空分布特性, 为我国积极应对“调结构、去产能”产业模式升级、碳税国内外交易、大气环境改善等可持续发展进程提供’了自主的科学依据。

2 研究方法和原理

基于工业热源“空间固定、时序运行”的特点, 本文利用 2012 年—2023 年的长时序 ACF 热异常数据, 结合改进自适应 Kmeans 工业热源识别方法和 POI 拓扑分析的工业热源类别分类方法, 实现了 2012 年—2023 年中国区工业热源的识别和分类。按照数据处理流程, 主要包括遥感数据预处理、基于改进的自适应 Kmeans 工业热源识别、基于 POI 拓扑分析的工业热源类别分类和结果统计与分析等步骤 (图 1), 各部分具体细节如下所述。

2.1 遥感数据源与预处理

本研究所选用的热异常数据为 NPP-VIIRS ACF 火点数据, 该数据由美国国家海洋和大气管理局 NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) 和美国宇航局 NASA (National Aeronautics and Space Administration) 联合研发的遥感卫星系统获取, 主要用于监测地球表面火灾活动, 可由 FIRMS (Resource Management System) 系统网站下载 (<https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/> [2025-11-26])。该数据源自 NPP 卫星搭载的 VIIRS 传感器 (Schroeder 等, 2014), 通过其短波红外与热红外通道的协同观测, 实现了 ACF 数据产品的监测。相较于中分辨率成像光谱仪 MODIS (Terra & Aqua moderate resolution imaging spectroradiometer) 等传统传感器, VIIRS 凭借 375 m 的高空间分辨率、更广的波段覆盖及每日全球覆盖能力, 显著提升了对小火点的动态监测能力。ACF 数据产品对低

强度火情的探测能力及夜间热辐射观测功能，弥补了传统日间监测的局限性，建立了全天候、高精度的火灾事件观测体系。本研究选用的 ACF 数据覆盖中国区域2012年1月20日至2023年12月31日的所有数据，累计1048575条，该数据的密度分布如图2所示。

表 1 现有工业热源识别产品信息
Table 1 Existing IHS identification product information

数据类型	数据名/ 参考文献	数据年份	格式	空间 范围	数据 个数	属性信息	相关网址
IHS datasets	Zhang's inventory/ Zhang等(2019)	2018	Polygon	中国	12114	类别和地面统计 信息的关联数据	未公开
	Li's inventory/ Li等(2021)	2016	Polygon	中国	2238	单一热辐射值	未公开
	Liu's inventory/Liu 等(2018)	2012—2017	Polygon	全球	14439	自定义类别信息	https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.019
Gas-flaring sites	Elvidge's inventory/ Elvidge等(2016)	2020	Points	全球	11108	自定义类别信息	Research Data Sharing by Elvidge.
Iron and steel production	GeoAsset databases/ McCarten等(2021)	2020	Points	全球	1598	基于地面统计信息 的关联数据	https://www.cgfi.ac.uk/spatial-finance-initiative/geoasset-project/iron-and-steel/
Cement production	GeoAsset databases/ Tkachenko等 (2023)	2020	Points	全球	3117	基于地面统计信息 的关联数据	https://www.cgfi.ac.uk/spatial-finance-initiative/geoasset-project/cement/
	Yang's inventory/ Yang等(2024)	2016—2021	Points	全球	3075	类别+简易航天反 演运行状态+地面 统计信息数据	未公开
Power Emissions	GPED/Tong等 (2018)	2010	Points	全球	30655	基于地面统计信息 的关联数据	http://www.meicmodel.org/dataset-gped.html
自研 IHS	大型 IHS 数据集/ Ma等(2024)	2012—2022	Polygon	全球	25544	基于航天遥感数据 反演的数据	https://doi.org/10.5281/zenodo.8308133
	中国 IHS 数据集/ Ma等(2024)	2012—2022	Polygon	中国	4410	基于航天遥感数据 反演的数据	https://doi.org/10.5281/zenodo.8308133
	中大型 IHS 数据集/ Xie等(2024)	2023	Polygon	京津冀	793	基于航天遥感数据 反演的数据+类别	https://doi.org/10.5281/zenodo.7824013
	水泥厂数据集/ Li等(2024)	2023	Polygon	中国	781	基于航天遥感数据 反演	未公开

本研究所使用的行政区域规划数据将作为后续工业热源空间分析的基础，能够为分析不同区域的热源分布、强度等提供准确的空间信息支持。同时，为增强研究结果的可靠性与精确度，本研究整合了多源辅助数据进行交叉验证。在空间验证方面，采用了 Google Earth 卫星地图提供的高分辨率遥感影像，这些影像数据不仅能够清晰地呈现工业设施的建筑轮廓、厂区布局等细节特征，还支持多时相对比分析，为工业热源的空间定位和属性判别提供了可靠的目视解译基础。在属性验证方面，本研究从全国 POI 信息数据库 (<http://www.poiist.cn/> [2025-11-26]) 获取了2012年—2023年的 POI 数据，该数据库收录了全国范围内各类工

商企业的精确地理位置、行业分类等关键信息。通过空间关联分析，POI 数据有效辅助了工业热源的企业属性识别和行业分类验证，形成了“遥感影像+POI 数据+热异常数据”的多维验证体系，显著提升了工业热源识别的准确性和分类的可靠性。所有辅助数据均经过严格的坐标系统一和数据质量控制，确保与主体研究数据的空间匹配精度。

2.2 基于改进自适应 Kmeans 工业热源识别

2012年1月20日至2023年12月31日，中国区累计获取了覆盖4000余天、预估逾千万条长时序 ACF 热异常数据。这为中国区工业热源对象的构建提出了新挑战；同时，工业热源区域热源数据

“位置固定，时间连续”的时空分布特征，本研究采用自适应Kmeans算法（Ma等，2018）对长时序ACF数据进行时空密度分割。基于先验经验，将热源对象的初始数量设置为2，并设定热源最小宽度和高度阈值为800 m，同时采用三倍标准差方法剔除每个热源中的异常值，形成初始热源对象。分割结果中每个聚类簇内的空间覆盖范围构成初步热源对象，为后续精细识别奠定了数据基础。

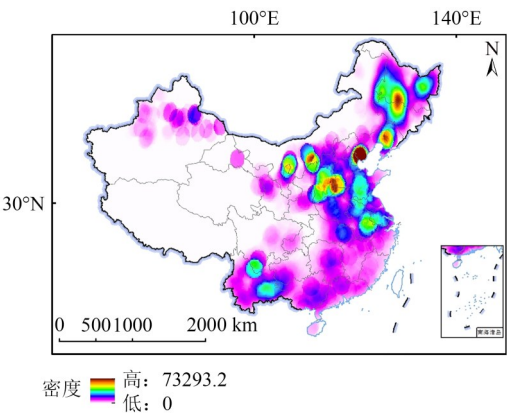


图2 2012年1月20日至2023年12月31日中国区域1048575条ACF的火点密度分布
Fig.2 ACF fire point density distribution in China from January 20, 2012 to December 31, 2023

(3) 基于拓扑关联分析的热源对象重构。考虑到少量工业热源空间范围涉及跨县或者临近县边界的现象，将每个子模块构建的初步热源对象，按照空间拓扑关系（空间范围重叠）进行重构，从而形成整个中国区初步热源对象。

(4) 基于多特征与经验阈值算法的工业热源识别。由于生物质火点是ACF的主要组成部分，为避免生物质聚集现象影响到工业热源结果的识别，本文在综合分析工业热源和生物质热源时空差异的基础上，提出基于多特征与经验阈值算法的工业热源识别方法。即针对每一个中国区域、初步热源对象，构建ACF数量、每平方千米火点密度和时间跨度等多维特征（Ma等，2018），以剔除虚假的非工业热源对象，并构建初步的中国区工业热源对象。依据该方法，本文初步形成的2012年—2023年中国区工业热源对象为4847个。

最后，本研究利用GF-1/GF-6（2 m分辨率）等高分辨率影像、全球相关的数据产品以及部分实地调查数据作为验证资料，对2012年—2023年识别出的4847个中国工业热源产品数据进行逐一人工定位核查，最终确认为工业热源的对象为4757个。

2.3 基于POI拓扑分析的工业热源类别识别

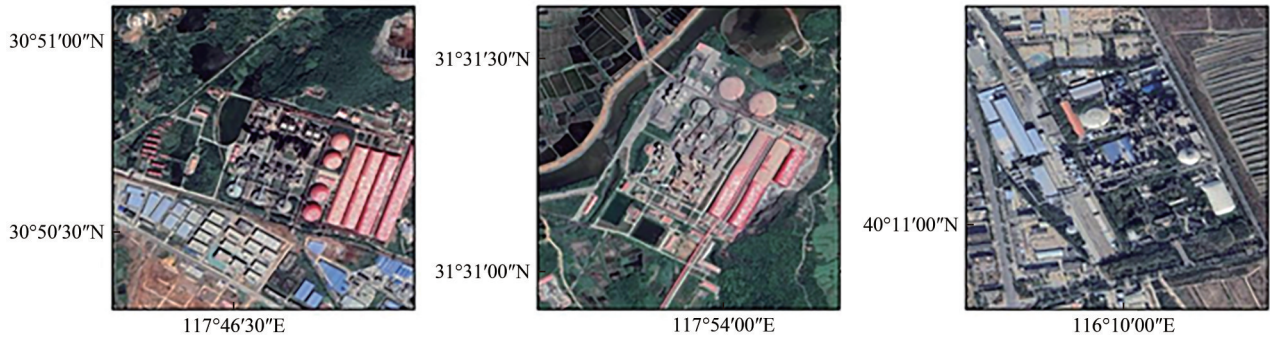
本研究采用高分辨率遥感影像与POI数据结合的方法（隋欣等，2022），实现对工业热源目标的类别分类。首先，根据国民经济行业分类、国民经济和社会发展统计公报划定高耗能行业分类标准和工业热源生产的产品性质（孙佳琪等，2018；Ma等，2024；隋欣等，2022），结合高分辨率遥感影像特征，将工业热源划分为水泥厂类、钢铁厂类、煤化/煤矿类、油气开发类和其他类。随后，对获取的POI数据与已完成分割的工业热源目标进行空间拓扑分析，从中提取出工业热源5 km缓冲区内的相关POI数据。其中，针对长时间序列数据的一致性问题的，本研究依据POI数据的关键词与工业热源类别的对应关系，需逐年配准2012年—2023年的高清遥感影像与POI数据。最后，依据预先建立的POI关键词与工业热源类型对应关系（表2），对每个热源进行类型匹配，并辅以高分辨率影像判读与人工复核，实现基于POI拓扑分析的工业热源类别识别。对于POI信息缺失或无法匹配定义4个类型的工业热源，则划入“其他类”，并依据遥感影像特征进行辅助判别。

表2 不同类型工业热源与POI关键词对应表
Table 2 POI Keywords for different classes of industrial heat source classification

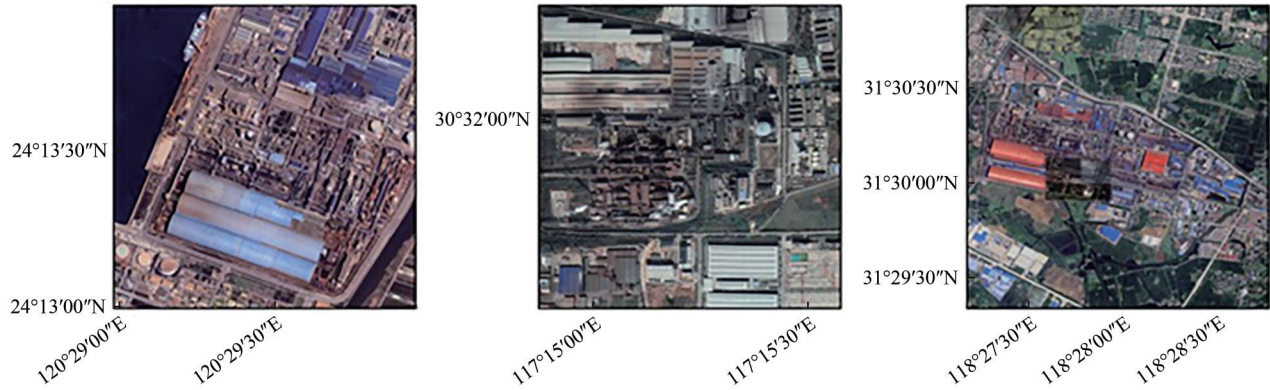
类别		关键词			
水泥厂类	水泥	—	—	—	—
钢铁厂类	钢铁	铸业	冶炼	铸造	—
煤化/煤矿类	煤化	焦化	炼焦	煤	煤制气
油气开发类	石油	天然气	能源	石化	化工
其他类	矿业	新能源	建材	石灰	...

其中，本文关于5类工业热源类别的定义如下所述（图3）。

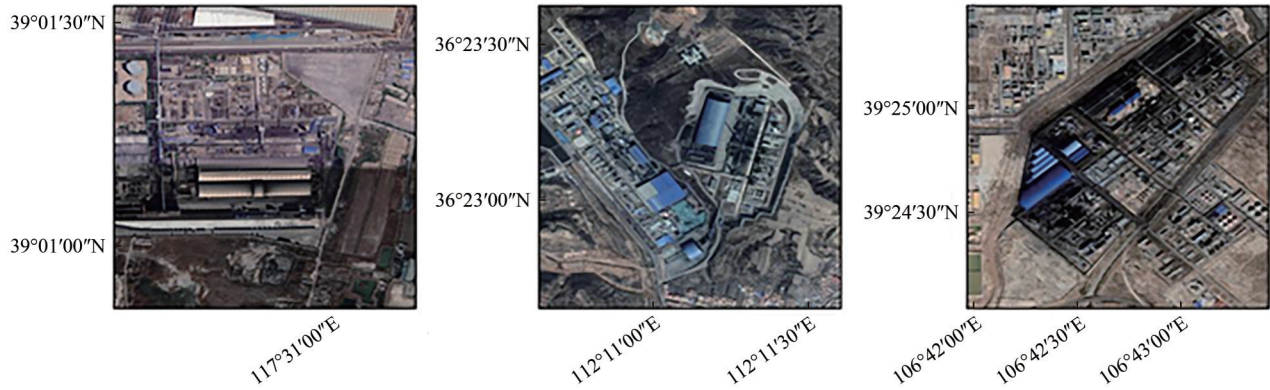
(1) 水泥厂类：作为分布于石灰岩矿区的建筑材料生产工业，水泥厂主要生产水泥及石灰制品，核心生产设施包括回转窑（长圆柱形高温煅烧装置）、原料预均化堆场（半球形穹顶料仓）、生料/熟料联合储库（筒仓群）以及封闭式物料输送廊道系统，小型工厂常共享储库设施；在遥感影像中，热红外通道表现为回转窑附近持续性的高温亮斑，可见光影像中可见灰白色筒仓群与10—20 m宽的带状传输结构线性排列，空间布局依矿脉呈阶梯式分布，露天采石区高反射的裸露地表与绿色植被形成鲜明对比。



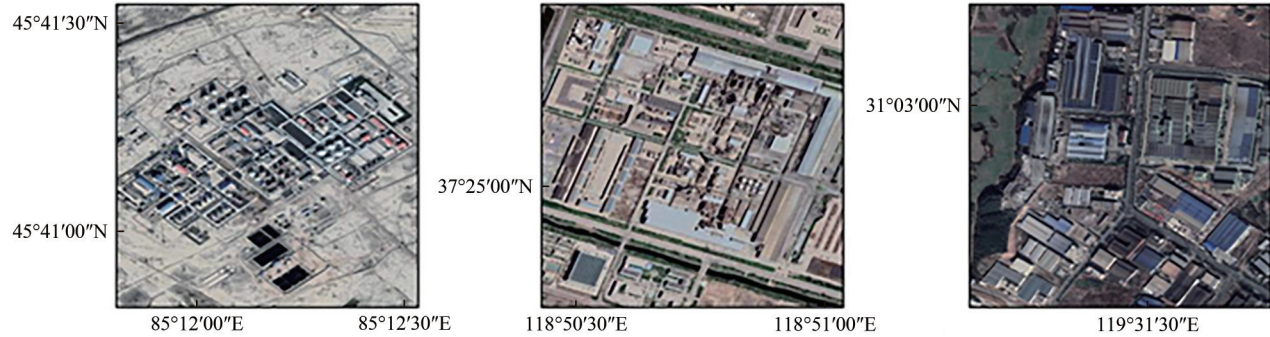
(a) 水泥厂类的 3 个代表性样例
(a) Three representative examples of the cement plant category



(b) 钢铁厂类的 3 个代表性样例
(b) Three representative examples of iron and steel category



(c) 煤化/煤矿类的 3 个代表性样例
(c) Three representative examples of the coal chemical/coal mining category



(d) 油气开发类的 3 个代表性样例
(d) Three representative examples of oil and gas development category



(e) 其他类的3个代表性样例

(e) Three representative examples of other categories

图3 不同类别工业热源 Google Earth 高分辨率遥感影像示意图

Fig. 3 Google Earth high-resolution image examples of different industrial heat source categories

(2) 钢铁厂类：涵盖金属冶炼、铸造及压延加工的重工业集群，核心设施包括高炉（筒状钢结构+顶部煤气回收管）、热风炉集群、连铸连轧高温产线、露天原料堆场及球形煤气储罐；在遥感影像中，热红外通道呈现高炉出铁口间歇性超高温亮斑与带状轧制区的热辐射，可见光影像显示深灰色粗糙纹理的钢架结构与银白色反光储罐群，特征性的流水线布局与密集厂区铁路网构成空间辨识标志。

(3) 煤化/煤矿类：煤炭资源开采与转化产业链，集中分布于煤炭盆地，主要设施包含阶梯式露天采场、焦炉组（矩阵排列燃烧室）、煤泥沉淀池、矸石堆场及煤气净化塔；在遥感影像中，热红外通道显示焦炉持续中温亮斑和矸石山零星自燃点，可见光通道可见深黑色阶梯状裸地、不规则煤堆及扬尘亮白矿道条带，洗煤废水池强镜面反射形成独特光谱特征。

(4) 油气开发类：油气勘探与初加工工业体系，分布于沉积盆地及海岸带，核心组件包括钻井平台网格基座、球形/椭圆形储油罐阵列、集输泵站厂房及持续性燃烧的火炬塔；在遥感影像中，热红外通道火炬超高温亮斑为关键识别标志，可见光通道显示银白色规则罐群（高分辨影像可见安全阀）与直线型暗色输油管线，放射状管网布局与孤岛式海上平台构成独特空间格局。

(5) 其他类：主要源于POI缺失或分辨率不足导致的未分类工业目标，包含屋顶光伏阵列、生物质锅炉等分布式能源设施，主要组成为碎片化生产单元；在遥感影像中，热红外通道仅见间歇性弱热信号，可见光通道显示蓝色光伏板矩形斑

块等非标准特征，空间分布离散且与POI数据不匹配，缺乏规模化工业集群的连续热力表现。

2.4 评价指标

为客观评价2012年—2023年中国工业热源遥感监测数据集的准确性和可靠性，同时考虑到真实完备的中国工业热源数据集不可达性，本文采用人工查准率和覆盖率两个指标评价工业热源数据集的可靠性。

(1) 人工查准率。为客观评价遥感工业热源空间识别的准确率，本文引入人工查准率 P (manual precision) 的概念，即综合利用POI数据、高分辨率遥感影像数据及部分实地调查数据作为验证资料，对2012年—2023年中国工业热源遥感监测数据进行逐一人工验证后所构建的准确率评价指标，其计算公式如下：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

式中，TP为模型识别出且经过人工验证后确认为工业热源的数量，FP为模型识别出且经过人工验证后确认为非工业热源的数量，TP与FP之和即为模型识别出的工业热源总数。

(2) 覆盖率。工业热源识别结果的空间覆盖率反映了不同方法对目标区域内工业热源空间分布特征的探测能力，其核心在于评估识别结果与真实工业热源分布之间的吻合程度。为对比分析本文识别结果同其他相似数据集的差异，本文引入空间覆盖的概念，其定义如下：假定本研究识别的工业热源数据集记为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_m\}$ ，对比数据集记为 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_n\}$ ，其中 M 、 N 分别代表 A 、 B 两套数据

集的总个数, a_i (b_j) 分别代表数据集 A (B) 中第 i (j) 个工业热源识别, 则数据集 A 相对于数据集 B 的空间重叠率 ($\text{Overlap Rate}_{A \text{ on } B}$) 可表示为

$$\text{Overlap Rate}_{A \text{ on } B} = \frac{\sum_{i=1}^M I(a_i, B)}{|B|} \quad (2)$$

式中, $|B|$ 表示数据集 B 中元素的总数, 函数 $I(a_i, B)$ 用于判断数据集 A 中的每个元素 a_i 是否与数据集 B 中的任一元素存在空间重叠, 若存在重叠, 则 $I(a_i, B)$ 取值为 1, 若无重叠, 则取值为 0。同理, 数据集 B 相对于数据集 A 的空间覆盖率可表示为

$$\text{Overlap Rate}_{B \text{ on } A} = \frac{\sum_{j=1}^N I(b_j, A)}{|A|} \quad (3)$$

3 数据产品描述

3.1 数据组成

本研究得到的工业热源数据集包含 2012 年—

表 3 本文生产的中国区工业热源产品样本字段信息说明

Table 3 Description of the field information of the sample products of industrial heat source objects in China produced in this study

字段标识	字段名称	字段类型	备注说明
ID	唯一标识号	整数型	工业热源对象唯一标识号
Locations	经纬度坐标	Polygon	描述工业热源对象地理边界的多边形
Type	类别代号	字符串	工业热源对象的类别标识, 按照本文的分类标准, 其值为 水泥厂类、钢铁厂类、煤化/煤矿类、油气开发类、其他类 中的一类
shengName	热源对象所属省份	字符串	工业热源对象区域所隶属的省级行政区划名称
shiName	热源对象所属城市	字符串	工业热源对象区域所隶属的市级行政区划名称
xianName	热源对象所属区县	字符串	工业热源对象区域所隶属的县级行政区划名称
Min_date	运行起始日期	字符串	工业热源对象区域在 2012 年 1 月 20 日到 2023 年 12 月 31 日监测到 ACF 热异常中最早的日期, 其格式为 'YYYYMMDD'
Max_date	运行终止日期	字符串	工业热源对象区域在 2012 年 1 月 20 日到 2023 年 12 月 31 日监测到 ACF 热异常中最晚的日期, 其格式为 'YYYYMMDD'
date20xx_p	20xx 年 ACF 火点数	整数型	"20xx" 年内工业热源区域内 ACF 火点数量, 其中 "20xx" 属于 [2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022, 2023] 中的一个值

其中, Min_date 和 Max_date 可以用来确定工业热源的运行状态和持续时间, Type 表示基于本文 POI 拓扑分析后构建的工业热源潜在类别, 但考虑到许多工厂和矿区具有多功能性, 例如钢铁冶炼和燃煤设施常常相邻, 这些分类可能并不总是精确的, 应仅作为参考。 date20xx_p 表示该工业热源区域 20xx 年内 ACF 火点数量, 该值可表征厂矿/工业热源对象的运行状态, 当 date20xx_p 大于 0 时, 表明该厂矿/工业热源对象在该年处于运行

2023 年中国在营工业热源产品信息, 共 4757 条多边形矢量数据, 数据采用 WGS84 坐标系统, 产品格式为 shape file, 文件总容量为 2.32 MB (下载网址: [https://www.scidb.cn/detail?dataSetId=dfc2e96302ce4581a40efc457e2c0d07\[2025-07-25\]](https://www.scidb.cn/detail?dataSetId=dfc2e96302ce4581a40efc457e2c0d07[2025-07-25]))。该数据集由工业热源的形状和属性数据、数据缩略图以及说明文档构成。属性表包含 20 个主要字段, 分别为: 唯一标识号 (ID)、经纬度坐标 (Locations)、类别代号 (Type)、热源对象所属省份 (shengName)、热源对象所属城市 (shiName)、热源对象所属区县 (xianName)、运行起始日期 (Min_date)、运行终止日期 (Max_date), 以及每年活跃火点数目信息 (date20xx_p, 其中 20xx 属于集合 [2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022, 2023] 中的某一值), 具体信息描述如表 3 所示。同时, 本数据集支持通过 ArcGIS、ENVI 等地理分析软件进行访问和处理。

状态, 反之则非在营; 该值大小可反映厂矿热辐射通量或生产强度, 越大表明生产强度越强; 其年际变化可反映厂矿运营运行规模变化趋势, 数值增长说明规模增加或提升, 反之则下降。

3.2 工业热源数据集可靠性分析

本研究累计识别出工业热源对象 4847 个, 经逐一人工验证后, 核实确定为工业热源的数据为 4757 个, 识别人工查准率为 98.14%, 其空间分布如图 4 所示。为对比分析该数据的可靠性, 本文引

入Liu等(2018)和Ma等(2024)的工业热源数据集进行对比分析。针对两套对比数据集采用相同的人工验证后,分别得到准确的工业热源数量为2268个和4410个,对应的人工识别查准率为94.10%和95.08%。同时,为保证对比分析结果的可信度,以下对比将3组数据的时间范围统一限定为2012年—2017年。采用与本文相同的逐一人工验证和实地调研后,Liu等(2018)与Ma等(2024)两组数据分别得到2268个和4162个准确工业热源对象。

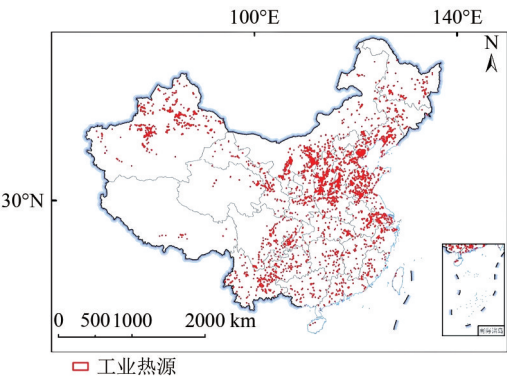


图4 本文识别的4757个中国区2012年—2023年在营工业热源空间分布

Fig.4 Spatial distribution of 4757 operating industrial heat sources in China from 2012 to 2023

按照2.4节中相应的评价指标对上述3套数据集进行对比分析,结果如表4所示。由表4和图5可知,本文识别结果在识别IHS数量、识别为IHS精度、人工查准率、在营IHS数量、平均面积、时间覆盖范围和属性个数等方面均有所提升。具体结论如下:(1)本研究同时期(2012年—2017年)准确识别的工业热源数据集数量更多、识别精度更高,识别个数分别超出了Liu等(2018)和Ma等(2024)数据92.59%(2100个)和4.95%(206个),人工查准率分别提升3.44%和3.06%。(2)本数据集识别工业热源颗粒度更小、空间覆盖范围更广,识别的平均面积(0.94 km²)较Liu等(2018)产品降低约59.66%,同时本数据集在Liu等(2018)产品上的空间覆盖率为79.32%,较Liu等(2018)在本数据集上的空间覆盖率高出38.13%。高空间覆盖率保证了产品的识别精度,精细颗粒度有效改善了“一个工业热源对象覆盖多个工厂企业”的现象。(3)本数据集时间跨度更广、信息更加丰富,该产品首次实现2012年—2023年连续12年的时间跨度,包含位置、类别、行政区划、运行状态等20个信息特征,为不同行业用户的信息挖掘提供了可靠的数据支撑。

表4 本数据集与Ma等(2024)、Liu等(2018)数据集结果的对比分析
Table 4 Comparative analysis of recognition results with Ma et al. (2024) and Liu et al. (2018)

数据集名称	识别IHS的数量/个	验证为的IHS数量/个	人工查准率/%	2012年—2017年在营IHS数量/个	总面积/km ²	平均面积/km ²	时间覆盖范围/年	属性个数/个
本研究的数据集	4847	4757	98.14	4368	4476.80	0.94	2012—2023	20
Liu等(2018)数据集	2395	2268	94.70	2268	5587.07	2.33	2012—2017	2
Ma等(2024)数据集	4638	4410	95.08	4162	4047.25	0.92	2012—2021	21

3.3 工业热源时空分析

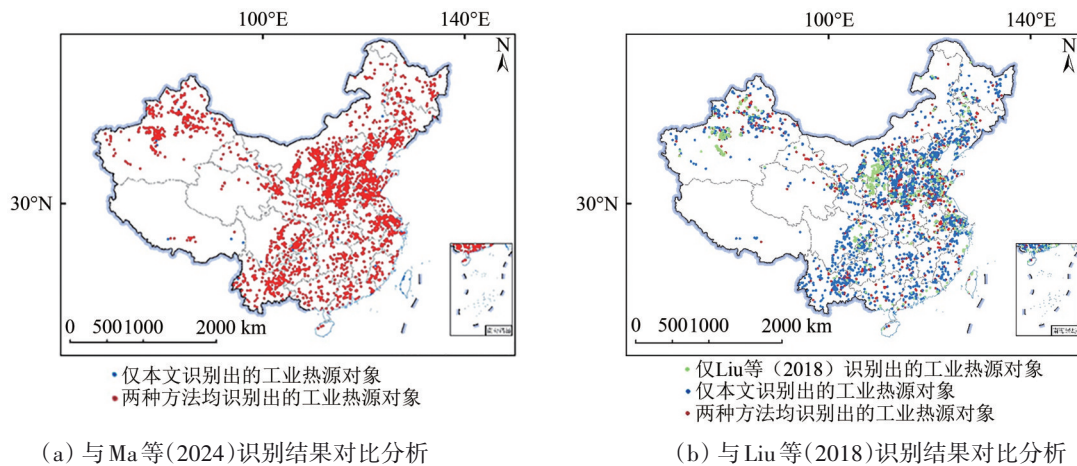
2012年—2023年中国工业热源空间分布格局具有局地聚集特点(图4),主要分布在辽宁的本溪—鞍山—营口、河北唐山、河北邯郸—河南安阳、太原经临汾到河津的狭长盆地、山西长治、内蒙古鄂尔多斯和乌海及新疆乌鲁木齐等区域,其中新疆维吾尔自治区(554个)、河北省(476个)、山西省(450个)、内蒙古自治区(466个)工业热源个数占整个中国区域的40.91%。

2012年—2023年中国区在营工业热源数量时空变化如图6、图7所示。如图6所示,2012年—2023年中国区在营工业热源数量呈先上升后下降

的趋势,在2014年达到峰值,随后各年逐年降低,截至2023年在营工业热源数量达到最低值,仅为2506个,与2014年(3466个)相比下降了27.70%。其中,2012年—2014年中国区工业热源数量呈上升趋势,年均增幅为5.48%;2015年—2023年呈下降趋势,年均降幅为3.52%。由图7可知,2012年—2015年,从各省区工业热源变化数量来看,工业热源数量净增加的地区主要分布在西北、华中和华南地区;华北地区减少趋势最为明显。2016年—2020年,仅有华南、华西地区的6个省区工业热源数量呈净增加趋势;而华北、华东等经济发达地区工业热源数量减少趋势最为明显,其中河北

省减少个数最多。2021年—2023年, 总体新增的工业热源数量较少, 仅四川省、西藏自治区和重庆市3个西南区域省(自治区、直辖市)有少许增加的工业热源, 山西省和河北省减少趋势显著。

2012年—2023年, 从工业热源减少速率来看, 北京市最大, 达76.92%, 天津市、河北省、辽宁省、江苏省、山东省、山西省等环京区域依次次之; 从工业热源减少数量来看, 河北省最多, 山西省次之。



(a) 与 Ma 等(2024)识别结果对比分析 (b) 与 Liu 等(2018)识别结果对比分析

图5 本数据集与 Ma 等(2024)和 Liu 等(2018)数据集空间分布对比分析

Fig. 5 Spatial distribution comparison between this dataset and the datasets of Ma et al. (2024) and Liu et al. (2018)

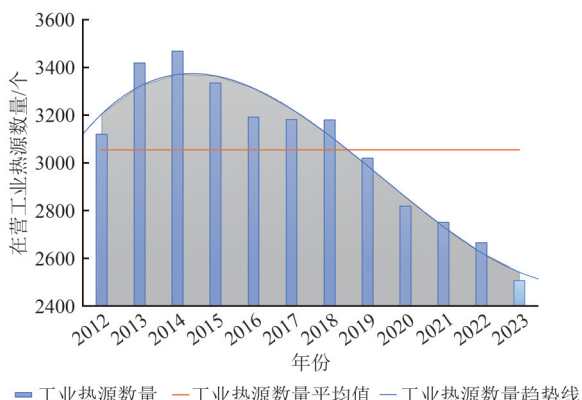


图6 中国区2012年—2023年各年在营工业热源数量时间变化

Fig. 6 Temporal changes in the number of industrial heat sources in China during 2012—2023

3.4 不同类别工业热源时空分析

本文使用2.3节所述工业热源分类标准和方法, 将识别到的中国区真实工业热源对象(4757个)划分为水泥厂类、钢铁厂类、煤化/煤矿类、油气开发类和其他类型等5类, 各类别工业热源空间分布与统计分析如图8和表5所示。结果显示, 水泥厂类工业热源数量最多(1115个), 占整体工业热源数量的23.44%, 其空间分布与人口分布类似, 在全国人口居住区域内相对均匀分布, 也是唯一一个在各个省份均有分布的工业热源类型。同时, 与其他类型工业热源相比, 其平均面积最小

(0.48 km²)。钢铁厂类相关热源数量(1064个)次之, 占总数的22.37%, 主要分布于华北、华东和东北地区, 其中河北省占比最多, 达20.58%(219个), 山西省、山东省、内蒙古自治区、辽宁省等次之。其平均厂矿面积(1.38 km²)也较大, 仅次于以漏填煤矿、煤坑为主的煤化/煤矿类, 约是水泥厂类平均面积的2.88倍。煤化/煤矿类工业热源851个, 在内蒙古自治区、山西省和新疆维吾尔自治区分布较多, 3省(自治区)数量占该类别总数的57.46%, 平均面积相较于其他类型最大, 达1.56 km²。油气开发类热源668个, 该类别数量最少, 占总数的14.04%, 主要分布于华北和西北地区, 其中新疆维吾尔自治区占比最大, 达38.92%(260个), 内蒙古自治区、陕西省、山东省次之。此外, 还有1059个其他类工业热源, 约占总数的22.26%, 在全国各省(自治区、直辖市)均有分布, 其中内蒙古自治区、山东省和山西省数量较多, 占总数的35.79%。

2012年—2023年不同类别工业热源数量时序变化趋势如图9所示。由图9可知: (1) 整体的变化趋势与所有类别趋势相似, 均表现为先增长后降低的趋势; (2) 不同类别工业热源变化趋势各有特色, 达峰年份略有差异, 水泥厂类、钢铁厂类、煤化/煤矿类、油气开发类和其他类分别在2017年、2014年、2015年、2014年和2014年达到峰值。其中水泥厂

类变化趋势相对平稳, 2013年—2022年基本保持相对稳定的数量, 2023年数量与2017年达峰年相比下降幅度最小 (8.22%); 钢铁厂类、煤化/煤矿类和油气开发类趋势相似, 均在达峰后呈现波动下降的趋势, 达峰年份与整个工业热源达峰年份相似, 2023

年各类别数量与各自达峰年相比, 钢铁厂类为20%, 另外两类维持在30%左右; 其他类下降趋势最为显著, 在2014年达峰后呈现显著下降趋势, 至2023年关停453个, 下降率最大为59.76%, 整体下降贡献了所有类别下降率的47.18% (453/960)。

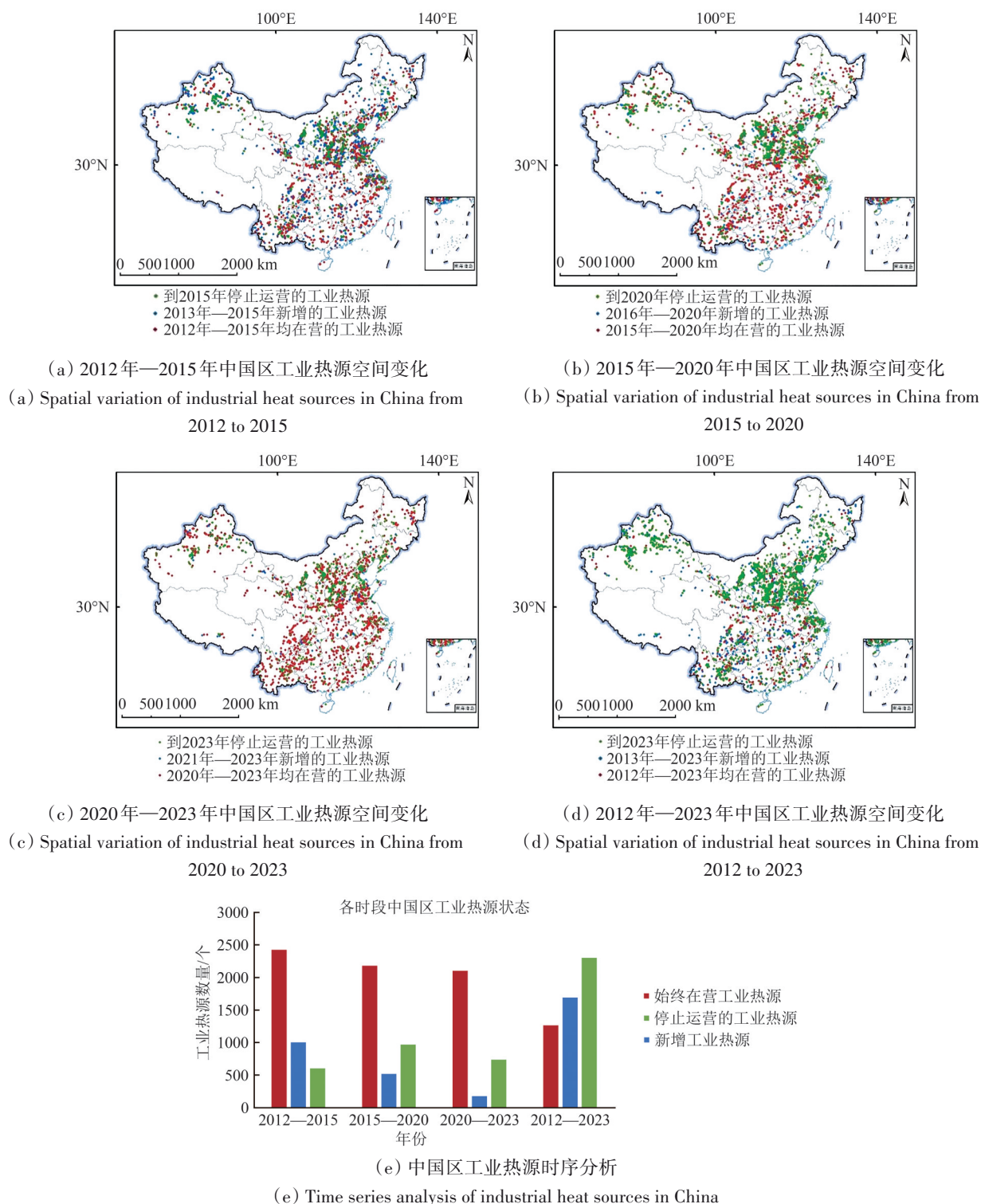


图7 2012年—2015年、2015年—2020年、2020年—2023年和2012年—2023年中国区工业热源空间变化及时序分析
Fig.7 Spatial variation and time series analysis of industrial heat sources in China during 2012—2015, 2015—2020, 2020—2023, and 2012—2023

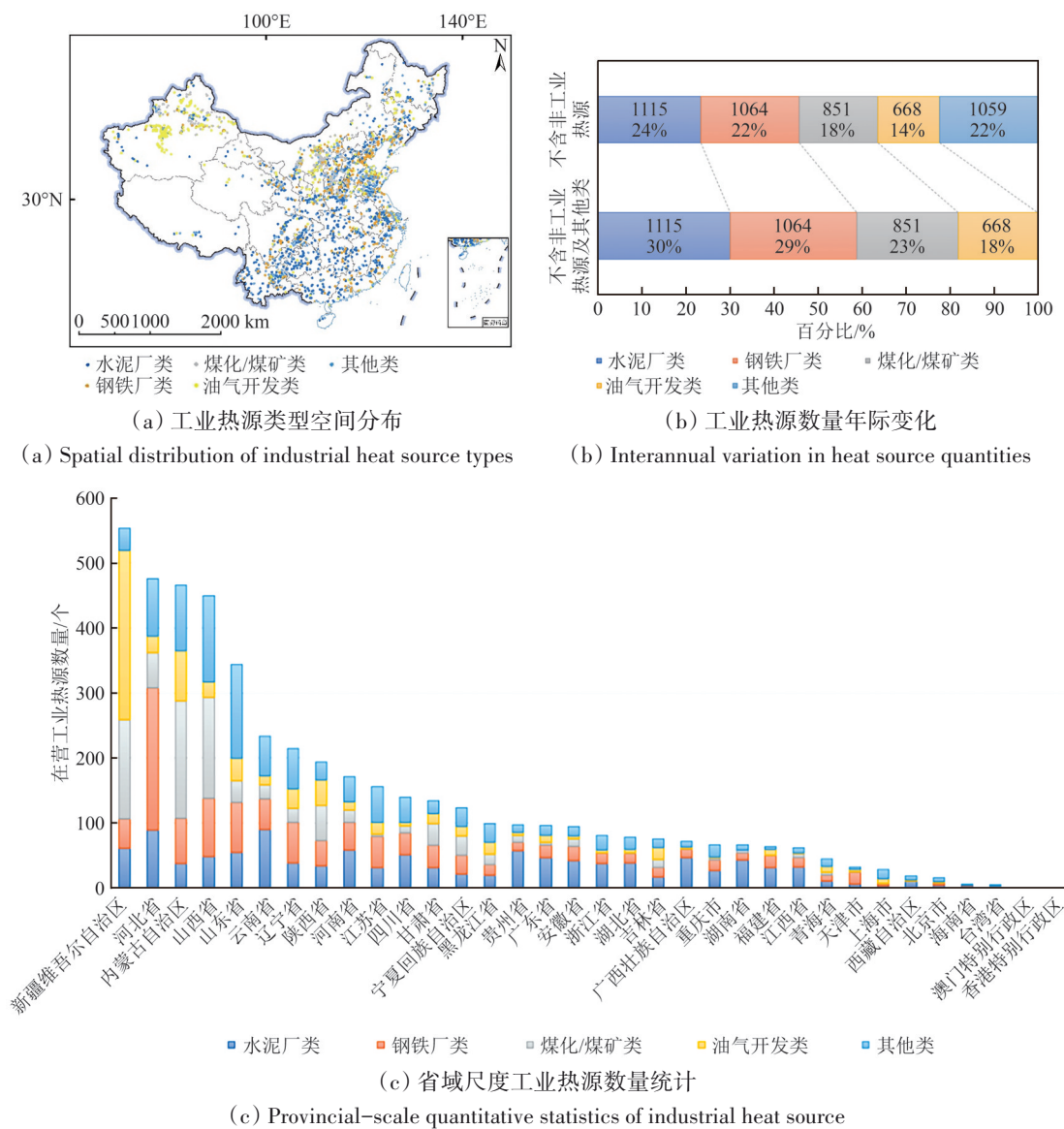


图 8 2012 年—2023 年中国五类工业热源空间格局与统计分布

Fig. 8 Spatial patterns and statistical distribution of five-category industrial heat sources in China from 2012 to 2023

表 5 2012 年—2023 年不同类别工业热源结果分析
Table 5 Results for different categories of industrial heat sources from 2012 to 2023

类别	数量/个	总面积/km ²	平均面积/km ²
水泥厂类	1115	533.38	0.48
钢铁厂类	1064	1463.54	1.38
煤化/煤矿类	851	1323.97	1.56
油气开发类	668	447.16	0.67
其他类	1059	708.75	0.67
所有	4757	4476.80	0.94

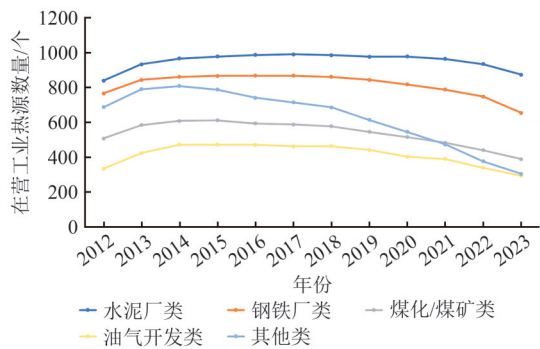


图 9 2012 年—2023 年各类在营工业热源数量时序变化

Fig. 9 Changes in various types of industrial heat source objects in operation from 2012 to 2023

4 结 论

在“双碳”与工业绿色高质量发展的时代背景下,为满足对中国工业热源近实时、客观、准确的高时空动态监测数据需求,本文利用长时序375 m分辨率的NPP VIIRS ACF热异常数据,基于改进Kmeans工业热源识别方法,结合POI拓扑分析和不同类别厂矿的高分辨率遥感影像特征,实现了2012年—2023年中国区工业热源的识别和分类,并首次构建了中国区4757条带有类别信息的公开工业热源矢量数据集。此数据集成果表明:(1)时间跨度扩展至2012年—2023年,结合基于POI拓扑分析的工业热源类别识别方法,可有效揭示不同类型工业热源在工业转型升级关键时期的时空演变规律;(2)基于改进Kmeans工业热源识别方法,在保证识别准确率(98.14%)的前提下,与相同类型的工业热源数据集相比,本数据集在工业热源识别数量、识别精度、平均颗粒度和空间覆盖度方面均得到有效提升;(3)数据集包含厂矿位置、年际运行状况、类别等20个特征参数,完整记录了不同类型工业热源的辐射通量特征与生产活动强度,为中国积极应对“调结构、去产能”产业模式升级、碳税国内外交易、大气环境改善等可持续发展进程提供了自主的科学依据。

随着中国新型工业化进程的持续推进,工业热源数据研究将迎来更广阔的发展空间。未来研究应着力构建多源数据融合的分析框架,通过整合遥感影像、企业排放等多源数据,结合机器学习等先进技术,进一步提升产业环境效应评估的精度与深度。在数据层面,需要不断完善工业热源数据库建设,形成覆盖时间更长、分辨率更高的标准化数据产品,为研究提供更可靠的基础支撑。从应用角度看,随着“双碳”目标的深入实施,工业热源数据将在碳减排成效评估、绿色低碳发展路径优化等领域展现出更大的应用价值。在未来,这类数据的研究应用将从现有的监测评估功能,逐步扩展到政策模拟、效果预测等更前沿的领域,为区域可持续发展提供更加科学的决策依据。这一发展趋势不仅符合当前数字技术与环境科学深度融合的学科走向,也将为中国的生态文明建设提供创新的研究范式和实践路径。

参考文献(References)

- Elvidge C D, Zhizhin M, Baugh K, Hsu F C and Ghosh T. 2016. Methods for global survey of natural gas flaring from visible infrared imaging radiometer suite data. *Energies*, 9(1): 14 [DOI: 10.3390/en9010014]
- Elvidge C D, Zhizhin M, Sparks T, Ghosh T, Pon S, Bazilian M, Sutton P C and Miller S D. 2023. Global satellite monitoring of exothermic industrial activity via infrared emissions. *Remote Sensing*, 15(19): 4760 [DOI: 10.3390/rs15194760]
- Gu Y C, Meng Q Y and Hu D. 2021. An adaptive industrial thermal anomaly detection method. *Journal of Guizhou University (Natural Sciences)*, 38(5): 54-63 (谷艳春, 孟庆岩, 胡蝶. 2021. 一种自适应的工业热异常检测方法. 贵州大学学报(自然科学版), 38(5): 54-63) [DOI: 10.15958/j.cnki.gdxbzrb.2021.05.10]
- He Y, Sheng M Y, Lei L P, Guo K Y, He Z H, Cai J Z, Fang H, Zhang X W, Liu Y and Zhang Y H. 2022. Driving factors and spatio-temporal distribution on NO₂ and CO₂ in the Yangtze River Delta. *China Environmental Science*, 42(8): 3544-3553 (何月, 绳梦雅, 雷莉萍, 郭开元, 贺忠华, 蔡菊珍, 方贺, 张小伟, 刘樱, 张育慧. 2022. 长三角地区大气NO₂和CO₂浓度的时空变化及驱动因子分析. 中国环境科学, 42(8): 3544-3553) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-6923.2022.08.008]
- Kong X B, Wang X Y, Jia M and Li Q. 2022. Estimating the carbon emissions of remotely sensed energy-intensive industries using VIIRS thermal anomaly-derived industrial heat sources and auxiliary data. *Remote Sensing*, 14(12): 2901 [DOI: 10.3390/rs14122901]
- Li P, Jiang M Q. 2024. Progress, regional differences, and promotion strategies of China's new industrialization. *Contemporary Finance & Economics*, (5): 3-16 (李鹏, 蒋美琴. 2024. 中国新型工业化进展、区域差异及推进策略. 当代财经, (5): 3-16) [DOI: 10.13676/j.cnki.cn36-1030/f.20231213.003]
- Li R, Tao M H, Zhang M G, Chen L F, Wang L L, Wang Y, He X J, Wei L F, Mei X and Wang J. 2021. Application potential of satellite thermal anomaly products in updating industrial emission inventory of China. *Geophysical Research Letters*, 48(8): e2021GL092997 [DOI: 10.1029/2021GL092997]
- Li T Z, Ma C H, Lv Y Z, Liao R L, Yang J and Liu J B. 2024. An approach to large-scale cement plant detection using multisource remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 16(4): 729 [DOI: 10.3390/rs16040729]
- Liu Y X, Hu C M, Zhan W F, Sun C, Murch B and Ma L. 2018. Identifying industrial heat sources using time-series of the VIIRS Nightfire product with an object-oriented approach. *Remote Sensing of Environment*, 204: 347-365 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.10.019]
- Ma C H, Niu Z, Ma Y, Chen F, Yang J and Liu J B. 2019. Assessing the distribution of heavy industrial heat sources in India between 2012 and 2018. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(12): 568 [DOI: 10.3390/ijgi8120568]

- Ma C H, Sui X, Guan L L, Xie Y M, Li T Z, Zhang P Y, Qiu Y B and Huang W M. 2024. An industrial heat source dataset based on remotely sensed active fire/hotspot detection in China from 2012 to 2021. *Geoscience Data Journal*, 11(4): 833-845 [DOI: 10.1002/gdj3.259]
- Ma C H, Yang J, Chen F, Ma Y, Liu J B, Li X P, Duan J B and Guo R. 2018. Assessing heavy industrial heat source distribution in China using real-time VIIRS active fire/hotspot data. *Sustainability*, 10(12): 4419 [DOI: 10.3390/su10124419]
- Ma C H, Yang J, Xia W, Liu J B, Zhang Y F and Sui X. 2022. A model for expressing industrial information based on object-oriented industrial heat sources detected using multi-source thermal anomaly data in China. *Remote Sensing*, 14(4): 835 [DOI: 10.3390/rs14040835]
- McCarten M, Bayaraa M, Caldecott B, Christiaen C, Foster P, Hickey C, Kampmann D, Layman C, Rossi C, Scott K, Tang K, Tkachenko N and Yoken D. 2021. Global database of cement production assets[DS/DB]. Spatial Finance Initiative[2025-11-17]. <https://www.cgfi.ac.uk/spatial-finance-initiative/geoasset-project/cement/>.
- Oberschelp C, Pfister S, Raptis C E and Hellweg S. 2019. Global emission hotspots of coal power generation. *Nature Sustainability*, 2(2): 113-121 [DOI: 10.1038/s41893-019-0221-6]
- Schroeder W, Oliva P, Giglio L and Csizsar I A. 2014. The new VIIRS 375 m active fire detection data product: algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 143: 85-96 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.12.008]
- Shan Y L, Guan D B, Zheng H R, Ou J M, Li Y, Meng J, Mi Z F, Liu Z and Zhang Q. 2018. China CO₂ emission accounts 1997—2015. *Scientific Data*, 5(1): 170201 [DOI: 10.1038/sdata.2017.201]
- Sui X, Ma C H, Yang J, Lu B Y, Li T Z and Zhang P Y. 2022. A dataset of in-operation industrial heat source objects in Beijing-Tianjin-Hebei Region during 2012-2020. *China Scientific Data*, 7(4): 233-243 (隋欣, 马彩虹, 杨进, 卢秉俊, 李天柱, 张鹏宇. 2012 - 2020 年京津冀区域在营工业热源产品数据集. *中国科学数据*, 7(4): 233-243) [DOI: 10.11922/11-6035.csd.2022.0049.zh]
- Sun J Q, Liu Y X, Dong Y Z, Xu B C and Wei X L. 2018. Classification of urban industrial heat sources based on Suomi-NPP VIIRS Nighttime thermal anomaly products: a case study of the Beijing-Tianjin-Hebei Region. *Geography and Geo-Information Science*, 34(3): 13-19 (孙佳琪, 刘永学, 董雁仁, 许碧华, 魏祥林. 2018. 基于 Suomi-NPP VIIRS 夜间热异常产品的城市工业热源分类——以京津冀地区为例. *地理与地理信息科学*, 34(3): 13-19) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2018.03.003]
- Tkachenko N, Tang K, McCarten M, Reece S, Kampmann D, Hickey C, Bayaraa M, Foster P, Layman C, Rossi C, Scott K, Yoken D, Christiaen C and Caldecott B. 2023. Global database of cement production assets and upstream suppliers. *Scientific Data*, 10(1): 696 [DOI: 10.1038/s41597-023-02560-x]
- Tong D, Zhang Q, Davis S J, Liu F, Zheng B, Geng G N, Xue T, Li M, Hong C P, Lu Z F, Streets D G, Guan D B and He K B. 2018. Targeted emission reductions from global super-polluting power plants units. *Nature Sustainability*, 1(1): 59-68 [DOI: 10.1038/s41893-017-0003-y]
- Xie Y M, Ma C H, Zhao Y D, Yan D M, Cheng B, Hou X L, Chen H Y, Fu B H and Wan G T. 2024. The potential of using SDGSAT-1 TIS data to identify industrial heat sources in the Beijing-Tianjin-Hebei Region. *Remote Sensing*, 16(5): 768 [DOI: 10.3390/rs16050768]
- Yang Y Y, Liu Y X, Liu L, Liu Z Q and Wu H S. 2024. Monitoring global cement plants from space. *Remote Sensing of Environment*, 302: 113954 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113954].
- Zhang P, Yuan C C, Sun Q Q, Liu A X, You S C, Li X W, Zhang Y P, Jiao X, Sun D F, Sun M X, Liu M and Lun F. 2019. Satellite-based detection and characterization of industrial heat sources in China. *Environmental Science & Technology*, 53(18): 11031-11042 [DOI: 10.1021/acs.est.9b02643]
- Zhong Y Y, Wen Y L. 2024. Carbon emission efficiency measurement and influencing factors in China's heavy industry. *Statistics & Decision*, 40(19): 123-127 (仲云云, 闻友龙. 2024. 我国重工业行业碳排放效率测度与影响因素分析. *统计与决策*, 40(19): 123-127) [DOI: 10.13546/j.cnki.tjyjc.2024.19.025]

Chinese industrial heat source remote sensing monitoring dataset from 2012 to 2023

MA Caihong^{1,2}, HUANG Xianmiao^{1,2}, WANG Dacheng¹, GUAN Linlin¹, ZENG Yi², YAN Dongmei¹

1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

Abstract: Against the backdrop of China's "dual carbon" strategic goal, accurately characterizing the spatiotemporal dynamics of industrial heat sources (IHS) is critical for advancing green, high-quality, and sustainable industrial development. As the core proxy indicator of energy-intensive industrial activities, IHS directly reflect the intensity of production operations and associated carbon emissions, making them a key monitoring target for low-carbon industrial transition. However, existing research lacks dynamic IHS datasets with large spatial coverage, long time series, and high spatiotemporal resolution. Most related studies either focus on short-term cross-sectional snapshots or lack fine-grained industrial category information, failing to capture interannual industrial evolution and sector-specific emission patterns.

This gap has hindered effective tracking of national industrial policy effects, such as structural adjustment and backward production capacity reduction, driving the need for a long-term, refined IHS monitoring framework.

To fill this research gap, this study adopts long-time-series 375 m resolution active fire hotspot (ACF) product data derived from the Suomi National Polar-orbiting Partnership Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (NPP VIIRS). On this basis, an improved K-means clustering algorithm is proposed for reliable industrial heat source extraction. Combined with geographic Point of Interest (POI) topological correlation analysis and fine feature interpretation of high-resolution remote sensing images for typical factories and mining enterprises, we conduct systematic identification and fine classification of national industrial heat sources during 2021—2023. Following the standardized technical framework and complete data processing workflow, the research process mainly includes four core links: remote sensing data preprocessing, industrial heat source identification based on improved adaptive Kmeans algorithm, IHS classification relying on POI topological correlation analysis, and final result statistics and comprehensive analysis.

For the first time, we constructed and openly released a standardized vector-format national IHS dataset covering 2012—2023 with complete industrial category attributes, which is freely accessible to global researchers, filling the long-standing gap of high-resolution, category-labeled IHS data for China that can support multi-year policy assessment. Experimental results show that the improved method maintained a high overall recognition accuracy of 98.14%, while achieving comprehensive optimization in the quantity of identified targets, recognition precision, average spatial particle size, and regional spatial coverage. The established dataset integrates 20 key characteristic parameters, including factory geographic coordinates, annual production operation status, and industrial classification attributes, fully recording the radiation flux features and production activity intensity of diverse IHS types.

The findings indicate that extending the research time span to the 12-year period, coupled with POI-topology-based IHS category recognition, can effectively reveal the differentiated spatiotemporal evolution patterns of various IHS during the critical period of China's industrial transformation and upgrading. The established dataset integrates 20 key characteristic parameters offers refined data support for subsequent accurate industrial carbon emission accounting, industrial spatial layout analysis, and regional socio-economic development evaluation and evidence-based policy formulation.

Key words: industrial heat source, active thermal anomaly data, long time sequence, remote sensing

Supported by Jing-Jin-Ji Regional Integrated Environmental Improvement-National Science and Technology Major Project of Ministry of Ecology and Environment of China (No.2025ZD1200900); Youth Innovation Promotion Association of Chinese Academy of Science (No. 2021126)