

# 中高分辨率卫星影像的装置级别工业热源识别

孙爽<sup>1</sup>, 姜磊<sup>1</sup>, 刘保献<sup>1</sup>, 鹿海峰<sup>1</sup>, 任华忠<sup>2</sup>, 王新辉<sup>1</sup>, 李金香<sup>1</sup>

1. 北京市生态环境监测中心, 北京 100048;  
2. 北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871

**摘要:** 针对精细化工业热源遥感监测困难与误差较大等问题, 本文聚焦单个规模较大的工厂内部热场分布情况, 提出一种基于中高分辨率卫星影像 (Landsat 8) 的装置级别工业热源的多层级识别方法。该方法基于双通道非线性劈窗算法反演的地表温度, 利用多种空间统计分析方法分别对单期影像开展热源装置范围的识别检测, 筛选出识别位置准确、识别能力稳定的方法, 开展多时相热源装置识别分析, 确定厂区范围内稳定出现的热源装置的位置, 并结合高分辨率卫星影像进一步确定热源装置的边界范围。在某石油化工企业厂区的实验研究结果如下: 5种方法均具有识别热源装置的能力。其中, 温度1.5倍标准差分级与焦点统计分析方法适合捕捉厂区内最主要的热源装置, 冷热点分析、温度1倍标准差分级方法以及聚类与异常值分析方法更适用于识别厂区内一般的热源装置。聚类与异常值分析方法识别结果正确检出率在80%以上, 整体遗漏率低于10%, 且各期识别结果受季节变化影响较小, 更适用于识别装置级别 (主要包括生产装置、循环水、锅炉装置、储存库、火炬装置以及罐区) 的热源对象。识别的热源装置中, 生产装置占比约55%, 是厂区主要的热源装置。研究结果表明, 中高分辨率卫星遥感影像数据源可以有效监测工业企业的精细尺度发热单元, 为环境保护与管理、工业去产能监测提供技术支撑。

**关键词:** 遥感, 工业热源装置, 高温单元识别, 地表温度, 空间统计分析

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 孙爽, 姜磊, 刘保献, 鹿海峰, 任华忠, 王新辉, 李金香. 2024. 中高分辨率卫星影像的装置级别工业热源识别. 遥感学报, 28(8): 2101-2112

Sun S, Jiang L, Liu B X, Lu H F, Ren H Z, Wang X H and Li J X. 2024. Method development for device-level industrial heat source identification using medium and high-resolution satellite images. National Remote Sensing Bulletin, 28(8): 2101-2112 [DOI: 10.11834/jrs.20232486]

## 1 引言

人类活动的增加, 改变了城市地表以及带来更多的能源消耗和热量排放 (于琛等, 2019), 使城市热岛效应越来越明显。已有研究表明, 工业生产活动是热量排放的重要来源之一 (Sun等, 2020), 工业生产活动本身释放热量, 排放的二氧化碳等温室气体导致环境温度不断升高, 因此监测工业生产活动带来的热量排放对区域减排降碳有重要意义。

热红外遥感技术的发展使得通过遥感热异常特征监测工业热源成为可能。利用遥感热异常时空分布特征识别工业热源、监测工业生产活动强

度、评估工业热排放对环境的影响等方面已有广泛研究。例如, Liu等 (2018) 通过面向对象的方法从NPP-VIIRS遥感热异常产品中确定各种工业热源, 建立了全球工业热源的时空分布清单; Zhang等 (2019) 使用NPP-VIIRS夜间热异常数据, 量化了中国工厂热辐射通量的特征, 并发现在中国中东部工业热源具有明显的空间集聚性; Franklin等 (2019) 利用相同数据源建立了热异常辐射强度与天然气燃除量的关系。近年来, 以Landsat 8为代表的中高分辨率遥感数据在工业热源识别方面得到成功应用, 提高了遥感技术监测工业热源的精准性。其中, 谷艳春等 (2020, 2021) 提出了一种自适应的热异常检测方法, 通

收稿日期: 2022-09-26; 预印本: 2023-02-07

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2021YFC1809000)

第一作者简介: 孙爽, 研究方向为环境遥感监测。E-mail: sunshuang2017@126.com

通信作者简介: 李金香, 研究方向为环境监测。E-mail: jinxiangli@hotmail.com

过工厂的温度和其标准差倍数训练出热异常最佳临界值, 识别工业热异常区, 并以工业为主导产业的在平县为研究区, 优选出最佳分级法, 分析工业热异常对局域热环境的影响; 郝丽春等 (2020) 基于 Landsat 8 地表温度, 结合八分位法提取高温异常区, 并进一步提取彩钢房, 判断其是否为工业热污染区。

以往的遥感监测工业生产活动的研究多集中于较大区域的工业热源识别, 以整个工厂为最小研究对象, 从而为宏观的工业生产活动监测及其环境影响分析提供支持。实际上, 工厂内的生产装置放热是导致厂区热效应突出, 形成内部热岛的主要原因。有效地探测热源生产装置及其热活动水平变化, 可以在更精细层次上揭示厂区内生产活动情况, 从而为探讨厂区高温成因及其对周围热环境变化的影响提供进一步的支持。Zhang 等 (2017) 使用了 2000 年、2005 年、2010 年和 2016 年共 4 期地表温度 (LST) 研究搬迁前后首钢工业场地的热环境变化, 并证明通过 LST 评估工业热污染是可行的。李静等 (2019) 基于 Landsat 8 地表温度采用阈值法划分出低温区和高温区, 基于二者温度差建立生产热辐射模型来判断钢铁企业生产状态。赵菲 (2019) 利用热红外遥感数据反演钢铁企业热环境场, 构建钢铁企业产能变化遥感监测算法, 实现了钢铁企业产能变化的精确遥感监测。Meng 等 (2022) 探讨集中工业设施 (钢铁厂) 产生的升温效应是否会在城市建成区产生热岛效应, 并分析了工厂内部的热岛效应。目前已有一

些学者对工厂内部热环境开展研究, 可为本研究提供基础。基于地表温度对单个工业热源内部生产装置热源识别工作比较少, 现有研究方式难以满足这一精细化层次的监测需求。

针对上述问题, 本文以 Landsat 8 遥感影像为数据源, 以某石化工厂为研究对象, 旨在探索装置级别工业热源的多层级识别方法。选取 2019 年 1 月至 2021 年 6 月之间覆盖研究区的共 28 期无云 Landsat 8 数据, 首先基于双通道非线性劈窗算法反演地表温度; 选用温度直接分级法、热场变异指数法、焦点统计分析法、聚类与异常值分析法以及冷热点分析法识别单景影像高温候选区, 进行高温候选区多时相叠加, 并结合高分辨率遥感影像筛选出识别效果较好的方法。以最佳识别方法的结果为依据, 确定热源装置的位置与边界, 从而实现对厂区内热源装置的自动识别。研究工作可为热源污染的精细化管理提供重要参考。

## 2 研究区与遥感数据

### 2.1 研究区介绍

石油化工企业是挥发性有机物等大气污染物的重要来源, 同时石油化工产品生产过程也会伴随着大量的热量排放, 因此适宜开展厂区内热源装置的监测实验。本研究以北京市某石油化工企业厂区为实验区, 厂区内装置露天分布, 易于直接监测。该实验区总面积为 15.89 km<sup>2</sup>, 有 4 处主要的生产区域, 装置排列相对规则整齐, 主要生产区影像如图 1 所示。

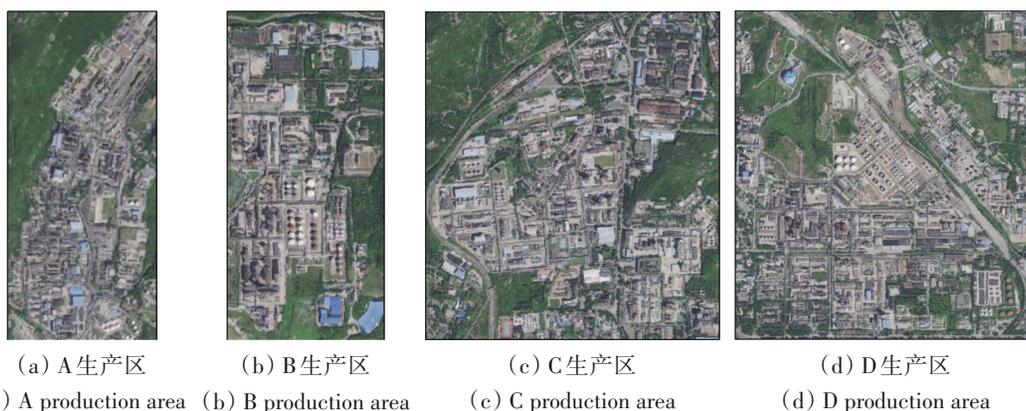


图 1 实验区内主要生产区高分辨率卫星影像 (北京二号卫星, 空间分辨率 0.8 m, 拍摄日期: 2021 年 9 月 7 日, 合成波段: 红; 绿; 蓝)

Fig. 1 High-resolution satellite image of the main production area in the experimental area (Beijing 2 satellite, spatial resolution: 0.8 m, date of shooting: September 7, 2021, composite band: Red, Green, Blue)

## 2.2 Landsat 8 遥感影像

Landsat 8 卫星 2013 年 2 月 11 日由美国航空航天局 (NASA) 发射, 携带两个传感器, 分别是陆地成像仪 (OLI) 和热红外传感器 (TIRS), 卫星一共有 11 个波段, 每 16 天可以实现一次全球覆盖, 于上午 10:53 左右过境北京地区。OLI 有 9 个波段, 全色波段空间分辨率为 15 m, 其余波段空间分辨率均为 30 m。TIRS 具有两个热红外波段, 空间分辨率 100 m。本文从美国地调局网站 (<https://earthexplorer.usgs.gov/>[2022-09-26]) 获取了研究区内 2019 年 1 月至 2021 年 6 月的 28 景无云覆盖影像, 影像获取时间如表 1 所示。基于 Landsat 8 影像, 可获取研究区的地表温度分布, 从而为装置级别工业热源识别提供重要数据源。为保证反演结果的可靠性, 以北京市气象基本站 54511 站测量的 2 m 气温数据作为验证数据, 选取表 1 对应时段的气温开展验证分析。

表 1 2019 年 1 月—2021 年 6 月 Landsat 8 晴空影像获取日期

年份	晴空影像的获取日期
2019	01-21; 03-26; 05-13; 05-29; 06-14; 06-30; 08-17; 09-02; 09-18; 10-20; 11-05; 12-07
2020	01-08; 02-09; 03-28; 04-13; 04-29; 08-03; 09-20; 10-06; 10-22; 11-23; 12-25
2021	01-10; 05-02; 06-03; 06-19

## 2.3 北京二号高分辨率影像

北京二号小卫星星座于北京时间 2015 年 7 月 11 日发射, 为太阳同步轨道卫星, 轨道高度 651 km。北京二号星座由 3 颗 0.8 m 分辨率的光学遥感卫星组成。其搭载的 VHRI-100 成像仪在轨提供幅宽约 24 km、0.8 m 分辨率全色和 3.2 m 分辨率蓝、绿、红、近红外多光谱图像。本文将北京二号高分辨率数据为基础, 在完成正射校正、图像融合处理后, 进行厂区范围的划分与装置边界的判识。

## 3 装置级别工业热源识别方法

本研究主要利用多源多时相遥感数据进行装置级别工业热源的识别。其对应的主要技术路线如图 2 所示。主要工作流程为: (1) 基于遥感数据的地表温度反演; (2) 基于温度直接分级、热场变异指数分级、焦点统计分析、聚类与异常值分

析以及冷热点分析等多种地理统计分析方法, 对单景影像开展热源范围识别, 确定几种识别能力稳健的方法, 开展下一步分析; (3) 针对选定几种方法, 开展基于多时相影像的热源装置识别结果, 确定稳定热源装置的分布; (4) 结合高分辨率影像等辅助资料确定热源装置准确边界, 并进行识别结果评价, 确定最佳识别方法。为了便于描述, 本文将提出的方法命名为“多层次热源装置识别法”。

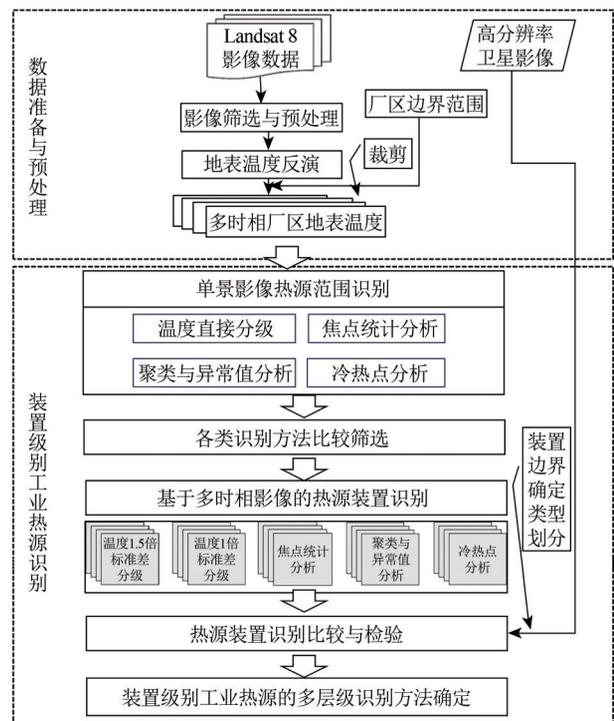


图 2 基于 Landsat 8 的装置级别工业热源的多层级识别技术路线

Fig. 2 Multi-level identification technology route of equipment-level industrial heat source based on Landsat 8

### 3.1 基于遥感数据的地表温度反演

本文选用双通道非线性劈窗算法反演研究区地表温度。该方法基于两个通道亮温的非线性组合估算地表温度, 精度可优于 1.0 K (Du 等, 2015; Ren 等, 2015)。其基本形式为 (Wan, 2014)

$$T_s = b_0 + \left( b_1 + b_2 \cdot \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} + b_3 \cdot \frac{\Delta \varepsilon}{\varepsilon^2} \right) \cdot \frac{T_i + T_j}{2} + \left( b_4 + b_5 \cdot \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} + b_6 \cdot \frac{\Delta \varepsilon}{\varepsilon^2} \right) \cdot \frac{T_i - T_j}{2} + b_7 \cdot (T_i - T_j)^2 \quad (1)$$

式中,  $\varepsilon$  和  $\Delta \varepsilon$  分别表示两个热红外波段的发射率均值与差值, 取决于地表分类与植被覆盖度;  $T_i$  和  $T_j$  为两个波段的观测亮温;  $b_i (i=0, 1, \dots, 7)$  为系

数, 为了提高  $T_s$  的反演精度, 系数  $b_i$  根据大气水汽含量 ( $wv$ ) 来确定。

需要大气水汽含量则利用改进型劈窗协方差一方差比值法估算得到 (Ren 等, 2015):

$$wv = a + b \cdot (\tau_i/\tau_j) + c \cdot (\tau_i/\tau_j)^2 \quad (2)$$

$$\tau_i/\tau_j \approx R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^N (T_{i,k} - \bar{T}_i) \cdot (T_{j,k} - \bar{T}_j)}{\sum_{k=1}^N (T_{i,k} - \bar{T}_i)^2} \quad (3)$$

式中,  $\tau_i/\tau_j$  为两个劈窗波段大气透过率比值。  $N$  为大气水汽含量反演的窗口大小。  $T_{i,k}$  和  $T_{j,k}$  为该窗口内第  $k$  个像元的两个波段的观测亮温,  $\bar{T}_i$  和  $\bar{T}_j$  为窗口内两个波段亮温的均值。此外, 可利用 Landsat 8 可见光、近红外波段计算的 NDVI 与植被覆盖度  $f$  估算双通道非线性劈窗算法所需要的像元发射率。

### 3.2 基于单景影像和多时相影像的高温热源装置识别

#### 3.2.1 针对单景影像热源范围识别的地理统计分析法

为了使热源范围识别更准确、每期之间的识别结果更稳定, 本文先分别采用聚类和异常值分析法、焦点统计分析法、冷热点分析法、热场变异指数法和温度直接分级法等地理统计分析法对单景影像的热源范围进行识别。结果进行综合对比, 确定几种识别稳健的方法进行下一步的分析。

(1) 聚类和异常值分析法 (Anselin Local Moran'  $I$ )。利用 Anselin Local Moran'  $I$  指数进行地表温度的聚类和异常值分析, 可得出统计显著的热点、冷点和空间异常值。局部 Moran'  $I$  指数的计算公式如下所示 (Anselin, 1995):

$$I_i = \frac{x_i - \bar{X}}{S_i^2} \cdot \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j} \cdot (x_j - \bar{X}) \quad (4)$$

$$S_i^2 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n (x_j - \bar{X})^2}{n-1} \quad (5)$$

式中,  $x_i$ 、 $x_j$  分别是  $i$ 、 $j$  像元对应的地表温度;  $\bar{X}$  是所有像元温度的平均值;  $w_{i,j}$  是  $i$  与  $j$  之间的空间权重 (本研究采用反距离平方法计算);  $n$  为厂区内像元的总数目。

利用局部 Moran'  $s$   $I$  指数分析厂区内温度分布的空间集聚位置, 并根据其显著程度和正负将空间集聚的模式划分为 5 类, 即高一高集聚、高一低

集聚、低—低集聚和低—高集聚和不显著。其中, 高一高集聚区域即为高温范围。

(2) 焦点统计分析法。焦点统计分析法是一种栅格数据的邻域运算, 各输出像元的值是其指定邻域范围内所有输入像元值的函数 (Hyndman 和 Fan, 1996)。该方法可以将受影像分辨率影响而引起的周边像元温度升高的因素考虑进来。本文选用最大值函数进行焦点统计, 从而得到更聚集的高温像元的分布。图 3 显示了在  $3 \times 3$  的窗口内计算最大温度值 (焦点) 的示意。

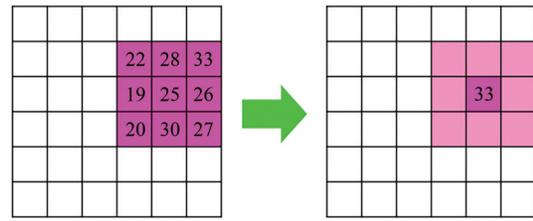


图3 焦点统计分析法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of focus statistical analysis

(3) 冷热点分析法。冷热点分析 (Getis-Ord  $G_i^*$ ) 的工作原理为: 要成为具有显著统计学意义的热点, 要素应具有高值, 且被其他同样具有高值的要素所包围 (Ord 和 Getis, 1995)。可用于探测厂区内地表温度高值聚集区 (High) 和低值聚集区 (Low)。热点分析  $G_i^*$  的计算公式为

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} \cdot x_j - \bar{X} \cdot \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S^* \sqrt{\frac{\left( n \cdot \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - \left( \sum_{j=1}^n w_{i,j} \right)^2 \right)}{n-1}}} \quad (6)$$

且:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n} \quad (7)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2} \quad (8)$$

式中, 地表温度而言,  $x_j$  是  $j$  像元的温度;  $w_{i,j}$  是像元  $i$  和  $j$  之间的空间权重;  $n$  为厂区内像元总数。数据集中的每个要素返回的  $G_i^*$  统计就是  $z$  得分。  $z$  得分越高, 高值 (热点) 的聚类就越紧密。

(4) 均值—标准差分级法。均值—标准差分级法以地表温度相对于其平均值的偏离程度作为划分标准, 以温度的标准差来表示周围温度与平

均温度的逼近水平（王天星，2008）。此方法在对比分析不同时相区域热环境演变过程中，可以消除不同时相的差异。采取均值—标准差分级法对地表温度进行分级，识别出高温区范围。由于不同的倍数的标准差分级得到的高温区范围各有差异，因此，本文采用1倍标准差和1.5倍标准差两种分级方案将地表温度划分为低温区、次低温区、中温区、次高温区和高温区5级（李雪，2019；胡宇宸等，2021），如表2所示，其中 $T$ 为单个像元的地表温度， $\mu$ 为研究区地表温度均值， $SD$ 为温度标准差。

表2 均值—标准差分级法分级依据

Table 2 Grading basis of mean—standard deviation grading method

温度等级	1倍标准差分级依据	1.5倍标准差分级依据
低	$\mu - SD > T$	$\mu - 1.5 \times SD > T \geq \mu - 0.5 \times SD$
次低	$\mu - 0.5 \times SD > T \geq \mu - SD$	$\mu - 0.5 \times SD > T \geq \mu + 0.5 \times SD$
中等	$\mu + 0.5 \times SD > T \geq \mu - 0.5 \times SD$	$\mu + 0.5 \times SD > T \geq \mu + SD$
次高	$\mu + SD > T \geq \mu + 0.5 \times SD$	$\mu + SD > T \geq \mu + 1.5 \times SD$
高	$T \geq \mu + SD$	$T \geq \mu + 1.5 \times SD$

### 3.2.2 基于多时相影像的热源装置识别

在单景影像热源范围识别的基础上，选用识别结果与装置空间分布匹配程度高，高温聚集效应明显的方法开展多时相热源范围识别。

利用空间叠加分析的方法，统计各方法识别的热源范围中各像元的复现次数，并对其均值、标准差进行统计，热源装置范围的判定依据为

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (9)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n - 1}} \quad (10)$$

$$c \geq \mu \pm \sigma \quad (11)$$

式中， $\mu$ 为所有像元复现次数的均值， $x_i$ 为第 $i$ 各像元的复现次数， $n$ 为研究区内所有像元的数量， $\sigma$ 为所有像元复现次数的标准差， $c$ 为像元纳入热源装置范围的判断阈值。

设定所有像元复现次数的均值为判断阈值，当像元复现次数超过阈值，将其纳入热源装置的范围。此外，采用识别结果—高分影像—人工判断交互的判断方法，结合高分辨率影像，综合判断各方法识别的热源范围中的像元的空间分布与

实际装置的对应情况，确定识别的各个热源装置的准确范围。

## 4 热源装置识别结果与分析

### 4.1 厂区地表温度分布

利用双通道非线性劈窗算法反演的研究区范围地表温度，为了对温度反演结果进行精度验证，以54511站点位置为中心通过双线性插值方法获取该处地表温度值，以对应时段的2 m气温测量结果进行交叉验证，精度对比结果如图4所示。反演的地表温度与同时段气温相关系数 $R^2$ 约为0.97，两者变化较为一致。本文反演的地表温度结果可以作为下一步研究的基础数据。

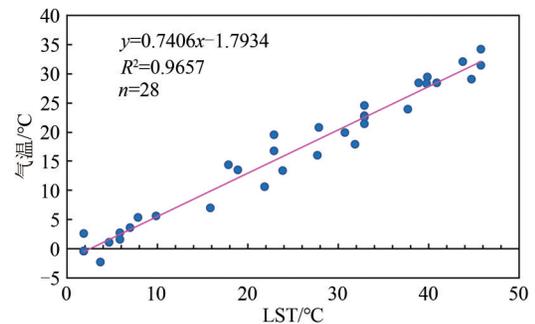


图4 54511站点Landsat 8地表温度与气温相关性  
Fig. 4 Correlation between Landsat 8 surface temperature and air temperature at site 54511

4个主要生产区地表温度分布如图5所示。其中A、B以及C生产区北部高温区范围较为独立，块状分布特征显著；C生产区南部以及D生产区高温区范围较大，呈连片特征，主要可能是因为热源装置分布密集所致。基于中高分辨率卫星数据反演的地表温度可以在一定程度上反映装置的轮廓范围。厂区主要生产区内高值区分布特征明显，说明工业生产活动引起的热效应较为突出，且可以被探测到。

### 4.2 热源装置识别方法分析

利用3.2.1节的多种地理统计分析法开展高温候选区识别，单景影像热源范围识别的地理统计分析结果（以D生产区为例）如图6所示，像元数统计如表3所示。各方法在整个厂区内的识别能力较为稳定，识别结果整体分布轮廓较为一致，但识别出的热源装置范围大小各有不同。识别结果中温度1倍标准差分级、冷热点分析法以及聚类与

异常值分析法识别结果的覆盖范围较大, 但会增加误分像元; 温度 1.5 倍标准差分级方法识别出的热源装置范围独立性较好, 装置相对边界更清晰; 焦点统计分析方法识别结果与装置轮廓较吻合,

但会出现遗漏。总体来看, 厂区内高低温区温度差异显著, 多种方法实验结果显示, 对热源装置范围的识别能力较稳定, 可以通过多种高值提取方法开展热源装置的范围识别的实验。

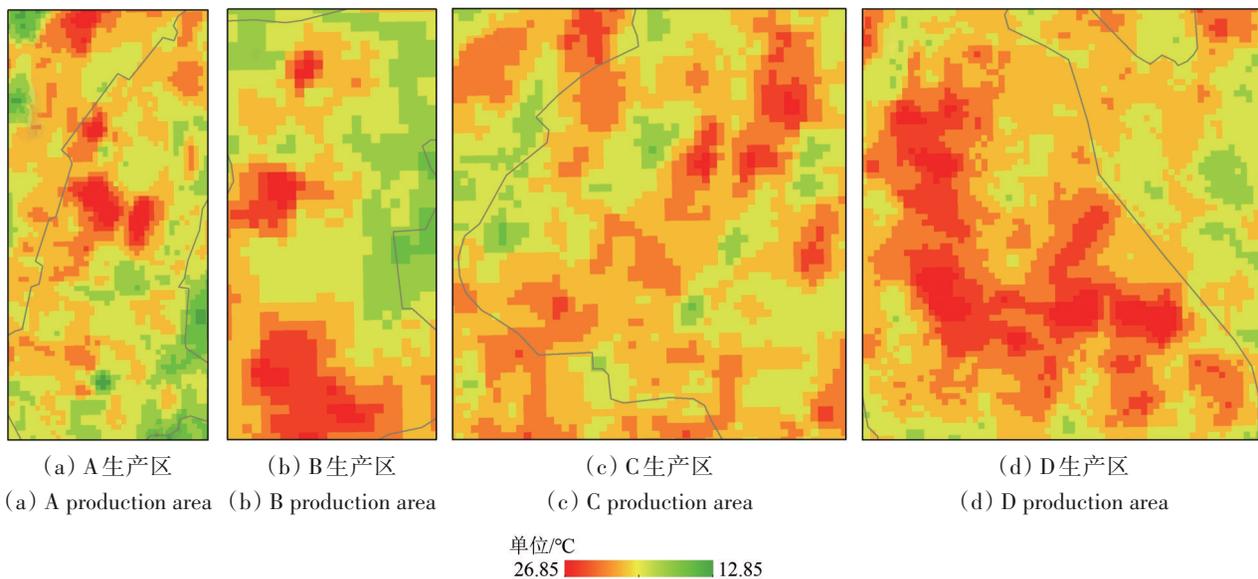


图5 主要生产区地表温度分布图

Fig. 5 Land surface temperature distribution in major production areas

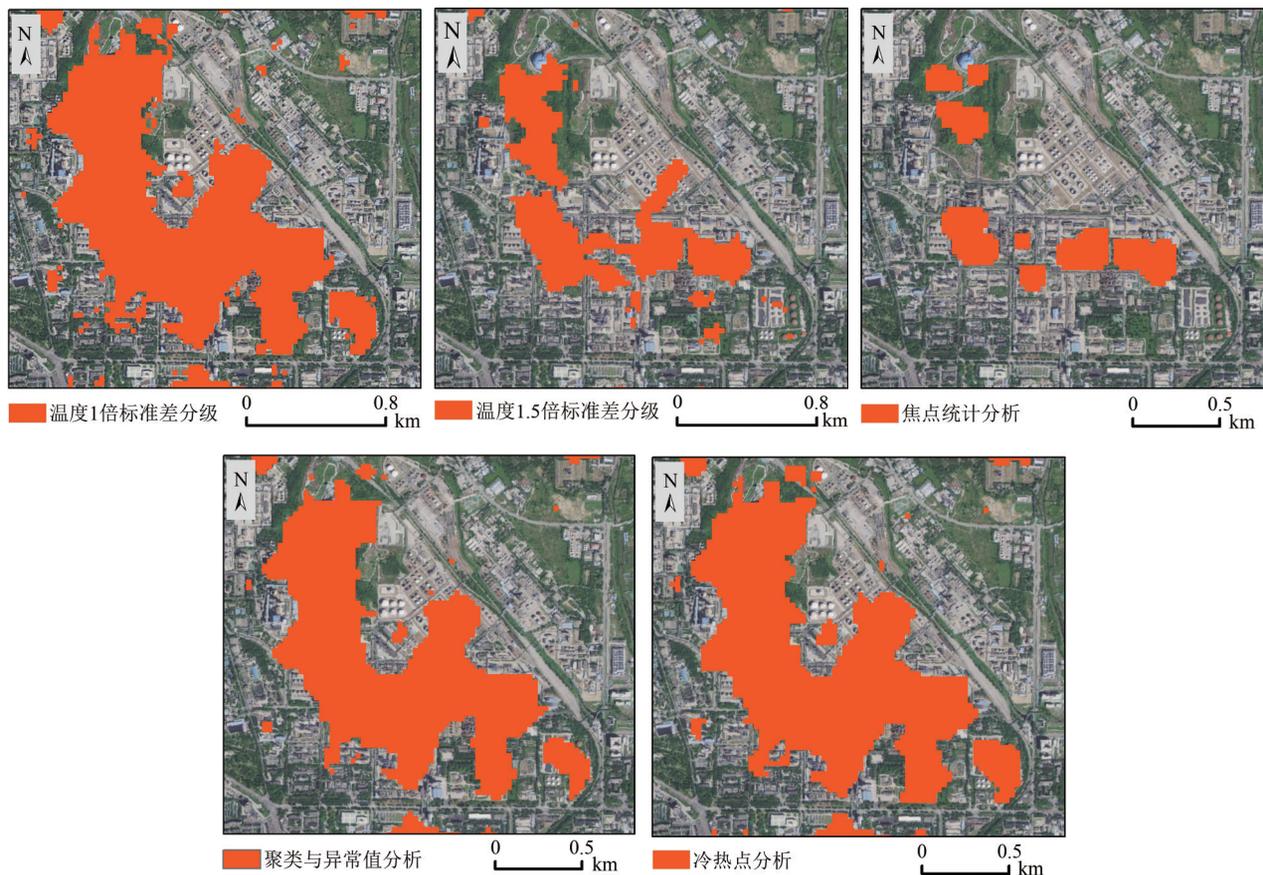


图6 基于多种方法的单景影像热源范围识别结果(以D生产区为例)

Fig. 6 Identification results of heat source range of monofilm image based on various methods (Take D production area as an example)

表3 研究区内单景影像高温候选区识别像元数统计

Table 3 Pixel count statistics of high temperature candidate area of monopfield image in the study area

方法	温度1倍标准差分级	温度1.5倍标准差分级	焦点统计分析	聚类与异常值分析	冷热点分析
像元数	3451	1161	774	2804	3328

受卫星影像时间分辨率（15天）相对较低、热源装置活动规律不确定、以及地表温度反演结果受季节影响等因素干扰，单期影像热源范围识别结果可能具有偶然性，多期识别结果叠加后获得的结果更准确、更稳定。经对单期影像热源装置范围识别结果分析，最终选定温度1.5倍标准差分级、温度1倍标准差分级法、焦点统计分析、聚类与异常值分析以及冷热点分析5种方法进行多时相热源装置识别。

对5种方法的识别结果多期叠加后的像元复现次数进行统计，计算各方法识别的所有像元复现次数的平均值，结果如下：温度1.5倍标准差分级为 $5.97 \pm 0.06$ ，温度1倍标准差分级为 $6.71 \pm 0.06$ ，焦点统计分析结果为 $5.28 \pm 0.25$ ，聚类与异常值分析为 $6.92 \pm 0.07$ ，冷热点分析为 $7.24 \pm 0.06$ 。结合统计规律与不同复现次数下高温像元空间分布情况，

确定同一位置当高温像元复现次数大于6次时，认定为热源装置所处的范围。

以D生产区为例，多期高温候选区识别结果如图7所示。各方法每期识别的像元数统计如图8所示。其中，聚类与异常值分析以及冷热点分析方法每期识别像元数差异最小，此两种方法识别能力稳定，受不同时相的影响相对较小；其次是温度直接分级法，两个分级方案每期识别像元数分布也较为稳定；焦点统计分析方法每期识别像元数差异较大，易受环境气温影响，冬季识别能力较差。因此综合各方法识别像元数以及温度分布结果，冷热点分析、聚类与异常值分析以及温度1倍标准差分级法在工厂热源装置识别的应用中，有更稳定的表现；焦点统计分析以及温度1.5倍标准差分级方法更适合捕捉厂区内最主要的热源装置。

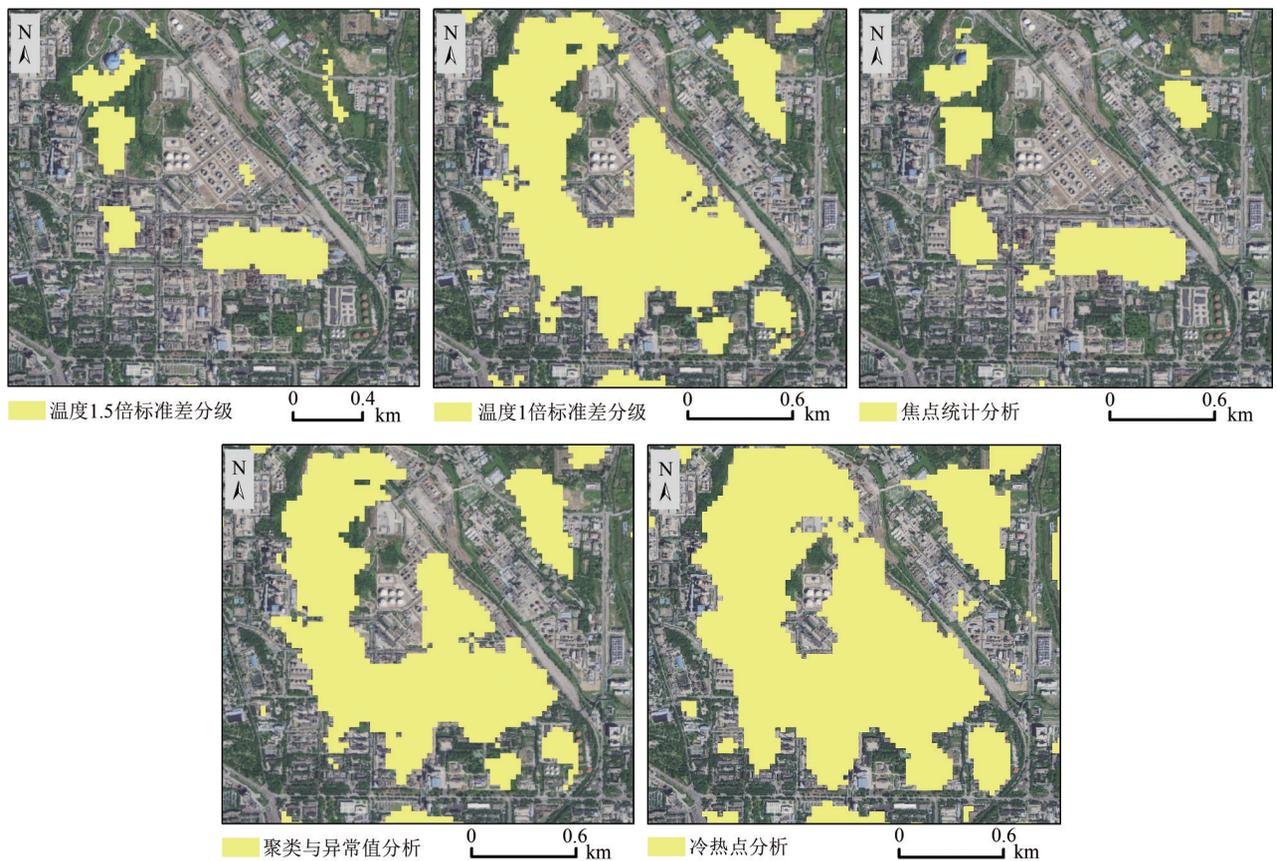


图7 多期高温候选区识别结果叠加图(以D生产区为例)

Fig. 7 Superposition diagram of identification results of multi-phase high-temperature candidate areas (Taking D production area as an example)

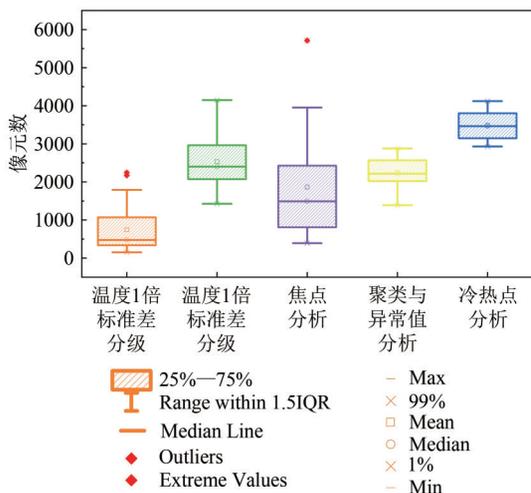


图8 多期影像识别结果像元数统计箱型图  
Fig. 8 Pixel statistics box diagram of multi-phase image recognition results

4.3 识别结果评价

为验证识别的准确性，针对各方法的识别结果随机抽取 10% 以上的识别结果像元点作为验证点，结合高分辨率卫星影像判断其所处的位置是否为热源装置，抽样点落入实际热源装置位置即

为正确。通过计算相应的正确率与误判率两个指标定量评价该方法的精度。精度评价结果见表4。

表4 精度评价

Table 4 Accuracy evaluation

方法	选取像元数	正确率/%	误判率/%
冷热点分析	440	77.9	22.1
温度1.5倍标准差分级	199	85.9	14.1
温度1倍标准差分级	372	83.1	16.9
焦点统计分析	175	89.3	10.7
聚类与异常值分析	361	83.2	16.8

此外，为了进一步比较各方法识别结果的准确性，结合冷热点分析识别范围与高分辨率遥感影像，确定热源装置边界范围，设定此为参考范围，计算各方法识别的像元点在参考范围内的落入率（参考范围内像元数/识别的总像元数）、未落入率（参考范围外像元数/识别的总像元数）以及遗漏率（无像元落入的装置数/参考范围内所有装置数）。各方法识别的像元分布情况图9所示。各方法识别结果的落入率、未落入率及遗漏率如表5所示。

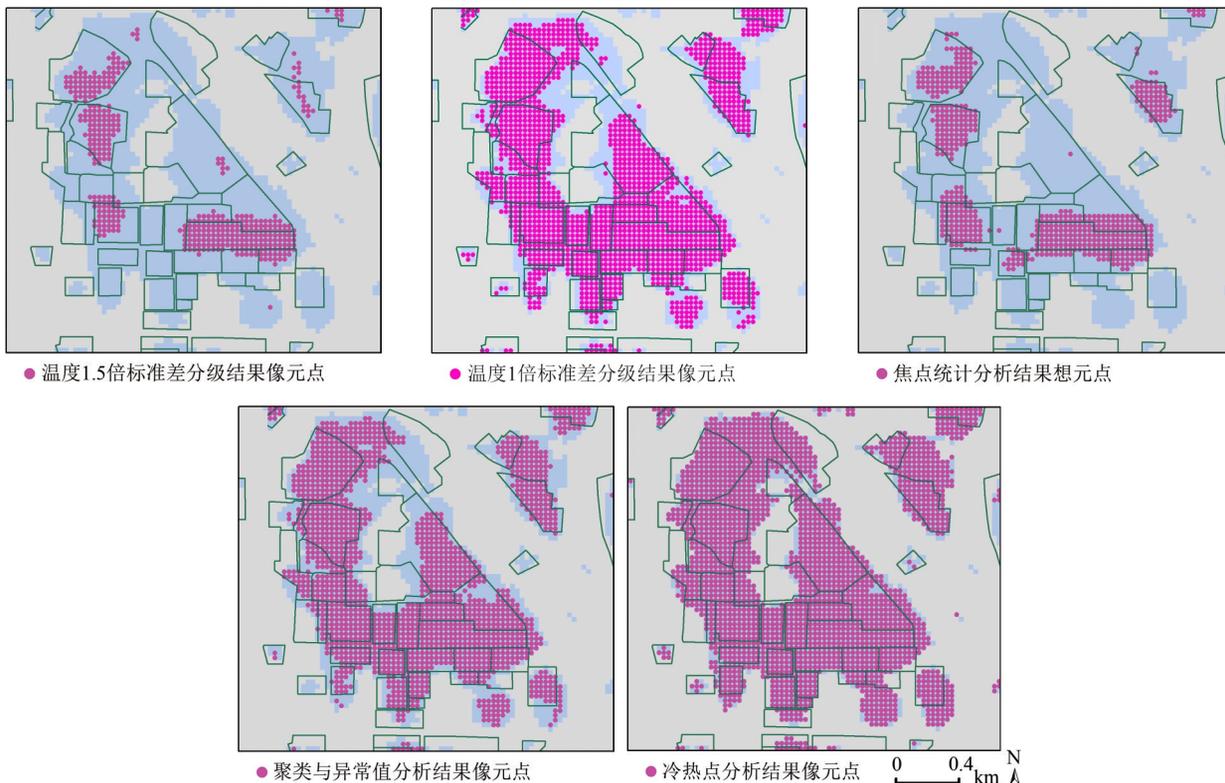


图9 各方法识别的像元落入参考范围的情况(以D生产区为例;绿色边界:参考范围;浅蓝色阴影:冷热点分析识别结果范围)

Fig. 9 Cases of pixels identified by various methods falling into the reference range (Take D production area as an example; Green boundary: reference range; Light blue shade: range of cold and hot spot analysis and identification results)

表5 5种方法识别像元分布情况统计  
Table 5 Statistics of pixel distribution identified by 5 methods

方法	落入识别区像元数	未落入识别区像元数	落入率/%	未落入率/%	遗漏率/%
冷热点分析	4277	1273	77.06	22.94	2.16
温度1.5倍标准差分级	885	43	95.37	4.63	66.91
温度1倍标准差分级	3293	732	81.81	18.19	7.91
焦点统计分析	1438	180	88.88	11.12	52.52
聚类与异常值分析	3094	641	82.84	17.16	10.07

5种方法识别的像元整体落入热源装置范围内的比例均较高,说明各方法均具有识别高温装置的能力。冷热点分析结果落入识别区像元数最多,为4277个像元;其次为温度1倍标准差分级结果,为3293个像元;温度1.5倍标准差分级结果落入识别区的像元数最少,仅为885个像元,约为冷热点分析结果的1/5。由表4和表5可见,冷热点分析方法识别结果正确率与落入率最低,均为77%左右,但同时遗漏率也最低为2.16%,该方法对大多数高温对象都敏感,裸露地表等具有高反射率的表面多会被识别,导致识别结果存在冗余,未落入率约23%,但厂区内大部分热源装置都可以被捕捉;聚类与异常值分析以及温度1倍标准差分级得到的结果综合表现效果较好,正确率与落入率接近,约为80%,遗漏率也在10%以内,相对冷热点分析方法,识别结果的冗余率降低,对一般热源装置的反映较好;温度1.5倍标准差分级方法落入率最高,为95.37%,但整体遗漏率高达66.91%。焦点统计分析方法的识别结果抽样验证的正确率最高,接近90%,同时也呈现落入率高相应遗漏率亦高的现象。后两种方法识别的像元大多集中在热源装置的范围之内,装置边界更为清晰,对热效应极强的装置较为敏感,可能会遗漏较多的热效应一般的热源装置。

识别出的高温像元越少的方法,正确率以及落入率越高,但相应遗漏率也较高;识别出高温像元越多,则呈现相反规律。综合判断,聚类与异常值分析方法识别结果正确率与落入率在80%以上,遗漏率在10%以内,且受季节变化影响较小,可以反映一般热源装置的分布情况,因此适宜作为厂区内热源装置识别的方法。聚类与异常值分析方法在高值区的识别分析中有较为广泛的应用案例:赫晓慧等(2022)利用该方法分析中国AOD人口暴露风险分布的集聚格局并识别出高

暴露风险城市集聚区;张翠菊和张宗益(2017)通过聚类与异常值分析得到中国碳排放强度空间分布,并得出其“低—低”集聚不断增加,“高一高”集聚逐渐减少的趋势;彭远军等(2023)利用该方法分析了重症手足口病空间流行特征,找到了病例分布的高发区,并且发现的高一高(H—H)聚集区域和冷热点分析找到的“热点”区域基本一致。以往聚类和异常值分析方法相关应用案例也表明:通过其识别高值区是可行的可靠的,因此本文以此作为厂区内热源装置识别的方法是合理的。

#### 4.4 热源装置类别划分

结合高分辨率遥感影像对识别出的热源装置进行特征分析,将其划分为与生产活动相关的生产装置、循环水、锅炉装置、储存库、火炬装置、罐区以及厂区内停车场、办公区等区域。生产装置的形状较为规整,主要为钢架结构,装置间多有错综的管道,分区明显;循环水装置主要包含排列规则的正圆形冷却池,一般呈一字排列;锅炉装置为厂区内供电供热,主要特征为有大型的冷却塔以及烟囱;存储库的屋顶呈黑褐色细条纹状纹理或呈淡蓝色金属质地,个别内部建有圆柱形储罐;罐区主要由不同规格的圆柱形储罐组成;火炬装置主要为铁塔状,周边空地面积较大,主要燃烧废气,影响范围相对较大。各类型装置典型的影像特征如图10所示。识别出的热源装置中生产装置占比55%,罐区占比11%,储存库占比11%,循环水占比9%,锅炉装置占比7%,火炬装置占比6%。生产装置的数量最多,说明生产装置是厂区主要的热源装置。统计各类型装置与厂区整体平均温度的差值,循环水装置和生产装置的温差相对较高,罐区的温差相对最低。存储库的温差也相对较高,但温差分布区间较大,说明受

季节影响较大, 可能由屋顶的高反射率特性所致。温差统计结果也说明生产装置、循环水装置为主

要的发热区。

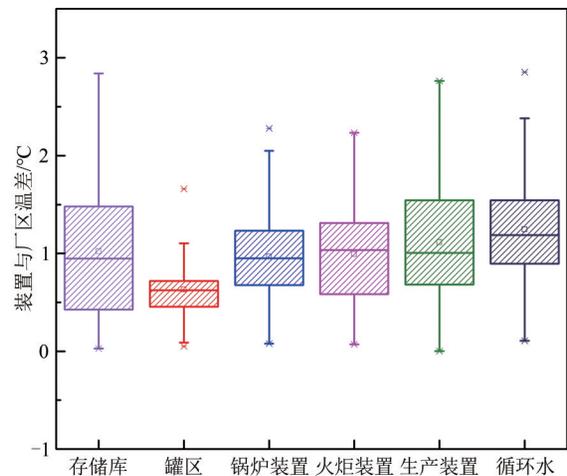
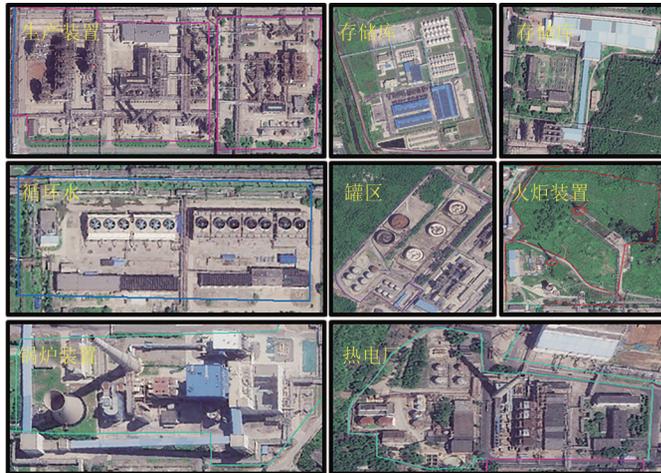


图 10 热源装置典型影像特征及温度特征

Fig. 10 Typical image characteristics and temperature characteristics of heat source device

## 5 结 论

本研究将热红外数据与高分辨率遥感影像有机结合, 探索了厂区内热源装置的多层级识别方法。由单景影像热源装置范围识别分析扩展至多时相结果叠加分析。主要结论如下:

(1) 研究表明各方法均具有识别热源装置的能力。温度 1.5 倍标准差分级与焦点统计分析方法识别结果边界更为清晰, 像元点正确率与落入率均在 85% 以上, 但对一般热源装置遗漏率也较高, 在 50% 以上, 因此, 适合捕捉厂区内最主要的热源装置; 冷热点分析方法识别结果较为稳定, 但较实际热源装置范围大, 未落入率达 23%, 结果误判像元较多, 但可以捕捉更多的热源装置; 温度 1 倍标准差分级方法与聚类与异常值分析方法识别结果接近, 正确率 82% 左右, 遗漏率在 10% 以内, 更适用于识别厂区内热源装置。

(2) 综合分析 5 种方法的识别效果, 聚类与异常值分析方法识别能力较好, 识别结果正确检出率在 80% 以上, 整体遗漏率低于 10%, 且各期识别结果比较可得此方法受季节变化影响较小, 更适于作为厂区内一般热源装置识别的方法。

(3) 结合高分辨率卫星影像特征判断, 热源装置中主要包括生产装置、循环水、锅炉装置、储存库、火炬装置及罐区, 其中生产装置占比约 55%, 是厂区主要的热源装置。且各类型装置与厂区平均温度的差值显示生产装置亦为主要的发热区。

由于裸露地表、大面积金属屋顶等表面反射率高, 易被误识别为热源装置, 几种识别方法均受此因素影响。在后续的研究中还需进一步根据特殊表面的光谱特征将其与热源装置区分, 进而减少误判, 提高结果准确性。另外, 环境温度的变化在一定程度上会影响不同时相热源装置识别的结果的一致性, 在后续的研究中, 将进一步聚焦去除环境背景温度的影响, 以提高热源装置识别的正确率。

## 参考文献 (References)

- Anselin L. 1995. Local Indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2): 93-115 [DOI: 10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x]
- Du C, Ren H Z, Qin Q M, Meng J J and Zhao S H. 2015. A Practical split-window algorithm for estimating land surface temperature from landsat 8 data. *Remote Sensing*, 7(1): 647-665 [DOI: 10.3390/rs70100647]
- Franklin M, Chau K, Cushing L J and Johnston J E. 2019. Characterizing flaring from unconventional oil and gas operations in south texas using satellite observations. *Environmental Science and Technology*, 53(4): 2220-2228 [DOI: 10.1021/acs.est.8b05355]
- 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]
- Gu Y C, Meng Q Y, Hu D and Zhou X C. 2020. Analysis of environ-

- mental effects of industrial thermal anomalies. *Remote Sensing for Natural Resources*, 32(4): 190-198 (谷艳春, 孟庆岩, 胡蝶, 周小成. 2020. 工业热异常环境效应分析. *国土资源遥感*, 32(4): 190-198) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020.04.24]
- Hao L C, Meng Q Y, Ge X S, Zhang Y, Hu D, Zhang L L and Tang Z X. 2020. Extraction method of industrial heat pollution area based on octave method. *Remote Sensing Technology and Application*, 35(2): 469-477 (郝丽春, 孟庆岩, 葛小三, 张颖, 胡蝶, 张琳琳, 唐子欣. 2020. 一种基于八分位法的工业热污染区提取方法. *遥感技术与应用*, 35(2): 469-477) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.2.0469]
- He X H, Zhai W M, Guo H L and Tian Z H. 2022. Study on population exposure risk to AOD in China based on multitemporal remote sensing data. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 41(5): 68-76 (赫晓慧, 翟伟民, 郭恒亮, 田智慧. 2022. 基于多时相遥感数据的中国AOD人口暴露风险研究. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 41(5): 68-76) [DOI: 10.16186/j.cnki.1673-9787.2020100009]
- Hu Y C, Tao F, Zhou T, Yan J W and Liu R R. 2021. Urban heat island assessment method integrated by multi-source remote sensing data. *Remote Sensing Information*, 36(1): 61-68 (胡宇宸, 陶菲, 周侗, 闫金伟, 刘润瑞. 2021. 融合多源遥感数据的城市热岛评估方法. *遥感信息*, 36(1): 61-68) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2021.01.010]
- Hyndman R J and Fan Y A. 1996. Sample quantiles in statistical packages. *The American Statistician*, 50(4): 361-365 [DOI: 10.1080/00031305.1996.10473566]
- Li J, Sun Q Q, Zhang P, Sun D F, Wen L and Li X W. 2019. A study of auxiliary monitoring in iron and steel plant based on multi-temporal thermal infrared remote sensing. *Remote Sensing for Natural Resources*, 31(1): 220-228 (李静, 孙强强, 张平, 孙丹峰, 温礼, 李宪文. 2019. 基于多时相热红外遥感的钢铁企业生产状态辅助监测. *国土资源遥感*, 31(1): 220-228) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2019.01.29]
- Li X. 2019. Spatial-Temporal Pattern Change and Ecological Security Assessment of Thermal Environment in Hangzhou. Chengdu: Chengdu University of Technology (李雪. 2019. 杭州市热环境的时空格局变化与生态安全评价. 成都: 成都理工大学) [DOI: 10.26986/d.cnki.gcdlc.2019.000578]
- 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 Night-fire product with an object-oriented approach. *Remote Sensing of Environment*, 204: 347-365 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.10.019]
- Meng Q Y, Hu D, Zhang Y, Chen X, Zhang L L and Wang Z A. 2022. Do industrial parks generate intra-heat island effects in cities? New evidence, quantitative methods, and contributing factors from a spatiotemporal analysis of top steel plants in China. *Environmental Pollution*, 292: 118383 [DOI: 10.1016/j.envpol.2021.118383]
- Ord J K and Getis A. 1995. Local Spatial autocorrelation statistics: distributional issues and an application. *Geographical Analysis*, 27(4): 286-306 [DOI: 10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x]
- Peng Y J, He W T, Zheng Z G, Pan P J, Ju Y, Lu Z W, Liao Y Y, Wang H L, Zhang C, Wang J, Jiang L N, Yang Y Q, Liang H, Chen M M and Ye L. 2023. Spatial epidemiological analysis of severe hand, foot and mouth disease in Guangxi, 2014-2018. *China Tropical Medicine*, 23(5): 473-478 (彭远军, 何为涛, 郑志刚, 潘沛江, 居昱, 卢振伟, 廖艳研, 王海龙, 张超, 王晶, 蒋丽娜, 杨雅倩, 梁浩, 陈敏玫, 叶力. 2023. 广西2014-2018年重症手足口病空间流行特征. *中国热带医学*, 23(5): 473-478) [DOI: 10.13604/j.cnki.46-1064/r.2023.05.06]
- Ren H Z, Du C, Liu R Y, Qin Q M, Yan G J, Li Z L and Meng J J. 2015. Atmospheric water vapor retrieval from landsat 8 thermal infrared images. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(5): 1723-1738 [DOI: 10.1002/2014jd022619]
- Sun S, Li L J, Wu Z H, Gautam A, Li J X and Zhao W J. 2020. Variation of industrial air pollution emissions based on VIIRS thermal anomaly data. *Atmospheric Research*, 244: 105021 [DOI: 10.1016/j.atmosres.2020.105021]
- Wan Z M. 2014. New refinements and validation of the collection-6 MODIS land-surface temperature/emissivity product. *Remote Sensing of Environment*, 140: 36-45 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.027]
- Wang T X. 2008. Quantitative Estimation of Land Surface Parameters and their Application in Urban Thermal Environment Studies. Fuzhou: Fujian Normal University (王天星. 2008. 地表参数遥感定量反演及其在城市热环境研究中的应用. 福州: 福建师范大学)
- Yu C, Hu D Y, Cao S S, Zhang Y, Zhang Y N and Duan X. 2019. The spatial characteristics and changes of ISP-LST of Beijing in recent 30 years. *Geographical Research*, 38(9): 2346-2356 (于琛, 胡德勇, 曹诗颂, 张旸, 张亚妮, 段欣. 2019. 近30年北京ISP-LST空间特征及其变化. *地理研究*, 38(9): 2346-2356) [DOI: 10.11821/dlyj020180621]
- Zhang C J and Zhang Z Y. 2017. Agglomeration effect and radiation effect of provincial carbon emission intensity in China. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 37(3): 1178-1184 (张翠菊, 张宗益. 2017. 中国省域碳排放强度的集聚效应和辐射效应研究. *环境科学学报*, 37(3): 1178-1184) [DOI: 10.13671/j.hjkxxb.2016.0254]
- Zhang L L, Meng Q Y, Sun Z H and Sun Y X. 2017. Spatial and temporal analysis of the mitigating effects of industrial relocation on the surface urban heat island over China. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(4): 121 [DOI: 10.3390/ijgi6040121]
- 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 and Technology*, 53(18): 11031-11042 [DOI: 10.1021/acs.est.9b02643]
- Zhao F. 2019. Research on a Production Capacity Monitoring Method for Iron and Steel Plants based on Remote Sensing. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences) (赵菲. 2019. 钢铁企业产能状况遥感监测方法研究. 北京: 中国科学院大学(中国科学院空天信息创新研究院)) [DOI: 10.44231/d.cnki.gktxc.2019.000008]

## Method development for device-level industrial heat source identification using medium and high-resolution satellite images

SUN Shuang<sup>1</sup>, JIANG Lei<sup>1</sup>, LIU Baoxian<sup>1</sup>, LU Haifeng<sup>1</sup>, REN Huazhong<sup>2</sup>, WANG Xinhui<sup>1</sup>, LI Jinxiang<sup>1</sup>

*1. Beijing Municipal Ecological and Environmental Monitoring Center, Beijing 100048, China;*

*2. Institute of Remote Sensing and Geographical Information System, School Earth and Space Sciences, Beijing 100871, China*

**Abstract:** This study focuses on the internal thermal field distribution of a single large-scale factory to address the problems of insufficient refinement and large errors in the existing remote sensing monitoring of industrial heat sources. A device-level industrial heat source identification method based on medium and high-resolution satellite images is also proposed.

The surface temperature is first obtained based on the dual-channel nonlinear split-window algorithm. Then, several spatial statistical analysis methods are used to identify candidate high-temperature areas, and the location of high-temperature devices in the plant is determined by multi-temporal superposition analysis of the identification results. By using high-resolution satellite images, the range of the high-temperature device is determined, the difference in the accuracy of the recognition results of several methods is compared and analyzed, and the method with the best recognition effect is ascertained.

(1) Each method has the ability to identify heat source devices. The boundary of the standard deviation grading of temperature, that is,  $1.5\times$ , and the focal statistical analysis method is clearer. The accuracy rate and fall rate of the cell point are more than 85%. However, the omission rate of the general heat source device is also high at more than 50%. Thus, it is suitable for capturing the most important heat source device in the factory area. The identification results of the cold and hot spot analysis method are relatively stable, but the range is larger than that of the actual heat source device, and the non-falling rate is 23%. The result is more misidentified pixels, but more heat source devices can be captured. The identification results of the temperature 1 standard deviation grading method and the clustering and outlier analysis method are closely aligned. The accuracy rate is about 82%, and the omission rate is within 10%, which is more suitable for identifying heat source devices in the plant area. (2) Comprehensive analysis of the identification effect of the five methods shows that cluster and outlier analysis methods have good identification ability, the correct detection rate of identification results is more than 80%, the overall omission rate is less than 10%, and the identification results of each period can be obtained. This method is less affected by seasonal changes and is more suitable for identifying general heat source devices in the factory. (3) Judging by the characteristics of high-resolution satellite images, the heat source device mainly includes production device, circulating water, boiler device, storage warehouse, flare device, and tank farm. Among them, the production device accounts for about 55%, which is the main heat source device in the factory. The difference between the average temperature of each type of device and the factory area shows that the production equipment is also the main high-temperature area.

Medium and high-resolution satellite remote sensing image data sources can effectively monitor the fine-scale heating units of industrial enterprises. They can provide technical support for environmental protection and management and industrial overcapacity reduction monitoring.

**Key words:** remote sensing, industrial heat source device, high temperature unit identification, surface temperature, geostatistical analysis

**Supported by** National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFC1809000)