

耦合温度特征的工业热源 ANN 遥感识别与时空演化分析

张钦挺¹, 邹滨¹, 刘宁¹, 马绪瀛², 李沈鑫¹, 李梦涛¹

1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083;

2. 西安科技大学 测绘学院, 西安 710054

摘要: 准确识别工业热源是中国大气污染防治的重要前提, 然而因热源特征不明、类型判定不准等问题, 工业热源遥感监测目前难以大范围推广应用。本文对此提出了一种耦合温度特征的工业热源人工神经网络遥感分类精准识别方法。该方法首先基于 DBSCAN 聚类算法和土地利用类型从 Suomi-NPP VIIRS Nightfire 数据中识别全部类型工业热源; 其次利用频率统计方法分类建立工业热源温度特征模板; 最后构建人工神经网络模型判别工业热源类型并由此分析了中国近年工业热源的时空动态演化特征。结果表明: (1) 煤炭加工业、金属冶炼及压延加工业、水泥、石灰和石膏制造业、精炼石油产品制造业 4 类工业热源各级温度频率与分布形态、主次峰峰值均呈现明显类间差异, 主峰温度分别为 795 K、830 K、760 K、1725 K。(2) 温度特征模板增强下的人工神经网络方法工业热源分类识别效果好, 模型训练集与验证集分类识别精度分别为 99% 和 87.86%。(3) 中国工业热源时空分布呈现出“地域集中”与“波动下降”双特征。工业热源空间上主要集中分布在北方地区, 数量占比高达 85.4%。煤炭加工业、金属冶炼及压延加工业、精炼石油产品制造业和水泥、石灰和石膏制造业的主要分布地分别为山西、河北、新疆以及安徽; 以 2015 年和 2018 年为拐点, 2013 年—2020 年 4 类工业热源在整体表现出先降后升再降的波动变化趋势。本研究提出的工业热源遥感识别方法可为基于卫星手段的大气工业污染源遥感监测提供技术支撑。

关键词: 工业热源, 温度特征模板, 人工神经网络, VIIRS, 大气遥感

中图分类号: P2

引用格式: 张钦挺, 邹滨, 刘宁, 马绪瀛, 李沈鑫, 李梦涛. 2024. 耦合温度特征的工业热源 ANN 遥感识别与时空演化分析. 遥感学报, 28(4): 956-968

Zhang Q T, Zou B, Liu N, Ma X Y, Li S X and Li M T. 2024. Satellite-based ANN identification and spatiotemporal evolution analysis of industrial heat sources coupled with temperature characteristics. National Remote Sensing Bulletin, 28(4): 956-968 [DOI: 10.11834/jrs.20221619]

1 引言

工业热源是中国大气污染的主要来源之一(孙爽等, 2019; 蒯鹏等, 2018)。准确掌握工业热源的空间分布、排放类型以及时空变化特征是中国大气污染防治的重要前提。由于工业热源数量庞大、类型复杂、空间分布广泛, 常规实地调查手段难以在短时间、大范围对其进行高效识别(陈晓雯等, 2021)。为获取详细工业热源排放清单, 中国于 2007 年和 2017 年先后两次开展污染源

普查工作(环境保护部, 2010; 中华人民共和国生态环境部等, 2020), 但仍无法满足污染排放清单及时动态更新的现实需求。

随着对地观测技术的发展, 利用卫星传感器获取地表工业辐射信息已成为识别工业热源的新兴手段(孙伟伟等, 2020; Casadio 等, 2012)。近年来, 国内外学者提出了系列工业热源卫星遥感识别模型与方法, 主要可分为可见光和红外遥感识别两类。可见光遥感识别主要综合工业热源在光学影像上的形状、颜色和纹理等特征建立解

收稿日期: 2021-10-19; 预印本: 2022-06-23

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42271440, 42301497); 国家重点研发计划(编号: 2016YFC0206205); 中南大学中央高校基本科研业务费专项资金资助(编号: 2021zzts0818)

第一作者简介: 张钦挺, 研究方向为大气污染制图与迁移特征分析。E-mail: 195011046@csu.edu.cn

通信作者简介: 邹滨, 研究方向为大气污染遥感制图、环境地理信息系统建模与服务。E-mail: 210010@csu.edu.cn

译标识识别工业热源,但易受相似地物干扰,导致工业热源出现错提和漏提(陈鹏飞等,2015)。相比,红外遥感识别直接分析工业生产释放的热辐射信息,在一定程度上可排除非工业地物干扰(Zhou等,2018;Ma等,2020)。如孙佳琪等(2018)基于Suomi-NPP VIIRS Nightfire数据产品识别了京津冀地区的工业热源。然而,林火、秸秆燃烧等生物质燃烧现象常会对基于热辐射信息的工业热源识别产生影响(陈兴峰等,2020)。为更加精准提取工业热源,部分学者先后提出了热源对象探测模型(Ma等,2019)、热源对象阈值模型(Ma等,2018)以及基于热异常指数的工业热源检测等方法/模型(Xia等,2018),尝试从热点分布密度视角改善工业热源提取效果。这些方法/模型虽提高了工业热源检出率,但其检测阈值参数往往基于局地主观经验设定,具有较大的不确定性,模型推广应用难。

此外,受识别特征不明的影响,精准判别工业热源类型的方法普适性也一直不理想。Zhang等(2019)在基于多重分形理论新型多滑动窗口方法建立工业清单的过程中,仍采用人工目视解译方式识别工业热源类型,自动化程度不高且难以推广。另外,有学者提出了利用不同工业生产热辐射差异信息判断工业热源类型,其中最常见方法为时空-温度滤波模型(Liu等,2018;孙佳琪等,2018)。该模型以工业热源温度特征为分类标志,使用最近邻分类器成功对全球工业热源类型进行了有效识别,并率先建立了全球工业热源清单,取得了工业热源识别研究方向上的突破。但该方法需获取大量的工业类型样本,在样本数量不足的区域易因温度特征不稳健致使工业热源类型识别精度有差。

针对目前工业热源遥感识别中存在的提取特征不明和类型判别不准的问题,本文基于Suomi-NPP VIIRS Nightfire产品和土地利用数据,利用热点空间集聚性和地表类型依赖性提取工业热源对象,在此基础上通过建立工业热源类型的温度特征模板构建了耦合温度特征的ANN模型CTC-ANN(Coupled Temperature Characteristics Artificial Neural Network)开展工业热源遥感分类识别实验,并由此分析中国近年工业热源的时空动态变化,以期为中国大气污染防治提供参考。

2 数据与方法

如图1所示,工业热源识别过程主要包括工业热源提取、温度特征模板构建、人工神经网络分类3步。首先基于DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)算法对土地利用类型为不透水面的VIIRS Nightfire热点进行聚类,形成工业热源对象簇。经参数敏感性评价后,DBSCAN最小搜索距离和最小样本数被分别设置为 0.003° 和5;其次结合在线高分遥感影像与兴趣点POI(Point of Interest)数据,构建不同工业热源类型的VIIRS Nightfire温度特征模板库;最后构建人工神经网络模型对工业热源进行分类。

2.1 数据收集及工业热源提取

研究采用的中国区域Suomi-NPP VIIRS Nightfire温度热点数据由美国科罗拉多矿业学院对地观测小组提供(https://eogdata.mines.edu/download_viirs_fire.html [2021-10-19]),时间范围为2013-01-01—2020-12-31(Elvidge等,2013)。该数据包括异常热点位置与温度信息。删除标记为999999的异常温度值数据项后,VIIRS Nightfire温度热点记录总数为993512条。由于在研究时段内数据源存在2种版本(2018年之前为v2.1,2018年之后为v3.0),且版本间的热点温度估计存在偏差(Liu等,2021),对v2.1版本数据源进行偏差校正后,空间分布如图2所示(审图号:湘S(2022)072号)。土地利用数据来自中国科学院空天信息创新研究院发布的2020年全球30 m精细土地利用产品(<http://data.casearth.cn/sdo/detail/5fbc7904819aec1ea2dd706> [2021-10-19])。该产品包括30个地表覆盖类型,总体分类精度82.5%,Kappa系数0.784(Zhang等,2020)。考虑不同类型遥感影像的成像时相与覆盖差异,选用的在线高分遥感影像与POI数据主要来源于腾讯地图、天地图、高德地图以及百度地图等平台,用于工业热源分类样本建立和分类精度评价。

从众多温度热点数据中分离工业热点是工业热源识别的基础。顾及工业热点与非工业热点下垫面土地利用类型存在差异性的实际,本研究以土地利用数据中的不透水地表下垫面作为标准提取了438846个有效工业热点,然后依据其空间集聚特征,将离散工业热点聚类成点簇,形成工业

热源。空间集聚特征探测采用基于密度的空间聚类算法 DBSCAN (李新延和李德仁, 2005), 该算

法特别适用于本研究中的工业热源数量未知情景, 且簇个数无需预先设置, 由数据聚集密度决定。

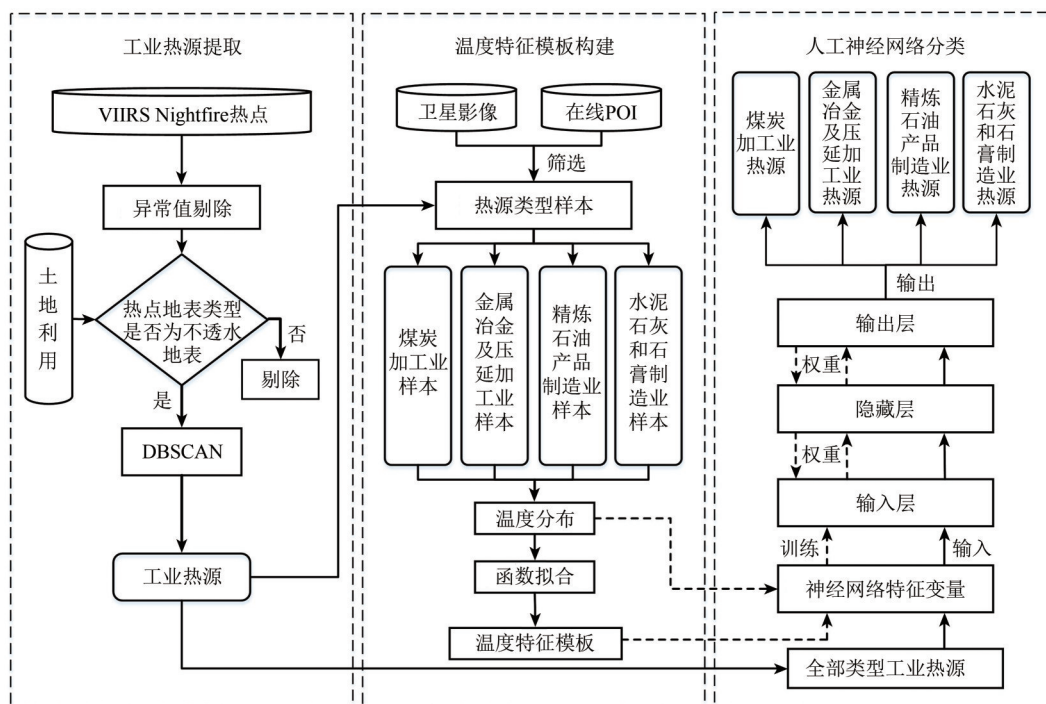


图1 研究技术路线图

Fig. 1 Research flow chart

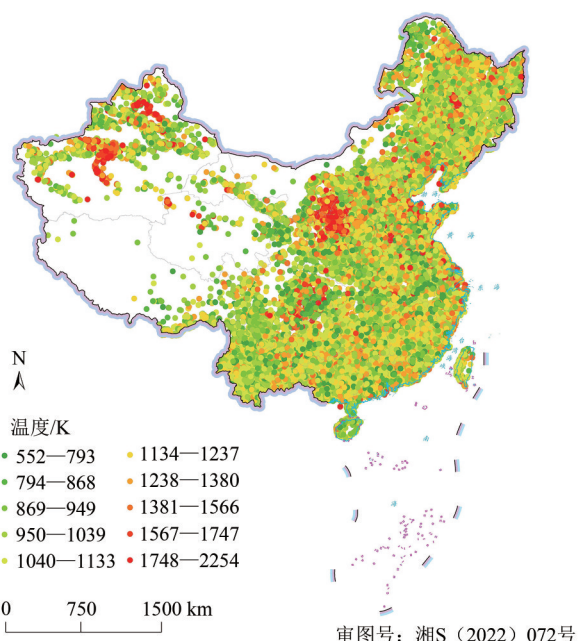


图2 2013-01-01—2020-12-31 VIIRS Nightfire 温度热点空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of VIIRS Nightfire temperature hot spots from January 1, 2013 to December 31, 2020

2.2 温度特征模板构建

参考时空—温度滤波模型中温度分布直方图

构建方法 (Liu 等, 2018), 从《国民经济行业分类》(中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局和中国国家标准化管理委员会, 2017) 选取4类典型产热工业 (图3): 金属冶炼和压延加工业, 精炼石油产品制造业, 水泥、石灰和石膏制造业, 煤炭加工业, 分类统计工业热源温度频数分布并基于函数拟合过程构建4类工业热源温度特征模板。各类工业热源温度频数分布特征如下:

$$Fre_c^k = \frac{(I_c^k)' I_c^k}{(I_c)' I_c} \quad (1)$$

$$I_c = I(u, v) \quad (u, v) \in c \quad (2)$$

$$I_c^k = I(u, v, t) \quad (u, v) \in c \& t \in (k, k + 5] \quad (3)$$

式中, c 代表4类典型工业热源, (u, v) 与 t 分别为工业热点的空间位置与温度值。 Fre_c^k 为第 c 类工业热源热点温度值落在 $(k, k + 5]$ 区间的频数值。其中 $k = 500 + 5i$, $i = 0, 1, \dots, 400$, 共400个温度频率区间。 I_c 为热点位置 (u, v) 属于第 c 类工业热源时的指示函数, I_c^k 表示热点位置 (u, v) 属于第 c 类工业热源且温度 t 落在 $(k, k + 5]$ 区间的指示函数。 $(\cdot)'$ 为转置函数, \in 为属于算子。

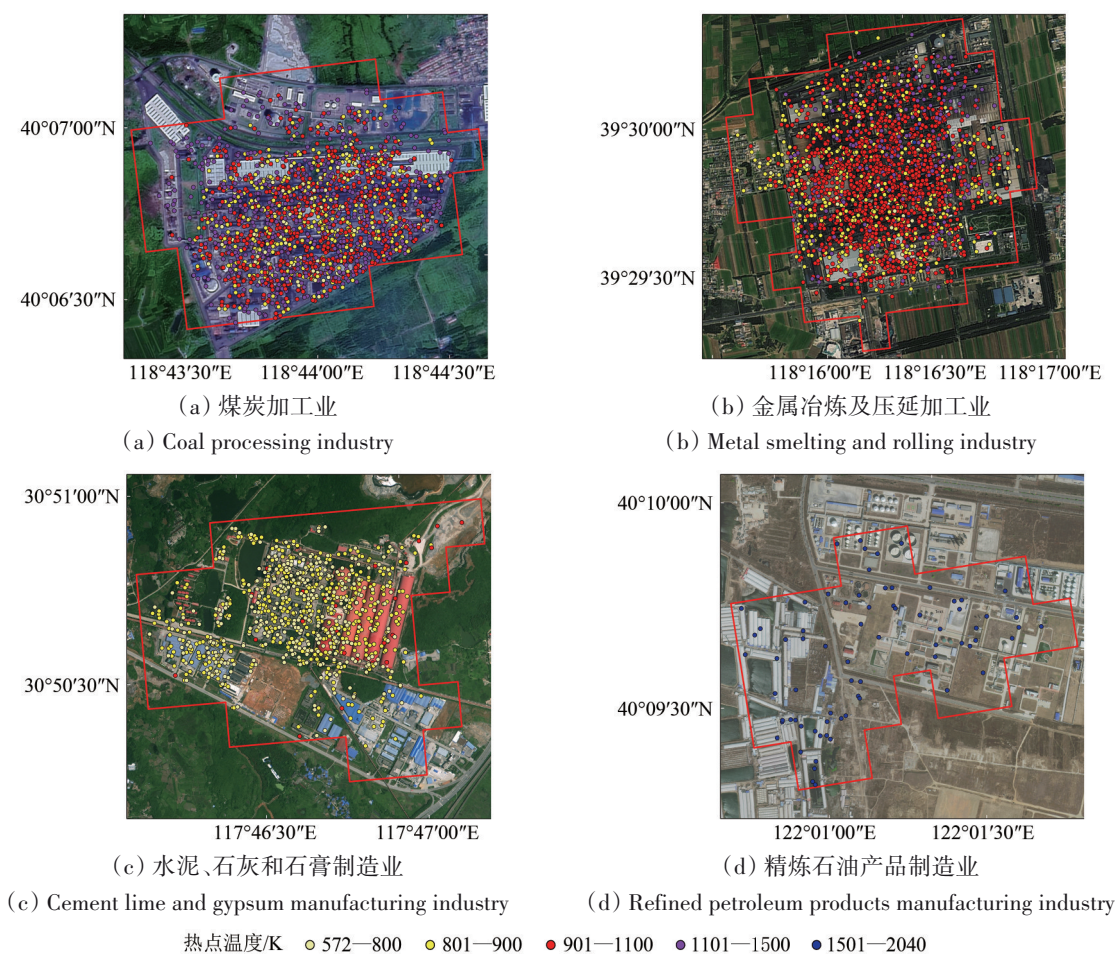


图3 各类工业热源遥感影像图

Fig. 3 Remote sensing images of four types of industrial heat sources

高斯拟合作为一种非参数曲线拟合方法，对频数分布中的峰值探测具有较好效果。本研究故基于对每一类工业热源温度频数分布的高斯拟合，分别建立各类工业热源温度特征模板 $f(t)$ 。具体计算公式如下：

$$f_c(t) = \sum_{i=1}^p A_i \times e^{-\left(\frac{t-\varphi_i}{\omega_i}\right)^2} \quad (4)$$

式中， t 为温度， $f_c(t)$ 为第 c 类工业热源温度特征模板， p 为各类工业热源温度频数分布中的峰值个数， A_i 为第 i 个峰的最高频数，而 ω_i 与 φ_i 分别表征第 i 个峰的温度范围与中心温度。

2.3 耦合温度特征的工业热源 ANN 建模

人工神经网络具有很强自学习能力和良好的非线性映射能力，可充分顾及输入变量的细节特征，同时还能有效综合特征集的分布形态，是进行模式识别和分析的有效工具（Lyu等，2016；乔纪纲等，2011；骆剑承等，2001），但人工神经

网络的识别效果也取决于变量特征的准确选取。为更好地将人工神经网络运用于工业热源分类识别，本文在构建工业热源 ANN 识别模型的过程中融入温度特征模板的先验知识，生成 CTC-ANN 模型。模型包括输入层、隐藏层和输出层，具体结构如图4所示。

输入层由温度分布与温度特征模板两部分组成。温度分布输入变量频数 Fre^k 由式（1）计算得出，该部分输入层的节点数为温度区间个数。温度特征模板输入变量为式（3）所示的工业热源温度频数分布 Fre^k 与温度特征模板 $f_c(k)$ 差异 $Sub(k)$ ，该部分输入层节点数也为温度区间个数。

$$Sub(k) = Fre^k - f_c(k) \quad (5)$$

式中， k 为温度区间个数， $f_c(k)$ 为第 c 类工业热源温度特征模板在第 k 个温度区间的值。为提高训练效率，对所有输入数据进行归一化处理。考虑训练集中工业热源样本类别标签已知、验证集与预

测集样本分类标签事先不明的实际, 为式 (3) 中 $Sub(k)$, 本研究结合时空—温度滤波模型对验证

集与预测集样本进行了预分类。

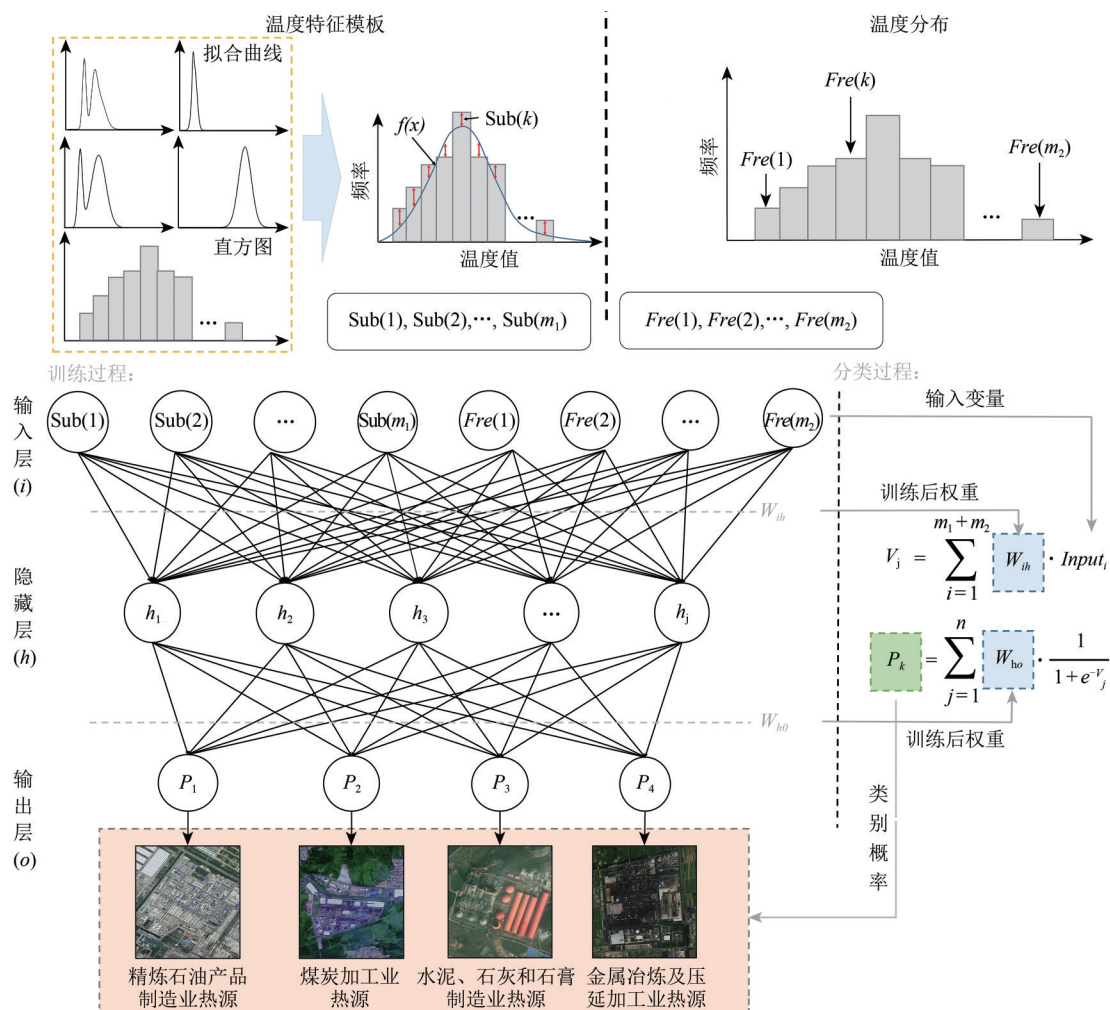


图4 耦合温度特征的人工神经网络模型架构

Fig. 4 Artificial neural network model architecture coupled with temperature characteristics

设置合适的隐藏层节点数可以提高神经网络的预测精度。为保证训练效率, 同时不损失输入变量特征属性, 本研究从1至 j 进行 j 次试验并输出训练精度和训练时间, 选择训练精度达到0.95以上所用时间最少的节点数为隐藏层最优节点数。输出层为样本被分为4类工业热源的概率, 对应4个输出节点, 取最大概率类别为最后分类结果。层与层之间为全连接模式, 连接初始权重随机确定, 激活函数为sigmoid函数。训练过程中, 为测试网络分类结果可靠性, 按照均匀采样原则, 从每类工业热源对象中选取等量样本组成样本集, 并按照5:1原则随机划分为训练样本和测试样本。

2.4 模型验证

为客观评价 CTC-ANN 模型对工业热源的识别精度, 本文将模型输出结果与基于在线高分遥感

影像和工业热源 POI 数据叠加的目视“真实边界”判别对比, 选用生产者精度 (PA)、用户精度 (UA)、总体精度 (OA) 和 Kappa 系数等精度评价指标对模型精度开展综合验证, 各指标计算公式如下:

$$PA = \frac{ST_i}{SO_i} \quad (6)$$

$$UA = \frac{ST_i}{SP_i} \quad (7)$$

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n ST_i}{SA} \quad (8)$$

$$Kappa = \frac{OA - \frac{\sum_{i=1}^n SO_i \times SP_i}{SA \times SA}}{1 - \frac{\sum_{i=1}^n SO_i \times SP_i}{SA \times SA}} \quad (9)$$

式中, ST_i 为正确分类为 i 类的数量, SO_i 为 i 类观测

值的总数， SP_i 表示划分为*i*类的总数，SA表示所有样本数。

3 结果与讨论

3.1 工业热源温度特征模板分析

如图 5 (a) — (d) 所示，4类工业热源的温
度描述性统计分布特征值存在较大的差异性。金
属冶炼和压延加工业热源温度主要分布于 630—

1500 K，整体形态较为平滑，主峰温度为 830 K，
次峰温度为 1005 K (图 5 (a))。水泥、石灰和石
膏制造业热源温度频率分布较为集中，主要分布
在 650—950 K，其峰值温度 760 K (图 5 (b))。煤
炭加工业热源温度分布范围较宽，但主体分布于
645—1500 K，主峰温度为 795 K，次峰温度为
1155 K (图 5 (c))。精炼石油产品制造业热源温
度分布范围主要位于 1200—2000 K，整体可视
为单峰分布，峰值温度为 1725 K (图 5 (d))。

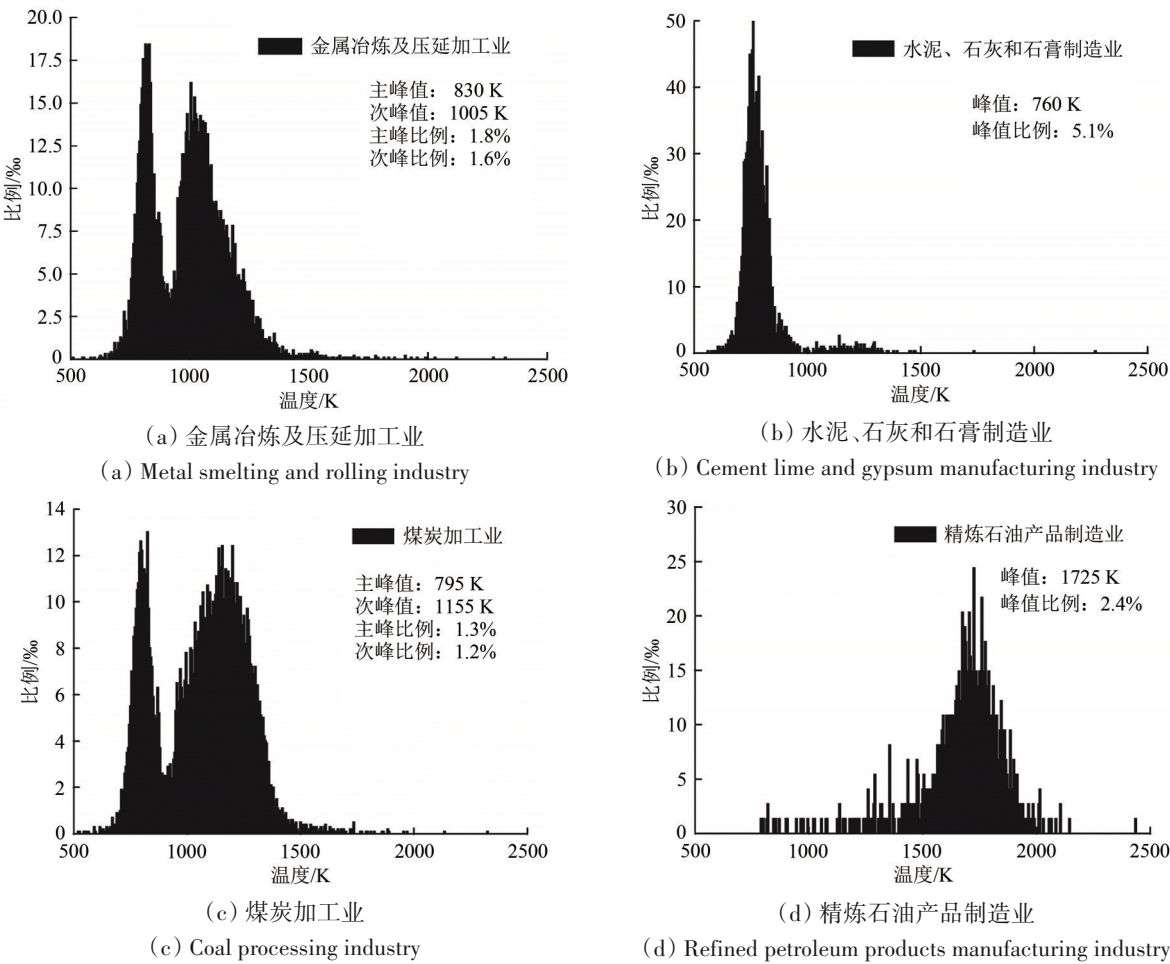


图 5 4类工业热源温度分布特征

Fig. 5 Temperature distribution characteristics of four types of industrial heat sources

相比直方图统计的温度频率形态较为粗糙、
易受样本温度区间异常值影响，本研究中高斯函
数拟合 (表 1) 分类建立的工业热源温度特征模板
(图 6) 表明，温度特征模板形态相比工业热源温
度频率分布更平滑，峰型、峰值等形态特征可区分
度更加明显，但在 750—920 K 等个别温度区间仍
存在峰型相似问题。而在考虑各类工业热源峰值
比例差异性后 (1.3%—5.1%)，这些峰型相似问题

均可以得到有效解决，因而可有效避免分类过程
中因“异类同分布”导致的工业热源类型错分问题。

3.2 工业热源 ANN 识别精度验证

选取 2013 年—2020 年工业热源分布集中且各
类型热源相对均匀的京津唐、晋豫冀交界处、皖
苏浙交界处以及新疆东北部 4 个典型区域作为验证
区 (图 7，审图号：湘 S (2022) 072 号)，对模型
进行精度验证。

表1 工业热源温度分布拟合函数
Table 1 Industrial heat source temperature distribution fitting function

工业类型	拟合函数	Adj- <i>R</i> ²	RMSE
金属冶炼及压延加工业	$f(x) = 1.69 \times e^{-\left(\frac{x-814}{49.82}\right)^2} + 0.75 \times e^{-\left(\frac{x-1116}{154.5}\right)^2} + 0.94 \times e^{-\left(\frac{x-1011}{78.79}\right)^2}$	0.984	0.055
水泥石灰和石膏制造业	$f(x) = 1.46 \times e^{-\left(\frac{x-741.9}{23.26}\right)^2} + 3.6 \times e^{-\left(\frac{x-772.2}{67.09}\right)^2}$	0.984	0.106
煤炭加工业	$f(x) = 1.15 \times e^{-\left(\frac{x-799.9}{58.61}\right)^2} + 1.1 \times e^{-\left(\frac{x-1148}{194.3}\right)^2}$	0.976	0.058
精炼石油产品制造业	$f(x) = 1.5 \times e^{-\left(\frac{x-1721}{166.4}\right)^2}$	0.858	0.169

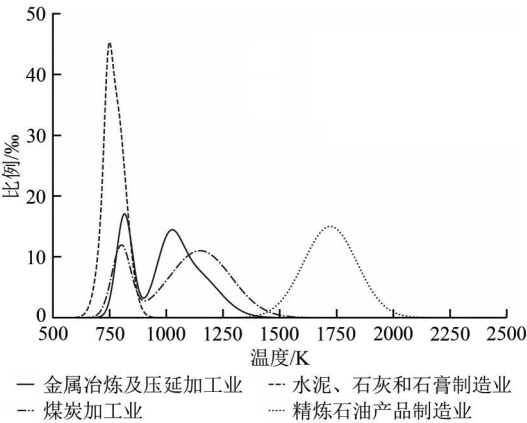


图6 4类工业热源温度特征模板
Fig. 6 Four types of industrial heat source temperature characteristics template

表2与表3表明, CTC-ANN 识别方法可从京津唐等4个典型验证区的280个全部类型工业热源中正确分类246个, 总体分类精度为87.86%, kappa系数0.82。在相同数据实验条件下, 该方法相比前2种方法, 识别精度有一定提升, 这也验证了CTC-ANN在工业热源识别上的应用潜力。

但与此同时, 各验证区域结果对比也表明本研究提出的CTC-ANN具有一定的地理依赖性, 分类精度京津唐地区最高、新疆维吾尔自治区(简称新疆)东北部最低。与之类似, 时空—温度滤波模型与普通ANN方法在4个典型区域全部类型工业热源分类识别中同样存在精度区别。究其原因, 京津唐地区金属冶炼和压延加工业、煤炭加工业等热源分布多, 温度输入特征稳健; 而新疆东北部精炼石油产品制造业热源占比大, 温度输入特征偏弱。

不仅如此, 就工业热源类型而言, 本研究提出的CTC-ANN识别方法在各类型工业热源识别过程中也存在精度差异(表3)。其中水泥、石灰和石膏制造业分类识别的生产者精度与用户精度最高, 为0.93和0.89; 金属冶炼和压延加工业以及煤炭加工业的精度次之, 分别为0.91和0.89、0.82

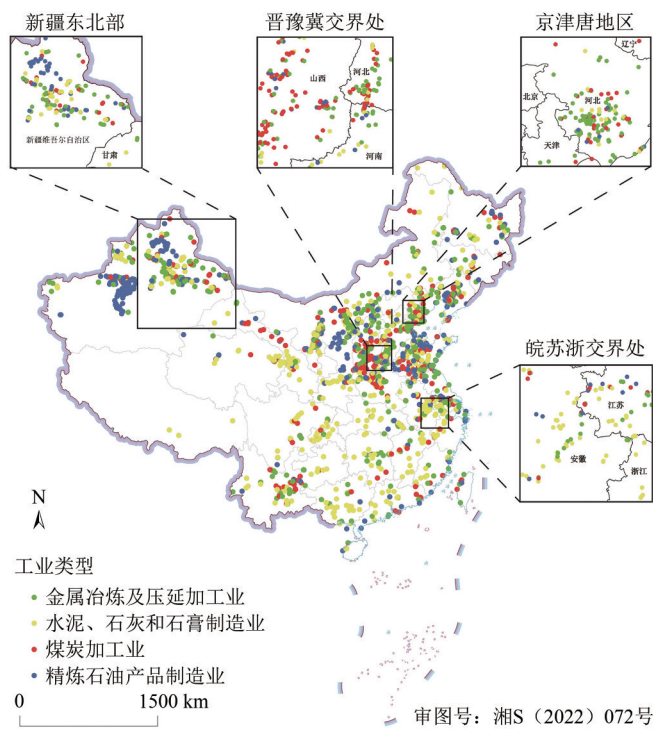
和0.88; 精炼石油产品制造业精度最低, 为0.88和0.74。各类型工业热源分类识别的精度差异与工业热点的密度具有一定关联。结合图3可知, 水泥、石灰和石膏制造业、金属压延加工业和煤炭加工业工业热源热点密度大, 由此建立的温度特征模板和输入的温度分布变量值较为完备, 进而构建的人工神经网络模型输入特征稳定。而精炼石油产品制造业热源热点密度明显偏低, 构建的人工神经网络模型输入特征相比其他3类稳定性弱。

3.3 工业热源空间分布时空演化分析

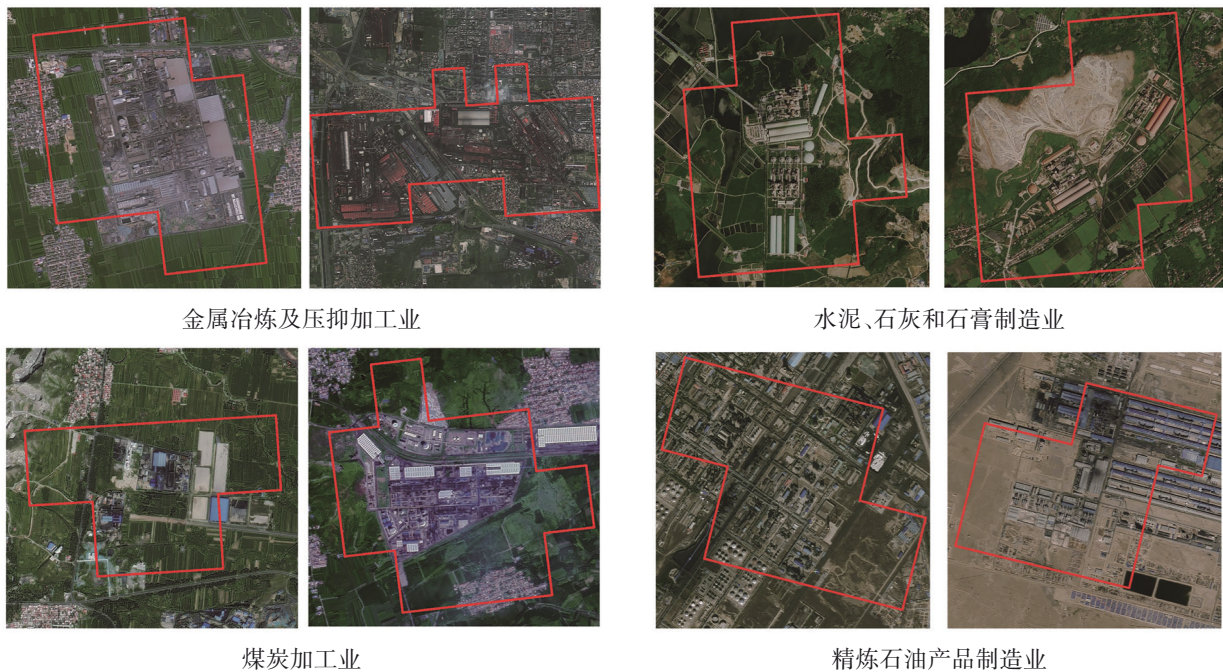
从空间上看(图8, 审图号: 湘S(2022)072号), 中国北方地区是工业热源的主要聚集地, 工业热源数量占比为85.4%。其中煤炭加工业在山西省分布最广, 数量占比为22.78%, 其次河北(17.49%)、内蒙古自治区(9.89%)和山东(9.52%)等地也有较多分布。金属冶炼和压延加工业则以京津冀地区为中心, 数量占比达23.99%, 是中国金属冶炼和压延加工业的核心区域, 其次依次为内蒙古自治区(11.18%)、山西(11.02%)和新疆维吾尔自治区(10.44%)。精炼石油产品制造业则主要分布于新疆维吾尔自治区, 数量占比为24.97%, 然后依次为山西(14.85%)、内蒙古自治区(13.3042%)和山东(7.71%)。水泥、石灰和石膏制造业在全国范围分布较为均匀, 但主要聚集地为安徽(8.91%)、新疆维吾尔自治区(8.91%)、内蒙古自治区(8.24%)和河北(6.29%)等。综合文献资料分析可知(黄其励等, 2021), 中国近年来工业热源的地区差异性与地理资源的分布差异具有一致性。山西作为中国的“煤都”, 其煤炭资源储量丰富, 故煤炭加工业也最为发达; 京津冀地区是中国的老牌重工业基地, 重工业基础雄厚, 金属冶炼和压延加工业自然发达; 新疆维吾尔自治区、内蒙古自治区和山东等则是中国石油开采

的主要基地，目前全国已探明大型油田多分布于此，石化产业也相应比较发达；安徽作为中国水

泥熟料的主要产出地，其水泥、石灰和石膏制造业的发达程度在全国最高。



(a) 4类工业热源空间分布图
(a) Spatial distribution of four types of industrial heat sources



(b) 4类工业热源高分影像目视解译示意图
(b) The schematic diagram of visual discrimination based on overlaid high-resolution remote sensing images

图7 各类型工业热源空间分布及与高分遥感影像叠加的目视判别示意图

Fig. 7 Spatial distribution of industrial heat sources and the schematic diagram of their visual discrimination based on overlaid high-resolution remote sensing images

表2 时空—温度滤波模型与本文方法分类精度对比验证

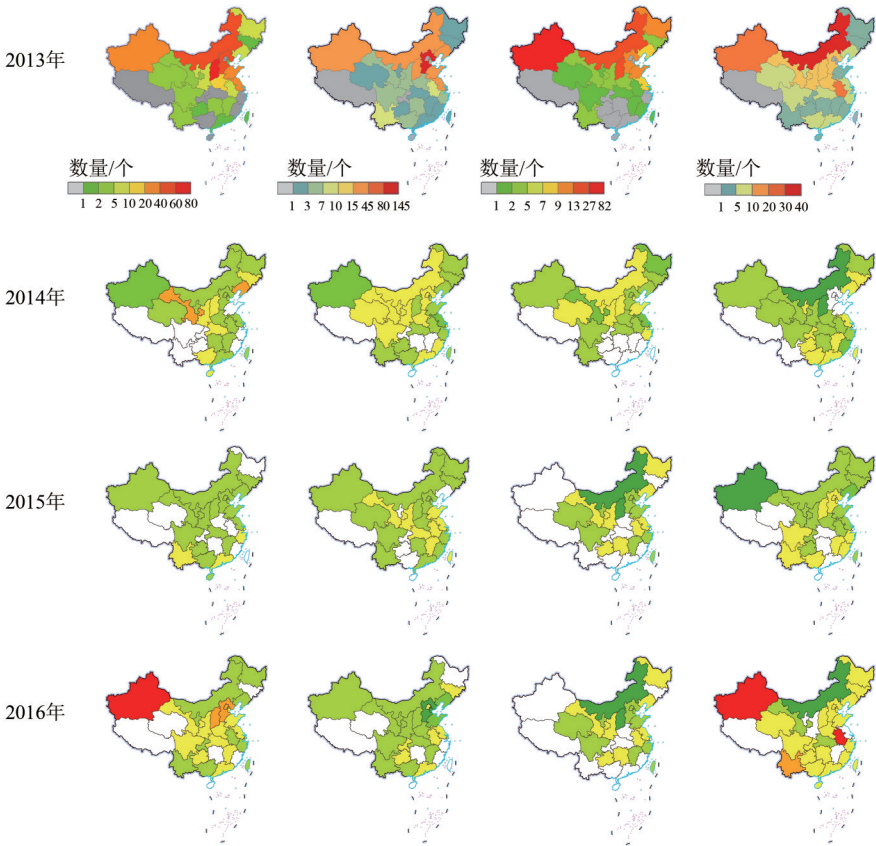
Table 2 Classification accuracy comparison and verification of the methods among the time–space–temperature filtering, ANN, and CTC-ANN

验证区域	时空—温度滤波模型	普通 ANN	CTC-ANN
京津唐	87.36	89.65	91.95
晋豫冀交界处	86.17	89.36	91.49
皖苏浙交界处	75.76	81.82	83.33
新疆东北部	71.87	75.00	78.12

表3 工业热源分类混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix of industrial heat source classification

工业类型	煤炭加工业	金属冶炼和压延加工业	精炼石油产品制造业	水泥石灰和石膏制造业	其他	用户精度	生产者精度
煤炭加工业	63	7	0	1	1	0.88	0.82
金属冶炼和压延加工业	10	117	1	2	1	0.89	0.91
精炼石油产品制造业	2	2	14	1	0	0.74	0.88
水泥石灰和石膏制造业	2	3	1	52	0	0.89	0.93



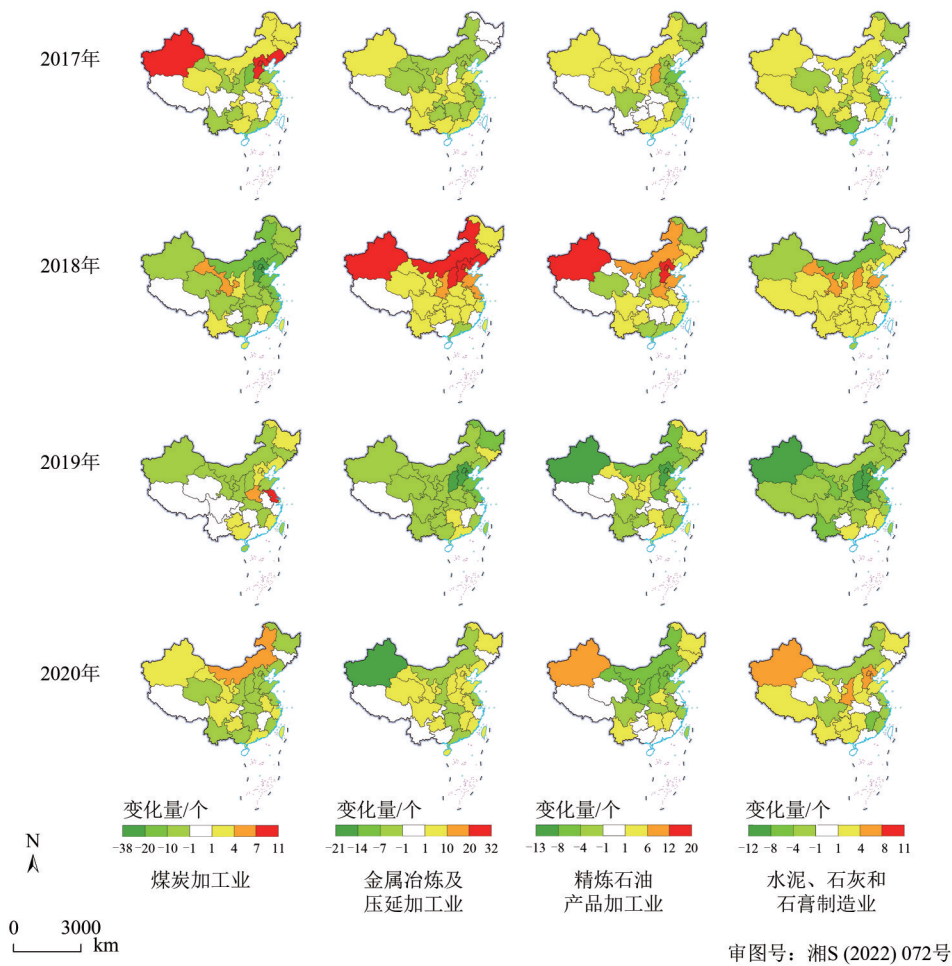


图 8 2013 年—2020 年中国 4 类工业热源时空分布的动态变化特征

Fig. 8 Dynamic changes in the spatial-temporal distributions of four types of industrial heat sources in China from 2013 to 2020

从时间上看，2013 年—2020 年中国工业热源数量以 2015 年和 2018 年为拐点，总体呈现出波动下降的特点（图 9）。在中国环保相关政策的调控下，2013 年—2020 年工业热源呈现“下降—上升—下降”的变化特征。分析原因，2013 年中国颁布的《大气污染防治行动计划》（国务院，2013）开启了为期 5 年的大气污染综合治理行动，全国各地开始对重污染工业进行整治，大量不符合环保要求的工业企业被要求整改或关停取缔。尤其在京津冀、长三角和珠三角区域，要求 2015 年底基本完成重污染工业治理设施的建设和改造，因此工业热源数量在 2014 年—2015 年大幅下降，降幅达 12.04%。随着工业污染治理设施的改造完善，2015 年之后工业热源数量开始回升，到 2018 年回到高值。但随着 2018 年《打赢蓝天保卫战三年行动计划》的出台（国务院，2018），全国新一轮工业污染治理行动启动，各地工业热源数量再次呈现下降趋势。

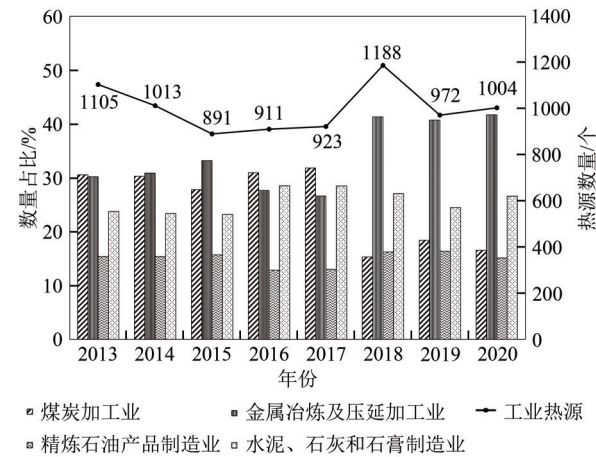


图 9 2013 年—2020 年中国 4 类工业热源数量时间分布特征
Fig. 9 Temporal characteristics of the four types of industrial heat sources in China from 2013 to 2020

分行业看（图 9），在环保政策的影响下，煤炭加工业行业被重点整治，尤其在 2018 年以后，工业企业数量占比由 23% 左右下降到了 19%，大量工业企业被淘汰。金属冶炼和压延加工业数量占比变化

有所波动,以2015年和2017年为拐点,先上升后下降再上升。这种变化体现了中国在工业生产上的结构性调整,与国家供给侧结构性改革不无关系。

相比之下,水泥、石灰和石膏制造业占比呈现出较为稳定的特征,与2013年—2020年全国统计年鉴中水泥、石灰和石膏制造业所属的非金属矿物制造业大类占比变化趋势较为一致(国家统计局,2013年—2020年)。精炼石油产品制造业作为能源产业整体趋势随时间变化波动不大,占比稳定在17%左右。

4 结 论

本研究提出了一种耦合温度特征的工业热源人工神经网络遥感分类精准识别方法,在Suomi-NPP VIIRS Nightfire数据产品基础上提取识别了热源产业类型和空间分布,并探讨分析了中国工业热源多年的时空演化特征。主要结论如下:(1)金属冶炼和压延加工业等4类工业热源各级温度出现的频率、分布形态和分布统计特征差异明显,基于此差异构建的工业热源温度特征模板是一种全面正确理解工业热源类型的有效可信特征;(2)温度特征模板增强下的人工神经网络工业热源遥感分类识别方法能有效耦合工业热源温度特征,充分发挥人工神经网络模型自学习能力优势,将为工业热源常态化的遥感精准识别提供新的方法支持;(3)在地理资源空间差异化分布的实际国情与环保政策的区域调控影响下,2013年以来,中国工业热源呈现出了“地域集中”与“波动下降”的时空演化双特征,结果或可为进一步优化制定全国新一轮大气污染防治政策提供参考。总之,本文提出的耦合温度特征的工业热源人工神经网络遥感分类识别方法有效弥补了目前工业热源识别技术的不足,可为发展基于卫星手段的大气工业污染源遥感监测提供良好的技术支撑。

参考文献(References)

Casadio S, Arino O and Serpe D. 2012. Gas flaring monitoring from space using the ATSR instrument series. *Remote Sensing of Environment*, 116: 239-249 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.11.022]

Chen P F, Lu L, Zhu H Z, Zhu Y Q and Wang Y. 2015. Research on the suitability of image at different resolutions for the identification of steel enterprise using remote sensing. *Journal of Geo-information Science*, 17(9): 1119-1127 (陈鹏飞, 卢力, 朱华忠, 诸云强,

王琰. 2015. 不同分辨率遥感影像的钢铁厂识别适宜性研究. *地球信息科学学报*, 17(9): 1119-1127 [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2015.01119]

Chen X F, Liu L, Li J G, Ou W H and Zhang Y H. 2020. Application and research progress of fire monitoring using satellite remote sensing. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(5): 531-542 (陈兴峰, 刘李, 李家国, 欧文浩, 张玉环. 2020. 卫星遥感火点监测应用和研究进展. *遥感学报*, 24(5): 531-542) [DOI: 10.11834/jrs.20209118]

Chen X W, Xiang M D, Han Y J, Yu Y J, Li H Y and Wang Z D. 2021. Retrospective analysis and optimization suggestions of second state pollution source survey. *Research of Environmental Sciences*, 34(8): 2018-2025 (陈晓雯, 向明灯, 韩雅静, 于云江, 李红艳, 汪正东. 2021. 关于第二次全国污染源普查的回溯分析与优化. *环境科学研究*, 34(8): 2018-2025) [DOI: 10.13198/j.issn.1001-6929.2021.05.29]

Elvidge C D, Zhizhin M, Hsu F C and Baugh K E. 2013. VIIRS night-fire: satellite pyrometry at night. *Remote Sensing*, 5(9): 4423-4449 [DOI: 10.3390/rs5094423]

General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. 2017. GB/T 4754-2017 Industrial classification for national economic activities. Beijing: Standards Press of China (中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 国民经济行业分类. 2017. GB/T 4754-2017 国民经济行业分类. 北京: 中国标准出版社)

Huang Q L, Li Q S, Li W Q, Li J Z and Zhang K. 2021. Promoting the transformation of old industrial bases through energy revolution. *Strategic Study of CAE*, 23(1): 79-85 (黄其励, 李全生, 李伟起, 栗继祖, 张凯. 2021. 能源革命推动老工业基地转型发展策略研究. *中国工程科学*, 23(1): 79-85) [DOI: 10.15302/J-SSCAE-2021.01.011]

Kuai P, Shu K D and Cheng R H. 2018. Driving force for the variation of pollution discharge in the Chinese industrial department: an empirical study based on pollution data during the 12th five-year plan period. *China Environmental Science*, 38(6): 2392-2400 (蒯鹏, 束克东, 成润禾. 2018. 中国工业部门环境污染排放变化的驱动因素——基于“十二五”工业排放数据的实证研究. *中国环境科学*, 38(6): 2392-2400) [DOI: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20180515.003]

Li X Y and Li D R. 2005. DBSCAN spatial clustering algorithm and its application in urban planning. *Science of Surveying and Mapping*, 30(3): 51-53 (李新延, 李德仁. 2005. DBSCAN空间聚类算法及其在城市规划中的应用. *测绘科学*, 30(3): 51-53) [DOI: 10.3771/j.issn.1009-2307.2005.03.014]

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]

- Liu Y X, Zhi W F, Xu B H, Xu W X and Wu W. 2021. Detecting high-temperature anomalies from Sentinel-2 MSI images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 177: 174-193 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.05.008]
- Luo J C, Zhou C H and Yang Y. 2001. ANN remote sensing classification model and its integration approach with geo-knowledge. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 5(2): 122-129 (骆剑承, 周成虎, 杨艳. 2001. 人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究. *遥感学报*, 5(2): 122-129) [DOI: 10.11834/jrs.20010210]
- Lyu H, Lu H and Mou L C. 2016. Learning a transferable change rule from a recurrent neural network for land cover change detection. *Remote Sensing*, 8(6): 506 [DOI: 10.3390/rs8060506]
- 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, 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 Y, Ma C H, Liu P, Yang J, Wang Y Z, Zhu Y Q and Du X P. 2020. Spatial-temporal distribution analysis of industrial heat sources in the US with geocoded, tree-based, large-scale clustering. *Remote Sensing*, 12(18): 3069 [DOI: 10.3390/rs12183069]
- Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China, National Bureau of Statistics, Ministry of Agriculture and Rural Affairs of the People's Republic of China. 2020. The second national pollution source census bulletin. (中华人民共和国生态环境部, 国家统计局, 中华人民共和国农业农村部. 2020. 《第二次全国污染源普查公报》全文. [2020-06-16]. https://www.mee.gov.cn/home/ztbd/rdzl/wrypc/zlxz/202006/t20200616_784745.html [2021-10-19])
- Ministry of Environmental Protection, National Bureau of Statistics, Ministry of Agriculture. 2010. The first national pollution source census bulletin. (环境保护部, 国家统计局, 农业部. 2010. 关于发布《第一次全国污染源普查公报》的公告. https://www.mee.gov.cn/gkml/hbb/bgg/201002/t20100210_185698.htm [2021-10-19])
- National Bureau of Statistics of China. 2013-2020. China Statistical Yearbook. Beijing: China Statistics Press (国家统计局. 2013-2020. 中国统计年鉴. 北京: 中国统计出版社)
- Qiao J G, Liu X P and Zhang Y H. 2011. Land cover classification using LiDAR height texture and ANNs. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 15(3): 539-553 (乔纪纲, 刘小平, 张亦汉. 2011. 基于LiDAR高度纹理和神经网络的地物分类. *遥感学报*, 15(3): 539-553) [DOI: 10.11834/jrs.201119282]
- Sun J Q, Liu Y X, Dong Y Z, Xu B H 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]
- Sun S, Li L J, Zhao W J, Wang L L, Qiu Y, Jiang L and Zhang L K. 2019. Industrial pollution emissions based on thermal anomaly remote sensing monitoring: a case study of Southern Hebei urban agglomerations, China. *China Environmental Science*, 39(7): 3120-3129 (孙爽, 李令军, 赵文吉, 王丽丽, 邱仰, 姜磊, 张立坤. 2019. 基于热异常遥感的冀南城市群工业能耗及大气污染. *中国环境科学*, 39(7): 3120-3129) [DOI: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.2019.0368]
- Sun W W, Yang G, Chen C, Chang M H, Huang K, Meng X Z and Liu L Y. 2020. Development status and literature analysis of China's earth observation remote sensing satellites. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(5): 479-510 (孙伟伟, 杨刚, 陈超, 常明会, 黄可, 孟祥珍, 刘良云. 2020. 中国地球观测遥感卫星发展现状及文献分析. *遥感学报*, 24(5): 479-510) [DOI: 10.11834/jrs.20209464]
- The State Council of the People's Republic of China. 2013. Action plan on air pollution prevention and control. (国务院. 2013. 国务院关于印发大气污染防治行动计划的通知. https://www.gov.cn/zhengce/content/2013-09/13/content_4561.htm [2021-10-19])
- The State Council of the People's Republic of China. 2018. Three-year action plan to fight air pollution. (国务院. 2018. 国务院关于印发打赢蓝天保卫战三年行动计划的通知. https://www.gov.cn/zhengce/content/2018-07/03/content_5303158.htm [2021-10-19])
- Xia H P, Chen Y H and Quan J L. 2018. A simple method based on the thermal anomaly index to detect industrial heat sources. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73: 627-637 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.08.003]
- 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]
- Zhang X, Liu L Y, Wu C S, Chen X D, Gao Y, Xie S and Zhang B. 2020. Development of a global 30 m impervious surface map using multisource and multitemporal remote sensing datasets with the Google Earth Engine platform. *Earth System Science Data*, 12(3): 1625-1648 [DOI: 10.5194/essd-12-1625-2020]
- Zhou Y, Zhao F, Wang S X, Liu W L and Wang L T. 2018. A method for monitoring iron and steel factory economic activity based on satellites. *Sustainability*, 10(6): 1935 [DOI: 10.3390/su10061935]

Satellite-based ANN identification and spatiotemporal evolution analysis of industrial heat sources coupled with temperature characteristics

ZHANG Qinting¹, ZOU Bin¹, LIU Ning¹, MA Xuying², LI Shenxin¹, LI Mengtao¹

1. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. College of Geomatics, Xi'an University of Science & Technology, Xi'an 710054, China

Abstract: As one of main air pollution sources, the spatial-temporal distribution and category dependent determination of industrial heat sources are critical for policy making of air pollution control. However, due to the lack of identified characteristics, it is difficult to clearly differentiate the sub categories of the industrial heat sources in large geographical area using remote sensing technology. For that, we proposed a satellite-based Artificial Neural Network (ANN) identification method for industrial heat sources by coupling with temperature characteristics in this study by taking the whole China as a case. The Suomi-NPP Nightfire products containing location and temperature information in China from 2013 to 2020 were firstly collected and screened as industrial heat source clusters based on DBSCAN clustering algorithm and land use data. Then, four types of temperature characteristic templates depended on industrial heat source clusters were generated by combining the frequency statistical analysis with Gaussian function. Finally, a temperature characteristic template enhanced ANN model was developed to discriminate the sub categories of the recognized industrial heat sources and subsequently analyze their spatio-temporal changes. Results illustrate that there are significant differences in temperature frequency, distribution pattern and major-minor peaks among four types of industry heat sources (i.e. coal processing (CP), Metal Smelting and Rolling (MSR), Cement Lime and Gypsum Manufacturing (CLGM) and Refined Petroleum Products Manufacturing (RPPM)) with their major peak temperatures being 795 K, 830 K, 760 K and 1725 K, respectively. Moreover, with the enhancement of temperature characteristic template, the ANN model performs very well in identify the category depended industrial heat sources, with the training and verification accuracy of 99% and 88.17%, respectively. Besides, spatial-temporal distribution of industrial heat sources in China demonstrates the dual characteristics of “regional concentration” and “decreasing fluctuations”. Industrial heat sources are mainly concentrated in the northern region, accounting for 85.4% of the whole country. The main locations of CP, MSR, RPPM, and CLGM are Shanxi, Hebei, Xinjiang, and Anhui, respectively. In the period of 2013 to 2020, the overall trend of fluctuations is “descent - ascension - descent”, taking 2015 and 2018 as the turning time. There are obviously difference in temperature frequency, distribution pattern and distribution statistics among four types of industrial heat sources. Based on these differences, the temperature characteristic templates constructed are reliable and credible to discriminate the sub categories of industrial heat sources. Temperature characteristic template enhanced ANN model would provide a newly promising way for satellite-based precise identification of industrial heat sources by combining the temperature feature of industrial source and the super self-learning ability of ANN method.

Key words: industrial heat source, temperature characteristic templates, artificial neural network, VIIRS, atmospheric remote sensing

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271440, 42301497); National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFC0206205); Fundamental Research Funds for the Central Universities of Central South University (No. 2021zzts0818)