引文格式：罗涛,李凯睿,Uqba Ramzan,等. 基于热岛指数的火电厂年度碳排放估算方法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(10): 42-45. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2024.10.011

基于热岛指数的火电厂年度碳排放估算方法

罗　涛[1]，李凯睿[2]，Uqba Ramzan[2]，樊　红[2*]
（1. 中国工商银行股份有限公司软件开发中心，北京 100089；
2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室，湖北 武汉 430079）

摘　要：火电厂碳排放是一种重要的人为碳源，准确估算火电厂碳排放量有助于当下开展的火电厂碳减排工作。现有的研究多集中在宏观尺度下的火电厂碳排放估算方面，而缺乏面向特定火电厂的考量。针对特定火电厂碳排放精确估算这一难点和热点问题，提出一种基于热岛指数的火电厂年度碳排放估算方法。该方法基于遥感卫星的地表温度影像数据和已有的火电厂年度碳排放数据，通过计算火电厂的热岛指数来描述火电厂的热特征，然后经过热岛指数序列的年度端点插值和Simpson积分获得火电厂的年度热岛指数，以年度热岛指数为输入，使用决策树模型预测特定电厂的年度碳排放量。实验结果表明，该方法具有良好的预测能力和较高的精度，火电厂年度CO_2排放量预测值平均绝对百分比误差小于0.035，最大预测百分比误差小于5%。

关键词：遥感影像；热岛指数；地表温度；火电厂碳排放估算
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）10-0042-04

Annual Carbon Emission Estimation Method of Thermal Power Plant Based on Heat Island Index

LUO Tao[1], LI Kairui[2], Uqba Ramzan[2], FAN Hong[2]
(1. Industrial and Commercial Bank of China Software Development Center, Beijing 100089, China;
2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Carbon emission from thermal power plant is an important anthropogenic source of carbon. Accurate estimation of carbon emissions from thermal power plants can help the current carbon emission reduction work in thermal power plants. Existing studies have mostly focused on the estimation of carbon emissions from thermal power plants at the macro scale and lacked considerations for specific thermal power plants. Aiming at the difficult and hot problem of accurate estimation of carbon emission of a specific thermal power plant, we proposed a of annual carbon emission estimation method based on heat island index. Based on the surface temperature image data from remote sensing satellites and the existing annual carbon emission data of thermal power plants, we described the thermal characteristics of thermal power plants by calculating the heat island index. And then, we obtained the annual heat island index by annual end-point interpolation and Simpson integration of the heat island index series. Finally, we used the decision tree model to predict the annual carbon emissions of specific thermal power plant with the annual heat island index as model input. The experimental results show that this method has good predictive ability and high accuracy, the average absolute percentage error of predicted annual carbon emissions of thermal power plants is less than 0.035, and the maximum percentage error of prediction is less than 5%.

Key words: remote sensing image, heat island index, land surface temperature, carbon emission from thermal power plant

自工业化以来，全球大气CO_2浓度从工业革命以前的278 ppm增加到2021年的414.7 ppm，大气CO_2浓度上升带来的全球变暖已成为全球性环境问题，为全球可持续发展带来了严峻的挑战[1]。从1950年左右开始，化石燃料成为了人类向大气排放的主要来源，其在碳排放源中的份额也一直在增加[2-3]。化石燃烧产生的CO_2排放中大约一半来源于能源部门和重工业部门等大型工业部门，其中，火电厂的CO_2排放量占据整个能源部门CO_2排放量的70%以上，是碳排放监控领域需要关注的重点目标[4]，对火电厂碳排放的精确估算也已成为了推动火电厂减排的重要步骤。

现有的针对火电厂的碳排放估算多集中于宏观层面，多数研究集中在国家、省域等大范围区域，从火电厂使用的燃料入手，通过政府间气候变化专门委员会（intergovernmental panel on climate change，IPCC）给出的清单法和缺省值法进行区域内热电厂年

收稿日期：2023-10-10。
项目来源：中国工商银行科技项目（KJ20212166）。
第一作者简介：罗涛（1972—），硕士，主要从事电子银行、互联网金融技术创新与平台建设等工作，E-mail：luotao1@sdc.icbc.com.cn。
通信作者：樊红（1967—），博士，教授，主要从事时空大数据分析和挖掘工作，E-mail： hfan3@whu.edu.cn。

度碳排放的计算[5]。特定火电厂的精确碳核算多依靠火电厂安装专业设备进行统计，设备成本和监管成本制约了火电厂精确碳核算的普及，因此基于现有观测系统的非接触式碳核算手段成为了一个优先的选择。

卫星遥感具有客观、连续、稳定、大范围、重复观测的优点，专业的碳卫星已成为监测全球大气碳浓度不可或缺的技术手段[6-8]。但是碳卫星在空间和时间尺度上做不到针对点排放目标的密集监控，无法支撑对火电厂年度碳排放的评估，也无法用于整体性评估火电厂的碳排放强度[9]。基于热红外遥感的地表温度（land surface temperature，LST）产品具有良好的时空覆盖度，并且可以有效评估热源目标的活动强度，已被广泛应用于城市热岛、工业热污染、工业产能核算等与LST相关的研究中[10]，也为火电厂碳排放的估算提供了一种新的可能。

对此，提出一种基于热岛指数的火电厂年度碳排放估算方法，根据遥感卫星的LST产品计算火电厂的热岛指数并通过年度端点插值和Simpson积分得到年度热岛指数，然后基于决策树模型建立年度热岛指数和火电厂年度碳排放量之间的联系，最终完成面向特定火电厂的年度CO_2排放量的精确预测。

1　研究区域概括及数据来源

1.1　研究区概括

美国是累计碳排放量最大的国家，也是当下碳排放总量第二大的国家，自1850年起，美国已累计排放超过5 000亿t CO_2，2020年美国共排放47.13亿t CO_2，其中，火电厂碳排放占据美国碳排放总量的近40%。美国火电厂的碳排放数据充足、数据可靠性高[11]，从美国现有的仍在运行的火电厂中，选择SEMASS Resource Recovery和Jim Bridger为研究对象，这两座火电厂位于Landsat8卫星的2个条带的重合处，影像数据充足，碳排放量大，具有较高的研究价值。

1.2　数据来源及预处理

Google Earth Engine（GEE）提供了空间分辨率30 m的Landsat8 LST产品和空间分辨率1 000 m的Modis LST日产品。Landsat 8的卫星重访周期为16 d，产品精度高，与地面观测数据比较，均方根误差(RMSE)为2.862 K，决定系数可达0.952[12]，因此可作为火电厂LST的可信数据源，而空间分辨率较低的Modis LST产品可作为火电厂背景温度。美国能源信息管理局（EIA）提供了美国电力行业统计数据，包括了2013年至2020年度美国各类火电厂的年度CO_2排放量数据[11]。在数据预处理时，过滤掉Landsat8 LST产品中火电厂厂区内有效像素不足70%的影像数据，Modis LST产品经过日期同步，可与Landsat8 LST产品保持日期上的一致性。

2　研究方法

2.1　火电厂热岛指数定义

城市热岛指城市在扩张过程中因城市下垫面的变化而使城市地区的空气或表面温度高于周围郊区的现象[13]。城市热岛可以由热岛指数来描述，热岛指数包括热岛强度指数（heat island intensity index，HII）和热岛辐射指数（heat island radiation index，HRI），热岛指数可以定量描述城市热岛的强度[14]。火电厂的热岛强度与其运行强度具有高度的相关性，从而可以使用火电厂热岛指数来预测火电厂的碳排放强度。HII可以通过以下公式来描述：

$$\mathrm{HII}=\overline{\mathrm{LST}_{P1}}-\overline{\mathrm{LST}_{bg}} \tag{1}$$

式中，$\overline{\mathrm{LST}_{P1}}$为高温区域（AOI）的LST平均值；$\overline{\mathrm{LST}_{bg}}$为背景LST的平均值。如果将火电厂的Modis LST作为$\overline{\mathrm{LST}_{bg}}$，则可得到HII-LM；如果将Landsat8 LST数据AOI外的区域的平均LST作为$\overline{\mathrm{LST}_{bg}}$，则可得到HII-SF。

HRI的计算基于火电厂LST影像的温度分级，因此首先对Landsat8 LST影像进行K-means聚类以得到5个不同的温度区间[15]。按照温度从低至高可分为低温区（LTA）、次低温区（SLTA）、中温区（MTA）、次高温区（SHTA）和高温区（HTA）。HRI可以通过下式获得：

$$\mathrm{HRI}=\frac{1}{100m}\sum_{i=1}^{n}\omega_i\rho_i \tag{2}$$

式中，m为LST影像均值聚类后的总层级数，这里为5；i为AOI区域的温度区间；n为AOI区域包含的温度层级总数；ω为不同温度区间对应的不同权重，温区按照温度从低到高的顺序依次对应1到5；ρ指温度区间i在AOI区域间所占的比例。当选择火电厂的高温区域作为AOI时，可以得到HRI-AOI；如果将整个火电厂视为AOI，则可得到HRI-OA。

2.2　火电厂热岛指数年度积分

本研究关注特定火电厂的年度碳排放量，而由2.1节计算出的火电厂热岛指数只是火电厂在某一时刻的状态，因此需将1 a内的火电厂热岛指数积分为年度热岛指数。本研究选择Simpson积分法来对火电厂热岛指数进行积分，以此获得火电厂年度热岛指数。Simpson积分是牛顿—柯特斯公式的一种特殊形式，它用

5次曲线的逼近代替矩形或梯形积分公式以得到定积分的数值近似解。在$[a, b]$积分区间上的三点辛普森公式如下：

$$\int_a^b f(x)\mathrm{d}x \approx \frac{b-a}{6}\left[f(a)+4f\left(\frac{a+b}{2}\right)+f(b)\right] \quad (3)$$

过滤后的Landsat8 LST影像在1年中的分布并不均匀，积分区间也不尽相同，为了尽可能保证年度积分的准确性，在每1年的第一天和最后一天进行火电厂热岛指数的插值，结合插值端点前后各2个时间点的热岛指数以二次样条函数的形式进行拟合来得到年度端点的火电厂热岛指数，第一年的起点和最后一年的终点则用每年插值点的平均值来代替，同时为了确保年度积分的可靠性，过滤掉1年中连续缺失LST数据超过3个月的年度数据。

2.3 火电厂年度碳排放预测和模型评估

本研究选择决策树回归模型来进行火电厂年度碳排放预测。决策树回归是将样本的特征空间划分为若干区间，每一个划分区间有一个特定的输出，对于测试数据，按经验风险或者结构风险最小原则将样本特征划归到某个区间以得到样本对应的输出值。在本研究中，将对应火电厂的经过年度积分的火电厂热岛指数（HII-LM、HII-SF、HRI-AOI和HRI-OA）作为决策树模型的输入特征，此时决策树的目标函数为：

$$\min_{j,s}\left[\min_{c_1}\sum_{x_i\in R_1(j,s)}(y_i-c_1)^2+\ldots+\min_{c_m}\sum_{x_i\in R_m(j,s)}(y_i-c_m)^2\right] \quad (4)$$

式中，j为待切分的特征变量；s为切分点特征变量取值；x_i为第i个数据样本；y_i为x_i对应的年度碳排放值；R_m为第m个输入特征区间；c_m为第m个输入特征区间对应的平均年度碳排放值。

在模型评估中，本研究通过威尔莫特一致性指数（Willmott's index of agreement，WIA），均方根误差（RMSE）和平均绝对百分比误差（MAPE）来评估模型结果的预测精度。其表达式分别为：

$$\mathrm{WIA}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(\left|P_i-\bar{O}\right|+\left|O_i-\bar{O}\right|\right)^2} \quad (5)$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(O_i-P_i)^2} \quad (6)$$

$$\mathrm{MAPE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{O_i-P_i}{O_i}\right| \quad (7)$$

式中，O为实际碳排放值；$\bar{O}$为实际碳排放值的均值；P为模型预测值；n为预测值总数。

3 结果与分析

火电厂因为所处位置不同，其原始影像数量和有效数据比例也有着巨大的不同。表1展示了2个火电厂的Landsat8 LST产品的影像数量统计，可以看出，即使2个火电厂的原始影像较为充足，SEMASS Resource Recovery有257景原始影像，Jim Bridger有181景原始影像，在经过数据过滤后也分别只有123景影像和105景影像得以保留，有效数据月数比例大致处于70%~80%之间，数据缺失的情况不容忽略。

表1 Landsat8 LST产品数量统计

火电厂名称	卫星条带号	影像总数	过滤后影像总数	有效月数	有效月数比例/%
SEMASS Resource Recovery	011~031；012~031	257	123	67	69.8
Jim Bridger	036~031；031~031	181	105	77	80.2

2个火电厂的Landsat8 LST聚类影像的时间分布如图1所示，黑框表示AOI区域，经过K-means聚类，影像按总共分为了5个温度层级。相较Jim Bridger，SEMASS Resource Recovery的影像在时间上分布更不均匀，1年中首尾数据缺失的现象更为明显。通过图1的聚类影像，可以更加直观地看到火电厂区域的场景热特征形态，2个火电厂都遵循了AOI区域温度最高，然后温度呈现环状扩散式递减的一般性规律，这也符合我们对火电厂工作原理的一般性认知。此外，随着季节变化，火电厂各个温区的相对比例发生变化，但其一般性规律并没有发生明显的改变。

图2展现了经过年度端点插值和Simpson函数拟合后的火电厂热岛指数序列，参考前后共4个时间点的火电厂热岛指数的二次样条插值保证了年度积分区间的一致性，使用Simpson函数进行曲线拟合则可以更为平滑地展现火电厂热岛指数的整体变化趋势。其中，HRI的波动整体上强于HII，说明HRI对于火电厂热特征变化更为敏感。

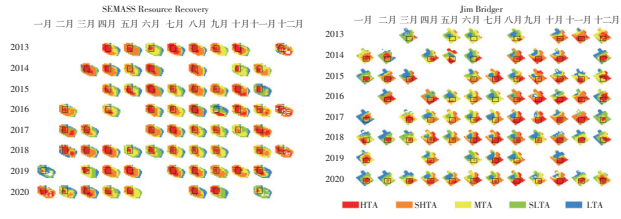


图1 火电厂LST聚类影像及其时间分布

在模型训练时保留2019和2020年的数据作为测试样本，其余年份的数据作为训练样本。模型的拟合和

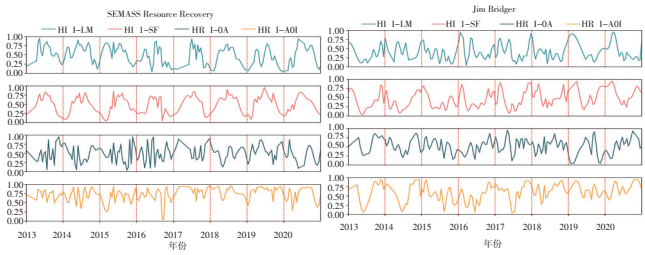


图2　火电厂热岛指数序列

预测结果如图3所示，经过数据过滤，SEMASS Resource Recovery共保留7 a的数据，Jim Bridger共保留8 a的数据。在2013—2018年训练样本的模型拟合过程中，2个火电厂都能获得较好的拟合效果，训练集 R^2 分别可达0.732 7和0.880 3，模型预测结果与观测值也保持了高度的一致性

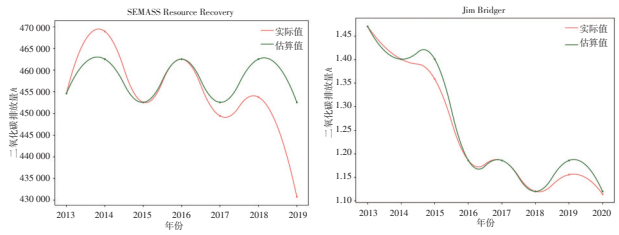


图3　火电厂年度二氧化碳排放预测模型估算值和实际值

模型预测精度如表2所示，WIA分别为0.687和0.852，MAPE分别为0.031和0.016，最大百分比误差为4.33%，最小为0.52%，本研究的方法展现出了较高的预测精度。

表2　火电厂年度二氧化碳排放预测模型精度评估

火电厂名称	WIA	RMSE	MAPE	最小百分比误差/%	最大百分比误差/%
SEMASS Resource Recovery	0.687	14 579	0.031	1.93	4.33
Jim Bridger	0.852	217 407	0.016	0.52	2.61

图4展示了模型在不同数量的训练样本和测试样本下的预测精度。模型预测精度与预测样本数量成反比，在相同数量训练样本下，待预测的样本数量越多，模型精度越低；模型预测精度与训练样本数量的关系与热电厂年度碳排放序列的波动程度相关，在低训练样本数的情况下，模型会趋向于训练样本的平均值回归，所以年度碳排放数据波动越小则越有利于低训练样本数下的预测，年度碳排放数据波动越大则越有利于高训练样本下的预测。Jim Bridger的年度碳排放数据的波动程度显著强于SEMASS Resource Recovery，Jim Bridger的模型精度与训练样本成正比，训练样本越多，模型精度越高，但SEMASS Resource Recovery因2020年碳排放数据的突然下降而使模型在对2020年进行预测时出现了相对较大的误差，综合考虑，在训练样本不小于5的情况下可以使模型的MAPE小于0.05。

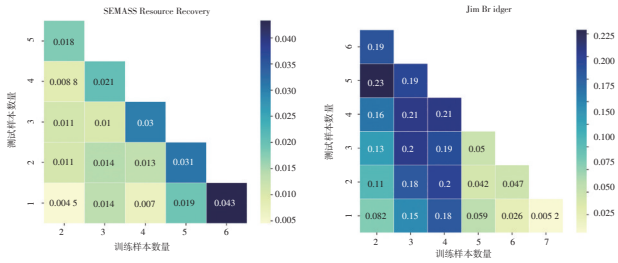


图4　模型预测精度与训练样本和测试样本数量的关系

4　结　语

本研究提出了一种基于热岛指数的火电厂年度碳排放估算方法，基于火电厂的Landsat8 LST产品数据、Modis LST产品数据和火电厂的年度碳排放数据，通过火电厂热岛指数来量化火电厂的热特征并使用决策树模型来进行火电厂年度碳排放量的预测。本研究发现：

1）火电厂的场景热特征可以有效表征火电厂的运行强度，从而进一步反映出火电厂的碳排放强度，其中，热岛指数不仅可以应用于宏观视角下的城市，还可以很好地定量化表达火电厂等小场景的热特征。

2）实验表明，本研究的方法具有良好的表现和性能，火电厂年度碳排放量预测精度的WIA可达到0.6以上，MAPE平均可达0.023 5，预测百分比误差小于5%。

本研究提供了一种全新的基于热岛指数的火电厂年度碳排放估算方法，这有助于未来进一步开展的火电厂碳核算和碳减排工作。

参考文献

[1] 秦大河. 气候变化科学与人类可持续发展[J]. 地理科学进展,2014,33(7):874-883

[2] Friedlingstein P, O'Sullivan M, Jones M W, et al. Global Carbon Budget 2022 [J]. Earth System Science Data, 2022, 14(11):4 811-4 900

[3] 张元栋,杜芬玲,王涛,等. 基于Landsat影像的建设用地扩展与碳排放关联分析[J]. 地理空间信息,2017,15(6):99-102

[4] Bella G, Massidda C, Mattana P. The Relationship Among CO_2 Emissions, Electricity Power Consumption and GDP in OECD Countries [J]. Journal of Policy Modeling, 2014, 36(6): 970-985

[5] 张晓光,张赢心,李士美,等. 基于土地利用的青岛市碳排放变化特征与预测[J]. 地理空间信息,2022,20(5):1-5

[6] 王鼎益,刘冬冬. 碳卫星高光谱数据CO_2柱浓度反演初步研究 [J]. 三峡生态环境监测, 2018,3(4):74-81

（下转第59页）