

矿业开发密集区地表热环境分异效应遥感评价模型构建研究

侯春华¹, 李富平^{1,2,3*}, 何宝杰⁴, 谷海红^{1,2,3}, 宋文^{1,5}

(1. 华北理工大学矿业工程学院, 河北唐山 063210;

2. 河北省矿业开发与安全技术重点实验室, 河北唐山 063210;

3. 河北省矿区生态修复产业技术研究院, 河北唐山 063210;

4. 澳大利亚新南威尔士大学建筑环境学院, 澳大利亚悉尼 2052;

5. 中国科学院地理科学与资源研究所 陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101)

摘要: 矿产资源的开发推动了社会经济的迅速发展,但同时也使矿区成为地表高温聚集区,对生态环境带来不利影响。基于 2000~2018 年研究区的 Landsat 卫星遥感影像,利用辐射传输方程法(Radiative Transfer Equation, RTE)反演地表温度(Land Surface Temperature, LST);基于 NDVI-DFI 像元三分模型反演植被覆盖度(Vegetation Fractional Coverage, VFC);借助回归分析法定量分析 4 个陆表生物物理指标(光合植被覆盖度(Fractional Cover of Photosynthetic Vegetation, f_{pv}),土壤湿度(Normalized Difference Moisture Index, NDMI),建筑指数(Normalized Difference Build-Up Index, NDBI),裸土指数(Bare Soil Index, BSI))对地表温度的驱动机制;利用主成分分析方法(Principal Component Analysis, PCA)耦合以上 4 个生态参数,提出一种能够综合分析矿业开发密集区地表热环境分异效应的遥感综合生态模型(Remote Sensing Integrated Ecological Index, RSIEI),利用时空分析法定量化和可视化分析矿业开发密集区地表热环境时空分异的影响机理;借助热场变异指数(Heat Index, HI)分析研究区地表热环境分异效应与生态环境质量之间的关系。结果表明:4 个生态参数对地表热环境分异效应具有不同的驱动作用,定量回归分析表明, f_{pv} 和 NDMI 与 LST 均呈线性负相关关系,并通过了 $p < 0.01$ 的显著性检验,说明光合植被覆盖度和土壤湿度的增加,对地表均具有降温效应;NDBI 和 BSI 与 LST 均呈线性正相关关系,并通过了 $p < 0.01$ 的显著性检验,说明建筑用地和裸地面积的增加,对地表起升温效应。4 个镇域矿业开发密集区 RSIEI 影像与 LST 影像的空间光谱分布特征表明,二者具有空间逆关联特点,即 RSIEI 值高(生态环境质量好)的像元对应于 LST 值低的像元,反之亦然。对 4 个镇域矿业开发密集区 3 个年份的 RSIEI 与 LST 的定量回归分析表明,RSIEI 的值每上升 10%,LST 的值相应下降 0.67~0.77°C。经验证基于主成分分析方法建立的 RSIEI 模型适用于矿业开发密集区地表热环境分异效应的综合评估。

关键词: 遥感;地表温度;生物物理指标;矿业开发密集区;RSIEI 模型

中图分类号: X87 文献标识码: A

Study on surface thermal environment differentiation effect in mining intensive area through developing remote sensing assessment model

HOU Chun-Hua¹, LI Fu-Ping^{1,2,3*}, HE Bao-Jie⁴, GU Hai-Hong^{1,2,3}, SONG Wen^{1,5}

(1. College of Mining Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan, 063210, China;

2. Hebei Key Laboratory of Mining Development and Security Technology, Tangshan, 063210, China;

收稿日期: 2019-11-17, 修回日期: 2020-05-09

Received date: 2019-11-17, Revised date: 2020-05-09

基金项目: 河北省自然科学基金-钢铁联合基金项目(E2015209300);河北省高等学校青年拔尖人才计划项目(BJ2014029);河北省引进留学人员资助项目(CL201633);唐山市科学技术研究与发展计划重点项目(19150247E);唐山市科技创新团队培养计划项目(19130206C)

Foundation items: Supported by the the Natural Science Foundation of Hebei Province, China (E2015209300); the Educational Commission of Hebei Province, China (BJ2014029); the Scientific and Technological Research Foundation for the Selected Returned Overseas Chinese Scholars, Department of Human Resources and Social Security of Hebei, China (CL201633); the Science and Technology Planning Key Project of Tangshan, China (19150247E); the Science and Technology Innovation Team Project of Tangshan, China (19130206C).

作者简介(Biography): 侯春华(1981-),女,河北唐山人,博士研究生,主要研究方向为矿区生态恢复与重建. E-mail: houchunhua@stu.ncst.edu.cn

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: 18603158003@163.com

3. Hebei Industrial Technology Institute of Mine Ecological Remediation, Tangshan 063210, China;
4. Faculty of Built Environment, University of New South Wales, Sydney 2052, Australia;
5. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: The exploitation of mineral resources has promoted rapid economic growth, but it has also caused mining areas to have increased surface thermal flux, which has a negative impact on the ecological environment. In this study, using on Landsat satellite remote sensing images of the study area from 2000 to 2018, the radiative transfer equation method was used to invert Land Surface Temperature (LST). VFC in the study area was inverted based on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)-Dry Fuel Index (DFI) three-component pixel model. Mixed pixels were decomposed into Photosynthetic Vegetation (PV), Non-Photosynthetic Vegetation (NPV), and Bare Soil (BS). Based on the four ecological parameters, Fractional Cover of Photosynthetic Vegetation (f_{pv}), Normalized Difference Moisture Index (NDMI), Normalized Difference Built-up Index (NDBI), and Bare Soil Index (BSI), a remote sensing integrated ecological index (RSIEI) model which can comprehensively evaluate the differentiation effect of the surface thermal environment in mining intensive areas is proposed using Principal Component Analysis (PCA). The relationship between the differentiation effect of the surface thermal environment and the quality of the ecological environment was studied using the heat island variation index. The results showed that the NDVI-DFI feature space of the study area conforms to the basic assumption of the three-component pixel model. And the four ecological parameters are closely related to the differentiation effect of the surface thermal environment. From the regression equation of the four ecological parameters and LST in study area over three years, it can be seen that f_{pv} and NDMI has a significant linear negative correlation with LST ($p < 0.01$); NDBI and BSI have a significant linear positive correlation with LST ($p < 0.01$). The spatial distribution of normalized RSIEI images and normalized LST images of study area showed an inverse spatial correlation, i. e., the areas with high RSIEI (good ecological quality) in the study area correspond to the areas with low LST and vice versa. The quantitative regression analysis of RSIEI and LST in 3 years in 4 mining intensive areas shows that, when RSIEI is increased by 10%, LST was decreased by 0.67 - 0.77°C. It is proved that the RSIEI model based on Principal Component Analysis (PCA) is suitable for the comprehensive evaluation of the surface thermal environment differentiation effect in mining intensive areas.

Key words: remote sensing, land surface temperature, biophysical parameters, mining intensive area, RSIEI model

PACS: 44.40.+a, 95.75.Rs

引言

以能源而兴起的城市坐落着大量开采矿区、工业园区等生产设施,在促进地方经济、文化等快速发展的同时,也带来一些生态环境问题。例如由于矿产开发引起的不当开挖、覆被占用和土地占用改变了城市下垫面的热特性,这些变化降低了植被蒸散,增加了不透水材料对太阳热辐射的吸收,不仅导致地表热环境聚集效应的出现,还会加大周边地表热环境的分异效应^[1-3]。地表温度是描述陆表过程和反映地表特征的重要参数^[4-5]。矿业开发密集区是指无论是矿山企业数量,还是矿山企业所占用地数量来说都是相对集中的区域^[6]。近些年,以

地表热环境分析研究作为改善矿业开发密集区生态环境的重要组成部分,受到越来越多的关注。以往通过地表温度的格局及动态变化反映人类活动作用于地表能量机理的研究多集中于城市区域^[7-9],而在人类活动强烈的矿业开发密集区域,定量分析矿业开发对区域升温的贡献鲜见报道。地表热格局是一个涉及一系列陆地环境参数的复杂物理现象,以往多以单独分析单个陆表生物物理指标(植被覆盖度^[10-11]或不透水面^[12])对地表热环境异质性影响机制的研究显然是不充分的。因此,若能准确而快速地获取矿业开发密集区地表温度和地表相关参数,耦合多种生态指标构建评价模型,综合分析多种因素对矿业开发密集区地表热环境分异效

应的驱动作用,将会为矿业开发密集区的产业布局、矿产开发、生态保护及可持续发展提供重要的指导意义。

本文目的是基于遥感技术,选择典型的矿业开发密集区,定量分析研究区4个遥感生态参数(f_{pv} , NDMI, NDBI, BSI)对矿业开发密集区地表热环境分异效应的驱动力和驱动机制,并利用主成分分析方法耦合以上4个陆表生态参数提出一种遥感综合生态模型RSIEI,讨论该模型对分析矿业开发密集区地表热环境分异效应的综合驱动作用。这项研究将有助于我们更好地理解矿业开发密集区地表热环境分异效应的影响机理,帮助决策者制定有效的环境治理政策。

1 研究区与研究方法

1.1 研究区与数据源

1.1.1 研究区概况

研究区位于中国河北省唐山市东北部,燕山南麓,滦河岸边的迁安市。地理坐标为东经 $118^{\circ}37' \sim 118^{\circ}55'$,北纬 $39^{\circ}51' \sim 40^{\circ}15'$ 之间,西距北京市215 km,天津市160 km,东至秦皇岛市75 km,南距京唐港90 km,与唐山市相距90 km,总面积1208 km²,境内涵盖19个乡镇。迁安市境内地形呈“簸箕状”,地势西北高,东南低。属暖温带、半湿润季风性气候。境内最高山峰海拔为695.70 m(五重安乡的大嘴子山),最低平原海拔为32.30 m(彭店子乡南丘村西)。迁安市金属矿藏主要是铁,储量达27.2亿吨,矿石品位在30%左右,素有“铁迁安”之称。迁安市采矿业发达,采矿点主要分布在西南部地区,其中马兰庄镇、蔡园镇、杨店子镇和赵店子镇等乡镇内采矿场分布最为密集,分别以符号A、B、C、D表示。杨各庄镇、建昌营镇、大五里乡、太平庄乡等乡镇内采矿场分布较为稀少,分别以符号E、F、G和H表示(图1)。本文重点对乡镇A、B、C、D的地表热环境时空分异效应影响机理进行分析,并利用乡镇E、F、G、H做对比验证。

表1 遥感影像数据

Table 1 Remote sensing image data

卫星	传感器类型	影像过境日期	影像过境时间	云量/%	轨道号	波段数/个
Landsat 5	TM	2000-9-6	AM 10:25	0.01%	122/32	7
Landsat 5	TM	2008-9-12	AM 10:32	0.01%	122/32	7
Landsat 8	OLI/TIRS	2018-9-8	AM 10:46	1.98%	122/32	9/2

成像时间为格林尼治时间,影像过境时间为成像时间加上8个区时,AM为上午。

1.1.2 数据来源与预处理

参与研究的3期影像均为来源于美国地质调查局(USGS)Landsat官方网站(United States Geological Survey, <http://glovis.usgs.gov/>)的Level 1T级Landsat中分辨率系列卫星产品,3期影像季相相同,均为夏末秋初时节,影像质量完好,满足研究需要(表1)。

影像预处理主要是对可见光波段进行辐射定标和FLAASH大气校正,将像元灰度值转换为辐射亮度值,消除大气影响。对Landsat5 TM的第6波段和Landsat8 TIRS的第10波段(鉴于TIRS 11热红外波段的定标参数偏差较大,因此采用单通道算法单独反演TIRS 10波段来求算地表温度^[13])两个热红外波段单独进行辐射定标用于LST反演。最后利用各乡镇矢量边界对预处理结果进行裁剪用于本文研究。

1.2 遥感综合生态模型(RSIEI)构建

1.2.1 生态参数

众多研究表明,地表裸露程度、建筑密集程度、地表绿化程度、土壤湿度等陆表生物物理指标均能够反映地表生态状态,并且对地表温度具有一定的正面或负面影响^[14-16]。

(1)本文选用由Guerschman等^[17]提出的像元三分模型建立NDVI-DFI特征空间提取PV端特征值,计算 f_{pv} 表征研究区光合植被覆盖度。理想情况下,影像的NDVI-DFI特征空间表现为三角形^[17]。以2000年为例,研究区NDVI-DFI特征空间散点图均表现为三角形,与理论上的概念模型基本一致,符合像元三分模型的基本假设(图2)。具体计算过程可参照文献^[18]。

(2)利用可以有效反映土壤、植被及水体中水分特征的归一化水汽指数(NDMI)表征地表湿度状况^[19-20]。

$$NDMI = (R_{nir} - R_{mir}) / (R_{nir} + R_{mir}), \quad (1)$$

式中 R_{nir} 和 R_{mir} 分别代表近红外和中红外波段的光谱反射率。

(3)采用归一化建筑指数(NDBI)表征研究区的

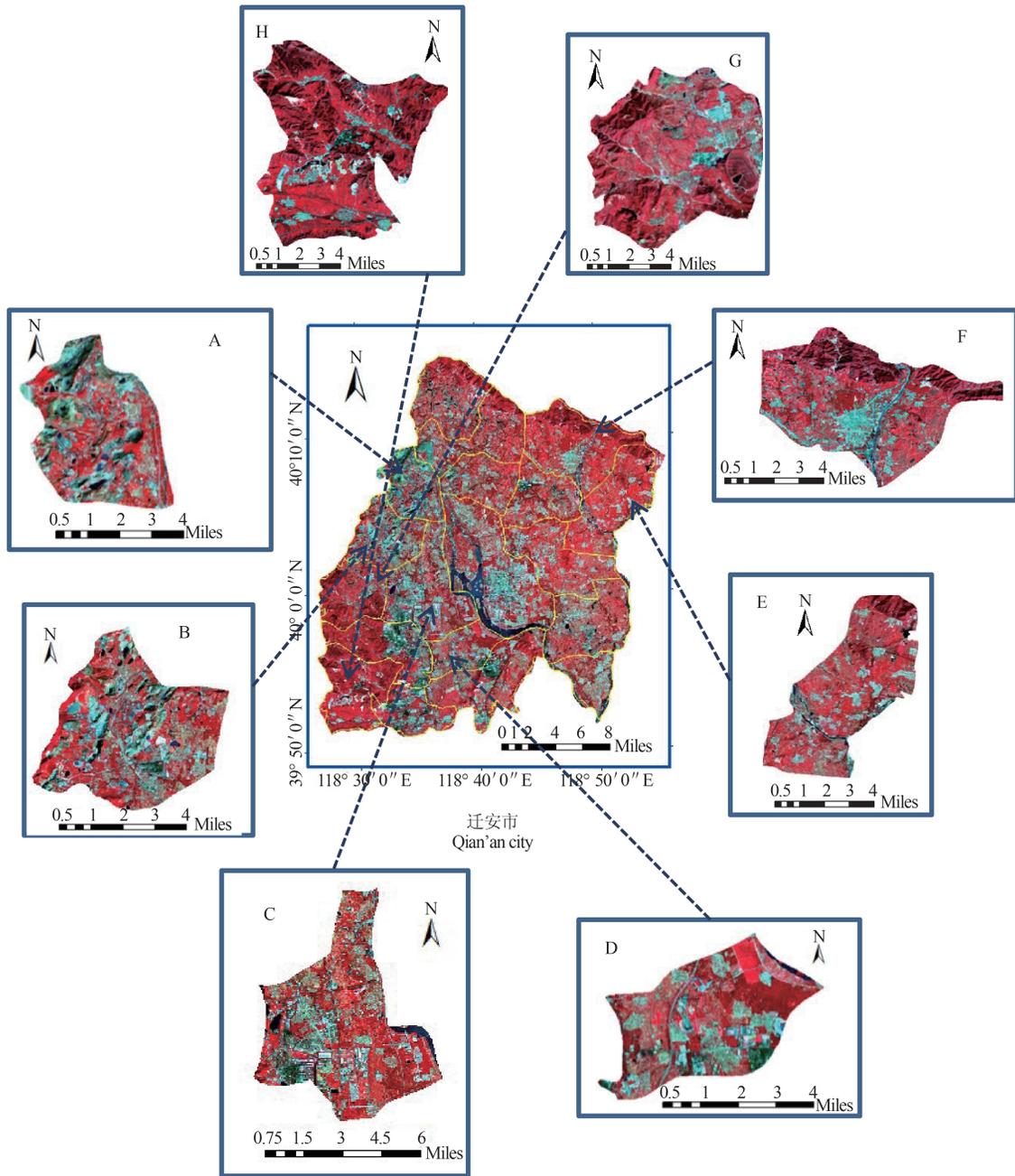


图1 迁安市和乡镇A、B、C、D、E、F、G、H的Landsat卫星影像
 Fig. 1 Landsat satellite image of study area

建成区和不透水面信息^[21]。公式为：

$$NDBI = (R_{mir} - R_{nir}) / (R_{mir} + R_{nir}), \quad (2)$$

式中 R_{mir} 和 R_{nir} 分别代表中红外波段和近红外波段光谱反射率。

(4) 由于采矿活动的实施直接剥离掉大量矿区采场表土, 出现的大面积裸露地表在遥感影像上与裸土的光谱特征相一致, 因此采用Rikimaru^[22]在1996年提出的增强型裸土指数(BSI)来表征研究区

的矿区采场等裸露地表信息。公式为：

$$BSI = ((R_{swir1} + R_{red}) - (R_{blue} + R_{nir})) / ((R_{swir1} + R_{red}) + (R_{blue} + R_{nir})), \quad (3)$$

式中 R_{swir1} 、 R_{red} 、 R_{blue} 和 R_{nir} 分别代表短波红外1波段, 红波段, 蓝波段和近红外波段的光谱反射率。

1.2.2 遥感综合生态模型(RSIEI)构建

由于单独分析单一生态参数对矿业开发密集区地表热环境分异效应的影响机理是不充分的, 因

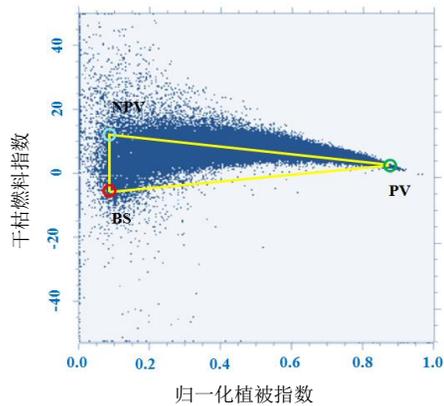


图2 2000年NDVI-DFI特征空间

Fig. 2 Feature space of NDVI-DFI in 2000

此结合研究区地物特点考虑光合植被覆盖度 f_{PV} 、土壤湿度NDMI、建筑指数NDBI和增强型裸土指数BSI这4个陆表生物物理指标对地表热环境分异特征的综合驱动作用,拟建的遥感综合生态模型(Remote Sensing Integrated Ecological Index, RSIEI)表示为这4个生态指标的函数。由于各指标对地表热环境异质性的驱动力不同,需要对模型中各指标参数赋予不同的权重。当前,主成分分析(PCA)方法是一种将多个变量通过正交线性变换来选出少数重要变量的多维数据压缩技术,它将多维信息集中到少数几个特征分量上,而其中的第一个主分量是对原始多变量数据集方差贡献最大的新变量,克服了以往指标权重需要人为确定而影响评价结果的缺陷,因此,本文采用PCA方法集成以上4个变量构建RSIEI^[23-25](图3)。计算公式为:

$$RSIEI = 1 - (PCA_1) \{ [f(f_{PV}, NDMI, BSI, NDBI)] \} = 1 - \sum_{k=1}^n \left(\frac{n}{k} \right) a_k (PCA)_k, \quad (4)$$

式(4)中 PCA_1 为PCA的第一个主成分, a_k 为主成分方差贡献权重, $(PCA)_k$ 为各生态指标k的第一个主成分, n 为基本生态参数的个数。

计算得到3期影像RSIEI结果后进行正规化处理,将其值固定在 $[0, 1]$ 范围内,值越接近1代表生态环境质量越好。

1.3 LST反演

1.3.1 基于辐射传输方程法反演LST

辐射传输方程法(RTE)是最早发展起来的一种地表温度反演算法,具有广泛的适用性,可应用于热红外遥感数据上的各种传感器,基本原理为去除大气影响前提下,借助大气辐射传输方程,将卫星所观测到的地表热辐射强度转化为相应的地表温

度^[26]。具体实现为:

卫星传感器接收到的热红外光谱辐射亮度值 L_λ 的辐射传输方程:

$$L_\lambda = [\varepsilon B(LST) + (1 - \varepsilon)L_d]\tau + L_u, \quad (5)$$

L_u 和 L_d 分别为大气向上和向下辐射亮度; τ 为大气在热红外波段的透过率; $B(LST)$ 为黑体热辐射亮度; ε 为地表比辐射率。 L_λ 、 $B(LST)$ 、 L_u 和 L_d 的单位均为 $W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr)$ 。将影像成像时间、中心经纬度和其他参数信息输入NASA提供的网站(<http://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>)中即可得到大气校正参数(表2)^[27]。

地表比辐射率公式:

$$\varepsilon = 0.004 \times VFC + 0.986, \quad (6)$$

式中, VFC 为各像元的植被覆盖度。假设大气、地表对热辐射具有朗伯体性质,则温度为 LST 的黑体在热红外波段的辐射亮度 $B(LST)$ 为:

$$B(LST) = [L_\lambda - L_u - \tau(1 - \varepsilon)L_d] / \tau\varepsilon. \quad (7)$$

地面真实温度 LST 可以用普朗克公式的函数获取:

$$LST = K_2 / \ln(K_1 / B(LST) + 1). \quad (8)$$

由于采用不同热红外传感器的卫星影像反演 LST ,所以普朗克公式中 K_1 和 K_2 的取值不同。

对于Landsat5 TM影像第6波段:

$$K_1 = 607.76 W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr), K_2 = 1260.56 K;$$

对于Landsat8 TIRS影像第10波段:

$$K_1 = 774.89 W/(m^2 \cdot \mu m \cdot sr), K_2 = 1321.08 K^{[28]}.$$

1.3.2 LST验证

利用NASA官网提供的全球每日1 km分辨率的SIN投影坐标网格产品,对LST反演结果进行对比验证。该产品是等级为3的HDF格式存储的MOD11A1地表温度数据,包含12个波段。该产品采用了基于物理的白天/黑夜地表温度反演方法^[29]。本文利用与迁安市LST反演结果同期的MOD11A1产品白天的温度波段进行对比验证。由于MOD11A1产品与Landsat坐标不一致,在验证前需在ENVI5.3软件中利用MODIS重采样工具MRT,对MOD11A1数据进行投影坐标转换和影像镶嵌,然后利用研究区矢量进行裁切并进行地表温度单位转换。比较迁安市LST反演结果与MOD11A1地表温度产品数据,二者在3期数据的总体变化趋势上基本一致(图4),可用于下一步研究。

1.4 迁安市土地利用分类

为分析矿业开发密集区地表热环境时空异质

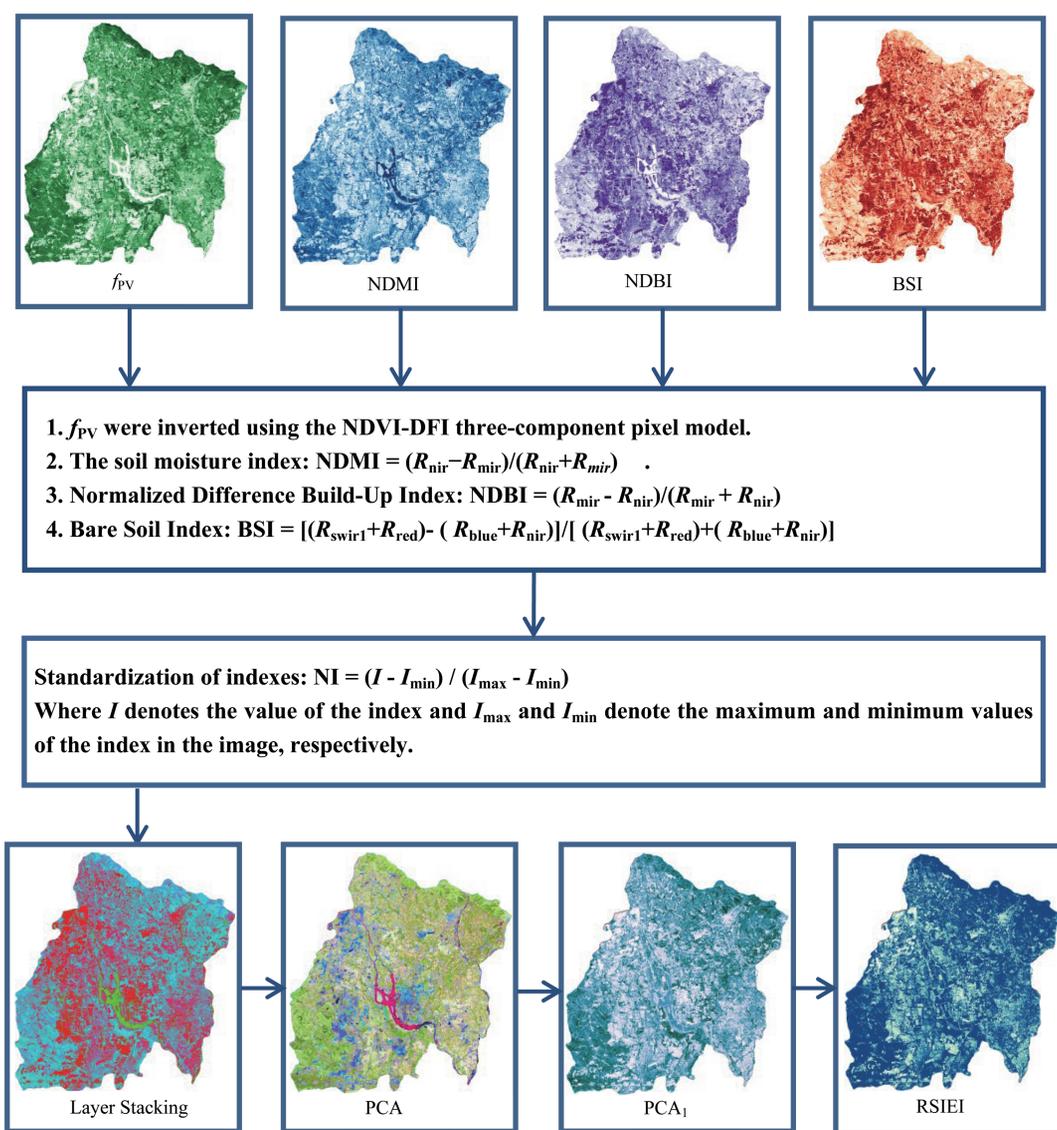


图3 RSIEI构建流程; f_{pV} 表示光合植被覆盖度、NDMI表示土壤湿度、NDBI表示建筑指数、BSI表示增强型裸土指数。 R_{nir} 、 R_{mir} 、 R_{swir1} 、 R_{red} 、 R_{blue} 分别代表近红外波段、中红外波段、短波红外1波段、红波段和蓝波段的光谱反射率。Layer Stacking代表4个生态参数波段组合,PCA代表主成分分析, PCA_1 代表第1主成分,RSIEI代表遥感综合生态指数。

Fig. 3 RSIEI flow chart of calculation

表2 大气校正参数

Table 2 Atmospheric correction parameters in the study area

大气校正参数	2000-9-6	2008-9-12	2018-9-8
热红外波段大气透过率 τ	0.92	0.80	0.83
大气向上辐射亮度 L_u	0.55	1.51	1.27
大气向下辐射亮度 L_d	0.96	2.51	2.14

性特征,利用随机森林分类法对迁安市地表下垫面扰动类型进行土地利用分类,随机森林是机器学习领域的研究热点,具有分类精度高、泛化能力强、数据挖掘能力优异等优点^[30]。迁安地区是我国重要

的铁矿基地,同时具有大面积的林地和农业用地等,因此本文结合研究区地表下垫面扰动类型特点,将迁安市境内地物分为6大类,分别为林地、耕地、工矿用地、居民地、水域和未利用地6大类,并利用同期GF-1影像(预处理工作包括辐射定标、正射校正、镶嵌、裁剪)对分类结果进行精度验证。

2 结果与分析

2.1 地表热环境时空异质性特征分析

对迁安市2018年土地利用进行分类发现,境内林地主要集中于北部和西南部山区;耕地遍布整个研究区境内;西部地区的工矿用地较为密集;研究

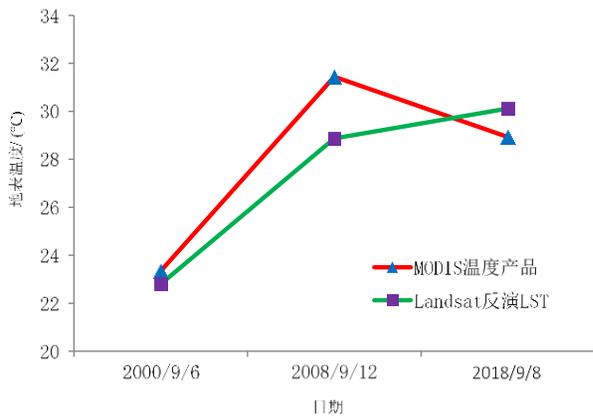


图4 基于Landsat影像利用辐射传输方程法反演地表温度验证

Fig. 4 Comparison on RTE of Landsat data and MODIS temperature product

区中部城镇村居民地比较集中,四周较为分散;水域主要是中心部位的滦河水系和各矿区尾矿库内的少量尾水;未利用地分布较少(图5)。2000年和2008年影像具有相似分布特征。

利用境内各乡镇矢量边界将2018年分类结果裁剪为19个乡镇,统计各类地物面积占比(图6)。乡镇A、B、C、D的工矿用地占地面积均大于10%,其中乡镇A和B更是高于20%,参照文献[31]中的模糊综合聚类分析方法和分析结果,选取以上4个乡镇为本文重点分析的4个矿业开发密集区。乡镇

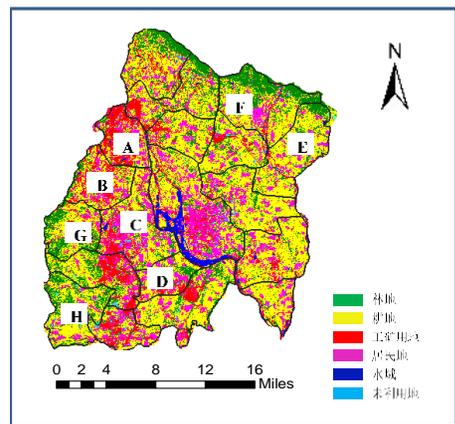


图5 迁安市2018年土地利用分类图

Fig. 5 Land use classification of Qian'an City of 2018

E、F、J、H这4个乡镇工矿用地占地面积均小于10%,采矿点较少,均为非矿业开发密集区,用于验证RSIEI模型在分析矿业开发密集区地表热环境时空分异效应影响机理中的适用性。

2.1.1 矿业开发密集区LST时空异质性特征分析

为可视化和定量化分析研究区2000~2018年地表热环境异质性特征,对LST和LUCC进行叠加分析,统计各类地物LST均值(表3)。由图7可知(对照图5),2000年乡镇A、B、C、D境内最高温度分别聚集于乡镇A北部和中南部、乡镇B中部、乡镇C西

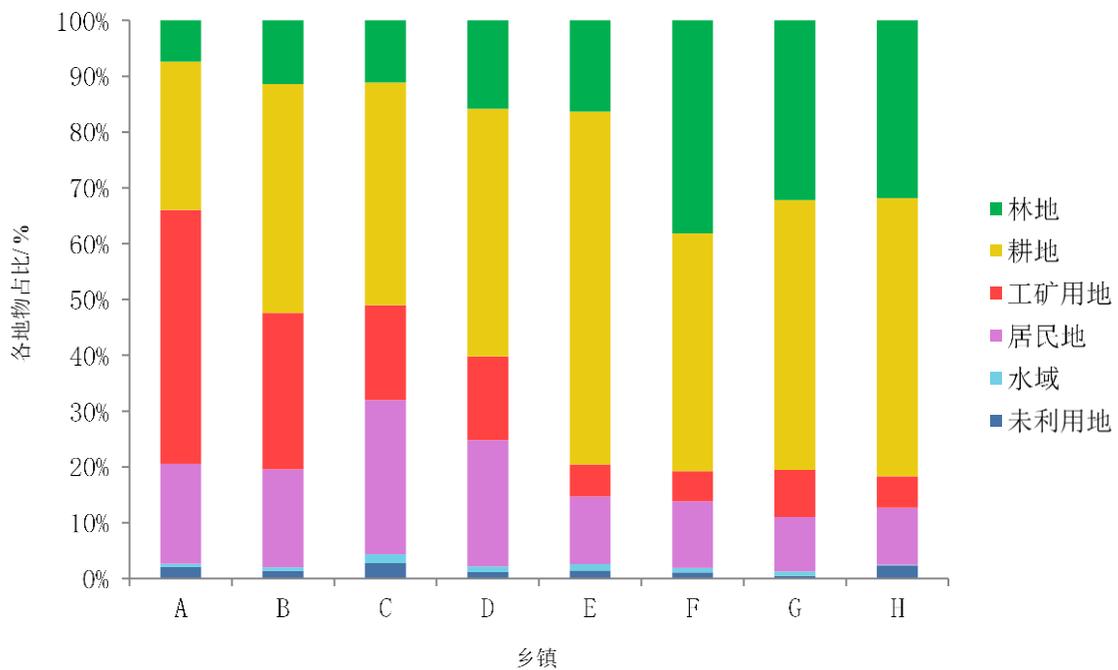


图6 2018年乡镇A、B、C、D、E、F、G、H地物面积占比(%)

Fig. 6 Percentage of land occupied by various types of ground objects in 8 townships on 2018

部和乡镇D中东部的露天矿区采场境内,温度较低的区域均分布于研究区境内的林地和水域。2000年以后随着矿业的大规模开发,采矿境界不断扩张,2008年和2018年4个乡镇境内的露天矿区分别在2000年基础上沿原开采境界向外围扩展,但最高温度仍然聚集于各乡镇境内的露天矿区采场境内,温度较低的区域仍位于林地和水域。由表3可知,3期影像4个乡镇地表热环境异质性呈现明显的规律性,各乡镇地物地表温度均呈现出工矿用地>居民地>耕地>林地>水域的分异特征。

表3 2000~2018年矿业开发密集区各地物LST均值(°C)

Table 3 The mean of LST in the mining intensive areas from 2000 to 2018

年份	区域	林地	耕地	工矿用地	居民地	水域
2000年	A	17.53	22.53	31.38	27.62	16.78
	B	18.62	22.23	32.26	26.56	15.25
	C	18.44	21.07	31.59	28.11	14.97
	D	19.03	22.01	31.21	27.74	15.36
2008年	A	26.20	28.11	37.52	29.80	22.53
	B	27.78	30.47	37.88	31.12	21.58
	C	27.10	30.97	36.87	32.19	20.22
	D	26.94	29.68	36.99	29.87	21.87
2018年	A	25.25	31.77	36.78	33.54	22.61
	B	26.32	32.01	37.21	33.33	22.02
	C	25.88	32.58	36.82	34.25	21.32
	D	25.78	30.15	36.32	32.89	20.20

未利用地占地面积和对LST影响均较小,可以忽略不计,因而不统计该地类地温均值。

2.2 地表热环境异质性驱动机理分析

2.2.1 地表热环境异质性驱动力分析

为量化探究 f_{pv} 、NDMI、NDBI和BSI这4生态

参数对矿业开发密集区地表热环境异质性的驱动机制,以2018年为例对乡镇A、B、C、D的4个陆表生物物理指标及LST,利用ArcGIS10.2软件分别提取100个随机点,为防止点重合,约束距离大于60米。利用SPSS22.0软件将LST作为因变量,4个指标分别作为自变量进行回归分析(表4)。回归结果表明,4个生态参数对地表热环境分异效应具有不同的驱动作用。其中 f_{pv} 和NDMI与LST呈线性负相关关系,并通过了 $p<0.01$ 的显著性检验,由回归系数可知, f_{pv} 每增加10%,会使LST相应下降0.75~0.90°C,NDMI每上升10%,会使LST相应下降0.82~1.01°C,说明光合植被覆盖度和土壤湿度的增加,对地表温度均具有降温效应,且从方程回归系数来看,4个乡镇NDMI对地表的降温强度要高于 f_{pv} 。NDBI和BSI与LST呈线性正相关关系,并通过了 $p<0.01$ 的显著性检验,由回归系数可知,NDBI每增加10%,会使LST相应上升0.83~1.00°C,BSI每增加10%,会使LST相应上升0.78~0.86°C。说明城镇村居民地等建筑物与矿区采场等裸地面积的增加,对地表温度具有升温作用,且从方程回归系数来看,乡镇B、C、D的NDBI对地表升温强度要高于BSI。

2.2.2 基于RSIEI模型对地表热环境分异效应的综合驱动力分析

为了进一步定量化、可视化探究研究区地表热环境分异效应对以上4个陆表生物物理指标时空变化的综合响应规律,利用PCA方法集成以上4个指标构建RSIEI模型。2000、2008、2018年4个指标在第1主成分的贡献率分别为96.49%、92.50%和92.50%(表5),表明第1主成分已经集成了4个指标的大部分特征,可用于构建RSIEI模型。

利用3期影像第1主成分分析结果确定的各指



图7 4个矿业开发密集区2000~2018年LST空间分布:(a) 2000 (b) 2008 (c) 2018

Fig. 7 Spatial distribution of LST in study area from 2000 to 2018

表4 2018年矿业开发密集区4个生态参数与LST回归分析

Table 4 Single factor regression results based on four normalized ecological parameters(x) and normalized LST(y) of 2018

Town	f_{pv} - LST	NDMI - LST	NDBI - LST	BSI - LST
A	$y = -7.54x + 35.09$ $R^2 = 0.45$	$y = -8.43x + 35.39$ $R^2 = 0.59$	$y = 8.25x + 26.88$ $R^2 = 0.55$	$y = 8.45x + 26.71$ $R^2 = 0.63$
B	$y = -9.02x + 35.31$ $R^2 = 0.61$	$y = -10.14x + 35.32$ $R^2 = 0.75$	$y = 10.00x + 25.05$ $R^2 = 0.74$	$y = 8.63x + 25.58$ $R^2 = 0.76$
C	$y = -7.63x + 35.00$ $R^2 = 0.46$	$y = -8.22x + 34.79$ $R^2 = 0.64$	$y = 8.48x + 26.36$ $R^2 = 0.59$	$y = 7.83x + 26.62$ $R^2 = 0.61$
D	$y = -8.42x + 34.70$ $R^2 = 0.69$	$y = -9.17x + 34.98$ $R^2 = 0.81$	$y = 9.16x + 25.64$ $R^2 = 0.81$	$y = 8.28x + 25.91$ $R^2 = 0.82$

表5 2000~2018年4个陆表生物物理指标主成分分析

Table 5 Principal component analysis of four factors from 2000 to 2018

年份 Year	指标 Indicator	第1主成分 PCA ₁	第2主成分 PCA ₂	第3主成分 PCA ₃	第4主成分 PCA ₄
2000	特征值贡献率 Percent of Eigenvalue(%)	96.49	3.20	0.31	0.00
2008	特征值贡献率 Percent of Eigenvalue(%)	92.50	7.04	0.47	0.00
2018	特征值贡献率 Percent of Eigenvalue(%)	92.50	6.36	1.13	0.00

标权重,计算得到迁安市3期RSIEI影像,并利用乡镇A、B、C、D矢量边界进行裁剪,分别探究2000、2008和2018年4个乡镇地表热环境分异效应对4个陆表生物物理指标的综合响应规律(表6)。RSIEI模型各指标第1主成分(PCA₁)的载荷中, f_{pv} 和NDMI这2个指标与NDBI和BSI符号相反,表明4个指标对地表热环境起的作用不同,其中NDBI和BSI对地表温度起增温作用, f_{pv} 和NDMI对地表温度起降温作用。并且3期影像4个乡镇的NDMI载荷值均大于 f_{pv} ,说明在综合分析4个生态指标时,NDMI对地表降温作用大于 f_{pv} ;除2008年乡镇A和2018年乡镇A和C之外,BSI载荷值均大于NDBI,说明在综合分析4个生态指标时,BSI对地表增温作用大于NDBI。以2018年乡镇B为例,在单因子回归分析时,NDBI和BSI每增加10%,地表温度相应上升1.00°C和0.86°C,说明NDBI对地表升温强度要高于BSI;而在综合多因子的RSIEI模型第1主成分中,BSI载荷大于NDBI,说明综合分析4个因素对LST的驱动作用时,BSI对地表升温强度要高于NDBI,可见由于研究区地表热环境异质性是由多种因素共同作用决定的,单因素分析不能全面反映各生态参数与地表温度间的真实关系^[32]。

表6 2000~2018年4个陆表生物物理指标PCA₁载荷统计值Table 6 The four biophysical indicators PCA₁ load statistics from 2000 to 2018

年份	区域	f_{pv}	NDMI	NDBI	BSI
2000	A	-0.4800	-0.5079	0.5042	0.5074
	B	-0.4392	-0.5115	0.5107	0.5336
	C	-0.4358	-0.5072	0.5091	0.5418
	D	-0.4072	-0.5102	0.5132	0.5572
2008	A	-0.4651	-0.5157	0.5138	0.5038
	B	-0.4440	-0.5122	0.5106	0.5290
	C	-0.3756	-0.5318	0.5314	0.5420
	D	-0.3183	-0.5462	0.5465	0.5492
2018	A	-0.4963	-0.5061	0.5015	0.4961
	B	-0.4624	-0.5112	0.5079	0.5166
	C	-0.4430	-0.5191	0.5182	0.5155
	D	-0.4448	-0.5077	0.5074	0.5356

PCA₁载荷代表各指标对RSIEI的贡献度。 f_{pv} 、NDMI、NDBI、BSI和RSIEI分别代表光合植被覆盖度指标、土壤湿度指标、建筑指标、裸土指标和遥感综合生态模型。

2.3 地表热环境分异效应的时空驱动机制

2.3.1 基于RSIEI的地表热环境异质性时空驱动机制

为探究RSIEI对地表热环境分异效应的时空驱

动机制,首先分别对基于4个生态参数构建的RSIEI和LST反演结果进行正规化处理(图8),对照土地利用分类图(图5),由图8a可知乡镇A、B、C、D境内存在明显的地表热环境分异特征,图中高温区主要分布于矿区采场和城镇村居民地,中低温区主要分布于林地、耕地和水域。图8(b)中RSIEI值高的区域大多分布于林地、耕地和水域,而RSIEI值低的区域主要分布于矿区采场和城镇村居民地。对比图8a和8b,RSIEI与LST的总体空间分布呈现正好相反的分布特征,即二者具有空间逆关联的特点。由RSIEI影像可知,绿度和湿度高的区域生态环境更好,LST更低,对地表热环境具有一定的降温作用;而绿度和湿度低的工矿用地和城镇村居民地等裸地和建筑不透水面区域生态环境更差,LST相对更高,对于地表热环境起到更大的升温作用。

为进一步分析研究区生态环境质量分布规律与研究区热环境分异效应关系,选取合适的分级方法对2018年A乡镇的LST影像进行等级划分。热场变异指数常用于城市热岛分析,取得了较好效果^[34]。利用热场变异指数HI(T)表征地表热环境等级分异特征。

$$HI(T)=(T-T_{mean})/T_{mean}, (9)$$

式中HI(T)是热场变异指数,T是某点的地表温度,T_{mean}是地表温度均值。

将LST反演结果分为五个等级得到地表热环境分异图(图9(a)),与2018年RSIEI分成五个等级的生态环境质量分异图对比分析发现(图9(b)),图9

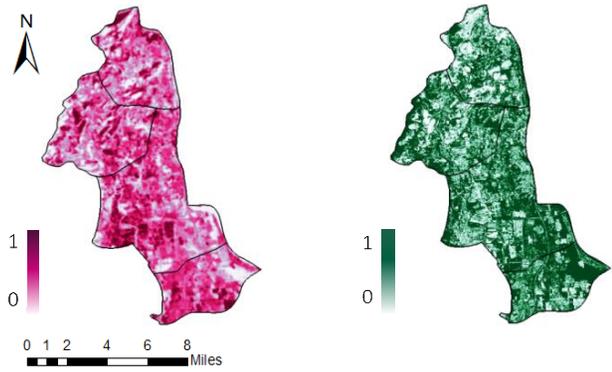


图8 4个矿业开发密集区LST与RSIEI空间分布:(a) LST (b) RSIEI
Fig. 8 Spatial distribution patterns of LST and RSIEI in the study area on 2018

(a)中的低温区、次低温区、中温区、次高温区 and 高温区,与图9b中生态环境优秀、良好、中等、次差和差的区域,具有大面积重叠现象,说明LST的空间分布一定程度上影响着RSIEI的空间分布,反之亦然。经统计得出2018年A乡镇地表热环境分异图中的高温区均位于矿区采场境内,PV分布最低,BSI分布最高,高温聚集效应非常明显,最高温度高达42.23°C。

为进一步定量化和可视化分析矿业开发密集区地表热环境时空异质性机理,以0.2相等间隔对各年份RSIEI进行等级划分(图10),分成优秀、良好、中等、较差和差5个等级,并对3个年份每个等级面积占比进行统计分析(表7)。

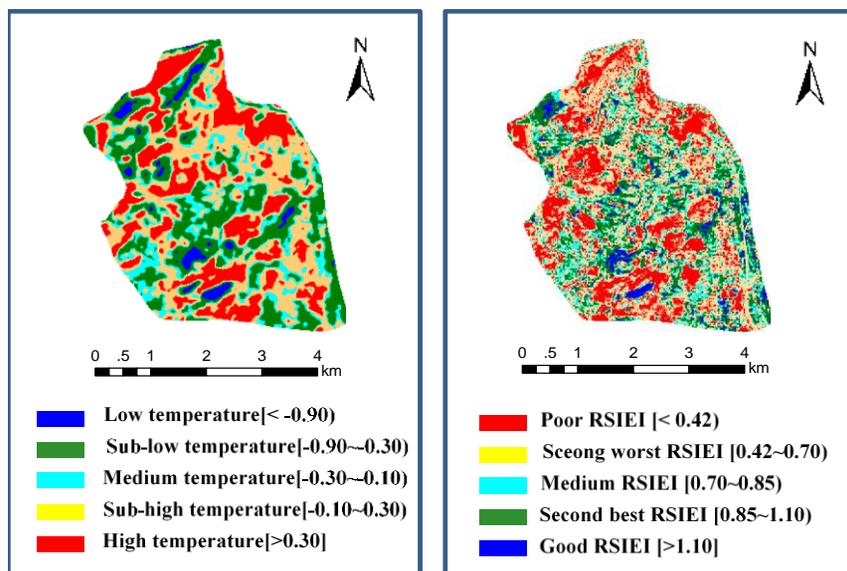


图9 2018年A乡镇地表热环境分异图与生态环境质量分异图:(a) 地表热环境分异图 (b) 生态环境质量分异图
Fig. 9 Spatial distribution patterns of LST and RSIEI in the A town on 2018.

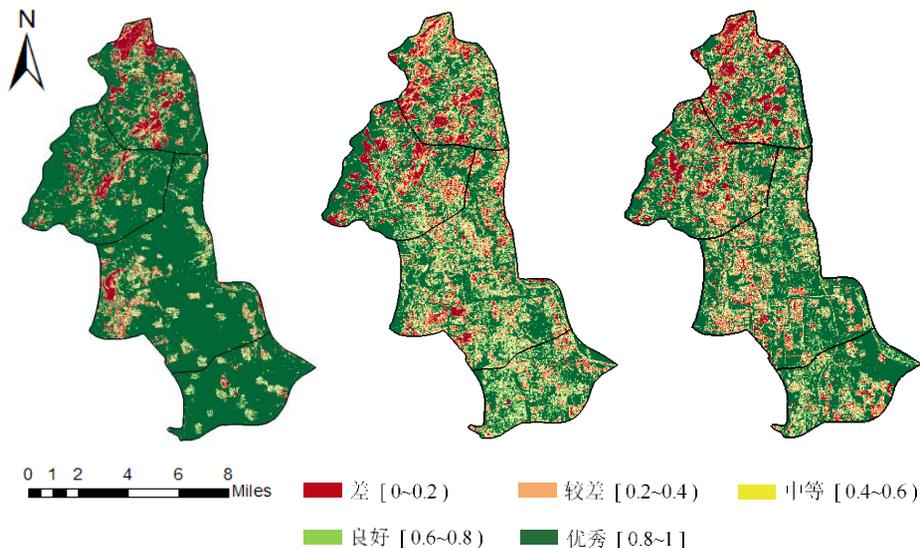


图 10 4 个矿业开发密集区 2000~2018 年 RSIEI 空间分布:(a) 2000 (b) 2008 (c) 2018

Fig. 10 Spatial distribution of RSIEI in study area from 2000 to 2018

表 7 2000~2018 年 RSIEI 等级变化

Table 7 The RSIEI rating changes from 2000 to 2018

等级	RSIEI 区域	面积占比%			变化幅度		
		2000	2008	2018	2000— 2008	2008 — 2018	2000— 2018
差 0~0.2	A	18.86	17.08	20.30	-1.78	2.5	1.44
	B	5.93	20.75	13.31	7.91	-7.44	7.38
	C	3.36	6.46	5.19	3.1	-1.27	1.83
	D	1.33	3.05	3.63	1.72	0.59	2.30
较差 0.2~0.4	A	9.41	18.64	15.55	9.23	-3.09	6.14
	B	4.32	23.56	12.56	8.25	-11	8.24
	C	5.04	13.58	12.40	8.54	-1.18	7.36
	D	2.35	10.18	10.12	7.83	-0.06	7.77
中等 0.4~0.6	A	8.91	16.89	14.71	7.98	-2.18	5.8
	B	5.75	12.29	14.41	7.84	2.12	8.66
	C	6.80	18.91	15.71	12.11	-3.2	8.91
	D	4.53	18.17	14.01	13.64	-4.16	9.48
良好 0.6~0.8	A	8.48	13.51	12.70	5.03	-0.81	4.22
	B	6.81	1.98	14.43	6.82	12.45	7.62
	C	6.10	19.64	15.16	13.54	-4.48	9.06
	D	5.25	22.86	15.95	17.61	-6.92	10.70
优秀 0.8~1	A	54.34	33.88	36.74	-20.46	2.86	-17.6
	B	77.19	41.43	45.29	-30.82	3.86	-31.9
	C	78.70	41.41	51.54	-37.29	10.13	-27.16
	D	86.54	45.74	56.29	-40.8	10.55	-30.25

由图 10 和表 7 可知,2000 年矿业处于不景气时期,4 个乡镇境内的露天矿区较少,对生态破坏不大,因此该时期处于优秀级别的区域占比较大,主要集中于林地、耕地和水域等地物类型中,集中于

工矿用地和城镇村居民地等区域的差、较差级别的区域占比较小。2000 年以后随着矿业的大规模开采,大量绿地和耕地被占用,乱砍乱伐现象出现,生态环境破坏程度加剧,大面积裸露地表出现导致地表温度升高,因而 2008 年优秀区域面积较 2000 年显著减少,差、较差级别区域面积占比显著增大。2008 年以后,由于政府开始重视环境保护工作,矿区生态恢复开始逐步实施,但是由于生态复垦效果显现时效滞后性的特点,2018 年优秀等级面积仅仅比 2008 年有了微弱增加。图 11 为 3 期影像 4 个乡镇 RSIEI 均值变化情况。

2.3.2 地表热环境分异效应对 RSIEI 的定量响应规律

为了定量分析乡镇 A、B、C、D 地表热环境分异效应对 RSIEI 的响应规律,以 2018 年为例,利用 ArcGIS10.2 软件在 RSIEI 及 LST 影像上分别提取 100 个随机点,为防止点重合,设置随机点约束距离大于 60 米。利用 SPSS22.0 软件将 LST 作为因变量,RSIEI 作为自变量进行线性回归分析(图 12)。

结果表明,RSIEI 与 LST 均呈线性负相关关系,决定系数 R^2 分别为 0.63、0.66、0.59 和 0.56,并通过了 $p < 0.01$ 的显著性检验,由回归系数可知,A 乡镇的 RSIEI 值每上升 10%,地表温度相应下降 0.67°C; B 乡镇的 RSIEI 的值每上升 10%,地表温度相应下降 0.70°C; C 的 RSIEI 的值每上升 10%,地表温度相应下降 0.76°C; D 的 RSIEI 的值每上升 10%,地表温度相应下降 0.77°C。

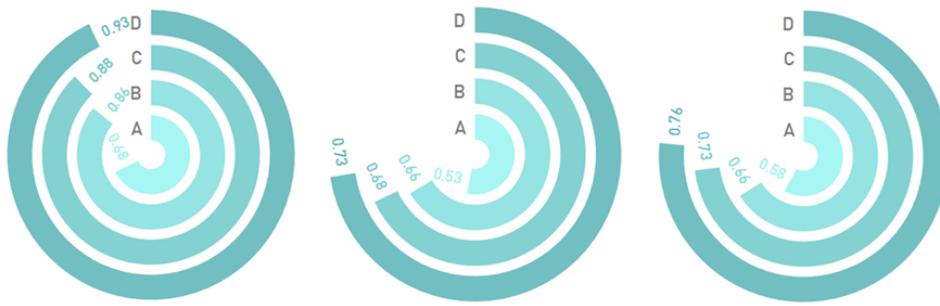


图 11 2000~2018年4个矿业开发密集区RSIEI均值:(a) 2000 (b) 2008 (c) 2018

Fig. 11 RSIEI values of four areas of mining intensive development from 2000 to 2018

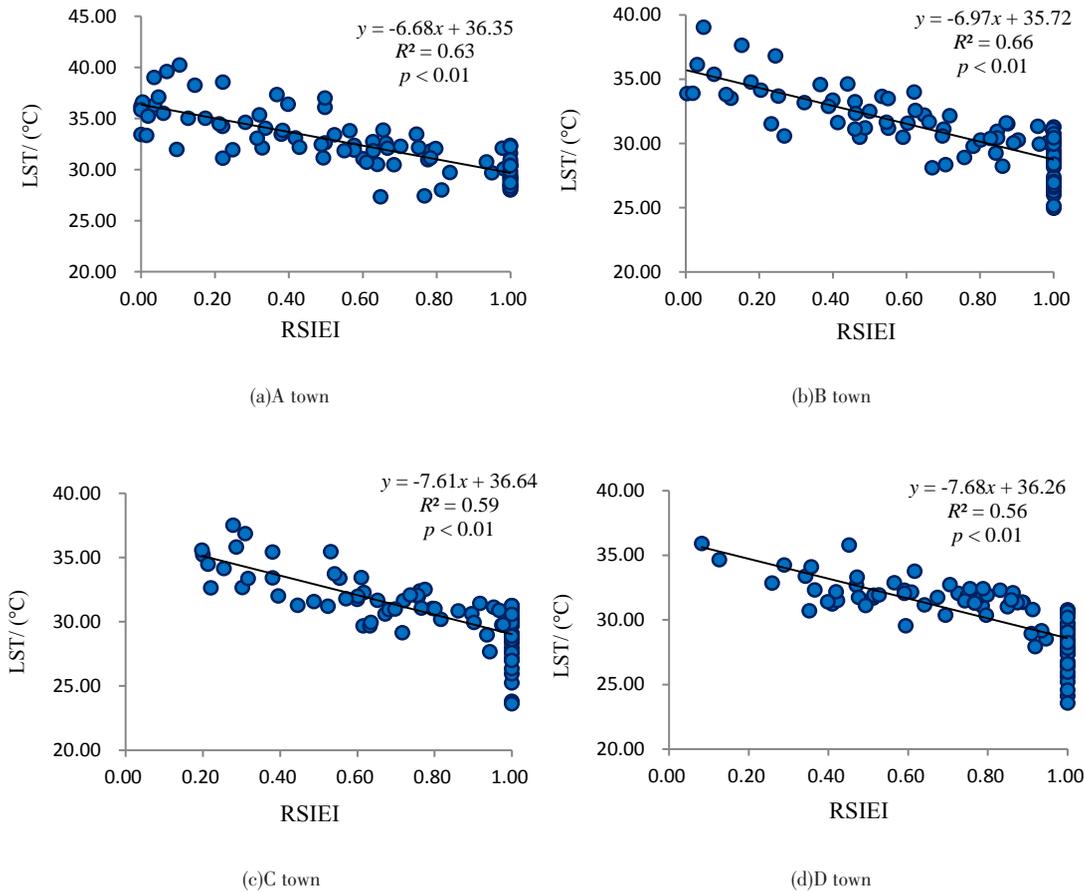


图 12 2018年4个矿业开发密集区RSIEI(x)与LST(y)回归分析

Fig. 12 Single factor regression results based on RSIEI(x) and normalized LST(y) of 2018

2.3.3 RSIEI验证

为验证RSIEI模型在矿业开发密集区的适用性,以2018年为例,分别计算乡镇A、B、C、D和乡镇E、F、G、H的RSIEI和LST,并对LST进行正规化处理,使值域在[0, 1]之间,并按正规化后地表温度(Normalized Land Surface Temperature, NLST)的均值由高到低排序(图13)。结果表明,NLST均值较低的4个非矿业开发密集区(E、F、G、H),RSIEI均值

均比4个矿业开发密集区(A、B、C、D)要高;NLST均值较高的4个矿业开发密集区(A、B、C、D),RSIEI均值均低于4个非矿业开发密集区(E、F、G、H),充分说明矿业开发会导致区域内地表温度升高,致使矿业开发密集区的生态环境质量下降。

3 讨论

在探究矿业开发密集区地表热环境分异效应

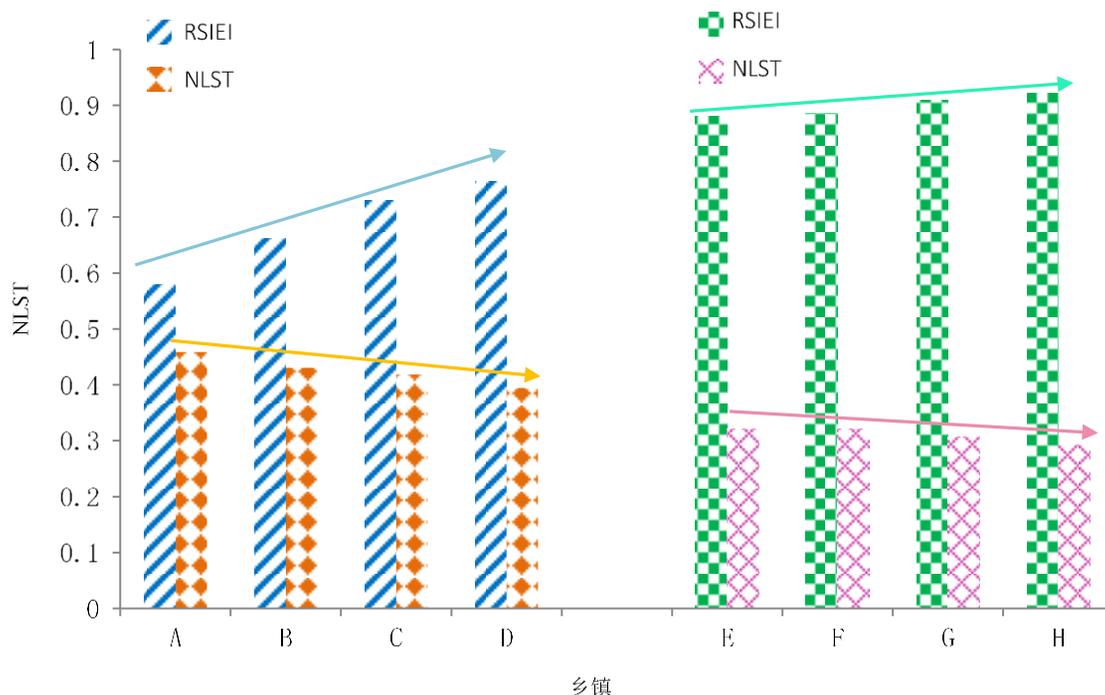


图13 2018年乡镇A、B、C、D与乡镇E、F、G、H的对比分析

Fig. 13 Comparison of normalized RSIEI and normalized LST between four mining intensive towns and four non mining intensive towns in 2018

的驱动机制过程中,利用RTE法反演LST,经与MODIS地表温度产品数据MOD11A1对比,表明本文反演的LST结果是合理的。选取4个陆表生物物理指标(f_{pv} 、NDMI、NDBI、BSI)作为基本生态参数,分析其对4个镇域矿业开发密集区地表热环境异质性的驱动作用。借助回归分析方法,将LST作为因变量,4个生态参数分别作为自变量进行定量分析,结果表明:4个矿业开发密集区的 f_{pv} 和NDMI与LST均呈线性负相关关系,并通过了 $p < 0.01$ 的显著性检验,说明光合植被覆盖度和土壤湿度的增加对地表具有降温效应;BSI和NDBI与LST均呈线性正相关关系,并通过了 $p < 0.01$ 的显著性检验,说明裸地、建筑和不透水面的增加会对地表起增温效应,与前人研究成果吻合^[35-38]。

为分析矿业开发密集区地表热环境异质性的综合驱动机制,采用PCA法耦合4个生态参数(f_{pv} 、NDMI、NDBI、BSI)构建遥感综合生态模型(RSIEI),对其进行质量分级,并与借助热岛变异指数得到的地表热环境分级影像对比得出,高温区对应于生态环境质量差的区域,低温区对应于生态环境质量好的区域,二者具有逆空间关联的特点。研究表明,矿业用地与地表高温区在空间分布上较为一致,矿

业开发加剧了地表热环境高温聚集效应,造成生态环境质量下降^[39],本文也得出相同结论。为定量分析RSIEI与LST的关系,将LST作为因变量,RSIEI作为自变量进行一元线性回归分析。从3期影像的回归关系方程来看,RSIEI与LST呈线性负相关关系,并通过了 $p < 0.01$ 的显著性检验,由回归系数可知,RSIEI的值每上升10%,A、B、C、D乡镇的地表温度相应下降 0.67°C 、 0.70°C 、 0.76°C 和 0.77°C 。

选取迁安市境内4个镇域非矿业开发密集区(E、F、G、H),验证RSIEI模型在镇域尺度矿业开发密集区(A、B、C、D)的适用性。将8个乡镇(A、B、C、D、E、F、G、H)按NLST均值由高到低排序进行对比分析,结果表明,NLST均值较低的4个非矿业开发密集区(E、F、G、H),RSIEI均值均比4个矿业开发密集区(A、B、C、D)要高;NLST均值较高的4个矿业开发密集区(A、B、C、D),RSIEI均值均低于4个非矿业开发密集区(E、F、G、H),充分说明矿业开发会对地表起增温效应,致使地表高温热环境聚集现象出现,使得矿业开发密集区生态环境质量下降。

4 结论

本文基于辐射传输方程法反演研究区地表温

度,选取与研究区生态环境最为紧密的4个陆表生态参数(光合植被覆盖度 f_{pv} ,土壤湿度NDMI,建筑指数NDBI,裸土指数BSI),借助回归分析方法定量分析各生态参数,对研究区3个年份夏末秋初时地表热环境异质性的驱动机制。为探究研究区地表热环境异质性的综合驱动作用,基于主成分分析方法耦合以上4个陆表生态参数构建遥感综合生态模型(RSIEI),并与LST空间分布特征进行对比分析,得出RSIEI与LST的空间分布具有空间逆关联的特点,研究区境内生态环境质量优秀的区域位于土壤湿度高的水域和光合植被覆盖度高的林地,而地表温度最高的区域位于矿区采场,说明矿业开发加剧了地表热环境高温聚集效应,是造成生态环境质量下降的主要原因。

借助热岛变异指数得到的研究区地表热环境分异特征分级影像与生态环境质量分级影像对比分析,进一步说明LST的空间分布在一定程度上影响着生态环境质量的空间分布特征。经验证RSIEI模型在4个镇域尺度矿业开发密集区,评估地表热环境分异效应具有较好的适用性。以上结论表明,利用RSIEI模型评估矿业开发密集区的地表热环境分异特征是有效并可行的,研究结果将对矿业开发密集区地表热环境改善,提高生态环境质量提供定量参考依据。

References

- [1] Liu W, Agusdinata D B, Myint S W. Spatiotemporal patterns of lithium mining and environmental degradation in the Atacama Salt Flat, Chile [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, **80**: 145 - 156.
- [2] Wan C, Shen G Q, Choi S. A review on political factors influencing public support for urban environmental policy [J]. *Environmental Science & Policy*, 2017, **75**: 70 - 80.
- [3] Kumar G S, Reddy A N. Application of remote sensing to assess environmental impact of limestone mining in the Ariyalur district of Tamilnadu, India [J]. *Journal of Geomatics*, 2016, **10**(2): 158 - 163.
- [4] ZHANG Wen-Qi, GONG Cai-Lan, HU Yong, et al. A Research on spatial downscaling of thermal infrared image based on improved three-layer decomposition model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张文奇, 巩彩兰, 胡勇, 等. 改进的三层分解模型热红外影像空间降尺度研究. *红外与毫米波学报*), 2019, **38**(2): 203 - 209.
- [5] García-Santos V, Cuxart J, Martínez-Villagrasa D, et al. Comparison of three methods for estimating land surface temperature from landsat 8-tirs sensor data [J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(9): 1450.
- [6] LI Fu-Ping, YUAN Huai-Yu. Potential assessment of landscape ecological rehabilitation in mining concentrated district [J]. *Chinese Journal of Metal Mine* (李富平, 袁怀雨. 矿业开发密集地区景观生态重建潜力评价. *金属矿山*), 2004(1): 54 - 57.
- [7] Grigoras G, Uritescu B. Land use/land cover changes dynamics and their effects on surface urban heat island in Bucharest, Romania [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, **80**: 115 - 126.
- [8] Zhang Y, Sun L. Spatial-temporal impacts of urban land use land cover on land surface temperature: Case studies of two Canadian urban areas [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, **75**: 171 - 181.
- [9] Min M, Lin C, Duan X, et al. Spatial distribution and driving force analysis of urban heat island effect based on raster data: a case study of the Nanjing metropolitan area, China [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2019, 101637.
- [10] Chun B, Guldmann J M. Impact of greening on the urban heat island: Seasonal variations and mitigation strategies [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, **71**: 165 - 176.
- [11] Jaganmohan M, Knapp S, Buchmann C M, et al. The bigger, the better? The influence of urban green space design on cooling effects for residential areas [J]. *Journal of Environmental Quality*, 2016, **45** (1): 134.
- [12] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, **104** (2), 157 - 167.
- [13] Feng Y, Gao C, Tong X, et al. Spatial patterns of land surface temperature and their influencing factors: a case study in Suzhou, China [J]. *Remote Sensing*, 2019, **11** (2): 182.
- [14] Xiong Y, Huang S, Chen F, et al. The impacts of rapid urbanization on the thermal environment: A remote sensing study of Guangzhou, South China [J]. *Remote Sensing*, 2012, **4**(7), 2033 - 2056.
- [15] Min M, Lin C, Duan X, et al. Spatial distribution and driving force analysis of urban heat island effect based on raster data: a case study of the Nanjing metropolitan area, China [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2019, 101637.
- [16] Cai G, Du M, Gao Y. City block-based assessment of land cover components' impacts on the urban thermal environment [J]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2019, **13**: 85 - 96.
- [17] Guerschman J P, M J Hill, L J Renzullo, et al. Estimating Fractional Cover of Photosynthetic Vegetation, Non-Photosynthetic Vegetation and Bare Soil in the Australian Tropical Savanna Region Upscaling the EO-1 Hyperion and MODIS Sensors [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, **113** (5): 928 - 945.
- [18] Wang G Z, Wang J P, Zou X Y, et al. Estimating the fractional cover of photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation and bare soil from MODIS data: Assessing the applicability of the NDVI-DFI model in the typical Xilingol grasslands [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, **76**: 154 - 166.

- [19] Wilson E H, Sader S A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **80**(3): 385 - 396.
- [20] Prasad P R, N Nagabhatla, C S Reddy, et al. Assessing Forest Canopy Closure in a Geospatial Medium to Address Management Concerns for Tropical Islands-Southeast Asia [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2010, **160**(1-4): 541 - 553.
- [21] Zha Y, Gao J, Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24**(3), 583 - 594.
- [22] Rikimaru A. Landsat TM data processing guide for forest canopy density mapping and monitoring model [C]. Workshop on Utilization of Remote Sensing in Site Assessment and Planning for Rehabilitation of Logged-over Forest. Bangkok, Thailand, 1996: 1 - 8.
- [23] Hu X, Xu H. A new remote sensing index for assessing the spatial heterogeneity in urban ecological quality: A case from Fuzhou City, China [J]. *Ecological indicators*, 2018, **89**, 11 - 21.
- [24] Zhu X, Wang X, Yan D, et al. Analysis of remotely-sensed ecological indexes' influence on urban thermal environment dynamic using an integrated ecological index: a case study of Xi'an, China [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018:1 - 27.
- [25] XU Han-Qiu. Assessment of ecological change in soil loss area using remote sensing technology [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (徐涵秋. 水土流失区生态变化的遥感评估. *农业工程学报*), 2013, **29**(7): 91 - 97 + 294.
- [26] ZHOU Xue-Ying, SUN Lin, WEI Jing, et al. Analysis of thermal field distribution in winter over Beijing from 1985 to 2015 using landsat thermal data [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (周雪莹, 孙林, 韦晶, 等. 利用 Landsat 热红外数据研究 1985 年-2015 年北京市冬季热场分布. *光谱学与光谱分析*), 2016, **36**(11): 3772 - 3779.
- [27] Barsi J A, Barker J L, Schott J R. An atmospheric correction parameter calculator for a single thermal band earth-sensing instrument. In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* [J]. (IGARSS) (IEEE Cat. No. 03CH37477), Toulouse, France, 2003, (5): 3014 - 3016.
- [28] Irons J R, Dwyer J L, Barsi J A. The next landsat satellite: the landsat data continuity mission [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, **122**: 11 - 21.
- [29] Wan Z. New refinements and validation of the MODIS land-surface temperature/emissivity products [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, **112**(1): 59 - 74.
- [30] HUANG Shuang-Yan, YANG Liao, CHEN Xi, et al. Study of typical arid crops classification based on machine learning [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (黄双燕, 杨辽, 陈曦, 等. 机器学习法的干旱区典型农作物分类. *光谱学与光谱分析*), 2018, **38**(10): 3169 - 3176.
- [31] LI Fu-Ping. Fuzzy cluster analysis for concentration of abundant mines district [J]. *Industrial Minerals & Processing* (李富平. 矿业开发密集程度的模糊聚类分析. *化工矿物与加工*), 2003, (10): 9 - 11 + 8.
- [32] WU Chang-Guang, LIN Yao-Yu, WANG Yao-Wu, et al. Seasonal variations of urban land surface thermal environment and its relationship to land surface characteristics [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology* (吴昌广, 林姚宇, 王耀武, 等. 城市地表热环境季节变化及与下垫面特征关系. *哈尔滨工业大学学报*), 2015, **47**(4): 26 - 30.
- [33] XUE Xiao-Juan, MENG Qing-Yan, WANG Chun-Mei, et al. Monitoring spatio-temporal changes of heat island effect in Beijing based on HJ-1B [J]. *Journal of Geo-Information Science* (薛晓娟, 孟庆岩, 王春梅, 等. 北京市热岛效应时空变化的 HJ-1B 监测分析. *地球信息科学学报*), 2012, **14**(4): 474 - 480.
- [34] YANG Wen-Rui, LI Feng, HE Yong. Characteristic change and analysis of urban heat island in Beijing, China, Summer, 2003-2011 [J]. *Acta Ecologica Sinica* (阳文锐, 李锋, 何永. 2003-2011 年夏季北京城市热景观变化特征. *生态学报*), 2014, **34**(15): 4390 - 4399.
- [35] Roberts D A, Quattrochi D A, Hulley G C, et al. Synergies between VSWIR and TIR data for the urban environment: An evaluation of the potential for the Hyperspectral Infrared Imager (HyspIRI) Decadal Survey mission [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, **117**, 83 - 101.
- [36] Guo G H, Wu Z F, Xiao R B, et al. Impacts of urban biophysical composition on land surface temperature in urban heat island clusters [J]. *Landscape and Urban Planning*, 2015, **135**: 1 - 10.
- [37] He B J, Zhao Z Q, Shen L D, et al. An approach to examining performances of cool/hot sources in mitigating/enhancing land surface temperature under different temperature backgrounds based on Landsat 8 image [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2019, **44**: 416-427.
- [38] Zhao Z Q, He B J, Li L G, et al. Profile and concentric zonal analysis of relationships between land use/land cover and land surface temperature: Case study of Shenyang, China [J]. *Energy and Buildings*, 2017, **155**: 282-295.
- [39] Rao Y, Xu Y, Zhang J, et al. Does subclassified industrial land have a characteristic impact on land surface temperatures? Evidence for and implications of coal and steel processing industries in a Chinese mining city [J]. *Ecological indicators*, 2018, **89**, 22 - 34.