

基于哨兵二号数据的矿区叶面降尘信息提取及尘源识别

帅爽^{1,3}, 张志², 吕新彪¹, 陈思³, 马梓程³, 谢翠容³

1. 中国地质大学(武汉)地质调查研究院, 武汉 430074;

2. 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院, 武汉 430074;

3. 湖北省国土测绘院, 武汉 430010

摘要: 叶面降尘遥感监测是评估矿山粉尘污染状况的重要手段之一, 与自然粉尘相比, 重金属富集的矿山粉尘对人类健康和植被生长造成更严重的威胁。以往叶面降尘遥感监测大多针对降尘量进行反演和监测, 而没有研究矿区粉尘与自然粉尘的差异。本文使用哨兵二号数据, 以内蒙古自治区甲乌拉一查干铅锌银矿区为例, 在分析叶面降尘的光谱响应特征基础上, 基于特征向量主成分选择FPCS (Feature-oriented Principal Components Selection)方法, 提取研究区叶面降尘范围和强度, 在分析矿山尘源与自然尘源光谱特征差异基础上, 建立了尘源光谱指数DSI (Dust-source Spectrum Index), 用于区分矿山粉尘与自然粉尘, 并分析了叶面降尘类型、强度与矿山地物分布的相关性, 以及主要矿山尘源的扬尘扩散特征。结果表明叶面降尘导致植被可见光波段反射率升高、近红外波段反射率降低、植被红边“蓝移”, 远离粉尘源方向, 可见光波段反射率逐渐降低, 红边位置逐渐向长波方向移动; 矿山尘源与自然尘源光谱特征存在差异, 矿山尘源叶面降尘像元在864.7 nm附近显示反射率吸收特征; FPCS成功提取了研究区叶面降尘的范围和强度, DSI能有效区分矿山降尘与自然降尘, 提取的矿山叶面降尘像元与矿山地物空间相关性高; 研究区主要矿山尘源为废石堆和矿山道路, 其中废石堆扬尘扩散强度和距离大于矿山道路。该研究可为矿山开发粉尘污染状况快速评估提供一种技术思路。

关键词: 遥感, 矿区, 叶面降尘, 尘源信息, Sentinel-2, FPCS, 尘源光谱指数 (DSI)

中图分类号: P2/TP701

引用格式: 帅爽, 张志, 吕新彪, 陈思, 马梓程, 谢翠容. 2023. 基于哨兵二号数据的矿区叶面降尘信息提取及尘源识别. 遥感学报, 27(9): 2165-2178

Shuai S, Zhang Z, Lyu X B, Chen S, Ma Z C and Xie C R. 2023. Foliar dust information extraction and dust source identification in mining area based on Sentinel-2 data. National Remote Sensing Bulletin, 27(9): 2165-2178 [DOI: 10.11834/jrs.20221051]

1 引言

灰尘是气溶胶系统的主要成分 (Kaufman 等, 2001), 会影响空气质量、大气化学成分和气候状况 (Fairlie 等, 2007)。叶面降尘指大气中的浮尘经重力沉降后, 在植物叶片表面所形成的积尘 (彭杰 等, 2013)。植被通过叶面降尘现象固定空气中的灰尘, 达到净化空气的效果 (Zhu 等, 2020), 但过量的叶面降尘会阻碍植物生长, 降低生产力, 改变植物的群落结构, 还会导致叶片坏

死 (Kayet 等, 2019; Vellak 等, 2014)。叶面降尘的尘源可分为自然源和人为源两大类 (Tegen 等, 2004), 自然源包括沙尘暴、火山爆发、海洋飞沫等, 人为源包括工程建设、交通运输、矿产资源开发等 (Ma 等, 2020)。其中矿山粉尘富集大量重金属的颗粒物 (Allen 等, 2001), 对矿山周边居民健康和植被生态造成严重威胁。因此在矿山及周边区域监测叶面降尘状况能有效反应矿山粉尘污染状况。本研究提出了一种利用卫星遥感数据快

收稿日期: 2021-02-24; 预印本: 2021-05-22

基金项目: 青海省青藏高原北部地质过程与矿产资源重点实验室专项基金 (编号: 2019-kz-01); 青海省科技厅创新平台建设专项项目 (编号: 2019-ZJ-T04); 中国地质调查局项目 (编号: 020212000000180004, DD20190705, DD20190511); 国家自然科学基金 (编号: 41702358)

第一作者简介: 帅爽, 研究方向为遥感地质、地学遥感应用。E-mail: 21844ss@cug.edu.cn

通信作者简介: 张志, 研究方向为遥感地质、地学遥感应用。E-mail: 3slab@cug.edu.cn

速获取矿山周边区域叶面降尘范围、强度,同时区分自然降尘和矿山降尘的方法。

叶面降尘的光谱响应特征是利用光学遥感数据监测叶面降尘量的基础。前人对不同区域、不同尘源、不同植被类型的叶面降尘光谱特征进行了定量研究。Chudnovsky 和 Ben-Dor (2008) 利用可见光—短波红外波段反射率数据研究室内降尘量和降尘矿物成分,发现可见光区间光谱指标可用于估算样品中的矿物和有机物相对含量。彭杰等 (2013, 2015) 对南疆受沙尘暴影响的榆树叶片和香梨树叶片的叶面降尘光谱特征进行了研究,认为叶面降尘可提高绿色植物叶片可见光波段的反射率,降低近红外波段的反射率,对三边位置没有影响。Yan 等 (2015) 和 Zhu 等 (2019) 等通过分析北京市大叶黄杨的叶面降尘光谱特征,研究城市的空气粉尘污染状况。Yan 等 (2015) 发现在近红外波段 (780—1300 nm), 降尘叶面光谱的反射率明显低于无尘叶面。Zhu 等 (2019) 发现对大叶黄杨的叶面降尘量最敏感的光谱区间为 695—1400 nm, 降尘叶面光谱红边位置明显蓝移, 且“蓝移”距离随降尘量增加而增大。在此基础上, Zhu 等 (2020) 分析了不同叶面降尘成分 (煤尘, 水泥尘和纯土尘) 的光谱响应特征差异, 发现在 760—1400 nm, 随着叶面降尘量增加, 煤尘, 水泥尘和纯土尘叶面反射率的减小幅度依次降低。Kayet 等 (2019)、Ma 等 (2020)、Ma 等 (2017)、Zhao 等 (2020) 研究铁矿、煤矿矿区林地、草地植被叶面降尘的光谱响应特征, 获得了相似的结果, 即叶面降尘导致植被可见光区间反射率升高, 近红外区间反射率降低。Ma 等 (2020) 通过模拟矿山粉尘的点源、线源扩散特征, 利用三维离散各向异性辐射传输 (DART) 模型模拟了植被冠层的滞尘响应光谱, 同时分析了像元尺度上, 植被覆盖度对叶面滞尘量估算的影响。这些研究定量分析了叶面、冠层、像元不同尺度上降尘量变化的植被光谱响应特征, 但少有研究分析降尘的矿物成分差异, 及其引起的叶面降尘光谱响应特征差异。尤其对于矿山区域, 不同矿物组成的矿山粉尘滞留于叶面上可能形成不同的光谱特征。

在开展叶面降尘的光谱响应特征研究的基础上, 前人利用多光谱和高光谱遥感数据进行了叶面降尘量定量反演。Jing 等 (2018) 利用支持向量机 (SVM)、分类回归树 (CART) 和随机森林

(RF) 等机器学习算法构建了叶面沉降量与光谱参数的关系模型, 结果表明 RF 的预测模型精度更高 ($R^2=0.879$)。Zhao 等 (2020) 利用实测光谱与实测叶面降尘量数据建立叶面降尘量反演模型, 并应用于机载高光谱数据完成区域尺度叶面降尘量制图。Ma 等 (2017) 和 Zhao 等 (2020) 针对矿区周边的粉尘污染问题, 利用实测光谱与实测叶面降尘量数据建立叶面降尘量反演模型, 并应用于 Hyperion 和 OLI 数据, 获取了不同矿山地物周边的叶面降尘量分布。王皓飞等 (2016) 利用 OLI 的绿波段和 NDVI 构建了降尘量反演模型。Yan 等 (2015) 基于实测数据, 利用 BP 神经网络方法构建降尘量预测模型, 并应用于 MODIS 数据, 获取了北京市叶面降尘量状况。这些研究大多在叶面尺度建立预测模型, 直接应用于航空航天遥感数据, 未考虑像元尺度下混合像元效应、植被类型、冠层结构和植被覆盖度差异对预测模型适应性的影响 (Sims 和 Gamon, 2002; Stagakis 等, 2010)。另外, 基于实测数据构建经验预测模型进行叶面降尘量遥感监测的方法依赖野外采样测试工作, 难以实现大区域叶面降尘的快速监测。同时, 构建的预测模型也难以直接应用于其他区域。

前人还通过构建新植被指数、评估已有植被指数对叶面降尘的敏感程度来获取叶面降尘范围和强度。彭杰等 (2013) 构建了叶面降尘差值指数 FDCDI ($R852-R673$)、叶面降尘比值指数 FDCRI ($R852/R673$) 以及叶面降尘归一化指数 FDCNI ($(R852-R673)/(R852+R673)$)。Zhang 等 (2014) 发现结构不敏感色素指数 SIPI ($(R800-R445)/(R800-R680)$)、植被水分指数 PWI ($(R900/R970) \times (R860+R1240)/(R860-R1240)$) 与叶面煤炭粉尘量的相关性较强。Su 等 (2019) 认为归一化差异物候指数 (NDPI) (Wang 等, 2017) 更适宜用于构建叶面降尘量回归模型。然而, 这些植被指数大多是针对高光谱数据设计的, 无法应用于 OLI、哨兵二号等多光谱卫星遥感数据。

特征向量主成分选择方法 FPCS (Feature-oriented Principal Components Selection) 由 Crósta 和 Moore (1989) 提出, 广泛应用于铁氧化物、羟基矿物、碳酸根矿物等遥感矿化蚀变“弱信息”提取 (Liu 等, 2011, 2018; Jain 等, 2018; Moradpour 等, 2022; Wambo 等, 2020)。传统的主成分分析 (PCA) 方法使用遥感数据的全部波段进行主成分

变换, 矿化蚀变等“弱信息”往往包含于高顺位的主分量中, 而这些高顺位主分量图像中含有大量噪声, 对目标信息提取造成了较大干扰 (Crósta 和 Moore, 1989)。FPCS 方法是根据目标地物波谱特征, 针对性选择若干个诊断性波谱特征对应的波段进行主成分分析 (Özyavaş, 2016), 这样目标地物信息就更有可能包含于噪声信息较少的低顺位主分量中 (Crósta 和 Moore, 1989)。叶面降尘信息对于正常植被来说, 也是一种“弱”的“异常信息”。此次研究中首次尝试利用 FPCS 方法提取叶面降尘信息。

此次研究旨在分析评价哨兵二号遥感数据对不同来源叶面降尘的光谱响应敏感性, 同时提出一种快速、可靠的区域性叶面降尘信息提取方法, 为矿区粉尘污染监测提供一种新思路。

2 研究区及数据源

2.1 研究区概况

研究区位于内蒙古自治区新巴尔虎右旗阿敦楚鲁苏木的甲乌拉—查干铅锌银矿区 (图 1 (a)), 矿区大规模建设始于 2001 年, 2007 年矿山开采系统逐渐完善, 投生产运营的矿井逐渐增多 (高德荣等, 2016)。矿区废石堆分布在矿井周边, 无防尘措施, 尾矿库坝顶多修筑防尘网, 矿山道路联通各矿山地物, 道路两侧无防尘设施。矿区植被类型主要为草地。区内叶面降尘空间分布与风要素关系密切 (Rodríguez 等, 2009), 由国家气象信息中心网站 (<http://www.nmic.cn/data> [2021-01-05]) 获取新巴尔虎右旗气象观测站近 20 年风向和风速数据, 分析得知区内春夏秋冬季节干旱, 多西北风, 每年 2—5 月和 9—10 月累年月优势风向为西北风, 累年月平均风速常年在 3 m/s 左右, 其中 4—5 月份达到 4 m/s 以上。区内叶面降尘的尘源主要有两种, 一是来自铅锌矿矿山开发中矿石、废石的转运和堆放, 在晴天风速大于 2.5 m/s, 尾矿库和矿石堆即可发生风蚀扬尘 (Đorđević 等, 2004; Etyemezian, 2003)。铅锌矿扬尘的主要化学成分为 SiO_2 , CaO , Al_2O_3 , Fe_2O_3 等, 颜色呈淡蓝色 (宋国策和张志, 2020); 二是区内沙地和干涸的湖泊, 2004 年全国沙漠化普查显示, 呼伦贝尔沙化土地总面积 131 万 ha, 新巴尔虎右旗又是呼伦贝尔市沙地分布的核心区 (赵慧颖, 2007), 沙地内

松散物质在风力作用下传播形成叶面降尘。Google Earth 影像显示矿山尾矿库 (图 1 (b)) 和干涸湖泊 (图 1 (c)) 优势风向的下风向草地叶面滞尘现象十分明显。

2.2 遥感数据及处理

哨兵二号遥感数据由欧州航天局 (<https://scihub.copernicus.eu> [2020-11-20]) 提供。由于区内草地生长期为 5—9 月, 此次研究中收集了研究区 2019 年 9 月 18 日采集的 L1C 级哨兵二号 A 星遥感数据和 2019 年 8 月 22 日采集的高分一号遥感数据, 数据云覆盖量均小于 5%。哨兵二号 A 星 (S2A) 波段设置及参数如表 1。利用 Sen2cor 软件对 S2A 数据进行辐射定标和大气校正, 排除水汽 (B9) 和卷云 (B10) 波段, 获得 11 波段 (B1-8A, B11-12) 空间分辨率为 10 m 的地表反射率数据。同时, 对高分一号遥感数据进行大气校正、几何校正、图像融合, 获得 4 波段 (蓝、绿、红、近红外) 空间分辨率为 2 m 的正射影像。

3 研究方法

此次工作在选择合适训练区, 在分析叶面降尘植被与正常植被的光谱特征差异以及不同尘源的叶面降尘光谱特征差异基础上, 利用 FPCS 方法提取叶面降尘范围和强度; 构建尘源光谱指数 DSI (Dust-source Spectrum Index), 区分提取的叶面降尘信息的尘源类别; 结合利用高分遥感数据提取矿山地物信息, 分析叶面降尘信息与矿山地物的空间相关性; 针对不同尘源叶面降尘训练区, 利用 MNF (Minimum Noise Fraction)、PPI (Pixel Purity Index) 等方法, 提取、对比不同尘源纯净像元光谱差异, 并分析不同尘源的矿物组成差异。研究方法和流程如图 2。

3.1 光谱特征分析

结合野外踏勘和哨兵二号遥感影像特征, 分别选取矿山扬尘区、干涸湖泊扬尘区和远离尘源的正常植被区 3 种不同叶面降尘状况的训练区 (图 1 (a)), 其中矿山扬尘和干涸湖泊扬尘训练区分别选取在矿山废石堆和干涸湖泊的下风向扬尘影像特征明显的区域, 正常植被训练区选取在远离矿山和自然尘源, 植被光谱特征典型的区域。计算训练区内像元的反射率均值光谱 (图 3), 对

比S2A反射率数据对不同叶面降尘状况的响应特征。结果显示,在可见光波段(B1—B4),叶面降尘像元(矿山、干涸湖泊扬尘区)反射率大于正常植被像元,而对于近红外波段(B5—B8A),叶面降尘像元反射率小于正常植被。叶面降尘像元绿波段(B3, 559.8 nm附近)至红波段(B4, 664.6 nm附近)斜率大于正常草地像元。红边特

征方面,叶面降尘像元红边斜率小于正常植被,红边位置也稍向短波方向移动。矿山扬尘区像元均值光谱与干涸湖泊扬尘区像元均值光谱相比,可见光波段和短波红外(B11、B12)波段反射率值更大,近红外波段两者反射率接近。另外,矿山扬尘区像元在8A波段(864.7 nm附近)显示出微弱吸收特征。

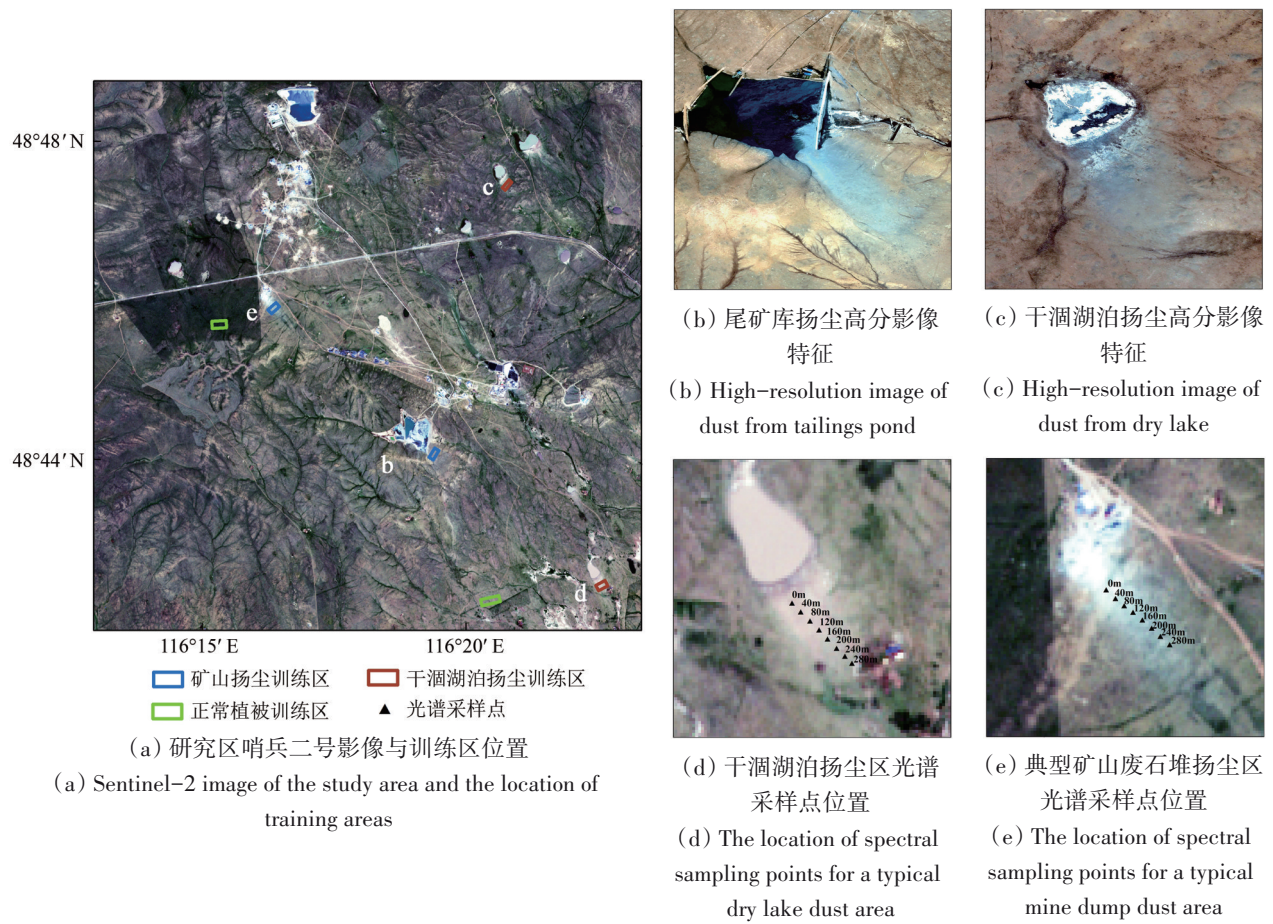


图1 研究区、训练区位置与矿山、干涸湖泊扬尘影像特征(干涸湖泊扬尘区指,在枯水期,湖泊干涸后,湖底细粒沉积物露出地表在风力作用下形成的扬尘区域)

Fig. 1 The location of the study area and training areas, and the image of dust from mines and dry lake

前人研究表明,叶面降尘量与距尘源的距离成反比(Ma等,2020)。同时选取影像上叶面降尘特征明显的典型废石堆扬尘区(图1(e))和干涸湖泊扬尘区(图1(d)),按照距离尘源由近及远、等间距(40 m)选取光谱采样点,对比各光谱采样点反射率变化情况,分析对于不同尘源,S2A反射率数据对叶面降尘量变化的响应特征,如图4。结果显示随着远离尘源,矿山废石堆扬尘区与干涸湖泊扬尘区像元光谱特征的变化显示出不同规律。对于废石堆扬尘区,随着远离

尘源,像元反射率曲线形态变化不明显,各波段反射率值整体降低,红边位置逐渐向长波方向移动。另外,大多数采样像元在8A波段(864.7 nm附近)显示出吸收特征。对于干涸湖泊扬尘区,随着远离尘源,像元反射率曲线形态有一定变化,红波段(B4, 664.6 nm附近)处吸收特征逐渐显现,在可见光波段,反射率逐渐降低,而在近红外波段,反射率逐渐升高,红边位置逐渐向长波方向移动。

表1 哨兵2号A星(S2A)波段设置及参数
Table 1 Band settings and parameters of Sentinel-2A

波段	中心波长/nm	波段宽度/nm	波长范围/nm	空间分辨率/m
B1	442.7	21	432.2—453.2	60
B2	492.4	66	459.4—525.4	10
B3	559.8	36	541.8—577.8	10
B4	664.6	31	649.1—680.1	10
B5	704.1	15	696.6—711.6	20
B6	740.5	15	733—748	20
B7	782.8	20	772.8—792.8	20
B8	832.8	106	779.8—885.8	10
B8A	864.7	21	854.2—875.2	10
B9	945.1	20	935.1—955.1	60
B10	1373.5	31	1358—1389	60
B11	1613.7	91	1568.2—1659.2	20
B12	2202.4	175	2114.9—2289.9	20

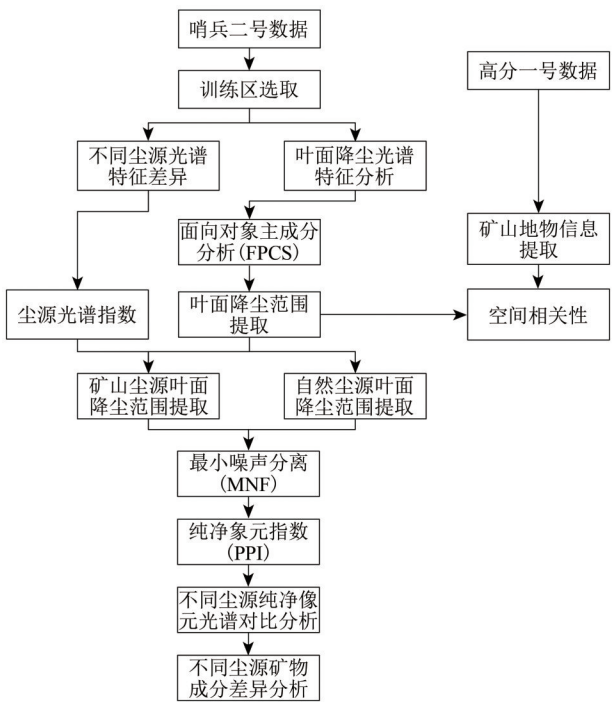


图2 研究方法与技术流程

Fig. 2 Methods and technical flow of this research

3.2 特征向量主成分选择方法(FPCS)

在分析S2A反射率对叶面降尘信息的光谱响应特征的基础上，利用特征向量主成分选择(FPCS)方法提取研究区叶面降尘范围和强度。本文将叶面降尘信息视作对于正常植被的是一种“弱”的“异常信息”，按照FPCS方法，选择若干个区分降尘叶面与正常叶面诊断性波谱对应的波段进行主成分分析，获取特征向量载荷因子矩阵

(吴志春 等，2018)。特征向量载荷因子表达了各主分量与原始波段的相关性，载荷因子的正、负符号指示主分量与对应波段的正、负相关性，载荷因子数值的大小则表示主分量与对应波段相关性大小(吴志春 等，2018)。根据叶面降尘像元光谱吸收、反射的特征波段位置，选择与目标地物光谱吸收、反射特征最相关的主分量进行信息提取，并通过设置适当阈值获取研究区叶面降尘的分布和强度。

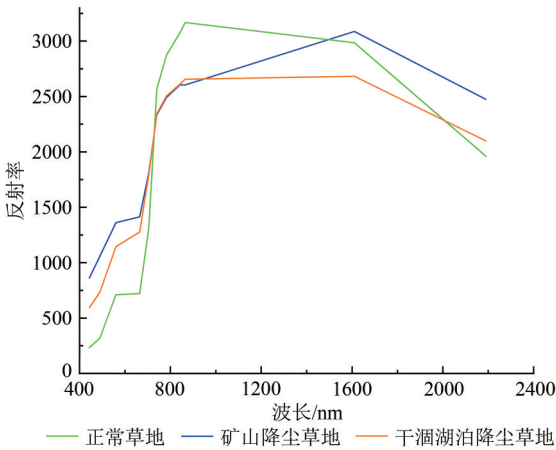


图3 训练区像元均值反射率光谱曲线

Fig. 3 Mean reflectance of training areas pixels

3.3 叶面降尘的尘源光谱指数

在提取研究区叶面降尘范围的基础上，增强自然降尘像元与矿山降尘像元的图像反射率差异，以达到识别并区分叶面降尘像元的尘源的目的，此次研究利用矿山尘源叶面降尘像元与自然尘源叶面降尘像元的光谱差异构建光谱指数，以区分矿山尘源叶面降尘与自然尘源叶面降尘的范围。训练区像元均值光谱(图3)和采样点像元光谱(图4)分析结果显示：相比自然尘源叶面降尘像元，矿山尘源像元在864.7 nm(B8A)附近呈现特殊的吸收特征。依据此特征，选取S2A数据B8、B8A和B11波段构建了适宜本研究区的叶面降尘的尘源光谱指数DSI(Dust-source Spectrum Index)：

$$DSI = (R(B8) + R(B11)) / R(B8A) \quad (1)$$

式中，R代表B8、B8A和B11波段反射率，由于相对自然尘源像元，矿山尘源像元反射率在B8A波段显示吸收特征，B8和B11波段为该吸收谷两侧的反射峰，所以R(B8)与R(B11)相加，再除以R(B8A)可以增大矿山尘源像元的值，以及矿山尘源与自然尘源像元的差异。

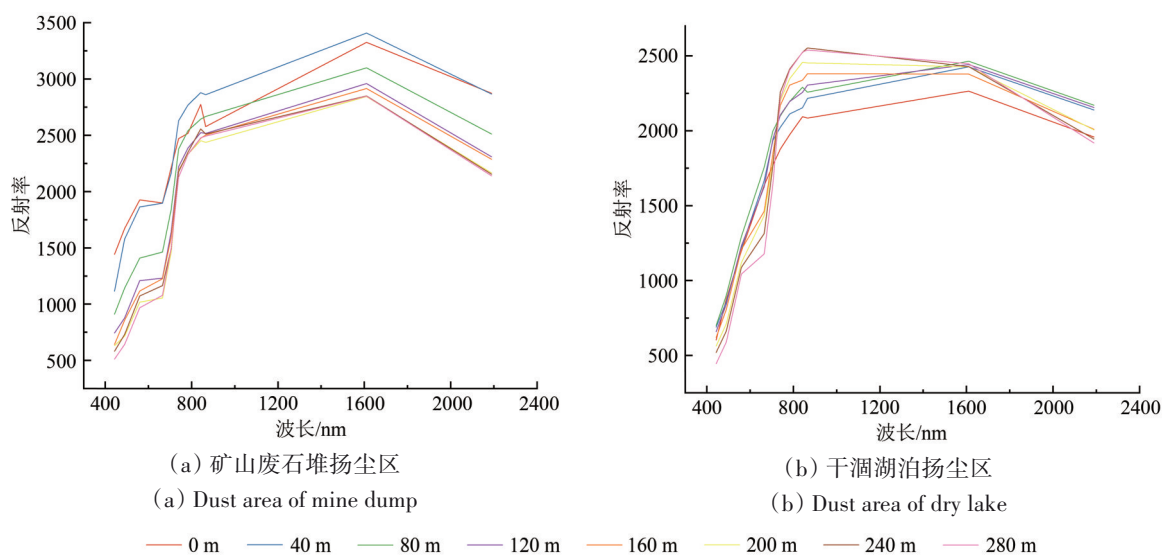


图4 距尘源不同距离采样点光谱曲线对比
Fig. 4 Comparison of sampling points reflectance curves at different distances to the dust source

3.4 矿山地物信息提取与空间相关性分析

利用高分一号遥感数据对研究区矿山地物进行目视解译,重点解译尾矿库、废石堆、矿山道路等矿山尘源的分布状况。在利用哨兵二号数据和FPCS方法提取研究区叶面降尘范围和强度,利用尘源光谱指数(DSI)区分自然尘源和矿山尘源的基础上,按照叶面降尘强度类型对研究区像元进行分类赋值(高降尘强度、中降尘强度、低降尘强度和无降尘像元分别赋值为3, 2, 1, 0),并计算各类矿山尘源外围等距离范围内(0—100 m, 100—200 m, 200—300 m, ..., 900—1000 m)像元的降尘强度分类赋值的均值变化情况,分析提取的叶面降尘信息与矿山地物分布的空间相关性,同时分析各类型矿山地物周边扬尘扩散的空间特征。

3.5 尘源纯净像元提取与光谱特征匹配

为了探讨矿山尘源与自然尘源叶面降尘光谱特征差异的原因,提取并对比研究区S2A数据上典型废石堆扬尘区(图1(e))和干涸湖泊扬尘区(图1(d))尘源纯净像元光谱,分析研究区矿山尘源与自然尘源的光谱与矿物成分差异,具体步骤如下:

(1) 正交化处理。利用最小噪声分离(MNF)(Green等, 1988)变换方法对研究区哨兵二号影像数据进行正交化处理,去除各波段间冗余信息。

(2) 光谱端元提取。选择MNF变换后的前4个主分量,使用纯净像元指数PPI(Pixel Purity Index)

方法对图像中的像元进行迭代运算,找出图像中相对纯净的像元。利用ENVI 5.3平台的N维可视化功能(The n-D Visualizer),结合影像特征,分别获取矿山尘源和干涸湖泊尘源的端元光谱。

4 实验结果

4.1 叶面降尘信息提取

此次叶面降尘信息提取的思路是,利用FPCS方法,增强叶面降尘像元与正常植被像元的差异。首先计算研究区归一化植被指数,并通过试错法,确定0.32的阈值排除植被以外的其他地物。由于叶面降尘植被光谱与正常植被光谱的差异主要体现在可见光波段和近红外波段,选择S2A数据B1(442.7 nm附近)、B2(492.4 nm附近)、B3(559.8 nm附近)、B4(664.6 nm附近)、B8(832.8 nm附近)和B8A(864.7 nm附近)波段进行主成分分析,获得了特征向量载荷因子矩阵(表2)。

表2 特征向量载荷因子矩阵

Table 2 Load factor matrix of eigenvector

因子	波段					
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band8	Band8A
PC_1	0.391	0.407	0.431	0.421	0.399	0.399
PC_2	0.397	0.409	0.065	0.224	-0.558	-0.556
PC_3	0.828	-0.343	-0.228	-0.361	0.080	0.086
PC_4	-0.055	0.730	-0.240	-0.618	0.121	0.100
PC_5	0.021	0.126	-0.821	0.499	-0.031	0.243
PC_6	-0.009	-0.013	0.160	-0.107	-0.713	0.6746

叶面降尘植被像元与正常植被像元反射率特征差异主要表现为：可见光波段，叶面降尘像元反射率大于正常植被像元；近红外波段，叶面降尘像元反射率小于正常植被像元。 PC_2 与可见光波段特征向量载荷因子均为正，与近红外波段特征向量载荷因子均为负，表明 PC_2 与可见光波段(B1、B2、B3和B4)呈正相关，与近红外波段(B8和B8A)呈负相关。同时， PC_2 对应B1、B2、B8和B8A的特征向量载荷因子值较高，表明 PC_2 与这些波段相关性较高。所以在 PC_2 图像上，叶面降尘植被像元应表现为高值，而正常植被像元应

表现为低值。选择 PC_2 图像设置适当阈值提取叶面降尘范围、划分降尘强度。阈值的选取使用矿物蚀变信息提取中划分蚀变异常等级的方法(张玉君等, 2003)，利用均值(X)和标准差(σ)的线性组合($X+k\sigma$)确定叶面降尘下限和划分降尘强度等级。此次研究中以影像上植被叶面降尘特征明显的区域为训练区(图1(d)、(e)区域)，使用试错法确定系数 k 的取值，最终确定叶面降尘下限(低降尘区下限)为 $X+1.5\sigma$ ，中降尘区下限为 $X+2.5\sigma$ ，高降尘区下限为 $X+3.5\sigma$ ，叶面降尘提取效果如图5(b)。

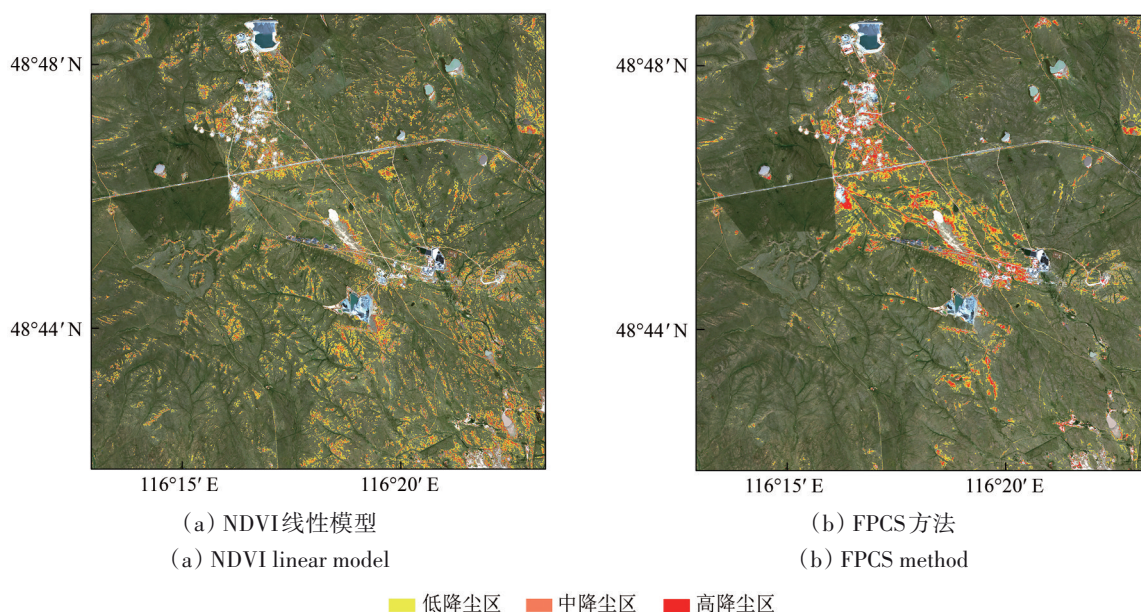


图5 不同方法叶面降尘信息提取效果对比
Fig. 5 Comparison of foliar dust information extraction results with different methods

为对比本文方法的效果，利用(Ma等, 2017)等构建的叶面降尘量反演模型($-286.5 \cdot \text{NDVI} + 244.9$, $R^2=0.999$)，同样利用试错法确定叶面降尘下限和划分降尘强度等级，最终确定叶面降尘下限(低降尘区下限)为 $X+1.5\sigma$ ，中降尘区下限为 $X+2\sigma$ ，高降尘区下限为 $X+3\sigma$ ，叶面降尘提取效果如图5(a)。

4.2 尘源的识别

在提取研究区叶面降尘范围的基础上，利用叶面降尘的尘源光谱指数(DSI)区分矿山尘源叶面降尘与自然尘源叶面降尘的范围。利用叶面降尘提取结果对研究区S2A反射率数据进行掩膜处理后计算DSI指数，以 $X+1.5\sigma$ 为阈值，获取了研究区矿山尘源叶面降尘与自然尘源叶面降尘的分

布(图6)。提取的矿山尘源叶面降尘像元主要分布在废石堆(图6(a))、尾矿库、矿山道路等矿山地物周边，而自然尘源叶面像元主要分布于干涸湖泊(图6(b))、沙地等自然尘源周边。

4.3 叶面降尘与矿山地物的空间相关性

研究区内矿山地物(矿山道路、尾矿库、废石堆等)与自然尘源、矿山尘源叶面降尘分布及强度如图7(a)。矿山地物周边0—100 m, 100—200 m, 200—300 m, ..., 900—1000 m等距离范围内的像元自然尘源、矿山尘源降尘强度分类赋值均值变化情况如图7(b)。结果显示提取的矿山尘源叶面降尘像元与矿山地物的空间相关性更强，矿山地物周边700 m范围内，各等距离范围内矿山尘源像元强度赋值均值均大于自然尘源分类像元，并随

远离矿山尘源规律性减小,表明提取的矿山尘源叶面降尘像元在靠近矿山地物方向呈逐渐集中分布趋势,而提取的自然尘源叶面降尘像元在矿山地物周边各等距离范围内分布均匀且强度较弱,与矿山地物的空间相关性较弱。这验证了本文叶面降尘的尘源区分方法的可靠性。另外,矿山尘源分类像元降尘强度赋值的均值随距离矿山地物距离变化的趋势还显示出矿山扬尘的扩散特征。

图7(b)中显示,距离大于800 m,矿山尘源像元强度赋值的均值极小(小于0.05)并处于稳定状态,表明研究区矿山尘源扬尘扩散的平均最远距离为700—800 m。这与前人在类似区域的实地调查结果类似,高原等(2016)等发现白音诺尔铅锌矿(平均风速4.5 m/s)区尾矿库周边扬尘风积物随距离变化规律性变化的区间为0—900 m。

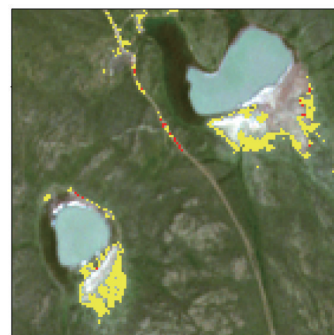
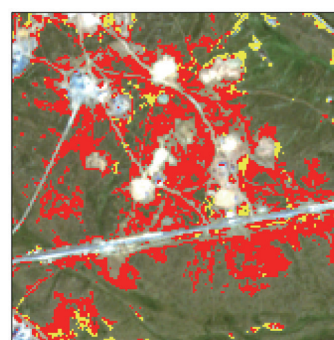
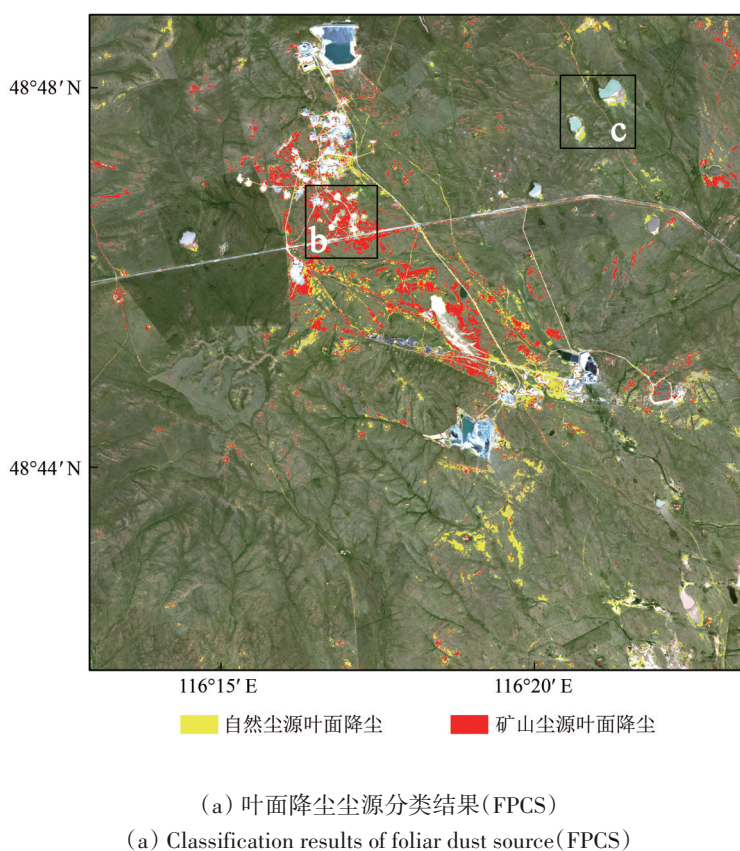


图6 叶面降尘尘源分类结果
Fig. 6 Classification results of foliar dust source

同样计算了废石堆、矿山道路、尾矿库周边等距离范围内的提取矿山尘源降尘像元降尘强度分类赋值均值变化情况(图7(c))。结果显示提取的矿山尘源叶面降尘像元与废石堆和矿山道路的空间相关性更强,与尾矿库的空间相关性较弱,表明研究区内矿山尘源主要为废石堆和矿山道路。同时,废石堆周边各等距离范围内像元降尘强度赋值均值均大于矿山道路,表明废石堆周边叶面降尘分布更集中、强度更高。另外,废石堆的扬尘扩散距离大于矿山道路。图7(c)显示距离矿山道路大于700 m,矿山尘源像元降尘强度赋值均

值极小(小于0.05)并处于稳定状态,而距离废石堆700—1000 m,矿山尘源像元均值仍处于变化中,且明显大于同距离等级的矿山道路的像元降尘强度赋值均值。矿山尘源的扩散特征还与是否有保护措施有关,高分影像上显示研究区几处尾矿库边缘均修建了防护网,有效抑制了扬尘扩散。

5 讨论

5.1 尘源矿物成分的光谱差异分析

影像上典型矿山废石堆扬尘区(图1(e))和干涸湖泊扬尘区(图1(d))的尘源和扬尘扩散影像特

征明显。利用MNF、PPI等方法提取了尘源近似纯净像元，两区域尘源纯净像元分布如图8(a)(b)，可见典型尾矿滞尘区尘源纯净像元主要分布于废

石堆中心(图8(a))，湖积物滞尘区尘源纯净像元主要分布于干涸湖泊东南侧的扬尘中心(图8(b))。

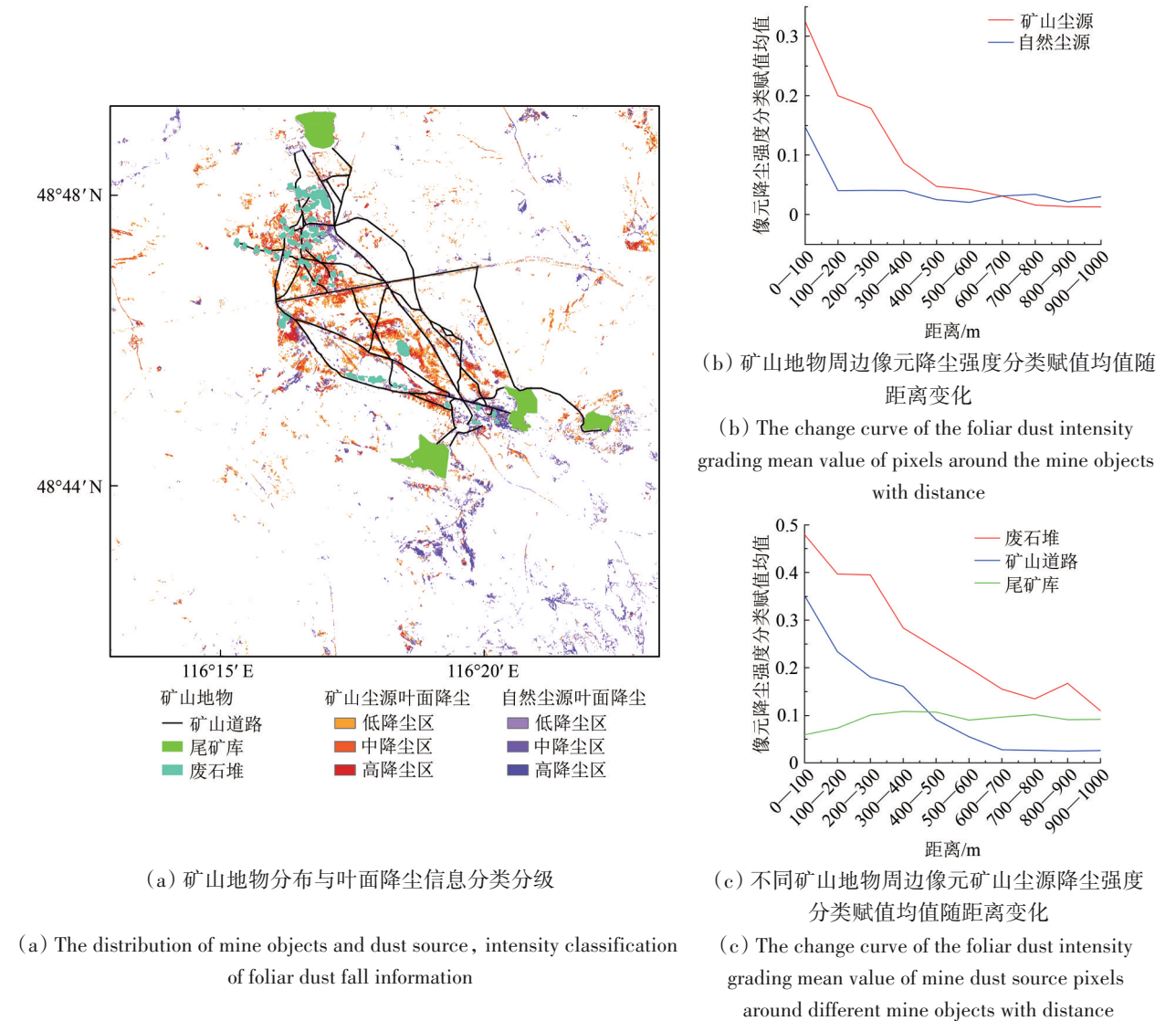


图7 叶面降尘信息与矿山地物的空间相关性
Fig. 7 The spatial correlation between foliar dust information and mine objects

分别提取矿山尘源和干涸湖泊尘源纯净像元的均值光谱(图8(c))，可见不同尘源光谱特征差异主要体现在可见光至近红外波段。尘源光谱差异主要受尘源矿物成分影响。矿山尘源纯净像元均值光谱在864.7 nm(B8A)附近显示明显吸收特征，同时在可见光区间表现出强反射特征，这与矿山尘源的降尘草地像元均值光谱表现出相似的吸收特征。前人研究表明864.7 nm附近的反射率吸收特征与三价铁的氧化物相关(张玉君等，2002; Hunt, 1977)。区域矿床地质资料显示甲乌拉一查干铅锌银矿区铅锌银矿化的各个阶段均有

黄铁矿伴生(高德荣等，2016)，而纯净、无风化的黄铁矿(FeS_2)在可见光至短波红外波段无明显吸收特征，864.7 nm附近显示出吸收特征，表明黄铁矿(FeS_2)可能部分氧化形成赤铁矿(Fe_2O_3)。前人对铅锌矿扬尘的矿物成分分析结果(铅锌矿扬尘的主要化学成分为 SiO_2 ， CaO ， Al_2O_3 ， Fe_2O_3 等)也证实了这一点(Đorđević等，2004)。吉磊等(1994)测试了工作区以东呼伦湖表层沉积物的矿物组成，主要为蒙脱石、绿泥石和伊利石等粘土矿物，证明了该区域湖积物包含蒙脱石等粘土矿物。蒙脱石等含铝羟基粘土矿物的反射率特

征吸收谱段为 2200 nm 附近, 由于哨兵二号遥感数据在短波红外波段设置波段较少, 没能显示出相应的吸收特征。下一步工作中将尝试利用 ASTER

等在短波红外区间有更多波段设置的数据研究干涸湖泊尘源的光谱特征。

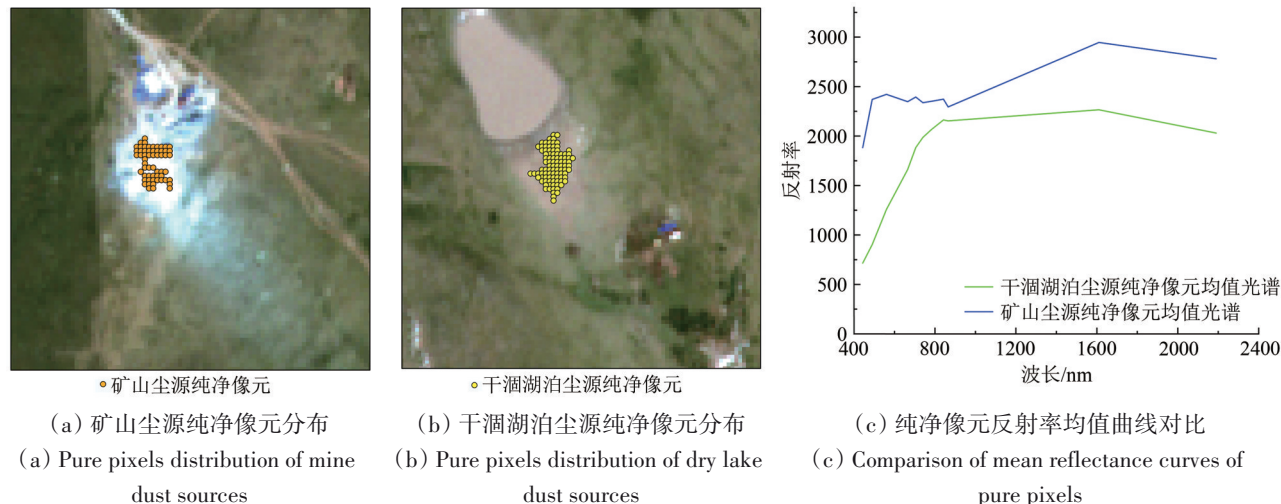


图8 矿山尘源与干涸湖泊尘源纯净像元分布及反射率均值曲线对比

Fig. 8 Pure pixels distribution of mine and dry lake dust sources and comparison of mean reflectance curves of pure pixels between mine and lake sediment dust source

5.2 哨兵二号反射率对叶面降尘的敏感性

此次研究确认了哨兵二号反射率数据对于植被叶面降尘的光谱响应特征, 和区分叶面降尘像元与非降尘像元、尘源类型的潜力。通过选取训练区, 对比了叶面降尘植被与正常植被的光谱差异, 发现可见光波段, 降尘植被像元反射率大于正常植被, 而对于近红外波段, 降尘植被像元反射率小于正常植被, 这与基于地面实测光谱 (Ma 等, 2017; 彭杰 等, 2015; Su 等, 2019; Xu 和 Yu, 2013; Yan 等, 2015; Zhang 等, 2014; Zhu 等, 2020) 和机载高光谱数据 (Zhao 等, 2020) 的研究结论一致。可见光波段反射率的升高与叶面降尘对叶绿素光合作用的抑制作用相关, 近红外波段反射率的降低与叶面降尘导致植物叶片组织结构的变化相关 (如栅栏组织细胞收缩、变短, 甚至弯曲)。研究中还发现, 降尘植被像元红边斜率较正常草地像元减小, 红边位置蓝移, 这与 Zhu 等 (2019, 2020) 的结论一致, 而与王涛等 (2012)、彭杰等 (2013) 认为叶面降尘对植被三边位置没有明显影响的观点不一致, 这可能与叶面降尘量累计对叶片组织结构的影响程度差异相关。

还确认了哨兵二号数据矿山尘源与自然尘源

叶面降尘光谱响应特征差异, 发现矿山尘源周边的叶面降尘像元大多在 864.7 nm 附近显示出吸收特征 (图3、图4); 利用 MNF 和 PPI 方法提取的矿山尘源纯净像元也在 864.7 nm 附近显示吸收特征 (图8), 经过矿床地质资料确认, 研究区矿山尘源中可能含有一定量黄铁矿氧化形成的铁氧化物, 进而使矿山废石堆光谱、矿山粉尘与草地的混合光谱显示出 864.7 nm 附近吸收特征。逐渐远离自然尘源和矿山尘源的等间距采样点反射率显现出不同的光谱响应特征。两种尘源的采样点反射率在可见光区间逐渐降低, 红蓝波段的植被吸收特征逐渐显现, 红边位置向长波方向移动, 自然尘源采样点近红外波段反射率逐渐升高 (图4), 这与人基于地面实测光谱的研究结果一致 (Kayet 等, 2019; Ma 等, 2017; Zhu 等, 2019)。而矿山尘源的采样点反射率随着远离尘源逐渐降低, 这与人研究结果不相符, 可能与矿山粉尘独特的矿物成分相关, 需要在下一步工作, 通过采样测试, 确定研究区矿山粉尘具体矿物成分, 明确随着叶面降尘量减少, 矿山尘源降尘叶面的反射率变化特征及其成因。

5.3 叶面降尘信息提取与尘源类型区分方法效果

本文方法将叶面降尘视为对于正常植被的一

种“异常”信息，基于叶面降尘像元与正常植被像元光谱特征差异，应用特征向量主成分选择法(FPCS)提取了叶面降尘信息，并划分降尘强度；提出了针对此次研究区的尘源区分光谱指数(DSI)，实现了对提取的叶面降尘信息尘源的判别。与前人提出的基于NDVI的降尘量线性反演模型相比，FPCS的提取结果更符合叶面降尘分布的客观规律（提取的降尘像元主要集中在废石堆、矿山道路、尾矿库等矿山尘源和湖积物、沙地等自然尘源周边）。而NDVI反演模型结果随机性更强，而且在部分叶面降尘影像特征明显的区域提取效果较差，这表现出经验模型对于不同区域的适用性较差。此次研究中未对利用尘源光谱指数(DSI)区别自然尘源与矿山尘源的结果进行实地验证，但典型区域（图6(b)、图(c)）的降尘像元的尘源识别效果证实了该指数对于区分叶面降尘尘源的可行性。同时叶面降尘提取信息与矿山地物的空间相关性分析结果也验证了本文方法的可行性，提取的矿山尘源叶面降尘像元与矿山地物的空间相关性更强，矿山尘源叶面降尘像元在靠近矿山地物方向呈逐渐集中分布趋势，而提取的自然尘源叶面降尘像元在矿山地物周边呈均匀分布趋势（图7），与矿山地物的空间相关性弱。综上，本文方法可用于区域性叶面降尘信息快速提取与尘源类型区分，不依赖地面采样测试，获取区域尺度半定量的叶面降尘分布和强度信息，可尝试用于其他矿区叶面降尘信息提取。需要注意的是，此次提出的DSI是依据自然尘源和矿山尘源光谱差异建立的，而研究区矿山尘源像元864.7 nm附近的特殊吸收特征与铁氧化物相关。所以，应用于其他类型金属矿山时，需要结合矿山尘源的矿物成分具体分析。同时，降水、大风等天气现象均会对矿区植被叶面降尘范围和强度造成影响，所以在影像时相选取上需要考虑数据采集前的天气条件。另外研究中是利用DNVI结合阈值分割提取植被范围的基础上，提取叶面降尘像元。由于哨兵二号数据空间分辨率的限制，当植被覆盖度较低，像元内植被与裸土地像元混合可能造成植被光谱被掩盖（Ma等，2020），进而无法争取提取部分植被覆盖度较低的像元。同时，植被像元叶面降尘很严重时，可能完全掩盖植被光谱特征，导致此类叶面降尘像元无法被正确识别。下一步工作中将定量分析植被覆盖度对叶面降尘

信息提取的影响，同时探索结合图像纹理和光谱信息更准确提取植被覆盖度低或叶面降尘极严重的植被像元。

6 结 论

基于哨兵二号遥感数据，本文提出了一种基于光谱特征分析的叶面降尘信息快速提取和尘源类型识别的方法，成功获取了研究区叶面降尘范围、强度，和尘源类别信息。主要取得了以下结论：

(1) 验证了哨兵二号反射率数据对区分叶面降尘强度和尘源类别的敏感性。与正常植被像元相比，叶面降尘像元可见光波段(B1—B4)反射率升高、近红外波段(B7—B8A)反射率降低、红边位置向短波方向移动的特征；矿山尘源叶面降尘像元在864.7 nm(B8A)附近显示出诊断性吸收特征，显示出黄铁矿氧化为赤铁矿的光谱特征。

(2) 利用FPCS方法，提取了研究区叶面降尘范围和强度，提出了一种尘源光谱指数(DSI: $(R(B8) + R(B11))/R(B8A)$)，区分了叶面降尘像元的尘源类型（自然尘源与矿山尘源）。

(3) 与提取的自然尘源叶面降尘像元相比，矿山尘源叶面降尘像元与矿山地物的空间相关性更强，验证了本文方法的可行性。各类型矿山地物中，废石堆、矿山道路与矿山尘源叶面降尘信息的相关性更强，是研究区内的主要矿山尘源。

下一步工作中，将通过采样测试，定量评估研究区矿山尘源叶面降尘的具体矿物成分和光谱响应特征。同时开展其他矿产类型矿区的叶面降尘遥感信息提取方法研究。

参考文献(References)

- Allen A G, Nemitz E, Shi J P, Harrison R M and Greenwood J C. 2001. Size distributions of trace metals in atmospheric aerosols in the United Kingdom. *Atmospheric Environment*, 35(27): 4581-4591 [DOI: 10.1016/S1352-2310(01)00190-X]
- Chudnovsky A and Ben-Dor E. 2008. Application of visible, near-infrared, and short-wave infrared (400-2500 nm) reflectance spectroscopy in quantitatively assessing settled dust in the indoor environment. Case study in dwellings and office environments. *Science of the Total Environment*, 393(2/3): 198-213 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2007.11.022]
- Crósta A P and Moore J M. 1989. Enhancement of landsat thematic mapper imagery for residual soil mapping in SW minas gerais

- state, Brazil: a prospecting case history in greenstone belt terrain// 7th Thematic Conference on Remote Sensing for Exploration Geology. Calgary: [s.n.]: 1173-1187
- Đorđević D, Vukmirović Z, Tošić I and Unkašević M. 2004. Contribution of dust transport and resuspension to particulate matter levels in the Mediterranean atmosphere. *Atmospheric Environment*, 38(22): 3637-3645 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2004.04.001]
- Etyemezian V. 2003. Vehicle-based road dust emission measurement (III): effect of speed, traffic volume, location, and season on PM10 road dust emissions in the Treasure Valley, ID. *Atmospheric Environment*, 37(32): 4583-4593 [DOI: 10.1016/s1352-2310(03)00530-2]
- Fairlie T D, Jacob D J and Park R J. 2007. The impact of transpacific transport of mineral dust in the United States. *Atmospheric Environment*, 41(6): 1251-1266 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2006.09.048]
- Gao D R, Su T B, Lü K, Zhang J H and Zhao W B. 2016. Metallogenic geological features and prospecting of Jiawula-Chagan Pb-Zn-Ag ore deposit, Inner Mongolia. *Mineral Exploration*, 7(3): 391-398 (高德荣, 苏庭宝, 吕奎, 张建华, 赵文斌. 2016. 内蒙古甲乌拉—查干铅锌银矿床成矿地质特征及找矿实践. *矿产勘查*, 7(3): 391-398)
- Gao Y, Lan D M, Huang X Q, Xing J X and Shang J. 2016. Effects of tailings pond on vegetation in Baiyinnuoer Lead-Zinc mine. *Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition)*, 37(4): 60-65 (高原, 蓝登明, 黄晓强, Xing J X, 尚洁. 2016. 白音诺尔铅锌矿尾矿库扬尘风积物对植被生长的影响. *内蒙古农业大学学报(自然科学版)*, 37(4): 60-65) [DOI: 10.16853/j.cnki.1009-3575.2016.04.010]
- Green A A, Berman M, Switzer P and Craig M D. 1988. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(1): 65-74 [DOI: 10.1109/36.3001]
- Hunt G R. 1977. Spectral signatures of particulate minerals in the visible and near infrared. *Geophysics*, 42(3): 501-513 [DOI: 10.1190/1.1440721]
- Jain N, Singh R, Roy P, Martha T R, Kumar K V and Chauhan P. 2018. Mapping of hydrothermally altered zones in Aravalli Supergroup of rocks around Dungarpur and Udaipur, India, using Landsat-8 OLI and spectroscopy. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(16): 455 [DOI: 10.1007/s12517-018-3799-5]
- Ji L, Xia W L, Xiang L and Wang S M. 1994. Mineral composition and sedimentation rate of surficial sediments in Hulun Lake, Inner Mongolia. *Journal of Lake Sciences*, 6(3): 227-232 (吉磊, 夏威夷, 项亮, 王苏民. 1994. 内蒙古呼伦湖表层沉积物的矿物组成和沉积速率. *湖泊科学*, 6(3): 227-232) [DOI: 10.18307/1994.0305]
- Jing W L, Zhou X, Zhang C, Wang C Y and Jiang H. 2018. Machine learning for estimating leaf dust retention based on hyperspectral measurements. *Journal of Sensors*, 2018: 6026259 [DOI: 10.1155/2018/6026259]
- Kaufman Y J, Tanré D, Dubovik O, Karnieli A and Remer L A. 2001. Absorption of sunlight by dust as inferred from satellite and ground-based remote sensing. *Geophysical Research Letters*, 28(8): 1479-1482 [DOI: 10.1029/2000gl012647]
- Kayet N, Pathak K, Chakrabarty A, Kumar S, Chowdary V M, Singh C P, Sahoo S and Basumatary S. 2019. Assessment of foliar dust using Hyperion and Landsat satellite imagery for mine environmental monitoring in an open cast iron ore mining areas. *Journal of Cleaner Production*, 218: 993-1006 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.01.305]
- Liu L, Li Y, Zhou J, Han L and Xu X L. 2018. Gold-copper deposits in wushitala, southern tianshan, northwest China: application of ASTER data for mineral exploration. *Geological Journal*, 53(S2): 362-371 [DOI: 10.1002/gj.2989]
- Liu L, Zhuang D F, Zhou J and Qiu D S. 2011. Alteration mineral mapping using masking and Crosta technique for mineral exploration in mid-vegetated areas: a case study in Areletuobie, Xinjiang (China). *International Journal of Remote Sensing*, 32(7): 1931-1944 [DOI: 10.1080/01431161003639678]
- Ma B D, Li X X, Jiang Z W, Pu R L, Liang A M and Che D F. 2020. Dust dispersion and its effect on vegetation spectra at canopy and pixel scales in an open-pit mining area. *Remote Sensing*, 12(22): 3759 [DOI: 10.3390/rs12223759]
- Ma B D, Pu R L, Wu L X and Zhang S. 2017. Vegetation index differencing for estimating foliar dust in an ultra-low-grade magnetite mining area using landsat imagery. *IEEE Access*, 5: 8825-8834 [DOI: 10.1109/access.2017.2700474]
- Moradpour H, Paydar G R, Pour A B, Kamran K V, Feizizadeh B, Muslim A M and Hossain M S. 2022. Landsat-7 and ASTER remote sensing satellite imagery for identification of iron skarn mineralization in metamorphic regions. *Geocarto International*, 37(7): 1971-1998 [DOI: 10.1080/10106049.2020.1810327]
- Özyavaş A. 2016. Assessment of image processing techniques and ASTER SWIR data for the delineation of evaporates and carbonate outcrops along the Salt Lake Fault, Turkey. *International Journal of Remote Sensing*, 37(4): 770-781 [DOI: 10.1080/2150704x.2015.1130873]
- Peng J, Wang J Q, Xiang H Y, Niu J L, Chi C M and Liu W Y. 2015. Effect of foliar dustfall content (FDC) on high spectral characteristics of pear leaves and remote sensing quantitative inversion of FDC. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 35(5): 1365-1369 (彭杰, 王家强, 向红英, 牛建龙, 迟春明, 柳维扬. 2015. 叶面降尘对香梨叶片高光谱特征的影响及定量反演研究. *红外与毫米波学报*, 35(5): 1365-1369) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2015)05-1365-05]
- Peng J, Xiang H Y, Wang J Q, Ji W J, Liu W Y, Chi C M and Zuo T G. 2013. Quantitative model of foliar dustfall content using hyperspectral remote sensing. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 32(4): 313-318, 343 (彭杰, 向红英, 王家强, 纪文君, 柳维扬, 迟春明, 左天国. 2013. 叶面降尘的高光谱定量遥感模型. *红外与毫米波学报*, 32(4): 313-318, 343) [DOI: 10.3724/SP.J.1010.2013.00313]
- Rodríguez L, Ruiz E, Alonso-Azcárate J and Rincón J. 2009. Heavy metal distribution and chemical speciation in tailings and soils around a Pb-Zn mine in Spain. *Journal of Environmental Management*, 90(2): 1106-1116 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2008.04.007]

- Sims D A and Gamon J A. 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sensing of Environment*, 81(2/3): 337-354 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00010-X]
- Song G C and Zhang Z. 2020. Remote sensing monitoring method for dust and wind accumulation in multi-metal mining area of Xin Barag Right Banner, Inner Mongolia. *Remote Sensing for Land and Resources*, 32(2): 46-53 (宋国策, 张志. 2020. 内蒙古新巴尔虎右旗多金属矿区扬尘风积物遥感监测方法. *国土资源遥感*, 32(2): 46-53) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020.02.07]
- Stagakis S, Markos N, Sykioti O and Kyparissis A. 2010. Monitoring canopy biophysical and biochemical parameters in ecosystem scale using satellite hyperspectral imagery: an application on a *Phlomis fruticosa* Mediterranean ecosystem using multiangular CHRIS/PROBA observations. *Remote Sensing of Environment*, 114(5): 977-994 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.12.006]
- Su K, Yu Q, Hu Y H, Liu Z L, Wang P C, Zhang Q B, Zhu J Y, Niu T and Yue D P. 2019. Inversion and effect research on dust distribution of urban forests in Beijing. *Forests*, 10(5): 418 [DOI: 10.3390/f10050418]
- Tegen I, Werner M, Harrison S P and Kohfeld K E. 2004. Relative importance of climate and land use in determining present and future global soil dust emission. *Geophysical Research Letters*, 31(5): L05105 [DOI: 10.1029/2003gl019216]
- Vellak K, Liira J, Karofeld E, Galanina O, Noskova M and Paal J. 2014. Drastic turnover of bryophyte vegetation on bog microforms initiated by air pollution in Northeastern Estonia and Bordering Russia. *Wetlands*, 34(6): 1097-1108 [DOI: 10.1007/s13157-014-0569-3]
- Wambo J D T, Pour A B, Ganno S, Asimow P D, Zoheir B, dos Reis Salles R, Nzenti J P, Pradhan B and Muslim A M. 2020. Identifying high potential zones of gold mineralization in a sub-tropical region using Landsat-8 and ASTER remote sensing data: a case study of the Ngoura-Colomines goldfield, eastern Cameroon. *Ore Geology Reviews*, 122: 103530 [DOI: 10.1016/j.oregeorev.2020.103530]
- Wang C, Chen J, Wu J, Tang Y H, Shi P J, Black T A and Zhu K. 2017. A snow-free vegetation index for improved monitoring of vegetation spring green-up date in deciduous ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 196: 1-12 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.04.031]
- Wang H F, Fang N, Yan X, Chen F T, Xiong Q L and Zhao W J. 2016. Retrieving dustfall distribution in Beijing City based on ground spectral data and remote sensing. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 36(9): 2911-2918 (王皓飞, 房娜, 晏星, 陈凡涛, 熊秋林, 赵文吉. 2016. 基于光谱特征的北京城区植被滞尘分布反演. *光谱学与光谱分析*, 36(9): 2911-2918) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2016)09-2911-08]
- Wang T, Liu Y, Wu H Y and Zuo Y M. 2012. Influence of foliar dust on crop reflectance spectrum and nitrogen monitoring. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 32(7): 1895-1898 (王涛, 刘洋, 吴海云, 左月明. 2012. 叶面尘对作物反射光谱及氮营养监测的影响. *光谱学与光谱分析*, 32(7): 1895-1898) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2012)07-1895-04]
- Wu Z C, Ye F W, Guo F S, Liu W H, Li H L and Yang Y. 2018. A review on application of techniques of principle component analysis on extracting alteration information of remote sensing. *Journal of Geo-information Science*, 20(11): 1644-1656 (吴志春, 叶发旺, 郭福生, 刘文恒, 李华亮, 杨羿. 2018. 主成分分析技术在遥感蚀变信息提取中的应用研究综述. *地球信息科学学报*, 20(11): 1644-1656) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2018.180195]
- Xu J H and Yu J T. 2013. Air dustfall impact on spectrum of ficus Microcarpa's leaf. *Advanced Materials Research*, 655-657: 813-815 [DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMR.655-657.813]
- Yan X, Shi W Z, Zhao W J and Luo N N. 2015. Mapping dustfall distribution in urban areas using remote sensing and ground spectral data. *Science of the Total Environment*, 506-507: 604-612 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2014.11.036]
- Zhang P F, Guli J, Yin J Q, Bao A M, Yao F and Liu J P. 2014. Using hyperspectral indices to measure the effect of mine dust on the growth of three typical desert plants. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 34(8): 2162-2168 [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)08-2162-07]
- Zhang Y J, Yang J M and Chen W. 2002. A study of the method for extraction of alteration anomalies from the ETM⁺ (TM) data and its application: geologic basis and spectral precondition. *Remote Sensing for Land and Resources*, 14(4): 30-36 (张玉君, 杨建民, 陈薇. 2002. ETM⁺(TM)蚀变遥感异常提取方法研究与应用——地质依据和波谱前提. *国土资源遥感*, 14(4): 30-36) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2002.04.07]
- Zhang Y J, Zeng Z M and Chen W. 2003. The methods for extraction of alteration anomalies from the ETM⁺ (TM) data and their application: method selection and technological flow chart. *Remote Sensing for Land and Resources*, 15(2): 44-49 (张玉君, 曾朝铭, 陈薇. 2003. ETM⁺(TM)蚀变遥感异常提取方法研究与应用——方法选择和技术流程. *国土资源遥感*, 15(2): 44-49) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2003.02.11]
- Zhao H Y. 2007. Recent 45 years climate change and its effects on ecological environment on Hulunbeier sandy land. *Chinese Journal of Ecology*, 26(11): 1817-1821 (赵慧颖. 2007. 呼伦贝尔沙地45年来气候变化及其对生态环境的影响. *生态学杂志*, 26(11): 1817-1821)
- Zhao Y B, Lei S G, Yang X C, Gong C G, Wang C J, Cheng W, Li H and She C C. 2020. Study on spectral response and estimation of grassland plants dust retention based on hyperspectral data. *Remote Sensing*, 12(12): 2019 [DOI: 10.3390/rs12122019]
- Zhu J Y, Yu Q, Zhu H, He W J, Xu C Y, Liao J Y, Zhu Q Y and Su K. 2019. Response of dust particle pollution and construction of a leaf dust deposition prediction model based on leaf reflection spectrum characteristics. *Environmental Science and Pollution Research*, 26(36): 36764-36775 [DOI: 10.1007/s11356-019-06635-4]
- Zhu J Y, Zhang X N, He W J, Yan X M, Yu Q, Xu C Y, Jiang Q, Huang H G and Wang R R. 2020. Response of plant reflectance spectrum to simulated dust deposition and its estimation model. *Scientific Reports*, 10(1): 15803 [DOI: 10.1038/s41598-020-73006-2]

Foliar dust information extraction and dust source identification in mining area based on Sentinel-2 data

SHUAI Shuang^{1,3}, ZHANG Zhi², LYU Xinbiao¹, CHEN Si³, MA Zicheng³, XIE Cuirong³

1. Institute of Geologic Survey, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;

2. Institute of Geophysics & Geomatics, China University of Geoscience (Wuhan), Wuhan 430074, China;

3. Hubei Institute of Land Surveying and Mapping, Wuhan 430010, China

Abstract: Remote sensing monitoring of foliar dust is one of the important methods to assess mine dust pollution. Compared with natural dust, mine dust, enriched with heavy metals, poses a more serious threat to human health and vegetation growth. Recently, most of foliar dust monitoring carried out inversion and monitoring for the amount of foliar dust, without distinguishing between mine dust and natural dust in mining areas. In this paper, methods were proposed to extract foliar dust information and to identify dust source, taking the Jiawula – Chagan Pb-Zn-Ag mining area in Inner Mongolia as an example.

The Feature-oriented Principal Component Selection (FPCS) method was applied to extract the distribution and intensity of foliar dust based on the analysis of the spectral response characteristics of foliar dust fall for Sentinel-2 data. Moreover, a Dust-source Spectrum Index (DSI) was proposed based on the reflectance differences between mine foliar dust and natural foliar dust, and DSI was used to distinguish the extracted foliar dust information between mine dust and natural dust. Then, the correlation between the type of dust source, the intensity of foliar dust, and the distribution of mine objects was analyzed, and the main mine dust sources and their dust diffusion characteristics were assessed. Finally, minimum noise fraction and pixel purity index methods were applied to analyze spectral characteristics difference and mineral composition difference between natural dust and mine dust.

Results showed foliar dust increased the vegetation reflectance in visible regions (B1—B4), decreased the vegetation reflectance in near infrared regions (B7—B8A), and shifted the red edge of the vegetation to shorter wavelength direction. The spectral reflectance gradually decreased with the increase of distances away from the mine dust sources, while the spectral reflectance gradually decreased in visible regions and increased in near infrared regions with the increase of distances away from dry lake dust sources. Mine dust sources and the affecting vegetation showed reflectance absorption characteristics near 864.7 nm (B8A), attributed to pyrite oxidation. The distribution and intensity of foliar dust were successfully extracted by FPCS and compared with the reported experience model. DSI could distinguish mine dust fall from natural dust fall. The extracted mine foliar dust pixels had a strong spatial correlation with the mine objects. The main mine dust sources in the study area were mine dumps and mine roads, the dust diffusion intensity of mine dumps was greater, and the dust diffusion of mine dumps spread farther.

The sensitivity of Sentinel-2 reflectance to identify the intensity of foliar dust fall and to distinguish the type of dust source was verified. FPCS could be applied to extract the distribution and intensity of foliar dust, without ground sampling. The extracted mine foliar dust pixels were classified into mine dust fall and natural dust fall using the proposed DSI and achieved excellent results. This paper provided a method for the rapid assessment of dust pollution in mine areas.

Key words: remote sensing, mining area, foliar dust, dust source, Sentinel-2, Feature-oriented Principle Component Selection (FPCS), Dust Source Index (DSI)

Supported by Geological Survey Program of China Geological Survey (No. 020212000000180004, DD20190705, DD20190511)