

## 基于可见-近红外和热红外光谱联合分析的煤和矸石分类方法研究

宋 亮<sup>1</sup>, 刘善军<sup>1\*</sup>, 虞茉莉<sup>1</sup>, 毛亚纯<sup>1</sup>, 吴立新<sup>1, 2</sup>

1. 东北大学资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110819

2. 中国矿业大学物联网(感知矿山)研究中心, 江苏 徐州 221008

**摘 要** 煤与矸石是矿山采煤过程中主要固体堆放物, 对其进行遥感动态监测是矿山环境保护的重要需求。由于煤与部分矸石存在“异物同谱”现象, 在使用传统的可见-近红外遥感分类时, 往往将部分矸石划分为煤, 导致遥感分类精度降低。首先对铁法矿区的12个煤样本和115个矸石样本进行可见-近红外光谱测试, 发现绝大部分矸石样本的光谱与煤差异很大, 二者易于区分, 但有部分矸石与煤样本存在“异物同谱”现象。为进一步对矸石与煤区分, 测试了混分样本的热红外光谱, 发现二者存在明显的光谱差异, 利用热红外光谱特征可以将其区分开来。在此基础上, 提出了基于可见-近红外和热红外光谱联合分析的煤与矸石区分方法。该方法首先对所有样本进行可见-近红外光谱测试, 利用Mao模型进行第一步分类识别; 其次对煤与矸石混分的样品进行热红外光谱测试, 利用光谱吸收比率SAR作为判别指标进行第二步分类, 两步的分类结果为最终分类结果。该方法在铁法、兖州、神东和木里矿区的验证结果表明, 其具有很高的分类准确率, 效果远好于单独基于可见-近红外光谱特征的分类方法。研究结果表明, 利用多种光谱联合分析的方法可以解决单波段存在的“异物同谱”现象, 对于地物遥感分类具有重要的借鉴意义。

**关键词** 煤; 矸石; 遥感; 可见-近红外; 热红外

中图分类号: P237 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2017)02-0416-07

### 引 言

煤炭是中国的主要能源, 在国民经济中占有重要地位, 而煤与矸石是矿山采煤过程中主要的固体堆放物, 除占用大量土地外, 如果处理不当还可能引发一些环境问题, 如矸石自燃会产生一氧化碳等有害气体, 影响周围大气环境, 甚至造成人员伤亡; 在风力和雨水等作用下矸石中一些有害元素析出, 入渗到土壤和含水层中, 导致土壤功能降低、污染水质; 一些矸石山处理不当会引发地质灾害, 如矸石山崩塌、滑坡、泥石流等。因此对煤矿区的煤和矸石分布进行有效的动态监测就显得非常重要<sup>[1-3]</sup>。

近年来, 遥感技术在煤矿区土地覆盖变化监测、土壤和水体的污染监测以及矿区开采状况监测等方面得到广泛应用<sup>[4-6]</sup>, 已经成为煤矿区环境动态监测最有效的方法之一。在对矿区开采情况的监测方面, 王鹏等基于Landsat5 TM影像对鄂尔多斯煤矿区矸石堆场运用监督分类、非监督分类、谱间关系法、分层分类法4种方法进行识别, 最高精度达到

78%<sup>[7]</sup>; 荆青青等以荆门市马河镇为研究区, 基于ASTER数据在主成分分析后运用马氏距离法对矸石的分布进行提取, 精度达到88.17%<sup>[8]</sup>; Mao等基于不同煤炭类别的光谱特征, 提出煤体识别模型, 并基于Landsat5 TM数据对霍林河矿区(褐煤)和霍州矿区(烟煤)进行遥感反演, 反演结果和实际情况吻合较好<sup>[9]</sup>。

纵观目前矿区遥感现状, 使用不同的遥感分类方法对煤和矸石进行识别, 分类准确率大多低于90%, 主要是由于煤与部分矸石的可见-近红外光谱特征相似, 存在“异物同谱”现象<sup>[9]</sup>, 导致用遥感模型提取煤体分布区域时, 将部分矸石误分为煤, 使得煤和矸石之间产生误分。因此, 单独使用可见-近红外波段进行煤与矸石的识别难以取得理想的效果。

针对使用单一光谱测量难以达到理想识别目标的问题, Matthew R Smith等通过对近红外和热红外光谱联合分析的方法确定火星表面水合二氧化硅的相对结晶度和二氧化硅丰度, 进而预测矿物的蚀变过程<sup>[10]</sup>。Sergio Sanchez-Ruiz等通过可见-近红外-热红外-微波联合分析的方法将土壤湿度图的空间分辨率从40 km提高至500 m, 且准确性也大大提

收稿日期: 2016-01-18, 修订日期: 2016-05-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(41440032, 41371437)资助

作者简介: 宋 亮, 1989年生, 东北大学资源与土木工程学院博士研究生 e-mail: neusongliang@163.com

\* 通讯联系人 e-mail: liusjdr@126.com

高<sup>[11]</sup>。

借鉴上述方法,本研究以辽宁铁法矿区作为研究区,提出将可见-近红外光谱和热红外光谱特征相结合,综合建立遥感识别模型与分类方法,以提高煤和矸石的分类准确率<sup>[12]</sup>。

## 1 实验部分

### 1.1 样品采集

以辽宁铁法(煤)矿区为研究区,该矿区位于辽宁省北部,由铁法煤田、康平煤田、康北煤田三个煤田组成,煤炭储量达16.5亿吨,是辽宁省重要的煤炭生产基地,煤的类型主要为烟煤。

在研究区内煤场的不同地点共采集12个煤样,每个样本重约2 kg,由直径约2~3 cm的块体组成;在矿区6座矸石山的不同部位共采集115个矸石样本,每个样本的大小约为8 cm×8 cm×4 cm的块状。

铁法矿区的矸石类型主要包括砂岩、粉砂岩、泥岩和炭质页岩。除炭质页岩外,其他三种矸石易于与煤区分,容易肉眼识别。对炭质页岩进行切片,并在偏光显微镜下进行观察,发现除炭质矿物外,还含有许多石英和硅酸盐矿物,这些硅酸盐矿物主要包括长石、粘土类矿物(如水云母、高岭石)以及一些硅质隐晶质(如玉髓)等。

对其中的3个典型煤样送检化验,根据中华人民共和国国家标准 GB/T212—2008 进行工业分析,根据 GB/T214—2007 进行硫元素分析,主要分析指标见表1。

表1 铁法矿区煤样工业指标测试结果

Table 1 Components and main industry indicators of mine samples in Tiefa mining area

样品 编号	干燥无灰 基挥发分 ( $V_{daf}$ )/%	干燥无灰 基固定碳 ( $FC_{daf}$ ) /%	干燥基 灰分 ( $A_d$ )/%	干燥基挥 发分 ( $V_d$ )/%	干燥基 全硫 ( $S_d$ )/%
(1)	40.29	59.71	25.16	30.15	0.44
(2)	40.29	59.71	19.74	32.33	0.49
(3)	43.29	56.71	33.27	28.89	0.48

从表1可以看出,铁法矿区的煤样干燥无灰基挥发分百分含量均高于40.29%,干燥基灰分在19.74~33.27%,干燥基全硫小于0.50%,在类型上属于高灰低硫烟煤。

### 1.2 可见-近红外光谱测试

用 SVC HR-1024 便携式地物光谱仪对采集的所有样品进行可见-近红外光谱测试,测试波段范围0.35~2.5 μm,光谱分辨率小于8.5 nm。为了降低气溶胶和太阳辐射传播路径的影响,光谱测试在晴天10:00—14:00进行,太阳高度角在45°左右。测量时让样品观测面保持水平,光谱仪镜头与观测面基本垂直。将采样积分时间设置为3 s,每个样品重复测试2次,取其反射率平均值。

对所有测试样本的光谱曲线进行分析发现,大部分矸石样本反射率较高,特别是在1550~1750 nm波段范围大多

高于15%;而煤的整体反射率较低,在所测整个波段范围内均低于13.6%,二者易于区分,但少部分矸石与煤的光谱曲线混在一起,不易区分。

由于样本数量较多,不便将所有样本的光谱曲线反映在一张图中。结合矸石类型和煤样本实际情况选取部分典型样本进行光谱特征分析,图1是部分典型的煤和矸石样本光谱测试结果,其中矸石光谱选择了8个样本(每种矸石选择2个样本),煤作为一个大类,选择了4个样本。

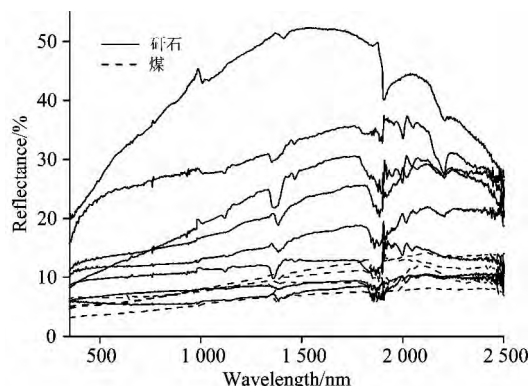


图1 典型煤和矸石样本的可见光-近红外光谱图

Fig 1 Visible and near infrared spectrum of typical coal and gangue samples

Mao<sup>[9]</sup> 研究发现,大部分地物(如植被、泥灰岩、水体)在 Landsat 卫星 TM4 波段的反射率都高于 TM5,而煤在 TM4 波段的反射率低于 TM5。为提取煤信息,首先构建一个归一化差异煤指数(normalized difference coal index, NDCI)

$$NDCI = \frac{TM5 - TM4}{TM5 + TM4} \quad (1)$$

式(1)中, TM4 与 TM5 分别表示 TM 数据的第4波段和第5波段的反射率。由于煤 TM4 波段的反射率低于 TM5,因此煤的 NDCI 应该大于零。NDCI 的大小反映了光谱曲线在 TM4 和 TM5 两个波段反射率的差异。NDCI 越大, TM4 和 TM5 两个波段反射率的差值越大,光谱曲线在这两个波段间的斜率也越大。

但煤矿区域中的黄土和砂岩在 TM4 波段的反射率也低于 TM5,只用 NDCI 容易将其误认为煤提取出来,因此增加 TM5 波段的反射率作为补充条件改进煤信息的提取。最终,构建煤信息提取的遥感模型如式(2)

$$\begin{cases} NDCI > a \\ b_1 < TM5 < b_2 \end{cases} \quad (2)$$

对于烟煤,  $a$ ,  $b_1$  和  $b_2$  分别取 0.03, 0.0519 和 0.1358。

按照该模型(下文简称 Mao 模型),对铁法矿区的所有煤和矸石样本进行分类识别。分类结果显示12个煤样全部正确识别;115个矸石样本中有9个误分为煤所有样本的总分类准确率为92.9%。这样,经过 Mao 模型分类后,有21个样本形成混分,包括12个煤样和9个矸石样本,其光谱测试结果如图2所示。

图2可以看出:9个矸石样本和12个煤样的可见-近红外光谱曲线混在一起,难以区分,存在明显的“异物同谱”现

象,基于可见-近红外光谱特征的分类方法很难将其有效的区分开来。

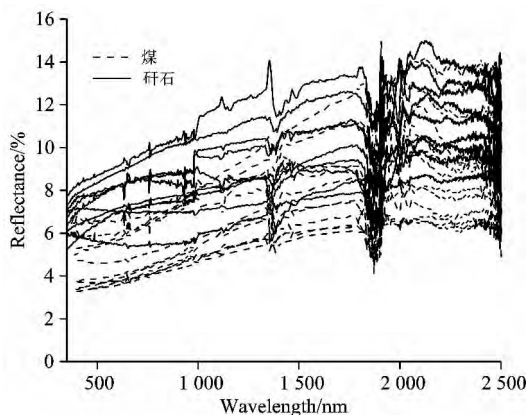


图 2 12 个煤样本和 9 个误分矽石样本的可见-近红外光谱图

Fig 2 Visible and near infrared spectrum of 12 coal samples and 9 misclassified gangue samples

### 1.3 混分试样的热红外光谱测试

对图 2 中混分的 21 个样本用美国 D&P 公司生产的红外光谱辐射计 Turbo FT 进行热红外光谱测试,其光谱探测范围为  $3 \sim 15 \mu\text{m}$ ,光谱分辨率为  $4 \text{ cm}^{-1}$ 。在室外的天空冷背景下垂直观测样本表面,观测距离约为  $0.8 \text{ m}$ 。每个样品重复测试 2 次,发射率取其平均值。

考虑到大气窗口的影响,选择  $8 \sim 14 \mu\text{m}$  范围内的光谱曲线进行分析,但由于测量环境的影响,部分发射率在  $13 \sim 14 \mu\text{m}$  范围内大于 1,呈现剧烈波动,因此,只选择  $8 \sim 13 \mu\text{m}$  的光谱进行分析。图 3 为 21 个混分样本的热红外发射率光谱曲线。

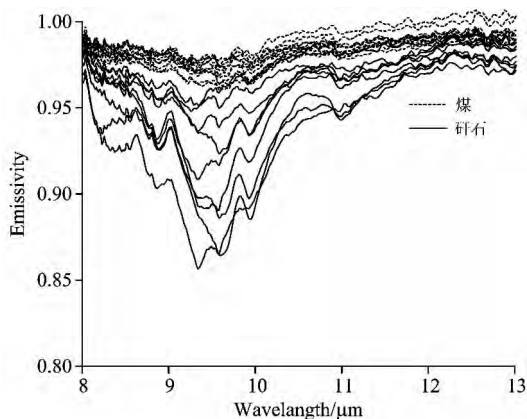


图 3 12 个煤样本和 9 个误分矽石样本的热红外光谱图  
Fig 3 Thermal infrared spectrum of 12 coal samples and 9 misclassified gangue samples

图 3 可以看出,煤和矽石的发射率整体都较高,在  $8 \sim 13 \mu\text{m}$  发射率都大于 0.8。但二者的光谱曲线存在以下差异:

(1)煤在  $8 \sim 13 \mu\text{m}$  波段范围的发射率均在 0.97 以上,明显高于矽石的发射率,且发射率曲线的波动较小,在 0.03

之内。

(2)与煤样显著不同的是,矽石在  $8 \sim 11 \mu\text{m}$  存在一个明显的吸收特征,吸收谷中心位置在  $9.5 \mu\text{m}$  附近。在 9 个矽石样品中,吸收谷发射率最低为 0.86,与煤在此处的发射率相差 0.1 以上。

上述分析表明,煤与矽石在可见-近红外波段的光谱特征相似,难以区分,但在热红外波段,矽石在  $8 \sim 11 \mu\text{m}$  有明显的吸收谷特征,而煤样本却没有,可以据此将二者区分开来。为有效区分煤与矽石,参考文献[13],提出了以下方法和指标。

图 4 是典型矽石样本的热红外光谱特征示意图,其显示在  $8 \sim 11 \mu\text{m}$  存在一个明显的光谱吸收谷。为有效刻画该特征,选择三个特征点  $S_1$ ,  $S_2$  和  $M$ 。其中  $M$  为光谱吸收谷最低点,  $S_1$  和  $S_2$  为吸收谷的两个肩部。  $S_1$  和  $S_2$  的连线为“非吸收基线”。根据两个肩部的波长和反射率可以得到“非基线方程”[13]。

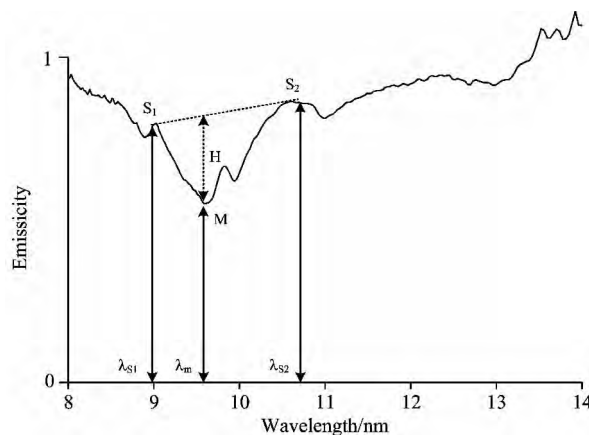


图 4 矽石样本热红外光谱 SAR 特征示意图

Fig 4 SAR feature of thermal infrared spectrum of a gangue sample

为有效表达吸收谷的深度,定义光谱吸收比率(spectral absorption ratio, SAR),其表达式为

$$\text{SAR} = \frac{\rho_m}{H} \quad (3)$$

式(3)中,  $\rho_m$  为  $\lambda_m$  处的发射率,  $H$  为波谷深度。SAR 从本质上表达了地物光谱的吸收特征, SAR 越大,表示光谱吸收深度越浅, SAR 越小,表示光谱吸收深度越深。

根据铁法矿区煤与矽石样本的热红外光谱特征,选取左肩位置  $S_1$  为  $9.01 \mu\text{m}$ ,右肩位置  $S_2$  为  $10.88 \mu\text{m}$ 。波谷位置因样本的不同会有所偏移,因而不同样本根据自身选取波谷的最低点。分别计算图 2 中 21 个样本在波谷处的 SAR 值,见表 2 和表 3。

由表 2 和表 3 可以看出,煤样本的 SAR 值较大,而矽石样本相对较小。以 50 作为分界指标对二者进行区分,若  $\text{SAR} > 50$ ,则样本为煤;若  $\text{SAR} \leq 50$ ,则为矽石。

从表 2 和表 3 中可以看出,混分的 21 个样本中经过 SAR 指标分类后,12 个煤样被全部正确分类;9 个矽石样本中 8 个被正确分类,有 1 个仍被误分。

表 2 12 个煤样本的 SAR 值  
Table 2 SAR of 12 coal samples

样本名称	SAR	样本名称	SAR	样本名称	SAR
煤样 1	117.6	煤样 2	86.1	煤样 3	52.4
煤样 4	65.2	煤样 5	81.1	煤样 6	101.1
煤样 7	53.97	煤样 8	65.0	煤样 9	69.7
煤样 10	62.4	煤样 11	60.8	煤样 12	63.5

表 3 9 个误分的矸石样本 SAR 值  
Table 3 SAR of 9 misclassified gangue samples

样本名称	SAR	样本名称	SAR	样本名称	SAR
矸石 1	50	矸石 2	22.7	矸石 3	22.8
矸石 4	11.1	矸石 5	45.0	矸石 6	15.8
矸石 7	14.1	矸石 8	14.7	矸石 9	69.6

2 基于近红外-热红外光谱联合分析的煤与矸石识别方法的建立

2.1 方法的提出

由于部分矸石样本和煤样本存在“异物同谱”现象，因而单独使用可见-近红外波段进行煤的识别很容易将部分矸石误分为煤，但在热红外波段“混分”的矸石和煤样本的光谱特征存在明显差异，表明基于光谱特征进行煤与矸石区分时，可见-近红外和热红外光谱有较好的互补性。

基于上述认识，建立一种由可见-近红外和热红外光谱联合分析的方法对煤和矸石样本进行分类识别，以提高分类准确率。该方法包括两步：

首先，对所有样本进行可见-近红外光谱测试，根据其光谱特征，利用 Mao 模型将样本分成煤和矸石两部分。此时，由于“异物同谱”因素的存在，可能会将少部分矸石样本误分为煤。

其次，对于所有划分为矸石的样品不再考虑，而对于划分成煤样本再进行热红外光谱测试，计算每个样本在  $8\sim 11\mu\text{m}$  波谷处的 SAR 值，并以 50 作为区分阈值。若  $\text{SAR}>50$  为煤；若  $\text{SAR}<50$  为矸石。该方法的分类流程图如图 5 所示。

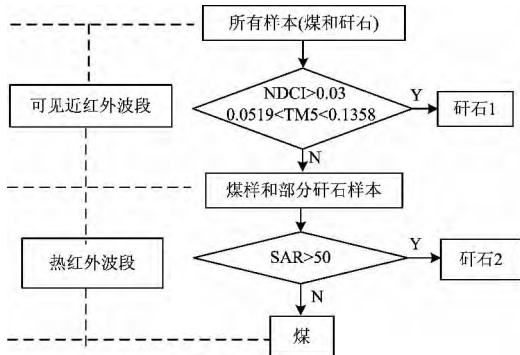


图 5 基于可见-近红外和热红外光谱联合分析的煤和矸石分类流程图

Fig 5 Flowchart of combined visible, near infrared and thermal infrared spectral classification method

经过上述两步，煤与矸石样品就可以有效的分离开来。对于本文中在铁法煤矿采集的 12 个煤样全部正确分类，煤样的分类准确率为 100%。115 个矸石样本中，114 个分类正确，1 个误分为煤，分类准确率为 99.1%，所有样本的总分类准确率为 99.2%。分类结果相比于单独使用可见-近红外光谱方法有很大提升。

2.2 方法的进一步验证

为了进一步验证该方法的普适性，本文选择中国兖州矿区、神东矿区和木里矿区 3 个大型煤炭基地作为试验场地，对上述方法进行验证。由于目前卫星热红外波段数据的空间分辨率较低，无法直接应用卫星数据进行验证，只能通过实地采样进行验证。

首先在 3 大矿区现场采集了 54 个样本(样本详细情况见表 4)。

表 4 三个验证矿区的样本采集情况  
Table 4 Sample list of three validated mines

矿区名称	煤样本数	矸石样本数	样本总数
兖州矿区	8	10	18
神东矿区	9	6	15
木里矿区	9	12	21

(1) 对 3 个验证矿区所有样本测试其可见-近红外光谱，按照 Mao 模型法进行分类，结果如表 5、表 6 和表 7 所示。

表 5 兖州矿区样本用 Mao 模型分类结构  
Table 5 Classification results of Yanzhou mine samples with Mao model

样本编号	NDCI	TM5	分类结果	样本编号	NDCI	TM5	分类结果
YZ-M1	0.37	0.1250	煤	YZ-M2	0.33	0.1147	煤
YZ-M3	0.36	0.0943	煤	YZ-M4	0.35	0.1211	煤
YZ-M5	0.18	0.0574	煤	YZ-M6	0.21	0.1182	煤
YZ-M7	0.28	0.1231	煤	YZ-M8	0.22	0.0870	煤
YZ-G1	0.21	0.2207	矸石	YZ-G2	0.22	0.1674	矸石
YZ-G3	0.15	0.1320	煤	YZ-G4	0.15	0.2378	矸石
YZ-G5	0.15	0.1396	矸石	YZ-G6	0.30	0.2022	矸石
YZ-G7	0.40	0.1661	矸石	YZ-G8	0.31	0.1791	矸石
YZ-G9	0.28	0.1842	矸石	YZ-G10	0.31	0.1514	矸石

注：YZ-M1：兖州煤样 1；YZ-G1：兖州矸石 1(表 6、7 同)

从表 5—表 7 中可以看出，三个矿区中所有煤样本均被正确分类，但是矸石样本有误分。其中兖州矿区的 10 个矸石样本中 9 个正确分类，1 个被误分为煤，总分类准确率为 94.4%；神东矿区 6 个矸石样本中 5 个正确分类，1 个被误分为煤，总分类准确率为 93.3%；木里矿区 12 个矸石样本中 10 个正确分类，2 个被误分为煤，总分类准确率为 90.5%。

(2) 对 3 个矿区分类为煤的样本测试热红外光谱，并计算其 SAR 值。计算结果见表 8。

从表 8 可以看出，在 3 个验证矿区中，用可见-近红外和热红外联合分析的方法进行分类的总分类准确率均为

100%。该结果表明该方法对其他矿区也有很好地适用性。

表 6 神东矿区样本用 Mao 模型分类结果  
Table 6 Classification results of Shendong mine samples with Mao model

样本编号	NDCI	TM5	分类结果	样本编号	NDCI	TM5	分类结果
SD-M1	0.35	0.103 1	煤	SD-M2	0.21	0.101 8	煤
SD-M3	0.25	0.089 1	煤	SD-M4	0.14	0.125 2	煤
SD-M5	0.29	0.100 6	煤	SD-M6	0.30	0.130 4	煤
SD-M7	0.23	0.114 0	煤	SD-M8	0.19	0.070 2	煤
SD-M9	0.17	0.095 6	煤	SD-G1	0.22	0.139 2	矽石
SD-G2	0.47	0.255 4	矽石	SD-G3	0.13	0.212 8	矽石
SD-G4	0.40	0.211 8	矽石	SD-G5	0.19	0.263 4	矽石
SD-G6	0.21	0.104 0	煤				

表 7 木里矿区样本用 Mao 模型分类结果  
Table 7 Classification results of Muli mine samples with Mao model

样本编号	NDCI	TM5	分类结果	样本编号	NDCI	TM5	分类结果
ML-M1	0.25	0.085 7	煤	ML-M2	0.18	0.102 7	煤
ML-M3	0.25	0.105 5	煤	ML-M4	0.23	0.057 3	煤
ML-M5	0.09	0.097 6	煤	ML-M6	0.21	0.073 5	煤
ML-M7	0.14	0.083 6	煤	ML-M8	0.09	0.056 4	煤
ML-M9	0.07	0.062 3	煤				
ML-G1	0.18	0.316 3	矽石	ML-G2	0.13	0.205 7	矽石
ML-G3	0.14	0.205 9	矽石	ML-G4	0.09	0.258 1	矽石
ML-G5	0.10	0.127 0	煤	ML-G6	0.14	0.112 7	煤
ML-G7	0.14	0.187 8	矽石	ML-G8	0.16	0.223 4	矽石
ML-G9	0.16	0.189 5	矽石	ML-G10	0.15	0.184 8	矽石
ML-G11	0.15	0.194 6	矽石	ML-G12	0.17	0.189 8	矽石

表 8 三个验证矿区混分样本的 SAR 值计算结果  
Table 8 SAR of coal and misclassified gangue samples in three validated mines

样本编号	SAR	样本编号	SAR	样本编号	SAR
YZ-M1	81.9	YZ-M2	69.9	YZ-M3	90.1
YZ-M4	66.1	YZ-M5	133.2	YZ-M6	73.3
YZ-M7	78.0	YZ-M8	116.7	YZ-G3	16.9
SD-M1	71.9	SD-M2	76.9	SD-M3	72.9
SD-M4	55.7	SD-M5	65.4	SD-M6	69.4
SD-M7	80.2	SD-M8	120.1	SD-M9	77.6
SD-G6	12.0	ML-M1	201.4	ML-M2	179.9
ML-M3	242.5	ML-M4	257.5	ML-M5	303.2
ML-M6	80.6	ML-M7	416.3	ML-M8	346.5
ML-M9	644.0	ML-G5	20.8	ML-G6	14.4

从铁法矿区煤样的工业指标测试结果(表 1)可知,铁法矿区的煤样属于烟煤,灰分高;在 115 个矽石样本中,大部分为粉砂岩、泥岩,呈灰色,也存在少部分的炭质页岩(或炭质泥岩),呈黑色。图 6 是铁法矿区典型的煤样和矽石样本的照片。可以看出粉砂岩[见图 6(b)]与煤[见图 6(a)]颜色的

差异很大,易于区分,但与炭质页岩[见图 6(c)]差异很小,不易区分。

为进一步了解在可见-近红外范围将矽石误分为煤的原因,对铁法矿区误分为煤的 12 块矽石样本切片,并在偏光显微镜下进行观察,图 7 是其中的 4 块典型试样的观察结果。图中显示,这些误分为煤的矽石中都含不同比例的炭质矿物,不透明,呈细粒分散状[见图 7(a)]、集中成带状[见图 7(b)]或团块状分布[见图 7(c), (d)],颜色呈黑褐色,使样本整体呈黑色调,导致在可见-近红外波段煤与矽石的反射光谱曲线相似,造成了“异物同谱”现象。

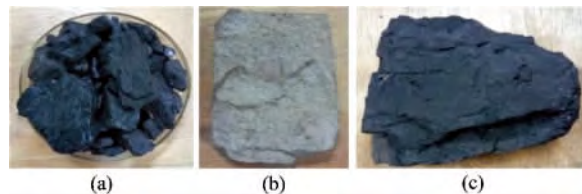


图 6 铁法矿区煤和矽石样本照片对比

(a): 煤; (b): 粉砂岩; (c): 炭质页岩

Fig 6 Images of coal and gangue samples in Tiefa mining area

(a): Coal; (b): Siltstone; (c) Carbonaceous shale

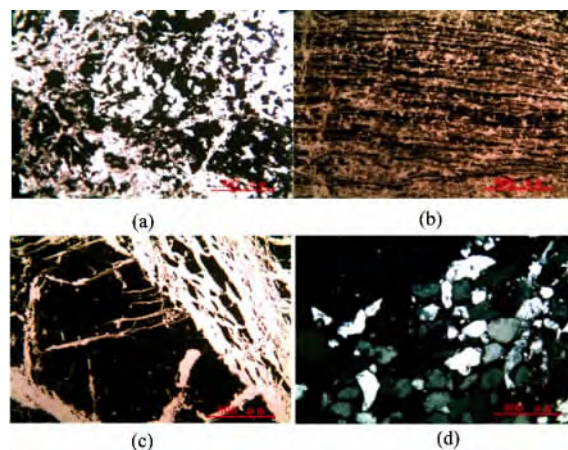


图 7 矽石样本偏光显微镜下矿物分布图

(a): 细粒分散; (b): 集中成带状; (c), (d): 团块状分布

Fig 7 Mineral distribution of a gangue slice under a microscope

(a): Dispersive state; (b): Banding; (c), (d): Block

另外,矽石切片在偏光显微镜下显示,样本组成矿物中除炭质矿物外,还含有许多石英和硅酸盐矿物,这些硅酸盐矿物主要包括长石、粘土类矿物(如水云母、高岭石)以及一些硅质隐晶质(如玉髓)等。这些矿物的热红外光谱曲线在 8~11  $\mu\text{m}$  处均存在明显的吸收特征,主要是由矿物中的 Si—O 基团伸缩振动导致。

以矽石样本中非炭质矿物含量(即切片中除去炭质矿物之外的其他矿物含量总和)为横轴,热红外光谱的吸收深度  $H$  为纵轴绘制曲线,如图 8 所示。

从图 8 中可以看出,随着非炭质矿物含量的增加,热红外光谱的吸收深度  $H$  也随之增加,两者呈近似线性关系,其

相关系数为 0.63。另外, 矽石样本中含不同比例的高岭石, 其在波长  $9.0\ \mu\text{m}$  附近引起一个典型的波峰特征, 所以矽石样本也会在  $9.0\ \mu\text{m}$  附近出现一个明显程度不同的波峰特征。

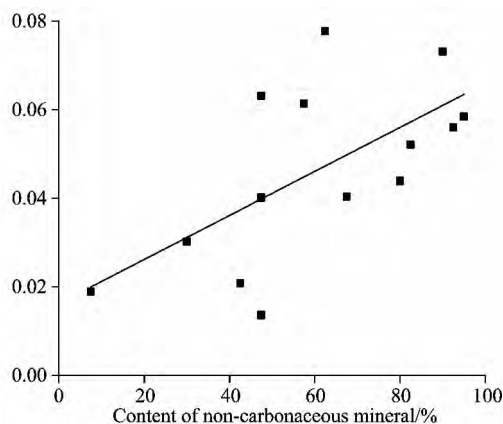


图8 矽石样本中非炭质矿物含量与光谱吸收深度之间的关系图

Fig. 8 Correlation between content of non-carbonaceous mineral and absorption depth

### 3 结 论

针对煤和部分矽石在可见-近红外波段存在光谱特征相似、不易区分的问题, 提出了利用可见-近红外光谱和热红外联合分析的煤与矽石分类方法, 得到以下结论:

(1) 煤和大部分矽石在可见-近红外波段光谱特征差异明显, 但是少部分矽石与煤存在“异物同谱”的现象, 单独使用可见-近红外光谱特征无法将煤与矽石完全区分。

(2) 对于可见-近红外波段难以区分的煤和矽石试样, 在热红外光谱波段则有明显的光谱特征差异, 基于此提出了煤与矽石的可见-近红外和热红外光谱联合分析的煤和矽石分类方法。该方法的分类结果远好于单独使用可见-近红外的分类方法。

需要说明的是, 由于目前卫星热红外遥感的空间分辨率较低, 本方法可能无法直接利用遥感卫星数据进行矿区煤与矽石的监测应用。但随着热红外遥感的空间分辨率逐步提高, 该方法将可得到实际应用。

致谢: 感谢辽宁省铁法煤矿为光谱测试研究提供煤样。

### References

- [1] Sun Y Z, Fan J S, Qin P, et al. Environmental Geochemistry and Health, 2009, 1(31): 81.
- [2] Wang W F, Hao W D, Bian Z F, et al. International Journal of Coal Geology, 2014, 132: 94.
- [3] Xue Y A, Zhang M M, Li J, et al. Disaster Advances, 2012, 5: 427.
- [4] Demirel N, Emil M K, Duzgun H S. International Journal of Coal Geology, 2011, 86: 3.
- [5] Joshi P K, Kumar M, Midha N, et al. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2006, 4: 415.
- [6] Schroeter L, Gläßer C. International Journal of Coal Geology, 2011, 86: 27.
- [7] WANG Peng, LIU Qing-sheng, LIU Gao-huan, et al(王 鹏, 刘庆生, 刘高焕, 等). Journal of Geo-Information Science(地球信息科学学报), 2013, 15(5): 768.
- [8] JING Qing-qing, ZHANG Zhi, WANG Xu(荆青青, 张 志, 王 旭). Coal Science and Technology(煤炭科学技术), 2008, 36(5): 93.
- [9] Mao Y C, Ma B D, Liu S J, et al. Canadian Journal of Remote Sensing, 2014, 40: 327.
- [10] Smith M R, Bandfield J L, Cloutis E A, et al. Icarus, 2013, 223: 633.
- [11] Sergio S R, Maria P, Nilda S, et al. Journal of Hydrology, 2014, 516: 273.
- [12] Saljnikov A, Komatina M, Manovic' V, et al. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2009, 52: 2871.
- [13] WANG Jin-nian, ZHENG Lan-fen, TONG Qing-xi(王晋年, 郑兰芬, 童庆禧). Remote Sensing of Environmental, China(环境遥感), 1996, 11(1): 20.

# A Classification Method Based on the Combination of Visible, Near-Infrared and Thermal Infrared Spectrum for Coal and Gangue Distinguishment

SONG Liang<sup>1</sup>, LIU Shan-jun<sup>1\*</sup>, YU Mo-li<sup>1</sup>, MAO Ya-chun<sup>1</sup>, WU Li-xin<sup>1, 2</sup>

1. College of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China

2. IoT Perception Mine Research Center, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China

**Abstract** Coals and gangues are the main surface dump in the coal mining process. Dynamic monitoring of those dumps using remote sensing technique is of great importance for mine environmental protection. In the traditional classification of visible and near-infrared remote sensing, part of the gangues might be misclassified as coal, due to the phenomenon of “different objects with the same spectrum”, resulting in the decrease of classification accuracy. Thus, this study firstly acquired visible and near-infrared spectrums of 12 coal samples and 115 gangue samples from Tiefa mining area in China. Most of the gangue samples’ spectrums are different from those of the coals, which can be easily distinguished. While, part of the gangues has the similar spectrum with coal which results in misclassification. With an effort to improve image classification accuracy, furthermore, we acquired the thermal infrared spectrum of the misclassified gangue and the coal samples. The results indicate that there are different spectral characteristics in thermal infrared band between coal and gangue samples, which can be identified easily. Therefore, we proposed a method to separate coal from gangue based on the combination of visible, near-infrared and thermal infrared spectrum. In the first place, the method conducts measurement on the visible and near-infrared spectrums of all samples for the rough classification recurring to the MAO model. Next, the thermal infrared spectrums of the samples, mixed with gangue and coal are acquired, and the Spectral Absorption Ratio(SAR) is utilized as the evaluation index for the second classification. The fused result of classification originates in the two steps above. The method is further verified by using external samples from Tiefa, Yanzhou, Shendong and Jiangcang mining areas in China, whose results have demonstrated that the method has higher accuracy than that of the traditional classification method based on visible and near-infrared spectrum features. The research results indicates that the conjoint analytical method involving multiple spectrums can solve the phenomenon of “different objects with the same spectrum” in a single band, effectively, which will be of great referential significance in the field of terrain classification based on remote sensing technique.

**Keywords** Coal; Gangue; Remote sensing; Visible and near-infrared; Thermal infrared

(Received Jan. 18, 2016; accepted May 5, 2016)

\* Corresponding author