

引用格式: Xu Honggen, Liu Huize, Wu Ke, *et al.* Lithology Classification of Thermal Infrared Hyperspectral Images Based on SAM-SCP[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(6): 1398-1407. [徐宏根, 刘慧泽, 吴柯, 等. 基于SAM-SCP组合方法的热红外高光谱影像岩性分类[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(6): 1398-1407.] DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.6.1398

基于SAM-SCP组合方法的热红外高光谱 影像岩性分类

徐宏根¹, 刘慧泽², 吴柯², 占燕婷², 林忠²

(1. 中国地质调查局武汉地质调查中心, 湖北 武汉 430205;

2. 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 为了改善传统岩性分类方法中对光谱局部细节特征分析不足的问题, 在光谱角分类模型的基础上, 有效地融合地物的光谱特征参量, 提出了一种新型的光谱角和光谱特征参量(Spectral Angle Mapper-Spectral Characteristic Parameters, SAM-SCP)组合的分类方法。该方法既体现了光谱的形状特征, 又能够充分利用光谱的细节特征, 解决由于岩性光谱曲线形状相似而识别效果差的问题, 提高了分类精度。应用SAM-SCP分别对模拟热红外高光谱数据与真实热红外高光谱数据进行实验, 并在SCP的设置过程中, 调整主要谷、次要谷所占的权重以获得最佳的分类效果, 最终的结果证明: SAM-SCP能对热红外高光谱影像进行有效的岩性分类, 分类结果优于传统分类方法。

关键词: SAM-SCP; 热红外; 高光谱; 岩性分类

中图分类号: TP75; P588 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)06-1398-10

1 引言

高光谱遥感相比多光谱遥感来说, 具有光谱分辨率高的特点, 其分辨率可达纳米级。因此, 能充分利用光谱的信息特征对地物进行提取和反演^[1], 尤其在岩性识别、矿物填图等方面, 高光谱遥感技术提供了强有力的支撑。大多数岩性在可见光—近红外波段能被有效识别, 但对于一些不含水的造岩矿物在此波段识别效果不佳^[2]。随着航空航天遥感传感器的不断发展与进步, 热红外遥感逐渐被发掘并得到了极大的发展。在热红外波段, 地物仅反射少量太阳光, 大部分自主向外辐射电磁波谱, 因此, 更能体现地物本身的特性。像硅酸盐、碳酸盐、磷酸盐类等岩性, 在可见光—近红外及短波红外谱

段几乎不具有反射光谱特征, 在热红外波段却表现出较为明显的光谱特征^[3]。

根据这些特点, 研究者利用热红外高光谱遥感影像, 开展了广泛的地质应用。Hecker等^[4]将之前用于可见光—近红外波段的波长制图算法应用到了热红外波段, 使用美国内华达州耶灵顿市的SE-BASS热红外遥感数据较好地识别出了石英、长石、绿帘石、石榴石和云母等岩矿。Vaughan等^[5-6]证实, 在高光谱热红外数据上提取硅酸盐类在可见光波段更具有优势。闫柏琨等^[7]发现在热红外发射光谱上可以探测识别造岩岩矿Si-O键的振动光谱特征, 有效补充可见光—反射红外遥感。吴泽群等^[8]对层状硅酸盐岩矿光谱曲线对比后, 发现它们在可见光—近红外波段光谱相似, 却在热红外波段上光

收稿日期: 2020-08-15; 修订日期: 2021-10-16

基金项目: 国防科工局民用“十三五”航天预先研究项目(D040104)。

作者简介: 徐宏根(1979—), 男, 湖北京山人, 博士, 高级工程师, 主要从事遥感地质应用及红外遥感地学应用研究。

E-mail: honggen_xu@163.com

通讯作者: 吴柯(1981—), 男, 湖北天门人, 博士, 教授, 主要从事遥感影像分析研究。E-mail: tingke2000@126.com

谱差异明显,能有效区分其他谱段上区分不出来的地物。陈江等^[9]对矿物光谱的波段比值和各氧化物含量最大相关系数进行对数模拟,完成了热红外高光谱遥感影像的硅化带蚀变填图。

与传统高光谱遥感数据类似,热红外影像的地物类型识别与分类也是通过不同地物的光谱特征来区分的。这些分类方法大致可以分为两类^[10-11],第一类是基于传统统计学的方法,如最小距离法、最大似然法等。这一类方法适用于所有遥感图像的解译,但是未能充分利用影像的光谱信息,高光谱影像的光谱优势未充分体现。另一类是基于光谱曲线形状特征的方法,如光谱角匹配^[12]、交叉光谱匹配等,其基本思想是将参考光谱与像元光谱进行比较,从而得到影像的分类结果,但该类方法往往只关注于光谱的整体波形特征,丢失了光谱的一些细节特征,这样得到的结果会造成影像分类结果误差。

基于以上背景,实验在光谱角分类模型的基础上,充分考虑光谱曲线的局部特征信息,提出了SAM-SCP组合的新型分类方法。该方法将光谱角和光谱特征参量两类方法有效结合,既体现了光谱的整体波形特征,又注重了光谱的细节特征,能有效减少分类误差,尤其是对于光谱整体形状比较相似的地物类型,该方法能够显著提高分类精度。另外,在SCP设定过程中,选取光谱的主要谷、次要谷进行特征参量匹配。其中,主要谷和次要谷代表了光谱中最能表征光谱特征的两个发射谷。动态调整主要谷、次要谷的权重能较好地表征主要谷、次要谷对光谱的影响程度并最终为岩性分类服务。

2 SAM-SCP组合分类原理

2.1 光谱角

光谱角是通过计算参考光谱向量和像元光谱向量间的广义夹角来确定光谱间的相似度,夹角越小,像元光谱和参考光谱越相近,进而将该像元划分为与之相近的参考像元^[13]。光谱角比较了参考光谱和像元光谱之间的形状相似度,但对于光谱曲线相似的像元区分能力较小,容易忽视光谱的细节特征。计算公式如下:

$$\text{SAM}(X, Y) = \cos\theta = \frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n X_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n Y_i^2}}, \theta \in (0, \frac{\pi}{2}) \quad (1)$$

其中: $\text{SAM}(X, Y)$ 为参考光谱和影像光谱之间的余

弦角度值; X_i 为参考光谱向量; Y_i 为像元光谱向量。

2.2 光谱特征参量

2.2.1 特征参量提取

光谱识别地物依赖于一定的光谱吸收特征,当光谱吸收特征越明显时,识别越准确,而光谱特征参量能有效反映光谱特征。在特征参量提取前,先对光谱进行包络线去除处理,包络线去除能有效突出光谱特征。对光谱特征分析时,需要提取光谱的特征区间,光谱特征区间一般分为光谱的主要谷和次要谷^[14]。光谱吸收特征通过数学参数来描述,每一个光谱的吸收特征区间可以由光谱谷底及其两个肩部 S_1 和 S_2 组成,光谱特征参量有^[15]:

(1) 吸收波谷位置 P : 是吸收带反射率最低处所对应的位置。

(2) 吸收反射率 E_p : 是吸收波谷位置处的反射率值。

(3) 吸收宽度 W : 是吸收带两侧肩部的波谱带宽: $W = \lambda_2 - \lambda_1$ 。

(4) 吸收对称度 S : 是过波谷位置垂线的左右两部分的对称程度,等于左右肩部距谷底的波长宽度与吸收深度之比: $S = (\lambda_2 - \lambda_p) / W$ 。

(5) 吸收深度 H : 是在某一波段吸收范围内极小值点反射率值与1差的绝对值: $H = |1 - E_p|$ 。

(6) 吸收面积 A : 是吸收带曲线与两侧肩部连线所围成的面积: $A = WH/2$ 。

(7) 光谱吸收指数 SAI : 是非吸收基线和吸收谷底垂线交点的反射率值与吸收谷底反射率值的比值: $\text{SAI} = [WE_1 + (1 - WE_2)] / E_p$ 。

(8) 吸收斜率 K : 是吸收波谷两肩部连线的斜率: $K = (E_2 - E_1) / (\lambda_2 - \lambda_1)$ 。

2.2.2 特征参量分类

参考光谱每个特征区间的光谱特征参量提取完成后,每个特征区间组成一个特征向量^[16],即 $M_{ij} = [P, E_p, W, S, H, A, \text{SAI}, K]^T$ 。同样,对影像上的每个像元光谱也做此处理,像元光谱特征区间组成的特征向量为 $N_{ij} = [P, E_p, W, S, H, A, \text{SAI}, K]^T$ 。接下来对参考光谱和像元光谱所对应的特征区间的特征向量分类。在分类时,分别计算主要谷、次要谷二者间参考光谱特征向量与像元光谱特征向量的欧氏距离值,如式(2),并且动态调整主要谷、次要谷的权重,计算二者的欧式距离和,如式(3)。欧式距离值越小,说明影像像元和参考像元越相似。

$$D_i = \sqrt{(M_{ij} - N_{ij}) \cdot (M_{ij} - N_{ij})^T} \quad (2)$$

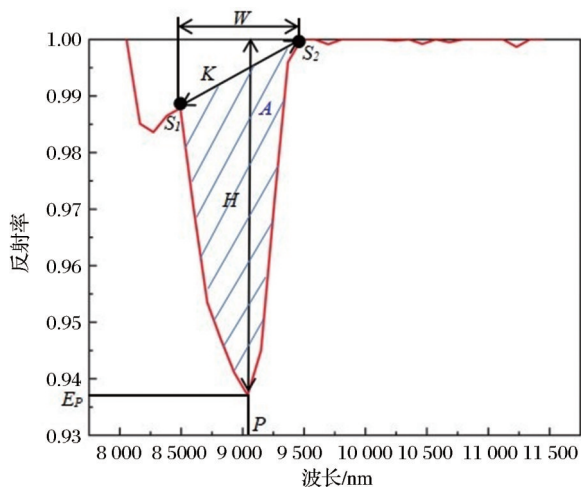


图1 光谱特征参量示意图

Fig.1 Schematic image of spectral characteristic parameters

$$D = \sum w_j \cdot D_i \quad (3)$$

其中: D_i 为参考光谱特征向量和像元光谱特征向量间的欧氏距离值, w_j 为每个谷所占的权重, $j=1,2$ 分别代表参考光谱和像元光谱的主要谷、次要谷。 D 为两个谷的欧式距离值之和。

2.3 SAM-SCP组合分类

光谱角比较了参考光谱和像元光谱的形状相似度,而光谱曲线形状越相似,越无法准确识别。因此,在光谱角的基础之上,加之光谱的特征参量,

能够有效改善由于曲线相似而光谱角无法识别的一类地物。SAM-SCP计算公式如式(4),由于光谱角的余弦值与1越接近越相似,而特征参量向量间的欧氏距离值却是越小越相似,为统一两种算法,光谱角的余弦值取其与1的差值,相乘得到SAM-SCP分类值,值越小,参考光谱和像元光谱越相似^[17]。

$$SSAM-SCP = [1 - SAM(X, Y)] \cdot D \quad (4)$$

其中:SSAM-SCP为参考光谱和像元光谱间的分类值。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据

模拟影像的大小为512像素×512像素,共109个波段,波段范围为7.99~11.15 μm,为热红外波段(TIR)。模拟影像中共有9种岩性,分别为碳酸盐、硫酸盐、长英石、片麻岩、大理石、石英岩、片岩、石灰岩、砂岩。该影像的模拟方式为从ASTER光谱库中选择这9种岩性的光谱,并将连续光谱利用通道响应函数转换为对应的通道光谱,加入系统噪声以及随机加入两种岩性和一种植被混合,因此,模拟影像中的光谱为混合光谱,这样模拟使得影像更加接近于真实影像。不同波段合成的假彩色模拟影像及分类参考如图2所示。

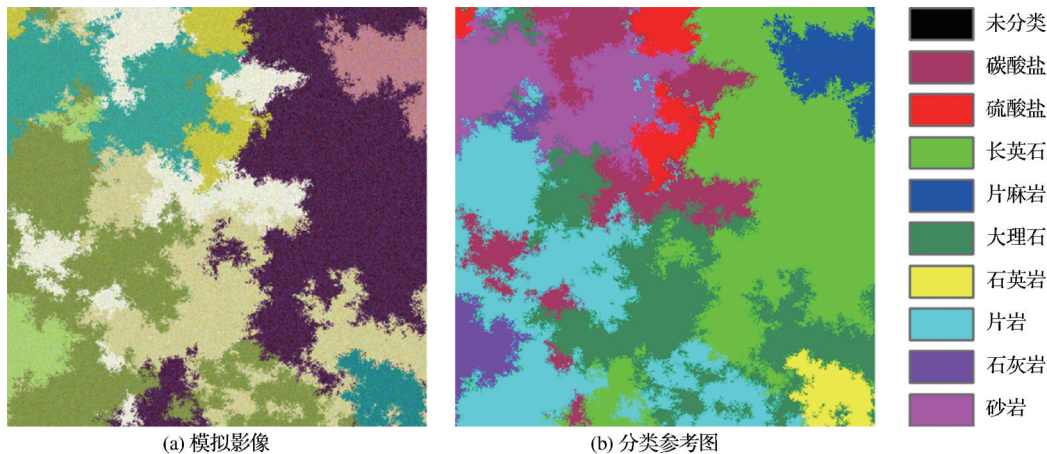


图2 模拟影像及分类参考图

Fig.2 Artificial image and classification reference image

真实影像是由TASI(热红外航空成像仪)于2010年9月7日北京时间14点31分41秒拍摄所得,该影像共有32个波段,光谱范围为8.054 8~11.449 3 μm,属于热红外谱段。研究区域的地理范围为41°13′41.69″~41°14′19.68″ N,95°31′36.82″~95°32′55.56″ E,位于甘肃省酒泉市瓜州县东北。研究区域位于花牛山附近,岩浆岩广布,主要岩体有印支期花岗岩及

花岗斑岩,该岩体呈近东西向展布,总体北倾。该地还有方解石脉呈北东向分布于花岗岩枝和奥陶系中统花牛山群中^[18]。不同波段合成的假彩色真实影像图3(a)所示,分类参考图是对真实影像目视解译得到的结果,如图3(b)所示。

3.2 参考光谱分析

模拟影像为热红外高光谱影像。图4为9种岩

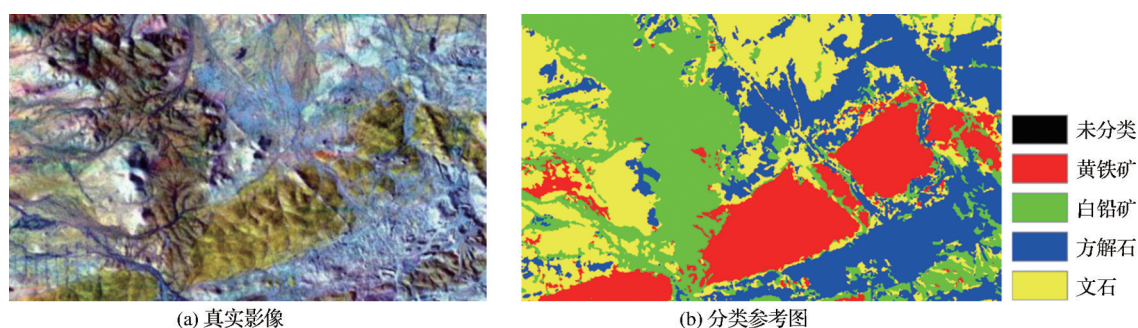


图3 真实影像及分类参考图

Fig.3 Real image and classification reference image

性的参考光谱,由图可知,各类岩性之间的光谱差异较大,较容易区分。碳酸盐和大理石在整个热红外谱段上光谱平滑,没有明显的发射特征。硫酸盐在 $8\sim 9.5\ \mu\text{m}$ 之间有两个微弱的发射谷,发射谷位于 $8.8\ \mu\text{m}$ 处。长英石和片麻岩在 $8\sim 11\ \mu\text{m}$ 有一个复杂的发射谷,长英石较为典型的一个发射谷波长为 $9.2\ \mu\text{m}$,片麻岩最典型的发射谷波长为 $9.6\ \mu\text{m}$ 。石英岩在 $8\sim 10\ \mu\text{m}$ 之间有两个发射谷,位于 $9.25\ \mu\text{m}$ 处的发射谷特征明显,发射率最低。片岩也在 $8\sim 10\ \mu\text{m}$ 之间有两个发射谷,特征较为突出的发射谷位于 $9.27\ \mu\text{m}$ 。石灰岩在 $8\sim 9\ \mu\text{m}$ 之间有两个微弱的发射谷,在 $8.7\ \mu\text{m}$ 附近形成了典型的发射谷。砂岩在 $8\sim 10\ \mu\text{m}$ 之间有两个发射谷,发射波谷位置与石英岩相似,但砂岩波谷处的发射率值高于石英岩,砂岩波谷处的发射率值在 0.85 左右,石英岩在 0.76 左右。对参考光谱分析后发现碳酸盐、大理石、石灰岩3类岩性的光谱较平滑,无明显特征,而其余6种岩性均有2个或2个以上发射谷,光谱特征明显,因此在模拟影像的实验中,选取这6种岩性进行分类。

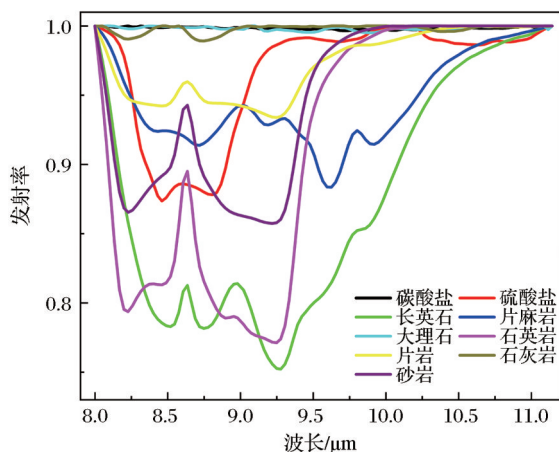


图4 模拟影像参考光谱曲线图

Fig.4 Reference spectral curves of artificial image

真实影像为热红外影像,缺乏参考光谱,因此需要从图上提取端元光谱作为参考光谱。由于高光谱图像波段数量多,数据量大,计算量也大,首先需要先对影像降维,采用最小噪声分离变换(MNF),以此来减少高光谱数据的计算量。接下来使用纯净像元指数(PPI)在影像中提取端元光谱。然后,选择AETER波谱库中nicolet仪器所得到的2287条矿物发射率光谱作为光谱分析的波谱数据库进行光谱分析。通过目视比对和经验判读,大抵得到4个端元类型分别为黄铁矿、白铅矿、方解石、文石。进一步对光谱库光谱及影像矿物光谱对比,如图5所示,端元光谱与光谱库光谱形状相似,但光谱库光谱发射率值低于端元光谱,且光谱库光谱的波谷相较于端元光谱的波谷位置有偏移,因为光谱库光谱和端元光谱的光谱分辨率不同,导致将光谱库光谱重采样到端元光谱上时存在波谷位置偏移。总体来看,光谱库光谱和端元光谱匹配较为准确。通过查证甘肃省地质图以及文献资料^[18],证实了端元光谱分析得到的岩性较为准确。从光谱图上也可以发现,每条光谱都有自己独特的特征区间,黄铁矿在 $9\ \mu\text{m}$ 附近形成了典型的发射谷,白铅矿在 $8\sim 9.5\ \mu\text{m}$ 之间有振幅明显,方解石在 $11.2\ \mu\text{m}$ 附近形成了发射谷,文石也在 $9\ \mu\text{m}$ 附近形成了发射谷,但这个发射谷没有黄铁矿在此处形成的波谷明显,最低发射率不同,4种岩性光谱都具有发射特征,因此能利用该光谱进行岩性识别。

3.3 分类结果

3.3.1 不同方法分类结果

为了证明本文方法的优势,选取SAM-SCP的最优的实验结果与光谱角、光谱信息散度(Spectral Information Divergence, SID)、最小距离(Minimum Distance, MD)这3种传统分类方法相比较,得到分类结果。分类结果精度采用总体精度(Overall Ac-

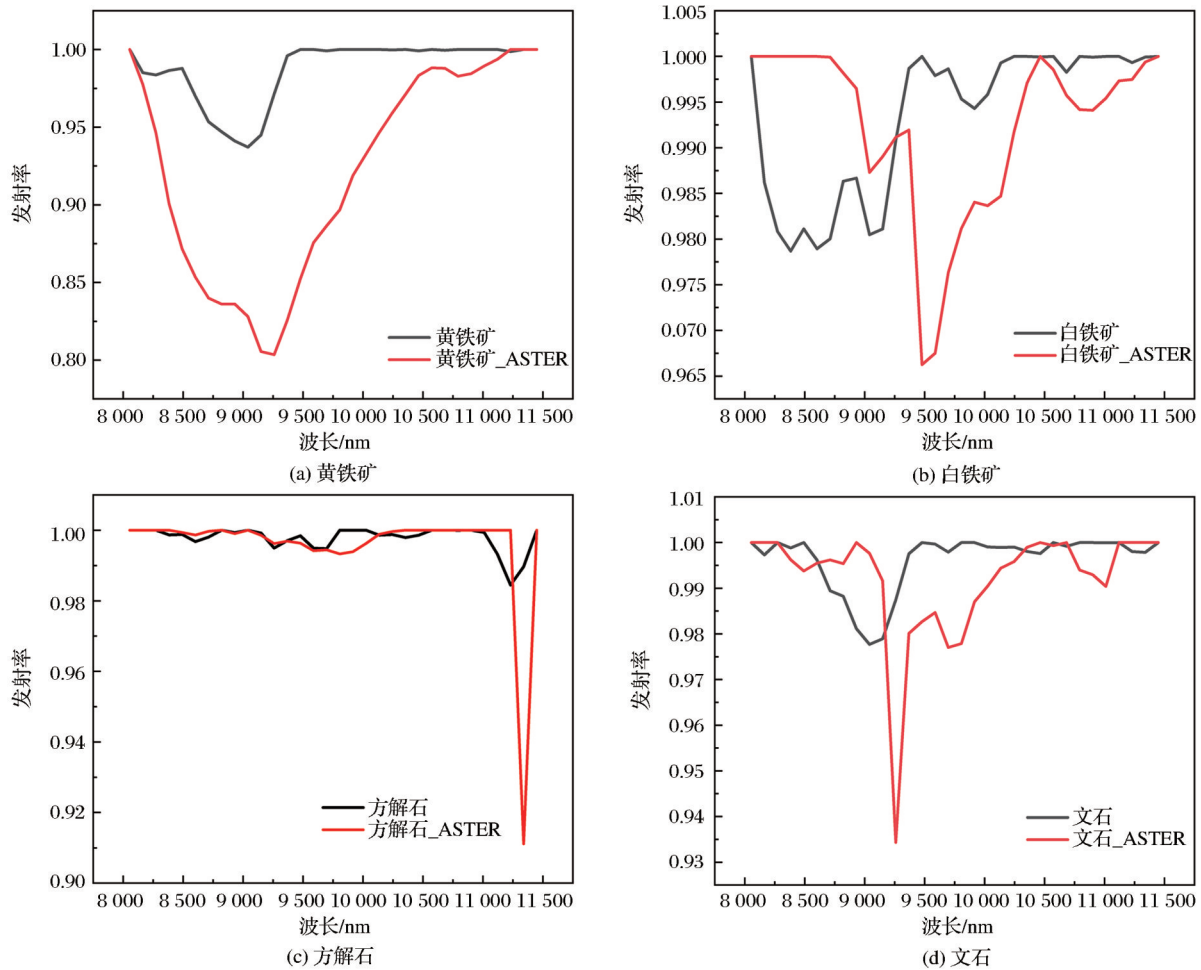


图5 真实影像端元光谱与 ASTER 光谱库对比图

Fig.5 Figure of endmember spectra and ASTER spectra comparison for real data

curacy, OA)、Kappa 系数、生产者精度 (Producer Accuracy, PA) 以及使用者精度 (User Accuracy, UA) 来评定。生产者精度是指属于某一类别的测试样本被正确分类的百分比, 使用者精度指分类结果中各类别对应到参考样本数据时真正为该类别的像元数的百分比。

图6为模拟影像SAM、SID、MD以及SAM-SCP最优结果的分类结果图。与分类参考图(图2(b))相比, SAM-SCP分类结果图更相似, 主要体现在同类像元聚集程度高、类别的空间分布与参考图更一致。从岩性上看, 这4种方法基本能准确分类硫酸盐、长英石、片麻岩、砂岩; SAM、MD、SAM-SCP分类出了片岩, 但SID却将片岩分为了未分类像元; 在这4种方法下, 均存在石英岩错分为砂岩的现象, 但从图中发现, 石英岩在SAM-SCP方法下分类结果最好。由于模拟影像使用六类参考岩性分类, SAM、MD、SAM-SCP对影像中每一个像元都划分了类别, 而SID把除这6类岩性外的像元归为了未

分类, SID更能准确识别影像中不属于参考类别的像元。

表1为模拟影像SAM、SID、MD以及SAM-SCP最优结果的分类结果精度。从分类精度表中看出, SAM-SCP总体分类总精度最高, 达到99.513 8%, 分类结果最好, MD、SAM、SID总体分类结果精度分别低于SAM-SCP 0.615 3%、0.684 1%、31.614 6%。硫酸盐、长英石、片麻岩在这4类方法下的分类精度保持在99.6%以上, 分类结果相当, 说明这3类岩性光谱各具特征, 在各种方法下都能被识别。片岩在SAM、MD、SAM-SCP这3类方法下分类精度在99%以上, SID方法分类精度低, 生产者精度只有0.42%, 该法未能对片岩有效分类。石英岩的使用者精度4类方法保持一致, 说明石英岩基本上未发生错分现象, 但石英岩在SAM、SID、MD下的生产者精度分别低于SAM-SCP 21.14%、59.01%和14.87%, 说明SAM-SCP有效提升了石英岩的生产者精度, 改善了漏分的现象。砂岩的生产者精度在

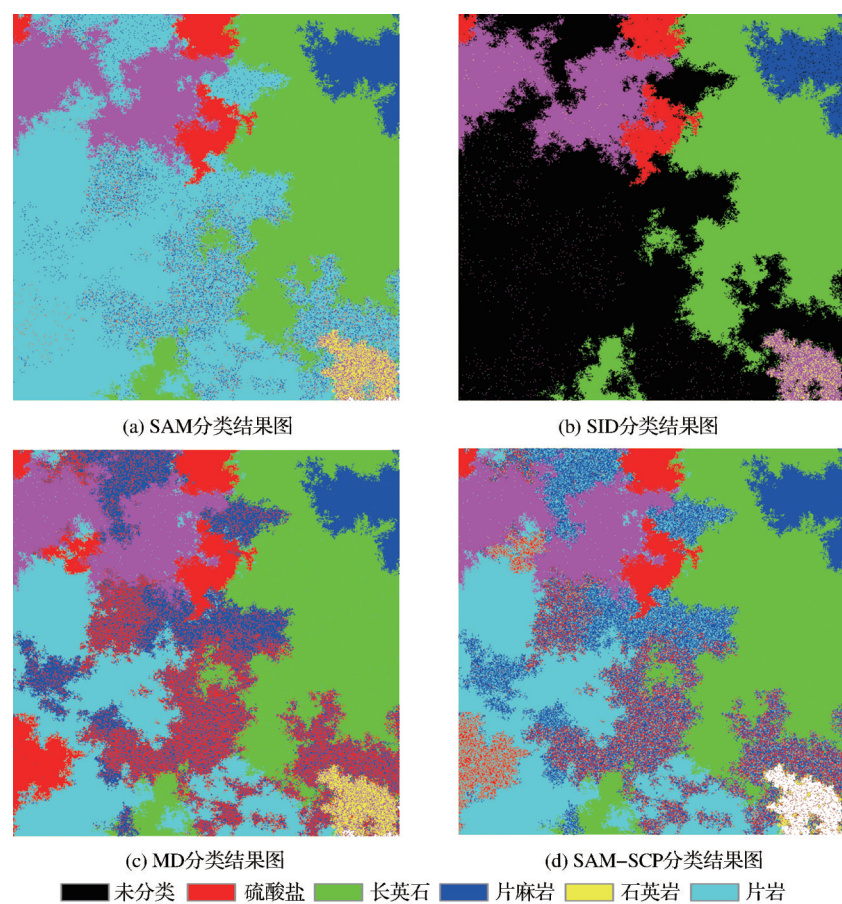


图 6 模拟影像不同方法分类结果图

Fig.6 Classification image of different methods for artificial image

表 1 模拟影像不同方法分类精度表/%

Table 1 Table of classification accuracy of different methods for artificial image/%

矿物	SAM		SID		MD		SAM-SCP	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA	UA	PA
硫酸盐	100.00	100.00	99.60	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
长英石	100.00	100.00	100.00	99.93	99.86	100.00	100.00	100.00
片麻岩	100.00	100.00	96.04	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
石英岩	66.60	100.00	28.73	95.23	72.87	100.00	87.74	99.91
片岩	100.00	99.99	0.42	75.26	100.00	99.49	100.00	99.82
砂岩	99.99	92.93	99.63	83.88	99.37	94.14	99.63	97.27
OA	98.829 7		67.901 2		98.898 5		99.513 8	
Kappa 系数	98.36		59.83		98.46		99.32	

4类方法下都在99%以上,说明砂岩发生的漏分现象较少,但砂岩的使用者精度在SAM、SID、MD下分别低于SAM-SCP 4.34%、13.39%和3.13%,说明SAM-SCP有效提升了砂岩的使用者精度,有效改善了石英岩错分为砂岩的现象。SAM-SCP是在SAM基础上增加了光谱特征参量,这样既保留了光谱的形状特征,又突出了光谱的细节特征,提升了光谱形状相似地物的分类精度。因此应用SAM-SCP法能够识别模拟热红外高光谱影像上的岩性,

分类结果好,分类总体精度高。

图 7 为真实影像 SAM、SID、MD 以及 SAM-SCP 最优结果的分类结果图。由于真实影像原始的分类结果中碎斑点较多,因此对分类结果进行了碎斑处理。SAM-SCP 分类结果图与分类参考图(图 3(b))更相似,同类像元聚集程度高、类别的空间分布与参考图更一致。从岩性上看,黄铁矿在 SID、SAM-SCP 下的分类结果和分类参考图更一致,在 SAM、MD 下存下漏分的现象;白铅矿在 MD

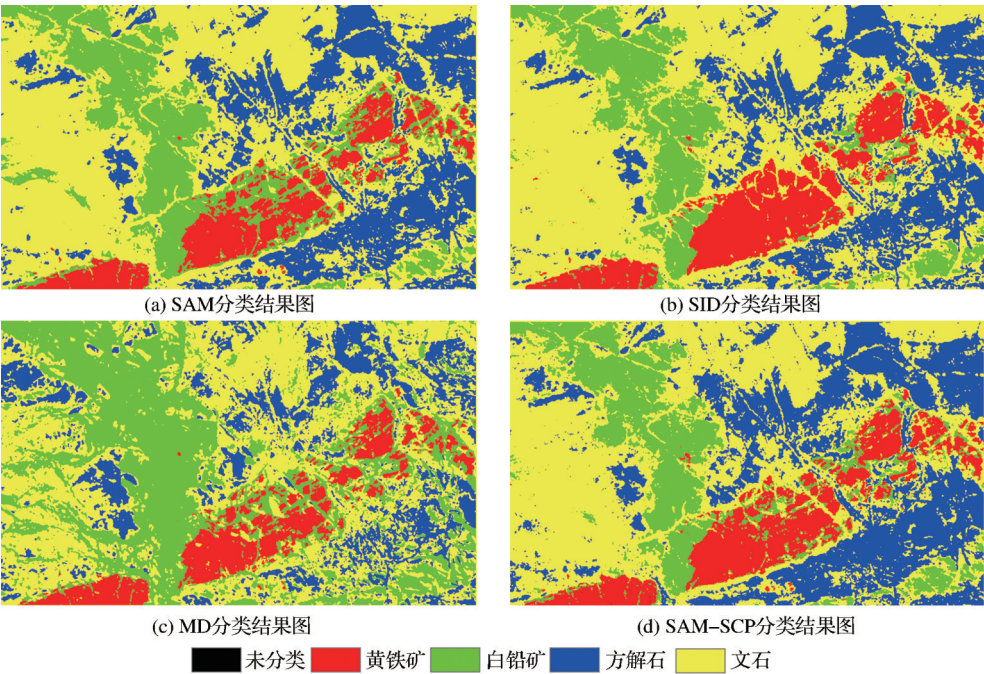


图 7 真实影像不同方法分类结果图

Fig.7 Classification image of different methods for real image

下的分类结果更好,像元聚集程度高,与参考图相似,其他 3 类方法存在漏分现象;方解石在 SAM-SCP 下的分类结果最优,在其他 3 类方法下,存在方解石被分为文石的现象;文石 SAM、SID、SAM-SCP 下分类结果较好,MD 最差。从不同方法的分类结果图中看出,某种矿物在特定的方法中得到最优的分类结果,总体来看,SAM-SCP 的分类结果最好,最接近分类参考图。

表 2 为真实影像 SAM、SID、MD 以及 SAM-SCP 最优结果的分类结果精度。从分类精度表中

表 2 真实影像不同方法分类精度表/%

Table 2 Table of classification accuracy of different methods for real image/%

矿物	SAM		SID		MD		SAM-SCP	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA	UA	PA
黄铁矿	52.92	99.04	67.97	97.38	49.02	99.35	60.63	98.47
白铅矿	46.95	68.82	46.49	87.09	92.74	78.38	47.86	81.01
方解石	82.58	92.81	75.73	94.07	46.46	74.44	91.14	87.00
文石	94.86	54.00	95.59	50.86	83.81	55.23	91.05	55.35
OA	70.309 4		71.410 3		70.140 7		73.193 2	
Kappa 系数	59.75		61.39		59.36		63.76	

看出,SAM-SCP 的分类总精度最高,达 73.193 2%,分类结果最好,SAM、SID、MD 总体分类精度分别低于 SAM-SCP 2.883 8%、1.782 9%、3.052 5%。黄铁矿在 SID 下的分类精度最高,SAM-SCP 次之,白铅矿在 MD 下分类精度最高,优于其他 3 类方法,方解石在 SAM-SCP 下的分类结果最好,文石在 SAM 下的分类结果最好。黄铁矿和文石的光谱形状相似,在 SAM-SCP 下黄铁矿的精度明显优于 SAM,文石在 SAM-SCP 和 SAM 这两种方法下的分类精度相差不是很多,SAM-SCP 保留了 SAM 的优势,又突出了光谱的细节特征,提升了分类精度。因此,应用 SAM-SCP 能有效识别真实热红外外高光谱影像上的矿物,分类总体精度更高。

3.3.2 主要谷、次要谷的变化对结果的影响

为了进一步说明特征参量的选择对结果的影响,本研究选取 11 组不同的权重组合分别赋予主要谷和次要谷,权重选择 0.1 作为间隔,如表 3 所示。应用 SAM-SCP 组合分类的方法对模拟影像及真实影像分类,分类结果用 OA 来评定,不同权重组合的分类精度如图 8~图 9 所示。

表 3 主要谷、次要谷不同权重组合表

Table 3 Table of different weights combination for primary and secondary absorption valleys

	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组	第六组	第七组	第八组	第九组	第十组	第十一组
w ₁	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
w ₂	1	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0

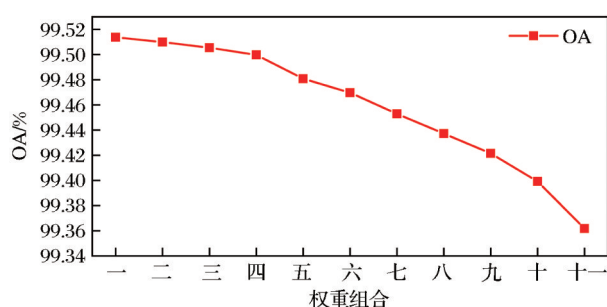


图8 SAM-SCP不同权重组合对模拟影像分类精度的影响

Fig.8 Influence of different weight of SAM-SCP on classification accuracy of artificial image

从图8中发现,随着主要谷权重的上升,次要谷权重的下降,模拟影像的分类总精度逐渐降低。当次要谷权重为1时,分类结果最好,分类精度达到99.5138%,当主要谷的权重为1时,分类结果最差,分类精度为99.3617%,但二者之间的差距较小,仅差0.1521%。对于模拟影像来说,次要谷对分类精度的影响要比主要谷大,因为六类岩性光谱均具有2个发射谷,而主要谷和次要谷基本上除波谷的位置不同外,其他的发射特征类似,相比主要谷,次要谷更能够体现这六类岩性的光谱特征,因此次要谷所占的权重越大,分类结果越好。

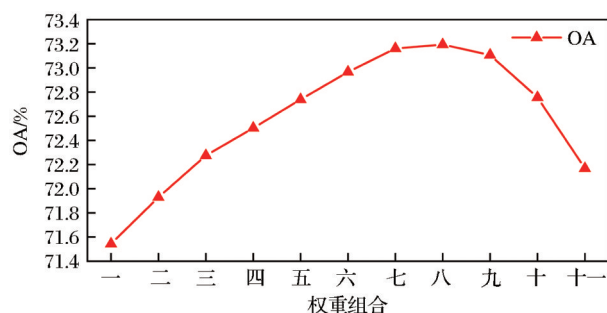


图9 SAM-SCP不同权重组合对真实影像分类精度的影响

Fig.9 Influence of different weight of SAM-SCP on classification accuracy of real image

从图9中发现,随着主要谷权重的上升,次要谷权重的下降,真实影像的分类总精度先增加后降低。当主要谷权重为0.7,次要谷权重为0.3时,分类结果最好,分类精度达到73.1392%,当主要谷权重为0,次要谷权重为1时,分类结果最差,分类精度为73.1932%,二者之间相差1.6495%。对真实影像来说,主要谷对分类结果的影响较大,但次要谷也占一定的比重,因为真实影像4类岩性的光谱都有两个发射谷,主要谷的光谱特征更能代表整条光谱的特征,虽然次要谷特征较弱,但一定程度上会影响整体分类结果。因此会出现主要谷权重上升

到0.7时,分类精度增加,权重继续上升时,分类精度反而会降低。

通过对模拟影像及真实影像主要谷和次要谷所占权重的分析发现,不同权重组合下总体精度不一样,在某种权重组合下总体精度最高,应具体图像具体分析主要谷、次要谷对分类总体精度的影响程度。

4 结 语

研究提出了基于光谱角和光谱特征参量分类SAM-SCP的分类方法。在实验中对比了SAM、SID、MD、SAM-SCP这4种方法的分类结果,实验结果证明SAM-SCP更具有优势,能够对热红外高光谱影像分类,且SAM-SCP动态调整了主要谷、次要谷所占的权重,它们的变化会影响影像分类结果及分类总体精度。同时SAM-SCP既能保留光谱的形状特征,又能突出光谱的细节特征,改善了光谱曲线形状相似岩性的识别效果,能够有效提高分类精度,但对于光谱平滑,特征不明显的地物,分类结果较差,且该方法对影像中的每个像元都进行了分类,将不是分类类别的岩性也识别到了参考岩性类别中,在未来的工作中,应对此做出改进,调整SAM-SCP方法的代码,进一步提升SAM-SCP的分类精度。

参考文献(References):

- [1] Gan Fuping, Dong Xinfeng, Yan Bokun, *et al.* Research progress of spectrometry geological remote sensing[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2018, 10(1): 44-62. [甘甫平, 董新丰, 闫柏琨, 等. 光谱地质遥感研究进展[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2018, 10(1): 44-62.]
- [2] Yan Bokun. Study on Mechanism of Spectrums of rocks and minerals and information extraction method in thermal remote sensing geology[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2006. [闫柏琨. 热红外遥感岩矿波谱机理及信息提取技术研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2006.]
- [3] Guo Bangjie, Zhang Jieli, Wu Ding, *et al.* Application of hyperspectral remote sensing in silicified zone identification[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(3): 154-158. [郭帮杰, 张杰林, 武鼎, 等. 高光谱遥感在硅化带识别中的应用[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(3): 154-158.]
- [4] Hecker C, van Ruitenbeek F J A, Bakker W H, *et al.* Mapping the wavelength position of mineral features in hyperspec-

- tral thermal infrared data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019, 79: 133-140. DOI: 10.1016/j.jag.2019.02.013.
- [5] Vaughan R J, Calvin W M, Taranik J V. SEBASS hyperspectral thermal infrared data: surface emissivity measurement and mineral mapping[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 48-63. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00186-4.
- [6] Vaughan R J, Hook S J, Calvin W M, *et al.* Surface mineral mapping at steamboat springs, Nevada, USA, with multi-wavelength thermal infrared images[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 99(1-2): 140-158. DOI: 10.1016/j.rse.2005.04.030.
- [7] Yan Bokun, Wang Runsheng, Gan Fuping, *et al.* Progresses in minerals information extraction using thermal remote sensing[J]. Advance in Earth Sciences, 2005, 20(10): 1116-1126. [闫柏琨, 王润生, 甘甫平, 等. 热红外遥感岩矿信息提取研究进展[J]. 地球科学进展, 2005, 20(10): 1116-1126.]
- [8] Wu Zequn, Tian Shufang. Extraction of phyllo-silicate alteration mineral information using TASI data in Liuyuan region of Gansu Province[J]. Land and Resources Informatization, 2015(2): 32-37. [吴泽群, 田淑芳. 基于TASI发射率数据的层状硅酸盐蚀变岩矿提取识别[J]. 国土资源信息化, 2015(2): 32-37.]
- [9] Chen Jiang, Wang Anjian. The pilot study on petrochemistry components mapping with ASTER thermal infrared remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(4): 601-608. [陈江, 王安建. 利用ASTER热红外遥感数据开展岩石化学成分填图的初步研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 601-608.]
- [10] Yan Shouxun, Zhang Bing, Zhao Yongchao, *et al.* Summarizing the technical flow and main approaches for discrimination and mapping of rocks and minerals using hyperspectral remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2004, 18(1): 52-63. [燕守勋, 张兵, 赵永超, 等. 高光谱遥感岩矿识别填图的技术流程与主要技术方法综述[J]. 遥感技术与应用, 2004, 18(1): 52-63.]
- [11] Liu Ying-ying. Summary for identification method of mineral using hyperspectral remote sensing[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2012(6): 6-10, 21. [刘莹莹. 高光谱遥感岩矿识别方法的研究进展[J]. 北京测绘, 2012(6): 6-10, 21.]
- [12] Chen Xiaoyan, Chen Jiang, Pan Jun. Using geochemical imaging data to map nickel sulfide deposits in Daxinganling, China[J]. SN Applied Sciences, 2021, 3(3). DOI: 10.1007/s42452-021-04308-x.
- [13] Han Haihui, Wang Yilin, Zhang Zhuan, *et al.* A new spectral matching method for altered mineral identification from hyperspectral remote sensing: MSSS-t[J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(5): 21-28. [韩海辉, 王艺霖, 张转, 等. 一种新的高光谱遥感蚀变矿物提取算法—MSSS_t相似光谱分类组合法[J]. 遥感信息, 2019, 34(5): 21-28.]
- [14] Che Yongfei, Zhao Yingjun, Yi Piyuan, *et al.* Hyperspectral remote sensing mineral information extraction based on the spectral primary and secondary absorption bands combination features of spectral similarity measure[J]. Science Technology and Engineering, 2014(34): 1-4. [车永飞, 赵英俊, 伊丕源, 等. 基于光谱主吸收谱带组合特征相似性测度的高光谱遥感矿物信息提取[J]. 科学技术与工程, 2014(34): 1-4.]
- [15] Wei Jing, Ming Yanfang, Han Liusheng, *et al.* Method of remote sensing identification for mineral types based on multiple spectral characteristic parameters matching[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(10): 2862-2866. [韦晶, 明艳芳, 韩留生, 等. 基于多类型光谱特征参数匹配的矿物信息遥感识别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(10): 2862-2866.]
- [16] Shi Junfeng, Guo Baofeng, Fang Junlong, *et al.* Research on spectral matching method based on reflectance spectrum characteristics[C]// Proceedings of the 2015 Annual Conference of Zhejiang Signal Processing Society. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2015. [石俊峰, 郭宝峰, 方俊龙, 等. 基于反射光谱特征的光谱匹配方法研究[C]// 浙江省信号处理学会2015年学术年会论文集. 杭州: 浙江大学出版社, 2015.]
- [17] Wei Xiangpo, Yu Xuchu, Zhang Pengqiang, *et al.* Spectral matching classification approach using euclidean distance-correlation coefficient measure with spatial information[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2017, 34(6): 582-586. [魏祥坡, 余旭初, 张鹏强, 等. 结合空间信息的EDCC测度光谱匹配分类方法[J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(6): 582-586.]
- [18] Huo Junchang, Wang Xiaoqiang. Geological characteristics and genesis of Huaxishan gold deposit in Guazhou County, Gansu Province[J]. Gansu Science and Technology, 2015, 31(11): 24-25, 65. [火军昌, 王晓强. 甘肃省瓜州县花西山金矿地质特征及成因[J]. 甘肃科技, 2015, 31(11): 24-25, 65.]

Lithology Classification of Thermal Infrared Hyperspectral Images based on SAM-SCP

Xu Honggen¹, Liu Huize², Wu Ke², Zhan Yanting², Lin Zhong²

(1. *Wuhan Geological Survey Center of China Geological Survey, Wuhan 430205, China;*

2. *Institute of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China*)

Abstract: The common rock forming minerals are found to have more obvious spectral characteristics in the thermal infrared spectrum than in the visible and near-infrared spectrum, which makes them easier to be identified and classified in the former case. Consequently, how to effectively identify and extract lithological types from thermal infrared hyperspectral images becomes a hot and difficult issue. The traditional lithologic classification is only based on the spectral shape characteristics and ignores the detailed characteristics of the spectrum. In order to resolve this problem, a new integrated method of Spectral Angle Mapper-Spectral Characteristic Parameters (SAM-SCP) is proposed. It not only utilizes the shape characteristics of the spectrum, but also makes full use of the detailed characteristics of the spectrum, which avoids the poor lithology recognition effect due to the similar shape of the spectrum curve and effectively improves the classification accuracy. The artificial and real thermal infrared hyperspectral data are respectively used for experiments with SAM-SCP. In the process of setting SCP, the weights of primary and secondary valleys were adjusted to obtain the best classification effect. The final results showed that SAM-SCP can effectively classify the thermal infrared hyperspectral images, and can get better classification results than the other traditional classification methods.

Key words: SAM-SCP; Thermal infrared; Hyperspectral; Lithological classification