

文章编号:1004-4213(2010)06-1026-8

# 基于偏振光谱 BRDF 图像的物质分类\*

陈超, 赵永强, 程咏梅, 潘泉, 罗丽

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

**摘要:**提出一种基于偏振光谱二向反射分布函数图像的物质自动分类方法,该方法主要选择偏振光谱二向反射分布函数信息作为新的特征用于物质自动分类.采用支撑向量机的分类方法对不同的天气条件(晴天、多云、阴天)下处于杂乱的天然草地背景环境中的典型目标进行分类,最后比较三种不同特征选择对于分类准确度的影响.采取三种不同的特征选取方法,分别为采用单一的光谱特征、偏振光谱特征及偏振光谱二向反射分布函数特征.最后通过实验得出:将偏振光谱二向反射分布函数作为分类特征在三种不同的天气情况下,分类准确度都较高,特别是在阴天天气条件下,分类准确度明显高于其它两种特征选择.即使是在阴天低照度下的场景中,当不同目标和背景之间的灰度很接近时,采用本文方法也能准确的进行自动分类.

**关键词:**偏振光谱;二向反射分布函数;物质分类;特征选择;支撑向量机

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**doi:** 10.3788/gzxb20103906.1026

## 0 引言

物质自动分类是图像处理中的重要内容和关键技术之一.随着遥感技术的发展,偏振光谱信息被广泛应用于物质自动分类,偏振光谱遥感不仅可以提供多/高光谱遥感中常用的光谱辐射强度信息,同时还给出了偏振度和偏振角随光谱波段而变化的信息,所提供的信息量大,具有较大优势<sup>[1-4]</sup>.

但可见光范围内测量的偏振光谱信息较大依赖于入射光源强度及光源—场景—传感器之间的几何位置关系,不同天气条件下的偏振光谱信息存在差异<sup>[5]</sup>.而偏振光谱二向反射分布函数(Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF)与入射辐射分布无关,在不同的入射辐射强度情况下,变化较小且较稳定<sup>[6]</sup>.同单纯采用光谱信息和采用偏振光谱信息相比,偏振光谱 BRDF 提供的偏振度和偏振角信息,能反映物体组成成分、内部结构和表面状态等物理特性,是物体表面特征最本质的表达<sup>[5]</sup>;且偏振光谱 BRDF 值在不同天气条件下较为稳定.因而综合利用不同物质的不同光谱特性和偏振 BRDF 特性在不同天气条件下进行物质分类具有较大优势.而目前大多采用单一波段的偏振信息或多光谱

强度信息,并用它们的分类图像与强度图像进行简单的对比,以此来突出偏振信息在目标判读的优势<sup>[7-9]</sup>,并没有综合利用偏振光谱 BRDF 信息进行物质的自动分类.为了突出偏振光谱 BRDF 信息的优势,本文综合利用多光谱和偏振 BRDF 信息,提出了基于偏振多光谱 BRDF 图像的物质分类方法,在不同的天气条件下进行物质的自动分类,实验结果表明:选取偏振光谱 BRDF 作为分类特征,在不同的天气条件下,分类准确度都较高.

## 1 偏振光谱 BRDF 及其实验测量

### 1.1 偏振光谱 BRDF

BRDF<sup>[10]</sup>能很好地将材料的反射特性和散射特性有机的统一于同一概念中,它表示一个基本的光学特性,是对于某一入射方向光波在表面半球空间的反射能量的分布.它由反射介质的表面粗糙度、介电常量及辐射波长和偏振等因素决定,与入射辐

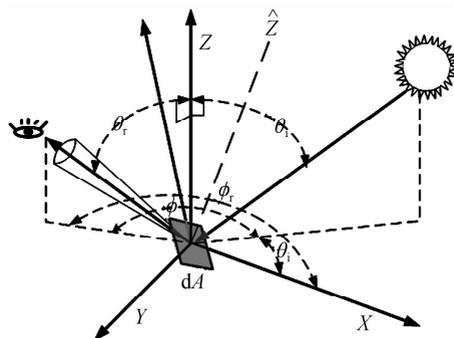


图 1 BRDF 几何关系  
Fig. 1 Geometrical figure of BRDF

\* 国家自然科学基金(60602056)、国家自然科学基金重点资助项目(60634030)、高等学校博士学科点专项科研基金(20060699032)、航空科学基金(2007ZC53037)和西北工业大学英才计划基金资助

Tel: 029-88204271 Email: chunchaonwpu@gmail.com

收稿日期: 2008-10-20

修回日期: 2009-01-30

射的空间分布无关,偏振光谱 BRDF<sup>[11]</sup> 是标量 BRDF 的更一般形式,它除了能量化方向散射的大小之外,还可以给出散射的偏振特性,可以表示为

$$d\mathbf{L}_r(\theta_i, \varphi_i, \varphi; \lambda) = \mathbf{F}_r(\theta_i, \theta_r, \varphi; \lambda) d\mathbf{E}_i(\theta_i, \varphi_i; \lambda) \quad (1)$$

式中  $\lambda$  为波长,  $d\mathbf{L}_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r; \lambda)$  表示沿着  $(\theta_r, \varphi_r)$  方向出射的辐射亮度,  $d\mathbf{E}_i(\theta_i, \varphi_i; \lambda)$  表示沿着  $(\theta_i, \varphi_i)$  方向入射到被测表面的辐照度. 采用 Stokes 矢量来描述入射和反射偏振光, 此时探测器接收到的光可以表示为  $[I, Q, U, V]^T$ , 其中  $I$  表示非偏振光强,  $Q$ 、 $U$  分别表示两个方向上的线偏光,  $V$  代表圆偏光, 由于可见光遥感中圆偏振光成分很少, 可以忽略不计. 探测器接收到的偏振光的偏振度和偏振角可以表示为

$$P_{(\lambda)} = \sqrt{\frac{Q_{(\lambda)}^2 + U_{(\lambda)}^2}{I_{(\lambda)}}} \quad (2)$$

$$\theta_{(\lambda)} = \frac{1}{2} \tan^{-1}(U_{(\lambda)}/Q_{(\lambda)}) \quad (3)$$

一般用  $P, I, \theta$  来描述部分偏振光的偏振态, 其表达的物理意义更加明确. 将式(1)写成 Stokes 矢量形式为(忽略  $V$  分量)

$$\begin{bmatrix} L_0 \\ L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{00} & f_{01} & f_{02} \\ f_{10} & f_{11} & f_{12} \\ f_{20} & f_{21} & f_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_0 \\ E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(2)中  $L_0, L_1$  和  $L_2$  分别为反射辐射亮度的 Stokes 矢量参量,  $E_0, E_1$  和  $E_2$  分别为入射辐照度的 Stokes 矢量参量, 矩阵  $f_{00}$  元素就等于标量 BRDF 值  $f_r$ .

## 1.2 偏振光谱 BRDF 的实验测量

在可见光地面遥感中, 探测器接收到的全部光线  $\mathbf{L}_t$  大致由三部分组成: 1) 目标直接反射的太阳光  $\mathbf{L}_r = k\mathbf{F}_r(\theta_i, \theta_r, \varphi, \lambda)\mathbf{E}_s$ , 其中  $k$  为一和太阳高度角、大气情况等相关的量, 一般在大气情况较为稳定时可以认为其值只与太阳高度角有关. 2) 目标反射的天空散射光  $\mathbf{L}_s$ , 3) 经大气散射后沿着目标—探测器方向进入探测器的太阳光  $\mathbf{L}_{rs}$  于是可得

$$\mathbf{L}_t = \mathbf{L}_r + \mathbf{L}_s + \mathbf{L}_{rs} \quad (5)$$

由于外大气层的太阳光是非偏振光, 矢量  $\mathbf{E}_s$  可以只用其第一个元素  $\mathbf{E}_s$  来表示, 因此偏振遥感只能反演出  $\mathbf{F}_r(\theta_i, \theta_r, \varphi, \lambda)$  的第一列元素, 称这列元素为偏振 BRDF 的 Stokes 矢量表示形式. 于是, 利用式(4)反演偏振 BRDF 的 Stokes 矢量表示形式, 可得偏振光谱 BRDF 的辐射控制方程<sup>[11]</sup>为

$$\begin{bmatrix} f_{00} \\ f_{10} \\ f_{20} \end{bmatrix}_{\langle \lambda \rangle} = \frac{\mathbf{L}_t - \mathbf{L}_s - \mathbf{L}_{rs}}{k\mathbf{E}_s} \quad (6)$$

由偏振光谱 BRDF 的辐射控制方程<sup>[11]</sup>可知,  $\mathbf{L}_t$

需要在太阳光照射下测量得到,  $\mathbf{L}_s$  则需要通过阴影技术测量得到, 而  $\mathbf{L}_{rs}$  在地面遥感中近似为零, 可以忽略不计; 分母中的参量都是未知的, 且难以测量, 所以采用比较测量法来测量目标的偏振光谱 BRDF<sup>[6]</sup>.

假设某定标材料的偏振光谱 BRDF 为

$$\begin{bmatrix} f_{00\_ref} \\ f_{10\_ref} \\ f_{20\_ref} \end{bmatrix}_{\langle \lambda \rangle} = \frac{\mathbf{L}_{t\_ref} - \mathbf{L}_{s\_ref}}{k\mathbf{E}_s} \quad (7)$$

令  $E = k\mathbf{E}_s$ ,  $L_{t\_ref}$  和  $L_{s\_ref}$  分别为  $\mathbf{L}_{t\_ref}$  和  $\mathbf{L}_{s\_ref}$  的第一个元素, 那么由式(7)可得

$$E = \frac{L_{t\_ref} - L_{s\_ref}}{f_{00\_ref}} \quad (8)$$

所以, 相同条件下目标的偏振光谱 BRDF 为

$$\begin{bmatrix} f_{00} \\ f_{10} \\ f_{20} \end{bmatrix}_{\langle \lambda \rangle} = \frac{\mathbf{L}_t - \mathbf{L}_s}{E} = \frac{f_{00\_ref} \cdot (\mathbf{L}_t - \mathbf{L}_s)}{L_{t\_ref} - L_{s\_ref}} \quad (9)$$

偏振光谱 BRDF 的偏振度和偏振角为

$$\text{DoP}_{(\lambda)} = \frac{\sqrt{f_{10(\lambda)}^2 + f_{20(\lambda)}^2}}{f_{00(\lambda)}} \quad (10)$$

$$\text{AoP}_{(\lambda)} = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{f_{20(\lambda)}}{f_{10(\lambda)}}\right) \quad (11)$$

自然背景的反射光中, 与人造目标相比, 其多次散射光占主要成分, 因而背景 DoP 相对较小, DoP 参量能较好区分目标与背景, 且能够清晰地表达粗糙背景的纹理特征; 而 AoP 则描述了不同材料的表面取向, 在不同材料的交界处变化较大, 能够很好区分目标和背景材料及提取边缘信息. 由式(9)可知, 比较测量法中要求定标材料的 BRDF 值  $f_{00\_ref}$  为已知, 而朗伯板的 BRDF 恒为  $\rho/\pi$  ( $\rho$  为半球反射率通过积分球可以测量), 所以可以选用接近朗伯板的标准白板作为定标板.

由于椭圆偏振成分很少, Stokes 矢量的  $S_0$  还可以近似表示成两个正交线偏振状态光强之和. 对比式(9)和 Stokes 矢量计算式(4), 可得目标的偏振光谱 BRDF 实验计算式为<sup>[11]</sup>

$$\begin{bmatrix} f_{00} \\ f_{10} \\ f_{20} \end{bmatrix}_{\langle \lambda \rangle} = \frac{\rho}{\pi(I_{t\_ref\perp} + I_{t\_ref//}) - (I_{s\_ref\perp} + I_{s\_ref//})} \cdot \begin{bmatrix} ((I_{t_0} - I_{s_0}) + (I_{t_{45}} - I_{s_{45}}) + (I_{t_{90}} - I_{s_{90}}) + (I_{t_{135}} - I_{s_{135}}))/2 \\ (I_{t_0} - I_{s_0}) - (I_{t_{90}} - I_{s_{90}}) \\ (I_{t_{45}} - I_{s_{45}}) - (I_{t_{135}} - I_{s_{135}}) \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中下标//和 $\perp$ 分别表示水平和垂直的偏振方向, 即  $0^\circ$  和  $90^\circ$ . 因此对于某个探测位置单个光谱波段的偏振 BRDF 数据, 至少需要 4 组(阳光下和阴影

下的两个正交偏振方向)定标材料数据和 8 组(阳光下和阴影下的四个偏振方向)目标材料数据。

偏振光谱 BRDF 需要采集太阳照射下的图像,而阴天条件下无法实现,所以利用一种变换的特征来代替它。假设其中太阳光下的图像都为 0,则阴影下偏振光谱 BRDF 为

$$\begin{bmatrix} \epsilon_0 \\ \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \end{bmatrix}_{(\lambda)} = \frac{\rho}{\pi(I_{s\_ref\perp} + I_{s\_ref\parallel})} \times \begin{bmatrix} (I_{s\_0} + I_{s\_45} + I_{s\_90} + I_{s\_135})/2 \\ I_{s\_0} - I_{s\_90} \\ I_{s\_45} - I_{s\_135} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中的  $\epsilon_0$ 、 $\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  与  $f_{00}$ 、 $f_{10}$  和  $f_{20}$  相对应,此时的偏振度和偏振角分别定义为

$$\text{DoP}_{(\lambda,\epsilon)} = \sqrt{\epsilon_1^2 + \epsilon_2^2} / \epsilon_0 \quad (14)$$

$$\text{AoP}_{(\lambda,\epsilon)} = \frac{1}{2} \arctan(\epsilon_2 / \epsilon_1) \quad (15)$$

## 2 分类算法及流程

支持向量机(SVM)可以很好解决小样本学习问题和高维特征问题,分类准确度也较高<sup>[12-13]</sup>,适合多光谱偏振 BRDF 数据分类,因而本文采用支持向量机的分类算法,其中选取的核函数为径向基函数。

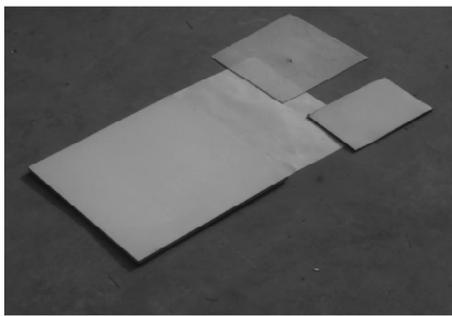
### 2.1 特征分析和选择

偏振多光谱遥感图像包含着丰富的地表信息,

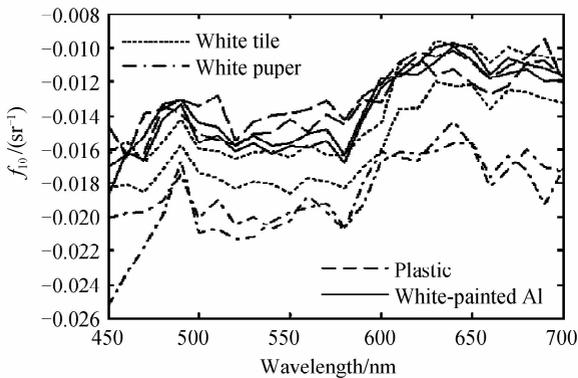
在分类前进行地物的光谱特征的细致分析是必要的。基于偏振光谱 BRDF 图像分类中用到的特征包括物质的偏振 BRDF 参量特征和光谱特征。

为了能够在图像分类中选取更有效的特征量来区分不同物质,首先利用实验数据,对不同物质的光谱特性和偏振 BRDF 特性进行分析比较如图 2(a),从左到右,由上到下依次为白色的瓷砖、纸张、塑料和白漆铝板。由于物质表面不可能完全均一,且对于表面较大的物质,不同区域的探测天顶角和方位角也会有微小的差别,所以同一物质的不同区域,其偏振 BRDF 特征存在一定的差异。但这些误差并不影响特征的选择,还有利于选择更稳定的特征量。

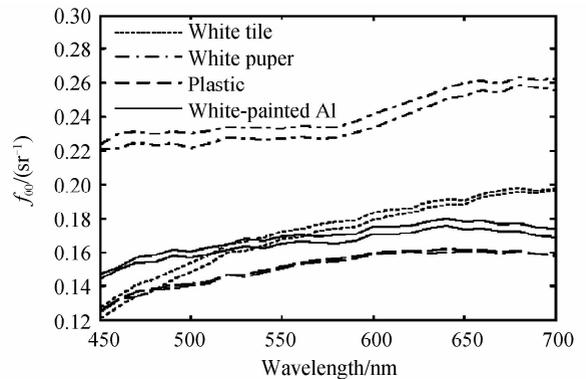
对四种材料分别在它们表面内随机选取两块区域,并对偏振 BRDF 参量随波段变化曲线进行对比分析,如图 2(b)~(f)。图中点线表示白色瓷砖,点划线表示白纸,虚线表示塑料,实线表示白漆铝板。由图中可以看出:1)同种材料不同区域的偏振 BRDF 参量虽然略有不同,但是与其它类别材料差异较为明显,特别是  $f_{00}$ 、DoP 和 AoP 参量;2)参量的光谱特性对分类有很大的帮助。如果只用 500 nm 的  $f_{00}$  参量,就无法区分瓷砖和白漆铝板,但是利用 450~700 nm 的光谱信息,隶属关系就比较明显。 $f_{00}$  参量反映了材料的反射率情况,是最明显最稳定的特征; $f_{10}$  参量对于同种材料的不同区域,其波动较大,且易受噪音影响; $f_{20}$  参量虽然在一定程度上



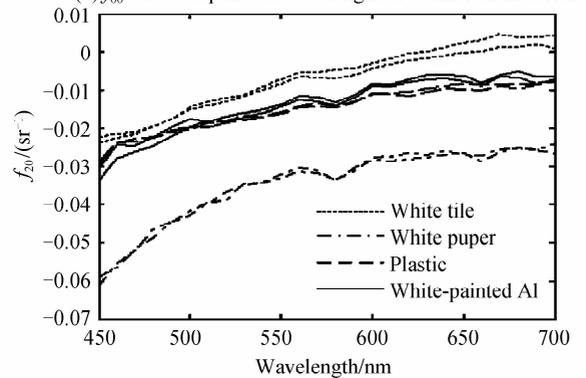
(a) Experimental scene



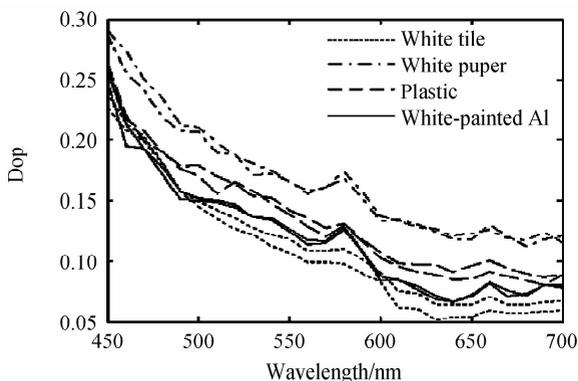
(c)  $f_{10}$  values depend on wavelength of 4 different materials



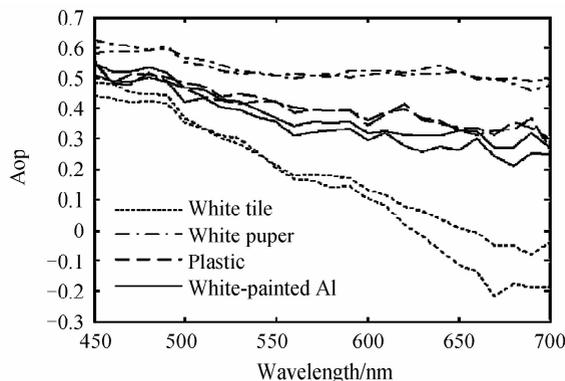
(b)  $f_{00}$  values depend on wavelength of 4 different materials



(d)  $f_{20}$  values depend on wavelength of 4 different materials



(c) DoP values depend on wavelength of 4 different materials



(f) AoP values depend on wavelength of 4 different materials

图 2 实验场景及四种不同物质的偏振 BRDF 参量随波长变化曲线

Fig. 2 Experimental scene and curves of polarimetric BRDF parameters depends on wavelength of different materials

可以表明材料之间的差异,但是它只是  $f_{00}$  参量的冗余信息,而没有形成互补的优势;DoP 和 AoP 参量稳定性好,不但能描述材料之间的差异,还能为  $f_{00}$  参量提供互补信息。

分析可以得出,  $f_{00}$ 、DoP 和 AoP 参量有比较明确的物理意义,它们的光谱特征也描述了材料各自的特征,且具有一定的互补性,所以图像分类中选取这些参量作为特征参量。

### 2.2 算法流程

本文选用偏振 BRDF 参量中的  $f_{00}$ 、DoP 和 AoP 的光谱特征作为分类特征,并选用 SVM 对图像进行分类,图 3 所示为分类流程图。具体的分类步骤为:

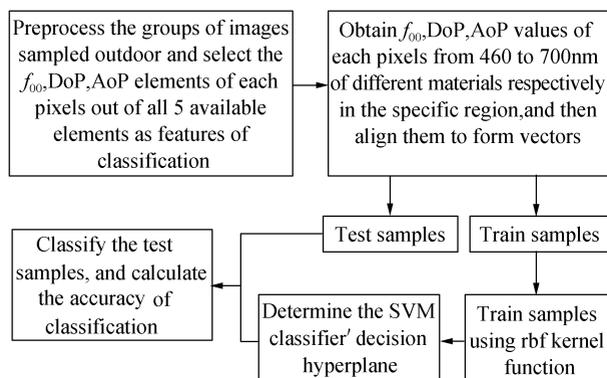


图 3 分类算法流程

Fig. 3 Flow chart of classification algorithm

1)对采集的偏振光谱 BRDF 图像进行预处理,求取偏振 BRDF 参量,并将每个像素处的  $f_{00}$ 、DoP 和 AoP 参量各自按波长排成三个向量,再将这三个向量连接起来合成一个大向量,作为分类的特征向量;2)选取不同类别的训练样本,并标明其所属类别;3)选择核函数的类型(选用径向基核函数)和多类分类策略(采用一对多策略),确定惩罚因子和核

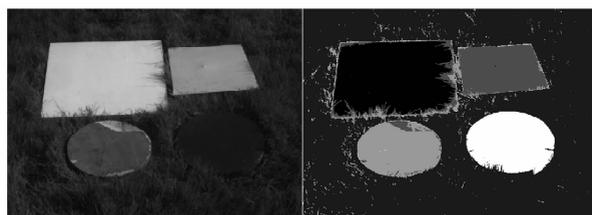
函数参量;4)SVM 的训练过程,也就是确定拉格朗日乘子和偏置以及对应样本的支持向量;5)求出决策函数式;6)将测试样本代入决策函数中,把计算值与样本已知的类别属性进行比较;7)求取各个类别的分类准确度。

### 3 分类结果及分析

利用成像偏振探测系统<sup>[1,3]</sup>对几种场景在不同的天气情况下进行了偏振光谱 BRDF 测量,采集了大量的数据,组成了一个小型的偏振光谱 BRDF 物质分类图像库。现从中选取其中一组场景,该场景为杂乱的草地背景中,左上、右上、左下和右下方分别放置了白色瓷砖、塑料、木板和绿漆木板。SVM 的训练样本都来自于同种类型的另一组晴天图像。按照上节的算法流程,利用晴天的样本进行训练,并分别通过光谱 ( $I$ )、偏振光谱 ( $I, P, \theta$ ) 和偏振光谱 BRDF ( $f_{00}$ 、DoP 和 AoP) 特征对不同天气情况下(晴天、多云和阴天,三种天气情况下保持采集数据的  $\theta_i$ 、 $\theta_r$  和  $\varphi$  变化较小)样本数据进行了分类和分析比较,具体结果为

#### 1)晴天的图像分类结果

图 4 是晴天的图像分类结果。对于自然杂乱草坪场景,由于训练样本也是晴天的图像样本,因而选用三种特征的分类效果都比较好,只是在材料边缘和草地背景的个别地方有错分的现象。



(a) Original image (b) Classification results using spectral feature

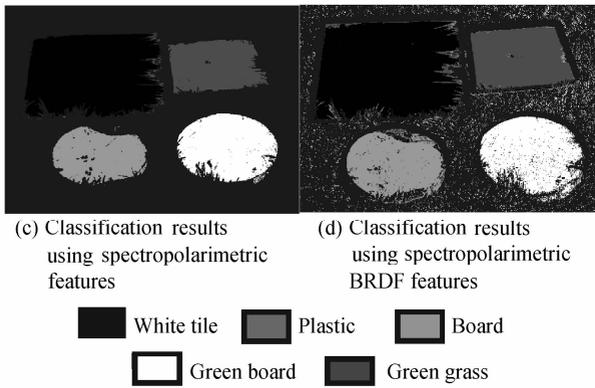


图 4 晴天的图像分类结果图

Fig. 4 Classification results using different features under sunny sky

### 2) 多云天气的图像分类

图 5 为多云天气的图像分类结果. 单纯利用光谱特征的分类结果如图 5(b), 木板、绿漆木板表面和草地背景的分类结果较好, 而瓷砖完全被错分为塑料, 塑料被错分为木板类; 这是因为光谱特征受光线强度和相机曝光时间的影响很大. 偏振光谱特征的分类结果如图 5(c), 其中的塑料、绿漆木板和草地背景的分类结果基本正确, 只是塑料中间的一小部分被错分为草地, 而瓷砖和木板都被错分为草地; 虽然加入了偏振特征, 但是效果并不明显. 图 5(d) 为偏振光谱 BRDF 的分类结果, 大部分区域都被正确分为瓷砖, 只在瓷砖的左边缘和上边缘区域被错分为塑料, 其它材料的分类结果都基本正确. 当处于多云天气时, 采用偏振光谱 BRDF 特征进行物质分类, 极大地改善了分类准确度.

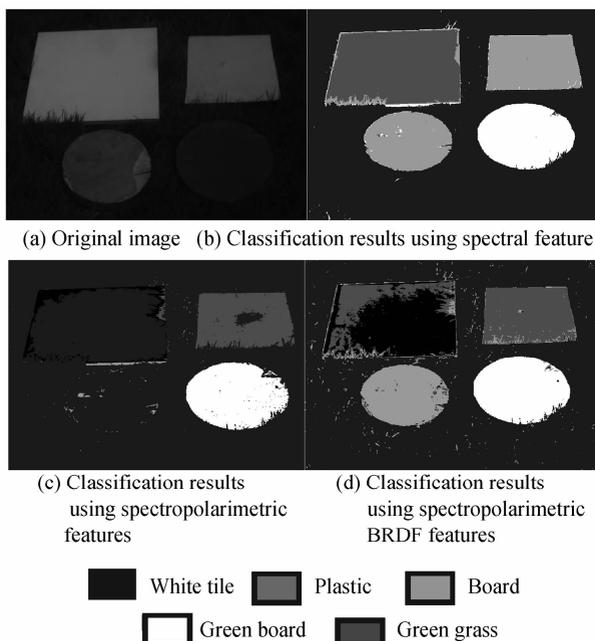


图 5 多云的图像分类结果图

Fig. 5 Classification results using different features under cloudy sky

### 3) 阴天的图像分类

图 6 为阴天的图像分类结果. 光谱分类结果见图 6(b), 其中的木板和草地背景分类结果较好, 只是上面两块材料中间的草地区域有错分样本, 而绿漆木板被错分为木板类, 瓷砖中间部分被错分为塑料, 塑料中间部分被错分为瓷砖. 偏振光谱分类结果见图 6(c), 由于引入了偏振度, 其分类情况明显优于光谱的分类结果, 瓷砖、木板和草地基本都被正确分类, 只是在瓷砖边缘有少许错分的现象, 绿漆木板又被错分为草地类, 塑料的分类与光谱分类结果相似, 只是错分的区域变小了. 偏振光谱 BRDF 的分类结果见图 6(d), 其中瓷砖和木板分类效果较好, 塑料板右边缘和右上角的部分区域被错分, 草地背景和绿漆目标总体存在交错错分的情况, 绿漆木板边缘部分被错分为草地, 而草地背景下半部分也被错分为绿漆木板, 主要是由于它们的颜色都是绿色, 且绿色油漆又喷得比较粗糙, 两者不容易分开, 但准确度总体的分类还是有很大的提高.

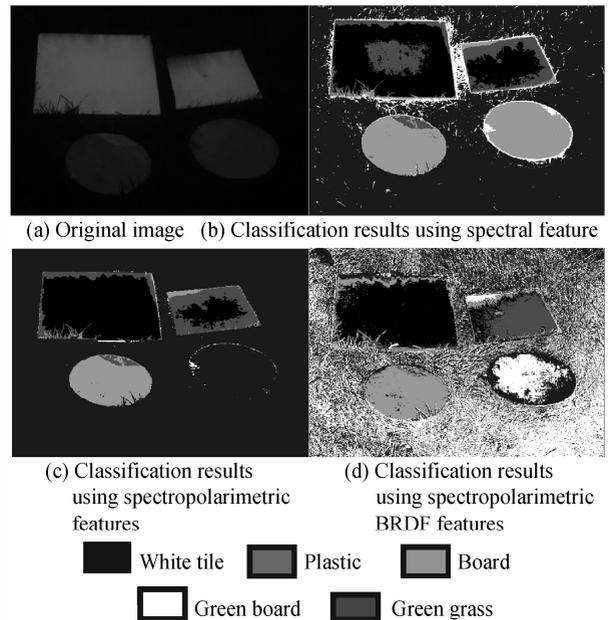


图 6 阴天的图像分类结果图

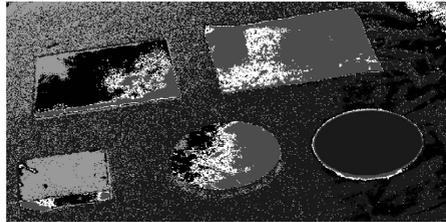
Fig. 6 Classification results using different features under dark sky

由分类结果可知, 光谱和偏振光谱特征在不同的天气条件下其值变化较大, 所以多云和阴天的分类结果也都很差; 而偏振光谱 BRDF 特征则表现出很强的鲁棒性, 在多云和阴天下的分类结果都比光谱和偏振光谱分类结果有较大的提高.

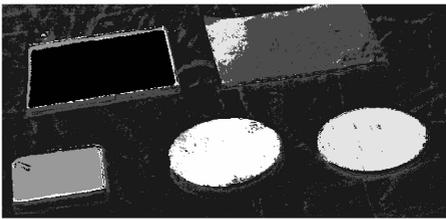
为了突出偏振光谱 BRDF 特征在低照度下区分灰度接近不同目标的优势, 构造了处于阴天光照条件较差的人造黑布背景的场景, 如图 7(a).



(a) Original image



(b) Classification results using spectral feature



(c) Classification results using spectropolarimetric BRDF features

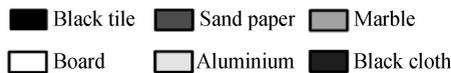


图 7 阴天的图像分类结果图

Fig. 7 Classification results under dark sky

图中从左到右,自上而下分别为黑色瓷砖、黑色砂纸、黑色大理石、黑色木板、涂层黑漆铝板五种相同颜色的目标,7(a)为场景的灰度图像,图7(b)为多光谱图像中对比度最好的图像,从灰度图像中可以看出,各种不同黑色目标的灰度接近;利用光谱特征分类结果如图7(c),各种目标的灰度都较小也较为接近,即使使用了多光谱特征,从结果中可以看出,分类结果较差,涂层黑漆铝板完全被错分为黑色背景,黑色木板大部分被错分为黑色砂纸,除了黑色大理石、黑色砂纸大部分被正确分类外,其余几种物质基

本都被错分.图7(c)为选用偏振光谱 BRDF 的分类结果.即使各种物质之间及和背景的灰度都较接近,从结果中可以看出,总体分类结果较好,只在边缘有错分情况,黑色砂纸左上方的一小部分被错分为黑色涂层铝板,分类结果明显好于多光谱特征的分类结果.

#### 4 分类准确度评价

图像分类准确度的评价通常是用分类图与实际数据进行对比,以正确分类的百分比来表示准确度.目前普遍采用的方法是用混淆矩阵表达分类准确度,混淆矩阵显示了真实物质和数据样本分类结果的交叉分布.在混淆矩阵每一列表示了参考数据每一类的样本个数,每一行表示分类数据每一类样本个数,主对角线表达了正确分类的像素.

总准确度是所有正确分类的点数与总样本点数的比值,表达了样本正确分类的概率.Kappa 系数也是用于评价总体分类质量,相对于总分类准确度,它综合考虑了正确分类和错分样本点的影响;Kappa 系数越高,分类质量越好.Kappa 系数定义式可表示为<sup>[12]</sup>

$$K_{\text{total}} = \frac{N \sum_{i=1}^m p_{ii} - \sum_{i=1}^m (p_{pi} \times p_{li})}{N^2 - \sum_{i=1}^m (p_{pi} \times p_{li})} \quad (16)$$

式中  $m$  为分类类别数, $N$  为样本总数, $p_{ii}$  为第  $i$  类的判别样本数, $p_{pi}$  为某一类所在列总数, $p_{li}$  为某一类所在行总数.

在评价参量的求取过程中,先对原始图像进行人工解译,确定原图像中各类类别,然后对分类结果进行逐点统计,构造混淆矩阵,根据混淆矩阵数值计算各类准确度,总准确度和 Kappa 系数.结果见表 1~表 3.

表 1 光谱特征分类的准确度评价

Table 1 Evaluation of accuracy with different classification of spectral features

	Accuracy with different classifications					Accuracy	Kappa
	Ceramic tile	Plastic	Plank	Green board	Grassland		
Sunny	0.999 3	0.993 1	0.994 9	1	0.999 2	0.997 7	0.997 1
Cloudy	0	0.000 8	0.951 8	1	0.984 1	0.549 4	0.452 5
Gloomy	0.062	0.001 4	0.997	0	1	0.464 6	0.327 9

表 2 偏振光谱特征分类的准确度评价

Table 2 Evaluation of accuracy with different classification of spectrol polarimetric features

	Accuracy with different classifications					Accuracy	Kappa
	Ceramic tile	Plastic	Plank	Green board	Grassland		
Sunny	0.997 1	0.995 0	0.989 2	0.999 3	1	0.997 5	0.996 7
Cloudy	0.057 2	0.803 19	0.017 2	0.995 46	0.999 83	0.503 5	0.338 7
Gloomy	0.902 9	0.373 75	0.939 4	0.002 9	1	0.623 7	0.522 0

表 3 偏振光谱 BRDF 特征分类的准确度评价

Table 3 Evaluation of accuracy with different classification of spectro polarimetric BRDF features

	Accuracy with different classifications					Accuracy	Kappa
	Ceramic tile	Plastic	Plank	Green board	Grassland		
Sunny	1	0.965 83	0.920 74	0.921 3	0.934 92	0.950 6	0.936 4
Cloudy	0.735 17	0.991 76	0.990 67	1	0.983 87	0.911 5	0.888 0
Gloomy	0.979 8	0.856 34	0.973 61	0.677 46	0.520 63	0.835 5	0.790 2

通过对表 1、表 2 和表 3 三个评价表的分析可知,光谱和偏振光谱特征对晴天图像的分类准确度较高,对多云和阴天图像的分类准确度都很低;而偏振光谱 BRDF 特征虽然对晴天、多云和阴天图像的分类准确度是依次降低的,但是总体还是比较稳定的,整体上明显优于光谱和偏振光谱特征的分类,这也反映出偏振光谱 BRDF 特征具有很好的分类能力和很强的鲁棒性。这是因为在不同的光照条件下,传感器所接收到的同种物质的辐射值会有所不同,这种影响给物质分类、目标检测识别等问题带来了很大的困难,偏振 BRDF 实验需要对定标板和目标板都进行测量,然后以定标板的辐射值为标准,把目标板的辐射值与之相比较并转化得到偏振 BRDF 的 Stokes 矢量,正是通过这个相互比较的过程,利用定标板将目标辐射值进行归一化来消除这种影响,能够消除不同天气条件下的辐射值差异,若单纯的依靠光谱和偏振特征都无法有效地解决这些问题。

## 5 结论

本文主要研究了在不同天气情况下,利用偏振光谱 BRDF 特征进行物质分类的问题。通过分析偏振光谱 BRDF 参量,提出了基于偏振光谱 BRDF 特征的分类方法,并与光谱和偏振光谱的分类结果进行了分析和比较。实验表明,在不同的天气情况下,偏振光谱 BRDF 特征的图像分类准确度都较高,整体上明显优于光谱和偏振光谱特征的图像分类,且当各种目标及背景图像之间灰度相差较小时,使用该特征也能准确分类。因而偏振光谱 BRDF 特征表现出很强的分类能力,以及对噪音干扰的较好鲁棒性。虽然偏振光谱 BRDF 特征作为分类特征可以克服入射辐射分布给分类结果带来的影响,但其值也较大依赖于光源-目标-传感器的几何位置,在不同的几何位置条件下相差较明显。可以根据偏振光谱 BRDF 信息的方向敏感性来反演出物质的一些更加稳定特性,如折射率等对于几何位置信息和入射辐射分布不敏感的特性来进行物质分类,这将会在以后的目标识别中具有较好的发展前景。

### 参考文献

[1] WANG Dao-rong, ZHAO Yong-qiang, PAN Quan.

Classification of spectropolarimetric imagery based on fuzzy clutter and evidence theory[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(12):2365-2370.

王道荣,赵永强,潘泉. 基于模糊聚类和证据理论的光谱偏振图像分类[J]. *光子学报*, 2007, **36**(12):2365-2370.

[2] SUN Xiao-bing, Hong Jin, Qiao Hong-li. The study of method for feature extraction based on angle of polarization parameter image[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2005, **20**(2):256-260.

孙晓兵,洪津,乔延利. 一种基于偏振角参量图像的特征提取方法研究[J]. *遥感技术与应用*, 2005, **20**(2):256-260.

[3] ZHAO Yong-qiang, PAN Quan, ZHANG Hong-cai. Study of adaptive multi-band polarization image fusion [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(7):1356-1359.

赵永强,潘泉,张洪才. 自适应多波段偏振图像融合研究[J]. *光子学报*, 2007, **36**(7):1356-1359.

[4] ZHAO Yong-qiang, ZHANG Hong-cai, Pan Quan. Object detection through polarization characteristics [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2003, **20**(6):685-688.

赵永强,张洪才,潘泉. 基于偏振特征的目标检测[J]. *量子电子学报*, 2003, **20**(6):685-688.

[5] TYO J S, CHENAULT D B, SHAW J A. Review of passive imaging polarimetry for remote sensing applications[J]. *Appl Opt*, 2006, **45**(22):5453-5469.

[6] SONG Fang-ni, FAN Wen-jie, LIU Qiang, et al. A method of acquiring BRDF of objects in the field[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, **11**(3):296-302.

宋芳妮,范闻捷,刘强,等. 一种获取野外实测目标物 BRDF 的方法[J]. *遥感学报*, 2007, **11**(3):296-302.

[7] SUN Wei, LIU Zheng-kai, SHAN Lie. Manmade objects recognition with polarization information [J]. *Optical Technique*, 2004, **30**(3):267-269.

孙玮,刘政凯,单列. 利用偏振技术识别人造目标[J]. *光学技术*, 2004, **30**(3):267-269.

[8] WANG Xin, WANG Xue-qin, SUN Jin-zuo. Study of target identification based on polarization imaging [J]. *Journal of Yantai University(Natural Science and Engineering edition)*, 2007, **20**(2):95-98.

王新,王学勤,孙金祚. 基于偏振成像的目标识别技术研究[J]. *烟台大学学报(自然科学与工程版)*, 2007, **20**(2):95-98.

[9] PENG Qin-hua, Yu Guo-ping, TANG Ruo-yu, et al. Polarization characteristics of reflected light under natural lighting[J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2006, **4**(2):65-68.

彭钦华,于国萍,唐若愚,等. 自然光照下反射光的偏振特性研究[J]. *光学与光电技术*, 2006, **4**(2):65-68.

[10] NICODEMUS F E R, HSIA J C, GINSBERG J J, et al. Geometrical considerations and nomenclature for reflectance [R]. Final Report National Bureau of Standards, Washington, DC Inst for Basic Standards, 1977.

[11] JAMES R S. A polarized clutter measurement technique based on the governing equation for polarimetric remote sensing in the visible to near infrared[C]. *SPIE*, 2005, **5811**:34-45.

[12] MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral

remote sensing images with support vector machines [J].  
*IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004,  
**42**(8):1778-1790.

multiclass image classification by support vector machines  
[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,  
2004, **42**(6):1335-1343.

[13] FOODY G M, MATHUR A. A relative evaluation of

## Materials Classification Based on Spectropolarimetric BRDF Imagery

CHEN Chao, ZHAO Yong-qiang, CHENG Yong-mei, PAN Quan, LUO Li

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** A new classify method based on spectropolarimetric BRDF imagery is proposed. The performances of three different selected features in classification results under various weather conditions including sunny sky, cloudy, and dark sky are emphasized. The three selected features are material spectral information, spectropolarimetric information, and spectropolarimetric BRDF information respectively. Support Vector Machine method is used to classify targets in clutter grass environments, then the classify results based on spectropolarimetric BRDF features are compared with the other two features under the three different weather conditions respectively. The results show that the method based on spectropolarimetric BRDF features performs the best among the three, no matter what the weather conditions are, and its advantage shows most evidently especially in the dark sky. Selecting the spectropolarimetric BRDF information as features in the materials classification will enhance the precision at most time, even in the case when the gray values between backgrounds and targets are very near.

**Key words:** Spectropolarimetric; BRDF; Material classification; Feature selection; SVM

**CHEN Chao** was born in 1985. He is pursuing his M. S. degree, and his research interests focus on polarimetric imaging, image processing and pattern recognition.

