基于梯度的信息散度的光谱区分方法

张修宝 袁 艳 王 潜

(北京航空航天大学精密光机电一体化技术教育部重点实验室,北京 100191)

摘要提出了基于梯度的信息散度的光谱区分方法[SID(SG)]。首先通过求取光谱梯度进行局部特征区分,再通 过求光谱梯度的信息散度进行整体比较。采用仿真光谱和实际测量光谱,比较了 SID(SG)与其他方法的光谱区分 能力。利用相关光谱区分熵(RSDE)作为评价标准对实验结果进行了量化评价。SID(SG)方法的 RSDE 值分别是 1.2849 和 1.5184,均为两组实验中几种方法的最小值。实验结果表明了 SID(SG)方法相对于其他几种方法在光 谱区分能力上的优越性。

Spectral Discrimination Method Based on Information Divergence of Gradient

Zhang Xiubao Yuan Yan Wang Qian

(Key Laboratory of Precision Opto-Mechatronics Technology, Ministry of Education, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract A new method for spectral discrimination—spectral information divergence of spectral gradient [SID (SG)] is proposed. Firstly, the spectral gradients are estimated for discriminating the spectral local detailed characteristics, and then the information divergence of the spectral gradient is estimated for comparing their whole shape. The simulated spectra and the real measured are used as experimental data, the discrimination ability of the SID(SG) is compared to that of other methods, and relative spectral discriminatory entropy (RSDE) is used as standard to evaluate the experimental results quantitatively. RSDE values of the SID(SG) are 1.2849 and 1.5184, respectively, smaller than that of the several discrimination methods in each array. This indicates the superiority of SID(SG) over several other discrimination methods.

Key words spectroscopy; spectral discrimination; information divergence; gradient; relative spectral discriminatory entropy

OCIS codes 300.0300; 300.6170; 280.0280

1 引 言

成像光谱技术是遥感探测的一个重要组成部分,在农业、环境和军事等诸多领域有着广泛的应用^[1]。通过获取地物目标的光谱,能够从本质上认 识其自然属性,归属类别等^[2]。对于测量获取的光 谱进行比较区分,是光谱数据处理及应用的一个重 要环节。 首先,光谱区分方法较多地应用于光谱的匹配, 以实现地物的识别和分类^[3]。即比较被测地物的光 谱曲线与已有光谱数据库中光谱曲线的相似度以判 断地物的类别。此外,光谱区分方法也用于对光谱 压缩方法的性能评价^[4,5]。随着光谱分辨率的不断 提高,仪器获取的海量光谱数据必须经过压缩才能 迅速传输,从而产生了多种压缩方法^[6,7]。客观评

收稿日期: 2010-08-11; 收到修改稿日期: 2010-12-20

基金项目:国家 973 计划(2009CB724005)和长江学者和创新团队发展计划(IRT0705)资助课题。

作者简介:张修宝(1981—),男,博士研究生,主要从事成像光谱仪方面的研究。E-mail: xiubaozhang@yahoo.com.cn

导师简介:袁 艳(1967—),女,博士,研究员,主要从事卫星载荷的结构设计、成像光谱理论和光场成像技术等方面的研究。E-mail: yuanyan@buaa.edu.cn

价这些压缩方法的优劣依赖于光谱区分方法对压缩 前后光谱的分辨能力。

本文提出了基于梯度的信息散度的光谱区分方 法,能够辨别两光谱曲线的特征差异。光谱梯度具 有能够反映光谱特征变化的优势,特别是对于光谱 曲线局部斜率的变化。而光谱信息散度可以从整体 上反映出两条光谱曲线形状的相似性。通过求取光 谱梯度的信息散度的方法,满足了对两光谱全局区 分的同时兼顾局部特征的客观要求。

2 常用光谱区分方法

假设存在长度为*n*的两光谱曲线*x*和*y*,且*x*= [x_1, x_2, \dots, x_n],*y*=[y_1, y_2, \dots, y_n],对于其相似性 的区分方法通常分为两类^[8]:1)基于光谱幅值的方 法,2)基于光谱形状特征的方法。

2.1 基于幅值的光谱区分方法

1) 相对光谱二次误差(RQE)^[9]。

相对光谱二次误差最早用于评价光谱的压缩质 量,此后被用于评价两光谱的相似性,其表达式为

$$R_{\text{QE}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_i - x_i)^2} \left| \sum_{i=1}^{n} x_i, \quad (1) \right|$$

该方法从光谱的幅值上比较它们的差异,没有反映 光谱的特征差别。

2) 光谱信息散度(SID)^[10]。

光谱信息散度的方法是将光谱向量看作随机变量,基于概率统计理论分析两个随机向量间的相似度,表达式为

$$S_{\rm ID}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \sum_{i=1}^{n} [p(x_i) - p(y_i)] \times \{ \lg[p(x_i)] - \lg[p(y_i)] \}.$$
(2)

定义光谱向量 x 和 y 的第 i 个分量的概率为 $p(x_i) =$

$$x_{i} / \sum_{j=1}^{n} x_{j} \notin p(y_{i}) = y_{i} / \sum_{j=1}^{n} y_{j}, \emptyset$$

$$S_{\text{ID}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{j=1}^{n} \left(x_{i} / \sum_{j=1}^{n} x_{j} - y_{i} / \sum_{j=1}^{n} y_{j} \right) \times \left[\lg \left(x_{i} / \sum_{j=1}^{n} x_{j} \right) - \lg \left(y_{i} / \sum_{j=1}^{n} y_{j} \right) \right]. \tag{3}$$

该方法从信息论的角度来区分两光谱的相似 性,缺乏对细节特征的反映。

2.2 基于形状特征的光谱区分方法

1) 光谱角(SA)^[11]。

基于光谱角的区分方法是将两光谱曲线看作二 维空间的向量,通过计算它们的广义夹角来表征其 相似程度:夹角越小,说明越相似。两向量的广义夹 角用反余弦表示为

 $S_A(\mathbf{x}, \mathbf{y}) =$

 $S_{A}(s,s') = \arccos[\langle s,s' \rangle / (|s| \cdot |s'|)].$ (4) 对于上述的光谱曲线 x, y, 上式表示为

$$\arccos\left[\sum_{i=1}^{n} x_{i} \cdot y_{i} / \left(\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} y_{i}^{2}}\right)\right], \quad (5)$$

式中 S_A 值越小,其余弦值越接近于 1,两光谱曲线 越相似。

该方法从向量夹角方面比较光谱在形状上的相 似性,但难以反映光谱局部特征的变化。

2) 光谱梯度角(SGA)^[12]。

光谱梯度角区分方法是对两光谱向量首先进行 一阶求导,获得其梯度向量,然后利用类似于光谱角 的方法,求取两梯度向量的广义夹角。

对于上述的光谱曲线 x,y,其梯度向量分别为

$$\mathbf{S}_{\text{GA}}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_2 - x_1, x_3 - x_2, x_4 - x_3, \cdots, \\ x_n - x_{n-1} \end{bmatrix}, \qquad (6)$$

$$S_{GA}(\mathbf{y}) = [y_2 - y_1, y_3 - y_2, y_4 - y_3, \cdots, y_n - y_{n-1}],$$
(7)

两梯度向量的广义夹角为

$$\theta_{\text{SGA}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \arccos\left[\frac{\langle \boldsymbol{S}_{\text{GA}}(\boldsymbol{x}), \boldsymbol{S}_{\text{GA}}(\boldsymbol{y})\rangle}{|\boldsymbol{S}_{\text{GA}}(\boldsymbol{x})||\boldsymbol{S}_{\text{GA}}(\boldsymbol{y})|}\right]. (8)$$

该方法具有能够反映光谱局部特征变化的优势,特别是对于光谱曲线斜率的变化。

3 基于梯度的信息散度的光谱区分 方法

分析比较两光谱的不同,最根本的是由它们的 幅值变化所反映的光谱曲线形状的差异。相对于光 谱的幅值而言,梯度值更能表现光谱曲线特征的几 何形变。因此,可以通过求取光谱梯度的信息散度 的方法来区分两光谱的差别。

首先按照(6)式和(7)式对两光谱向量进行一阶 求导,获得其梯度向量。

其次,按照信息论计算两梯度向量的自信息,如 下式所示

$$I(\mathbf{S}_{\mathrm{GA},x_i}) = -\lg p_i, \qquad (9)$$

$$I(\mathbf{S}_{\mathrm{GA},y_{i}}) = -\lg q_{i}, \qquad (10)$$

式中

$$p_i = |\mathbf{S}_{GA}(x_i)| / \sum_{i=1}^{n-1} |\mathbf{S}_{GA}(x_i)|,$$
 (11)

$$q_{i} = |\mathbf{S}_{GA}(y_{i})| / \sum_{i=1}^{n-1} |\mathbf{S}_{GA}(y_{i})|.$$
(12)

然后,求取两梯度向量的相关熵为

$$D(\boldsymbol{S}_{\text{GA},x} \| \boldsymbol{S}_{\text{GA},y}) = \sum_{i=1}^{n-1} p_i \cdot D_i(\boldsymbol{S}_{\text{GA},x} \| \boldsymbol{S}_{\text{GA},y}) = \sum_{i=1}^{n-1} p_i \cdot [I(\boldsymbol{S}_{\text{GA},y_i}) - I(\boldsymbol{S}_{\text{GA},x_i}]] = \sum_{i=1}^{n-1} p_i \cdot \lg(p_i/q_i),$$
(13)

$$D(\boldsymbol{S}_{\text{GA},y} \parallel \boldsymbol{S}_{\text{GA},x}) = \sum_{i=1}^{n-1} q_i \cdot \lg(q_i/p_i).$$
(14)

最后,得到光谱梯度向量的信息散度为

$$S_{\text{ID}}(S_{\text{GA},x}, S_{\text{GA},y}) = D(S_{\text{GA},x} || S_{\text{GA},y}) + D(S_{\text{GA},y} || S_{\text{GA},x}) = \sum_{i=1}^{n} (p_i - q_i) \cdot \lg(p_i/q_i).$$
(15)

实际中,由于光谱的梯度向量存在正负,因此在 计算自信息时,采用了求取梯度的绝对值的方法,如 (11)式和(12)式所示。此外,对数函数取0无意义, 所以剔除了梯度为0的值。

4 光谱区分方法的评价

为定量比较光谱区分方法的优劣,本文采用了 相关光谱区分熵的评价标准^[13]。

1) 相关光谱区分概率(RSDPB)。

假设存在目标光谱 t 和参考光谱集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$,则目标光谱关于参考光谱集的 RSDPB 为

$$R_{\text{SDPB}}(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s}_i) = m(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s}_i) / \sum_{i=1}^n m(\boldsymbol{t},\boldsymbol{s}_i), \quad (16)$$

式中 m(t,s_i)表示对目标光谱和参考光谱采用某种 区分方法进行区分比较的结果。

2) 相关光谱区分熵(RSDE)。

相关光谱区分熵定义为

$$R_{\text{SDE}}(t) = -\sum_{i=1}^{n} R_{\text{SDPB}}(t, s_i) \lg [R_{\text{SDPB}}(t, s_i)]. (17)$$

该标准用于评价目标光谱和参考光谱相似性的 不确定度,其值越大,不确定度越高;反之,则目标光 谱被正确识别的机率越大。利用该标准可以定量比 较不同区分方法的区分能力。 5 实验及分析

为了验证所提出方法的有效性及检验它们对于 光谱辐射量和形状差别的区分能力,通过仿真的方 法产生了一组相似光谱进行区分实验,然后利用实 际测量的相似地物光谱再次进行了区分比较。采用 RSDE 的评价标准对两组实验中几种方法的区分能 力进行了定量比较。

5.1 仿真光谱的区分实验

利用多个具有不同均值,峰值和宽度的高斯函数相叠加的方法可以产生类似于实际光谱的仿真光 谱^[14]。高斯函数的表达式如下所示

$$f(\lambda) = L \exp\left[-\frac{(\lambda - \lambda_0)^2}{2\sigma^2}\right], \qquad (18)$$

式中 L 为峰值,λ。为均值的位置,σ 为分布函数的标 准差,且

$$\sigma = 2(2\ln 2)^{1/2}/W,$$
 (19)

式中W为半峰全宽(FWHM)。

采用 3 个不同高斯函数相叠加的方法仿真产生 了光谱曲线 1(如图 1 所示),另外仿真产生了与其 相似程度不同的 4 条光谱曲线(如图 2 所示)。分别 利用 RQE,SID,SA,SGA 和 SID(SG)的方法比较 了图 2 中的 4 条光谱与图 1 中的光谱 1 的差别,结 果如表 1 所示。对表 1 中的区分结果分别计算 RSDPB 和 RSDE,结果如表 2 所示。图 3 中直观地 显示了几种方法的 RSDE 值。



图1 光谱曲线1







表1 光谱区分方法对仿真光谱的区分结果

Table 1 Results of the spectral discrimination

methods to the simulation spectra

Spectra Method	(a)	(b)	(c)	(d)
RQE	0.0088	0.0143	0.0176	0.0347
SID	0.0034	0.0083	0.0136	0.0518
SA	0.0536	0.0848	0.1093	0.2227
SGA	0.0743	0.1148	0.1477	0.3205
SID(SG)	0.0122	0.0205	0.0289	0.1560

表 2 光谱区分方法的相关光谱区分概率和熵

Table 2 RSDPB and RSDE of the spectral

discrimination methods

Spectra	RSDPB				Dede
Method	(a)	(b)	(c)	(d)	KSDE
RQE	0.1165	0.1896	0.2330	0.4608	1.8210
SID	0.0440	0.1080	0.1768	0.6712	1.3732
SA	0.1139	0.1803	0.2324	0.4734	1.8026
SGA	0.1131	0.1746	0.2247	0.4876	1.7845
SID(SG)	0.0559	0.0944	0.1327	0.7170	1.2849



图 3 RQE, SA, SGA, SID 和 SID(SG)的相关光谱区分熵 Fig. 3 RSDE of RQE, SA, SGA, SID and SID(SG)

5.2 实际测量地物光谱的区分实验

为增加光谱特征的复杂度,利用实际测量的地物光谱(如图4所示)作为数据源,以干草光谱作为目标光谱,其他光谱作为待区分的相似光谱进行了





Fig. 4 Measured different ground object spectra

实验,并利用评价标准进行了评价,结果如表3和 表4所示。最后绘制了评价结果 RSDE 的曲线图, 如图5所示。

表 3 光谱区分方法对实测光谱的区分结果

Table 3 Results of the spectral discrimination

methods to measured spectra

Spectra Method	Grass	Cement ground	Soil	Leaf
RQE	0.0270	0.0211	0.0111	0.0083
SID	0.3971	0.2278	0.0594	0.0380
SA	0.4248	0.4252	0.2176	0.1595
SGA	0.2605	0.1595	0.0968	0.1439
SID(SG)	0.3971	0.2266	0.0592	0.0379

表 4 光谱区分方法的相关光谱区分概率和熵

Table 4 RSDPB and RSDE of the spectral

discrimination methods

Sportero	RSDPB				
Spectra	C	Cement	e - :1	T(RSDE
Method	Grass	ground	5011	Lear	
RQE	0.4001	0.3124	0.1649	0.1226	1.8531
SID	0.5498	0.3154	0.0822	0.0526	1.5194
SA	0.3462	0.3465	0.1773	0.1300	1.8847
SGA	0.3943	0.2414	0.1466	0.2177	1.9093
SID(SG)	0.5509	0.3144	0.0821	0.0526	1.5184



图 5 RQE, SA, SGA, SID 和 SID(SG)的相关光谱区分熵 Fig. 5 RSDE of RQE, SA, SGA, SID and SID(SG)

在仿真光谱实验中,图 1 中的光谱曲线 1 和 图 2中光谱曲线(a)具有很强的相似性,同时与光谱 曲线(d)的光谱差异性较大;在实测光谱实验中,干 草光谱和土壤光谱相似,而与绿草光谱的差异较大, SID(SG)方法全部准确地对其进行了区分。从评价 结果可以看出,SID(SG)方法的 RSDE 值分别为 1.2849和 1.5184,均为几种方法中的最小值,显示 了其区分能力的优越性。此外,如图 3 和图 5 所示, SID(SG)方法不但在区分能力上较 RQE,SA 和 SGA 优势明显,而且由于其反映的是两光谱特征的 差异,而不是幅值的不同,因此不受因光照等原因引 起的光谱整体幅值变化的影响,具有较高的可靠性。

6 结 论

提出基于梯度的信息散度的光谱区分方法,首 先通过计算光谱的梯度,从微观上能够反映两光谱 曲线在光谱特征变化上的差异,再通过求取光谱梯 度的信息散度的方法,宏观上从信息论的角度比较 两光谱曲线整体形状的相似性。由仿真实验和实测 实验可以看出,该方法准确可靠。通过采用相关光 谱区分熵的评价标准计算表明,与 RQE,SA,SGA 和 SID 相比,SID(SG)方法具有更强的区分能力。

参考文献

- 1 Zhao Jing, Pang Qichang, Ma Ji *et al.*. Spectral imaging technology applied to mixed power of rhizome coptidis and cortex phellodendri chinensis[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(11): 3259~3263
- 赵 静, 庞其昌, 马 骥等. 中药黄连黄柏混合粉末的光谱成像 分析技术[J]. 光学学报, 2010, **30**(11): 3259~3263
- 2 Li Shanshan, Zhang Bing, Gao Lianru *et al.*. Research of hyperspectral target detection algorithms based on variance minimum[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(7): 2116~2122 李山山,张 兵,高连如等. 基于方差最小的高光谱目标探测算 法研究[J]. 光学学报, 2010, **30**(7): 2116~2122
- 3 Xu Weidong, Yin Qiu, Kuang Dingbo. Comparison of different spectral match models[J]. J. Infrared and Millimeter Waves, 2005, **24**(4): 296~300

许卫东, 尹 球, 匡定波. 地物光谱匹配模型比较研究[J]. 红外 与毫米波学报, 2005, **24**(4): 296~300

4 E. Christophe, D. Léger, C. Mailhes. Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci.*

Remote Sens., 2005, 43(9): 2103~2114

- 5 Wang Keyan, Li Yunsong, Wu Chengke *et al.*. Compression of interference multispectral image based on adaptive classification and curve-fitting[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(1): 78~85 王柯俨,李云松,吴成柯等. 基于自适应分类曲线拟合的干涉多 光谱图像压缩[J]. 光学学报, 2009, **29**(1): 78~85
- 6 Ma Dongmei, Ma Caiwen, Luo Cuihua. A compression algorithm of AT-3DSPIHT for LASIS's hyperspectral image[J]. Acta Optica Sinica, 2010, **30**(2): 378~381 马冬梅,马彩文,罗翠华. 一种大孔径静态干涉成像光谱仪高光 谱图像的 AT-3DSPIHT 压缩算法[J]. 光学学报, 2010, **30**(2): 378~381
- 7 Gong Xingzhi, Cheng Liang, Yu Feihong. Research of one-dimensional spectrum compression based on coded aperture[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(4): 1188~1191
 宫兴致,程 梁,余飞鸿. 基于编码孔径的一维光谱压缩方法研究[J]. 光学学报, 2010, 30(4): 1188~1191
- 8 B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti *et al.*. Tradeoff between radiometric and spectral distortion in lossy compression of hyperspectral imagery[C]. SPIE, 2004, **5208**: 141~152
- 9 C. Mailhes, P. Vermande, F. J. Castanié. Spectral image compression[J]. Optics (Paris), 1990, 21(3): 121~132
- 10 C. I. Chang. An information theoretic approach to spectral variability, similarity, and discrimination for hyperspectral image [J]. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 2000, 46(5): 1927~1932
- 11 F. A. Kruse, A. B. Lekoff, J. W. Boardman et al.. The spectral image processing system (SIPS)-interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1993, 44(2-3): 145~163
- 12 S. A. Robila. Using spectral distances for speedup in hyperspectral image processing [J]. International J. Remote Sensing, 2005, 26(24): 5629~5650
- 13 Y. Z. Du, C. I. Chang, H. Ren *et al.*. New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization [J]. Opt. Eng., 2004, 43(8): 1777~1786
- 14 F. Tsai, W. Philpot. Derivative analysis of hyperspectral data [J]. Remote Sens. Environ., 1998, $\bf 66:$ $41{\sim}51$