doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.018

多光谱影像混合像元解混的加权变异系数分析法

宇洁^{1,2} 叶勤¹ 林 怡¹

(1. 同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 同济大学环境科学与工程学院, 上海 200092)

摘要:影像上同物异谱或同谱异物的现象会造成同一混合像元端元在影像上的光谱不唯一。端元差异问题将给端 元选择和提取造成困难,并最终影响混合像元分解的精度。为了尽可能减小端元类内差异、扩大类间差异,针对传 统算法无法避免端元在不同波段的光谱数值尺度相差很大且定权自动化程度低的缺陷,将变异系数概念引入端元 差异问题研究中,提出一种适用于多光谱数据的基于加权理论的加权变异系数分析法(Weighted coefficient of variation analysis, WCVA)。分别从理论和实验两方面论证了WCVA的可行性与优越性。在对比实验中,利用同一 地区的 TM 和 GeoEye 多光谱影像,从可视化端元空间分布、算法效率和混合像元最终解混精度比较了WCVA 和最 佳指数因子(Optimal index factor, OIF)结果。实验证明利用本文提出的WCVA 方法获得的波段组合具有更高的解 混精度(0.183 和 0.160)。同时运算效率明显高于 OIF。因此WCVA 不仅能够有效解决端元差异问题,提高混合 像元解混的精度,而且具有较高的运算效率。

关键词:多光谱影像;混合像元;端元差异;变异系数;波段提取 中图分类号: P237 文献标识码: A 文章编号:1000-1298(2018)09-0154-06

Novel Weighted Coefficient of Variation Analysis Approach for Endmember Variability Issue in Unmixing Process of Multi-spectral Imagery

YU Jie^{1,2} YE Qin¹ LIN Yi¹

College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China
 College of Environmental Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: The phenomena of different objects having the same spectrum and the same objects having different spectrum bring inconsistency for the same endmember. The existing of endmember variability issue will lead the process of endmember selection and extraction more difficult and decrease the final unmixing accuracy. Aiming to minimize the intra-class variability and maximize the inter-class variability, a new method named weighted coefficient of variation analysis (WCVA), which permitted the comparison of variants free from scale effects and made the weighting become more automatic, was proposed for multi-spectral data. It was on the basis of coefficient of variation (CV) and weighting theory. The proposed method was successfully indicated from theoretical and experimental parts. The comparison with the commonly used optimal index factor (OIF) was conducted in terms of visualizing the spatial distribution of all available band combinations, efficiency and the final unmixing accuracy by fully constrained least squares (FCLS) and post polynomial post-nonlinear mixture (PPNM) with TM and GeoEye images in the same research area. In the experimental results, the unmixing accuracy (0.183 and 0.160) based on the feature combination selected by WCVA was higher than that by OIF. Meanwhile, the computation of WCVA was much less than that of OIF as well. The results showed that WCVA not only had benefits for solving endmember variability issue and enhancing the unmixing accuracy, but also had higher efficiency.

Key words: multi-spectral imagery; mixed pixel; endmember variability; coefficient of variation; band extraction

收稿日期: 2018-03-26 修回日期: 2018-07-05

基金项目:国家自然科学基金面上项目(41771449)

作者简介: 宇洁(1989—),女,博士后,主要从事多光谱卫星遥感数据处理研究, E-mail: 2011_jieyu@tongji.edu.cn

通信作者:林怡(1970—),女,研究员,博士,主要从事遥感图像处理与分析研究,E-mail: linyi@ tongji.edu.cn

0 引言

混合像元普遍存在于中低分辨率的遥感影像 中,给图像定量化解译造成困扰^[1]。因此,如何准 确获取组成混合像元的端元类型及其在像元中的丰 度值成为定量遥感的研究热点^[2]。混合像元丰度 值解算精度的高低很大程度上取决于端元信息获取 的准确性^[3]。目前,针对混合像元端元提取和选择 问题,国内外学者展开了大量研究。

常见获取端元信息的方法可分为:利用地物光 谱仪实地采集光谱数据^[4-5]、从典型地物光谱库中 获取[6-7]和直接在影像上选取[8-9]。前两种方法多 适用于高光谱数据,而针对多光谱数据时,现有的研 究多采用直接从数据本身获取的方法。在大多数传 统混合像元端元提取和选取算法中,假设不同端元 的光谱特征具有类别间差异性和时空稳定性,即不 同地物具有绝对不同的光谱特征曲线和同类地物的 光谱曲线不会受外在因素的影响而变化。然而,受 到传感器、大气、周围环境等因素的影响,影像上普 遍存在同物异谱和同谱异物的现象^[10]。同时对于 状态会随时间发生变化的地物,同一遥感数据中可 能包含同类地物多种状态的不同光谱特征(如同种 植被不同生长状态)。当影像中存在上述端元差异 问题时,将极大影响影像中典型端元提取的准确性 和混合像元分解的精度。此时,传统端元提取与选 择的方法将不再适用。目前国外学者对端元问题已 经展开了许多研究,而在国内,对此问题的研究尚不 多。本文将针对中低分辨率多光谱遥感影像上端元 差异问题展开深入研究。

1 常用算法分析

端元差异问题主要包含端元类内差异(Intraclass variability) 和 类 间 差 异 (Inter-class variability)^[11]。各类算法通过在一定程度上缩小类 内差异、扩大类间差异来达到提高解混精度的目的。 SOMERS 等^[12]将现有的解决端元差异的算法分成 5 大类:迭代混合分析、光谱特征选择、光谱波段加 权、光谱转换和光谱建模。

(1)迭代混合分析类算法首先需要定义由所有 可能端元组合组成的端元组合候选库。然后针对每 个混合像元,通过循环迭代的方法从候选的端元组 合库中选出适合该像元的最优端元组合作为该像元 的解混结果。多端元光谱混合分析(Multiple endmember spectral mixture analysis, MESMA)^[13]是 其中应用最为广泛的一种算法^[14-16]。虽然此类算 法能够有效地解决端元类内差异问题,但也大大增 加了算法的计算量。同时此类算法在波段较少的多光谱数据中的应用也存在局限性。

(2)光谱特征选择则是选取某个特定指数作为 评定指标,对各个波段的指标值进行排序后选择能 使类内差异最小和类间差异最大的光谱特征组合。 常用算法包括主成分分析(Principle component analysis, PCA)^[17]、最佳指数因子(Optimal index factor, OIF)^[18]、互信息(Mutual information, MI)^[19]、不稳定指数(Instability index, ISI)^[20]等。 此类算法虽然能有效避免计算量过大的问题,但在 波段筛选过程中会有部分信息丢失。

(3)光谱波段加权是在传统各波段等权参与解 混的基础上,对与类内端元差异相关性较小、与类间 端元差异相关性大的波段赋予更高的权重。此类算 法虽在一定程度上减小端元差异带来的影响^[21-22], 但目前权重设置没有统一理论模型,常常需要根据 研究区域实际情况和专家知识来确定。

(4)光谱转换是将原始波段数据经过一系列小 波变换^[23]、求导^[24]、归一化变换^[25]等,获得具有更 小类内差异和更大类间差异的新特征值来进行混合 像元解混。转换过程虽然降低了数据冗余度,但数 据容易受到噪声及其它不确定因素污染,影响最终 解混结果准确性。

(5)光谱建模算法则建立在各种辐射传输模型 理论基础上,根据研究区域具体环境、气候因素,构 建相应的地物波谱库。但模型的准确构建需要一定 的先验知识。

5类算法中,光谱特征选择算法因为计算简单、 易于实现的优点而被广泛用于解决端元差异问题。 本文针对普遍存在的端元差异问题,为了避免端元 因在不同波段的光谱值的数值尺度相差很大带来的 影响,将变异系数(Coefficient of variation, CV)^[26]的 概念引入光谱波段选择研究中。结合特征选择类和 加权类算法的优点,基于不等权思路提出一种能够 自动定权的加权变异系数分析法(Weighted CV analysis, WCVA),尽可能减小端元差异问题带来的 影响。并从理论基础和真实数据验证两方面论证 WCVA 在解决端元差异问题中的可行性。以多光 谱影像(TM 影像)作为实验数据,采用对应更高空 间分辨率的多光谱影像(Geoeye 影像)作为参考丰 度值进行定量精度评定。将 WCVA 的结果与常用 的 OIF 方法的结果进行比较,并验证其优越性。

2 算法原理

遥感数据最佳波段组合的定量分析原理是根据 所包含的信息量最大或类间可分性最大的原则,选 择最佳的波段组合,更利于影像解译。目前应用比 较广泛的选取方法有最佳指数因子法(OIF)、波段 熵比较法、协方差矩阵特征值法等。为了验证本文 提出的 WCVA 算法的可行性,实验中同时设计了定 量和定性两个对比实验,将 WCVA 结果与 OIF 结果 做比较。

2.1 最佳指数因子(OIF)

在解决端元差异问题的光谱特征选择类别方法 中,OIF^[27]同时兼顾了单个波段影像的信息量和波 段间的相关性,且计算简单、易于实现。因此,采用 OIF 结果与本文提出的算法进行对比。OIF 计算公 式为

$$0 = \sigma_i \left| \sum \sum r_{ij} \right|$$
 (1)

式中 σ_i ——第*i*波段对应的标准差

r_{ii}——波段 i 和波段 j 间的相关系数

OIF 指数越大,则相应波段组合包含的信息量就越 大。

2.2 加权变异系数分析法(WCVA)

为了消除端元差异问题,需要尽可能减小类内 端元间离散度和扩大类间端元的离散度。通过地物 光谱曲线分析,发现研究区域内不同端元在不同波 段的光谱数值尺度相差很大,此时单纯仅用标准差 已经不能准确描述数据的离散程度。为了消除测量 尺度的影响,研究中引入了 CV 的概念。

在概率论和统计学中,CV常常被用于描述数据 分布的离散程度^[28]。它是由标准差和均值的比值 构成.表达式为

$$C_v = \sigma/\mu \times 100\% \tag{2}$$

$$\mu = \sum x_i / n \tag{3}$$

$$\sigma = \sqrt{\sum (x_i - \mu)^2 / n}$$
(4)

式中, σ 和 μ 分别表示数据集 *X* = {*x*₁,*x*₂,...,*x*_n}的 标准差和均值。

CV 能够有效消除测量尺度和量纲的影响,并已 广泛应用于物理学、分析化学、工程学等领域。CV 值越大,数据集的离散程度越大。

同时,因为不同波段对于端元差异问题的敏感 程度不同,将对不同波段按照重要性差异设置不同 的权值

$$w_{i} = C_{vi} / \sum_{j=1}^{m} C_{vij}$$

$$\sum w_{i} = 1$$
(5)

其中

其中

基于以上公式,为了尽可能减小端元差异问题 的影响,最小化端元类内差异、最大化端元类间差 异,提出一种新的基于 CV 的加权波段选取策略 (WCVA).

(1)计算所有类间和类内候选端元在各光谱波 段对应 CV 值。

(2)根据所得各波段 CV 值按照类间和类内分 别进行重要性从高到低排序。

(3)选取类间 CV 值大且类内 CV 值小的波段 组成新的波段组合。

(4)根据类间端元 CV 值计算新波段组合中各 波段的权值,完成 WCVA。

实验数据及流程 3

实验区域 3.1

选用空间分辨率为 30 m 的 TM 数据(获取时间 为2009年8月28日)作为待分析图像,研究区域位 于广西壮族自治区合浦县东部北海市沙田半岛,该 半岛属于南亚热带季风型海洋性气候,主要由3类 地物组成:水域、桉树林和裸地,如图 1a 所示。而研 究区域内的桉树林由于砍伐原因处于不同生长阶段 (图中已标出,S1、S2、S3为对应3个生长状态),导 致在光谱上也存在差异,即桉树林存在类内差异。 同时,选用空间分辨率为2m的GeoEve影像(获取 时间为 2009 年 10 月 16 日) 作为分解结果精度评定 的参考影像。TM 每个像素在 GeoEye 中对应 15 × 15个像素。实验中 TM 和 GeoEye 数据均使用 FLAASH 模型进行预处理。



(a) TM影像(60像素×60像素) (b) GeoEve影像(900像素×900像素) 图1 研究区域多光谱假彩图像 Fig. 1 Multispectral false colour images

实验中的解混参考图由 GeoEve 影像处理后得 到,设定原始 GeoEye 影像中所有像元均为纯像元。 首先使用 SVM 将 GeoEye 影像分成 3 类(水域、桉树 林和裸地):然后用一个15×15的窗口进行逐行移 动,统计窗口中各类地物的像元数:根据统计结果计 算各类地物在15×15的窗口中所占百分比;最后按 照百分比绘制丰度值参考图。

3.2 对比实验

(6)

图 2 是 WCVA 算法与对比实验整体流程图。

实验将 WCVA 结果与 OIF 结果进行比较,并从定性 对比、定量效率和精度 3 方面对 WCVA 进行精度评 定:

(1)对所有可能的候选波段组合(考虑到研究 区域内端元数量和解混算法的限制,本文候选波段 组合由原始6个波段和所有可能的5个波段构成) 进行主成分分析,以第一、二主成分作为横、纵坐标 轴绘制样本点二维空间分布,根据不同类内及类间 样本点分布情况对 WCVA 结果与 OIF 结果进行定 性比较分析。

(2) 统计 OIF 和 WCVA 运算时间, 定量比较两 种方法的效率。

(3)分别用多项式后非线性混合模型 (Polynomial post-nonlinear model, PPNM)和模糊C 均值(Fuzzy c-mean, FCM)模型对所有可能的候选 波段组合进行混合像元解混。使用均方根误差 (Root mean square error, RMSE)对各候选波段组合 进行精度评定,定量比较分析 WCVA 与 OIF 的结 果。



4 实验结果与分析

表1给出了不同波段对应水域、桉树林和裸地 3类地物间和桉树林3个不同生长状态内的CV和 OIF值,其中Bi表示第i波段。为了使类内(3个不 同生长状态)差异最小、类间(水域、桉树林和裸地) 差异最大,应尽可能选取类间高CV/OIF值、类内低 CV/OIF值波段组成最优波段组合。

表1 各波段对应类内、类间端元差异的 CV 和 OIF 结果 Tab.1 CV and OIF results of intra- and inter-class variability for different band combinations

方法	端元差异							
		B1	B2	B3	B4	В5	B7	
CV/%	类内差异	17.910	13.080	9.960	24. 830	23.380	27.820	
	类间差异	82.750	79.950	110.910	73.620	86.620	110.950	
OIF	类内差异	0. 038	0.034	0.024	0.014	0.032	0.038	
	类间差异	0.082	0.080	0.075	0.050	0.066	0.070	

根据最优波段选取准则将类内和类间各光谱的 重要性按从高到低的顺序进行排序,结果见表 2。 通过分析可以发现,在 CV 结果中波段 4 的类内 CV 值高而类间 CV 值低,不利于减小端元差异,应当删 除,故最优波段由波段 1~3、波段 5 和波段 7 组成。 而在 OIF 结果中,波段 7 或 5 更不利于减小端元差 异,从而得出最优波段组合为:波段 1~5,或者波段 1~4+7 两种组合。

表 2 WCVA 和 OIF 结果中各波段对应于类内差异和 类间差异问题重要性排序

 Tab. 2
 Optimal band order of WCVA and OIF for intraand inter-class variability

方法	端元差异 -	波段顺序					
		1	2	3	4	5	6
WICKLA	类内差异	В3	B2	B1	В5	B4	B7
WUVA	类间差异	B7	В3	В5	B1	B2	B4
OIE	类内差异	B4	В3	В5	B2	B7	B1
OIF	类间差异	B1	B2	В3	B7	В5	B4

为了更直观比较各个波段组合结果,图 3 给出 了所有可能的波段组合经 PCA 处理后各类间及类 内端元的二维可视化分布图,并在图中标识出了桉 树林类内的 3 个生长状态分布疏密情况。分布图分 别以 PCA 变换后的第一和第二主成分作为横、纵坐 标。很显然,CV 结果给出的最优波段组合的类内端 元分布更紧密,离散度更小,说明它在减小类内差异 问题上更具有优势。同时,为了扩大类间差异, WCVA 中各波段按照类间 CV 值结果进行波段加 权,然后利用 PPNM 和 FCM 对加权后的各波段组合 进行混合像元解混并计算解混结果的 RMSE 值(表3)。 从表 3 可以看出, PPNM 和 FCM 均在 B1 + B2 + B3 + B5 + B7 组合处获得最高解混精度,与 WCVA 结果一致。WCVA 运算时间为 0. 942 s,明显比 OIF 的 1. 859 s 短,其运算效率是 OIF 的2 倍左右。

因此,WCVA 与传统 OIF 方法相比,能够更快 速、有效地减小类内差异问题并相对扩大类间差异, 提高了最终的混合像元解混精度。



Fig. 3 Visualization diagrams of different band combinations based on PCA

表 3 PPNM 和 FCM 对各波段组合混合像元解混精度 Tab. 3 Unmixing accuracy of PPNM and FCM based on different band combinations

解混 · 方法	波段组合							
	B2 + B3 + B4 +	B1 + B3 + B4 +	B1 + B2 + B4 +	B1 + B2 + B3 +				
	B5 + B7	B5 + B7	B5 + B7	B5 + B7	B4 + B7	B4 + B5	B4 + B5 + B7	
PPNM	0.214	0.214	0.218	0. 183	0.218	0.219	0. 213	
FCM	0. 163	0.163	0.164	0.160	0.167	0.167	0.162	

5 结束语

端元差异问题普遍存在于中低分辨率的多光谱 影像中,大大降低了端元提取的准确性和混合像元 分解精度。为了减小端元差异问题对地物信息提取 精度的影响,本文从特征选择及设置不同特征权重 两方面出发,提出一种能自动定权的加权变异系数 法(WCVA)。在WCVA中首先引入变异系数 (CV),避免了测量尺度和量纲的影响。然后,结合 加权理论,以CV作为度量各波段对端元差异问题 敏感程度的指标进行自动定权,提高了定权过程的 自动化程度。最后根据最小化端元类内差异和最大 化端元类间差异的原则构建解决端元差异问题的最 优波段组合。同时,为了验证 WCVA 的可行性与有 效性,选取 OIF 作为对比算法,设计了精度和效率两 方面的对比实验。实验结果表明:通过 WCVA 获得 的最优波段组合在 PPNM 和 FCM 模型中的解混精 度均明显高于 OIF,而耗时仅为 OIF 的一半。因此 WCVA 在处理多光谱影像端元差异问题时具有精 度高、计算量小的优势。

参考文献

- 李慧,王云鹏,李岩,等.基于 SVM 和 PWC 的遥感影像混合像元分解[J]. 测绘学报, 2009, 38(4): 40-45. LI Hui, WANG Yunpeng, LI Yan, et al. Unmixing of remote sensing images based on support vector machines and pairwise coupling[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38(4): 40-45. (in Chinese)
- 2 吴波,张良培,李平湘.基于支撑向量回归的高光谱混合像元非线性分解[J]. 遥感学报,2006,10(3):312-318. WU Bo, ZHANG Liangpei, LI Pingxiang. Unmixing hyperspectral imagery based on support vector nonlinear approximinating regression [J]. Journal of Remote Sensing, 2006,10(3):312-318. (in Chinese)
- 3 吴波,熊助国.基于光谱最佳尺度分割特征的高光谱混合像元分解[J].测绘学报,2012,41(2):205-212. WU Bo, XIONG Zhuguo. Unmixing of hyperspectral mixture pixels based on spectral multiscale segmented features [J]. Acta

Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012, 41(2): 205 - 212. (in Chinese)

- 4 PLAZA J, PLAZA A, PEREZ R, et al. On the use of small training sets for neural network-based characterization of mixed pixels in remotely sensed hyperspectral images [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11):3032-3045.
- 5 DOBIGEON N, TITS L, SOMERS B, et al. A comparison of nonlinear mixing models for vegetated areas using simulated and real hyperspectral data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2014, 7(6):1869-1878.
- 6 LICCIARDI G A, FRATE F D. Pixel unmixing in hyperspectral data by means of neural networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2011, 49(11):4163-4172.
- 7 CHENG B, ZHAO C, WANG Y. Algorithm to unmixing hyperspectral images based on APSO GMM [C] // First International Conference on Pervasive Computing, Signal Processing and Applications, 2010:964 – 967.
- 8 杨可明, 王林伟, 刘士文, 等. 压缩感知和万有引力模型相结合的高光谱混合像元分解[J]. 测绘学报, 2014, 43(10): 1068-1074.

- 9 WINTER M E. N-FINDR: an algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data [C] // Proceedings of SPIE—the International Society for Optical Engineering, 1999, 3753:266 275.
- 10 苏伟,姜方方,朱德海,等. 基于决策树和混合像元分解的玉米种植面积提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(9):289-295. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20150942&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn. 1000-1298.2015.09.042.
 SU Wei, JIANG Fangfang, ZHU Dehai, et al. Extraction of maize planting area based on decision tree and mixed-pixel unmixing

methods[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9):289 – 295. (in Chinese)

- 11 ZHANG J, RIVARD B, SANCHEZ-AZOFEIFA A, et al. Intra- and inter-class spectral variability of tropical tree species at La Selva, Costa Rica: implications for species identification using HYDICE imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 105(2):129-141.
- 12 SOMERS B, ASNER G P, TITS L, et al. Endmember variability in spectral mixture analysis: a review [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(7):1603-1616.
- 13 ROBERTS D A, GARDNER M, CHURCH R, et al. Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 65(3):267 - 279.
- 14 陈元鹏, 郧文聚, 周旭, 等. 基于 MESMA 和 RF 的山丘区土地利用信息分类提取[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 136 - 144. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20170717&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn. 1000-1298.2017.07.017.

CHEN Yuanpeng, YUN Wenju, ZHOU Xu, et al. Classification and extraction of land use information in Hilly area based on MESMA and RF classifier [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7):136-144. (in Chinese)

- 15 FRANKE J, ROBERTS D A, HALLIGAN K, et al. Hierarchical multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA) of hyperspectral imagery for urban environments [J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(8):1712-1723.
- 16 POWELL R L, ROBERTS D A, DENNISON P E, et al. Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 106(2):253-267.
- 17 MAHHI A, GAO R X. PCA-based feature selection scheme for machine defect classification [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2004, 53(6):1517-1525.
- 18 苏红军,杜培军,盛业华. 高光谱影像波段选择算法研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(4):1093-1096. SU Hongjun, DU Peijun, SHENG Yehua. Study on band selection algorithms of hyperspectral image data [J]. Application Research of Computers, 2008, 25(4):1093-1096. (in Chinese)
- 19 GUO B, GUNN S R, DAMPER R I, et al. Band selection for hyperspectral image classification using mutual information [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2006, 3(4):522-526.
- 20 SOMERS B, VERBESSELT J, AMPE E M, et al. Spectral mixture analysis to monitor defoliation in mixed-aged *Eucalyptus globulus* Labill plantations in southern Australia using Landsat 5 TM and EO 1 Hyperion data [J]. International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2010, 12(4):270-277.
- 21 SOMERS B, DELALIEUX S, VERSTRAETEN W W, et al. Magnitude- and shape-related feature integration in hyperspectral mixture analysis to monitor weeds in Citrus Orchards [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2009, 47(11): 3630 - 3642.
- 22 CHANG C I, JI B. Weighted abundance-constrained linear spectral mixture analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2006, 44(2):378 – 388.
- 23 LI J. Wavelet-based feature extraction for improved endmember abundance estimation in linear unmixing of hyperspectral signals [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2004, 42(3):644-649.
- 24 ZHANG J, RIVARD B, SANCHEZ-AZOFRIFA A. Derivative spectral unmixing of hyperspectral data applied to mixtures of lichen and rock [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2004, 42(9):1934-1940.
- 25 ASNER G P, LOBELL D B. A biogeophysical approach for automated SWIR unmixing of soils and vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(1):99 - 112.
- 26 王文森. 变异系数——一个衡量离散程度简单而有用的统计指标[J]. 中国统计, 2007(6): 41-42.
- WANG Wensen. Coefficient of variation—a simple and useful statistics index of dispersion [J]. China Statistics, 2007(6): 41 42. (in Chinese)
- 27 LI Y, ZHAI R, WANG Y. Classification of MODIS images based on band combination [C] // International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, Proceedings of the SPIE, 2003,5286:662-667.
- 28 BROWN C E. Applied multivariate statistics in geohydrology and related sciences[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 1998.

YANG Keming, WANG Linwei, LIU Shiwen, et al. Hyperspectral pixel unmixing combined with the compressive sensing and the universal gravitation model [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(10):1068-1074. (in Chinese)