

文章编号: 1000-5013(2008)01-0156-05

面向混合像元分解的光谱维小波特征提取

吴波, 周小成, 高海燕

(福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福建福州 350002)

摘要: 根据线性混合模型的特点, 探讨面向混合像元分解的光谱特征提取与选择, 提出以小波低频系数为特征的混合像元分解方法. 高光谱像元矢量进行离散二进小波变换后, 提取光谱特征影像, 再基于特征影像估计出混合像元的组分, 并用 AVIRIS 合成影像验证该分解方法. 实验结果表明, 良好的光谱特征能够较大地提高遥感混合像元的分解精度, 比原始波段分解的精度提高约 23%.

关键词: 小波变换; 混合像元; 光谱特征; 高光谱

中图分类号: TP 75

文献标识码: A

高光谱遥感将传统的图像维与光谱维的信息有机融为一体, 在获取地表空间图像的同时, 也能得到地物目标的连续光谱信息. 由于高光谱提供了足够的光谱分辨率, 可区分出具有诊断性光谱特征的地表物质, 在各个领域有着巨大的优势和应用潜力^[1]. 但高光谱在增加隐含分类信息的同时, 也容易造成参数估计不够精确, 给解译和处理都带来了很大的困难. 为快速、准确地从这些数据中提取信息, 识别不同的物质, 揭示目标的本质, 往往需要依据实际应用来选择最佳特征波段. 因而, 高维遥感数据的特征提取是当前遥感分类与识别的热点研究问题^[2]. 本文就面向光谱分解的特征提取问题进行研究, 总结了此类问题特征提取的基本要求, 在此基础上提出利用光谱维小波特征来提高混合像元分解精度.

1 光谱分解特征提取的特点

遥感图像的特征提取所包括的内容非常广泛, 不仅可以提取图像空间维特征, 而且也可以提取光谱维特征. 良好的光谱特征应该能够在降低数据维数的同时, 有效地改善影像数据结构, 增加类别可分性, 从而提高计算效率和分解精度^[1-2]. 根据线性混合模型的定量、线性等特点, 面向混合像元分解的光谱维特征提取应该满足如下 4 个方面. (1) 线性变换. 非线性变换导致线性混合像元模型失掉了线性分解的理论基础. (2) 能量集中. 只有能量集中才能有效降低影像数据维数. (3) 改善数据结构. 数据结构的改善能增加类别可分性, 使得不同端元光谱的差别变大, 或同类端元光谱的差别减小. (4) 正交变换. 变换前后应具有范数不变性, 才能保证混合像元分解的组分值正确.

满足这些要求的方法很多, 常用于遥感信息处理的主要有主成分变化(PCA)、奇异值分解(SVD)、离散余弦变化(DCT)和离散小波变化(DWT)等. DWT 是一种具有多分辨率分析的线性变换, 在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力^[3]. 利用 DWT 进行光谱维正交小波变换, 能够同时保留光谱的高频与低频信息, 精细地描述光谱的波峰与波谷等曲线特性, 消除数据中的异常值, 极大地减少光谱维数.

2 光谱维小波特征提取

2.1 小波变换

小波变换基本的数学思想是, 利用一个母小波 $\varphi(t)$ 在时间上平移与尺度上伸缩, 获得一种能自动

收稿日期: 2007-11-30

作者简介: 吴波(1975-), 男, 讲师, 博士, 主要从事遥感信息处理和资源环境遥感的研究. E-mail: jmzhang@fzu.edu.cn.

基金项目: 福建省自然科学基金计划资助项目(D0710012); 福州大学引进人才科研基金资助项目(826232)

适应各种频率成分的有效信号分析手段^[3]. 在这里,考虑离散二进小波

$$\varphi_{(k,i)} = 2^{-k/2} \varphi(2^{-k}t - i).$$

上式中, 2^k 为比例因子, i 为平移因子. 如果把每个像元矢量看成一维信号, 则用 Mallat 算法可以快速完成影像光谱维的小波变换. 把光谱信号进行小波分解后, 得到一系列的低频系数和高频系数. 低频系数 C_j 保留了原始影像矢量的大部分低通信息, 而高频系数 D_j 反映影像矢量的细节与噪声.

2.2 光谱小波特征提取

应用小波变换的一个基本问题是如何选择小波基. 小波基的构造具有很大的灵活性, 根据不同的应用, 选择合适的小波基对于应用效果非常重要. 常用的正交小波基有 Haar 小波、Coiflet 序列小波和 Db 序列小波^[4]. 对于混合像元分解问题, 一般可以根据样本分解结果与混合像元分解的要求来决定. 文^[4]的研究表明, Haar 小波基的分解效果比较显著, 并且它构成了一组最简单的正交归一小波基, 在计算上非常简单. 因此, 本文选择 Haar 小波进行分解试验. Haar 函数是一组正交归一的函数簇, Haar 小波由其衍生而来. Haar 函数是支撑在 $t \in [0, 1]$ 范围内的单个矩形波, 其时、频的表示分别为

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2, \\ -1, & 1/2 \leq t < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (1)$$

$$\Phi(\omega) = \frac{4j}{\omega} \cdot \sin^2\left(\frac{\omega}{4}\right) \cdot \exp\left[-\frac{j\omega}{2}\right]. \quad (2)$$

容易验证, $\varphi(t)$ 不仅与 $\varphi(2^j t)$, $j \in \mathbb{Z}$ 正交, 而且与自己的整数位移函数正交. 即

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) \varphi(2^j t) dt = 0, \quad (3)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) \varphi(t - k) dt = 0. \quad (4)$$

式(3), (4)中, $j, k \in \mathbb{Z}$. 影像按光谱维进行小波变换后, 形成一序列小波高频和低频系数. 这些系数(小波特征)都是线性的, 有

$$F_j = [D_j(0), D_j(1), \dots, D_j(L-1)]^T, \quad (5)$$

$$F_j = [C_j(0), C_j(1), \dots, C_j(L-1)]^T. \quad (6)$$

式(6)中, $D_j(k)$ 为小波第 j 层分解的第 k 个高频系数 ($0 \leq k \leq L-1$), $C_j(k)$ 为小波第 j 层分解的第 k 个低频系数. 不同层次的小波分解形成了不同的小波光谱维特征, 对应着小波的多分辨分析特点.

2.3 光谱维小波特征选择

根据小波分解的系数, 能够构造出不同分辨率的小波光谱维特征. 譬如在目标识别中广泛使用小波能量系数等, 能够取得很好的目标探测效果^[5]. 但小波能量系数不满足线性变换的要求, 不适合混合像元分解. 小波分解的高频或低频系数是线性特征, 因此, 特征选择可以直接是某层高频或低频系数, 也可以是它们的某种线性组合. 由于 DWT 是一种正交变换, 而使用正交变化后的所有特征并不能提高分解精度^[4]. 本文直接选取某个分辨率的低频系数, 作为特征进行混合像元分析. 这样选择的优点是, 低频系数能够保持光谱形状的基本骨架, 减少同类地物光谱的差距, 并消除噪声干扰, 从而提高混合像元的分解精度^[6]. 另一个重要的问题是确定最佳分解层数. 确定出最佳分解层数最直接的方法是, 考察小波分解的各层系数分解的结果并与真实结果进行比较, 从中选出混合像元分解效果最好的一层. 但在处理实际影像时, 确定端元光谱都是很困难的, 要获取真实的组分数据则更加困难, 很难用比较的方法来确定小波分解的层数. 本文采用小波近似系数与原始信号间的相似性来确定最佳分解层数. 由于近似系数与原始光谱信号的长度不一致, 为了能够比较近似系数与原始信号间的相似性, 需要进行小波重建. 重建信号时, 把所有高频系数 D_j 设置为零, 把信号转换至原始信号维数. 即

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{i=-\infty}^{+\infty} W(k, i) 2^{-k/2} \varphi(2^{-k}t - i). \quad (7)$$

比较重建信号与原始信号的差别可以是欧氏距离的绝对误差方式, 也可以是相关系数的相对近似系数. 由于相关系数的值总是在 $[0, 1]$ 之间, 这便于使用阈值的控制. 因此, 选择相关系数来度量重建信号与原始信号的差别.

确定分解层数的方法是,对每个高光谱像元矢量进行小波多分辨率分解,统计所有重建信号与原始信号的相似系数大于某个阈值 t 的总数. 影像的分解层数 L 通过比较每个像素的分解层数 L_i 得出, $L = \min L_i$. 相似系数计算公式为

$$\rho = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{(n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2)(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2)}} \quad (8)$$

式(8)中, x, y 分别为原始信号与小波重建的信号, n 为波段数目. 一般来说, 阈值的选择要在数据的压缩和重建信号与原始信号的相似性中综合权衡. 当阈值很大时, 导致小波分解层数很少, 数据压缩不大; 而当阈值选择很小时, 容易造成小波分解层数过大, 分解精度降低.

3 实验分析

本文使用合成影像的优点是, 可以排除其他因素的影响, 如影像的几何校正和辐射校正. 混合像元分解的结果表明了算法本身的优劣. 选用双变量分布函数(BDF)、平均平方根误差(RMSE)和工作特征曲线(ROC 曲线)评价方法^[7], 来评价真实值与估计值之间的差别. BDF 方法是一种可视化的评价方法, 可以清楚地表明地物的分解精度, 而 RMSE 则能够从总体上了解分解的精度.

3.1 数据描述

高光谱数据选用 1997 年拍摄的美国加州 Moffett 地区第 1 景 AVIRIS 影像. AVIRIS 数据中每个像元为 12 bits, 地面分辨率约为 20 m, 每景数据的大小为 614 像元 \times 512 像元, 共有 224 个波段数据. 为方便排除分类精度对合成影像组分估计的影响, 实验截取了一块地物类型相对比较简单影像, 其 AVIRIS 假彩色影像如图 1 所示, 大小为 350 像素 \times 350 像素, 显示波长 R(45)G(36)B(15). 在 AVIRIS 所有 224 个波段中, 波段 1~5, 107~113, 150~166, 221~225 均为水吸收波段, 必须从数据中去除. 另外, 一些噪声比较大的波段也去除, 剩下了 160 个波段用来测试分解效果. 根据目视和光谱

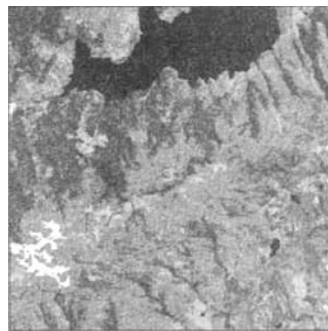


图 1 AVIRIS 影像

Fig. 1 AVIRIS image

分析(图 2), 该影像主要包含水体、土壤和植被 3 种地物类别. 图 2 中, R 为反射值, E 为波段. 利用极大似然法把它硬分类为水体、土壤和植被 3 个类别. 使用一个大小为 5×5 的窗口均值滤波器对原始影像进行窗口内光谱线形平均, 生成一个大小为 70×70 的合成影像. 根据极大似然分类结果, 可以计算出合成影像各个像元中水体、土壤和植被所占的比例. 由于该影像地物类型比较简单, 分类精度很高, 可以忽略分类精度对合成影像各地物所占比例精度的影响. 因此, 把它们作为真实的地物组分比.

3.2 实验结果

实验选择阈值 $t=0.95$ 的情况下确定小波分解层数, 不同分解层数(n)小波近似系数重建信号与原始信号大于指定阈值的像元数占像元总数的比例(k), 如图 3 所示. 图 3 的直方图表明, 确定小波分解的最佳层数为 5. 经 Haar 小波 5 层分解后有 5 个特征波段, 再利用这 5 个特征波段进行端元提取及混合像元分解实验. 以非监督的正交子空间投影(UOSP)方法^[8]提取了 3 条光谱为端元, 这 3 条光谱与手工提取的端元光谱非常吻合. 经过计算, 它们的相关性达到 0.97, 故认为以所提取的像元光谱为端元光谱. 对合成影像进行限定性线性分解, 计算出组分和误差影像结果, 如图 4 所示. 对图 4 的目视表明, 分解的组分图像与实际结果相符, 这在一定程度上表明了基于光谱小波特征分解结果的合理性. 定量比较组分比的估计值(F_E)与真实值(F_R)差别, 其双变量分布如图 5 所示. 图 5 中, 对角线附近的两条直线是 10% 的误差控制线. 经统计各地物分解后的估计值与真实值的 RMSE 值, 水体、土壤和植被分别为 0.068, 0.127 和 0.107, 总平均误差为 0.100 7, 接近 10% 的理想分解精度. 图 5 还表明, 大部分散点的都分布在 10% 的误差控制线之内, 说明 DWT 混合像元分解的结果是比较理想的.

3.3 方法比较

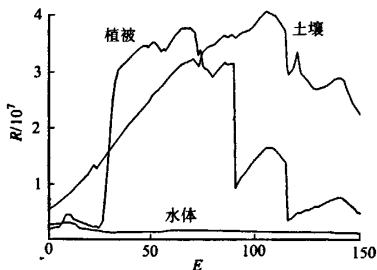


图 2 地物的光谱曲线图
Fig. 2 The ground material spectra

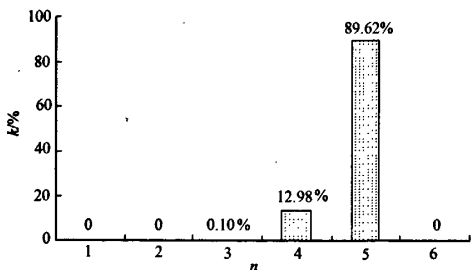


图 3 小波分解层数与相似像元比例
Fig. 3 The relationship between wavelet decomposition level and percentage of resembling pixel number

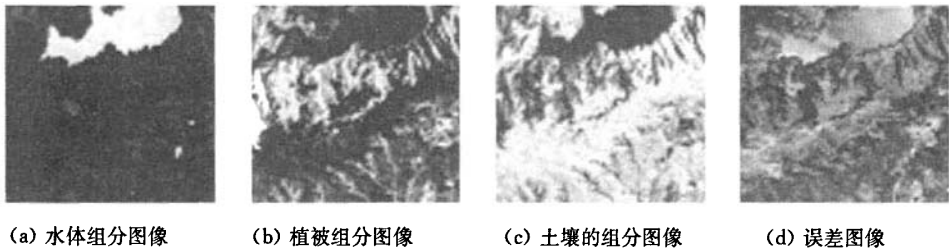


图 4 分解的组分图像及其误差图像

Fig. 4 Fractional image and resultant error distribution

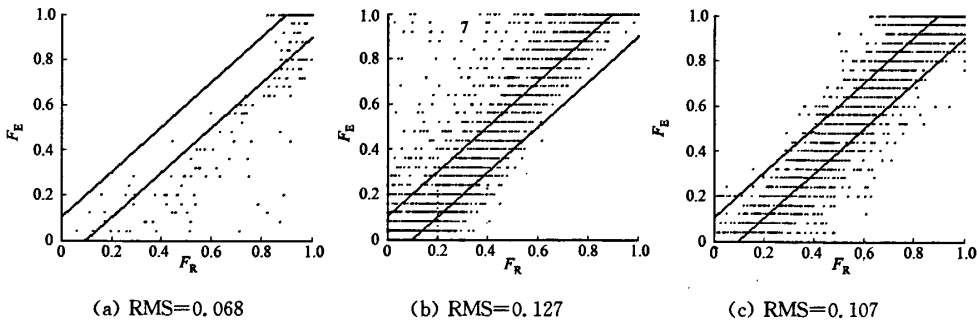


图 5 基于小波特征混合像元分解结果的 BDF 图

Fig. 5 Bivariate distribution functions (BDF) of mixture pixel unmixing result with wavelet feature

为了说明基于小波光谱特征混合像元分解的有效性,比较小波系数为特征(DWT法)、主成分系数为特征(PCA法),以及不作特征提取,使用原始数据(ORG法)的3种特征的混合像元分解结果.由于PCA变化后的前3个特征值的累计贡献率分别为0.95,0.97和0.99,表明前3个主分量包含了影像的绝大部分信息.因此,选择它们作为光谱特征进行分解.表1是3种分解方法的均方根误差.从表1可以看出,在各种地物中DWT法混合像元的分解精度

表 1 3种分解方法的均方根误差
Tab. 1 Comparisons of root mean square errors of the three methods

方法	水体	土壤	植被	总平均
ORG	0.090	0.142	0.145	0.125 7
PCA	0.119	0.131	0.147	0.132 3
DWT	0.068	0.127	0.107	0.100 7

都是最高的,经简单计算可知,DWT法总体上比ORG法的精度提高了23%.然而,该实验表明PCA法不但没有提高分解精度,反而比ORG法下降了5%.表明只有良好的特征才能提高混合像元分解精度.分解精度评价的另一种流行方法是估计ROC曲线法.该方法能够表示分解精度在不同容许误差边界内的分布情况,且曲线以下所包含的面积越大,其分解精度越高.水体、土壤和植被的ROC曲线,如图6所示.从图6可以得出,DWT法对所有地物的分解精度都明显高于ORG法和PCA方法.对比不同地物的分解结果,水体的分解精度高于土壤,而植被最差.

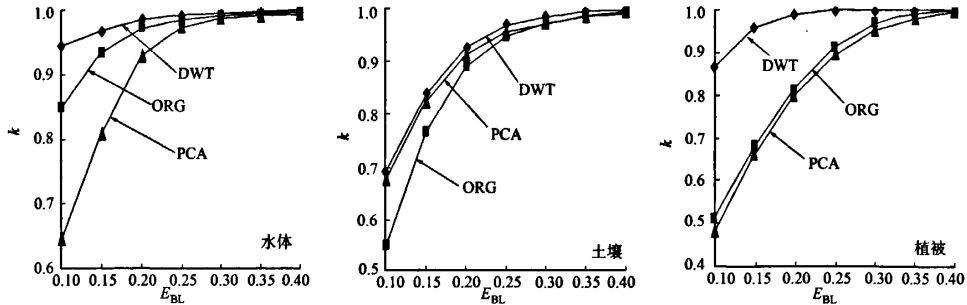


图6 3种方法的ROC曲线
Fig. 6 ROC curve of three methods

4 结束语

针对混合像元线性分解的特点,首先讨论了面向混合像元线性分解的光谱维小波特征提取的基本要求,提出利用小波低频系数为特征的高光谱混合像元分解方法.实验表明,与PCA特征等方法分解结果比较,基于光谱维小波特征的混合像元分解精度有较大提高.

参考文献:

- [1] 蒲瑞良,官 鹏.高光谱遥感及其应用[M].北京:高等教育出版社,2003:52-79.
- [2] 刘正军.高维遥感数据土地覆盖特征提取与分类研究[D].北京:中国科学院,2000.
- [3] 程正兴.小波分析算法与应用[M].西安:西安交通大学出版社,1998:25-80.
- [4] 吴 波.混合像元自动分解及其扩展模型研究[D].武汉:武汉大学,2006.
- [5] 桂延宁,焦李成,张福顺.基于小波和BP神经网络的无线电探测目标识别技术[J].电子学报,2003, 31(12): 1811-1813.
- [6] KAEWOUHUT S, LE J M, TAREK E G. Automatic reduction of hyperspectral imagery using wavelet spectral analysis [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2003, 41(4): 863-871.
- [7] LIU Wei-guo, WU E Y. Comparison of non-linear mixture models: Sub-pixel classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 94:145-154.
- [8] 吴 波,张良培,李平湘.非监督正交子空间投影的高光谱混合像元自动分解[J].中国图象图形学报,2004, 9 (11): 1392-1396.

Wavelet Feature Abstraction for Linear Spectral Mixture Pixel Decomposition

WU Bo, ZHOU Xiao-cheng, GAO Hai-yan

(Key Lab of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: This paper studied on spectral feature abstraction and selection for mixture pixel decomposition according to the attributes of linear mixture model, and proposed to use discrete spectral wavelet feature of approximated coefficients for abundance estimation. The proposed method utilizing the discrete wavelet transform (DWT) as a preprocessing step for the spectral feature extraction, and then performed constrained least square method to improve abundance estimation. Algorithm validation and comparison were done with synthesis AVIRIS data. Experimental results show that the use of DWT-based features can improve the abundance estimation over 23% in terms of root mean square error, as compared with original signals.

Keywords: wavelet transform; mixture pixel; spectral feature; hyper-spectral image

(责任编辑:黄仲一)

面向混合像元分解的光谱维小波特征提取

作者: [吴波](#), [周小成](#), [高海燕](#), [WU Bo](#), [ZHOU Xiao-cheng](#), [GAO Hai-yan](#)
作者单位: [福州大学, 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福建, 福州, 350002](#)
刊名: [华侨大学学报\(自然科学版\)](#) 
英文刊名: [JOURNAL OF HUAQIAO UNIVERSITY \(NATURAL SCIENCE\)](#)
年, 卷(期): 2008, 29(1)

参考文献(8条)

1. [蒲瑞良](#), [宫鹏](#) [高光谱遥感及其应用](#) 2003
2. [刘正军](#) [高维遥感数据土地覆盖特征提取与分类研究](#)[学位论文] 2000
3. [程正兴](#) [小波分析算法与应用](#) 1998
4. [吴波](#) [混合像元自动分解及其扩展模型研究](#) 2006
5. [桂廷宁](#), [焦李成](#), [张福顺](#) [基于小波和BP神经网络的无线电探测目标识别技术](#)[期刊论文]-[电子学报](#) 2003(12)
6. [KAEWOUHUT S](#), [LE J M](#), [TAREK E G](#) [Automatic reduction of hyperspectrat imagery using wavelet spectral a-nalysis](#)[外文期刊] 2003(04)
7. [LIU Wei-guo](#), [WU E Y](#) [Comparison of non-iinear mixture models, Sub-pixel classification](#)[外文期刊] 2005(2)
8. [吴波](#), [张良培](#), [李平湘](#) [非监督正交子空间投影的高光谱混合像元自动分解](#)[期刊论文]-[中国图象图形学报](#) 2004(11)

本文读者也读过(10条)

1. [谢永华](#), [杨静宇](#), [XIE Yong-hua](#), [YANG Jing-yu](#) [基于多方向二进小波变换的遥感图像特征提取方法](#)[期刊论文]-[小型微型计算机系统](#)2005, 26(6)
2. [闫春雨](#), [裴亮](#), [杨晓伟](#), [孙建伟](#), [YAN Chun-yu](#), [PEI Liang](#), [YANG Xiao-wei](#), [SUN Jian-wei](#) [基于模糊理论的混合像元分类方法](#)[期刊论文]-[辽宁工程技术大学学报\(自然科学版\)](#) 2008, 27(z1)
3. [罗文斐](#), [罗寿枚](#), [张兵](#), [钟亮](#), [LUO Wen-fei](#), [LUO Shou-mei](#), [ZHANG Bing](#), [ZHONG Liang](#) [遥感图像端元光谱变异性的模糊描述](#)[期刊论文]-[中国图象图形学报](#)2009, 14(4)
4. [路威](#), [余旭初](#), [刘娟](#), [LU Wei](#), [YU Xu-chu](#), [LIU Juan](#) [高光谱遥感数据自适应小波滤波](#)[期刊论文]-[信息工程大学学报](#)2005, 6(2)
5. [孙培艳](#), [王修林](#), [邹洁](#), [高振会](#) [原油红外光谱鉴别中的小波分析法](#)[期刊论文]-[青岛海洋大学学报\(自然科学版\)](#) 2003, 33(6)
6. [路威](#), [余旭初](#), [杨国鹏](#), [马永刚](#), [LU Wei](#), [YU Xu-chu](#), [YANG Guo-peng](#), [MA Yong-gang](#) [基于多尺度小波特征的高光谱影像亚像素目标识别](#)[期刊论文]-[海洋测绘](#)2005, 25(2)
7. [李新双](#), [张良培](#), [李平湘](#), [吴波](#), [LI Xinshuang](#), [ZHANG Liangpei](#), [LI Pingxiang](#), [WU Bo](#) [基于小波分量特征值匹配的高光谱影像分类](#)[期刊论文]-[武汉大学学报\(信息科学版\)](#)2006, 31(3)
8. [沈占锋](#), [骆剑承](#), [马伟峰](#), [明冬萍](#), [SHEN Zhanfeng](#), [LUO Jiancheng](#), [MA Weifeng](#), [MING Dongping](#) [基于SVG的分布式遥感图像特征提取方法](#)[期刊论文]-[地球信息科学](#)2005, 7(3)
9. [洪伟](#), [王素玉](#), [卓力](#), [HONG Wei](#), [WANG Su-yu](#), [ZHUO Li](#) [成像光谱图像分类技术研究进展](#)[期刊论文]-[测控技术](#) 2009, 28(5)
10. [李熙](#), [关泽群](#), [沈体雁](#), [Li Xi](#), [GUAN Zeq-un](#), [SHEN Ti-yan](#) [基于贝叶斯网络的混合像元分解模型](#)[期刊论文]-[光子·激光](#)2008, 19(8)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_hqdxxb200801039.aspx