

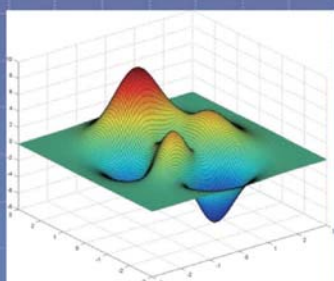


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

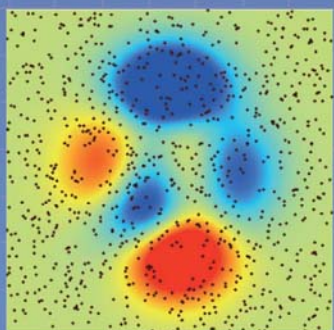
中国图象图形学报

2014
02
VOL.19

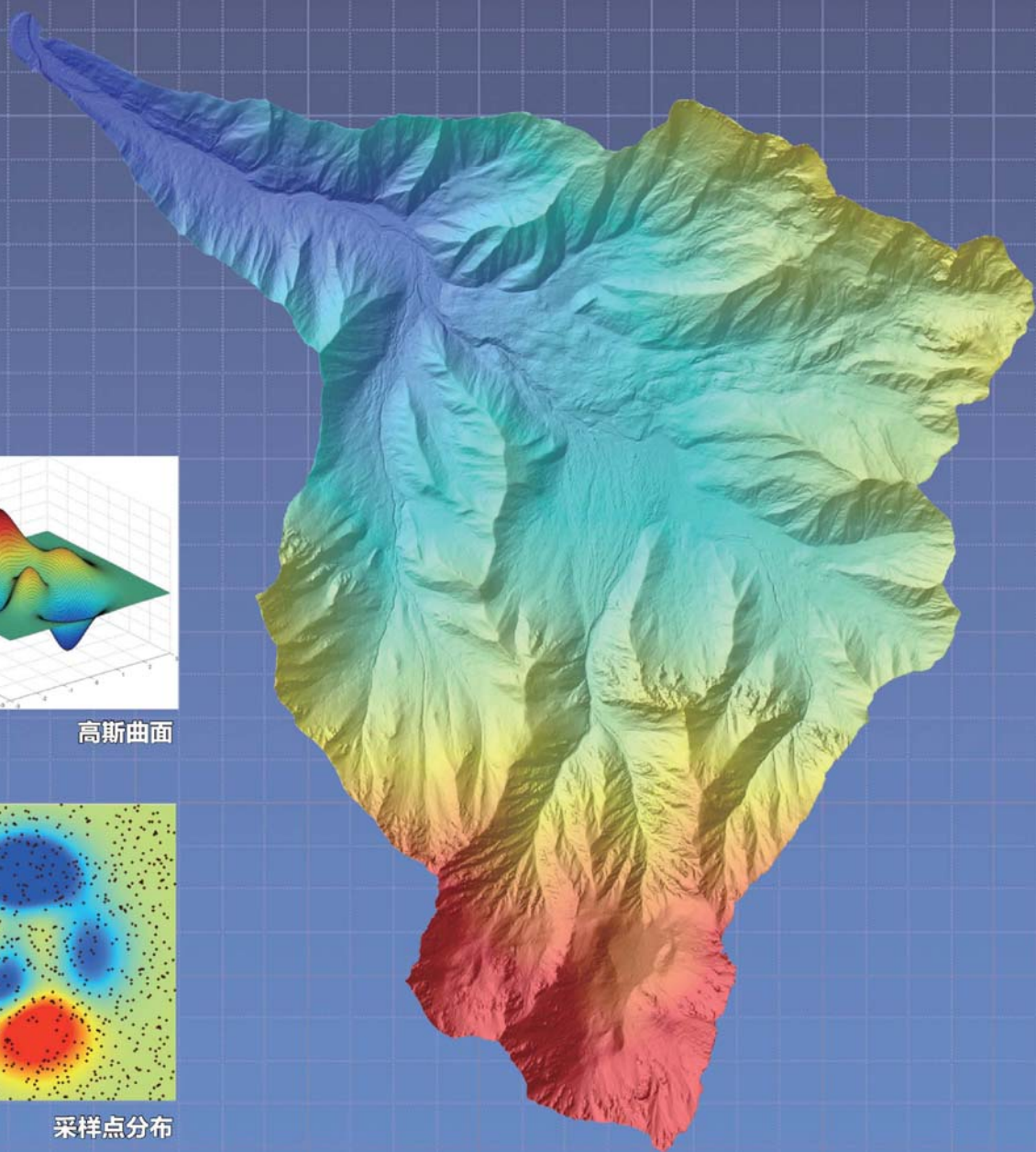
ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



高斯曲面



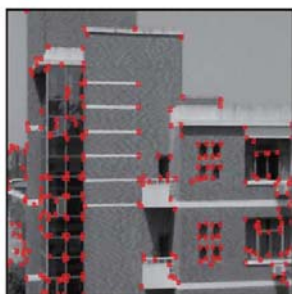
采样点分布



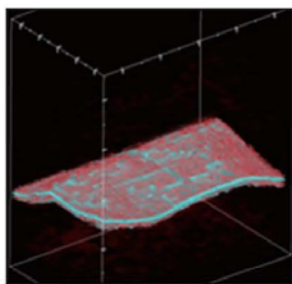
HASM地形模拟 P290



邻域最短距离法寻找最佳拼接缝(第227页)



曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测(第234页)



目标特征指导的多分辨率体绘制算法(第283页)

计算机视觉前沿论坛

行为理解的认知推理方法

陶霖密, 杨卓宁, 王国建 0167

深度学习及其在目标和行为识别中的新进展

郑胤, 陈权崎, 章毓晋 0175

图像处理 and 编码

分布式视频编码中基于改进FCM聚类的相关噪声模型估计

杨春玲, 吴娟 0185

结合一阶自回归滑动平均和压缩感知的视频模型

王教余, 徐小红, 沈仁明, 廖重阳, 杨勋 0194

信息量加权的梯度显著度图像质量评价

徐少平, 杨荣昌, 刘小平 0201

优化加权TV的复合正则化压缩感知图像重建

费选, 韦志辉, 肖亮, 李星秀 0211

消除图像伪轮廓的各向异性自适应滤波

倪婧, 王朔中, 廖纯, 曾兴 0219

邻域最短距离法寻找最佳拼接缝

郑悦, 程红, 孙文邦 0227

图像分析和识别

曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测

曾接贤, 李炜烨 0234

基于方向特征的手掌静脉识别

周宇佳, 刘娅琴, 杨丰, 黄靖 0243

复杂环境下高效物体跟踪级联分类器

江伟坚, 郭躬德 0253

图像理解和计算机视觉

均值规范化对比度的局部特征描述符

颜雪军, 赵春霞, 袁夏, 徐丹, 刘凡 0266

计算机图形学

三角域上Said-Ball基的推广渐近迭代逼近

张莉, 李园园, 杨燕, 檀结庆 0275

目标特征指导的多分辨率体绘制算法

郭思奇, 鲁才, 聂小燕 0283

地理信息技术

高精度曲面建模优化方案

赵明伟, 岳天祥, 赵娜 0290

医学图像处理

应用于人体关节缺损修复的建模与可视化

邢慧君, 杨健, 李勤 0297

小邻域统计信息核磁共振医学图像分割模型

张建伟, 方林, 陈允杰, 詹天明 0305

遥感图像处理

结合暗通道原理和双边滤波的遥感图像增强

周雨薇, 陈强, 孙权森, 胡宝鹏 0313

改进NSCT和IHS变换相结合的遥感影像融合

刘慧, 周可法, 王金林, 王珊珊 0322

分段2维主成分分析的超光谱图像波段选择

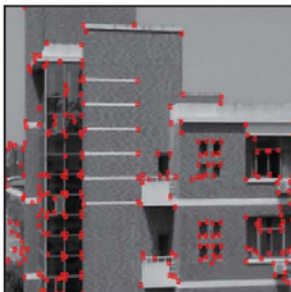
张婧, 孙俊喜, 阮光诗, 刘红喜 0328

CONTENTS

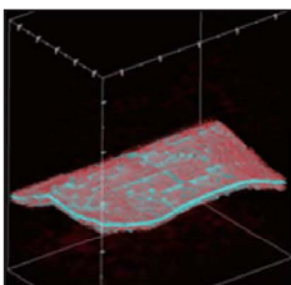
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood(P227)



Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics(P234)



Target feature based multi-resolution volume rendering(P283)

Forum: Forefront of Computer Vision

Cognitive reasoning method for behavior understanding

Tao Linmi, Yang Zhuoning, Wang Guojian 0167

Deep learning and its new progress in object and behavior recognition

Zheng Yin, Chen Quanqi, Zhang Yujin 0175

Image Processing and Coding

Correlation noise modeling based on improved Fuzzy C-Means clustering in distributed video coding

Yang Chunling, Wu Juan 0185

Compressed sensing video model based on a first-order auto regressive moving average model

Wang Jiaoyu, Xu Xiaohong, Shen Renming, Liao Chongyang, Yang Xun 0194

Information content weighted gradient salience structural similarity index for image quality assessment

Xu Shaoping, Yang Rongchang, Liu Xiaoping 0201

Compound regularized compressed sensing image reconstruction based on optimal reweighted TV

Fei Xuan, Wei Zhihui, Xiao Liang, Li Xingxiu 0211

False contour suppression with anisotropic adaptive filtering

Ni Jing, Wang Shuozhong, Liao Chun, Zeng Xing 0219

Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood

Zheng Yue, Cheng Hong, Sun Wenbang 0227

Image Analysis and Recognition

Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics

Zeng Jiexian, Li Weiye 0234

Palm-vein recognition based on oriented features

Zhou Yujia, Liu Yaqin, Yang Feng, Huang Jing 0243

Efficient cascade classifier for object tracking in complex conditions

Jiang Weijian, Guo Gongde 0253

Image Understanding and Computer Vision

Local feature descriptor based on mean normalized contrast

Yan Xuejun, Zhao Chunxia, Yuan Xia, Xu Dan, Liu Fan 0266

Computer Graphics

Generalized progressive iterative approximation for Said-Ball based on triangular domains

Zhang Li, Li Yuanyuan, Yang Yan, Tan Jieqing 0275

Target feature based multi-resolution volume rendering

Guo Siqi, Lu Cai, Nie Xiaoyan 0283

Geoinformatics

HASM optimization based on the improved difference scheme

Zhao Mingwei, Yue Tianxiang, Zhao Na 0290

Medical Image Processing

Method of modeling and visualization for repairing of osteoarticular defect

Xing Huijun, Yang Jian, Li Qin 0297

Magnetic resonance medical images segmentation based on a local statistical information model

Zhang Jianwei, Fang Lin, Chen Yunjie, Zhan Tianming 0305

Remote Sensing Image Processing

Remote sensing image enhancement based on dark channel prior and bilateral filtering

Zhou Yuwei, Chen Qiang, Sun Quansen, Hu Baopeng 0313

Remote sensing image fusion based on an improved NSCT and IHS transformation

Liu Hui, Zhou Kefa, Wang Jinlin, Wang Shanshan 0322

Segmented 2DPCA algorithm for band selection of hyperspectral image

Zhang Jing, Sun Junxi, Ruan Guangshi, Liu Hongxi 0328

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)2-0328-05

论文引用格式: 张婧, 孙俊喜, 阮光诗, 刘红喜. 分段2维主成分分析的超光谱图像波段选择[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 328-332.
[DOI:10.11834/jig.20140220]

分段2维主成分分析的超光谱图像波段选择

张婧, 孙俊喜, 阮光诗, 刘红喜

长春理工大学电子信息工程学院, 长春 130022

摘要: 目的 超光谱图像具有极高的谱间分辨率, 巨大的数据量给分类识别等后续处理带来很大压力。为了有效降低图像数据维数, 提出基于分段2维主成分分析(2DPCA)的超光谱图像波段选择算法。方法 首先根据谱间相关性对原始图像进行波段分组, 然后根据主成分反映每个光谱波段的信息比重分别对每组图像进行波段选择, 从而实现超光谱图像的谱间降维。结果 该算法有效降低了超光谱图像的光谱维数, 选择的波段明显反映出不同地物像元矢量的区别。结论 实验结果表明, 该波段选择算法相对传统算法速度更快, 并且较好地保留了原始图像的局部重要信息, 对后续处理有积极意义。

关键词: 超光谱图像; 2维主成分分析; 波段选择; 波段分组

Segmented 2DPCA algorithm for band selection of hyperspectral image

Zhang Jing, Sun Junxi, Ruan Guangshi, Liu Hongxi

College of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China

Abstract: **Objective** It is well known that hyperspectral remote sensing technique is one of the breakthroughs in the earth observation. Hyperspectral images have the characteristics of contiguous spectral range and narrow spectrum interval. Typically, each image pixel is represented by hundreds of values, corresponding to various wavelengths. Today, with the wide application of hyperspectral images in many fields, such as surveillance, geology, environmental monitoring, and meteorology, the high dimensionality and huge amount data has become a key problem. Feature selection, especially band selection, plays an important role in hyperspectral image processing. In order to achieve the reduction of inter-spectral dimensionality effectively, a segmented two-dimensional principal component analysis (2DPCA) algorithm for band selection of hyperspectral image is proposed. **Method** The proposed algorithm is based on the traditional 2DPCA feature extraction method. It combines the advantages of 2DPCA and band selection. The whole band selection process can be divided into two steps. First, the spectral bands in a hyperspectral image are grouped into different clusters based on the correlation coefficient between them. Then, a band selection based on 2DPCA is taken for the bands in each group separately. In the second step, the image data dimensionality is converted in order to get a covariance matrix corresponding to the number of bands in each group. The number of selected bands is determined by the cumulative contribution rate of principal components. The bands are selected according to the amount of information of each band mapped into the principal components. This method has many advantages. It only needs to calculate all of the eigenvalues and eigenvectors of the covariance matrix, while it does not have to transform the original image matrix. Therefore it has a small amount of calculations and will not change the physical characteristics of the original image. **Result** According to the inter-spectral correlation coefficients,

收稿日期: 2013-04-17; 修回日期: 2013-07-03

基金项目: 吉林省科技厅基金项目(20090512, 20100312)

第一作者简介: 张婧(1988—), 女, 长春理工大学模式识别与智能系统专业硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: zhjxajh110608@163.com

通信作者: 孙俊喜, E-mail: junxi_sun@126.com

the original image data can be divided into four groups. The proposed algorithm extracts a total of 18 bands from the whole 189 in 34.937 seconds, effectively reduces the spectral dimension of hyperspectral image. While PCA, segmented PCA and 2DPCA extracts 13, 16, 11 bands respectively in 192.375, 50.829, 92.453 seconds. The bands selected by 2DPCA algorithm, which are very typical and contain a wealth of information, can reflect the difference between the pixel vectors corresponding to different surface features clearly. The new image that has fewer bands can be used in subsequent processing such as classification and recognition, the results of them will not be adversely affected. **Conclusion** On the basis of 2DPCA feature extraction algorithm, in this paper, we have realized the band selection algorithm based on the 2DPCA and the segmented 2DPCA. Furthermore, they are compared with the existing PCA-based and segmented PCA-based algorithm from the aspects of selected bands, time-consumation, and pixel vector curving. The experiment results show that the proposed algorithm can work faster than the traditional algorithm and the selected bands can preferably retain the local important information of the original image. It can be seen that the algorithm proposed is feasible, efficient and has a high practical value.

Key words: hyperspectral image; two-dimensional principal component analysis (2DPCA); band selection; band grouping

到谱间降维的目的。

0 引言

超光谱图像通常是由卫星或者航天器利用嵌入式处理器拍摄的,每个光谱波段图像是相同场景在不同波长范围内的响应。随着成像光谱技术的发展,超光谱图像具有越来越高的谱间分辨率,每个像素需要用几百甚至几千个数值表示,这些值对应于某种地物发射出的连续光谱在不同波长下的采样。这种高分辨率的光谱采样为像素识别提供了可能^[1]。

然而由于数据维数较高,利用传统算法直接处理超光谱图像时会出现维数灾难问题^[2]。因此,传统的降维方法(如PCA^[3])受到超光谱图像处理领域工作者的广泛关注。但PCA特征提取对超光谱图像进行了最小均方误差意义下的最优线性变换,改变了原始数据的物理特性,不利于超光谱图像的自动识别与地物反演。所以有人提出基于PCA的超光谱图像波段选择算法^[4],按照每个波段映射到主成分的信息量大小从超光谱图像的光谱特征空间中选择一个子集,在保留图像原始信息的前提下实现降维。此后,作者又提出基于分段PCA的波段选择算法^[5],避免漏选局部重要波段。

考虑到PCA算法处理高维度图像矩阵效率较低,拟考察2维主成分分析(2DPCA)^[6]在超光谱图像波段选择中的应用。实际上,2DPCA已经在人脸识别等领域取得了良好的效果。文献[7]提出了基于2DPCA特征提取的超光谱图像降维方法,相比基于PCA的特征提取方法计算量小,分类准确性显著提高。

基于此,拟讨论基于2DPCA的波段选择方法,提出基于分段2DPCA的超光谱图像波段选择,以达

1 基于2DPCA的特征提取方法

设 $A = (A_1, A_2, \dots, A_K)$ 表示一个超光谱图像数据集,其中 K 代表波段数,每波段图像大小为 $m \times n$ 。基于2DPCA的超光谱图像特征提取算法^[7]流程如下:

1) 计算超光谱图像各波段的平均图像

$$\bar{A} = E(A) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K A_i \quad (1)$$

式中, $E(A)$ 是 A 的期望。

2) 计算 A 的协方差矩阵

$$G_1 = E[(A - E(A))^T(A - E(A))] = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (A_i - \bar{A})^T(A_i - \bar{A}) \quad (2)$$

可见, G_1 的维度是 $n \times n$ 的。

3) 求 G_1 的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$ 和对应的单位特征向量 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 。

4) 选取 G_1 的 d 个最大的特征值对应的特征向量组成投影轴集合 $X = [X_1, X_2, \dots, X_d]$,分别将每波段图像投影到 X 上。

$$Y_{ij} = A_i X_j, i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, d \quad (3)$$

$Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{id}$ 称为波段图像 A_i 的主成分,每个波段图像的前 d 个主成分都可以组成一个 $m \times d$ 维矩阵。由于 $X_1, X_2, \dots, X_d$ 正交,重建图像

$$\tilde{A}_i = \sum_{j=1}^d Y_{ij} X_j^T, i=1, 2, \dots, K \quad (4)$$

式中, d 的大小,即提取特征的个数通常通过主成分的累计贡献率来确定。前 d 个主成分对超光谱图像信息的累计贡献率为

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^d \lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (5)$$

选定一个阈值 T (如 85%), 当 $\mu \geq T$ 时, 则认为前 d 个主成分可以代表原始图像 85% 以上的信息。

实际上, 计算主成分的累计贡献率是为了确定超光谱图像的固有维数, 即 d 。数据集的固有维数是可以用来无损失描述它的自由变量的个数。找出超光谱图像的固有维数, 就可以确定合适的提取特征数目和选择波段数目^[8]。

2 基于分段 2DPCA 的波段选择方法

由以上分析可知, 超光谱图像经过 2DPCA 特征提取后, 每个波段的主要信息均集中在对应的投影特征矩阵的前 d 列上 (对应图 1(a) 中灰色填充部分), 一定程度消除了图像的空间冗余。本文要利用 2DPCA 算法进行波段选择, 去除超光谱图像的谱间冗余, 需要设法构造一个与波段信息对应的协方差矩阵。

首先, 对包含 K 个波段, 每波段图像大小为 $m \times n$ 的超光谱图像进行预处理, 如图 1 所示。

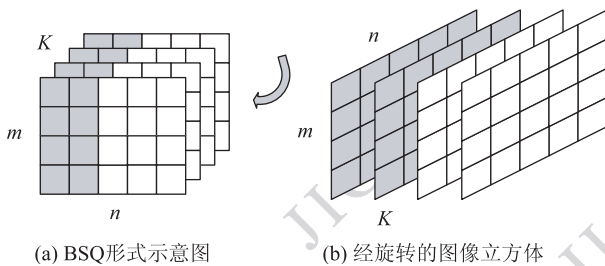


图 1 超光谱图像数据维度转换

Fig. 1 Hyperspectral image data dimension conversion

图 1(a) 表示以 BSQ 形式存储的超光谱图像数据, 自前向后依次是第 1 波段, 第 2 波段, ……第 K 波段。将图像立方体向左旋转 90° , 如图 1(b) 所示, 仍将其看做 BSQ 存储形式, 那么原始图像就变成一个新的图像样本集 $I = (I_1, I_2, \dots, I_n)$, 从前到后依次是第 1 幅, 第 2 幅, ……第 n 幅样本图像, 每幅图像是 $m \times K$ 的。利用 2DPCA 对新的图像样本集 I 进行处理:

1) 计算 n 个图像样本的平均图像和协方差矩阵

$$\bar{I} = E(I) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i \quad (6)$$

$$G_I = E[(I - E(I))^T (I - E(I))] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_i - \bar{I})^T (I_i - \bar{I}) \quad (7)$$

这时的 G_I 是 $K \times K$ 的, 与波段数目对应。

2) 求 G_I 的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_K \geq 0$ 和对应的单位特征向量 $X_1, X_2, \dots, X_K$, 根据累计贡献率 μ 达到阈值 T 来估计超光谱图像数据集的固有维数, 从而确定选择波段的数目 L 。

3) 分别计算前 L 个主成分反映每个光谱波段的信息比重

$$\Omega_i = \sum_{j=1}^L \lambda_j x_{ij}^2 / g_i^2, i = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

式中, g_i^2 是协方差矩阵 G_I 对角线上的值, x_{ij} 是特征向量的对应元素。

4) 选择 Ω_i 最大的 L 个波段组成降维图像。

上述基于 2DPCA 的波段选择方法, 与基于 2DPCA 的特征提取方法相比, 只需求出协方差矩阵的所有特征值和特征向量, 而不必对原始图像进行变换, 避免了高维度矩阵的乘法运算; 不会改变原始图像的物理特性, 还能保证所选波段包含原始图像的主要信息。相比基于 PCA 的波段选择方法, 该算法无需把每波段图像转化为 1 维向量形式, 而是直接对图像矩阵进行分析, 节省了处理时间。

考虑到超光谱图像谱间分辨率高, 光谱范围跨度大, 不同波段对应可见光、红外线等不同频率范围的电磁波。这些对应不同类型电磁波的波段间的相关性是有差别的, 按照整体进行 2 维主成分分析的结果可能不够准确。在全局处理方式下, 一些局部的重要波段由于在前几个主成分中的作用不是特别明显, 可能会在波段选择中被忽略。因此, 首先按照谱间相关系数对超光谱图像进行分组处理, 然后分别在每组波段图像上进行 2DPCA 波段选择, 就可以实现基于分段 2DPCA 的波段选择算法。

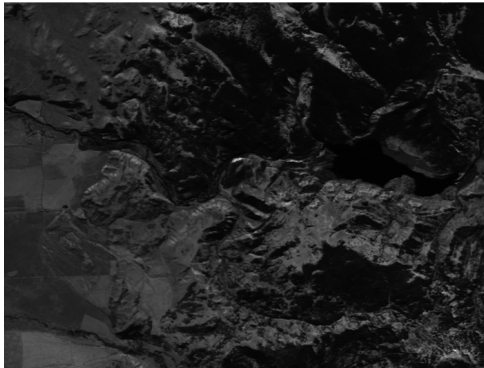
设置阈值 T_R , 分别计算第 1 波段与其后各波段图像的相关系数 $r_{1i} (i = 2, 3, \dots, t_1)$, 若 $r_{1i} \geq T_R$, 则将第 i 波段划为第 1 组; 当 $r_{1i} < T_R$ 时, 将第 t_1 波段作为第 2 组的第 1 个波段, 分别计算第 t_1 波段与其后各波段的相关系数 $r_{t_1 i} (i = t_1 + 1, t_1 + 2, \dots, t_2)$, 重复以上步骤, 直至完成超光谱图像的波段分组。

3 实验结果与分析

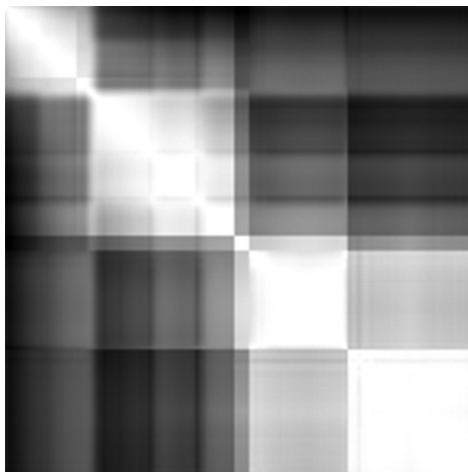
测试图像取自 NASA (美国国家航空航天局) 公布的、怀俄明州黄石公园的 AVIRIS 超光谱图像 (波长范围为 $400 \sim 2500$ nm), 该图像包含 224 波段, 大小为 512×680 像素, 像素深度为 16 bit。去除受

水吸收和噪声影响严重的波段, 针对剩余 189 波段的超光谱图像来进行波段选择实验。

实验中, 基于 PC 机 (双 CPU, 2 GB 内存, 主频 2.26 GHz) 使用 VC6.0 编程。图 2 显示了实验数据的第 100 波段灰度图和谱间相关系数矩阵。



(a) 第100波段图像



(b) 相关系数矩阵

图 2 超光谱图像

Fig. 2 Hyperspectral image

如图 2(b) 所示, 超光谱图像相关系数矩阵在对角线上出现明显的白色方块, 方块内波段间的相关系数接近于 1。令 $T_R = 0.8$, 则原始图像数据分成 4 组 (1 ~ 34, 35 ~ 93, 94 ~ 139, 140 ~ 189), 利用分段 2DPCA 进行波段选择, 每组图像均以累计贡献率达到 99.9% 来确定选择波段的个数 L , 按照前 L 个主成分对每个波段的贡献率 Ω 大小来选择波段。表 1 显示了相同条件下 PCA、分段 PCA、2DPCA、分段 2DPCA 的波段选择情况。

可以看出, 分段 2DPCA 算法速度最快, 并且通过分组, 使得选择的波段分布广泛, 能够更加完整得

保留原始数据信息。

图 3 显示了 2DPCA 和分段 2DPCA 均选出的第 70 波段图像, 这幅图像清晰可观, 含有丰富的地表信息, 点 A、B、C、D、E 代表图像中不同空间位置的 5 个像元, 图 4 绘制了原始图像中这 5 个点的像元矢量曲线。

表 1 波段选择情况统计表

Table 1 Band selection table

算法	L	选择波段	耗时/s
PCA	13	45, 46, 47, 48, 49, 50, 83, 113, 114, 115, 116, 117, 118	192.375
分段 PCA	16	17, 18, 19, 25, 33, 48, 49, 50, 84, 115, 116, 117, 148, 161, 168, 169	50.829
2DPCA	11	65, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 72, 73, 74, 75	92.453
分段 2DPCA	18	27, 29, 31, 32, 33, 34, 67, 68, 69, 70, 71, 112, 113, 121, 147, 153, 156, 157	34.937

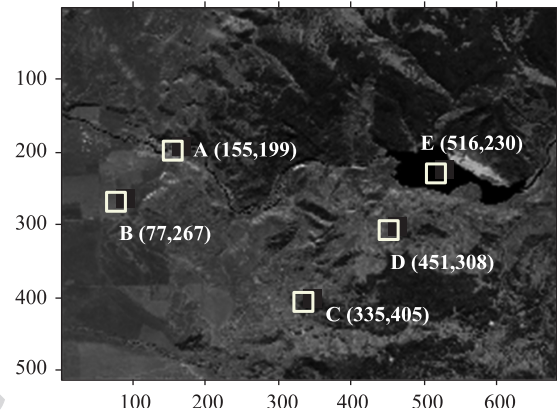


图 3 Yellowstone 第 70 波段图像

Fig. 3 Yellowstone band 70

为进行比较, 图 5 分别绘制了经 PCA、分段 PCA、2DPCA 和分段 2DPCA 波段选择之后得到的降维图像中这 5 个点的像元矢量曲线。

从图 5 可以看到, 与 PCA、分段 PCA 算法相同, 经 2DPCA、分段 2DPCA 波段选择得到的降维图像完全能明显反映出 5 个像元矢量的区别, 即降维图像可以用于分类和识别等后续处理, 不会对结果造成不利影响。

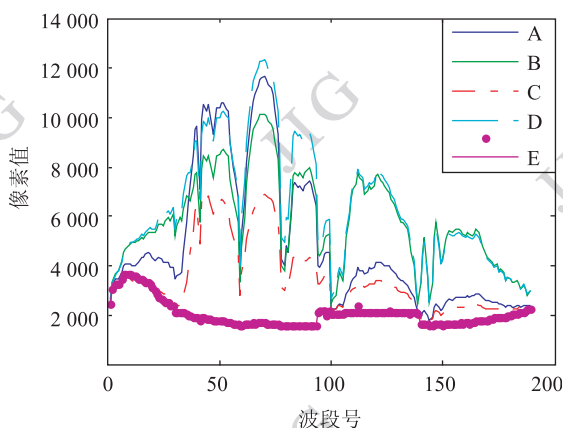


图4 原始图像的像元矢量曲线

Fig. 4 Original image pixel vector curves

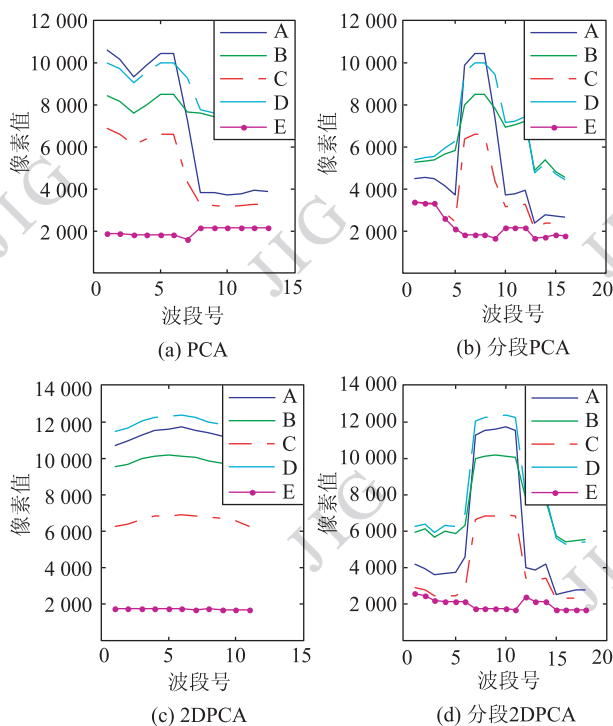


图5 地物像元矢量曲线

Fig. 5 Feature pixel vector curves

4 结论

结合 2DPCA 和波段选择算法的优点,本文实现了基于 2DPCA 和分段 2DPCA 的波段选择算法。实

验结果表明基于分段 2DPCA 的波段选择算法可行、高效,并且提取的波段分布较为广泛,地物可分性强,有很高的实用价值。

参考文献 (References)

- [1] Christophe E, Mailhes C, Duhamel P. Hyperspectral image compression adapting SPIHT and EZW to anisotropic 3D wavelet coding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2334-2346. [DOI: 10.1109/TIP.2008.2005824]
- [2] Su H J, Sheng Y H, Du P J. A new band selection algorithm for hyperspectral data based on fractal dimension[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, XXXVII(B7).
- [3] Du Q, Fowler J E. Low-complexity principal component analysis for hyperspectral image compression[J]. International Journal of High Performance Computing Applications, 2008, 22(4): 438-448. [DOI: 10.1177/1094342007088380]
- [4] Yang Z S, Guo L, Luo X, et al. A PCA based band selection algorithm of hyperspectral image[J]. Microelectronics and Computer, 2006, 23(12): 72-74. [杨诸胜, 郭雷, 罗欣, 等. 一种基于主成分分析的高光谱图像波段选择算法[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(12): 72-74.]
- [5] Yang Z S, Guo L, Luo X, et al. Research on segmented PCA based on band selection algorithm of hyperspectral image[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2006, 15(3): 15-18. [杨诸胜, 郭雷, 罗欣, 等. 基于分段主成分分析的高光谱图像波段选择算法研究[J]. 测绘工程, 2006, 15(3): 15-18.]
- [6] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137. [DOI: 10.1109/TPAMI.2004.1261097]
- [7] Zhao C H, Song X Y. 2DPCA based dimensionality reduction of hyperspectral remote sensing image[J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2009, 26(5): 684-688. [赵春晖, 宋晓玥. 基于二维主成分分析的高光谱遥感图像降维[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2009, 26(5): 684-688.]
- [8] Yang Z S. Research on hyperspectral image dimensionality reduction and segmentation[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. [杨诸胜. 高光谱图像降维及分割研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.]