

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)12-1707-09

论文引用格式: Liu Y, Ji X F, Wang Y Y. Classification of hyperspectral image based on double L2 sparse coding[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(12): 1707-1715. [刘洋, 姬晓飞, 王杨扬. 基于双重 L2 稀疏编码的高光谱图像分类[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(12): 1707-1715.] [DOI:10.11834/jig.20161215]

基于双重 L2 稀疏编码的高光谱图像分类

刘洋, 姬晓飞, 王杨扬

沈阳航空航天大学, 沈阳 110136

摘要: 目的 为了有效提高高光谱图像分类的精度, 提出了双重 L2 稀疏编码的高光谱图像分类方法。方法 首先对高光谱图像进行预处理, 充分结合图像的空间信息和光谱信息, 利用像元的空间连续性, 用 L2 稀疏编码重建图像中每个像元。针对重建的图像数据, 依据 L2 稀疏编码的最小误差和编码系数实现分类。结果 在公开的数据库 AVIRIS 高光谱图像上进行验证, 分类精度为 99.44%, 与支持向量机(SVM)、K 最近邻(KNN)和 L1 稀疏编码方法比较, 有效地提高了分类的准确性。结论 实验结果表明, 提出的方法应用于高光谱图像分类具有较好的分类效果。

关键词: 稀疏编码; L2 稀疏规则; 高光谱图像; 图像重建; 图像分类

Classification of hyperspectral image based on double L2 sparse coding

Liu Yang, Ji Xiaofei, Wang Yangyang

Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China

Abstract: **Objective** To improve the classification accuracy of a hyperspectral image, double L2 sparse coding is proposed in this paper. **Method** Pre-processing work was conducted on the hyperspectral image. In this process, the spatial and spectral information of the image were integrated adequately. Based on spatial continuity, the L2 sparse coding was introduced to reconstruct each pixel of the hyperspectral image. A pixel was represented by linear combination of all pixels in its neighborhood. This representation integrated spatial and spectral information, which benefited classification. The L2 sparse coding was used to achieve hyperspectral image classification according to construction error. Moreover, a coding coefficient was introduced into classification principles because of its distinguishable information. **Result** Experiments were conducted on a publicly available hyperspectral image database called AVIRIS. To validate the effectiveness of the proposed method, the comparison with SVM, KNN, and L1 sparse coding was carried out using both original and reconstructed images. The proposed method outperformed earlier approaches and improved the accuracy of classification of the hyperspectral image effectively, and then 99.44% classification accuracy was obtained. **Conclusion** The method proposed in this paper can be effectively applied to the classification of hyperspectral images.

Key words: sparse coding; L2 sparse regularization; hyperspectral image; image reconstruction; image classification

收稿日期: 2016-04-05; 修回日期: 2016-08-15

基金项目: 辽宁省自然科学基金项目(2015020101); 辽宁省教育厅基金项目(LJQ2014018, L2014066)

第一作者简介: 刘洋(1977—), 女, 副教授, 2014 年于南京航空航天大学获模式识别与智能系统专业博士学位, 主要研究方向为遥感图像分类, 图像分析和模式识别等。E-mail: yang97_net@163.com

Supported by: Natural Science Foundation of Liaoning Province, China(2015020101)

0 引言

近年来,国内外遥感技术飞速发展,遥感图像分类可以应用于精准农业、环境管理和社会安防等领域^[1],遥感图像的处理和分析也成为众多学的研究焦点。其中,高光谱遥感图像具有丰富的光谱信息,光谱波段数量多达几十甚至几百个,可以有效地进行信息量化提取和地物分类识别,成为军事和民用等多领域研究的重点。

高光谱遥感图像是2维数字图像增加了光谱维而形成3维立方体图像数据。在2维数字图像中一个像素是构成图像的最基本单元,像素代表灰度值,一个待识别的对象由多个像素组成,因此图像分析研究的数据是整个图像或者是图像小块,而不能是单个像素。在高光谱图像中,一个像元可以看做构成3维立方体图像的一个基本单元,一个像元由该点地物在各个光谱波段上的反射率组成的向量,一个像元就可以代表一个地物特征,因此研究的数据是单个像元,高光谱图像分类是对图像中每个像元进行分类识别。从另一个角度看,可以把每个光谱波段图像看做一个层面,那么,高光谱图像由多个波段层面图像按波段顺序堆放形成3维立方体图像。对于高光谱图像中的每个像元,在波谱空间上形成连续的波谱曲线,因此对地物的描述更加精细。高光谱图像丰富的光谱信息给精细分类地物带来机遇,但伴随着数据量和数据维数的增大,使得高光谱图像处理、分类和识别具有挑战性。

高光谱图像分类的传统方法是将每个像元的波谱向量分离出来,作为数据进行分类,而不考虑像元之间的空间信息和图像的空间连续性,一个像元的分类完全独立地依赖于光谱信息,分类方法主要有K最近邻(KNN)方法^[2-3]、最大似然估计^[4]、人工神经网络^[5-6]、基于模糊理论的方法^[7-8]、基于核的方法^[9]等,其中支持向量机(SVM)表现出了优越的性能^[10-12]。由于高光谱图像的谱空间存在相关性,光谱信息满足稀疏性条件,一些学者将稀疏编码应用于遥感图像分析领域^[13-15]。然而,除了高光谱图像的光谱信息,空间信息对于准确的分类是非常重要的,同时考虑谱和空间信息的遥感图像分类成为最近的研究热点。文献[16]将图像块内像素进行重组,并用排序的方法得到旋转不变的空一谱特征,用

SVM进行分类。文献[17]将每个像元的8邻域编码系数线性组合作为该像元的编码系数进行分类。文献[18]分别在光谱维和空间维利用稀疏编码,将两者组合后进行分类。

现有的方法虽然不断改进,但分类精度仍有待提高。本文提出一种双重L2稀疏编码的高光谱图像分类方法。同时考虑空谱信息,用稀疏编码实现图像中每个像元由邻域像元线性组合重建。然而邻域像元个数有限,受文献[19-20]的启发,在训练样本数量有限的情况下,当用较多的训练样本表示测试样本时,重建的效果更好,即降低稀疏编码的稀疏性。L2范数的稀疏性弱于传统的L1范数,因此,用L2范数取代传统的L1范数,通过重建将图像邻域像元特征体现在中心点像元中,重建的像元同时表征了图像的空谱信息。在分类阶段,由于稀疏编码对噪声具有较好的适应能力,用稀疏编码作为分类器,文献[21]中指出训练数据有限导致高光谱图像分类称为一个具有挑战性的问题,因此降低稀疏编码的稀疏性要求,根据L2稀疏编码的最小重建误差进行分类。实验结果表明,本文提出的双重L2稀疏编码的高光谱图像分类方法有效地结合了高光谱图像的空谱信息,提高了分类的精度。

1 基于L2稀疏规则的像元重建

稀疏编码应用在图像重建领域,不仅视觉效果上取得了明显的改进,鲁棒性得到增强,而且重建的图像具有更加准确的结构和边缘,取得了较好的重建效果^[22-23]。受此启发,利用稀疏编码实现高光谱图像的重建,为后续的分类任务提供具有更好可区分性的数据。高光谱图像的一个显著特征是丰富的光谱信息结合2维空间图像,利用稀疏编码方法能够有效地结合光谱信息和空间信息,非常有利于图像的分析 and 理解。

1.1 L2稀疏规则的提出

地物在空间上具有连续性,高光谱图像中的每个像元与邻域内的像元具有相似的谱特征。因此,每个像元可以近似于邻域像元线性组合重建的向量,即

$$y \approx \hat{y}, \hat{y} = D\alpha \quad (1)$$

式中, $y \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 是中心点像元, $\hat{y}$ 是通过 D 重建的像元, m 是图像波段数量, $D = [d_1, d_2, \dots, d_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是由邻域像元组成的字典, d_i 是邻域中第 i 个像元,

α 是权重系数向量。本文的目的是获得 α , 使 $\hat{y}$ 尽可能等于或近似 y , 即^[20]

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|y - D\alpha\|_2 \quad (2)$$

然而, 式中 $m < n$, 导致求解是一个病态问题, 传统的求解方法是正则化方程, 在式中增加 L1 范数约束, 即^[20]

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \} \quad (3)$$

而这种情况下, 字典 D 中应该包含了很多类的样本且样本数量多, y 仅由 D 中同类样本线性组合重建, 因此 α 是稀疏的。文中, D 中的所有向量 d_i 都是 y 的邻域像元, 由于图像在空间的连续性, 假设 D 中多数 d_i 都与 y 近似, 属于同类样本, 而且邻域像元个数有限, 若想获得理想的重建效果, 需要 D 中更多的向量线性组合重建 y , 解决的方法就是降低稀疏性要求, 用正则化最小二乘 L2 范数代替 L1 范数, 即

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_2^2 \} \quad (4)$$

式中, 正则化参数 λ 的作用是双重的, 一方面可以使最小二乘解稳定, 另一方面在权重系数 α 上施加了一定的稀疏性, 只不过稀疏性较弱, 如图 1 所示。

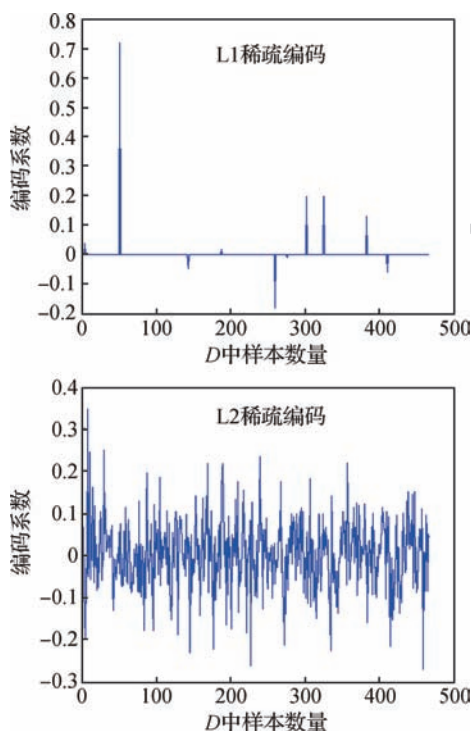


图1 一个测试样本的稀疏编码

Fig. 1 The coding coefficients of a query sample

1.2 基于 L2 稀疏规则的高光谱图像重建

求解式(4)获得权重系数向量 α , 用 $\hat{y}$ 代替中心

点像元 y , 即

$$\hat{y} = (D^T D + \lambda_{ej} \cdot I)^{-1} D^T y \quad (5)$$

式中, λ_{ej} 表示高光谱图像重建阶段的正则化系数, 公式中 $\hat{y}$ 向量中的值表征了邻域像元的特征, 在保留了丰富的光谱信息的同时有效地将空间信息表达出来, 非常有利于分类。在重建过程中, 要求 D 是冗余的字典 ($m < n$), 若直接用具有所有光谱信息的像元进行计算, m 较大, 无法满足要求, 达不到理想的效果。本文方法中, 沿着高光谱图像 (N 个波段) 的谱维坐标, 将光谱信息均匀分割成 k 个子集高光谱数据 (N/k 个波段), 如图 2 所示。

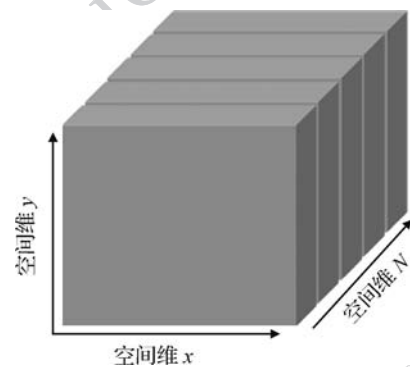


图2 高光谱图像沿谱维分割图

Fig. 2 The hyperspectral image divided in spectral-domain

在每个子集高光图数据上, 用一个滑窗 (尺寸为 $S \times S$) 在空间域内滑动重叠采样, 滑窗内的中心点像元作为被重建的像元, 邻域内其他像元则作为基础向量构成字典 D , 如图 3 所示。

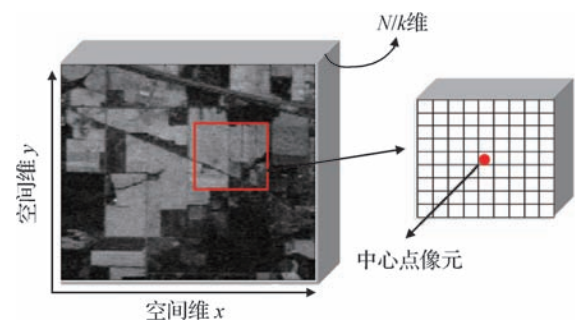


图3 滑窗采样示例

Fig. 3 The example of sliding window

因为中心点像元与邻域内像元在空间域内具有一定的空间连续性, 因此中心点像元可以由多数或部分邻域像元线性组合重建, 重建的像元体现了中心点像元与周围邻域像元的空间关系。重建考虑了每个像元的邻域空间结构, 将使每个像元的特征得

到增强,使其特征更加明显地表现并区别于其他对象,从而有利于分类,如图4所示。

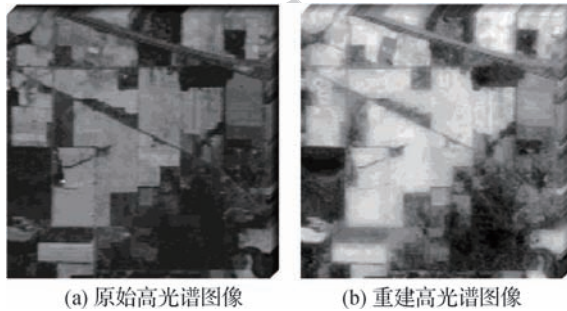


图4 原始和重建的高光谱图像示例

Fig. 4 The example of original image and constructed image ((a) the original hyperspectral image; (b) the reconstructed hyperspectral image)

2 基于L2稀疏编码的高光谱图像分类

受稀疏编码在人脸识别领域的成功应用,采用稀疏编码作为分类器实现高光谱遥感图像分类。若采用L1范数,存在两个方面问题,一方面是高光谱遥感图像训练样本数量有限,另一方面高光谱遥感图像数据庞大,L1范数优化效率很低。本文用L2范数取代L1范数克服上述问题。对于重建的高光谱图像,将部分像元作为训练数据构建字典 D ,剩下作为测试数据。在得到编码系数 $\hat{\alpha}$ 之后,可以利用重建误差公式 $e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2$ 进行分类,式中 e_i 表示测试样本与字典 D 中第 i 类所有训练样本 D_i 之间的重建误差。不同于现有方法只用重建误差进行分类, $\|\hat{\alpha}_i\|_2$ 也会带有可区分性信息,可以将L2范数稀疏性 $\|\hat{\alpha}_i\|_2$ 考虑进来,则高光谱图像分类依据为 $e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2 / \|\hat{\alpha}_i\|_2$,用L2范数稀疏编码进行高光谱图像分类的流程如下:

1) 归一化 D 的每个列向量,使列向量是单位 L_2 范数。

2) 计算投影矩阵

$$W = (D^T D + \lambda_{\beta} \cdot I)^{-1} D^T$$

3) 计算编码系数

$$\hat{\alpha} = Wy$$

4) 计算编码系数

$$e_i(y) = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2 \text{ 或}$$

$$e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2 / \|\hat{\alpha}_i\|_2$$

5) 输出测试样本 y 的类别,即

$$id = \arg \min_i \{e_i\}$$

流程中 λ_{β} 表示分类器正则化系数。实验中考虑了 $\hat{\alpha}$ 的信息,根据 $e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2 / \|\hat{\alpha}_i\|_2$ 进行分类。

3 实验结果与参数分析

为了验证方法的有效性,对AVIRIS Indian Pines高光谱图像进行实验^[24],Indian Pines采集自美国印第安纳州印度松树测试地,共220个波段,波长覆盖范围为 $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$,去掉噪声和水汽吸收较明显的波段后,对剩下的200个波段数据进行实验,该数据包含16类地物类型,共10249个有标签的样本点,如表1所示。其中,7类地物由于样本数量较少而很少用,按样本数量由高到低排列,选用样本较多的前9类典型地物进行分类实验^[25],实验时从各类地物样本中随机选取一定百分比数据作为训练样本,剩余数据作为测试样本。

表1 AVIRIS Indian Pines数据库的类别样本

Table 1 Class examples for AVIRIS Indian Pines dataset

序号	类别名称	样本数量
1	Alfalfa	46
2	Corn-notill	1428
3	Corn-mintill	830
4	Corn	237
5	Grass-pasture	483
6	Grass-trees	730
7	Grass-pasture-mowed	28
8	Hay-windrowed	478
9	Oats	20
10	Soybean-notill	972
11	Soybean-mintill	2455
12	Soybean-clean	593
13	Wheat	205
14	Woods	1265
15	Building-grass-trees-drives	386
16	Stone-steel-towers	93

本文提出的双重L2稀疏编码方法应用在高光谱图像的处理和分类阶段,流程图如图5所示。在高光谱图像处理阶段,参考文献[21]中 λ_{β} 参数的设置,本文中稀疏编码的正则化系数 $\lambda_{\beta} = 10^9$,首先将高光谱图像在谱维平均分割成5个子集图像,在每个子集图像上,用滑窗重叠采样,用L2稀疏编码重

用不同尺寸滑窗采样重建高光谱图像,见图7,当滑窗尺寸较小时(例如 $S=3$),每个中心点像元的邻域像元个数少,即字典 D 的尺寸小,由较少数量的样本线性组合重建 y ,那么重建误差会较大,导致分类精度低;当滑窗尺寸较大时(例如 $S=11,13$),如果中心点像元与其邻域像元属于同一类别,那么重建的误差较小,分类精度提高,但是,如果中心点像元的邻域含有类别边界,那么重建的像元将含有其他类别像元的特征,重建工作弱化了类别之间的可区分性,如图7(f)(g),这种情况将导致分类精度下降。因此,在图3中,当滑窗的尺寸较大时,例如 $S=13$ 时,分类精度提高幅度很小甚至有时会下降。

3.2 高光谱图像的分类阶段

为了验证本文提出方法的有效性,在仅考虑光谱信息和同时考虑空谱信息两种情况下,用3种方法,即L1稀疏编码、SVM和KNN算法进行比较。

1)仅考虑光谱信息的高光谱图像分类。每个像元就是一个独立的向量,分类精度见表4。高光谱图像的波段数量多,光谱信息丰富,分类精度不高的原因主要有两方面:一方面是光谱信息存在相关性,另一方面没有考虑空间结构信息,而空间结构信息是图像的一个本质特征,对图像的分类起到重要作用。在这种情况下,SVM算法表现出了相对优越的性能。

2)考虑空谱信息的高光谱图像分类。首先用L2稀疏编码对高光谱图像进行重建,在谱维方向将高光谱图像平均分割成5个子集,见图5。在每个子集上用滑窗重叠采样,中心点像元为L2稀疏编码的输入 y ,邻域像元构建字典 D ,求解式(4)(5)重建滑窗内的中心点像元。在5个子集图像中的每个像元重建之后,再将5个子集按波段顺序连接起来完成重建工作。由表3可见,当滑窗尺寸 S 为11和13时,重建所需的时间较多而分类精度提高非常有限,因此,本文选用滑窗尺寸均为9进行图像重建实验。

实验结果如图8所示,分类精度如表5所示,与其他方法比较,本文提出的双重L2稀疏编码算法获得了较好的分类效果。

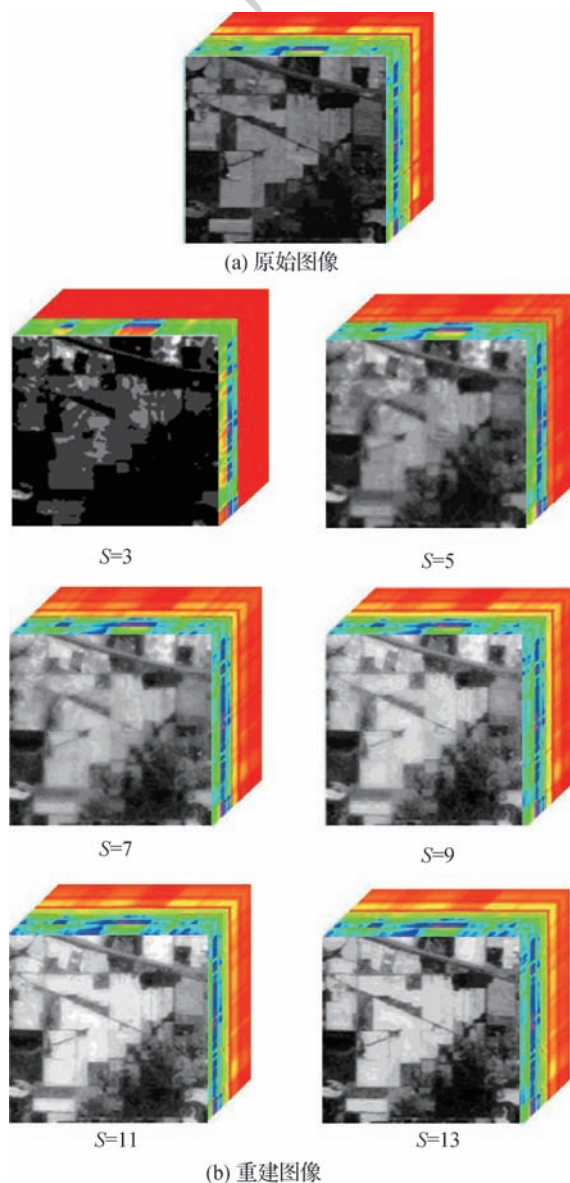


图7 重建的高光谱图像(不同尺寸滑窗)

Fig. 7 The hyperspectral images using sliding windows of different sizes((a) the original image; (b) the reconstructed image)

表4 不同比例训练样本的分类精度(光谱信息)

Table 4 The classification accuracy of methods using different proportion of training samples(spectral information)

分类算法	训练样本比例						
	5%	10%	15%	25%	35%	45%	50%
SVM	75.77	80.76	82.87	85.18	86.43	87.32	87.54
KNN	68.39	71.49	73.30	75.31	76.47	77.23	78.01
L1 稀疏编码	56.51	57.69	58.27	57.95	57.35	58.04	58.57
L2 稀疏编码	67.49	73.88	74.31	77.36	78.14	78.34	78.44

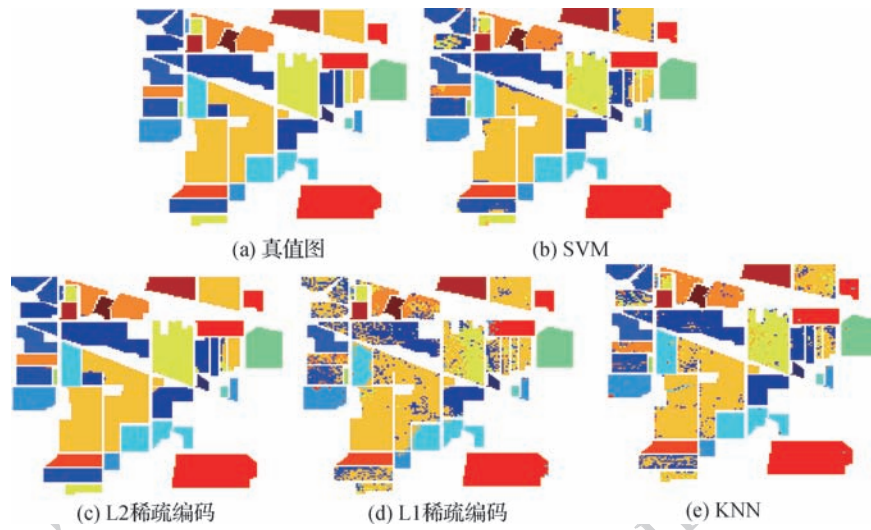


图8 分类结果图(每类样本的15%作为训练数据)

Fig. 8 The classification results using 15% of each class as the training data
((a) the ground truth; (b) SVM; (c) L2 sparse coding; (d) L1 sparse coding; (e) KNN)

表5 不同比例训练样本的分类精度(空谱信息)

Table 5 The classification accuracy of methods using different proportion of training samples (spectral-spatial information)

分类算法	训练样本比例							/%
	5%	10%	15%	25%	35%	45%	50%	
SVM	87.48	89.49	92.01	94.52	95.58	96.35	96.58	
KNN	76.54	82.49	84.79	88.77	90.77	92.21	92.87	
L1 稀疏编码	74.07	74.20	74.30	74.70	74.92	76.13	76.19	
L2 稀疏编码	97.61	98.83	99.10	99.33	99.39	99.44	99.42	

本文中提出, $\|\hat{\alpha}_i\|_2$ 也会带有可区分性信息,因此上述实验中的 L2 稀疏编码的分类依据是 $e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2 / \|\hat{\alpha}_i\|_2$, 与传统的分类依据 $e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2$ 比较,分类结果如表6所示,可见,将编码系数引入到分类依据中有效地提高了分类精度。

所有的实验都用 MATLAB 实现,其中 SVM 算法用 C++ 实现,计算机的配置是 2.40 GHz, 4.00 RAM。随机选取每类样本的 15% 作为训练样本对高光谱图像执行一次分类时,用 L1 稀疏编码算法需要 470.2 s, L2 稀疏编码算法需要 9.6 s, SVM 需要 13.6 s, KNN 需要 27.6 s。L2 算法的执行速度快的原因是算法中的 W 是独立于 y 变量的,因此 W 作为重建的投

影矩阵,是可以提前计算的,当对一个待分类的像元 y 进行分类时,仅仅需要通过 Wy 将 y 投影到 W 空间即可。

本文的 L2 范数稀疏编码分类方法从原理上与二范数正则化最小二乘分类器^[26]相似,应用这种方法实现两个阶段的处理,一个阶段是高光谱图像处理即图像重建,在滑窗内应用 L2 稀疏编码重建像元,有效地将高光谱图像的空谱信息结合,为后面的分类提供了区分性较好的特征;另一个阶段是高光谱图像的分类,且在分类阶段将编码系数 α 引入到分类依据中,与现有方法比较提高了分类精度。本文创新性地将 L2 稀疏编码应用于高光谱图像分类

表6 不同分类依据的分类精度

Table 6 The classification accuracy of methods using different basis for classification

分类依据	训练样本比例							/%
	5%	10%	15%	25%	35%	45%	50%	
$\ y - D_i \hat{\alpha}_i\ _2$	97.39	98.73	98.85	99.28	99.29	99.33	99.34	
$\ y - D_i \hat{\alpha}_i\ _2 / \ \hat{\alpha}_i\ _2$	97.61	98.83	99.10	99.33	99.39	99.44	99.42	

中,且实现两个阶段的双重 L2 稀疏编码的高光谱图像分类,实验结果证明 L2 稀疏编码在高光谱图像处理 and 分类应用中的有效性。

4 结 论

提出了双重 L2 稀疏编码的高光谱图像分类方法,结合高光谱图像的空间信息和光谱信息,提高了高光谱图像的分类精度。对于高光谱图像的一个像元,利用滑窗重叠采样,滑窗内中心点像元作为测试数据,其邻域像元构建稀疏编码的字典,用 L2 稀疏规则进行约束,实现中心点像元的重建。同时,创新性地用 L2 稀疏编码对重建的高光谱图像进行分类。实验结果表明,稀疏编码有效地联合了光谱信息和空间信息,有利于高光谱图像的分类,稀疏编码作为分类器,将重建误差和编码系数的比值作为分类依据有效地提高了高光谱图像的分类精度。本文中,训练样本是随机选取的,训练样本的分布对分类结果有很大的影响,如何选择有利于分类的训练样本,或者通过在线学习的方法获得具有更强描述能力的样本是本文今后的研究方向。另一方面,如果图像的空间尺寸和光谱维数增大,由于样本数据量增加,本文方法有可能无法实现分类,因此依据高光谱图像的谱间相关性,对光谱信息进行有效的降维处理以提高分类的效率也是今后研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] Tarabalka Y, Benediktsson J A, Chanussot J. Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on partitioned clustering techniques[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(8): 2973-2987. [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2016214]
- [2] Ma L, Crawford M M, Tian J W. Local manifold learning-based k -nearest-neighbor for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(11): 4099-4109. [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2055876]
- [3] Samaniego L, Bzdossy A, Schulz K. Supervised classification of remotely sensed imagery using a modified k -NN technique[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(7): 2112-2125. [DOI: 10.1109/TGRS.2008.916629]
- [4] Fan L H, Lv J W, Yu Z T, et al. A Multi-spectral remote Sensing image classification technique based on improved ML algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(10): 52-56, 74. [樊利恒, 吕俊伟, 于振涛, 等. 基于改进最大似然方法的多光谱遥感图像分类方法[J]. 电光与控制, 2014, 21(10): 52-56, 74.] [DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2014.10.012]
- [5] Zhang D B, Wang Y N. Neural network ensemble based on rough sets reduction and its application to remote sensing image classification[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3): 480-487. [张东波, 王耀南. 基于粗糙集约简的神经网络集成及其遥感图像分类应用[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 480-487.] [DOI: 10.11834/jig.20080318]
- [6] Stathakis D, Vasilakos A. Comparison of computational intelligence based classification techniques for remotely sensed optical image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(8): 2305-2318. [DOI: 10.1109/TGRS.2006.872903]
- [7] Wu J, Wang S T, Zhao X. Positive and negative fuzzy rule system, extreme learning machine and image classification[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(8): 1408-1417. [吴军, 王士同, 赵鑫. 正负模糊规则系统、极限学习机与图像分类[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1408-1417.] [DOI: 10.11834/jig.20110824]
- [8] Qu J S, Qu S B, Wang Z J. Feature-based fuzzy-neural network approach for target classification and recognition in remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(1): 67-74. [瞿继双, 瞿松柏, 王自杰. 基于特征的模糊神经网络遥感图像目标分类识别[J]. 遥感学报, 2009, 13(1): 67-74.] [DOI: 10.3321/j.issn:1007-4619.2009.01.009]
- [9] Guo B F, Gunn S R, Dampier R I, et al. Customizing kernel functions for SVM-based hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(4): 622-629. [DOI: 10.1109/TIP.2008.918955]
- [10] Xu J, Zhang J Q, Liu D L, et al. Classification of hyperspectral images with FSVM[J]. Optical Technique, 2008, 34(S): 138-140. [徐杰, 张建奇, 刘德连, 等. 基于模糊支持向量机的高光谱图像分类[J]. 光学技术, 2008, 34(S): 138-140.] [DOI: 10.3321/j.issn:1002-1582.2008.z1.056]
- [11] He L M, Shen Z Q, Kong F S, et al. Study on multi-source remote sensing images classification with SVM[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(4): 648-654. [何灵敏, 沈掌泉, 孔繁胜, 等. SVM 在多源遥感图像分类中的应用研究[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(4): 648-654.] [DOI: 10.11834/jig.20070410]
- [12] Bazi Y, Melgani F. Toward an optimal SVM classification system for hyperspectral remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(11): 3374-3385. [DOI: 10.1109/TGRS.2006.880628]
- [13] Xu Y, Wu Z B, Li J, et al. Anomaly detection in hyperspectral images based on low-rank and sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(4):

- 1990-2000. [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2493201]
- [14] Fang L Y, Li S T, Kang X D, et al. Spectral-spatial hyperspectral image classification via multiscale adaptive sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(12): 7738-7749. [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2318058]
- [15] Song X F, Jiao L C. Classification of hyperspectral remote sensing image based on sparse representation and spectral information[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 268-272. [宋相法, 焦李成. 基于稀疏表示及光谱信息的高光谱遥感图像分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 268-272.] [DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00540]
- [16] Yang Z X, Zou Z R, Tao C, et al. Hyperspectral image classification based on the combination of spatial-spectral feature and sparse representation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(7): 775-781. [杨钊霞, 邹峥嵘, 陶超, 等. 空-谱信息与稀疏表示相结合的高光谱遥感影像分类[J]. 测绘学报, 2015, 44(7): 775-781.] [DOI: 10.11947/J. AGCS.2015.20140207]
- [17] Ren Y M, Zhang Y N, Wei W, et al. Classification of hyperspectral image based on sparse representation and bag of words[J]. Computer Science, 2014, 41(10): 113-116. [任越美, 张艳宁, 魏巍, 等. 基于稀疏表示和词袋模型的高光谱图像分类[J]. 计算机科学, 2014, 41(10): 113-116.] [DOI: 10.11896/j. issn. 1002-137X.2014.10.026]
- [18] Zhu Y, Wu B. Classification of Hyperspectral images with spectral-spatial sparse representation[J]. Journal of Geo-Information Science, 2016, 18(2): 263-271. [朱勇, 吴波. 光谱与空间维双重稀疏表达的高光谱影像分类[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(2): 263-271.] [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2016.00263]
- [19] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227. [DOI: 10.1109/TPAMI.2008.79]
- [20] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 471-478. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126277]
- [21] Imani M, Ghassemian H. Feature extraction using weighted training samples[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(7): 1387-1391. [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2402167]
- [22] Gong W G, Pan Y F, Li J M. Single-image super-resolution reconstruction via double layer reconstructing[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(3): 720-729. [龚卫国, 潘飞宇, 李进明. 用双层重建法实现单幅图像的超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2014, 22(3): 720-729.] [DOI: 10.3788/OPE.20142203.0720]
- [23] Shen H, Yuan X T, Liu Q S. Fast super-resolution reconstruction for single image based on predictive sparse coding[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(6): 1749-1752. [沈辉, 袁晓彤, 刘青山. 基于预测稀疏编码的快速单幅图像超分辨率重建[J]. 计算机应用, 2015, 35(6): 1749-1752.] [DOI: 10.11772/j. issn. 1001-9081.2015.06.1749]
- [24] Hyperspectral remote sensing scenes[EB/OL]. [2015-12-20]. http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php?title=Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes.
- [25] Haq Q S U, Shi L, Tao L, et al. A l^1 -minimization based approach for hyperspectral data classification[J]. Key Engineering Materials, 2012, 500: 675-681. [DOI: 10.4028/www.scientific.net/KEM.500.675]
- [26] Rifkin R, Yeo G, Poggio T. Regularized least-squares classification[M]//Advances in Learning Theory: Methods, Models and Applications, Nato Science Series Sub Series III: Computer and Systems Sciences. Amsterdam: ISO Press, 2003, 190: 131-153.