

基于双边滤波和空间邻域信息的高光谱图像分类方法

廖建尚¹ 王立国² 郝思媛³

(1. 广东交通职业技术学院计算机工程学院, 广州 510650; 2. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001; 3. 青岛理工大学通信与电子工程学院, 青岛 266520)

摘要: 提出了一种基于双边滤波和像元邻域信息的高光谱图像分类(BS-SVM)算法。该方法首先利用双边滤波器提取经主成分分析降维后的高光谱图像空间纹理信息,然后通过设计一种高光谱像元邻域信息来构建高光谱的空间相关信息,最后将2种空间信息融合后与光谱信息结合,形成空谱信息(空间信息和光谱信息)后交由支持向量机完成分类。实验结果表明,相比单纯使用光谱信息的支持向量机的分类方法以及基于Gabor滤波的空谱信息结合分类方法,所提出的BS-SVM方法分类精度有较大幅度提高,充分证明了该方法的有效性。

关键词: 高光谱图像; 分类; 双边滤波; 像元邻域信息; 空间相关信息

中图分类号: TP753 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2017)08-0140-07

Hyperspectral Image Classification Method Combined with Bilateral Filtering and Pixel Neighborhood Information

LIAO Jianshang¹ WANG Ligu² HAO Siyuan³

(1. College of Computer Engineering, Guangdong Communication Polytechnic, Guangzhou 510650, China
2. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China
3. College of Communication and Electronic Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China)

Abstract: Supplementing spectral information with spatial information to improve the classification of hyperspectral image is becoming a hot research in recent years. An improved scheme was put forward according to existing methods. An algorithm of supervised classification was proposed which was combined with bilateral filter and pixel neighborhood information (BS-SVM). Firstly, the spatial texture information of hyperspectral image was extracted whose dimensionality was reduced by PCA. Secondly, spatial correlation information was formed by building pixel neighborhood information of hyperspectral image. Finally, spatial-spectral information was merged by the two kinds of spatial information and the spectral information, which was classified by SVM. The BS-SVM classification method was implemented on the hyperspectral data of Indian Pines and Pavia. The results indicated that in the first place, the OA (Overall accuracy) of G-SVM for Indian Pines and Pavia were 3%~4% and 2%~3% higher than those of SVM, the same index for B-SVM were 3%~4% higher than that of G-SVM, and the classification performance can be improved effectively by the spatial texture information of hyperspectral image extracted by bilateral filter. Furthermore, the salt and pepper can be removed effectively by BS-SVM, showing very good performance in hyperspectral classification. In the second place, the classification of some methods for Pavia was better than the Indian. The reason was that the types and distribution of grounds for Indian were more complicated than Pavia. The classification for the less ground were bad, especially the Oats (only 20) was the worst. Therefore, it directly led to the AA (Average accuracy) generally lower than OA. However, the standard deviation of the classification for BS-SVM was much smaller than those of other methods, and the effectiveness of the method was verified with good stability. The experiments showed that the BS-SVM algorithm was better than original SVM with the pure spectrum information, the spatial-spectral information-based methods with Gabor. With the

收稿日期: 2016-12-18 修回日期: 2017-01-23
基金项目: 国家自然科学基金项目(61275010、61675051)、国家星火计划项目(2014GA780056)和广东交通职业技术学院校改重点科研课题(2017-1-001)
作者简介: 廖建尚(1982—),男,副教授,系统分析师,主要从事高光谱图像处理研究,E-mail: liaojianshang@126.com

spatial correlation information extracted by the bilateral filter and the pixels neighborhood information, the performance of the classification with BS - SVM algorithm was greatly improved, and the effectiveness of BS - SVM was fully verified in the classification of hyperspectral image. The method can be applied to the field of crop growing, accurate classification and identification.

Key words: hyperspectral image; classification; bilateral filter; pixel neighborhood information; spatial correlation information

引言

在遥感高光谱分类中,利用高光谱图像可以有效对植被和农作物精准分类与识别,在农业灾害和产量评估方面有广泛应用^[1-3]。越来越多的学者将空间信息融入到高光谱图像分类中,以有效提高分类器性能。目前空间特征提取方法用于高光谱图像分类的有:形态滤波^[4-5]、马尔科夫随机场^[6-7]和图像分割^[8-9]。不少学者将空间信息融入到支持向量机(Support vector machine, SVM)的分类中,KUO等^[10]提出了空间信息半监督支持向量机;BRUZZONE等^[11]对空间样本分配不同误分代价来调整支持向量机的优化过程,使总体的误分代价最小化;CHEN等^[12]提出使用多个假设预处理空-谱信息来提高高光谱图像的分类精度。利用滤波方式来提取高光谱空间纹理信息也开始逐渐增多,BAU等^[13]和 SHEN等^[14]利用多维 Gabor 滤波器多角度提取图像的纹理信息,分类精度得到了提升;WANG等^[15]采用了 Gabor 滤波获取空间特征,利用主动学习方法对有标签训练样本的空间邻域信息进行化简,提出一种空谱结合的 S2ISC 半监督分类算法;WANG等^[16]采用 Gabor 滤波获取空间特征,提出一种空谱标签传播的 SS - LPSVM 半监督分类算法;SAHADEVAN等^[17]用双边滤波对高光谱图像平滑处理,然后用 SVM 进行分类;WANG等^[18]先用 SVM 获得初始分类结果,然后利用双边滤波和图像分割提出一种空谱结合的高光谱图像分类方法。有少数学者研究基于空间邻域信息的高光谱分类,石磊等^[19]在传统光谱角度匹配高光谱监督分类算法的基础上,利用像元空间邻域信息对光谱角进行修正,提出一种基于像元空间邻域信息的 SAM 分类算法;王彩玲等^[20]通过光谱角计算待分类像元邻域像元的相似度,提出了一种基于邻域分割的空谱联合稀疏表示高光谱分类算法。

提取高光谱图像空间纹理信息用于分类的研究中取得了一定成效,但是也存在一些不足:①对空间信息的地物边界信息挖掘不够,造成分类性能提高不大。②采用滤波器挖掘高光谱图像的空间纹理信息的同时,容易丢失空间相关信息。为了更好地挖掘空间纹理边界信息和像元邻域信息来提高分类性

能,本文提出一种基于双边滤波和用像元邻域构建的空间相关信息的高光谱图像分类(BS - SVM)算法。

1 方法

基于双边滤波和像元邻域信息的高光谱图像分类(BS - SVM)算法,采用主成分分析^[21](Principal components analysis, PCA)和双边滤波器共同协作提取空间纹理信息,并设计一种高光谱像元邻域空间信息方法来构建空间相关信息,最后结合线性核函数、多项式核函数以及径向基函数支持的 SVM 方法设计新的分类算法。

1.1 基于双边滤波的图像空间纹理信息提取

双边滤波器是 1998 年由 TOMASI 和 MANDUCHI^[22]在高斯滤波器基础上提出的一种改进双边滤波算法,是一种加权的非线性高斯滤波,双边滤波器有 2 个核函数,对于有 k 个波段的高光谱图像集 G ,利用像元在高光谱空间和幅度的相关性,给定滤波窗口 S ,对高光谱图像的双边滤波器定义为

$$f^i(x, y) = \frac{\sum_m K^i(x, y, m, n) G^i(m, n)}{\sum_m K^i(x, y, m, n)} \quad (i = 1, 2, \dots, k; m, n \in S) \quad (1)$$

其中

$$K^i = K_d^i K_r^i = \exp\left(-\frac{(m-x)^2 + (n-y)^2}{2\sigma_d^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{|G^i(m, n) - G^i(x, y)|}{2\sigma_r^2}\right) \quad (2)$$

$G^i(m, n)$ 是高光谱图像集 G 的第 i 个波段中图像坐标为 (m, n) 的一个像元,且 (m, n) 是滤波窗口 S 的像元坐标, (x, y) 代表双边滤波器窗口中滤波像元位置, K_d^i 为高斯滤波器,是一个空间邻近度因子,由像元之间的空间距离决定, K_r^i 是像元幅度邻近度因子,由像元之间的反射强度之差决定,参数 σ_r 和 σ_d 分别控制着反射强度因子和空间邻近度因子的衰减程度,双边滤波器的优点是可以保存边界信息。

高光谱遥感具有波段多、数据量大、相邻谱带间相关性较高的特点,但冗余信息多,为了使用双边滤

波获取较高光谱图像更全面的空间信息,本文首先对高光谱图像作归一化处理,对高光谱数据进行线性变换,使高光谱数据变换到 $[0,1]$ 区间,其次采用了PCA降维的方法,利用双边滤波器对PCA降维后的数据进行滤波,从而提取高光谱较全面的空间纹理信息,图1为结合归一化、PCA降维的高光谱图像双边滤波流程图,图2为用双边滤波对印第安农林数据集的第120个波段和用PCA获得的前3个主成分进行处理前后的对比图像,由图2可以看出,双边滤波对平滑去噪、提取高光谱地物边界信息有较大优势。

1.2 与像元邻域信息构建的空间相关信息结合

一般地物在空间分布上具有一定的连续性,因此高光谱像元在空间分布中有一定的相关性,过去的高光谱空谱结合方法仅关注了空间纹理特征,忽略了像元空间邻域特征。本文针对高光谱图像的地物空间分布有连续性这一特点,提出一种高光谱像元邻域信息的空间相关信息构建方法,构建方法如下:

对于高光谱图像,定义一个像元邻域窗口 R ,定义窗口半径宽度为 d ,则窗口边长为

$$l = 2(d - 1) + 1 \tag{3}$$

像元邻域窗口面积为

$$s = l^2 \tag{4}$$

定义像元邻域信息为

$$D_{(a,b)}^{(f,g)} = \sqrt{(f - a)^2 + (g - b)^2} \tag{5}$$

其中 $f = a - d - 1, a - d, \dots, a, a + 1, \dots, a + d - 1$
 $g = b - d - 1, b - d, \dots, b, b + 1, \dots, b + d - 1$
式中 (f, g) ——像元在高光谱图像中的坐标
 (a, b) ——邻域窗口中心在高光谱图像中的坐标

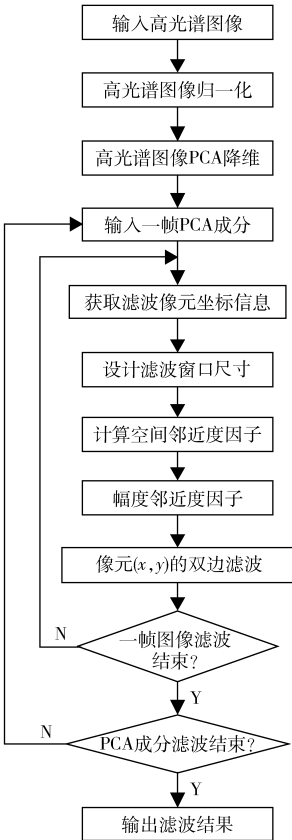


图1 结合PCA降维的高光谱图像双边滤波流程图
Fig.1 Flow chart of bilateral filter for hyperspectral image with PCA

$D_{(a,b)}^{(f,g)}$ ——像元与邻域窗口中心位置 (a,b) 的距离

结合高光谱像元邻域信息和双边滤波器,实现一种新的分类算法(BS-SVM),具体实现过程如下:

(1)归一化:高光谱中像元的反射强度较大,先对高光谱数据集进行归一化处理,得到信息量重新分布的高光谱图像数据集为

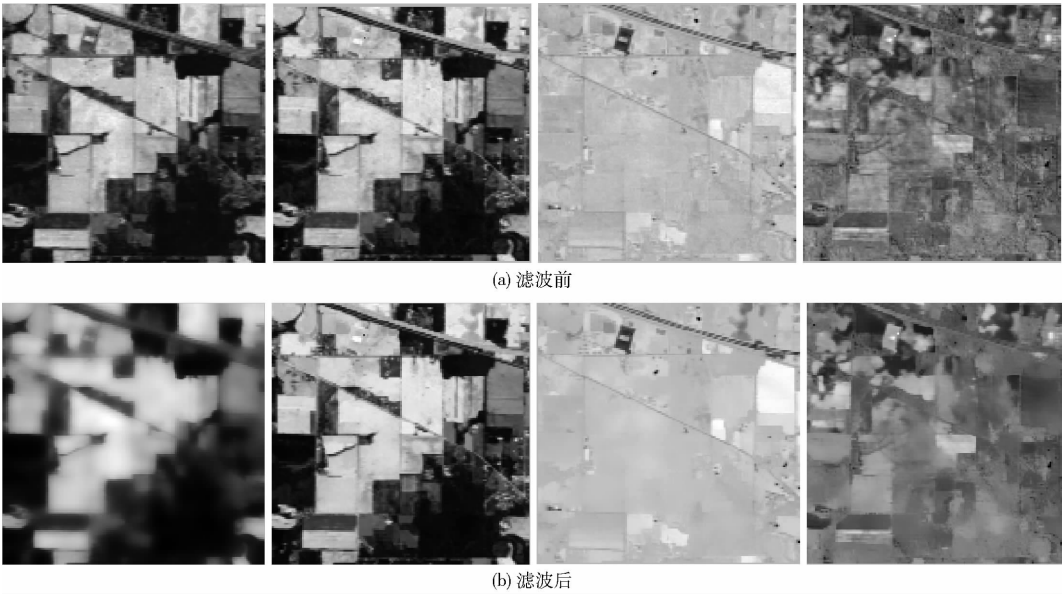


图2 印第安农林的双边滤波前后对比
Fig.2 Comparison of Indian pines before and after bilateral filtering

$$G = \frac{G - N}{M - N} \tag{6}$$

式中 N ——某波段反射强度最小值
 M ——某波段反射强度最大值

(2) 高光谱降维: 通过 PCA 对高光谱数据 R 进行降维处理, 得到信息量重新分布的高光谱图像数据集 R_p 。

(3) 双边滤波: 利用式 (1) 对 R_p 前 n 个成分进行双边滤波, 得到空间纹理信息 W_s 。

(4) 构建空间邻域信息: 采用高光谱像元邻域的空间相关信息构建方法, 选择窗口半径 $d = 5$ 的邻域空间信息 D 。

(5) 融合: 光谱信息 G 、空间纹理信息 W_s 和空间邻域信息 D 线性结合

$$W = G + W_s + D \tag{7}$$

(6) 交叉验证, 并针对不同的核函数寻找最优参数组合。

(7) 随机从数据集 W 以一定比例挑选训练集 W_e , 其余作为测试集 W_i 。

(8) 使用训练集 W_e 进行 SVM 训练, 获取训练模型。

(9) 分别采用不同核函数对测试集 W_i 进行分类。

(10) 获取分类结果。

将空谱信息和线性核函数、多项式核函数以及径向基函数结合后, 设计算法有 BS - LSVM、BS - PSVM、BS - RSVM。BS - SVM 算法详细流程图如图 3 所示。

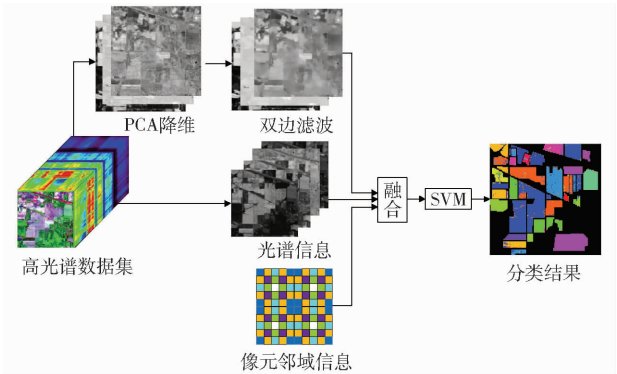


图 3 BS - SVM 算法流程图
Fig. 3 Flow chart of BS - SVM

2 实验数据集与评价指标

为了验证双边滤波提取的空间纹理信息和像元邻域信息构建的空间相关信息对分类过程的辅助作用, 本文采用印第安农林和帕维亚大学 2 个高光谱数据集进行实验, 数据集特征如下:

(1) 印第安农林数据集: 印第安农林数据集来

自机载可见红外成像光谱仪 (Airborne visible infrared imaging spectrometer), 是 1992 年在印第安纳州西北部印第安农林收集到的高光谱遥感图像, 包含 144×144 个像元, 220 个波段, 由于噪声和水吸收等因素除去其中的 20 个波段, 剩余 200 个波段包含 16 个类别, 具体地物类别和样本数参见表 1。

(2) 帕维亚大学数据集: 帕维亚大学数据集来自反射式光学系统成像光谱仪 (Reflective optics system imaging spectrometer), 拍摄于帕维亚大学的高光谱遥感图像, 包含 610×340 个像元, 115 个波段, 由于噪声等因素去除其中的 12 个波段, 剩余 103 个波段包含 9 个类别, 具体地物类别和样本数参见表 2。

本文采用整体分类精度 (Overall accuracy, OA)、平均分类精度 (Average accuracy, AA) 以及 Kappa 统计系数 (Kappa statistic, Kappa) 来衡量分类算法的性能, 为了避免随机偏差的产生, 每个实验重复 10 次且记录平均结果, 验证平台采用 Matlab R2012b、E5800、6 GB RAM 实验平台。

3 实验

3.1 实验方法设计

为了验证双边滤波提取的空间纹理特征对分类的重要性, 本文将使用核函数支持的 SVM 对其进行分类, 核函数有线性 (Linear) 核函数、多项式 (Polynomial) 核函数以及径向基 (RBF) 函数。

方法 1: 利用文献 [23] 提出的 SVM, 并通过融合核函数, 设计了多项式核函数支持的 SVM 和径向基核函数支持的 SVM, 线性核函数、多项式核函数以及径向基函数支持的 SVM 分别命名为 LSVM、PSVM 和 RSVM。

方法 2: 用 Gabor 空间滤波的方法提取空间纹理信息, 将结合后的空谱信息交由线性核函数、多项式核函数以及径向基函数支持的 SVM 完成分类, 设计算法分别为 G - LSVM、G - PSVM、G - RSVM。

方法 3: 用双边滤波提取空间纹理信息, 将结合后的空谱信息交由线性核函数、多项式核函数以及径向基函数支持的 SVM 完成分类, 设计算法分别为 B - LSVM、B - PSVM、B - RSVM。

方法 4: 本文提出方法, 设计算法分别为 BS - LSVM、BS - PSVM、BS - RSVM。

3.2 参数设计

双边滤波器参数: 滤波窗宽度 $r = 5$, 空间邻近度因子半径 $\sigma_d = 3$, 反射强度因子 $\sigma_r = 0.1$; Gabor 滤波器参数: 当 $f_{\max} = 0.25$, $Q = 10$, $P = 6$, $\sigma = 1$, $\phi = 0$ 时, 提取的空间特征可得到最优的分类精度 [15]。核

函数支持的 SVM,核函数有线性核函数、多项式核函数以及径向基函数,不同的算法最优化有不同的参数,本文采用交叉验证和网格搜索法确定惩罚因子以及高斯核半径的最优值方法来确定参数,搜索范围分别为{1,10,100,500,1 000,3 000}和{0.01,0.1,1,5,10},参数设置如下:

(1)线性核函数支持的 SVM 的参数设置:高斯半径 $g=0.005$,惩罚因子 $C=200$ 。

(2)多项式核函数支持的 SVM 的参数设置:高斯半径 $g=0.11$,惩罚因子 $C=20$ 。

(3)径向基函数支持的 SVM 的参数设置:高斯半径 $g=0.18$,惩罚因子 $C=2\ 500$ 。

为了进行算法之间的比较,LSVM、G-LSVM、B-LSVM和BS-LSVM采用第1项参数,PSVM、G-PSVM、B-PSVM和BS-PSVM采用第2项参数,

RSVM、G-RSVM、B-RSVM和BS-RSVM采用第3项参数。

3.3 实验验证与分析

3.3.1 实验验证

用4种方法分别对印第安农林和帕维亚大学数据集进行分类对比验证,其中验证方法如下:①印第安农林数据集图像,地物分布如图4a所示,选取全部16个类别,每类随机选取10%样本组成有标签训练集,其余90%作为测试集,表1为各种分类方法对印第安农林数据集的分类精度统计,分类效果如图4所示。②帕维亚大学数据集图像,地物如图5a所示,选取全部9个类别,每类随机选取10%样本组成训练集,其余90%作为测试集,表2为各种分类方法对帕维亚大学数据集的分类精度统计,分类效果如图5所示。

表 1 印第安农林数据集图像分类情况(10 次平均结果 ± 标准差)

Tab.1 Classification statistics of Indian pines (average of ten times test ± standard deviation)

地物	样本			SVM(CA)			G-SVM(CA)			B-SVM(CA)			BS-SVM(CA)		
	总数	训练/%	测试/%	线性	多项式	径向基	线性	多项式	径向基	线性	多项式	径向基	线性	多项式	径向基
苜蓿	54	10	90	68.6±8.0	67.0±9.1	68.9±4.4	85.0±5.7	87.7±4.9	86.1±4.4	85.8±5.2	85.7±5.4	84.7±4.3	89.4±4.1	87.5±3.7	90.8±2.8
免耕玉米	1 434	10	90	73.2±1.3	76.7±1.3	76.4±1.5	79.4±2.1	77.8±3.1	81.3±2.4	88.1±1.2	89.0±0.9	89.3±1.9	90.8±2.1	94.0±1.5	95.0±1.2
少耕玉米	834	10	90	66.4±2.0	68.4±1.1	73.5±2.6	79.3±5.6	75.0±3.7	77.2±4.0	79.5±2.5	87.5±3.4	88.6±2.3	91.0±2.8	95.8±2.2	95.9±1.9
玉米	234	10	90	47.0±5.1	56.7±3.3	58.7±4.8	62.2±9.1	52.4±5.1	75.9±4.4	64.2±7.8	75.8±8.9	74.2±6.7	85.9±5.9	85.1±8.2	91.6±7.3
草地/牧草	497	10	90	92.4±1.1	91.4±1.4	90.9±0.8	91.5±1.2	92.4±3.4	91.5±2.3	94.2±1.3	93.3±3.0	96.3±1.4	93.8±1.9	94.5±1.9	95.4±1.8
草地/树木	747	10	90	95.0±1.1	95.9±0.8	96.2±0.9	97.0±1.0	97.3±0.7	96.4±0.6	97.9±0.8	98.4±1.8	98.3±0.6	98.1±1.0	98.2±1.2	99.1±0.5
修剪的牧草	26	10	90	56.7±6.7	51.5±6.1	67.6±5.5	80.7±6.9	82.8±5.2	80.6±4.5	73.9±9.4	62.0±6.2	66.4±5.9	75.8±7.0	67.2±6.2	81.7±5.9
干草料堆	489	10	90	98.1±0.6	96.7±1.1	98.5±0.4	98.9±0.1	99.7±0.2	99.4±0.2	98.6±0.6	98.2±0.6	99.1±0.8	99.7±0.2	99.6±0.1	99.6±0.3
燕麦	20	10	90	45.7±5.2	52.5±4.1	69.7±3.2	56.9±7.2	64.3±6.9	70.4±6.0	45.7±6.4	46.8±5.5	33.4±4.2	47.7±5.2	49.0±4.5	71.0±4.4
免耕大豆	968	10	90	63.4±2.1	66.9±1.8	70.6±2.8	70.3±4.9	77.2±5.2	84.1±2.9	78.3±2.6	80.2±3.0	87.1±2.4	82.1±3.8	92.6±2.2	93.0±1.6
少耕大豆	2 468	10	90	85.4±1.1	85.3±1.1	86.1±0.9	87.9±2.5	89.1±2.0	88.4±1.4	91.5±1.1	93.9±0.8	94.1±1.2	93.2±1.1	96.5±1.1	97.3±0.7
纯净大豆	614	10	90	72.6±2.9	82.6±1.6	84.4±1.7	71.6±8.3	87.3±7.1	85.1±4.2	80.5±1.9	90.9±3.1	90.1±3.1	95.0±1.5	96.4±1.2	94.0±1.5
小麦	212	10	90	97.0±0.5	98.7±0.3	98.0±0.9	92.8±1.6	99.2±1.4	96.7±1.6	98.7±1.3	99.2±1.7	99.6±1.5	99.5±0.2	99.5±0.3	99.5±0.3
森林	1 294	10	90	97.6±0.4	98.2±0.8	96.6±1.1	97.6±0.4	98.2±0.8	99.0±0.7	98.7±0.3	98.7±0.5	98.0±1.1	99.9±0.3	99.9±0.3	99.6±0.3
建筑-草-树	380	10	90	55.3±1.3	52.2±4.0	59.0±4.3	78.1±6.1	71.0±4.9	82.5±5.4	63.5±4.6	59.7±4.4	72.4±6.9	94.8±3.0	95.8±1.5	96.7±2.3
石钢塔	95	10	90	74.0±4.1	80.5±3.1	79.0±4.1	75.0±6.5	76.7±7.1	79.8±8.3	80.6±6.9	83.7±8.2	85.5±2.0	85.2±5.3	84.7±6.7	89.2±3.5
OA/%				80.9±0.4	82.2±0.3	83.5±0.3	84.9±0.5	86.1±0.8	88.0±0.7	88.3±0.5	90.5±0.4	91.8±0.6	93.1±0.6	95.8±0.2	96.4±0.3
AA/%				73.8±1.9	76.3±1.9	76.4±1.3	81.5±2.4	83.0±2.9	85.9±1.7	82.5±3.6	83.9±2.6	84.8±2.8	88.9±1.9	89.8±2.6	93.1±1.7
Kappa				78.0±0.5	79.6±0.4	81.1±0.4	82.7±0.6	84.1±0.9	86.3±0.8	86.5±0.5	89.1±0.5	90.6±0.7	92.1±0.7	95.2±0.2	95.9±0.3

表 2 帕维亚大学数据集图像分类情况(10 次平均结果 ± 标准差)

Tab.2 Classification statistics of Pavia (average of ten times test ± standard deviation)

地物	样本			SVM(CA)			G-SVM(CA)			B-SVM(CA)			BS-SVM(CA)		
	总数	训练/%	测试/%	线性	多项式	径向基	线性	多项式	径向基	线性	多项式	径向基	线性	多项式	径向基
柏油马路	6 641	10	90	88.6±0.7	88.1±0.5	91.3±0.6	89.6±0.8	90.0±0.6	92.5±0.6	92.0±0.9	92.8±0.6	92.5±0.9	93.7±0.6	95.6±0.7	96.1±0.4
草地	18 649	10	90	96.5±0.3	96.4±0.4	96.6±0.4	96.2±0.3	97.0±0.2	97.1±0.3	98.2±0.3	98.8±0.2	98.8±0.2	99.4±0.2	99.9±0.1	99.9±0.01
砂砾	2 099	10	90	58.9±2.8	63.0±2.1	65.3±3.4	63.2±1.0	63.2±2.1	70.4±1.7	75.8±1.8	76.8±2.2	75.1±2.1	77.3±1.8	90.1±1.5	94.0±1.2
树木	3 064	10	90	89.9±1.1	91.9±0.8	91.3±1.3	91.3±0.5	94.0±0.6	94.8±0.5	95.8±0.8	96.5±0.5	96.9±0.7	96.7±1.0	98.1±0.2	97.3±0.4
金属板	1 345	10	90	99.7±0.2	99.6±0.2	99.4±0.2	99.6±0.2	99.5±0.2	99.3±0.2	99.6±0.2	99.6±0.2	99.2±0.5	99.5±0.2	99.7±0.2	98.7±0.3
裸土	5 029	10	90	52.5±1.6	67.3±1.4	70.8±1.7	65.8±1.1	76.3±0.7	79.7±0.8	81.7±1.6	91.6±0.9	93.0±0.8	95.6±0.6	99.1±0.3	99.4±0.2
沥青屋顶	1 330	10	90	63.7±2.4	71.3±1.6	73.2±2.2	71.0±1.9	71.0±1.5	77.6±1.5	83.8±2.3	82.5±2.0	79.3±1.5	84.8±2.4	86.5±2.1	89.4±1.0
地砖	3 682	10	90	82.3±2.2	81.6±1.5	81.2±2.4	83.0±0.7	85.0±1.8	85.4±1.6	88.0±1.1	87.8±1.2	86.3±1.8	91.6±1.2	92.9±1.0	94.7±0.6
阴影	947	10	90	93.4±1.6	94.9±2.2	92.8±1.7	95.2±2.0	95.1±1.4	93.7±2.6	93.0±3.9	92.6±1.5	91.9±2.8	93.7±2.0	96.3±0.7	95.9±1.0
OA/%				85.6±0.1	87.7±0.1	88.8±0.1	87.8±0.2	89.8±0.2	91.2±0.2	92.6±0.2	94.2±0.1	94.0±0.1	95.5±0.1	97.4±0.1	97.9±0.04
AA/%				80.6±0.3	83.8±0.3	84.7±0.2	83.9±0.3	85.7±0.4	87.8±0.4	89.8±0.4	91.0±0.4	90.3±0.3	92.5±0.3	95.3±0.3	96.2±0.2
Kappa				80.5±0.2	83.5±0.2	85.0±0.2	83.6±0.3	86.4±0.3	88.3±0.2	90.2±0.2	92.3±0.2	92.0±0.1	94.1±0.2	96.6±0.2	97.2±0.1

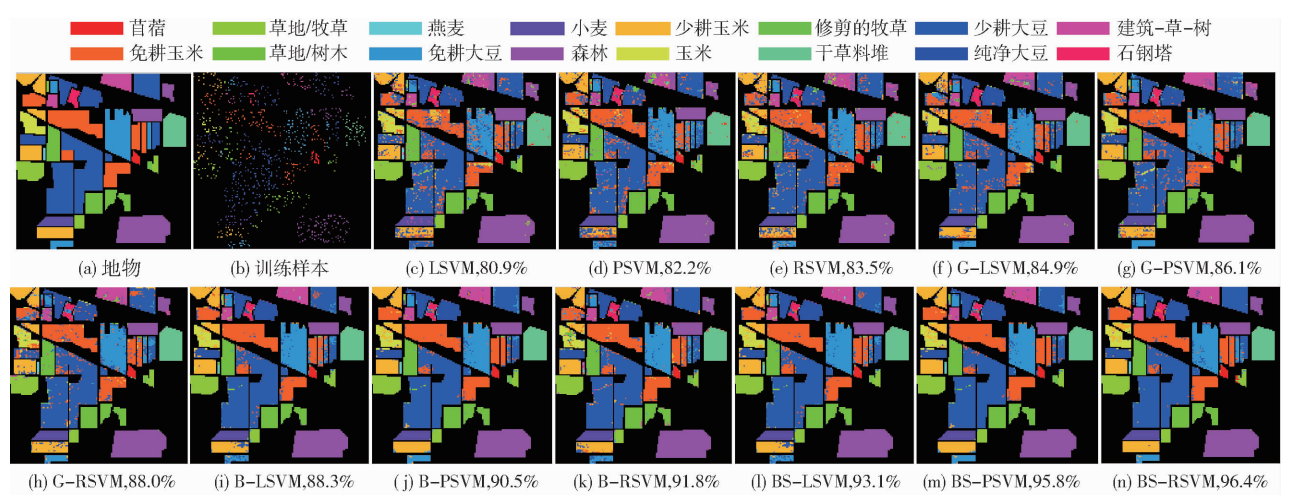


图 4 印第安农林数据集分类
Fig. 4 Classification for Indian pines

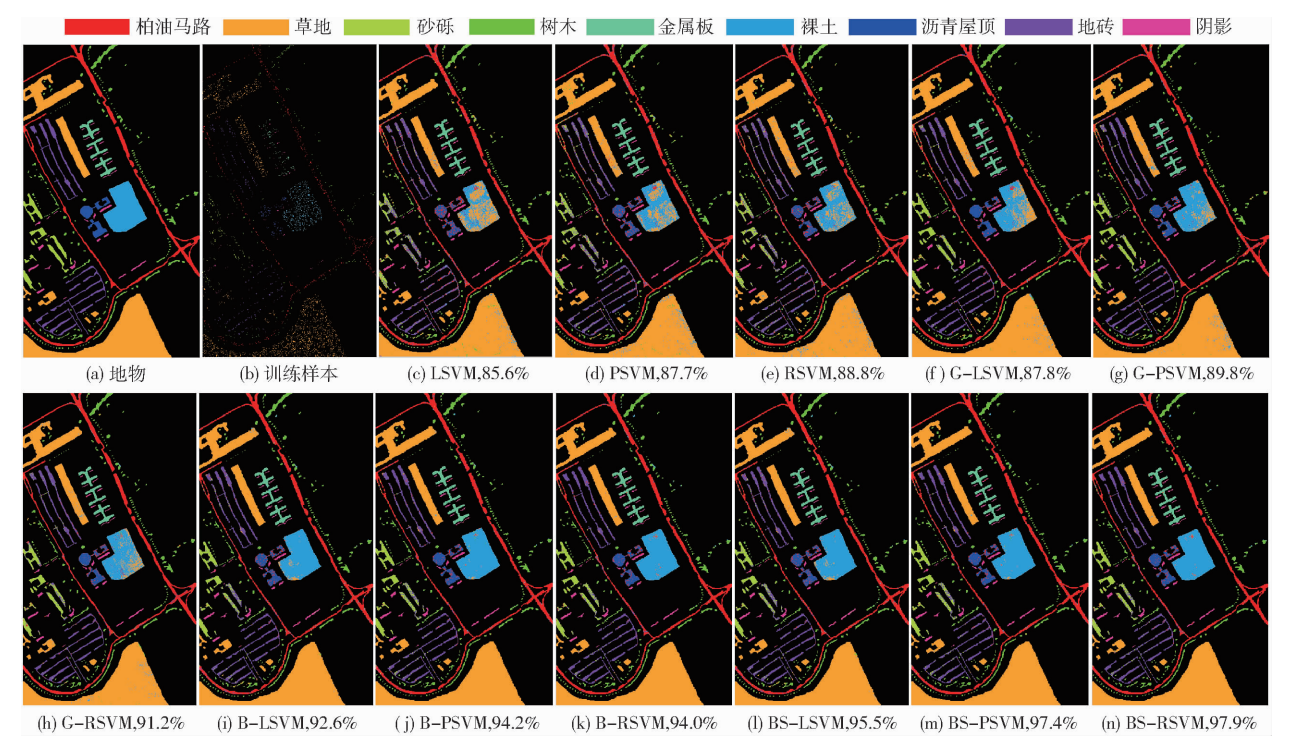


图 5 帕维亚大学数据集分类
Fig. 5 Classification for Pavia

3.3.2 实验分析

(1) 分别对印第安农林数据集和帕维亚大学数据集进行 4 种方法验证实验,其中 G-SVM 的 3 种分类精度和无空间信息的 SVM 相比分别提高了 3~4 个百分点和 2~3 个百分点,验证了融入经 Gabor 滤波提取的纹理空间信息对分类性能有不同程度的提高;B-SVM 的 3 种分类精度和 G-SVM 相比提高了 3~4 个百分点,验证了双边滤波在提取空间纹理信息中有较大的优势,更有效地辅助光谱信息提高分类性能。BS-SVM 的 3 种分类精度和 B-SVM 相比分别提高了 4~5 个和 3~4 个百分点,表明本文提出的像元邻域信息构建的空间相关信息对空间信息有一定的补充,并验证了经双边滤波提

取的空间纹理信息和像元邻域信息构建的空间相关信息结合后更有效地辅助光谱信息提高分类性能,从图 4 和图 5 可以看出本文提出的分类方法可以较好处地去除像元分类中的椒盐现象。

(2) 通过挑选 4 种方法中分类精度最高的 RSVM、G-RSVM、B-RSVM 和 BS-RSVM 的分类数据如图 6 所示。从前面 3 种分类器的总体分类精度 OA、平均分类精度 AA 和 Kappa 系数对比来看,双边滤波器提取的空间信息并辅助光谱信息进行分类(B-RSVM)的效果,比无空间信息(RSVM)和用 Garbor 滤波获取的空间信息(G-RSVM)好,验证了双边滤波提取的空间信息在高光谱图像分类的优势。基于双边滤波和像元邻域信息的分类算法 BS-

SVM 比没有融入像元邻域信息的分类算法 B-SVM 的分类性能提升较大,验证了本文构建的空间邻域信息可以有效地提高分类精度。

(3)从两类数据集分类实验来看,各种分类器对帕维亚大学的分类精度较优于印第安农林的分类精度,这与印第安农林的地物种类数多、分布较为复杂有一定的关系。从表 1 可以看出,印第安农林数据集中数量较少的地物分类精度较低,其中仅有 20 个数量的燕麦(Oats)分类精度最低,因此直接影响了

平均分类精度,造成平均分类精度普遍低于总体分类精度。从图 6 可以直观看出,印第安农林的各种分类指标的标准差较大,这与数量较小的地物分类性能不稳定有一定关系;帕维亚大学的各种分类指标的标准差较小,尤其是 BS-RSVM 的各种分类精度标准差较小,分别为 0.04、0.18 和 0.06,BS-RSVM 对两类数据集的各种分类指标的标准差都明显小于其他分类器,验证了 BS-SVM 在提高分类精度的同时,也具有较好的稳定性。

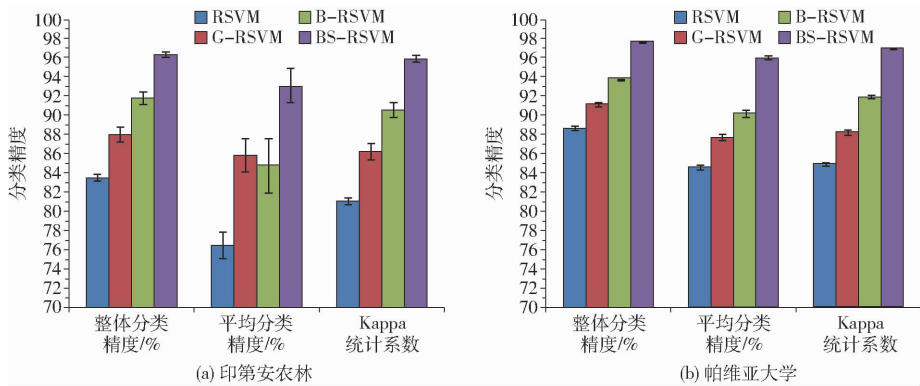


图 6 RSVM、G-RSVM、B-RSVM 和 BS-RSVM 的分类精度对比

Fig.6 Classification comparison of RSVM, G-RSVM, B-RSVM and BS-RSVM

4 结 论

(1)采用双边滤波的保持边界信息特性来提取空间纹理信息,其空间纹理信息能有效辅助光谱信息,提高分类性能。

(2)提出了一种高光谱像元邻域信息设计方

法,构建了一种高光谱空间相关信息,与双边滤波提取的空间纹理信息结合后能有效辅助光谱信息提高分类性能,并有较好的稳定性。

(3)提出的 BS-SVM 算法为高光谱遥感分类提供了一种有效的方法,可以应用在农作物种植遥感监测和农作物的精准分类与识别领域。

参 考 文 献

1 童庆禧,张兵,张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展[J]. 遥感学报,2016,20(5): 689-707.
TONG Qingxi, ZHANG Bing, ZHANG Lifu. Current progress of hyperspectral remote sensing in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016,20(5): 689-707. (in Chinese)

2 姚云军,秦其明,张自力,等. 高光谱技术在农业遥感中的应用研究进展[J]. 农业工程学报,2008,24(7): 301-306.
YAO Yunjun, QIN Qiming, ZHANG Zili, et al. Research progress of hyperspectral technology applied in agricultural remote sensing[J]. Transactions of the CSAE,2008,24(7):301-306. (in Chinese)

3 王俊淑,江南,张国明,等. 高光谱遥感图像 DE-self-training 半监督分类算法[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(5):239-244. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150534&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.05.034.
WANG Junshu, JIANG Nan, ZHANG Guoming, et al. Semi-supervised classification algorithm for hyperspectral remote sensing image based on DE-self-training [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5):239-244. (in Chinese)

4 LIANG J, ZHOU J, GAO Y. Tensor morphological profile for hyperspectral image classification[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016: 2197-2201.

5 BAO R, XIA J, DALLA M M, et al. Combining morphological attribute profiles via an ensemble method for hyperspectral image classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 359-363.

6 CHEN P, NELSON J D B, TOURNERET J Y. Toward a sparse bayesian markov random field approach to hyperspectral unmixing and classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(1): 426-438.

7 YU H, GAO L, LI J, et al. Spectral-spatial classification based on subspace support vector machine and Markov random field[C]//2016 IEEE International, Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2016: 2783-2786.

8 ZHANG Z, PASOLLI E, CRAWFORD M M, et al. An active learning framework for hyperspectral image classification using hierarchical segmentation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(2): 640-654.

9 CHEN J, XIA J, DU P, et al. Combining rotation forest and multiscale segmentation for the classification of hyperspectral data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2016,9(9):4060-4072.

- in hyperhydric and normal carnation shoots cultured in vitro: a hypoxia stress? [J]. *Plant Physiology and Biochemistry*, 2005, 43(6): 573–582.
- 31 COMSTOCK J P. Hydraulic and chemical signaling in the control of stomatal conductance and transpiration [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2002, 53(367): 195–200.
- 32 CHATER C, PENG K, MOVAHEDI M, et al. Elevated CO₂-induced responses in stomata require ABA and ABA signaling [J]. *Current Biology*, 2015, 25(20): 2709–2716.
- 33 FUKAO T, BAILEY-SERRES J. Plant responses to hypoxia—is survival a balancing act? [J]. *Trends in Plant Science*, 2004, 9(9): 449–456.
- 34 LI Y, NIU W, DYCK M, et al. Yields and nutritional of greenhouse tomato in response to different soil aeration volume at two depths of subsurface drip irrigation [J]. *Scientific Reports*, 2016; No39307.
- 35 HORCHANI F, ALOUI A, BROUQUISSE R, et al. Physiological responses of tomato plants (*Solanum lycopersicum*) as affected by root hypoxia [J]. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 2008, 194(4): 297–303.
- 36 BHATTARAI S P, MIDMORE D J. Oxygenation enhances growth, gas exchange and salt tolerance of vegetable soybean and cotton in a saline vertisol [J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2009, 51(7): 675–688.
- 37 CHEN J, KANG S, DU T, et al. Quantitative response of greenhouse tomato yield and quality to water deficit at different growth stages [J]. *Agricultural Water Management*, 2013, 129: 152–162.
- 38 TOOR R K, SAVAGE G P, HEEB A. Influence of different types of fertilisers on the major antioxidant components of tomatoes [J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2006, 19(1): 20–27.
- 39 TAN H L, THOMAS-AHNER J M, GRAINGER E M, et al. Tomato-based food products for prostate cancer prevention: what have we learned? [J]. *Cancer and Metastasis Reviews*, 2010, 29(3): 553–568.
- 40 WOLF B. The fertile triangle: the interrelationship of air, water, and nutrients in maximizing soil productivity [M]. Boca Raton, FL: CRC Press, 1999.
-

(上接第 146 页)

- 10 KUO B C, HUANG C S, HUNG C C, et al. Spatial information based support vector machine for hyperspectral image classification [C] // IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium (IGARSS 2010), 2010: 832–835.
- 11 BRUZZONE L, PERSELLO C. A novel context-sensitive semisupervised SVM classifier robust to mislabeled training samples [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2009, 47(7): 2142–2154.
- 12 CHEN C, LI W, TRAMEL E W, et al. Spectral-spatial preprocessing using multihypothesis prediction for noise-robust hyperspectral image classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2014, 7(4): 1047–1059.
- 13 BAU T C, SARKAR S, Healey G. Hyperspectral region classification using a three-dimensional gabor filterbank [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2010, 48(9): 3457–3464.
- 14 SHEN L, JIA S. Three-dimensional gabor wavelets for pixel-based hyperspectral imagery classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2011, 49(12): 5039–5046.
- 15 WANG L, HAO S, WANG Y, et al. Spatial-spectral information-based semisupervised classification algorithm for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2014, 7(8): 3577–3585.
- 16 WANG L, HAO S, WANG Q, et al. Semi-supervised classification for hyperspectral imagery based on spatial-spectral label propagation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014, 97: 123–137.
- 17 SAHADEVAN A S. Hyperspectral image preprocessing with bilateral filter for improving the classification accuracy of support vector machines [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(2): 025004.
- 18 WANG Y, SONG H, ZHANG Y. Spectral-spatial classification of hyperspectral images using joint bilateral filter and graph cut based model [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(9): 1–29.
- 19 石磊, 彭晓群. 结合像元空间邻域信息的高光谱影像分类 [J]. *测绘科学*, 2015, 40(8): 113–116.
- SHI Lei, PENG Xiaoqun. The classification algorithm of spectral angel matching combined with pixel spatial neighborhood information [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2015, 40(8): 113–116. (in Chinese)
- 20 王彩玲, 王洪伟, 胡炳樑, 等. 基于邻域分割的空谱联合稀疏表示高光谱图像分类技术研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(9): 2919–2924.
- WANG Cailing, WANG Hongwei, HU Bingliang, et al. A novel spatial spectral sparse representation for hyperspectral image classification based on neighborhood segmentation [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(9): 2919–2924. (in Chinese)
- 21 CAI S, DU Q, MOORHEAD R, et al. Noise-adjusted principal component analysis for hyperspectral remotely sensed imagery visualization [C] // 16th IEEE Visualization Conference (Vis2005), 2005: 119–120.
- 22 TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C] // 6th International Conference on Computer Vision, 1998: 839–846.
- 23 MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(8): 1778–1790.