

刘伟,赵庆展,汪传建,等. 基于最小二乘支持向量机的无人机遥感影像分类[J]. 江苏农业科学,2017,45(9):187-191.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.09.051

基于最小二乘支持向量机的无人机遥感影像分类

刘伟^{1,2,3,4}, 赵庆展^{1,2,3,4}, 汪传建^{1,2,3,4}, 陈洪^{1,2,3,4}, 李沛婷^{1,2,3,4}

(1. 石河子大学信息科学与技术学院,新疆石河子 832000; 2. 国家遥感中心新疆兵团分部,新疆石河子 832000;

3. 新疆生产建设兵团空间信息工程技术研究中心,新疆石河子 832000; 4. 新疆生产建设兵团空间信息工程实验室,新疆石河子 832000)

摘要:针对 SVM 容易出现过学习、泛化能力下降的问题,利用 LSSVM 在求解线性方程组时的自身优势,对高分辨率无人机多光谱影像进行地物分类识别。采用固定翼无人机搭载 Micro MCA12 Snap 多光谱相机,获取研究区域玛纳斯河畔的多光谱影像,首先利用最佳波段指数法与光谱信息、纹理信息结合得到最佳特征波段组合,从而降低数据维度,进而利用粒子群优化和网格搜索算法分别进行参数寻优并交叉验证方法对影像进行 SVM 和 LSSVM 对比试验。结果表明, Micro MCA12 Snap 多光谱传感器所选择的 1、6、11 波段组合及 NDVI、NDWI、Mean 特征信息组合,粒子群优化 LSSVM 分类的总体精度较网格搜索 LSSVM 高 0.092%, Kappa 系数高 0.006; 粒子群优化 LSSVM 分类的总体精度较粒子群优化 SVM 分类高 2.021%, Kappa 系数高 0.008。试验方法改善了各种地物特别是裸地与沙石的区分,是对该相机及特征组合进行分类的有效手段。

关键词:最小二乘支持向量机; 粒子群优化; 网格搜索; 交叉验证; 无人机遥感

中图分类号: TP751; S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)09-0187-05

随着无人机技术^[1]的成熟,轻量型的多光谱传感器被广泛搭载并获取数据^[2-3],在国土资源^[4-5]、环境灾害^[6-7]、农情监测^[8-12]等众多领域得到广泛应用。针对多波段影像数据的分类处理^[13]也一直是各行业应用所面对的首要问题,已经成为研究热点之一。

支持向量机(support vector machine, SVM)是由 Vapnik 提出的基于统计学习理论和结构风险最小化原理的模式识别方法^[14]。近年来因其具有高维空间超平面分割和局部最优解的特征,被广泛用于多光谱遥感影像的分类。陈波等基于

Landsat7 ETM 遥感影像构建了结合纹理的 SVM 分类模型并有效提高了分类精度^[15]。张磊等提出一种结合改进的最佳指数法和 SVM 进行高光谱遥感影像分类新方法,取得比传统监督分类更高的分类精度^[13]。但是标准 SVM 在影像分类时支持向量的数量会随着训练样本数量的增加而线性增加,从而导致分类效率降低,而且标准 SVM 对参数的选择依赖性强,容易出现过学习、泛化能力下降的问题。最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)最早由 Suykens 等提出^[16],是标准 SVM 的一种扩展,其优化问题的目标函数中利用等式约束条件代替 SVM 标准算法中的不等式约束条件,降低算法复杂度,提高收敛速度,使得运算时间较短。高恒振等提出一种基于波段子集最大噪声分量特征提取的 LSSVM 的高光谱图像分类算法并通过试验证明了算法的优越性^[17]。杨佳佳等提取了遥感图像中与岩性相关的纹理、形状、光谱信息,利用 LSSVM 在非线性预测中的优势,对研究区地质岩性进行识别且表现良好^[18]。

收稿日期:2016-11-01

基金项目:国家自然科学基金(编号:41461088、31260291);新疆生产建设兵团科技计划(编号:2015BA006)。

作者简介:刘伟(1989—),男,安徽合肥人,硕士,主要从事空间信息技术及应用、无人机遥感的研究。E-mail:lw_info@163.com。

通信作者:汪传建,博士,副教授,主要从事时空数据挖掘、时空数据安全及应用的研究。E-mail:wj_inf@shzu.edu.cn。

[4] Wang X F, Huang D S, Du J X, et al. Classification of plant leaf images with complicated background[J]. Applied Mathematics & Computation, 2008, 205(2): 916-926.

[5] Bradski G R, Kaehler A. Learning OpenCV computer vision with the OpenCV library[M]. California: O'Reilly Media, 2008.

[6] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 2版. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2003.

[7] Haralick R, Shanmugan K, Dinstein I. Textural features for image classification[C]. System Man & Cybernetics IEEE Transactions on, 1973, 3: 610-621.

[8] 方如明, 蔡健荣. 计算机图像处理技术及其在农业工程中的应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.

[9] 杜春. 基于改进局部切空间排列的流形学习算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(2): 277-284.

[10] Rowels S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by local linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2323.

[11] 田华, 石圣羽. 基于不变矩特征及 BP 神经网络的图像模式识别[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2008, 28(2): 214-217.

[12] 张雨浓, 劳稳超, 丁玮翔, 等. 基于 ARIMA 与 WASDN 加权组合的时间序列预测[J]. 计算机应用研究, 2015(9): 2630-2633.

[13] Chen Y, Yi Z C. The BP artificial neural network model on expressway construction phase risk[J]. Systems Engineering Procedia, 2012(4): 409-415.

[14] Lera G, Pinzolas M. Neighborhood based Levenberg-Marquardt algorithm for neural network training[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5): 1200-1203.

[15] 钮永莉, 陈水利. 模糊 C 均值算法的改进[J]. 模糊系统与数学, 2004, 18(9): 304-308.

本试验首先结合最佳波段指数和光谱、纹理特征来确定地物分类最佳特征组合,然后利用粒子群优化^[19]及网格搜索寻找最优参数并交叉验证(cross validation, CV)^[20],最后建立分类模型,将最佳波段组合作为输入变量,分别进行 SVM 和 LSSVM 分类,判断 LSSVM 对分类精度的影响。

1 理论基础与研究思路

1.1 支持向量机分类

SVM 分类是一种新的机器学习方法,以结构风险最小化原则为理论基础,适当选择函数子集及该子集中的判别函数,使学习的实际风险达到最小。根据具体的分类过程寻找最优分类超平面:线性可分情况下,在原空间寻找 2 类样本的最优分类超平面;线性不可分的情况下,加入松弛变量进行分析,通过使用非线性映射将低维输入空间的样本映射到高维属性空间使其变为线性情况,从而使得在高维属性空间采用线性算法对样本的非线性进行分析,并在该特征空间中寻找最优分类超平面。同时由核函数(kernel function)将线性 SVM 推广到非线性的情况,常用核函数 $K(x_i \cdot x)$ 包括线性核、多项式核、径向基核和 Sigmoid 核,最终 SVM 的判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (1)$$

式中:sgn $\{\}$ 为符号函数; a_i 为拉格朗日乘子; b 为分类的域值; x, y 为样本向量; $K(x_i \cdot x)$ 为满足 Mercer 条件的核函数。 a_i 不为零的样本点就称为支持向量。 a_i^* 、 b^* 分别表示 a_i 、 b 的最优解。

1.2 最小二乘支持向量机分类

虽然 SVM 用于图像分类有很多优点,但其求解是一个解凸二次规划问题的过程,计算过程比较复杂,当样本点较多时,时间复杂度也较高。LSSVM 在其优化问题的目标函数中利用等式约束条件代替标准 SVM 中的不等式约束条件,最终通过求解一组线性方程得到最优解,大大降低计算复杂度,并且提高运算速度。求解最优超平面问题等价于求解如下方程:

$$\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (2)$$

$$\text{St } y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad \circ$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, N$$

式中: ω 为权向量; b 为待确定的参数; T 表示矩阵的转置,在此表示为矩阵 ω 的转置; $\varphi(x_i)$ 表示的是将 x_i 从低维空间非线性映射到高维空间; γ 为模型泛化能力和精度的一个折中参数且 $\gamma > 0$; ξ 为松弛变量且 $\xi \geq 0$ 。引入拉格朗日函数并推导可得到 LSSVM 的判别函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i K(x_i \cdot x) + b \right\} \quad (3)$$

式中:拉格朗日乘子 a_i 为支持向量,而 $K(x_i \cdot x)$ 是满足 Mercer 条件的核函数。

1.3 研究思路

高空间分辨率及光谱分辨率的遥感数据在分类时会面临大量的冗余数据,从而增加数据处理的计算复杂度及时间复杂度,因此在进行特征变量输入之前一般须对影像进行特征信息选择以降低信息维度。特征信息的选择应满足 3 个基本条件:波段信息量最大、波段间相关性最小、地物对所选择的

波段信息具有较大的光谱差异。本试验以原始波段信息为主,结合光谱信息、纹理信息^[21]对研究区域进行 SVM 及 LSSVM 对比分类。

根据原始波段信息的选择,本试验使用的是最佳波段指数法(optimum index factor, OIF),它是基于波段信息量标准差及波段间相关性且能反映出波段组合信息质量的方法。同时选择计算研究区对植被及水体敏感的相关指数作为光谱信息输入变量。提取纹理信息的方法很多,目前主要有基于统计方法、基于小波变换方法和基于地统计学等方法。试验先采用协方差矩阵作为变换矩阵进行主成分变换(principal component analysis, PCA)获得第一主成分后再得到影像的灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)的相关主要参量并选择信息量最大的特征值作为纹理信息输入变量。

针对 SVM 和 LSSVM,本试验在 Matlab R2014a 环境下分别以台湾大学林智仁教授设计的开源库 LibSVM 及 LSSVM Toolbox 为基础进行算法开发与验证,过程中利用群体智能优化的粒子群优化算法和网格搜索进行参数寻优并交叉验证模型参数,达到对地物进行准确划分的目的(图 1)。

2 研究区域及数据预处理

2.1 研究区域及数据

研究区位于新疆沙湾县玛纳斯河畔,范围为 $86^{\circ}7'58'' \sim 86^{\circ}8'26''E, 44^{\circ}13'38'' \sim 44^{\circ}14'6''N$ 。区域内主要包含植被、水体、建筑物、裸地、沙石、阴影等地物类型。本试验使用的高分辨率遥感影像数据来自于搭载在远征-6 型油动固定翼无人机上的多光谱相机 Micro MCA12 Snap,该相机可同时获取 12 个波段(470、515、550、610、656、710、760、800、830、860、900、950 nm)的数据。其中 1~5 个波段位于可见光区域,波段 6、7 位于植被反射波谱曲线的红边区域,8~12 波段位于近红外区域。波段 8、5、3、1 分别近似 TM 影像的 4、3、2、1 波段,可进行相关指数的计算。数据采集时间为 2015 年 8 月 22 日,相对航高 500 m,巡航速度为 130 km/h,地面采样距离 GSD 为 22.6 cm/pixel。

2.2 数据预处理

无人机影像原始数据使用 Pix4D Mapper 进行影像拼接。坐标系统采用 WGS84,投影方式为 UTM,经 ENVI 进行几何校正进行后续试验。

最佳波段指数选择的目的是选取像元灰度标准差高且波段间相关系数低的波段组合。计算公式为:

$$R_{OIF} = \frac{\sum_{i=1}^3 S_i}{\sum_{i=1}^3 |R_{ij}|} \quad (j = 1, 2, 3; i \neq j) \quad (4)$$

式中: S_i 为第 i 波段灰度值标准差; R_{ij} 为第 i 和第 j 波段间相关性系数。本试验选择 3 个波段组合并计算 OIF 值,通过 C++ 编程共产生 220 个波段组合,OIF 值排序前 10 的波段组合见表 1,故选择 1、6、11 波段作为原始波段组合。

光谱特征信息和纹理特征信息主要是通过统计方法进行选择。本试验计算了对植被及水体敏感的几种光谱指数:归一化植被指数(NDVI)、红边归一化植被指数(NDVI710)、比值植被指数(RVI)以及归一化差分水体指数(NDWI)、水波段指数(WBI),具体标准差计算结果依次为 0.387、0.233、

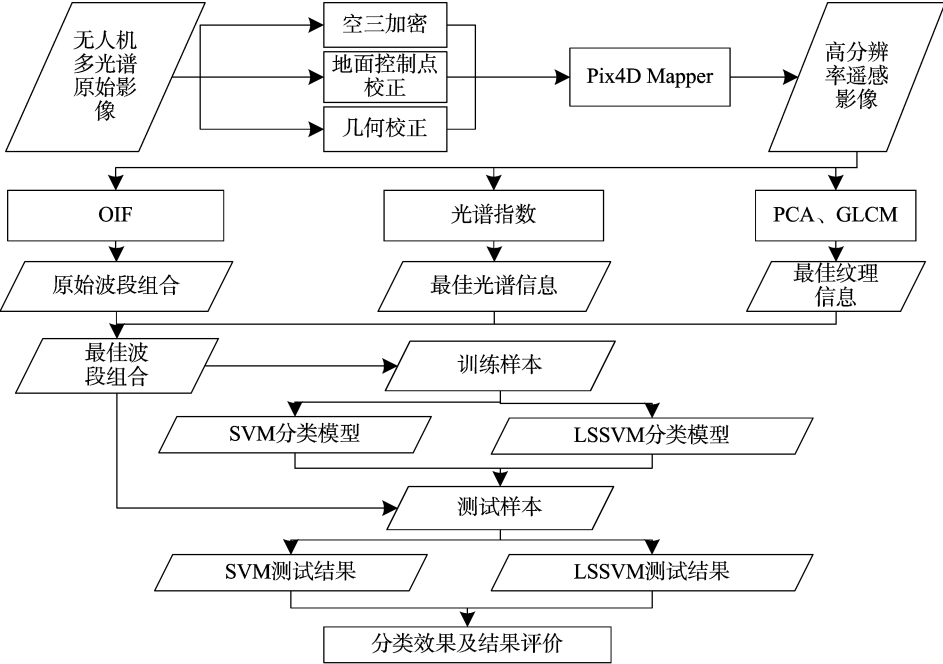


图1 研究技术路线

表 1 OIF 值前 10 的波段组合

序号	波段组合	OIF 值	序号	波段组合	OIF 值
1	1、6、11	398.457	6	1、5、11	184.572
2	1、6、12	342.359	7	1、6、8	171.569
3	1、6、10	310.267	8	1、4、9	169.766
4	1、6、9	218.149	9	1、4、10	169.263
5	1、4、11	187.257	10	1、3、11	165.155

0.037、0.348、0.006。针对纹理特征信息,通过主成分变换和生成灰度共生矩阵方法得到主要参量:均值、方差、同源性、对比度、相异度、熵、二阶距和相关性,具体标准差统计结果依次为 8.689、3.014、0.227、4.945、0.893、0.554、0.224、0.410。根据统计结果,选择 NDVI、NDWI 为光谱特征信息以及均值 (Mean) 参量为纹理特征信息。

综合以上对原始波段信息、光谱特征信息及纹理特征信息的选择,得到以波段 1、6、11 及特征信息 NDVI、NDWI、Mean 组成的最佳分类组合。图 2 为 1、6、11 (470、710、900 nm) 波段的研究区域假彩色合成图。

3 试验及结果分析

为获得较好的分类器,SVM 与 LSSVM 均须要对样本及模型参数进行一定的选择。对于样本的选择,主要是选择合适分布和数量的样本点以进行模型训练及测试。试验采用径向基核函数(radial basis function,RBF)作为分类核函数。对于模型参数的选择,SVM 分类时须要确定的参数有惩罚系数 C 和核函数参数 g ,而 LSSVM 须要确定的参数有正则化参数 γ 和核函数宽度 δ^2 。采用粒子群优化算法和网格搜索方式对训练样本进行参数选择,并以多折交叉验证误差评价参数的优劣。

3.1 样本选取及分类模型的建立

为保证样本的选取具有代表性,在完整研究区域内随机均匀采集6种地物类型(水体、沙石、裸地、植被、阴影、建筑

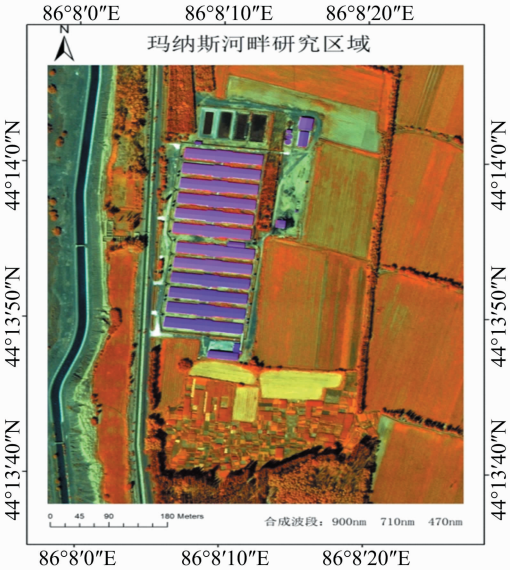


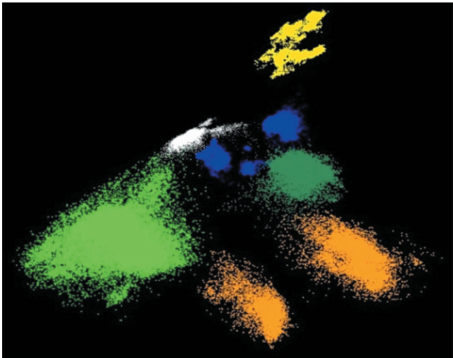
图2 研究区域

物)的样本点,样本的可分性可用 J - M (jeffries - matusita) 距离及转换分离度(transformed divergence)作为评价标准。这 2 个度量值在 0 ~ 2.0 之间,大于 1.9 说明样本之间可分离性好,属于合格样本;小于 1.8,须要重新选择样本;小于 1.0,考虑将 2 类样本合成 1 类样本。对比发现,加入光谱、纹理特征信息之后 J - M 距离及转换分离度都达到了较高的水平,明显增加了样本的可分离性(表 2)。图 3 为样本的 N 维空间可视化显示图,可以看出选择的 6 类样本可以很好地分离。

粒子群优化算法是基于群体智能的新型优化算法,该算法在对鸟群行为观察的基础上,利用个体信息的共享使得整个群体在问题求解空间中产生从无序到有序的变化过程,最终得到最优解。优化参数设置为 $c_1 = 2, c_2 = 2$,最大进化数为 200。K - CV 方法中,6 个波段的样本特征子集被随机分成 k 个子集,K - CV 在每个子集上进行 k 次验证,每次取 1 个

表 2 加入光谱、纹理信息后的类可分性变化

分类样本	原始 3 波段		最佳波段组合	
	J - M	TD	J - M	TD
水体 - 阴影	1.877 0	1.907 5	1.943 7	1.978 6
水体 - 沙石	1.929 5	1.935 7	1.956 9	1.985 7
裸地 - 沙石	1.945 6	1.954 1	1.968 5	1.989 5
水体 - 植被	1.949 7	1.956 8	1.968 5	1.998 9
植被 - 阴影	1.957 5	1.986 6	1.978 5	1.999 9
植被 - 裸地	1.979 4	1.989 0	1.999 8	1.999 9
水体 - 裸地	1.980 2	1.995 7	1.999 9	2.000 0
沙石 - 阴影	1.981 4	1.999 9	1.999 9	2.000 0
植被 - 沙石	1.985 9	1.999 9	1.999 9	2.000 0
裸地 - 阴影	1.988 7	2.000 0	2.000 0	2.000 0
裸地 - 建筑物	1.996 9	2.000 0	2.000 0	2.000 0
沙石 - 建筑物	1.999 8	2.000 0	2.000 0	2.000 0
水体 - 建筑物	2.000 0	2.000 0	2.000 0	2.000 0
阴影 - 建筑物	2.000 0	2.000 0	2.000 0	2.000 0
植被 - 建筑物	2.000 0	2.000 0	2.000 0	2.000 0



淡黄色—1波段；蓝色—6波段；绿色—11波段；
橙黄色—NDVI；白色—NDWI；深绿色—Mean
图3 N 维空间可视化显示

集作为测试集,其余 $k - 1$ 个子集作为训练集,最后将分类准确率的平均值作为样本的分类结果(本试验 k 取值为 10)。

3.2 分类结果及分析

研究区域的不同分类结果如图4所示,其中a、b分别为

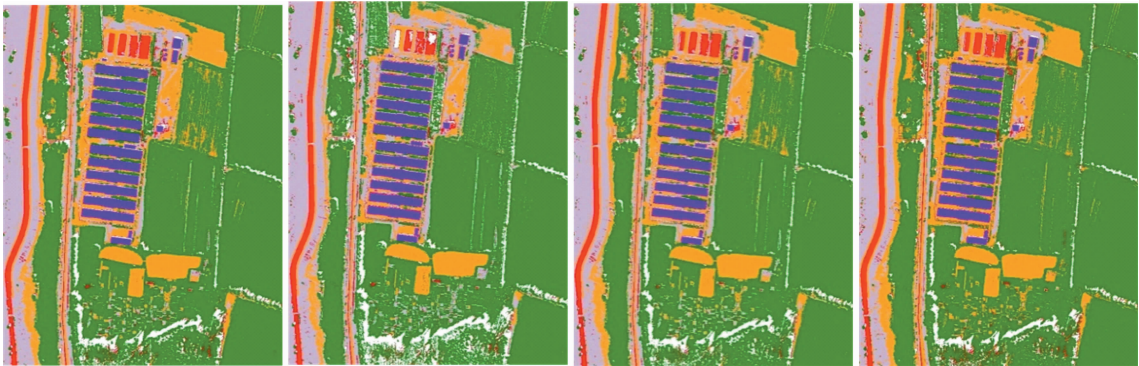


图4 研究区分类结果对比

粒子群优化 SVM 分类和网格搜索 SVM 分类,c、d 分别为粒子群优化 LSSVM 分类和网格搜索 LSSVM 分类。表 3 给出试验样本集各个类别的用户精度(user accuracy,UA)和生产者精度(producer accuracy,PA)。各分类方法的训练时间、测试时间、总体精度、Kappa 系数如表 4 所示。

表 3 不同地物分类的用户精度及生产者精度 %

项目	精度类型	SVM 粒子群优化	SVM 网格搜索	LSSVM 粒子群优化	LSSVM 网格搜索
水体	UA	99.08	98.67	99.87	99.13
	PA	99.41	99.02	99.59	99.35
沙石	UA	89.95	88.67	96.57	95.74
	PA	92.20	91.09	97.89	93.42
裸地	UA	91.79	91.89	97.45	92.36
	PA	90.19	91.02	98.67	93.16
植被	UA	99.71	98.69	99.94	98.74
	PA	94.55	94.03	97.81	98.01
阴影	UA	97.54	97.41	98.97	98.06
	PA	98.56	97.45	99.84	99.25
建筑物	UA	98.54	97.95	99.65	98.73
	PA	100.00	99.36	100.00	99.25

针对不同分类方法,结合表 3、表 4 和图 4 可知沙石和裸地的生产者精度和用户精度相对较低,但对于粒子群优化过

程,沙石的 UA 从 SVM 分类的 89.95% 上升到 LSSVM 分类的 96.57%,PA 从 SVM 分类的 92.20% 上升到 LSSVM 分类的 97.89%,裸地表现出了同样的趋势。粒子群优化算法中,SVM、LSSVM 的 MSE 分别为 0.008 6、0.007 8,总体精度由 SVM 的 97.833% 提高到 LSSVM 的 99.854%,Kappa 系数由 SVM 的 0.974 提高到 LSSVM 的 0.982;网格搜索过程中,SVM、LSSVM 的 MSE 分别为 0.024 6、0.012 4,总体精度由 SVM 的 96.574% 提高到 LSSVM 的 99.762%,Kappa 系数由 SVM 的 0.969 提高到 LSSVM 的 0.976。

针对不同参数寻优方法,对比 SVM 及 LSSVM 的 2 种分类结果,其中,除了裸地的 SVM 粒子群优化后用户精度、生产者精度稍低于 SVM 网格搜索后的用户精度、生产者精度,植被的 LSSVM 粒子群优化后生产者精度稍低于 LSSVM 网格搜索后的生产者精度之外,其他地物的粒子群优化结果均高于网格搜索生产者精度和用户精度,甚至达到了 100%。SVM 分类时,网格搜索和粒子群优化的 MSE 分别为 0.024 6、0.008 6,且粒子群优化下的训练时间、测试时间均缩短,总体精度由网格搜索的 96.574% 提高到粒子群优化的 97.833%,Kappa 系数由网格搜索的 0.969 提高到粒子群优化的 0.974;LSSVM 分类时,网格搜索和粒子群优化的 MSE 分别为 0.012 4、0.007 8,同样粒子群优化的训练时间、测试时间也较

表 4 各分类方法的分类结果对比

分类方法	模型参数	MSE	训练时间 (s)	测试时间 (s)	总体精度 (%)	Kappa 系数
SVM 粒子群优化	$C=0.852, g=7.912$	0.008 6	796.24	1 423.14	97.833	0.974
SVM 网格搜索	$C=2.614, g=12.706$	0.024 6	857.23	1 587.67	96.574	0.969
LSSVM 粒子群优化	$\gamma=0.572, \delta^2=1.076$	0.007 8	682.92	1 312.86	99.854	0.982
LSSVM 网格搜索	$\gamma=1.213, \delta^2=1.285$	0.012 4	754.61	1 457.42	99.762	0.976

网格搜索短,总体精度由网格搜索的 99.762% 提高到粒子群优化的 99.854%,Kappa 系数由网格搜索的 0.976 提高到粒子群优化的 0.982。

4 结论

本试验利用无人机搭载 Micro MCA12 Snap 多光谱相机获得地面高分辨率多光谱影像,将最佳波段指数法与光谱信息、纹理信息结合得到最佳波段组合以降低数据维度,然后分别利用粒子群优化算法和网格搜索对最佳波段组合进行 SVM 和 LSSVM 分类并以交叉验证作为参数评价标准。试验结果显示,网格搜索最优参数时,LSSVM 分类较 SVM 分类总体精度高 3.188%,Kappa 系数高 0.007;粒子群优化算法参数寻优时,LSSVM 分类较 SVM 分类总体精度高 2.021%,Kappa 系数高 0.008;粒子群优化 LSSVM 分类较网格搜索 LSSVM 分类总体精度高 0.092%,Kappa 系数高 0.006。试验结果表明,LSSVM 对 Micro MCA12 Snap 多光谱影像的各分类精度均有提高,是有效的分类手段,具有一定的应用价值。

参考文献:

[1]杨进生,郭颖平,盖利亚,等. 无人直升机遥感在华北平原地区裂缝监测中的应用[J]. 遥感信息,2015,30(1):66-70.

[2]汪 沛,罗锡文,周志艳,等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述[J]. 农业工程学报,2014,30(18):1-12.

[3]田振坤,傅莺莺,刘素红,等. 基于无人机低空遥感的农作物快速分类方法[J]. 农业工程学报,2013,29(7):109-116,295.

[4]张 园,陶 萍,梁世祥,等. 无人机遥感在森林资源调查中的应用[J]. 西南林业大学学报,2011,31(3):49-53.

[5]王利民,刘 佳,杨玲波,等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报,2013,29(18):136-145.

[6]韩文权,任幼蓉,赵少华. 无人机遥感在应对地质灾害中的主要应用[J]. 地理空间信息,2011,9(5):6-8,163.

[7]雷添杰,李长春,何孝莹. 无人机航空遥感系统在灾害应急救援中的应用[J]. 自然灾害学报,2011,20(1):178-183.

[8]冯家莉,刘 凯,朱远辉,等. 无人机遥感在红树林资源调查中的

应用[J]. 热带地理,2015,35(1):35-42.

[9]李 冰,刘镭源,刘素红,等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报,2012,28(13):160-165.

[10]Herwitz S R,Johnson L F,Dunagan S E,et al. Imaging from an unmanned aerial vehicle;agricultural surveillance and decision support [J]. Computers and Electronics in Agriculture,2004,44(1):49-61.

[11]Rango A,Laliberte A,Herrick J E,et al. Unmanned aerial vehicle - based remote sensing for rangeland assessment, monitoring, and management[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics,2009,3(1):11-15.

[12]Laliberte A S,Goforth M A,Steele C M,et al. Multispectral remote sensing from unmanned aircraft;image processing workflows and applications for rangeland environments[J]. Remote Sensing,2011,3(11):2529-2551.

[13]张 磊,邵振峰. 改进的 OIF 和 SVM 结合的高光谱遥感影像分类[J]. 测绘科学,2014,39(11):114-117,66.

[14]Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer - Verlag,1995.

[15]陈 波,张友静,陈亮. 结合纹理的 SVM 遥感影像分类研究[J]. 测绘工程,2007,16(5):23-27.

[16]Suykens J A K,Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letter,1999,9:293-300.

[17]高恒振,万建伟,朱珍珍,等. 基于波段子集特征提取的最小二乘支持向量机高光谱图像分类技术[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(5):1314-1317.

[18]杨佳佳,姜琦刚,陈永良,等. 基于最小二乘支持向量机和高分辨率遥感影像的大尺度区域岩性划分[J]. 中国石油大学学报(自然科学版),2012,36(1):60-67.

[19]丁 胜,袁修孝,陈 黎. 粒子群优化算法用于高光谱遥感影像分类的自动波段选择[J]. 测绘学报,2010,39(3):257-263.

[20]任 哲,陈怀亮,王连喜,等. 利用交叉验证的小麦 LAI 反演模型研究[J]. 国土资源遥感,2015,27(4):34-40.

[21]赵庆展,刘 伟,尹小君,等. 基于无人机多光谱影像特征的最佳波段组合研究[J]. 农业机械学报,2016,47(3):242-248,291.