

基于 SVM 的资源三号影像林地分类及精度评价研究

侯逸晨,赵鹏祥*,杨伟志,张晓莉

(西北农林科技大学 林学院,陕西 杨陵 712100)

摘要:运用 ZY-3 影像全色和多光谱影像,采用支持向量机(SVM)法对黄龙山林区蔡家川林场林地进行分类研究,探讨 SVM 法的分类能力及不同核函数、纹理窗口大小对森林植被分类精度的影响。结果表明:SVM 法在研究区 ZY-3 影像林地分类中精度比传统的极大似然法高;将光谱信息与灰度共生矩阵(GLCM)构造派生的纹理信息结合能有效提高分类精度;采用 SVM 法分类时不同核函数对分类结果的精度影响不显著;在选用 3×3 、 5×5 纹理窗口时分类精度更高。

关键词:遥感;资源三号影像;森林分类;支持向量机

中图分类号:S771.8 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-7461(2016)01-0180-06

Forest Classification and Accuracy Assessment in ZY3 Image with SVM Method

HOU Yi-chen, ZHAO Peng-xiang*, YANG Wei-zhi, ZHANG Xiao-li

(College of Forestry, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract:Based on ZY-3 panchromatic and multispectral image, the forest stands in Huanglong Mountainous areas were classified by support vector machine (SVM) method. The classification ability of SVM was tested, and the influence of different kernel functions and texture window size on the accuracy of classification were examined. The data showed that the accuracy of the SVM on forest vegetation classification of ZY-3 image was higher than that of the traditional maximum likelihood method. The accuracy of classification could be evidently improved by combining spectral information and the image texture information based on gray level co-occurrence matrix (GLCM). Different kernel functions had no significant influence on the accuracy of classification by using SVM method. In addition, the accuracy of classification was higher with 3×3 or 5×5 windows.

Key words:remote sensing; ZY-3 image; forest classification; support vector machine (SVM)

光学遥感技术具有效率高、可重复利用等特点,使其在森林资源调查和管理方面得到了广泛应用。遥感影像分类是森林资源调查和监测不可缺少的内容^[1]。近年来,许多专家学者采用不同方法进行森林植被研究以提高植被分类精度:采用高分辨率遥感影像进行森林信息提取^[2-6],采用多源、多时相的影像数据进行森林信息提取^[7-12],结合其他数据如 LiDAR、SAR、高光谱影像等提取林地信息^[13-16]。但是,这些研究中所用的高分辨率影像均为国外进口,价格昂贵。资源三号卫星是中国第一颗自主的

民用高分辨率立体测绘卫星^[17],将资源三号卫星影像数据应用于林业研究将大大降低研究成本,在林业遥感应用方面摆脱对国外遥感影像的依赖。

本研究以陕西省延安市黄龙县蔡家川林场为试验区,选用资源三号卫星影像(ZY-3),通过对 ZY-3 全色和多光谱数据进行校正、融合等预处理,选择最佳的融合方法,结合灰度共生矩阵(CLGM)派生的纹理信息,利用影像光谱特征和纹理信息采用支持向量机法(SVM)对研究区域林地进行分类。研究方法和结果在黄土高原森林资源遥感监测和评价中

收稿日期:2015-03-11 修回日期:2015-04-24

基金项目:国家自然科学基金项目:黄土高原天然林林地时空变化及其驱动力研究(30972296)。

作者简介:侯逸晨,男,在读硕士,研究方向:森林经理学,3S 技术在资源环境中的应用。E-mail:nwsuaf_hyc@qq.com

* 通信作者:赵鹏祥,男,博士,副教授,研究方向:森林经理学,3S 技术在资源环境中的应用。E-mail:zpx666@aliyun.com

具有一定的应用价值。

1 研究区概况

蔡家川林场($109^{\circ}48' - 110^{\circ}02'$ E, $35^{\circ}45' - 35^{\circ}57'$ N)位于陕西省黄龙县黄土高原中部,林场总面积 $20\ 726\text{ hm}^2$ 。属黄土高原丘陵沟壑区,地形破碎复杂,海拔 $1\ 100\sim 1\ 300\text{ m}$,土壤主要是褐土和灰褐土。本区域属暖温带针阔混交林带,天然植被覆盖率高,植被种类丰富。优势树种主要有油松(*Pinus tabulaeformis*)、辽东栎(*Quercus wutaishanica*)、山杨(*Populus davidiana*)和白桦(*Betula platyphylla*)等,灌木有胡枝子(*Lespedeza bicolor*)、胡颓子(*Elaeagnus pungens*)、黄蔷薇(*Rosa rugosa*)、虎榛子(*Ostryopsis davidiana*)、绣线菊(*Spiraea salicifolia*)和灰栒子(*Cotoneaster acutifolius*)等^[18-20]。

2 材料与方法

数据来源:选用ZY-3(2013年6月27日)2.1m全色影像和5.8m多光谱影像,影像参数如表1所示。蔡家川林场现地调查数据,林场1:10 000地形图。

表1 ZY-3传感器波段特征

Table 1 ZY-3 sensor band features

波段序号	波段范围/ μm	波段名称	空间分辨率/m
1	0.45~0.52	蓝	5.8
2	0.52~0.59	绿	5.8
3	0.63~0.69	红	5.8
4	0.77~0.89	近红外	5.8
	0.45~0.80	全色	

正射校正及几何校正:使用影像自带的RPC文件分别校正ZY-3全色影像及多光谱影像。以全色影像为参考影像,对正射校正后的多光谱影像进行几何校正,配准误差控制在1个像元以内。

试验区裁剪:使用蔡家川林场矢量图层做掩膜,分别裁剪校正后的全色影像和多光谱影像,生成研究区影像。

影像融合:将不同时间、不同传感器的影像通过一定规则运算,获得新的影像数据,合成的影像数据往往具有更高的空间分辨率,包含更多的信息量。文中采用像素级融合方法,选用的融合方法有Gram-Schmidt光谱锐化法、Brovey变换、PCA变换3种方法。通过目视评价和定量评价对比各融合方法的融合效果,对比融合影像的信息熵、平均值、平均梯度、光谱扭曲程度等指标,Gram-Schmidt光谱锐化法融合影像效果最佳。

纹理信息提取与波段组合:使用全色波段提取

纹理信息,即基于灰度共生矩阵计算出的均值(mean)、方差(variance)、熵值(entropy)、二阶距(second moment)、对比度(contrast)、均一性(homogeneity)、相关性(correlation)和相异性(dissimilarity)8种统计纹理信息(表2)。将这8种纹理信息与ZY-3多光谱4个波段的数据组合形成研究中林地分类使用的光谱+纹理影像。

表2 纹理因子计算公式

Table 2 Formulae to calculate textural features and texture image

纹理因子	计算公式
均值	$\sum_{s_1} \sum_{s_2} s_1 \cdot p(s_1, s_2)$
方差	$\sum (X_{ij} - M)^3 / (n-1) V^{\frac{3}{2}}$
熵值	$-\sum_{s_1} \sum_{s_2} p(s_1, s_2) \cdot \ln p(s_1, s_2)$
二阶矩	$\sum_{s_1} \sum_{s_2} [p(s_1, s_2)]^2$
对比度	$\sum_{s_1} \sum_{s_2} (s_1 - s_2)^2 p(s_1, s_2)$
均一性	$\sum_{s_1} \sum_{s_2} p(s_1, s_2) / [1 + (s_1 - s_2)^2]$
相关性	$[\sum_{s_1} \sum_{s_2} s_1 \cdot s_2 \cdot p(s_1, s_2) - \mu_1 \cdot \mu_2] / \sigma_1 \cdot \sigma_2$
相异性	$\sum_{s_1} \sum_{s_2} s_1 - s_2 \cdot p(s_1, s_2)$

影像分类:依据《森林资源规划设计调查主要技术规定》及《中华人民共和国林业行业标准——林地标准》,结合遥感影像可识别类型,将研究区森林资源的地类划分为林业用地和非林业用地(非林地);林业用地分为有林地、疏林地和灌木林地,其中疏林地光谱特征与有林地差异不大,故将其合并至有林地中;有林地依据林分组分成针叶林、阔叶林2个类型。最终确定研究区分为非林地、针叶林、阔叶林和灌木林4种类型。

支持向量机SVM分类器是建立在统计学习理论上的一种新的学习方法,体现了学习过程的一致性和结构风险最小化原理,该方法主要目标是找到一个超平面,使得它能够尽可能多的将2类数据点正确的分开^[21]。

对处理结果进行精度评价。精度评价采用研究区范围内生成的300个随机点,通过现地调查数据及Google Earth数据综合确定这些点的地类,建立分类精度矩阵,计算总体精度(Overall Accuracy)和Kappa系数评价分类精度。

3 结果与分析

对比不同分类方法、纹理信息、不同核函数、不同窗口大小对林地分类精度的影响。分类时选用的光谱影像为Gram-Schmidt光谱锐化法融合影像,光谱+纹理影像为Gram-Schmidt光谱锐化法融合

影像 4 个波段与灰度共生矩阵派生的纹理信息 8 个波段组合。

3.1 不同分类方法精度比较

对相同影像分别选用极大似然法和 SVM 法进行分类。影像选用光谱+纹理 12 个波段影像, 纹理窗口大小 3×3 , SVM 法核函数选用 Polynomial。分类结果如图 1A、1B, 2 种方法的分类精度矩阵见表 3、表 4。

从表 3 可以看出最大似然法能够较好地区分林

地和非林地, 但该方法对林地区分精度较低, 很难讲针叶林、阔叶林、灌木林准确区分, 总体精度 60.67%, Kappa 系数 0.4309。从表 4 可以看出采用 SVM 法进行分类不仅能够将林地和非林地准确区分, 而且对针叶林、阔叶林的区分也十分准确, 对灌木林分类精度稍低, 但与极大似然法相比已有很大提升, 分类总体精度 86.00%, Kappa 系数 0.7991。通过对比 2 种方法的分类结果及精度评价矩阵, SVM 法对森林植被的区分更加准确。

表 3 极大似然法分类精度矩阵(光谱+纹理)

Table 3 Classification accuracy matrix of maximum likelihood method(spectrum + texture)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	61	46	10	0	117	52.14
阔叶林	37	63	8	1	109	57.80
灌木林	4	8	14	2	28	50.00
非林地	0	0	2	44	46	95.65
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	59.80	53.85	41.18	93.62		

注:Kappa 系数为 0.4309, 总体精度为 60.67%。

表 4 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 3×3 Polynomial)

Table 4 Classification accuracy matrix of SVM method (spectrum + texture 3×3 Polynomial)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	91	13	5	0	109	83.49
阔叶林	8	97	4	0	109	88.99
灌木林	3	7	24	1	35	68.57
非林地	0	0	1	46	47	97.87
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	89.22	82.91	70.59	97.87		

注:Kappa 系数为 0.7991, 总体精度为 86.00%。

3.2 纹理信息对分类精度的影响

采用 SVM 法, 对 Gram-Schmidt 光谱锐化法融合影像 4 个光谱波段和包含纹理窗口信息的光谱+纹理 12 个波段影像进行分类, 分类时选用相同的核函数 Polynomial, 分类结果如图 1B、1C, 精度矩阵见

表 5、表 4。光谱影像与光谱+纹理影像分类精度分别为 70.67% 和 86.00%, Kappa 系数分别为 0.5881 和 0.7991, 增加纹理信息后分类精度显著提高。因此, 增加基于灰度共生矩阵计算出的 8 种统计纹理信息对提高分类精度是十分必要的。

表 5 SVM 法分类精度矩阵(光谱 Polynomial)

Table 5 Classification accuracy matrix of SVM method(spectrum Polynomial)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	73	27	4	0	104	70.19
阔叶林	18	72	6	1	97	74.23
灌木林	11	18	23	2	54	42.59
非林地	0	0	1	44	45	97.78
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	71.57	61.54	67.65	93.62		

注:Kappa 系数为 0.5881, 总体精度为 70.67%。

3.3 不同核函数对分类精度的影响

采用 SVM 法, 对结合了纹理信息的光谱+纹理影像进行分类, 分类时选择 4 种不同的核函数 (Polynomial、Linear、Radial Bsais、Sigmoid), 分类结果如图 1B、1D、1E、1F, 得到分类精度矩阵(表 4、表 6~表 8)。通过分析表 4、表 6、表 7、表 8 发现, 采

用 Polynomial、Linear、Radial Bsais 和 Sigmoid 核函数分类的总体精度分别为 86.00%、85.67%、85.00% 和 83.33%, Kappa 系数分别为 0.7991、0.7936、0.7847 和 0.7627, 选用 Polynomial、Linear、Radial Bsais 核函数时分类结果差异不显著, 选用 Sigmoid 核函数时分类精度最低, 主要原因是选

用 Sigmoid 核函数时易将其他林地类型划分为灌木林地,其灌木林地的用户精度仅为 61.36%。总的

来说,采用不同核函数对分类精度有一定影响,但差异不显著。

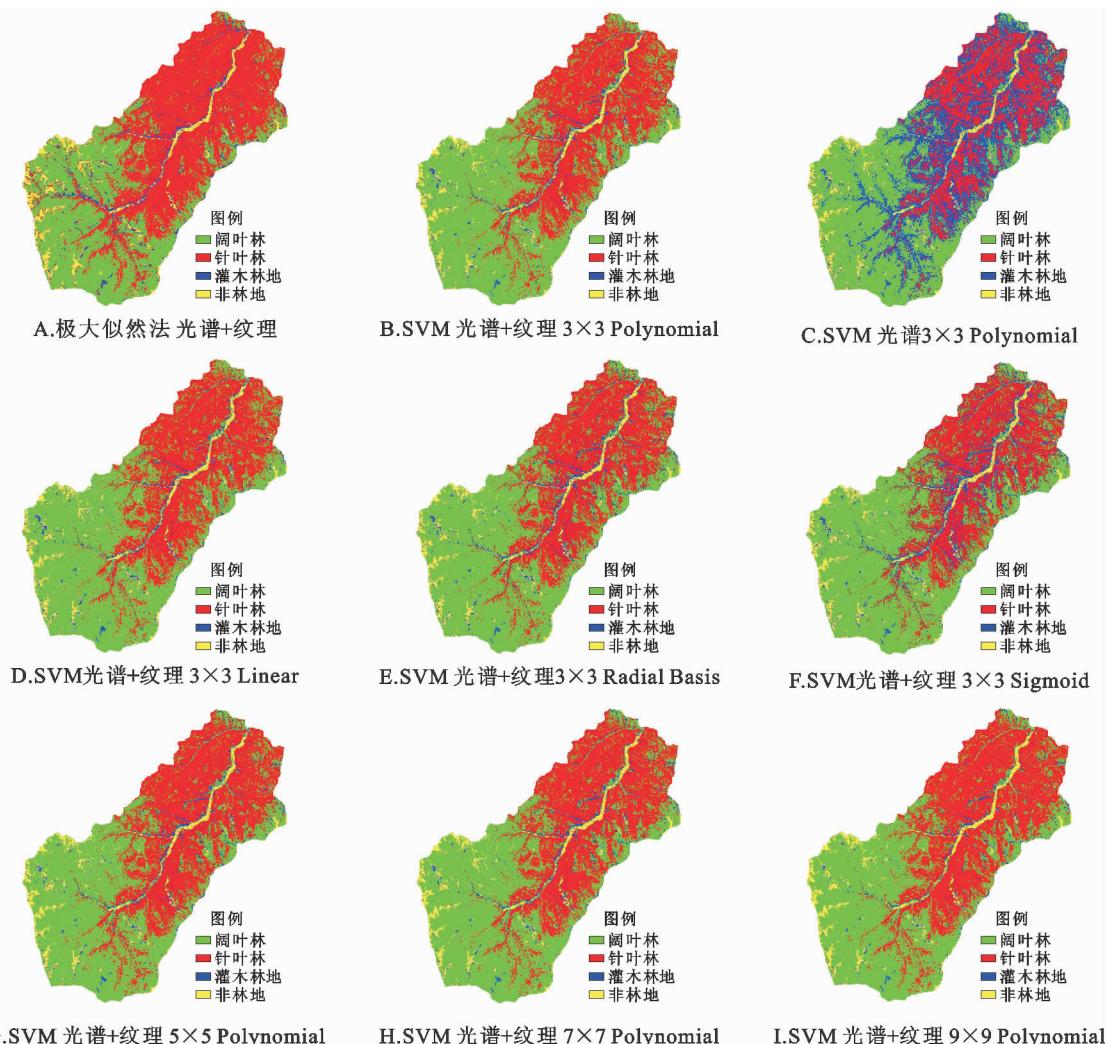


图 1 林地分类图

Fig. 1 Forest land classification figures

表 6 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 3×3 Linear)

Table 6 Classification accuracy matrix of SVM method(spectrum+texture 3×3 Linear)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	88	12	6	0	106	83.02
阔叶林	11	99	4	0	114	86.84
灌木林	3	6	23	0	32	71.88
非林地	0	0	1	47	48	97.92
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	86.27	84.62	67.65	100.00		

注:Kappa 系数为 0.793 6, 总体精度为 85.67%。

表 7 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 3×3 Radial Basis)

Table 7 Classification accuracy matrix of SVM method(spectrum + texture 3×3 Radial Basis)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	85	13	3	0	101	84.16
阔叶林	13	98	5	0	116	84.48
灌木林	4	6	26	1	37	70.27
非林地	0	0	0	46	46	100.00
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	83.33	83.76	76.47	97.87		

注:Kappa 系数为 0.784 7, 总体精度为 85.00%。

表 8 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 3×3 Sigmoid)

Table 8 Classification accuracy matrix of SVM method (spectrum + texture 3×3 Sigmoid)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	79	11	2	0	92	85.87
阔叶林	15	97	5	0	117	82.91
灌木林	8	9	27	0	44	61.36
非林地	0	0	0	47	47	100.00
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	77.45	82.91	79.41	100.00		

注:Kappa 系数为 0.7627, 总体精度为 83.33%。

3.4 不同窗口大小对分类精度的影响

分别提取 3×3、5×5、7×7、9×9 窗口的纹理信息, 以分析不同窗口大小对分类精度的影响。3×3 窗口分类结果的总体精度及 Kappa 系数均高于其他窗口, 5×5 窗口次之, 与 3×3 窗口分类结果精度差异不大。7×7 窗口与 9×9 窗口的总体精度及

Kappa 系数明显低于其他 2 种大小的窗口, 其中选用 9×9 窗口时分类结果的总体精度最低, 仅为 79.67%, Kappa 系数最小, 为 0.7098。由以上分析可知, ZY-3 影像在该地区以 3×3、5×5 窗口提取纹理信息分类精度较高, 分类精度随着窗口的增大而降低(表 9~表 11)。

表 9 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 5×5 Polynomial)

Table 9 Classification accuracy matrix of SVM method (spectrum + texture 5×5 Polynomial)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	89	16	3	0	108	82.41
阔叶林	8	96	5	1	110	87.27
灌木林	5	5	24	1	35	68.57
非林地	0	0	2	45	47	95.74
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	87.25	82.05	70.59	95.74		

注:Kappa 系数为 0.7800, 总体精度为 84.67%。

表 10 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 7×7 Polynomial)

Table 10 Classification accuracy matrix of SVM method (spectrum + texture 7×7 Polynomial)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	87	20	2	0	109	79.82
阔叶林	10	93	9	1	113	82.30
灌木林	5	4	22	1	32	68.75
非林地	0	0	1	45	46	97.83
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	85.29	79.49	64.71	95.74		

注:Kappa 系数为 0.7452, 总体精度为 82.33%。

表 11 SVM 法分类精度矩阵(光谱+纹理 9×9 Polynomial)

Table 11 Classification accuracy matrix of SVM method (spectrum + texture 9×9 Polynomial)

土地种类	针叶林	阔叶林	灌木林	非林地	行总数	用户精度/%
针叶林	82	23	3	0	108	75.93
阔叶林	12	88	6	0	106	83.02
灌木林	8	6	24	2	40	60.00
非林地	0	0	1	45	46	97.83
列总数	102	117	34	47	300	
生产者精度/%	80.39	75.21	70.59	95.74		

注:Kappa 系数为 0.7098, 总体精度为 79.67%。

4 结论与讨论

资源三号卫星是我国自主发射的高分辨率的卫星之一, 相对国外高分辨率影像, 具有价格低廉的特点。文章利用国产 ZY-3 影像数据, 将其应用于黄土高原地区林地分类研究, 获得了较好的分类结果, 论证了 ZY-3 影像在林地分类研究中应用的可行

性。使用 ZY-3 影像应用于林业科研及生产活动中, 能够大大降低成本, 在林业遥感应用方面摆脱对国外遥感影像的依赖。研究方法和结果在黄土高原森林资源遥感监测和评价中具有一定的应用价值。

选用了 SVM 法和极大似然法对 ZY-3 影像进行分类, 对比了不同研究方法对分类精度的影响, 得出了选用 SVM 法能够有效提高林地分类精度。

对比SVM法中不同核函数对林地分类精度的影响,通过比较分类精度矩阵,对比各核函数分类的总体精度及Kappa系数,选用Polynomial、Linear、Radial Bsais核函数时分类结果差异不显著,选用Sigmoid核函数时分类精度最低。

结合灰度共生矩阵(CLCM)派生的纹理信息可以有效提高影像的分类精度。增加 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 窗口的纹理信息的分类结果均高于无纹理信息的分类结果,且在选用 3×3 、 5×5 纹理窗口时精度最高,分类精度有随着窗口的增大而降低的趋势。

在未来研究中,结合多源遥感影像,结合归一化植被指数(NDVI)、结合多源遥感影像或采用面向对象的分类方法,或许可以进一步提高该区域的分类精度。

参考文献:

- [1] 刘旭升,张晓丽.森林植被遥感分类研究进展与对策[J].林业资源管理,2004(1):61-64.
- [2] 严恩萍,林辉,莫登奎,等.基于ALOS数据的遥感植被分类研究[J].中南林业科技大学学报,2010,30(11):37-42.
YAN E P, LIN H, MO D K, et al. Vegetation classification based on ALOS data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2010, 30(11): 37-42. (in Chinese)
- [3] 张翠萍,牛建明,董建军,等.基于IKONOS数据的植被制图与植被空间格局——以五分地沟试验区为例[J].生态学报,2006,26(2):449-456.
ZHANG C P, NIU J M, DONG J J, et al. Vegetation mapping and spatial pattern analysis using IKONOS data: a case study in the Wufendigou Area[J]. Acta Ecologica Sinica, 2006, 26(2): 449-456. (in Chinese)
- [4] 陈利,林辉,孙华.基于WorldView-2影像城市绿地信息提取研究[J].西北林学院学报,2014,29(1):155-160.
CHEN L, LIN H, SUN H. Worldview-2 image based urban green space information extraction[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2014, 29(1): 155-160. (in Chinese)
- [5] IMMITZER M, CLEMENT A, TATJANA K. Tree species classification with random forest using very high spatial resolution 8-Band WorldView-2 satellite data[J]. Remote Sensing, 2012, 4: 2661-2693.
- [6] 黎良才,肖万娟,杨善云,等.基于Quickbird遥感影像的大学校园绿地调查与分析[J].西北林学院学报,2015,30(2):231-238.
LI L C, XIAO W J, YANG S Y, et al. Investigation and analysis of green space in college campus based on the Quickbird remote sensing image[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2015, 30(2): 231-238. (in Chinese)
- [7] 刘刚,张雨,臧卓,等.多源遥感数据森林信息的提取和比较分析[J].中南林业科技大学学报,2012,32(10):158-161.
LIU G, ZHANG Y, ZANG Z, et al. Extraction and comparative analysis of forest information of multi-source remote sensing data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2012, 32(10): 158-161. (in Chinese)
- [8] CONTEH A V, SHENGBO C. Remote sensing classification of western Serra Leone using landsat TM and ETM+[J]. Global Geology, 2012, 15(1): 58-65.
- [9] ZHANG Y, YANG H, PRASAD S, et al. Ensemble multiple kernel active learning for classification of multisource remote sensing data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 8(2): 845-858.
- [10] STAVRAKOUDIS D G, DRAGOZI E, GITAS I Z, et al. Decision fusion based on hyperspectral and multispectral satellite imagery for accurate forest species mapping[J]. Remote Sensing, 2014, 6(8): 6897-6928.
- [11] 万红梅,李霞,董道瑞.基于多源遥感数据的荒漠植被覆盖度估测[J].应用生态学报,2012,23(12):3331-3337.
WAN H M, LI X, DONG D R. Estimation of desert vegetation coverage based on multi-source remote sensing data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(12): 3331-3337. (in Chinese)
- [12] LI M, IM J, BEIER C. Machine learning approaches for forest classification and change analysis using multi-temporal Landsat TM images over Huntington wildlife forest[J]. GIScience & Remote Sensing, 2013, 50(4): 361-384.
- [13] DIAN Y, LI Z, PANG Y. Spectral and texture features combined for forest tree species classification with airborne hyperspectral imagery[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2014, 43(1): 101-107.
- [14] 吴见,彭道黎.基于空间信息的高光谱遥感植被分类技术[J].农业工程学报,2012,28(5):150-153.
- [15] 王馨爽,陈尔学,李增元,等.多时相双极化SAR影像林地类型分类方法[J].林业科学,2014,50(3):83-91.
WANG X S, CHEN E X, LI Z Y, et al. Multi-temporal and dual-polarization SAR for forest land type classification[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2014, 50(3): 83-91. (in Chinese)
- [16] 乔纪纲,刘小平,张亦汉.基于LiDAR高度纹理和神经网络的地物分类[J].遥感学报,2011,15(3):539-553.
QIAO J G, LIU X P, ZHANG Y H. Land cover classification using LiDAR height texture and ANNs [J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3): 539-553. (in Chinese)
- [17] 航天五院ZY-3卫星介绍[EB/OL].2009-12-17[2014-10-10].<http://sasmac.sbsm.gov.cn/article//wxzh/200912/20091200059259.shtml>
- [18] 赵鹏祥,赵臻,郝红科.黄龙山蔡家川林场森林类型碳密度及其变化研究[J].西北农林科技大学学报:自然科学版,2011,39(7):77-82.
ZHAO P X, ZHAO Z, HAO H K. Study on carbon density and its dynamic change of forest types in Huanglong Mountain forest region[J]. Journal of Northwest A&F University: Nat. Sci. Ed., 2011, 39(7): 77-82. (in Chinese)
- [19] 李卫忠,赵鹏祥,贾生平.陕西延安黄龙山褐马鸡自然保护区综合科学考察[M].陕西杨陵:西北农林科技大学出版社,2006:3-4.
- [20] 翟晓江,郝红科,麻坤,等.基于TM的黄龙山森林生物量模型[J].西北林学院学报,2014,29(1):41-45.
Zhai X J, Hao H K, Ma K, et al. TM based estimation biomass model of the Huanglong Mountain in northern Shaanxi [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2014, 29(1): 41-45. (in Chinese)
- [21] 黄昕,张良培,李平湘.基于多尺度特征融合和支持向量机的高分辨率遥感影像分类[J].遥感学报,2007,11(1):48-54.