

云阴影区机载高光谱影像森林树种分类

李军玲, 庞勇*, 李增元, 莢文

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091)

摘要: [目的]使用窄波段植被指数、纹理信息等特征对影像进行分类,探究植被指数和纹理信息对于云阴影下树种分类的潜力。[方法]使用经过大气校正后的高光谱影像进行窄波段植被指数的计算、纹理分析以及主成分分析,并对计算的结果进行波段组合。用于计算纹理信息的波段通过最佳指示因子进行选择,选取的波段数为31(0.67 nm),51(0.86 nm),55(0.89 nm)3个波段。结合高分辨率的航空相片进行训练样本的选择,采用Support Vector Machine(SVM)方法对经过大气校正后的反射率影像和重组后的特征影像分别进行分类,使用样地实测的树种信息对分类结果进行验证,使用总体精度和Kappa系数作为分类精度的评价指标。[结果]相对于直接使用反射率影像进行分类,使用窄波段植被指数以及纹理信息可以显著地提高云阴影下地物的分类精度,其分类精度和Kappa系数分别为90.4%和0.88,比直接使用反射率影像的分类精度和Kappa系数分别提高了18%和0.2。[结论]使用重新组合后的影像进行树种分类比直接使用反射率影像进行分类,其分类精度更高,说明窄波段植被指数与纹理特征可以提高云阴影区树种分类的精度。使用波段重组后的影像对云阴影下地物分类,其对于单个地物的分类精度也有明显的提高。

关键词: AISA Eagle II; 机载高光谱影像; 大气校正; 云阴影; 窄波段植被指数; 纹理分析

中图分类号: S771.8

文献标识码: A

文章编号: 1001-1498(2019)05-0136-06

随着遥感技术的不断发展,遥感技术已经越来越广泛的应用在湿地类型识别,森林树种分类中^[1-2]。国内外众多利用机载高光谱数据对不同温度带森林树种^[3-7]的分类研究证明,机载高光谱数据在森林资源监测以及树种的识别上具有巨大的潜力。刘怡君^[8]使用AISA Eagle II高光谱影像结合机载激光雷达数据对云南山区森林树种进行分类,结果表明高光谱数据和Lidar数据结合可以提高树种分类的精度,但是机载高光谱影像在飞行过程中,如果天空中有云,在飞行的条带上会受到云的影响,在影像上会产生云阴影,从而影响影像上地物的分类精度,如果直接使用反射率影像对有云阴影的影像进行分类,其分类精度会降低。高贤君^[9]使用光谱特征阈值检测云阴影,然后使用综合模型对云阴影区进行补偿。王玥^[10]使用一种基于主成分分析的方法对云阴影进行检测,然后使用影像上相同地物类型的非阴影区像素值进行补偿,这种补偿方法需

要明确影像上的地物类型,其补偿后的影像并不适合于森林树种的分类。有的或直接舍弃掉含有云阴影的影像,这会造成影像资源的浪费,特别是对于航空遥感来说,舍弃云阴影区的影像会使获取影像的成本大大增加,因此,在使用机载高光谱影像对森林树种分类时,提高阴影区树种分类的精度至关重要。

本研究以温带山区森林为例,在对包含云阴影的机载高光谱影像进行分类时采用植被指数、纹理信息等进行波段合成,对合成后的影像进行分类,探究植被指数、纹理信息等对云阴影下不同树种分类精度的影响,为以后进行云阴影影响的影像分类提供参考,提高机载影像资源的利用效率。

1 研究区域与数据采集

1.1 研究区概况

实验区位于黑龙江省佳木斯市桦南县东北部的孟家岗林场,地理坐标为130°32'~130°52' E,北纬

收稿日期: 2018-11-14 修回日期: 2019-02-12

基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项“黑龙江省多尺度森林生物量和碳储量估计(CAFYBB2016ZD004)” ; 国家重点研发计划“多尺度落叶松人工林生长预测(2017YFD0600404)”

* 通讯作者: 庞勇, 中国林业科学研究院资源信息研究所, 研究员。pangy@ifrit.ac.cn

46°20′~46°30′ N。是以经营落叶松树种为主的人工林基地,人工造林占林地面积的 76.7%,落叶松 (*Larix olgensis* Henry)、樟子松 (*Pinus sylvestris* L. var. *mongolica* Litv)、红松 (*Pinus koraiensis* Sieb. et Zucc) 约占 80%。

1.2 数据

1.2.1 遥感数据 本次实验所采用的遥感数据是由中国林业科学研究院机载 LiCHy (Lidar-CCD-Hyperspectral) 系统获得,数据采集时间为 2017 年 6 月 5 日。航摄遥感平台为国产运-5 小型多用途飞机,飞行高度为 1 000 m。LiCHy 系统包括激光扫描仪 (LMS-Q680i)、CCD 相机 (DigiCAM-60) 和 AISA Eagle II 高光谱传感器^[11]。AISA Eagle II 高光谱传感器可采集可见光和近红外波段,波长范围 400~1 000 nm,影像的波段数为 64 个,光谱分辨率为 3.3 nm,空间分辨率为 1 m。

1.2.2 地面调查数据 使用 Trimble GEO7X 手持 GPS 对树种位置信息进行定位,对使用手持 GPS 获取的位置信息进行差分处理,差分时所使用的基站数据是 Trimble R4 获得的坐标信息。手持 GPS 差分后的定位精度误差为 1 m 以内,对于人工林来说,其林相较为单一,GPS 误差在可接受范围内。获取的样点数据主要包括落叶松 50 块,红松 50 块,樟子松 41 块和云杉 48 块。

1.2.3 其他辅助数据 训练样本使用 DOM 数据辅助选取,使用的 DOM 空间分辨率为 0.1 m,与机载高光谱数据同平台同步获取。

2 高光谱数据处理与地物精细分类

由于受各种因素的影响,在图像分析和处理前需要对影像进行预处理。采用支持向量机(SVM)分类器,对经过预处理的影像进行监督分类。最后使用样地实测数据进行验证,建立混淆矩阵,选用总体精度和 Kappa 系数以及各地物分类的制图精度和用户精度作为分类结果的评价指标。分类流程图如图 1 所示。

2.1 遥感数据预处理

2.1.1 辐射定标和几何校正 使用机载配套软件 CaliGeoPro 对机载数据进行辐射定标和几何校正。CaliGeoPro 软件利用 SPECIM 公司提供的标定 AISA Eagle II 传感器的定标文件、由外部 GPS、IMU 解算的航迹文件以及激光雷达数据提供的高精度 DEM 信息对原始影像进行辐射定标和几何校正。

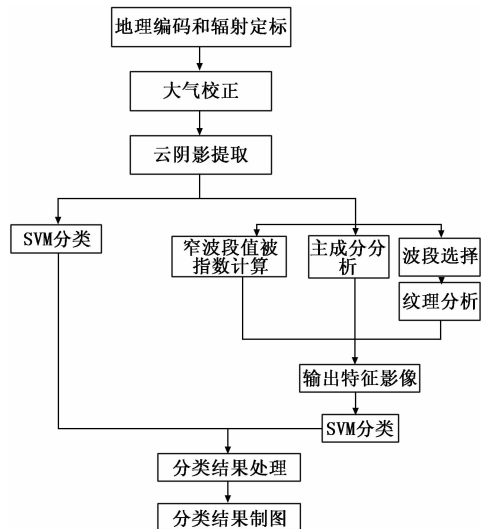


图 1 分类流程图

Fig. 1 Workflow of classification

2.1.2 大气校正 采用 ATCOR4 软件获得的太阳方位角、天顶角、气溶胶类型大气可视距离等参数基于 MODTRAN5 模型纠正大气对传感器采集数据的影响,完成对影像的大气校正。在试验区内,其地势较为平坦,地形因素所形成的阴影对影像的影响较小,其影像上的阴影为云层所形成的阴影。图 2 为大气校正后的高光谱影像。

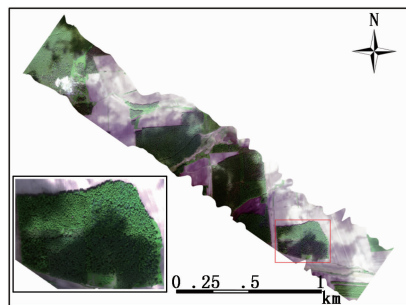


图 2 大气校正后高光谱影像

(R:0.69 μ m G:0.54 μ m B:0.46 μ m)

Fig. 2 Hyperspectral image atmospheric correction

2.2 遥感数据处理

2.2.1 植被指数计算 选用窄波段植被指数对阴影区进行分类,其中窄波段植被指数主要包括红边归一化植被指数、改进红边比值植被指数、改进红边归一化植被指数、Vogelmann 红边指数。

2.2.2 纹理分析 本研究采用的纹理信息主要包括均值、方差、协同性、对比度、相异性、信息熵、二阶矩和相关性。计算纹理信息使用的波段通过最佳指数法 OIF 指数进行选择,计算公式如下:

$$OIF = \sum_{i=1}^3 s_i / \sum_{r=1}^3 |R_{ij}| \quad (1)$$

其中: S_i 为第 i 个波段的标准差, R_{ij} 为 i, j 两波段的相关系数。

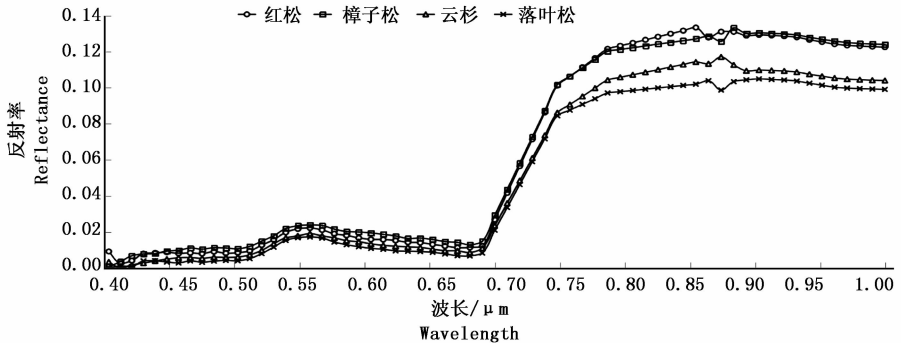
2.2.3 主成分分析 由于高光谱波段数较多,各波段之间往往是高度相关的,主成分分析就是去除波段之间的冗余信息,将多波段的图像信息压缩到比原波段更有限的少数几个波段的方法,本次研究选用前4个主成分,包含了原始影像99.9%的信息。

2.3 监督分类

2.3.1 分类系统的确定 根据样地的调查数据,所

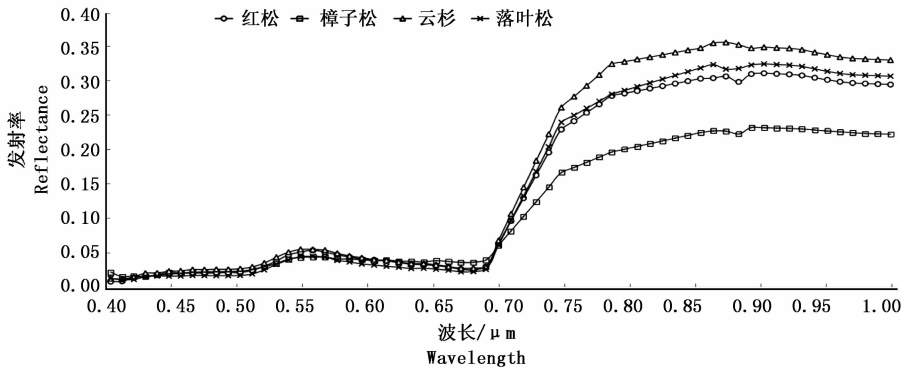
选实验区内主要的树种类型包含落叶松、红松、樟子松和云杉。此外,实验区中还包含灌木、耕地、草地等地物类型。本研究最终的分类类别为:云杉、落叶松、灌木、草地、耕地、红松、樟子松。

对于没有受云阴影影响的高光谱影像,经过大气校正后其具有准确的地物反射率,而对于受云阴影影响的像元,由于云阴影的影响,其反射率的值会受到抑制,其相对于无云阴影的影像来说其反射率较低。经过大气校正后的光谱曲线如图3所示。



a. 云阴影下树种光谱曲线

a. Spectral curve of tree species under cloud shadow



b. 不受云阴影影响的树种光谱曲线

b. Spectral curve of tree species in non-cloud shadow

图3 云阴影区与非云阴影区光谱曲线对比图

Fig. 3 Comparison of spectral curves between cloud shaded areas and non-cloud shaded areas

2.3.2 训练样本的选择 通过航空相片和二类调查数据对树种类型进行判断,人工勾选冠层确定感兴趣区域,每一个训练样本大小为4~5个像元,样本均匀分布在影像上。最终确定的训练样本个数为耕地8块、灌木9块、草地24块、樟子松50块、红松57块、落叶松50块、云杉60块。

2.3.3 影像分类 使用相同的训练样本分别对反射率影像和重新进行波段组合后的影像进行分类。反射率影像为高光谱影像的64个波段。使用支持向量机(SVM)分类方法进行分类。选用的核函数为

高斯核函数,其惩罚系数为100, Gama in Kernel Function 参数的值设置为波段数的倒数。

3 分类结果与分析

3.1 影像分类结果

本研究基于ENVI的SVM分类器,输出分类后的影像,并对分类后的影像进行分类后处理,从而减少分类后影像的椒盐现象,分类结果如图4所示。首先通过目视判读,对两种特征影像的分类结果对比可以看出,使用反射率影像的分类,红松与樟子松

的分类结果有较大的差别,其他地物的分类结果也

有一定的差异。

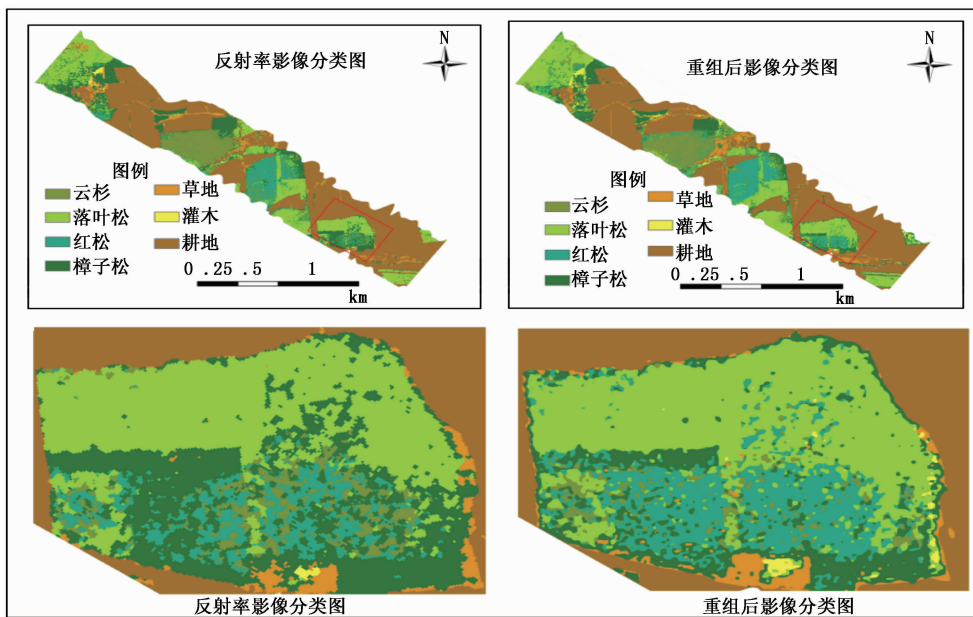


图 4 影像分类结果

Fig. 4 Image classification result

3.2 精度验证

为了定量评价植被指数和纹理信息对于云阴影区森林地物分类精度的影响,使用样地实测的数据组成验证样本,建立混淆矩阵,选用总体精度以及各

类地物的制图精度和用户精度作为分类结果的评价指标,分别对反射率影像的分类结果和波段组合后的分类结果进行验证。验证结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 反射率影像分类结果混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix of reflectivity image classification result

地物类型 Feature type	云杉 <i>Picea asperata</i>	落叶松 <i>Larix olgensis</i>	红松 <i>Pinus koraiensis</i>	樟子松 <i>Pinus sylvestris</i>	草地 Grassland	灌木 Shrub	耕地 Farm land	总和 Total
云杉 <i>Picea asperata</i>	557	51	23	0	0	0	0	631
落叶松 <i>Larix olgensis</i>	54	658	0	0	0	58	0	770
红松 <i>Pinus koraiensis</i>	108	0	247	83	0	15	0	466
樟子松 <i>Pinus sylvestris</i>	15	13	259	547	0	0	0	806
草地 Grassland	0	0	0	121	327	0	185	747
灌木 Shrub	0	114	0	0	0	306	0	334
耕地 Farm land	0	0	0	0	0	0	317	317
总和 Total	719	864	529	751	327	379	502	4 071
总体精度 Overall accuracy/%	72.68							
Kappa 系数 Kappa coefficient	0.68							

3.3 分类结果分析

本研究对经过大气校正后的反射率影像和波段重组后的影像分别进行分类,使用样地数据进行验证。结果表明,使用窄波段植被指数以及纹理信息可以显著的提高地物的分类精度,其分类精度和 Kappa 系数分别为 90.4% 和 0.88,比直接使用反射率影像的分类精度和 Kappa 系数分别提高了 18% 和 0.2。使用波段重组后的影像对云阴影下地物分

类,其对于单个地物的分类精度也有明显的提高。对于不同树种而言,红松的分类精度最低,使用反射率影像进行分类,其制图精度和用户精度分别只有 46.69% 和 53%,而使用波段重组后的影像进行分类,红松的制图精度和用户精度提高到 87.29% 和 79.29%,其制图精度和用户精度分别提高了 40.6% 和 26.29%;其次为樟子松,其制图精度和用户精度分别提高了 23% 和 26%。

表2 重组后影像分类结果混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of recombined image classification result

地物类型 Feature type	云杉 <i>Picea asperata</i>	落叶松 <i>Larix olgensis</i>	红松 <i>Pinus koraiensis</i>	樟子松 <i>Pinus sylvestris</i>	草地 Grassland	灌木 Shrub	耕地 Farm land	总和 Total
云杉 <i>Picea asperata</i>	569	32	33	0	0	0	0	634
落叶松 <i>Larix olgensis</i>	40	802	19	4	0	0	0	865
红松 <i>Pinus koraiensis</i>	95	0	460	29	0	0	0	584
樟子松 <i>Pinus sylvestris</i>	15	14	17	718	0	0	0	764
草地 Grassland	0	0	0	0	327	7	67	401
灌木 Shrub	0	16	0	0	0	372	0	388
耕地 Farm land	0	0	0	0	0	0	435	435
总和 Total	719	864	529	751	327	379	502	4 071
总体精度 Overall accuracy/%	90.68							
Kappa 系数 Kappa coefficient	0.88							

从混淆矩阵中可以看出,对于使用反射率影像进行分类时,红松主要误分成为樟子松,但是用特征影像进行分类时,红松误分成樟子松像元的个数大幅度减少,说明特征影像中所采用的植被指数与纹理信息可以大幅度提高红松和樟子松的区分能力。通过混淆矩阵可以看出,耕地和草地之间也存在误分,这是由于部分耕地已经耕种,其生长出的作物和草地具有相似的特征。

4 讨论

机载高光谱遥感是一种被动方式的遥感,其飞行平台位于云层以下,影像在获取过程中受天气的影响较大,如果云层遮挡太阳光,会使影像上存在云的阴影,特别是对于林区来说,天气变化较快,云阴影的影响更加突出,如果直接舍弃云阴影区的影像会使得影像获取的成本极大的增加,因此,选取合适的方法来提高云阴影区影像的分类精度对于机载高光谱影像至关重要。

由于云阴影区域不能直接得到太阳的直接照射,而是靠周围环境散射光和目标反射光成像,因此,在相同的成像环境条件下,遥感影像上阴影区的像元值低于非阴影区的影像的亮度值。经过阴影区和非阴影区光谱曲线对比可以看出,经过大气校正后的阴影区的光谱曲线的值要明显低于非阴影区光谱曲线的值,并且在阴影区不同地物的光谱曲线之间的差异也小于非阴影区不同地物之间的差异。在本课题组以前的研究中,使用反射率影像对森林树种进行分类时,在无云区域其总体精度和 Kappa 系数分别为 0.96 和 0.95,在对云阴影区进行树种分类时,其总体精度和 Kappa 系数分别为 0.72 和 0.68,这说明云阴影会使影像的森林树种的分类精度

降低。

传统的对于云阴影区的识别主要是使用阈值识别出云阴影区域,然后对检出的阴影区进行补偿,但是用于补偿的像元代表的可能不是阴影区原有地物的光谱特征,因此,通过这种补偿方法补偿后的影像不再适用于影像的分类。植被指数和纹理特征代表的是地物本身的特征,对于所选用的植被指数来说,其计算是使用红波段和近红外波段的值做相应的除法,因此在一定程度上植被指数可以减少云阴影区对分类精度的影响。

5 结论

本研究主要对云阴影区域的机载高光谱影像进行分类,使用窄波段植被指数和纹理信息等数据进行波段组合后的特征影像和反射率影像分别进行监督分类。结果表明(1)使用波段组合后的影像能够显著提高分类的精度,这说明窄波段植被指数和纹理信息可以提高云阴影区影像的分类精度;(2)加入植被指数与纹理信息后,红松误分为樟子松的像元数减少很多,说明植被指数和纹理信息可以提高红松与樟子松的区分能力。

参考文献:

- [1] 韦 玮,李增元,谭炳香,等.基于多角度高光谱 CHRIS 影像的隆宝滩湿地遥感分类方法研究[J].林业科学研究,2011,24(2):159-164.
- [2] 邹文涛,张怀清,鞠洪波,等.基于决策树的高寒湿地类型遥感分类方法研究[J].林业科学研究,2011,24(4):464-469.
- [3] Dian Y Y, Li Z Y, 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):1-7.
- [4] Dalponte M, Bruzzone L, Gianelle D. Tree species classification in

- the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123(3): 258–270.
- [5] Féret J, Asner G P. Tree Species discrimination in tropical forests using airborne imaging spectroscopy [J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1): 73–84.
- [6] 英文, 庞勇, 岳彩荣. 基于 AISA Eagle II 机载高光谱数据的普洱市山区森林分类[J]. *林业调查规划*, 2015, 40(1): 9–14.
- [7] 刘丽娟, 庞勇, 范文义. 基于机载激光雷达和高光谱融合的温带复杂森林树种识别[J]. *遥感学报*, 2013, 17(3): 679–695.
- [8] 刘怡君, 庞勇, 廖声熙. 机载 LiDAR 和高光谱融合实现普洱山区树种分类[J]. *林业科学研究*, 2016, 29(3): 407–412.
- [9] 高贤君, 万幼川, 何培培, 等. 单幅航空影像中云阴影的自动去除[J]. *天津大学学报*, 2014, 47(9): 771–777.
- [10] 王玥, 王树根. 高分辨率遥感影像阴影监测与补偿的主成分分析法[J]. *应用科学学报*, 2010, 28(2): 136–141.
- [11] Pang Y, Li Z, Ju H, *et al.* LiCHy: The CAF's LiDAR, CCD and Hyperspectral Integrated Airborne Observation System [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(5): 398.

Tree Species Classification by Airborne Hyperspectral Image of Forest in Cloud Shadow Area

LI Jun-ling, PANG Yong, LI Zeng-yuan, JIA Wen

(Research Institute of Forest Resources Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

Abstract: [Objective] Using narrow-band vegetation index and texture information to classify images, and to explore the potential of vegetation index and texture information for tree species classification under cloud shadows. [Method] Vegetation indices and texture features were used to recombine a new image. Reflectance images and recombination images were classified by support vector machine classifier. By comparing the classification results, the potential of narrow band vegetation indices, texture information and other characteristics in the classification of forest in cloud shadow was explored. The band used to calculate the texture information was selected by the optimum index factor (OIF), and the number of bands selected were band 31 (0.67 μm), 51 (0.86 μm) and 55 (0.89 μm). Tree species training samples were selected based on high resolution aerial photographs. The Support Vector Machine (SVM) method was adopted to classify the reflectivity images and the feature images after recombination. The classification results were verified by filed data, the overall accuracy and Kappa coefficient were used as the evaluation indices for classification accuracy. [Result] Compared with the classification result of reflectance image, the combination of vegetation index and texture information significantly improved the classification accuracy. The overall accuracy and Kappa coefficient were 90.4% and 0.88, which increased by 18% and 0.2 respectively. The classification accuracy of individual tree species was also significantly improved. It can be seen from the confusion matrix that when using the reflectance image for classification, the *Pinus koraiensis* is misclassified as *P. sylvestris*. However, using vegetation index, the error was significantly reduced. [Conclusion] It is concluded that the forest in cloud shadow area can be classified based on the narrow band vegetation index (NDVI 705, mSR 705, mNDVI 705, VOG1, VOG2, REP) and texture information and the classification result is better than the reflectance image does.

Keywords: AISA Eagle II; airborne hyperspectral images; cloud shadow area; tree species classification; narrow band vegetation indices

(责任编辑:彭南轩)