

高分辨率影像的干旱区植被信息提取方法^{*}

何磊¹, 王超¹, 别强¹, 赵传燕²

(1. 兰州大学遥感与地理信息系统研究所, 兰州 730000; 2. 兰州大学草地农业系统国家重点实验室, 兰州 730000)

提 要: 基于黑河下游额济纳旗地区的 Quickbird 影像, 采用决策树(Decision Tree)、人工神经网络(Artificial neural net, ANN)及支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法对干旱区植被信息进行提取。对三种方法的精度进行评价, 结果显示: 决策树分类得到的结果零碎, 总体分类精度为 84.87%; ANN 法较决策树方法适宜度高, 总体分类精度为 91.87%; 纹理信息辅助的 SVM 法取得效果最好, 总体分类精度可达 96.53%。试验中发现使用高分辨率影像提取干旱区植被种类信息时, 大窗口的纹理特征辅助效果较好, 但是分类结果的边界出现失常, 随着纹理窗口越大, 失常的范围也越大。

关键词: 干旱区; 高分辨率影像; 纹理特征; 决策树; 人工神经网络; 支持向量机

中图分类号: Q948.15

文献标识码: A

植被分类是植被研究的前提, 在生态学、地理学及新兴的生态水文学、水文土壤等学科中都有广泛应用。从成本和时效性角度考虑, 区域植被覆盖状况, 绝大部分都基于遥感技术获取。而基于遥感技术获取植被信息的分类精度, 对于陆面过程研究结果至关重要。遥感技术在区域上实现了实时快速的植被动态监测^[1-2], 为相关领域的研究提供了技术支撑。随着遥感技术的发展, 影像的空间分辨率得到了很大的提高, 由此对影像的处理技术有了更高的要求。与中、低空间分辨率影像相比较, 高空间分辨率影像具有丰富的空间信息, 但光谱信息欠缺。目前高空间分辨率影像的地物分类技术正在发展和探讨中, 如张锦水等利用多源信息复合的高空间分辨率遥感数据对北京朝阳区地物进行分类研究^[3], 陈君颖等使用决策树方法对南京市的高分辨率遥感数据进行植被分类^[4], 这些方法对城市植被信息提取取得了很好的效果。但是在干旱区, 高分辨率影像的植被种类信息的提取研究仍然较少, 这是由于干旱区的植被分布特点和高分辨率影像传感器光谱信息的限制, 在进行植被信息提取时, 部分植被不易被计算机区分。

然而干旱区植被空间分布信息获取对开展区域生态恢复和环境管理有着重要的理论和实践意义, 开展这些工作的前提即是干旱区的植被信息提取。文中以干旱区额济纳旗为研究区, 利用决策树、ANN 和 SVM 方法对高空间分辨率影像进行信息提取试验, 并结合光谱和纹理信息, 寻找最佳提取方法, 以期对干旱区植被信息精确提取提供科学的方法。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区额济纳旗位于内蒙古最西部、黑河流域下游(图1), 地理位置为 37°52′~42°39′N, 97°10′~102°59′E, 土地面积大约为 1146 万 hm²。额济纳绿洲大部分位于黑河支流东河下游的三角洲地带, 河岸植被主要由胡杨(*Populus euphratica*)、沙枣(*Elaeagnus angustifolia*)、怪柳(*Tamarix ramosissima*)、苦豆子(*Sophora alopecuroides*)及红砂(*Reaumuria soongorica*)、麻黄(*Ephedra* sp.)、泡泡刺(*Nitraria sphaerocarpa*)、沙拐枣(*Calligonum mongolicum*)、霸王(*Zygophyllum xanthoxylon*)等组成, 土地利用及覆盖类型包括: 农

^{*} 收稿日期: 2011-11-29; 修回日期: 2012-1-10

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(91025015); 国家环境保护公益性资助项目(NEPCP 20809098); 中国-联合国合作非洲水行动项目(2010DFA32850)资助。

作者简介: 何磊(1989-), 男, 安徽安庆人, 硕士研究生, 主要从事环境遥感方向。E-mail: lhe11@lzu.edu.cn

通讯作者: 赵传燕(1963-), 女, 山东曹县人, 教授, 主要从事干旱半干旱区流域生态水文研究。E-mail: nanzhr@lzb.ac.cn

田、林地(主要为胡杨乔木林和柽柳灌木林)、草地、河流、建筑用地(主要是居民地)和裸地(主要是戈壁和沙地)。

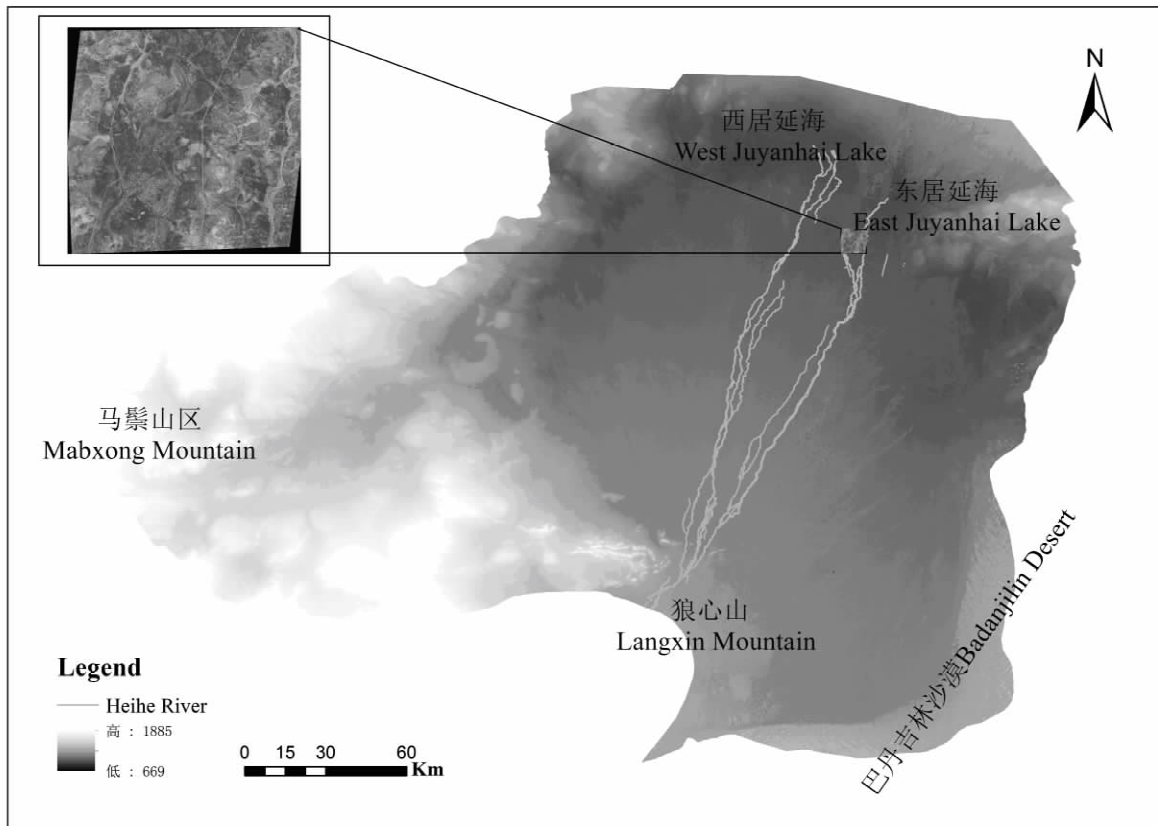


图 1 黑河下游数字高程图及研究区位置

Fig. 1 Digital elevation model(DEM) of the lower reaches of Heihe River and the location of study area

1.2 数据来源

试验所采用的是 2006 年 9 月 1 日获取的 QuickBird 影像。影像包括 4 个多光谱波段(450 ~ 520nm , 520 ~ 600nm , 630 ~ 690nm , 760 ~ 900nm , 空间分辨率 2.44m) 和 1 个全色波段(450 ~ 900nm , 空间分辨率 0.61m) 。为方便数据处理, 选择两个面积相同的研究子区, 在研究子区内地物种类全面, 研究子区在全色波段上大小为 1476 × 1476 像素(900m × 900m) , 试验区 1、2 多光谱影像(图 2) 。

1.3 数据处理

1.3.1 植被指数提取

植被指数是用无量纲的辐射测度来反映绿色植被的相对丰度及其活动^[5], 其有助于增强遥感影像的解译能力, 提高分类精度。很多研究证明, 用归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index , NDVI) 进行阈值分割可精确地提取出植被信息^[4, 6]。文中研究使用 NDVI 作为决策树方法中植被提取的一个属性特征, 其中 NDVI > 0.2 的像元为植被。

1.3.2 纹理信息提取

基于亮度值的空间依赖灰度共生矩阵(Gray-level Co-occurrence Matrices , GLCM) ^[5] 得到的纹理特征有平均值(Mean) 、方差(Variance) 、同质性(Homogeneity) 、对比度(Contrast) 、相异性(Dissimilarity) 、熵(Entropy) 、角二阶矩(Angular Second Moment , ASM) 、相关性(Correlation) 等。对八个纹理特征做相关分析, 结果表明: 方差、对比度和相异性; 同质性、熵和角二阶矩显著相关, 在显著相关的特征中选取方差和熵。最终试验使用的纹理特征有平均值、方差、熵和相关性。

1.4 分类方法

1.4.1 决策树方法

卫星影像上地物的决策树分类过程, 是通过一系列二叉树, 将影像像元归属到相应的类别。决策树由一个根节点、一系列内部节点和叶节点组成, 树叶节点对应于一个目标类别。根据样本属性分析, 建立决

策树的内部节点。根据实际情况,对节点进行调整,包括节点判断规则的调整、节点增加和删除。经过反复调整,直到建立一棵正确的决策树^[7]。

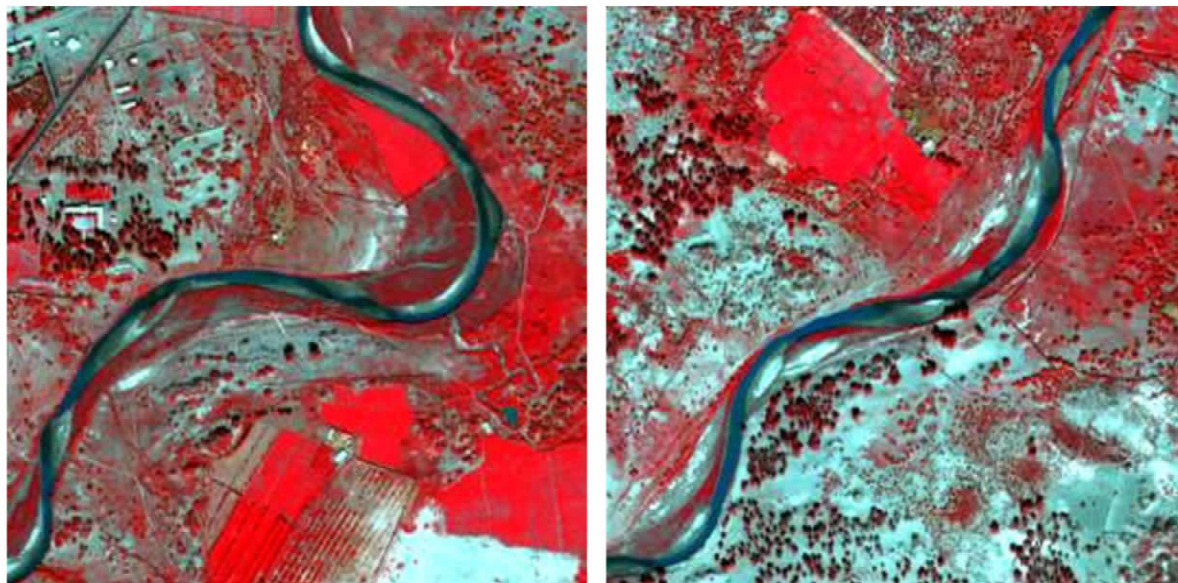


图2 试验区1(左)2(右)的多光谱影像(4 3 2波段合成)

Fig.2 Multi-spectral images of experimental zones (zone 1(Left), zone 2(Right))

1.4.2 ANN 方法

ANN 中的网络通过神经元、拓扑结构和学习规则来定义。典型网络包括三个或更多的层:一个输入层、一个输出层和一个或多个隐含层^[8]。通过人工神经网络的学习和回忆可以重复或逼近决策过程。学习是通过将训练数据送往输入层来实现的。将输出层的激活神经元和期望输出结果进行比较,计算两者之间的差异,将之用于调整网络里连接神经元的权重。决定神经网络行为的主要因素是权重,所以学习的目的是为了得到一组权重,使其生成的结果能尽量接近目标。这种适应性学习过程不断重复,直到网络中权重的变化减小到小于预先设定的阈值,该阈值反映了用户设定的精度。一旦完成学习,网络便可以记忆存储的知识,对新输入数据进行分类或预测。

1.4.3 SVM 方法

SVM 是由 Vapnik 等提出的一种建立在统计学理论(Statistical Learning Theory , SLT)、VC 维理论(Vapnik - Chervonenkis Dimension)和结构风险最小原理基础上的机器学习方法。SVM 的目标是:找到一个超平面,使得它能够尽可能的将两类数据点正确的分开,同时使分开的两类数据点距离分类面最远。SVM 数学原理的详细介绍可参见骆剑承关于支持向量机的应用研究^[9]。

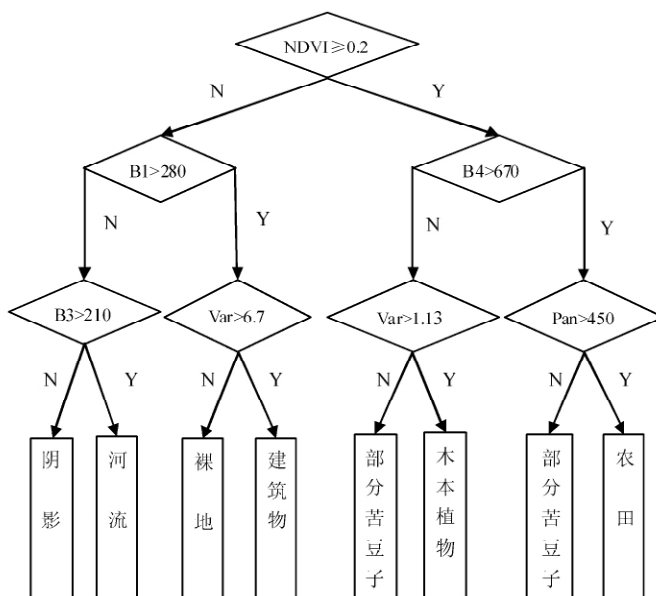


图3 试验区1的决策树分类流程

Fig.3 Procedure of decision tree classification for experimental zone 1

2 结果与分析

2.1 分类结果

2.1.1 决策树分类结果

在决策树分类中,采用多光谱波段 band1、band3、band4、全色波段、NDVI 特征和 5*5 窗口 Variance 纹理特征。试验区 1、2 的决策树分类流程(图3)。由于胡杨和桉柳难以找到特征属性来区分,故合并定义

为木本植物 ,分类结果(图 4) 。

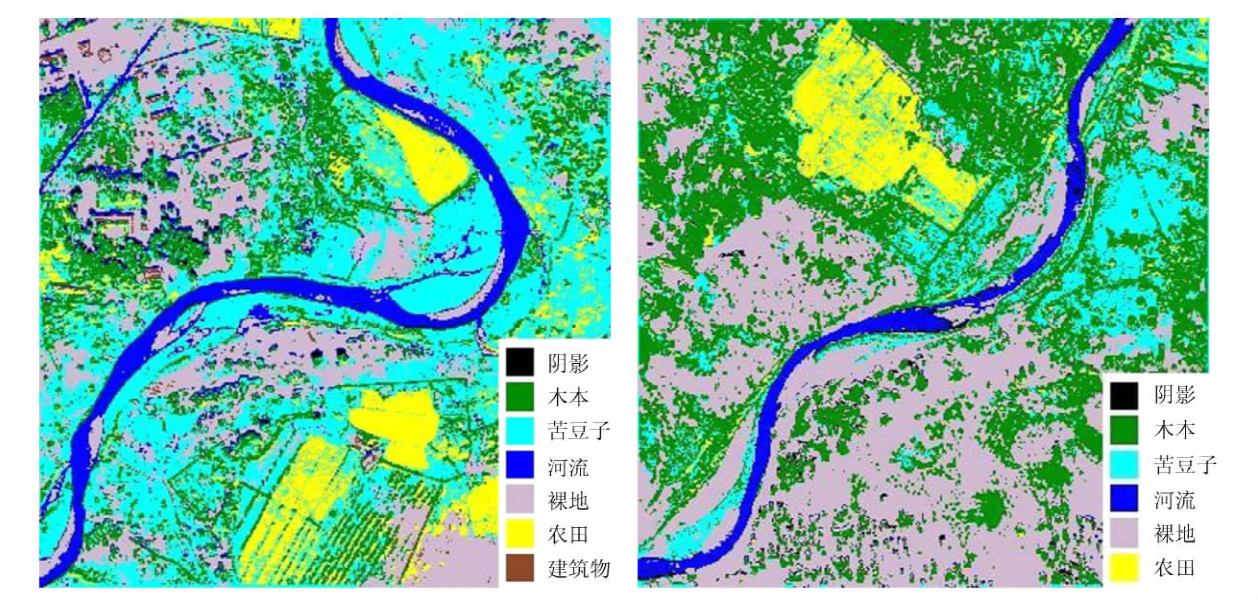


图 4 试验区 1(左) 2(右) 决策树分类图

Fig. 4 Classification by decision tree for experimental zone 1(Left) and zone 2(Right)

2. 1. 2 ANN 分类结果

选取不同大小窗口纹理特征组合与多光谱波段进行 ANN 分类 ,试验区 1 中辅以 31* 31 窗口纹理特征适宜度最高 ,总体分类精度为 91. 87% ,Kappa 系数为 0. 90; 试验区 2 中辅以 33* 33 窗口纹理特征适宜度最高 ,总体分类精度为 92. 50% ,Kappa 系数为 0. 91。分类结果(图 5) 。

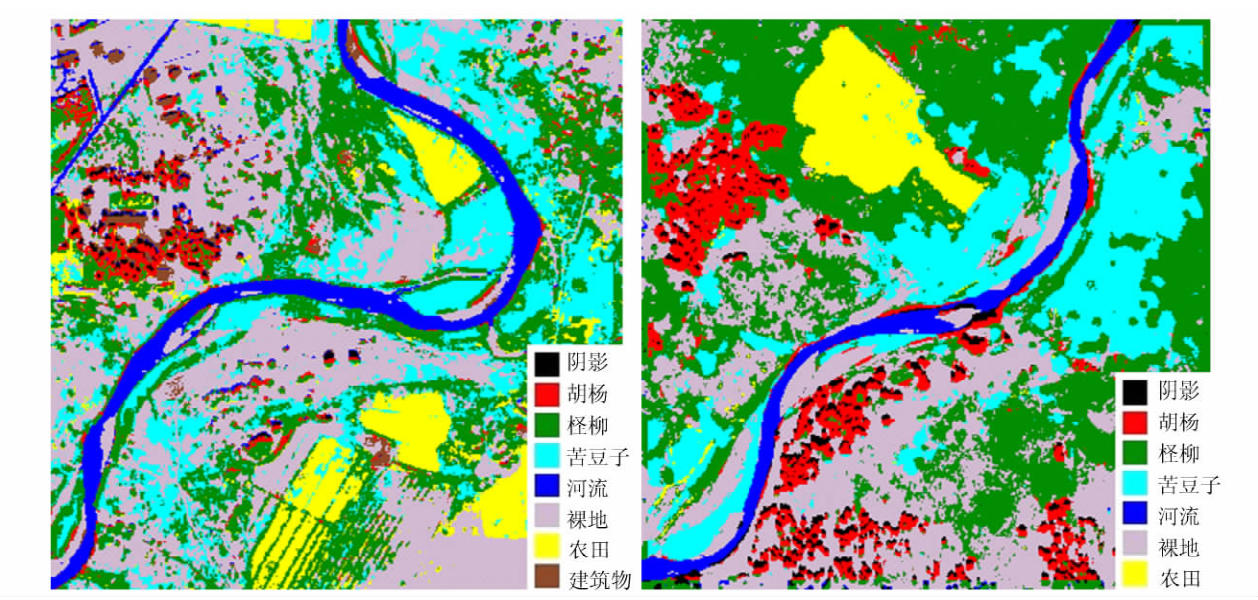


图 5 试验区 1(左) ,2(右) ANN 分类图

Fig. 5 Classification by ANN for experimental zone 1(Left) , and zone 2(Right)

2. 1. 3 SVM 分类结果

试验区 1、2 中 ,使用辅以不同大小窗口得到纹理的多光谱影像进行 SVM 分类 ,辅以 35* 35 窗口纹理特征组合(mean、variance、entropy 和 correlation) 的 SVM 的总体分类精度最高 ,试验区 1 的总体分类精度达到 96. 53% ,Kappa 系数为 0. 96 ,试验区 2 的总体分类精度为 95. 63% ,Kappa 系数为 0. 95。分类结果(图 6) 。

2. 2 分类结果分析

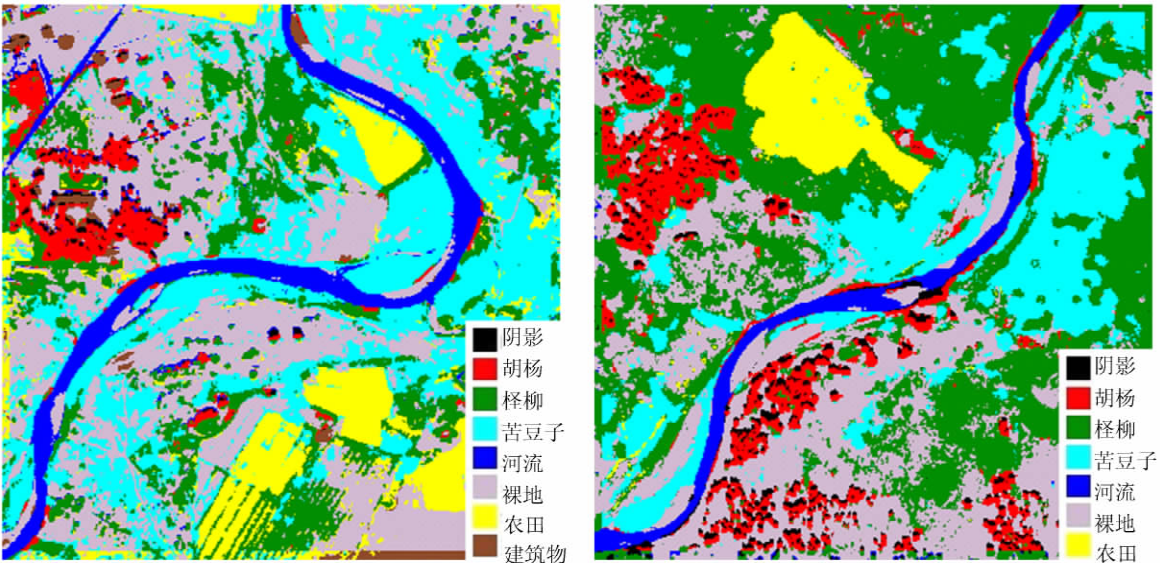


图 6 试验区 1(左) 2(右) 中辅以 35* 35 窗口纹理测度组合的 SVM 分类图
Fig. 6 Classification by SVM with texture measure of 35 * 35 window size
for experimental zone 1(Left) , and zone 2(Right)

在决策树分类中 ,通过对地物光谱、植被指数和纹理分析 ,没有找到区分胡杨和柽柳的特征 ,可能是因为胡杨和柽柳的光谱信息相似以及两者的分布特征相似(有成片的也有单株分布)。同样 ,苦豆子和其他植被也容易混淆 ,且最终得到的分类结果零碎。

从表 1 可以发现 ,辅以适宜纹理特征组合的 SVM 分类方法最适宜 ,其次是 ANN 分类和决策树分类 ,试验中决策树不能达到研究区植被区分的要求。

2.3 纹理特征的分析

试验中 ,通过相关性分析选取 Mean、Variance、Entropy 和 Correlation 纹理特征组合 ,为验证其适宜性 ,使用三组纹理测度组合来比较 ,分别是 Clausi 发现的最佳统计量(Contrast、Entropy、Correlation) ^[10]、黄丽梅使用的纹理特征组合(Contrast、Entropy、ASM、Correlation) ^[11] ,发现相关性分析选择的纹理测度组合适宜性最高(表 2)。

表 2 试验区 1 不同纹理测度组合的 SVM 分类精度

Tab. 2 Accuracies of SVM classification method with combinations of various textures for experimental zone 1

纹理测度组合 (35* 35 窗口)	Mean、Variance、 Entropy、Correlation	Contrast、Entropy、 Correlation	Contrast、Entropy、 ASM、Correlation
Overall Accuracy(%)	96. 53	94. 97	94. 89
Kappa Coefficient	0. 96	0. 94	0. 93

在辅以纹理特征的 SVM 分类中 ,发现小窗口纹理辅助的分类结果破碎 ,大窗口纹理辅助下的分类效果较好 ,且随着纹理计算窗口的增大 ,分类精度增大 ,但当窗口大小超过一定数值后分类精度降低(图 7)。

在辅以纹理特征的 SVM、ANN 分类中 ,随着纹理计算窗口增大 ,分类结果图的边界将出现失常。以试验区 2 中辅以 5* 5、11* 11、27* 27、35* 35 窗口纹理特征 SVM 分类结果图右上角边界为例(图 8) ,发现随着纹理窗口越大 ,失常的范围也越大。这是由于在计算边界的纹理特征时 ,纹理计算窗口越大 ,边界处纹理计算缺省的值越多所引起。

3 讨论与结论

文中使用决策树、ANN 和 SVM 方法进行植被信息提取,发现辅以适宜纹理特征组合的 SVM 方法对干旱区高分辨率影像的植被信息提取的适宜度最高。决策树方法能够直观地利用不同波段、光谱特征和纹理等特征的差异进行地物识别和分类,如陈君颖使用决策树方法对南京市的高分辨率遥感数据进行植被分类取得较好的精度^[4],但高空间分辨率影像的光谱信息受到限制,文中使用决策树不易区分干旱区的部分植被。

人工智能信息提取的 ANN 方法在文中植被信息提取中有着一定适用性,能够区分出胡杨和柽柳,如试验区 1 中柽柳的

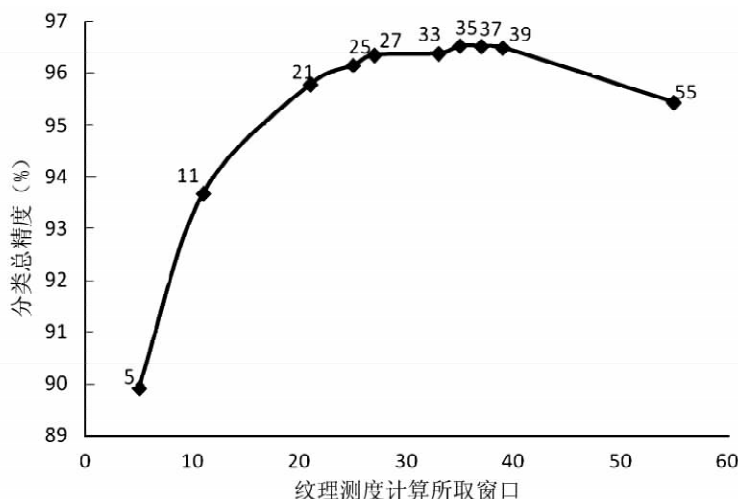


图 7 辅以不同窗口计算的纹理得到 SVM 分类的总分类精度

Fig. 7 Overall Accuracy of SVM classification method with various windows for experimental zone 1

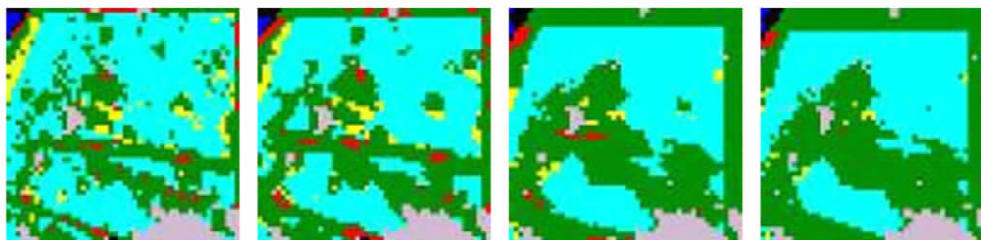


图 8 试验区 2 中辅以不同窗口纹理特征 SVM 分类结果图

Fig. 8 Classification results by SVM classification with different windows for experimental zone 2

提取精度为 73.19%。虽然 ANN 方法能够区分出胡杨和柽柳,但很难解释神经网络作出的解译规则^[5]。SVM 方法的提取精度最高,试验区 1 中柽柳的提取精度达到 92.92%。在提取方法上还有进一步的研究必要,如决策树方法和 SVM 或 ANN 等方法的结合研究,张友静成功结合决策树和 SVM 方法提取城市植被^[12]。

文中 SVM 方法获得较高的植被提取精度离不开纹理特征的辅助。纹理特征选取可以使用相关性分析来获得,文中研究采用的 Mean、Variance、Entropy、Correlation 纹理特征组合取得的效果很好,比 Clausi 发现的最佳统计量(Contrast、Entropy、Correlation)、黄丽梅使用的纹理特征组合(Contrast、Entropy、Asm、Correlation)更适宜。辅以纹理特征组合时,大窗口得到的纹理特征在高分辨率影像信息提取中得到的精度更高,与 Ferro 和 Warner 的发现一致,即地面覆盖的可分离性随着窗口的增加而增加^[13]。纹理特征的辅助提高了分类精度,但同时分类结果边界失常,文中在做分类精度评价时剔除了边界失常的范围。

文中在干旱区植被信息提取方法上进行了探讨,其中辅以适宜纹理特征组合的 SVM 分类效果最好。但在使用纹理特征组合时需注意分类精度与边界信息损失的平衡,提取方法的结合研究将是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 弋良朋, 尹林克, 王雷涛. 基于 RDVI 的尉犁绿洲植被覆盖动态变化研究[J]. 干旱区资源与环境, 2004, 18(6): 66-71.
- [2] 于嵘, 亢庆, 张增祥, 等. 中国西北盐碱区植被盖度遥感方法分析[J]. 干旱区资源与环境, 2006, 20(2): 154-158.
- [3] 张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 49-57.
- [4] 陈君颖, 田庆久. 高分辨率遥感植被分类研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 221-227.
- [5] Jensen J R. 遥感数字影像处理导论[M]. 陈晓玲, 龚威, 李平湘, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [6] 颜梅春. 高分辨率影像的植被分类方法对比研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 235-240.
- [7] 庞新华. 基于决策树和混合像元分解的 P6AWIFS 遥感影像小麦播种面积测量方法研究[D]. 北京: 北京师范大学, 2008.
- [8] Jensen J R, Qiu F, Patterson K. A neural network image interpretation system to extract rural and urban land use and land cover information from

- remote sensor data[J]. Geocarto International 2001 ,16(1) :19 –28.
- [9] 骆剑承, 周成虎, 梁怡, 等. 支撑向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究[J]. 遥感学报 2002 ,6(1) :50 –55.
- [10] Clausi D A. An Analysis of co – occurrence texture statistics as a function of grey level quantization[J]. Canadian Journal of Remote Sensing , 2002 ,28(1) :45 –62.
- [11] 黄丽梅. 纹理信息在遥感影像分类中的应用[D]. 山东: 山东师范大学 2009.
- [12] 张友静, 高云霄, 黄浩, 等. 基于 SVM 决策支持树的植被类型遥感分类研究[J]. 遥感学报 2006 ,10(2) :191 –196.
- [13] Ferro C J S ,Warner T A. Scale and Texture Digital Image Classification[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 2002 ,68(1) :51 –63.

Methods to extract vegetation information based on the high – resolution image for arid region

HE Lei¹ , WANG Chao¹ , BIE Qiang¹ , ZHAO Chuanyan²

(1. Institute of Remote Sensing and Geographic Information System , Lanzhou University , Lanzhou 730000 , P. R. China;

2. State Key Laboratory of Pastoral Agricultural Ecosystem , Institute of Arid Agroecology , School of Life Sciences , Lanzhou University , Lanzhou 730000 , P. R. China)

Abstract: In this study , we selected Ejina oasis in the lower reaches of Heihe River as a study area. Three methods such as decision tree , Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Machine (SVM) were applied to classify land use types in two typical fields based on the Quickbird image data. The study results showed that the classification was fragmentary by using decision tree method with the overall accuracy of 84.87% in experimental zone 1. The method of ANN was suitable in the study area with the overall accuracy of 91.87% . SVM with the auxiliary of texture information was the best way to classify land use types with the overall accuracy of 96.53% .

The study found that the classification was preferable when using the high – resolution image with assistance of texture at large window scale in the extraction of vegetation types in arid areas. But the boundary of the classification would greatly appear disorders with the bigger window of texture calculations.

Key words: arid areas; the high – resolution image; texture; decision tree; ANN; SVM