第30卷 第2期 中 国 岩 溶 Vol. 30 No. 2
2011年6月 CARSOLOGICA SINICA Jun. 2011

文章编号:1001-4810(2011)02-0222-05

喀斯特地区遥感影像解译新算法
——支持向量机算法

朱星磊[1,2],安裕伦[1,2],黄祖宏[3],王静敏[4]

(1.贵州省山地资源与环境遥感应用重点实验室,贵州 贵阳 550001;2.贵州师范大学地理与环境科学学院,贵州 贵阳 550001;
3.华东师范大学中国现代城市研究中心、人口研究所,上海 200062;4.南阳师范学院外国语学院,河南 南阳 473061)

摘 要:现行的遥感影像解译方法有监督分类和非监督分类。在监督分类中有平行算法,最小距离算法、最大似然算法等,而支持向量机是监督分类中的一种新的算法。本研究选择贵阳市花溪区小碧乡局部地区为研究对象,采用SPOT数据,分别运用最大似然算法和支持向量机算法对研究区遥感影像进行解译。通过建立混淆矩阵,来计算分类精度和Kappa系数。结果表明:支持向量机具有分类精度高,分类图斑完整等优点;但在时间的消耗上,支持向量机算法要比最大似然算法长。对于这两种算法而言,都存在地物光谱特征明显相异的地物易于区别,光谱相似的地物容易造成错分的现象,然而支持向量机分类精度要比最大似然分类精度高一些。支持向量机对样本数量具有敏感性,样本数量过多将导致运算时间过长。因此在实际运用中应根据实际情况,选择适合的算法。

关键词:喀斯特地区;影像解译;最大似然算法;支持向量机算法

中图分类号:TP75 **文献标识码**:A

0 引 言

现行的遥感影像解译方法有非监督分类和监督分类。监督分类是根据判读者对研究区的了解情况或者实际野外考察,选择训练区和样本,对样本进行训练,运用确定的地物类别来识别其他未知类别的过程。它常用的分类算法有平行算法,最小距离法、最大似然法等。作为一种新的遥感影像解译算法——支持向量机(Support Vector Machine,SVM)算法,是监督分类的一种新的算法。在遥感影像的分类研究中,SVM最大的优点是进行分类时无须进行数据降维,并且在算法的收敛性、训练速度、分类精度等方面都具有较高的性能,与常规的最小距离法、最大似然法分类相比,支持向量机分类具有分类类别完整,即未经过任何后处理就可以得到比较完整的类别,分类准确度高,误分、错分现象相对较少的特点[1]。本研究将以喀斯特地区——贵州省贵阳市花溪区小碧乡局部地区为例,进行最大似然分类和支持向量机分类,以对比它们的分类效果。

1 研究区概况

花溪区北临南明区、乌当区,东与龙里县相邻,南接长顺县、惠水县,西与清镇市、平坝县接壤[2]。全区以低山和丘陵地貌为主,具有明显的高原气候特点,冬暖夏凉,春秋气候多变。区内水热资源丰富,光能资源偏少,无霜期长,光热水同季;地带性植被为典型的中亚热带常绿阔叶林植被带,并有人工营造的用材

基金项目:喀斯特石漠化信息遥感定量提取技术研究(贵州省攻关项目,黔科合GY字(2007)3017)、基于中巴02B星的毕节地区生态建设与演化遥感示范研究(贵州省攻关项目,黔科合GY字(2008)3022)

第一作者简介:朱星磊(1983-),男,硕士生,主要从事地理信息系统与遥感研究.E-mail:xinglei150@163.com.

收稿日期:2010-12-04

万方数据

林和水稻、油菜等农田植被；土地类型地区差异明显，类型多样，分布不均。花溪区的土地总面积为 957.6 km^2（含小碧乡）[3]。

研究区位于花溪区小碧乡的中西部，面积约为 31.31 km^2。区内大部分为丘陵，只有西部为低中山地形。土地利用主要有耕地、林地、草地、建设用地和水体，能代表喀斯特地区土地利用的一般情况。

2 数据资料预处理和研究方法

本研究使用的数据：2006 年 11 月份，SPOT5 10m 分辨率多光谱与 5 m 分辨率全色波段融合后的影像数据，1973 年左右的航摄 1∶5 万地形图资料和贵州省行政区划的矢量文件。用到的软件有 ArcGIS9.3，ERDAS9.1 和 ENVI4.3。

对 1∶5 万地形图进行扫描，地理校正，转成 Albers 投影。以地形图为参考，对影像数据进行几何精校正，校正时均方根误差控制在 1 个像元之内。用研究区的矢量文件裁切校正好的影像数据，得到研究区内的影像数据。

分别运用监督分类的最大似然分类算法和支持向量机算法进行研究区遥感影像分类和精度评价，以对比分类效果。

3 两种算法的影像解译

3.1 最大似然算法分类

最大似然分类算法属于监督分类中的一种。它需要在影像上对每一种类别选取一定数量的训练区，计算机计算每种训练样区的统计或其他信息，每个像元和训练样本作比较，按照不同的规则将其划分到和其最相似的样本类[4]。它可以同时考虑两个以上波段和类别，计算量大，同时对不同类别间方差比较敏感，其基本的数学公式是基于正态分布的假设[4]。

根据遥感影像目视解译和实地调查，研究区的遥感影像主要分为以下几类：林地（包括有林地和灌木林）、草地、耕地（包括水田和旱地）、建设用地（包括公路、铁路、居民点）、水体五种类型。分别对每种类别选择训练样本，提取统计特征。样本的选择通过屏幕选择和实地收集来完成的。

运用最大似然算法得到的分类数据图像如图 1 所示。

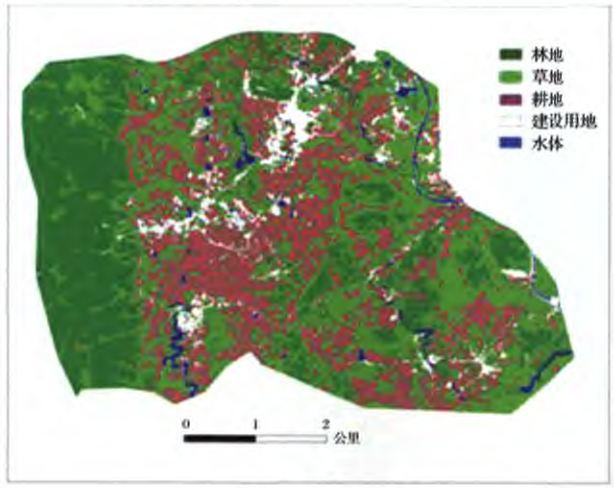

图 1 最大似然分类

Fig.1 Maximum likelihood classification

3.2 支持向量机算法

3.2.1 支持向量机算法基本原理[5]

支持向量机是一种新的模式识别方法，由于其自适应的学习，以及处理高维特征数据的优势，在遥感应用领域受到广泛关注（Chang 等，2001；Wu 等，2004）。它是建立在统计学习的理论之上的一种新的学习方法，体现了学习的一致性和结构风险最小化原理，它在保持风险固定的基础上最小化置信范围，通过综合考虑风险和置信范围，根据结构风险最小化原则取其折中，从而得到风险最小的决策函数。其核心思想是把输入空间的样本通过非线性变换映射到高维核空间，在高维核空间求取最低 VC 维（复杂度）的最优线性决策面。SVM 的基本原理是：假设训练样本为 $\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots(x_N,y_N)\}$，其中 $x_i \in R^d$，表示输入模式，$y_i \in \{+1,-1\}$，表示目标输出。设最优决策面方程为：$w'x_i+b=0$，则权值向量 w 和 b 偏置须满足约束：$y1(w1x1+b) \geqslant 1-\xi_i$，其中 ξ_i 为线性不可分条件下的松弛向量，它表示模式对理想线性情况下的偏离程度。SVM 的目标是找到一个决策面使其在训练数据上的平均错误分类误差最小，可推导出以下优化问题：

$$\Phi(w,\xi)=\frac{1}{2}w'w+C\sum_{i=1}^{N}\xi_i \qquad (1)$$

式中，C 是用户指定的正参数，它表示 SVM 对错分样本的惩罚程度，是错分样本比例和算法复杂程度之间的平衡参数。用 Lagrange 乘子法，最优决策面的求解可转化为以下的约束优化问题：

$$Q(a)=\sum_{i=1}^{N}a_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{i=1}^{N}a_i\,a_j\,y_i\,y_jK(x_i,x_j) \quad (2)$$

万方数据

其中$\{a1\}_{i=1}^{N}$为 Lagrange 乘子，且式(2)满足约束条件：

$$\sum_{i=1}^{N} a_i y_j = 0, 0 \leqslant a_i \leqslant C, i = 1,2,3\cdots N \quad (3)$$

式中，$K(x_i, x_j)$为核函数，满足 Mercer 定理，常用的核有以下四种：

(1)线性(Linear)核函数：

$$K(x_i, y_j) = x_i^T x_j \quad (4)$$

(2)多项式(Polynomial)核函数：

$$K(x_i, y_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, r > 0 \quad (5)$$

(3)径向基(RBF)核函数：

$$K(x_i, y_j) = exp(-r || x_i - y_j ||^2), r > 0 \quad (6)$$

(4)S 型(Sigmoid)核函数：

$$K(x_i, y_j) = tanh(\gamma x_i^T x_j + r), r > 0 \quad (7)$$

式中，γ 是核函数的 gamma 值(除了线性核函数)；d 表示多项式核函数中的多项式次数；r 表示多项式和 S 型核函数的偏差量。这三个参数是用户控制的重要参数，它们设置值的正确性直接影响到 SVM 结果的精度。

3.2.2 支持向量机分类

对比几种核函数，RBF 核具有明显优势[6]：首先，RBF 核函数适用范围较宽，它可以处理各种非线性关系，不像线性核函数只能处理线性关系；其次线性核函数是 RBF 核函数的一种特殊情况，RBF 核取一定的参数，可得到与线性核相同的性能[7]，RBF 核函数取一定参数也可以得到 Sigmoid 函数的性能[8]；另外 RBF 的核参数只有 1 个，与惩罚参数组合共 2 个参数，通过逐步变化这两个参数的值，可以容易取得分类精度最大值时的参数值。多项式核和 Sigmoid 函数核比 RBF 核都多一个参数，参数的增多使获取最佳参数值相对困难(具体公式、参数见文献[6])。RBF 核函数值总在[0,1]之间，而别的核函数对参数值的取值有一定限制，参数值在超出范围会导致核函数无意义[6]。本次实验采用 RBF 核函数，r 值为输入影像波段的倒数。

在样本的选择上，采用和最大似然分类法相同的样本类别，以保证在样本一致的前提下对比这两种方法的分类效果。运用支持向量机算法得到的分类数据图像如图 2 所示。

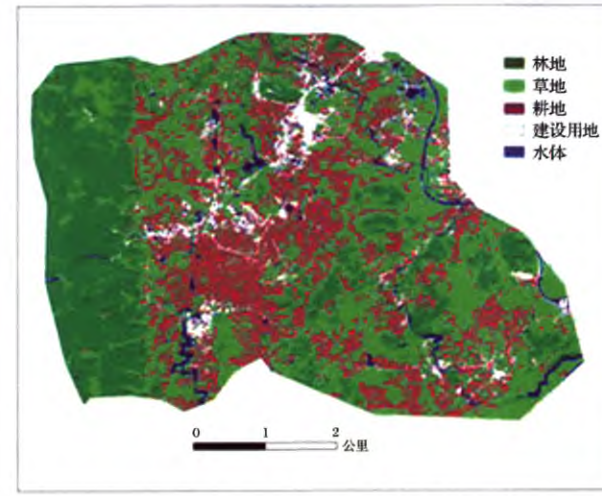

图 2 支持向量机分类

Fig. 2 SVM classification

4 精度评价

进行精度评价，首先要建立混淆矩阵[9]。根据研究区的实际情况，按各类型在研究区所占的比例来决定取样数目。利用上述研究方法得出的分类结果与原始影像进行叠加，采用目视判读、野外验证的方法，分别建立最大似然算法和支持向量机算法的混淆矩阵(表 1、表 2)，并计算相关指标进行评价。

表 1 最大似然分类的误差矩阵和精度评价

Tab. 1 Error matrix and accuracy assessment on maximum likelihood classification

分类	林地	耕地	草地	建设用地	水体	总计	制图精度/%
林地	72	1	1	0	0	74	97.3
耕地	0	109	14	1	6	130	83.8
草地	7	7	127	0	2	143	88.8
建设用地	0	3	0	51	3	57	89.5
水体	0	0	0	0	56	56	100
总计	79	120	142	52	67	460	
用户精度/%	91.1	90.8	89.4	98.1	83.6		
			总体精度	90.21%	kappa 系数为 0.87		

万方数据

表 2 支持向量机分类的误差矩阵和精度评价

Tab. 2 Error matrix and accuracy assessment on SVM classification

分类	林地	耕地	草地	建设用地	水体	总计	制图精度/%
林地	74	0	1	0	0	75	98.7
耕地	1	113	9	1	3	127	89.0
草地	6	3	133	0	2	144	92.3
建设用地	0	1	0	57	0	58	98.2
水体	0	0	0	0	30	30	100
总计	81	117	143	58	35	434	
用户精度/%	91.4	96.6	93.0	98.2	85.7		
			总体精度 93.78%		kappa 系数为 0.92		

相关指标有总体分类精度、各类别分类精度和 kappa 系数。由混淆误差矩阵得到 kappa 系数，kappa 系数的大小反映了两幅图之间的吻合度。从整体上看，支持向量机（SVM）的总体分类精度为 93.78%，kappa 系数为 0.92；而最大似然分类算法的总体分类精度为 90.21%，kappa 系数为 0.87；这表明支持向量机算法的分类效果要优于最大似然分类算法。

5 结 论

通过对比 SVM 分类和最大似然分类，我们可以看出来：支持向量机分类法要比最大似然分类法的分类精度高，并且支持向量机分类法，分类完整，效果好。但这两种分类法都存在如下情况：(1)建设用地由于反射率高，光谱特征与其他类别不同，使得它能够很好的区分出来；(2)耕地中的某些地块由于含水分量大，它与水体的光谱特征有些相似，结果被划分到水体中；(3)建设用地中的铁路，由于反射率不高，跟水体也具有相似的反射特性，在分类过程中被错划分为水体。

在实验的过程中发现，支持向量机运算时间对于样本的选择具有敏感性。如果研究区的“同物异谱”现象比较普遍，为能够代表各个类别特征，就得选择较多的样本，从而导致 SVM 分类运算时间过长。在本次实验中，所用的电脑配置为 Inter(R) Pentium (R)Dual T2390 @ 1.86GHz，3G 内存，在样本相同的情况要，支持向量机算法耗时 12 分钟左右，而最大似然算法在 1 分钟之内。这主要是由于支持向量机算法比较复杂造成的。

在实际运用中，对于这两种方法的选择，要看研究区的实际情况而定。一般来说，如果研究区地物光谱比较均一，电脑性能比较高，可以选择支持向量机算法，虽然运算时间会比较长，但将会获得比较令人满意的结果；如果地物光谱特征比较复杂，需要选择的样本过多，而且电脑性能又不是很高的话，则可以选择传统的最大似然分类法，但它的后期人工处理工作量会比较大。

参考文献

[1] 惠文华. 基于支持向量机的遥感图像分类方法[J]. 地球科学与环境学，2006，28(2)：93—95.

[2] 贵阳市花溪区人民政府网.

[3] 《花溪区综合农业区划》编写组. 花溪区综合农业区划[M]. 贵阳：贵州人民出版社，1989：53—150.

[4] 赵英时等. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京：科学出版社，2003.

[5] 沈焕锋，钟燕飞等. ENVI 遥感影像处理方法[M]. 武昌：武汉大学出版社，2009.

[6] 温兴平，胡光道，杨晓峰. 基于支持向量机的 CBERS-02 卫星影像信息提取[J]. 测绘科学，2008，33(5)：146—148.

[7] Keerthi S S, Lin C J. Asymp totic Behaviors of Support Vector Machines with Gaussian Kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15 (7) : 1667 — 1689.

[8] Lin H T, Lin C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods. Technical report [R]. 2003, Department of Computer Science, National Taiwan University.

[9] 喻琴. 基于决策树模型的喀斯特石漠化光谱信息自动提取研究[D]. 贵州师范大学硕士学位论文，贵阳，2009.

万方数据

Application of a new remote sensing image interpretation method in karst area - support vector machine algorithm

ZHU Xing-lei[1,2], AN yu-lun[1,2], HUANG Zu-hong[3], WANG Jing-min[4]

(1. *Key Laboratory of Remote Sensing Application on Mountain Resources and Environment, Guiyang, Guizhou* 550001, *China*;
2. *School of Geography and Environment Sciences, Guizhou Normal University, Guiyang, Guizhou* 550001, *China*;
3. *Population Research Institute, Center for Modern Chinese City Studies at East China Normal University, Shanghai* 200062, *China*;
4. *School of Foreign Languages, Nanyang Normal University, Nanyang, Henan* 473061, *China*)

Abstract: The existing methods of remote sensing image interpretation are unsupervised classification and supervised classification. The supervised classification includes parallel algorithm, the minimum distance algorithm and maximum likelihood algorithm. Support Vector Machine is a new supervised classification algorithm. In this study, some parts in the Huaxi District, Xiaobi Township in Guiyang is selected as the research object. Remote sensing images are interpreted by means of the maximum likelihood algorithm and Support Vector Machine algorithm respectively with SPOT data. Through establishing confusion matrix, calculating classification accuracy and Kappa coefficient, it is found that the classification accuracy of support vector machine is high and classification polygon is integrity. But to the time of consumption, the support vector machine is longer than the maximum likelihood algorithm. According to the two algorithms, there are both ground objects easy to be distinguished for their spectral features being quite different from other objects and some ground objects with similar spectrum easy to lead to misclassification. However, in terms of the classification accuracy, SVM classification is higher than the maximum likelihood. SVM is sensitive to the number of samples, so too much sample size will cause too long operation. Selection of the two algorithms in practice still needs to consult the practical situation of the study area and contrast their merit and demerit.

Key words: karst areas; image interpretation; maximum likelihood algorithm; support vector machine algorithm

万方数据