

支持向量机在遥感影像处理中的应用

何德平^{1*}, 肖勇², 肖兴国¹, 黄永红¹, 周庆人¹

(1. 重庆市勘测院, 重庆 400020; 2. 重庆市地理信息中心, 重庆 400020)

Application of the Support Vector Machine in Remote Sensed Image Processing

He Deping, Xiao Yong, Xiao Xingguo, Huang Yonghong, Zhou Qingren

摘要: 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是目前机器学习界中的研究热点,其理论基础是统计学习理论。它基于结构风险最小化(SRM)原理,在最小化样本点误差的同时,缩小模型预测误差的上界,从而提高了模型的泛化能力。与基于传统统计学的经验风险最小化(ERM)的许多方法相比,支持向量机的性能有了显著的提高。当前,支持向量机在遥感影像中的应用研究还处在起步阶段,已应用于遥感影像分类、目标检测、融合、道路网提取等多方面。随着支持向量机的研究不断深入,必将更广泛地应用于遥感影像处理之中。

关键词: 机器学习;支持向量机;遥感影像;图像处理

1 引言

遥感是二十世纪60年代发展起来的一门综合科学技术,并应用于农林业、测绘、地质勘探、水利、气象、环境保护以及军事等部门,取得了很好的效益。遥感图像数据具有多传感器、多光谱、多时相、多平台与多分辨率等特点。近年内,有关支持向量机的应用研究得到了很多领域的学者的重视,在人脸检测、验证和识别、说话人/语音识别、文字/手写体识别、图像处理及其他应用研究等方面取得了大量的研究成果,从最初的简单模式输入的直接的SVM方法研究,进入到多种方法取长补短的联合应用研究,对SVM方法也有了很大改进^[1]。

本文在介绍支持向量机的基本理论的同时,讨论了支持向量机在遥感影像分类、目标检测、影像融合、道路网提取等方面的主要应用,同时指出支持向量机在遥感图像处理中的应用前景。

2 支持向量机

支持向量机(Support vector machine, SVM)是二十世纪90年代初期提出的一种机器学习算法,它的基础是Vapnik创建的统计学习理论(Statistical Learning Theory,简称SLT)^[2]。支持向量机克服了神经网络等其他机器学习方法的研究遇到一些重要的困难,比如

如何确定网络结构的问题、过学习与欠学习问题、局部极小点问题等。这使得SVM迅速发展和完善,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势,并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中^[3]。

SVM是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,基本思想可用两类线性可分情况说明。如图1所示,实心点和空心点代表两类样本。假如这两类样本(训练集)是线性可分的,则机器学习的结果是一个超平面(二维情况下是直线)或称为判别函数,该超平面可以将训练样本分为正负两类。

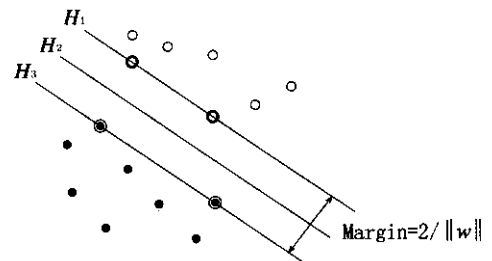


图1 线性可分情况下的分类超平面

图中 H 为分类线, H_1 、 H_2 分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,它们之间的距离叫做分类间隔(margin)。所谓分类间隔是指两类中

* 收稿日期 2006-03-02

作者简介:何德平(1972—)男,工程师,主要从事城市勘测技术管理工作。

离分类超平面最近的样本且平行于分类超平面的两个超平面间的距离,或者说是从分类超平面到两类样本中最近样本的距离的和,这些最近样本可能不止 2 个,正是它们决定了分类超平面,也就是确定了最优分类超平面,这些样本就是所谓的支持向量(Support Vectors,简称 SV)^[3]。SVM 理论追求学习具有泛化能力最强的目标,实现的过程是首先求出支持向量 SV,然后求出最优分类超平面 OHP。

对 SVM 理论,SV 是 OHP $(w \cdot x) + b = 0$ 距离最近的样本点,并且同一类的 SV 离 OHP 距离完全相等,不同类的 SV 离 OHP 距离不一定相等。m 个训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$ 要求一个分类超平面,关键是求系数 w 和 b 。由于支持向量机理论要求分离超平面具有良好的性质,即离超平面具有分类误差小、推广能力强,这样分类超平面必须满足最优分类超平面的条件:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

$$\min_w \varphi(w) = \|w\|^2 \quad (2)$$

为了找到最优分类超平面,根据最优化理论,我们借助 Lagrange 函数将原问题转化成求解标准型二次规划问题:

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (3)$$

$$s. t. \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

求最优超平面的关键在于求出 $\alpha_i > 0$ 的 α_i 以及:

$$b_0 = \frac{1}{2} [K(w_0, x(1)) + K(w_0, x(-1))] \quad (4)$$

最优分类超平面为:

$$f(x) = \text{sign} \left\{ \sum_{\alpha_i > 0} \alpha_i y_i K(x_i, x) - b_0 \right\} \quad (5)$$

通常 $\alpha_i > 0$ 对应的样本点为支持向量。

支持向量机的基本思想可以概括为:首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,然后在这个新空间中求取最优线性分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数实现的。常用的核函数有以下几种:

(1) 多项式形式的内积函数:

$$K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^p \quad (6)$$

(2) 基于径向基函数 RBF 内积函数形式:

$$K(x, y) = \exp\{-|x - y|^2 / \sigma^2\} \quad (7)$$

(3) 高斯 RBF 函数:

$$K_{\text{Gaussian}}(x, y) = \exp\{-\rho |x - y|^2\} \quad (8)$$

(4) 普遍的 RBF 内积函数形式:

$$K_{\text{d-RBF}}(x, y) = \exp\{-\rho d(x, y)\} \quad (9)$$

$$d_{x2}(x, y) = \sum \{(x_i - y_i)^2 / (x_i + y_i)\}$$

$$d_{L1}(x, y) = \sum |x_i - y_i| \text{ (Laplacian RBF)}$$

$$d_{a,b}(x, y) = \sum |x_a^i - y_a^i|^b \text{ (非高斯的 RBF)}$$

(5) S 型函数形式

$$K(x, y) = \tanh((x \cdot y) + c) \quad (10)$$

3 SVM 在遥感影像处理中的应用

3.1 遥感影像分类

自二十世纪 70 年代以来,遥感数字图像分类处理一直是遥感技术及其相关领域学者们关注的问题。遥感数字图像分类处理,亦称计算机自动识别,其实质在于通过计算机对遥感图像像元进行数值处理和分类,以达到自动识别地物的目的。遥感数字图像分类处理,在数学和计算机处理上可以归结为模式识别或按判别函数的判别分类两大类,其模式或判别函数可根据已知类别样本或未知样本序列加以建立,前者属监督分类,后者属非监督分类^[4]。

目前已有遥感图像的分类方法主要包括统计模式识别、句法模式识别以及神经网络、遗传算法、模拟退火算法等等。在这些分类方法中,常使用统计模式识别的方法^[5]。文献^[6]提出了 SVM 的遥感影像空间特征提取的新方法,并以 SPOT 全色波段影像上城市特征信息的提取为应用实例,并与人工神经网络等特征提取方法进行综合比较,认为 SVM 方法不但能够获得比较高的分类精度,而且在学习速度、自适应能力、特征空间高维不限制、可表达性等方面具有优势。文献^[5]在采用 SVM 分类算法时,训练数据从 70% 减少到 1%,而分类精度从 96.83% 仅下降到 80.86%,只减少了 16 个百分点,证实了 SVM 分类算法具有良好的泛化性能,在训练数据非常少的情况下仍能得到较好的效果。而与神经网络分类方法相比具有更好的稳健性与准确率。文献^[7]分析了 SVM 基本算法及其在遥感图像分类中的应用情况,然后针对 SVM 多类判别存在混分和漏分的缺陷,对混分和漏分样本采用模糊隶属度函数判决分类。该文实验结果表明,将 SVM 分类的混分和漏分样本经模糊方法处理后,样本测试精度可以提高 4% ~ 5%,而且支持向量机(SVM)结合模糊方法的遥感图像分类的总体精度也优于单一的模糊隶属度判决分类方法和经 Levenberg-Marquardt 优化的 BP 网络分类方法 3% ~ 5%。文献^[8]提出了一种基于加权无标识样本支持向量机(WUSVM),并在其基础上发展出一种不完全监督分类方法。不完全监督分类是研究在只有目标类训练样本的情况下如何准确地将目

标类从数据集中提取出来。在许多遥感应用问题中,往往只需要从遥感影像中提取某一类地物。如果分类过程中只要选取目标类训练样本,将节省在训练样本选取过程中的大量人力物力。该方法首先在影像中随机选取一定量的无标识样本,将它们作为具有不同权重的非目标类训练样本;接着用目标类的训练样本和加权无标识训练样本一起训练 WUS SVM,得到初步的分类器,最后利用初步的分类器确定无标识样本的类别,并与原目标类训练样本一起再次训练 SVM 得到最终的分类器。该文通过对模拟数据和遥感影像的分类试验初步证明了该分类方法的有效性。

3.2 遥感图像目标检测

作为遥感对地观测的重要手段,基于高分辨率遥感影像数据的目标检测在军事作战领域和民用领域都有着极大的应用发展空间^[9]。例如在大幅高分辨率遥感影像中,用于对机场区域飞机目标等有用的目标进行识别与检测。

文献^[9]利用 SVM 的特点,提出了一种基于分层识别的检测方法。通过某些较简单的分类器快速地排除某些非目标区域,在此基础上,进而利用复杂的分类器对保留的可疑区域进行更加细致的检测。由于对大多数非目标区域的排除是在非常高效的情况下进行的,因此可以达到整体提高检测效率的目的。文献^[10]采用单类 SVM 在正负样本不对称的情况下对遥感图像进行目标检测,减少了传统支持向量机方法在此情况下对遥感图像的目标检测存在一定的误检率。单类支持向量机(one - class SVM)方法是对支持向量机分类器的扩展,其基本思想是通过估计目标类样本在特征空间中的密度分布,从而对未知样本做出“是”或“非”的评估。文献^[11]采用实值编码遗传算法来实现 SVM 模型参数的自动选择,以高效合理地确定支持向量机(SVM)的参数,使其对复杂的二值遥感图像目标进行自动识别。该方法在缩短 SVM 的训练时间的同时提高了分类识别率。文献^{[12][13]}采用了 SVM 方法进行了遥感图像目标的识别,也取得了较好的效果。

3.3 遥感图像融合

遥感对目标信息的获取主要是利用从目标反射和辐射来的电磁波。不同类型的地物具有反射和辐射不同波长电磁波的特性。对同一地区,在同一瞬间摄取多个波段的影像称为多光谱图像。它能够利用地物在不同光谱区有不同的反射特征,来增加获取目标的信息量。多光谱图像的频率分辨率高,因而它的空间分辨率低。全色波段图像的空间分辨率高,而其频率分

分辨率低,但实际应用中,常希望得到空间分辨率与频率分辨率都较高的图像。遥感影像融合是近几年国际遥感界研究的热点。在融合方法上,有一些经典的算法, HIS 变换法, 比值运算法, 线性复合与加权乘法, Brovey 变换法, 高通滤波变换法, 主成分变换法(PCA)等^[14]。

文献^[15]提出了一种基于 SVM 的遥感影像融合模型,它是一种决策级融合模型。其具体的融合处理过程如下:首先是对多源遥感数据进行预处理,使这些多源遥感数据在某一状态下得到配准;然后,采用基于 SVM 的影像分类方法对每个数据源进行分类决策,得出每个遥感数据源的分类结果;最后,对分类结果按照一定的规则进行某种组合得到联合推断的分类融合结果,最后获得融合影像。

3.4 遥感图像中的道路网提取

遥感影像道路信息提取的研究一直是遥感图像自动识别研究中一个活跃的研究主题。由于道路信息提取极大地依赖于遥感影像数据的分辨率,对于空间分辨率差别较大的数据源,道路提取的方法也会有很大差异^[16]。目前已有较多的道路提取方法,但离实际应用仍有差距。文献^[17]提出了一种马尔可夫随机场纹理模型与支持向量机分类相结合的道路网提取方法,其基本过程是:利用高斯马尔科夫随机场模型 6 个归一化特征值进行支持向量机的分类得到道路斑块,利用形态学算子对其进行初步连接并提取轴线,然后通过斑块轴线的启发式连接得到最终道路网。该方法实质上是一种道路网提取的半自动方法,需要用户进行道路 - 非道路样本采样计算纹理特征值训练支持向量机分类器。

4 结 语

支持向量机(SVM)作为一种新兴机器学习算法已成为人们关注的焦点,而其在遥感影像处理领域的应用与研究正方兴未艾。目前 SVM 主要应用于遥感影像分类与目标检测,而其在遥感影像融合与道路网提取方面还处在起步阶段,如何更有效的将 SVM 应用于遥感影像融合与道路网提取将会是下一步研究的重点。

参考文献

- [1] 祁亨年. 支持向量机及其应用研究综述 [J]. 计算机工程, 2004, 30(10) : 6 ~ 9
- [2] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York : Springer , 1995.

3.5 坡度图、坡向图生成

在 ArcView 中,选择 Surface 菜单下的 Derive slope (生成坡度图)命令系统就可以直接生成坡度图。坡度颜色和分级设定可以在 Legend Editor(图例编辑器)中自定义,不同颜色对应不同的坡度区域。图 4 中橙红色表示坡度在 0~5°,草绿色表示坡度在 5~10°,蓝色表示坡度在 10~20°,紫红色表示坡度在 20~30°。

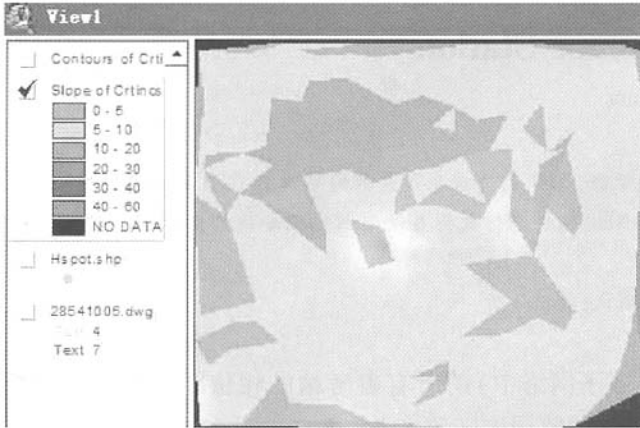


图 4 在 ArcView 中生成的坡度图

此外,在 ArcView 中选择 Surface 菜单下的 Derive Aspect 命令可以自动生成坡向图(如图 5)。在图 5 中,我们定义红色为正北坡向,黄色为正东坡向,浅蓝色为正南坡向,深蓝色为正西坡向。

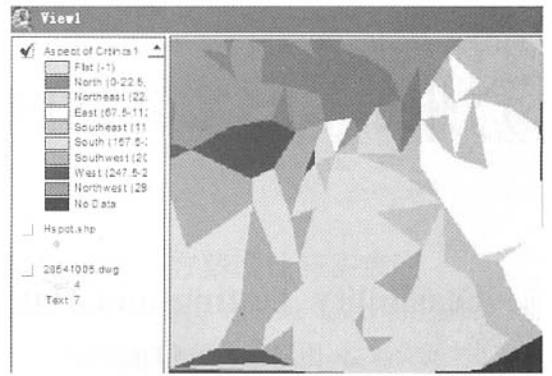


图 5 在 ArcView 中生成的坡向图

4 结 语

利用 ArcView 系统的地理信息分析功能对 AutoCAD 格式的全要素地形图进行数字地表分析,从而得到实用性很强的坡度、坡向分布图,并在 ArcView 中可以容易定量分析不同坡度、坡向的面积、容积,同时还可以叠加其他属性的专题图层,如岩石、土壤分布图,等高线图、植被分布图等,制作各种不同类型的专题图,可以为区域规划、城市规划、土地评估等做好前期准备工作。

参考文献

[1] 胡明星.应用 Surfer 增强 ArcView 的 3 维显示[J].测绘通报.2003 2
 [2] 秦其明. ArcView 地理信息系统实用教程[M].北京大学出版社 2001

(上接第 29 页)

[3] 刘江华,程君实,陈佳品.支持向量机训练算法综述[J].信息与控制,2002,31(1):45~50.
 [4] 张宝光.人工神经网络在遥感数字图像分类处理中的应用[J].国土资源遥感,1998(1)21~27
 [5] 胡自申,张迁.基于 SVM 的遥感影像的分类[J].遥感信息,2003(2):14~18
 [6] 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
 [7] 许磊,李朝峰,杨蒙召.SVM 结合模糊方法在遥感图像分类中的应用[J].计算机工程与应用,2005,41(36):79~82
 [8] 刘志刚,史文中,李德仁等.一种基于支撑向量机的遥感影像不完全监督分类新方法[J].遥感学报,2005,9(4):363~373
 [9] 胡淑均.基于 SVMs 的大幅遥感影像目标快速检测方法[J].武汉工业学院学报,2005,24(2):15~18
 [10] 王凯峰,秦前清.基于单类 SVM 的遥感图像目标检测

[J].计算机工程与应用,2005,41(32):63~64
 [11] 郑春红,焦李成,郑贵文.基于 GA 的遥感图像目标 SVM 自动识别[J].控制与决策,2005,20(11):1212~1215
 [12] 张艳宁,郑江滨,候云舒等.基于 SOM 和 SVM 的遥感图像目标识别[J].系统工程与电子技术,2002,24(7):9~11
 [13] 张艳宁,郑江滨,廖熠等.基于支撑向量机的遥感图像目标识别[J].西北工业大学学报,2002,20(4):536~539
 [14] 何贵青,郝重阳,常根杰.卫星多源遥感图像融合研究[J].遥测遥控,2005,26(4):1~6
 [15] 赵书河,冯智学,都金康等.基于支持向量机的 SPIN-2 影像与 SPOT-4 多光谱影像融合研究[J].遥感学报,2003,7(5):407~411
 [16] 贾玲,赵云升,张建辉等.基于 Landsat7 EMT+ 影像的城市道路信息提取研究[J].遥感技术与应用,2005,20(5):478~482
 [17] 汪闽,骆剑承,周成虎等.结合高斯马尔可夫随机场纹理模型与支撑向量机在高分辨率遥感图像上提取道路网[J].遥感学报,2005,9(3):271~276