

基于支持向量机分类的遥感土壤盐渍化信息监测^{*}

依力亚斯江·努尔麦麦提^{1,2}, 建丽^{1,2,3},
塔西甫拉提·特依拜^{1,2}, 吐尔逊·艾山^{1,2}

(1. 新疆大学 资源与环境科学学院, 乌鲁木齐 830046; 2. 新疆大学 绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046;
3. 新疆大学 理论经济学博士后流动站, 乌鲁木齐 830046)

摘 要: 遥感技术在大尺度土壤盐渍化检测方面有着宏观性、实时性、动态性等优势和广阔的应用前景, 但是传统的遥感图像分类方法精度不高、分类效率较低和不确定性。提出了基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的分类方法, 介绍了 SVM 算法的基本原理, 通过支持向量机分类法与传统分类方法(最大似然法和最小距离法)在盐渍化信息提取结果上进行对比, 表明基于 SVM 的遥感图像分类方法能够较好的检测土壤的盐渍化信息, 分类总精度达到 95.66%, 比最大似然法和最小距离法分类精度(分别为 91.54% 和 85.42%)更高, 因此更适合于遥感图像分类和盐渍化信息检测。

关键词: 支持向量机(SVM); 遥感图像; 盐渍化

中图分类号: TP79; S155.293

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2007)04-0209-06

Soil Salinization Monitoring Based on Support Vector Machine Classification

Ilyas. Nurmhammat^{1,2}, DING Jian-li^{1,2,3}, Tashpolat. Tiyp^{1,2}, Tursun. Hasan^{1,2}

(1. College of Resources and Environment Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

2. Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

3. Post Doctoral Laboratory of Theoretical Economics, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: The remote sensing technique have many superiorities such as offering wide regional coverage, providing up-to-date information, offering large archive of dynamic data for monitoring of large scale soil salinization, while the traditional extraction methods of the remote sensing image information has shortcomings including the low classification accuracy and classification efficiency, high indeterminacy. The classification method based on support vector machine (SVM) was put forward and the fundamental theory was introduced, moreover, the classification results of SVM classification with maximum likelihood classification and minimum distance classification were compared qualitatively and quantitatively in terms of classification accuracy. The results indicated that RS image classification based on SVM monitored the soil salinization more accurately than those of maximum likelihood classification and minimum distance classification, classification overall accuracy reached 95.66%, while the classification overall accuracy of maximum likelihood classification and minimum distance classification reached 91.54% and 85.42% respectively. The classification method based on SVM may be adapted to RS image classification and monitoring of soil salinization.

Key words: support vector machine; remote sensing image; salinization

* 收稿日期: 2007-04-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 40261006); 自治区高校科研计划项目(编号: XJEDU2004I06, XJEDU2005I07); 教育厅创新研究群体基金项目(编号: XJEDU2004G04)

作者简介: 依力亚斯江·努尔麦麦提(1982-), 男, 硕士, 主要从事干旱区资源环境与遥感应用研究。

通讯作者: 塔西甫拉提·特依拜(1958-), 男, 教授。E-mail: tash@xju.edu.cn

1 引言

土壤盐渍化通常出现在土壤蒸发强度大、地下水位高且含有较多的可溶性盐类的干旱、半干旱的平原地区。它是在一定的气候、地形、水文地质等自然条件共同对水盐运动产生影响的结果^[1]。土壤盐渍化问题还与人类活动,特别是农业灌溉密切相关。土壤盐渍化不但造成了资源的破坏,农业生产的巨大损失,而且还对生物圈和生态环境构成威胁^[2]。作为主要的土地退化形式之一,土壤盐渍化已成为一个全球性问题^[3,4]。

遥感信息检测在获取地表土地各种变化信息时具有宏观性、实时性、动态性等重要的特点,因此对土壤盐渍化监测更为客观、快速、省工和节省经费。各国科学工作者多年实践证明:多波段、多时相、多源遥感数据用来进行盐渍土调查、动态监测非常有效^[5]。遥感检测能够较好的、准确有效的提取土壤的盐渍化信息,但是传统的分类方法还是存在着分类精度不高、分类效率低、不确定性强的不足之处。本文通过支持向量机分类法与传统分类方法在盐渍化信息提取结果上进行对比,表明支持向量机分类方法的分类精度和分类效果比传统分类方法好,分类精度有所提高,支持向量机分类方法能够有效地监测土壤盐渍化信息。

2 支持向量机

基于统计学习理论^[6]的支持向量机(SVM)模型,已经成为国际上机器学习领域的研究热点。支持向量机是由 Vapnik 等人^[7,8]在 20 世纪 90 年代提出的一种实现结构风险最小化准则的机器学习方法。SVM 是一种通用的机器学习方法,是求解模式识别和函数估计问题的有效工具,由于具有良好的推广性、泛化能力、防过学习能力,使其在许多应用领域都获得了良好的应用。一些学者相继对基于 SVM 的分类技术进行了大量的研究与应用,证实了其在那些应用领域中的优异性能。SVM 已在数据挖掘^[9]、三维物体识别^[10]、文本分类^[11]、人脸检测^[12]、指纹分类^[13]、语音识别^[14]、SAR 图像识别^[15]、DNA 分析^[16]、遥感图像分类^[17]等问题上得到了一定的应用,并且取得了较好的效果,但对土壤盐渍化研究领域中的遥感图像 SVM 多类分类问题还不曾多见。

2.1 SVM 基本原理

2.1.1 两类线性可分的支持向量机

SVM 是从线性可分情况下的最优分类超平面 (Optimal Hyperplane, 简称 OHP) 发展而提出来的,基本思想可用两类线性可分情况来说明。如图 1 所示,实心三角点(▲)和空心圆点(○)代表两类训练样本。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。

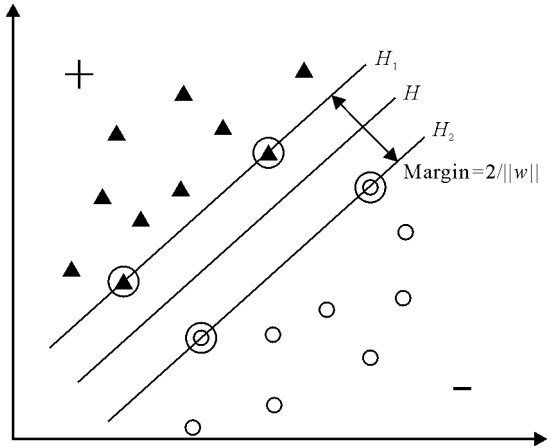


图 1 线性可分情况下的最优分类超平面示意图

图 1 中 H 为分类线, H_1, H_2 分别为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,这些最近样本可能不止 2 个,正是它们决定了分类超平面,这些样本就是所谓的支持向量。标记为 + 的样本点就是过两类样本中离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面上的训练样本,被称为支持矢量。

设线性可分样本集为 $(x_i, y_i), i = 1, L, n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ 是类别符号。 d 维空间中线性判别函数的一般形式为 $g(x) = w \cdot gx + b$, 分类线方程为 $w \cdot gx + b = 0$, 将判别函数进行归一化,使两类所有样本都满足 $|g(x)| \geq 1$, 即使离分类面最近的样本的 $|g(x)| = 1$ 此时分类间隔等于 $2/\|W\|$, 因此使间隔最大等价于使 $\|W\|$ (或 $\|W\|^2$) 最小。要求它满足

$$y_i [(w \cdot gx_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, L, n \tag{1}$$

满足条件(1)且使 $\|W\|^2$ 最小的分类面就叫做最优分类面, H_1, H_2 上的训练样本点就称作支持向量。利用 Lagrange 优化方法可以把上述最优分类面问题转化为其对偶问题,即:在约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, a_i \geq 0, i = 1, 2, L, n \text{ 下对 } a_i \text{ 求解下列函数}$$

的最大值:

$$Q(a)=\sum_{i=1}^na_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^na_ia_jy_iy_j(x_jgx_j) \quad (2)$$

(a_i 为原问题中与每个约束条件(1)对应的 Lagrange 乘子)。若 a^* 为最优解, 则 $w^*=\sum_{i=1}^na_i^*y_ix_i$ 即最优分类面的权系数向量是训练样本训练的线性组合。容易证明, 解中将只有一部分(通常是很少一部分) a^* 不为零, 对应的样本就是支持向量。解上述问题后得到的最优分类函数是:

$$\begin{aligned} f(x) &= \operatorname{sgn}\{(w^*gx)+b^*\} \\ &= \operatorname{sgn}\{\sum_{i=1}^na_i^*y_i(x_igx)+b^*\} \end{aligned} \quad (3)$$

式中的求和实际上只对支持向量进行(因为非支持向量对应的 a_i 均为 0, $\operatorname{sgn}()$ 为符号函数, a_i^* 为最优解, b^* 是分类阈值, 可以用任一个支持向量(满足式(1)中的等号)求得, 或通过两类中任意一对支持向量取中值求得。

2.1.2 非线性支持向量机

非线性支持向量机问题的基本思想是通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题, 在变换空间求最优分类面。根据泛函的有关理论, 只要一种核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件, 它就对应某一变换空间中的内积。因此, 在最优分类面中采用适当的内积函数 $K(x_i, x_j)$ 就可以实现某一非线性变换后的线性分类, 而计算复杂度却没有增加, 此时目标函数(2)变为:

$$Q(a)=\sum_{i=1}^na_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^na_ia_jy_iy_jK(x_jgx_j) \quad (4)$$

而相应的分类函数(3)也变为:

$$f(x)=\operatorname{sgn}\{\sum_{i=1}^na_i^*y_iK(x_igx)+b^*\} \quad (5)$$

而算法的其它条件不变, 这就是支持向量机。

实际上, 每个线性可分问题可以扩展到有一个适当核函数的非线性问题。正是核函数的引入使 SVM 得以实用化, 因为它避免了显示高维空间中向量内积而造成的大量运算。目前常用的核函数有 4 种(如表 1 所示), 在实际运用中, 通常要根据问题的具体情况选择合适的核函数以及相应的参数。

2.1.3 SVM 的多类分类问题

SVM 方法的最初提出是针对二分类问题, 然而二分类的实际应用是很有局限性的。但是我们可以很方便地推广到多类问题的划分问题中去。SVM 的多类划分问题有着更广泛的实际应用。在遥感领域上土地覆盖的分类问题也是个多类分类问题。

表 1 常用的一些核函数

核函数	定义	参数
线性函数	$K(x_i, x_j)=x_i^Tx_j$	
多项式函数	$K(x_i, x_j)=(\gamma x_i^Tx_j+r)^d, \gamma>0$	γ, r, d
径向基函数	$K(x_i, x_j)=\exp(-\gamma\ x_i-x_j\ ^2), \gamma>0$	γ
S 形函数	$k(x_i, x_j)=\tanh(\gamma x_i^Tx_j+r)$	γ, r

解决多类分类主要是 2 个方向: 一是将多个分类面的参数求解合并到一个最优化问题中, 通过求解该最优化问题一次性实现多类分类^[18], 但这种方法实现难度大、计算复杂度高, 在现实中使用很少; 另一是通过某种方式构造一系列的二类分类器并将它们组合在一起来实现多分类^[18]。这种方法形式简单、组成灵活, 在现实中得到广泛应用。二类别的分类器组合有一对一(one versus one, 1- v- 1)分类器, 一对多(one versus rest, 1- v- r)分类器和多对多 3 种组合方法。一对一方法一般在 n 类分类中, 需构造 $n(n-1)/2$ 个分类器, 计算量比较大, 本文使用的就是这种方法; 一对多方法是用一类和剩下其它所有类判别分类, 一个分类器分出其中某一类; 多对多分类有决策树算法, 先把多类划为二大类, 再在二类中继续往下划分, 直到最后的一对一类判别。

3 遥感图像分类实验结果与分析

3.1 研究区概况与数据源

渭干河-库车河三角洲绿洲位于新疆维吾尔自治区南部的塔里木盆地, 属渭干河-库车河流域, 在行政上隶属阿克苏地区管辖。范围包括库车、沙雅与新和 3 个县, 这 3 个县的土地总面积为 $523.76\times 10^4\text{ hm}^2$ 。年均降水量在 46.4~64.5 mm, 其中, 沙雅地区最低, 库车地区最高, 年均蒸发量为 1 992~2 863.4 mm, 干燥度系数为 44.37, 属于干旱与极端干旱地区^[19]。

渭干河-库车河三角洲绿洲气候干旱, 蒸发强烈, 透水性差, 为典型的绿洲农业, 农作物生长全靠灌溉。在平原区中下部由于地势平坦, 地下水位较高, 在强烈的蒸发作用下, 盐分随水运动积累于地表造成土壤盐渍化。在平坦地段地表都有盐斑聚集, 开垦后由于灌溉不科学, 造成地下水位普遍上升, 盐渍化加重。因而土壤盐渍化是目前该地区阻碍绿洲农业生产发展的最大问题之一。据土壤普查资料显示, 在现有耕地中, 盐渍化面积已达 50% 以上, 其中

严重盐渍化面积达 30%。

本文采用的图像数据为 2001 年 8 月 6 日成像的新疆库车、新和与夏雅县所覆盖的 Landsat-7 ETM⁺ 影像, 轨道号为 145-32, 已经经过几何和辐射校正、坐标转换等技术处理, 空间分辨率为 30 m, 图像大小为 185 185 km²。统计资料(气象、水文、人口、社会经济等) 以及其它有关矢量图图像、文字等资料。

3.2 SVM 模型选择与遥感图像的分类

利用 SVM 模型对遥感图像分类首先需要考虑设置 SVM 模型参数, 它包括核函数类型的选择和核函数参数的选择。Vapnik 等人的研究表明, SVM 的性能与所选用的核函数类型关系不大, 而核函数的参数和误差惩罚因子 C 是影响 SVM 性能的主要因素^[7]。统计学习理论目前对支持向量机在实际应用中参数选择的问题给出了一些建议和解释, 但还没有给出实际可行的方案。目前也只有通过实验方法来确定最佳参数。因此, 在使用支持向量机进行分类和预测时, 如何选择适当的参数就成为非常重要的问题。选择径向基(RBF) 函数作为核函数, 主要原因是: 首先, RBF 函数可以将样本非线性地规划到更高维的空间中, 从而解决类标签和属性间非线性的关系问题, 这是线性核函数无法解决的。另外, 多次实验和 ROLIF 等的研究表明 RBF 核的分类精度一般高于多项式核和 Sigmoid 核, 而线性核精度最低^[17]。在此, 多项式和 Sigmoid 内积核函数所要确定的参数比 RBF 核函数多、选取模型的工作量大。使用 RBF 核函数需要选择的参数有两个即为核参数 γ 和惩罚因子 C , 采用交叉验证算法

(cross-validation) 来确定这两个参数^[20]。经验证明, C 和 γ 以指数增长方式($C=2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}, \gamma=2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}$) 搜索是快速确定 C 和 γ 参数的比较好的办法。本文选取 libsvm-2.83 软件提供的参数选择模型 Grid.py 来搜索 C 和 γ 的取值。最佳 SVM 模型参数为 $\gamma=0.125, C=128$ 。

本次研究选取库车河三角洲绿洲区域进行研究, 首先通过目视解译, 切割一块有代表性且盐渍土壤面积较大的区域为试验区进行分类, 去除绿洲外围的部分山地及戈壁区, 最终所选区域图像位于北纬 41°8'14"~41°46'39", 东经 82°55'36"~83°54'1"之间。图像大小为 2 924×2 416 像元。

通过实地考察和结合地形图目视判读, 将该区地面覆盖类型粗分为水体、农田、绿洲、重度盐渍地、中度盐渍地、轻度盐渍地和其他(其包括岩石、泥土、泥沙等) 等 7 个大类。其中绿洲, 中、轻度盐渍地主要是由红柳等盐生植被覆盖, 重度盐渍地基本无植被覆盖。在 TM7、TM4、TM1 合成图像上, 重度盐渍地为浅灰色, 中、轻度盐渍地为深灰色, 易于与其它地物类型相区分。如图 2 所示。

使用上述最佳的参数训练整个训练样本集, 得到分类器模型。最后应用该模型对整个研究区进行土地利用分类, 分类结果见图 3。为了验证支持向量机分类方法的性能和分类的效果, 本实验还用了一些传统的分类方法最大似然法(Maximum Likelihood Classification, MLC) 和最小距离法(Minimum Distance Classification) 进行分类, 分类结果如图 4 和 5 所示。表 2, 3, 4 分别是 SVM, MLC, 最小距离法分类的混淆矩阵。

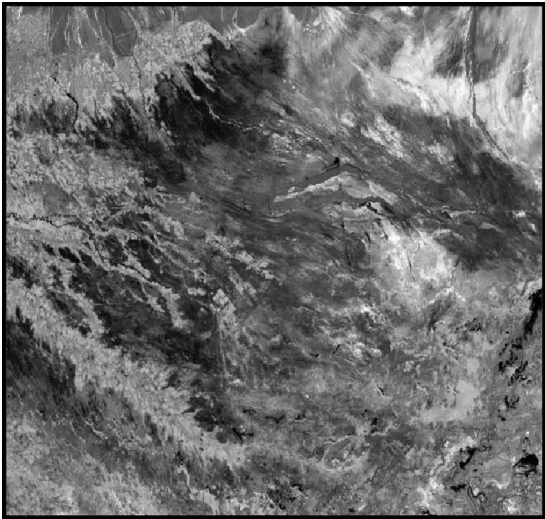


图 2 原始图像

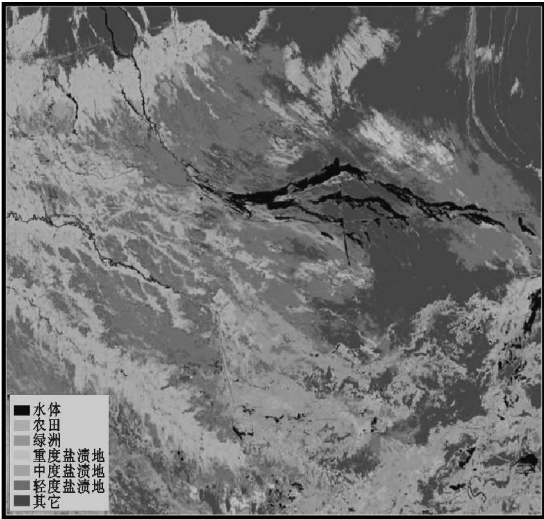


图 3 SVM 分类结果图

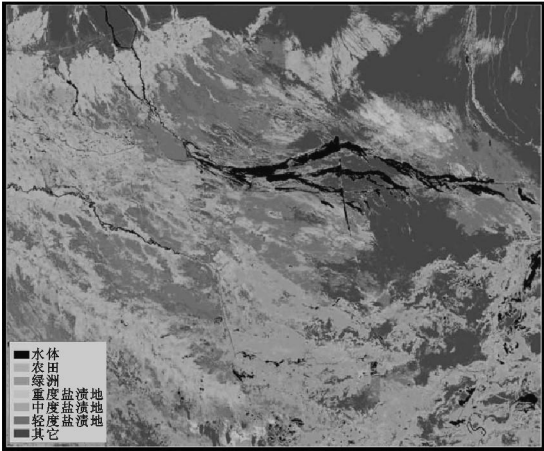


图 4 MLC 分类结果图

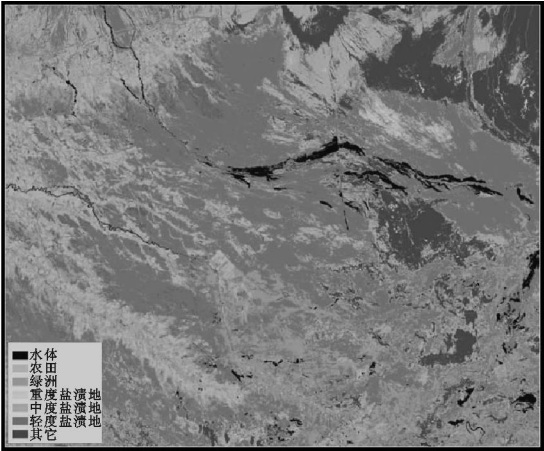


图 5 最小距离分类结果图

表 2 SVM 分类混淆矩阵

分类类别	实际类别							总体
	水体	农田	绿洲	重度盐渍地	中度盐渍地	轻度盐渍地	其他	
水体	2255	3	5	0	0	1	0	2264
农田	0	7073	344	0	0	0	1	7418
绿洲	2	443	2504	0	0	0	0	2949
重度盐渍地	0	0	0	2039	22	0	0	2061
中度盐渍地	0	1	0	119	1776	47	13	1956
轻度盐渍地	10	3	2	1	46	2081	4	2147
其他	0	12	1	0	36	10	7112	7171
总和	2267	7535	2856	2159	1880	2139	7130	25966
精度/ %	99.47	93.87	87.68	94.44	94.47	97.29	99.75	95.66

表 3 MLC 分类混淆矩阵

分类类别	实际类别							总体
	水体	农田	绿洲	重度盐渍地	中度盐渍地	轻度盐渍地	其他	
水体	2241	0	0	2	0	0	0	2243
农田	0	6017	213	0	0	0	0	6230
绿洲	8	1507	2642	0	0	0	2	4159
重度盐渍地	1	0	0	1941	0	0	1	1943
中度盐渍地	0	5	0	216	1742	47	25	2035
轻度盐渍地	17	1	0	0	71	2087	3	2179
其他	0	5	1	0	67	5	7099	7177
总和	2267	7535	2856	2159	1880	2139	7130	25966
精度/ %	98.83	79.85	92.51	89.90	92.66	97.57	99.57	91.54

表 4 最小距离分类混淆矩阵

分类类别	实际类别							总体
	水体	农田	绿洲	重度盐渍地	中度盐渍地	轻度盐渍地	其他	
水体	2123	7	2	0	0	0	0	2132
农田	0	6238	178	0	0	0	0	6416
绿洲	8	1134	2576	0	0	0	0	3718
重度盐渍地	0	0	0	1872	72	0	183	2127
中度盐渍地	0	34	4	272	1728	65	576	2679
轻度盐渍地	136	120	95	1	70	2067	795	3284
其他	0	2	1	14	10	7	5576	5610
总和	2267	7535	2856	2159	1880	2139	7130	25966
精度/ %	93.65	82.79	90.20	86.71	91.91	96.63	78.20	85.42

3.3 实验结果分析

从分类结果图可以看出来 SVM 和 MLC 分类结果比较理想, 最小距离法分类结果较差。SVM 分类结果比 MLC 好一些, SVM 分类结果图多为面状分布, 最大似然法分类地物分布细碎, “Pepper and Salt” 现象较多。盐渍地的分布在绿洲内部呈条形状分布, 而在绿洲外部呈片状分布, 且绿洲外部重度盐渍地交错分布在中轻度盐渍地中。重度盐渍地和中轻度盐渍地在 SVM 和 MLC 分类结果图上分的比较明显和理想。

遥感数据分类过程中精度分析是一项不可缺少的工作。分类者通过精度分析能确定分类模式的有效性, 改进分类模式, 提高分类精度。经实地考察的采样点和分类结果对比可知对盐渍地的分类结果在 SVM 和 MLC 方法上分类精度比较高, 在最小距离法上最差。SVM 分类法比 MLC 分类法好一些, 但不是很明显。从各方法(SVM, MLC, 最小距离) 分类的分类混淆矩阵对比可知: SVM 分类方法与 MLC 法和最小距离法相比土地利用各类别的提取精度有不同程度的提高, 盐渍地信息的提取精度也有所提高, 总体分类总精度从 85.42% 和 91.54% 提高到 95.66%, 水体、重度盐渍地等面积较小类别的精度都有了提高, 农田、绿洲与中轻度盐渍地的混分现象明显减少, 精度也有了一定的提高, 取得了较好的分类效果。

由 SVM 分类混淆矩阵表还可以看出农田、绿洲的分类精度较水体、重度盐渍地低, 该区农田、绿洲类型复杂, 有些地区农田、绿洲间杂分布, 而使图像难以区分。同时由于分类是用光谱信息对影像是逐个像元进行, 在地类交界处的像元中包括有多种类别, 其混合像元造成错分类。不过通过本文实验可以看出, 基于 SVM 分类方法对这些类型的分类精度还是比其它方法高。一般来说, 采用传统的分类方法区分出农田和绿洲, 中度盐渍地和轻度盐渍地难度较大, 因为两者光谱特征相差不大, 线性不可分, SVM 通过引入核函数进行非线性变换映射至高维空间, 提取它们的非线性特征, 增强不同类型之间的可分性。

4 结 语

支持向量机具有适用于复杂、高维的数据分析处理的特点, 对于多光谱和高光谱遥感数据分析处理和分类识别问题, SVM 将有良好的应用前景。

(1) 初步的试验证明, 本文提出的基于 SVM 的遥

感影像盐渍化信息检测方法是可行的, 并且具有较高的分类精度, 精度优于传统的最小距离法和最大似然法。分类结果总精度分别从 85.42% 和 91.54% 提高到 95.66%, 取得了比较好的分类结果。

(2) 从图像定性分析和精度结果的定量分析来看, SVM 分类法比最小距离法和最大似然法的分类效果要好, 总精度分别提高 10.24% 和 4.12%。分析原因, 对复杂、高维输入向量具有更高的推广能力, 传统的最小距离法和最大似然法由于信息量的增多, 干扰信息对分类的负面影响较大。SVM 分类法要优于传统的最大似然法和最小距离法。

(3) 基于 SVM 的遥感图像分类与盐渍化检测仍存在问题, 以下几个方面需要进一步深入研究: 第一, SVM 适合复杂高维空间, 但随着属性数据特征的增多, 核函数类型及参数选择, 和函数参数 C 和 γ 确定所花费的时间较多。 C 和 γ 参数确定方法上加以改善是今后 SVM 研究的很重要的一个方面。第二, 由于受光谱波长的限制, SVM 采用 TM 和 ETM 的光谱数据进行遥感图像分类盐渍化信息提取, 对同物异谱与同谱异物的问题尚还不能很好解决, 在一定程度上会影响信息提取的精度, 如果采用高光谱数据可能会提高提取的精度。这方面的工作还有待开展。第三, 基于 SVM 的多光谱遥感图像分类和目标监测方法还未能达到很好的图像分类效果(绿洲和农田还不能很好的区分开), 特别是对于盐渍化信息检测问题还处于初步研究阶段, 需进一步研究, 提高图像分类精度。

参考文献:

- [1] 朱庭芸. 灌区土壤盐渍化防治[M]. 北京: 农业出版社, 1992. 32-38.
- [2] Taylor G R, Mah A H. Characterization of saline soils using airborne radar imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 57(3): 127-142.
- [3] Verma K S, Saxena R K, et al. Remote sensing technique for mapping salt affected soils[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(9): 1901-1914.
- [4] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity potentials and constraints[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85: 1-20.
- [5] 关元秀, 刘高焕. 区域土壤盐渍化遥感监测研究综述[J]. 遥感技术与应用, 2001, 16(1): 40-44.
- [6] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley Publishers Science, 1998.

(下转第 222 页)

表 2 堆积体稳定性计算成果表

计算工况	iv区		㉔区	
	㉔- ㉔	v- v'	iv- iv'	㉔- ㉔
	剖面	剖面	剖面	剖面
天然	1. 138	1. 118	1. 332	1. 766
天然+ 暴雨	1. 013	1. 000	1. 031	1. 368
天然+ 地震	0. 894	0. 882	0. 952	1. 165

由于 iv区地表及坡体内排水相对较通畅,暴雨对其稳定性影响相对较小,稳定性系数降低幅度在 0. 15 左右,㉔区由于底部致密滑带土充当隔水层,所以暴雨对其稳定性影响稍大,稳定性系数降低幅度在 0. 30 以上。

计算结果表明:

(1) iv区整体稳定性较差:在天然工况下处于基本稳定状态,暴雨工况下处于临界状态,地震工况下失稳。

(2) ㉔区稳定性略好于 iv区:天然状况下稳定性较好,暴雨工况下处于极限状态,地震工况下沿 iv- iv' 剖面有失稳可能。

4 结 论

(1) 堆积体前、后缘及侧缘边界清晰,堆积体物

质成分以碎块石夹黏土为主,碎块石成分主要为砂岩。表层结构松散,下部结构较密实。㉔区基覆界面处有一层厚 8~ 10 cm 黏土质滑带土。

(2) 受施工开挖影响,原有平衡被破坏,堆积体表部发育大量拉裂缝,裂缝仍然缓慢扩展,并且随着雨季到来,裂缝仍有加剧可能性。

(3) 定性判断,在天然状况下堆积体能基本保持稳定,但在土体饱水状态下将处于极限平衡状态。经稳定性计算, iv区天然工况下基本稳定,暴雨工况下处于临界状态,地震工况下失稳;㉔区天然状况下处于稳定状态,暴雨状况下处于极限平衡状态,地震作用下处于临滑状态,稳定性略好于 iv区。

(4) 基于稳定性评价结果,建议采用工程处理措施以加强其稳定性,如排水、减少开挖量等。

参考文献:

[1] 张倬元,王士天,王兰生. 工程地质分析原理[M]. 北京:地质出版社,1994.

[2] 孔德坊. 工程岩土学[M]. 北京:地质出版社,1992.

[3] 石豫川,冯文凯,单志钢. 某多期次巨型滑坡危害程度预测评价[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2004, (3): 226- 232.

(上接第 214 页)

[7] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer, 2000.

[8] Cortes C, Vapnik. V N. Support Vector Networks. Machine Learning, 1995, 20: 1- 25.

[9] Huang Hanpang, Liu Yihung. Fuzzy support vector machines for pattern recognition and data mining[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2002, 4(3): 826- 835.

[10] 章毓晋. 中国图像工程及当前的几个研究热点[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(6): 489- 500.

[11] Joachims T. Text categorization with support vector machines: learning with many relevant features [M]. Berlin: Springer, In European Conference on Machine Learning(EC2M L), 1998. 137- 142.

[12] 王宏漫, 欧宗瑛. 采用 PCA/ICA 特征和 SVM 分类的人脸识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(4): 416- 420.

[13] 朱晓霞, 孙同景. 基于二叉树和 SVM 的指纹分类[J]. 山东大学学报(工学版), 2006, 36(1): 121- 124.

[14] 何昕, 刘重庆. 基于支撑向量机的文本无关的说话人识别系统[J]. 计算机工程, 2000, 26(6): 61- 63.

[15] Qun Zhao, Jose C Principe. Support vector machines for SAR automatic target recognition [J]. IEEE Transactions on Aero space and Electronic Systems, 2001, 37(2): 643- 654.

[16] Klaus- Robert Muller. An introduction to kernel-based learning algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 181- 201.

[17] Rolif, Fumira G. Support vector machines for remote sensing image classification [EB/OL]. <http://citeseer.nj.nec.com>, 2004-09-12.

[18] Weston J, Watkins C. Multi-class support vector machines[A]. In: Verleysen M, ed. Proceedings of ES-ANN99[M]. Brussels: D Facto Press, 1999.

[19] 钱云, 郝毓灵. 新疆绿洲[M]. 乌鲁木齐: 新疆人民出版社, 2000. 358- 359.

[20] Kerthi S S, Lin C I. Asymptotic behaviors of support vector machines with gaussian kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15(7): 1667- 1689.