

SAR 图像盐渍地分类研究

阿尔达克^{①②}, 塔西甫拉提·特依拜^{①②}, 张飞^{①②}

(^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)

摘要:以渭干河——库车河三角洲绿洲为例, 利用 SAR 数据, 采用不同的分类方法来提取该研究区盐渍化土地覆盖信息。首先用 Enhanced frost 滤波算法对 SAR 图像进行去噪处理。然后基于灰度共生矩阵理论提取去噪后的 SAR 图像 4 种纹理特征, 并在不同窗口大小下筛选出有效的纹理特征。最后结合纹理特征分别采用最大似然分类法和 SVM 分类法对 SAR 图像进行分类。研究表明: 基于纹理特征的 SVM 分类方法, 能够有效解决单源数据信息图像分类效果破碎问题; 13×13 窗口的总精度达到 98.2456%, Kappa 系数达到 0.9763, 更有利于遥感图像分类和盐渍化信息监测, 是地物遥感信息提取的有效途径。

关键词: 支持向量机(SVM); SAR 图像; 盐渍化; 纹理特征

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.04.013

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2011)116-0064-07

Salinized Land Classification from SAR Image

Ardak^{①②}, Tashpolat·Tiyip^{①②}, ZHANG Fei^{①②}

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

^② Key Laboratory of Oasis Ecology Xinjiang University, Xinjiang Urumqi 830046)

Abstract: Support Vector Machine (SVM) is a new-style classification method. The authors took the Delta oases of Weigan and kuqa rivers as examples, using SAR data and different methods to extract the salinization cover information. Firstly, the speckles from SAR image are eliminated by the enhanced Frost filter algorithm. Then the texture features of the denoised SAR image are extracted based on gray co-occurrence matrix, and the effective texture features are screened through the different size windows. At last, combining with texture features, SAR image is classified with the classical maximum likelihood and SVM classification methods. This study shows that the classification based on SVM method can solve the problem of image broken which was occurred while classification was based on the single-source data, and has the good generalization ability with the high dimension vector. The classification precision of the window of 13×13 is up to 98.2456% and kappa coefficient up to 0.9763. Therefore, the classification method by SVM based on texture characteristics can be adapted to SAR image classification and monitoring of soil salinization, and furthermore, provides an effective way for remote sensing information extraction.

Key words: Support Vector Machine (SVM); SAR image; soil salinization; texture characteristic

1 引言

土壤盐渍化已成为一个导致资源破坏, 造成农

业生产巨大损失, 对生物圈和生态环境构成威胁的全球性问题。而我国是盐渍化影响严重的国家之一, 新疆盐渍土总面积 $8.476 \times 10^6 \text{hm}^2$, 现有耕地中

收稿日期: 2010-07-05 修订日期: 2011-01-18

基金项目: 干旱区土壤盐渍化微波遥感监测方法与验证(40961025)。

作者简介: 阿尔达克(1984~), 女(哈萨克族), 硕士研究生, 主要从事遥感技术与应用。

E-mail: ardak426@126.com

通讯作者: 塔西甫拉提·特依拜(1958~), 男(维吾尔族), 教授(工学博士)。

E-mail: tash@xju.edu.cn

31.1%的面积受到盐渍危害^[1]。土壤盐渍化通常出现在气候干旱、土壤蒸发强度大、地下水位高且含有较多的可溶性盐类的地区^[2]。

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是 Vapnik 等人在 1995 年提出的一种学习方法^[3], 由于它是建立在统计学理论(Statistical Learning Theory, SLT)的 VC(Vapnik-Chervonenkis)维理论和结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM)准则基础上的, 因此能较好地解决小样本、非线性、高维数据和局部极小等实际问题, 更因其易用、稳定和具有相对较高的精度而得到广泛的应用。现在 SVM 理论已经在土地覆盖图像分类和高光谱中得到应用^[4-5], 如 Fabio Roli 等利用 SVM 方法进行遥感图像分类^[6]; 赵书河等基于 SVM 进行 SPN-2 影像与 SPOT-4 多光谱影像融合^[7]; 骆剑承等利用 SVM 方法提取空间特征, 对遥感影像进行图像分类^[8]。

本文将 SVM 用于极化 SAR 图像中进行分类, 重点研究了不同窗口下纹理特征的选择, 将其与最大似然法进行比较, 并做出精度评价。重点提出了基于 SVM 方法, 对盐渍化严重的渭库绿洲植被稀疏地区提取盐渍化信息, 进行了不同程度的盐渍化地分类, 解决了单用 SAR 图像分类时精度不高、图像破碎等问题, 提高了图像分类精度。

2 实验区数据

渭干河—库车河三角洲绿洲, 位于新疆南部的塔里木盆地中北部, 北起秋里塔格山, 南接塔里木河北岸, 东与轮台、尉犁县相邻, 西与温宿县接壤, 是一个典型而完整的扇形平原绿洲。年均降水量为 46.4mm~64.5mm, 其中, 沙雅地区最低, 库车地区最高, 年均蒸发量为 1992mm~2863.4mm, 干燥度系数为 44.37, 属于干旱与极端干旱地区^[9]。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。盐渍地主要分布在渭干河和库车河的下游, 塔里木河的北部, 绿洲的西南、南、东和东南部地区, 其在绿洲内部呈条形状分布, 而在绿洲外部呈片状分布, 绿洲外部重度盐渍地交错分布在

中轻度盐渍地中。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%。

随着合成孔径雷达(SAR)技术的逐步成熟和 SAR 图像分辨率的不断提高, SAR 图像的使用逐渐为人们所重视。而本次试验采用的雷达图像是 2008 年 9 月 10 日成像的 RADARSAT-2, C 波段图像, 极化方式为 HH、HV 极化。方位向分辨率和距离向分辨率均为 12.5m, 图像大小为 16134×14718 像元。雷达图像覆盖地区为新疆库车, 新和和沙雅县。图像中心像元精度坐标为 41.47°N, 83.33°E。对几何处理和辐射校正之后的图像进行裁剪, 最终所选区域图像位于 41°9′56″~41°29′10″N, 82°6′45″~82°54′39″E 之间如图 1 所示。由于研究区地理位置的特殊性, 从图像上舍去绿洲周边大部分沙漠和戈壁地区, 裁出 769×769 大小的像元作为图像分类研究区。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非盐渍地、重度盐渍地、中轻度盐渍地和其他(水体, 泥土, 泥沙)4 个大类。



图 1 裁剪后的 SAR 图像

3 支持向量机基本原理

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是由 V. apnik 和他的合作者提出的一种新的学习方法^[11-12], 是建立在统计学理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上, 根据有限样本信息在模型复杂性(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻求最佳折衷, 以期获得最好的推广能力。现在, SVM 理论已经在土地覆盖图像分类和高光谱中得到应用^[12-13]。这些实例表明 SVM 可有效地应用于遥感图像的分类中, 但还没有复合多源遥感数据信息的优点进行遥感信息提取。在此, 本文提出基于 SVM 方法, 集成高空间分辨率图像的基于像素的光

谱和基于空间特性的纹理和结构信息,进行图像分类,解决单源信息分类图像破碎问题,提高图像分类精度,并与单源数据信息 SVM 和最大似然法分类结果加以比较,进行精度评价。Vanpik 等的研究表明, SVM 的性能与所选用的核函数的类型关系不大,而核函数的参数和惩罚系数 C 是影响 SVM 性能的主要因素^[14]。目前统计学理论对支持向量机在实际应用中的参数选择问题给出了一些建议和解释,但还没有给出实际可行的解决方案,当前也只有通过实验方法来确定最佳参数。为了验证 SVM 分类的效果及其核函数的选择对分类精度的影响,试验分别使用多项式核函数和径向基核函数分类并与最大似然分类的结果进行比较。

SVM 是从线性可分情况下的最优超平面发展而来的^[15],基本思想可用图 2 的两维情况说明:

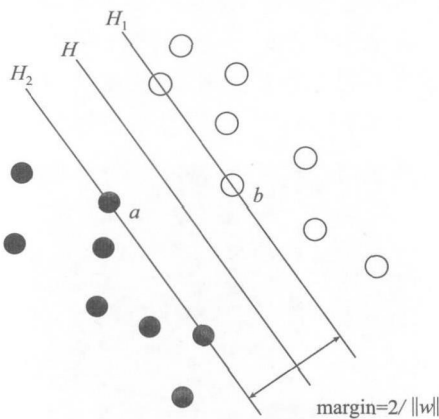


图 2 支持向量机的最优超平面 H_1

图 2 中实心点和空心点分别代表两类样本。 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 (m)。所谓最优分类线, 就是要求分类线不但能够将两类正确分开, 而且使分类间隔最大。分类线性方程为 $x \cdot w + b = 0$, 我们可以对它进行归一化, 使得对线性可分的样本集 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, \in R^d, y \in \{+1, -1\}$, 满足

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (1)$$

此时分类间隔等于 $\frac{1}{2} |w|^{-2}$, 使间隔最大等价于使 $|w|^2$ 最小。满足条件 (1) 且使 $\frac{1}{2} |w|^2$ 最小的超平面就叫做最优超平面。 H_1, H_2 上的训练样本点就称作支持向量。

求解

$$\partial(w) = \frac{1}{2} |w|^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (2)$$

的最小值, 考虑到一些样本不能被正确分类, 为了提高分类的正确性, 引入松弛因子 $\xi_i \geq 0 (i = 1, \dots, n)$, 此时的约束条件式 (1) 变为

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 (i = 1, \dots, n) \quad (3)$$

最优化目标函数式 (2) 变为

$$\partial(w) = \frac{1}{2} (w \cdot w) C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4)$$

式中: C 为惩罚系数, C 越大对错分样本的惩罚程度就越大, 同时 C 还可以对错分样本比例和算法复杂程度之间进行调节。利用 Lagrange 优化方法可以把上述最优化问题转化为其对偶问题, 即在约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \text{ 和 } 0 \leq \alpha_i \leq C (i = 1, \dots, n) \text{ 下求}$$

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (5)$$

的最大值。其中, 如果 $\alpha_i = 0$, 样本 x_i 称为非支持向量; 若 $\alpha_i > 0$, 则 α_i 称为支持向量。解上述问题后得到的最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (6)$$

式 (6) 中的求和只对支持向量进行。其中 $\text{sgn}()$ 为符号函数, b^* 为分类阈值, α^* 为最优解。

4 研究方法及处理流程

本研究基本思路是在不同窗口下从 SAR 图像中提取纹理信息, 再筛选出能够较好地反映各种地物的纹理信息, 在纹理信息的辅助下, 利用 SVM 分类方法实现对 SAR 图像的高精度分类。具体步骤如下: ①SAR 图像的预处理。主要包括几何校正、滤波处理等。②不同窗口下的 SAR 图像的纹理特征提取。选择最优的纹理特征统计量进行 SAR 图像的纹理信息提取, 再将各个纹理特征图像作为波段进行组合并参与分类。③SAR 图像的分类。首先利用最大似然分类法对 SAR 图像进行直接分类, 然后在纹理的辅助下再次采用最大似然分类法对 SAR 图像进行分类, 最后利用 SVM 分类法对 SAR 图像进行分类。将各种分类结果与现实状况对比并做出相应的精度评价, 证明基于纹理和 SVM 分类法进行 SAR 图像分类的有效性。

4.1 SAR 图像预处理

以渭-库绿洲为例, SAR 数据的预处理包括辐射定标、去噪声以及几何精校正。辐射定标: 是指从图像灰度级得到目标回波的定量值, 从而使得图像真实反映地物目标的后向散射特性。利用式 (7) 和

(8) 分别将像元灰度值转化为亮度值和后向散射系数。

$$\beta_{0j} = 10 \times \lg[(D_{N(j)}^2 + A_3/A_{2j})] \quad (7)$$

$$I_j = \arcsin[(R_e + H) \sin \varphi_j / R_j] \quad (8)$$

式中: $D_{N(j)}$ 为第 j 个像元的幅度; A_{2j} 为第 j 个像元的比例增益值; A_3 为固定偏移量; I_j 为第 j 个像元对应的入射角; R_e 为地球半径; H 为轨道高度; φ_j 为第 j 个像元的球心角; R_j 为第 j 个像元的斜距。均可通过头文件所提供的参数和现成的算法计算。

合成孔径雷达(SAR)传感器采用相干微波源进行照射,一个分辨单元内众多散射体反射的电磁波会产生相干叠加,引起幅度的增加和衰减,从而使得到的图像出现相干斑噪声,其噪声影响了SAR影像的校正和解译。实际应用中,由于SAR的噪声影响地物结构的识别和专题特征的提取,滤除斑点噪声是一项首要工作。经过多次试验,采用Enhanced Frost法,在消除斑点噪声的同时又能很好地保持地物的纹理特征。

4.2 纹理特征的提取

纹理是遥感影像上重要的信息,是进行目视判读和计算机自动解译的重要基础^[16]。遥感影像专题信息提取中,在原始影像光谱信息的基础上加上纹理信息可以提高分析的准确性和精度^[17]。利用纹理研究图像的结构特征,主要有3种分析法:统计法,句法结构法和模型法。本文采用统计分析法中的灰度共生矩阵获取纹理信息。灰度共生矩阵提供了影像中像元与像元、像元与整体影像之间的空间关系,但还需要进一步量化为单一数值的形式才能提供给计算机直接分析使用。Haralick 1973年提出了多种用来量化灰度共生矩阵的纹理统计指标^[18]。灰度共生矩阵是按影像灰度值的空间关系描述像元点对之间的空间结构特征及其相关性的,对于 $M \times M$ 大小的图像,具有一定空间关系的灰度共生矩阵为 $p(i, j)$ 。灰度共生矩阵能提供多个纹理量,可以从多个侧面描述影像的纹理特征,因而在纹理分类中得到广泛的应用,其中Angular second moment(角二阶矩)、Contrast(对比度)、Entropy(熵)、Correlation(灰度相关)4种纹理量使用较广^[19]。角二阶矩主要监测纹理的全局均一性程度;对比度主要监测图像反差边缘及其边缘效应;熵主要检测图像空间的复杂性和内部的均匀性;灰度相关主要检测邻域均值、方差的空间变化几何结构。

本文根据研究目的,从 3×3 窗口开始,逐渐增大,采用不同大小的窗口尺度提取纹理,利用灰度共生矩阵方法计算纹理值。将每一种纹理量与光谱信息进行叠加,采用监督分类的方法对滤波后的SAR影像进行分类。本文选取HH, HV极化方式的R:HH, G:HV, B:HH波段组合,然后采用不同窗口计算两个SAR波段各自的4个纹理(角二阶矩、对比度、熵、灰度相关)。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非盐渍地、重度盐渍地、中、轻度盐渍地、其他(包括岩石、泥土、泥沙、水体等)4大类。如表3所示,随着窗口尺度的增大,分类正确率有了不同的精度,并在窗口尺度为 13×13 时,无纹理信息最大似然分类正确率达到最大值、窗口尺度 3×3 时辅以纹理信息的最大似然分类正确率达到最大值,而辅以纹理信息的SVM分类法表现则不同,基于多尺度纹理和光谱信息SVM分类方法选取的纹理窗口尺度大小为 11×11 。

5 土壤盐渍地信息的监测与分析

根据野外调查结果和本研究区域的实际情况,将研究区地面覆盖类型分为非盐渍地、重度盐渍地、中、轻度盐渍地和其他4类,具体地物地面特征如表1所示。根据遥感影像的可分性,在影像上,本研究定义的研究区土壤盐渍化程度分级标准:重度盐渍地定义为含盐量大于50%的盐渍地,中轻度盐渍地定义为含盐量低于50%的盐渍地。

表1 分类地物的地面特征

类别	含义
非盐渍地	农田,草地,胡杨林,植被
重度盐渍地	无植被,地面有一层盐壳的光板地
中轻度盐渍地	有盐生植被如红柳,梭梭,芦苇覆盖,盐壳不明显
其他	水体,湖泊,塘池,荒地,岩石,戈壁沙漠等

许多学者已经开发出基于不同平台的SVM工具箱,其中使用比较多的有LIBSVM、SVM Light、my SVM等,本研究使用了LIBSVM支持向量机软件。LIBSVM^[20]是台湾大学Lin Chih-Jen和Chih-Chung Chang等开发设计的一个SVM软件包,可用于分类、回归和分布估计,它具有几个特点:①简单易用,供用户选择的SVM参数少,提供了很多默

认参数; ②执行速度快; ③不仅提供了编译好的可在 Windows 系列系统的可执行文件, 还提供了免费的源代码, 方便研究者进行修改以及在其他操作系统上应用; ④提供了一些很实用的工具函数。

因此, 本文在 LIBSVM 的基础上做相应的修改来实现 SVM 最佳参数的选择和分类。使用整个训练样本集得出如表 2 所示的最佳参数, 并得到分类器模型。最后用该模型对 SAR 图像进行土壤盐渍地信息提取。

表 2 SVM 模型的最佳参数

不同窗口 参数	C	γ
3×3	8.0	0.5
5×5	2.0	0.5
7×7	2.0	0.5
9×9	512	0.5
11×11	32768	8.0
13×13	32	0.5
15×15	32	0.78125

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, 提高分类精度。生产者精度表明地面采样点被正确分类的概率与漏分误差互补; 用户精度是采样分类点表示实际地面真实情况的概率, 与错分误差互补; 总体精度则是对每一个随机样本, 所分类的结果与地面对应区域实际类型相一致的概率。

本文运用 SVM 分类法监测盐渍地的精度评价见表 3 和图 3。表 3 中分类精度是根据在分类图中随机取样, 统计与实际类别之间的混淆程度由混淆矩阵计算。

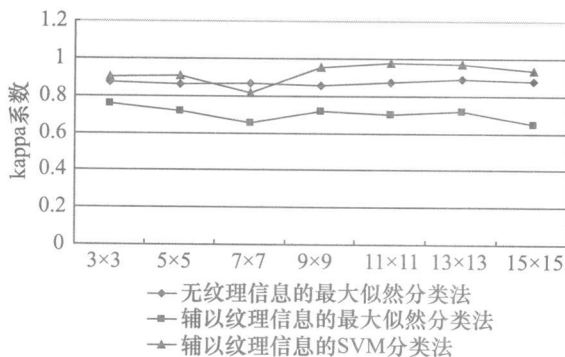


图 3 窗口大小对纹理特征分类精度的影响

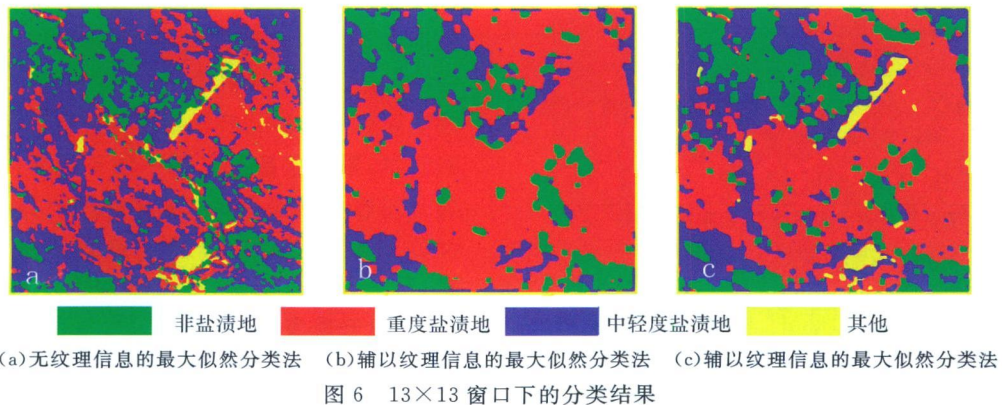
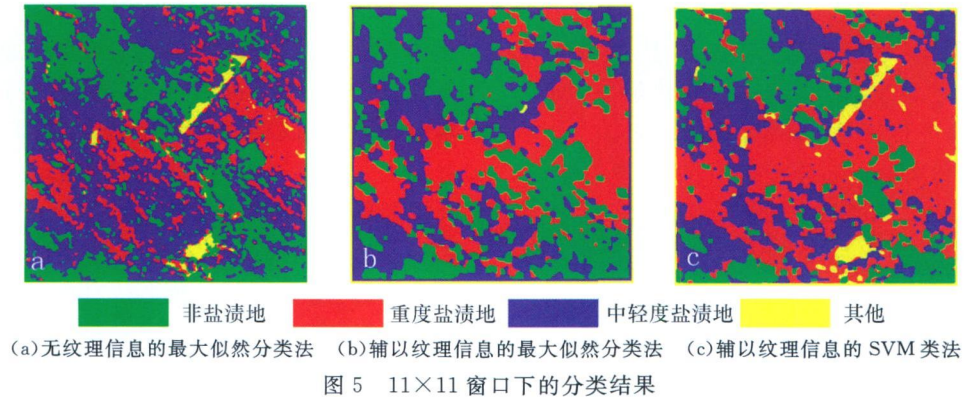
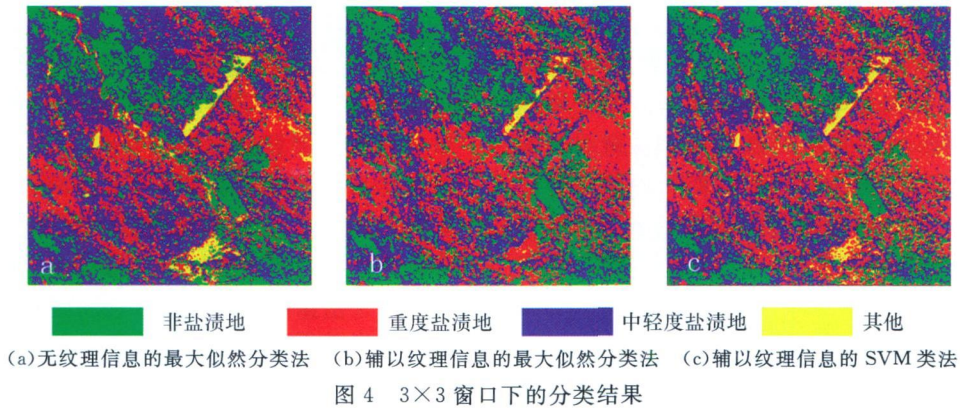
表 3 窗口大小对纹理特征分类精度的影响

窗口大小	无纹理信息的最大似然分类法		辅以纹理信息的最大似然法分类		辅以纹理信息的 SVM 分类法	
	总体精度(%)	Kappa 系数	总体精度(%)	Kappa 系数	总体精度(%)	Kappa 系数
3×3	88.1405	0.8750	81.4532	0.7578	92.5620	0.8994
5×5	87.2727	0.8635	78.4832	0.7155	93.0909	0.9074
7×7	87.4359	0.8658	73.7733	0.6538	86.3248	0.8177
9×9	86.9125	0.8581	79.3570	0.7170	96.3979	0.9512
11×11	88.0507	0.8736	78.2524	0.7019	98.2456	0.9763
13×13	89.3952	0.8918	79.4355	0.7154	97.9839	0.9728
15×15	88.5263	0.8802	73.8947	0.6493	95.1579	0.9352

首先用最大似然法和支撑向量机法, 用同一训练样本分别对不同窗口下的 SAR 图像进行监督分类。最大似然法是传统遥感图像分类中最为典型的方法之一, 在没有纹理信息的辅助下, 直接利用最大似然分类法对 SAR 图像进行分类然后在辅以纹理信息下再次用同样的分类采样点对图像进行分类, 最后在同样窗口下用 SVM 分类法对 SAR 图像进行分类。分类结果如图 4, 5, 6。

表 3 中可以看出只有 7×7 窗口下 SAR 图像的

最大似然分类总体精度比 SVM 分类精度高, 说明 SVM 分类法纹理分析可以有效地提高 SAR 图像的分类精度。在无纹理信息的辅助下, 采用最大似然法对 SAR 图像进行分类, 其精度高达 81.4532%。于此同时, SAR 影像存在相干斑点噪声, 且 SAR 所记录的几何位置是根据斜距确定的, 存在透视、伸缩、阴影、叠掩等引起的几何失真。但对于 SAR 图像分类问题中 SVM 分类法能够达到比较理想的分类效果。



6 结果分析

三者分类精度见表 3。根据研究, 反差、熵、角二阶矩阵、灰度相关等统计量能很好地描述 SAR 图像的纹理特征。而在不同窗口下辅以纹理特征的最大似然分类方法较无纹理信息分类精度均降低。对于 SVM 分类法, 纹理分析可以有效地提高 SAR 图像的分类精度, 在纹理信息的辅助下, 11×11 窗口其精度高达 98.25%。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。SVM 分类方法在不同窗口下提取精度有了不同程度的提高, 盐渍地信息的提取精度也有所提高。11×11 窗口总体分类精度从 92.3620% 提高到 98.2456%,

Kappa 系数从 0.89949 提高到 0.9763。13×13 和 15×15 窗口精度有下降趋势。重度盐渍地、中轻度盐渍地随着窗口大小的变化(从 3×3 到 13×13 窗口) 误分现象也在减少。

11×11 窗口 SVM 分类法进行 SAR 图像分类, 较基于最大似然法分类精度上有了提高, 分类总体精度分别提高了 5.38% 和 5.51%, Kappa 系数分别提高了 0.0452 和 0.0871。农田与绿洲, 重度盐渍地与中、轻度盐渍地间存在一定的错分现象。主要原因是该区农田、绿洲和重、中、轻度盐渍地类型复杂, 有些地区农田与绿洲, 重、中、轻度盐渍地间杂分布从而使图像难以区分。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较

其他方法高,而且在一定的程度上减少错分现象。一般来说,采用传统的分类方法区分出农田与绿洲、重度盐渍地与中盐渍地难度较大,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,有效地提高盐渍化信息的提取精度。

7 结束语

本研究试验结果表明了综合利用光谱信息、纹理特征的 SVM 方法来进行盐渍化信息提取研究取得了良好的效果。SAR 图像分类方法上,传统的最大似然法并不是理想的分类方法,构建经 SVM 分类对 SAR 图像进行分类,分类效果会更好。

本研究中利用高空间分辨率图像、纹理信息(不

同窗口),基于 SVM 进行分类,分类结果总精度都达到 83% 以上,具有较高的分类精度。

结合高空间分辨率图像和纹理的 SVM 遥感土壤盐渍化信息提取方法仍存在一些问题。以下几个方面需要进一步深入研究:①SVM 适合更复杂高维空间,但随着属性数据特征的增多。C 和 γ 参数训练的确定所花费的时间增多,这是整个图像分类过程中时间花费最多的阶段。在今后的研究中,需在 C 和 γ 参数确定方法上加以改善。②多源信息的融合都有利于提高 SAR 图像的分类精度,而纹理则是其重要信息源的一种,这已经成为了提高遥感图像分类精度的有效途径。至于如何选择最好的信息源,如何构建更新的分类方法来实现 SAR 图像的高精度分类,还有待于进一步研究这方面的工作和深入探讨增加其他特征来进一步提高盐渍化信息提取的精度。

参考文献

- [1] 许志坤. 新疆盐渍土的形成、分类、特点和利用改良 [C] // 国际盐渍土改良学术讨论会论文集. 1985(5): 109- 112.
- [2] 塔西甫拉提·特依拜, 张飞, 丁建丽, 等. 干旱区典型绿洲盐渍化土壤空间信息研究 [J]. 干旱区地理, 2007, 30(4): 544- 551.
- [3] 布和敖斯尔. 基于知识发现和决策规则的盐碱地遥感分类方法研究 [J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(11): 965- 969.
- [4] Foody G M, Mathur A. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines [J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2004(42): 1335- 1343.
- [5] Brown M, Lewis H G, Gunn S R. Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing [J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2000(38): 2346- 2360.
- [6] Roli F, Fumera G. Support vector machines for remote-sensing image classification [J]. Image and Signal Processing for Remote-Sensing, 2001(4170): 160- 166.
- [7] 赵书河, 冯学智, 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.
- [8] 骆剑乘, 周成虎, 梁怡. 支持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.
- [9] 钱云, 郝毓灵. 新疆绿洲 [M]. 乌鲁木齐: 新疆人民出版社, 2000(5): 3582359.
- [10] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory, Springer Verlag [M]. New York, 1995.
- [11] Cortes C Vapnik V. Support vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273- 297.
- [12] Foody G M, Mathur A. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines [J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2004(42): 1335- 1343.
- [13] Brown M, Lewis H G, Gunn S R. Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing [J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2000(38): 2346- 2360.
- [14] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. Second Edition, New York: Springer, 2000.
- [15] Nell Cristianin, I John Shaw eT aylor, 等. 支持向量机导论 [M]. 电子工业出版社, 2000.
- [16] 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.
- [17] Coburn C A, Roberts A C B. A multi scale texture analysis procedure for improved forest stand classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(20): 4287- 4308.
- [18] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. Proceedings of the IEEE, 1993(67): 786- 804.
- [19] 王继生, 高宝成, 时良平. 支持向量机在交通量预测中的应用 [J]. 信息技术, 2004; 28(4): 8- 10.
- [20] 林升梁, 刘志. 基于 RBF 核函数的支持向量机参数选择 [J]. 浙江工业大学学报, 2007, 35(2): 163- 167.