

MNF 和 SVM 在遥感影像计算机分类中的应用

纪娜^{1,2}, 李锐^{1,3}, 李静⁴

(1. 西北农林科技大学 资源环境学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 杨凌职业技术学院, 陕西 杨凌 712100;
3. 中国科学院 水利部 西北水土保持所, 陕西 杨凌 712100; 4. 武警工程学院, 陕西 西安 710086)

摘要: 由于黄土高原地形复杂, 单纯采用监督分离变换 MNF (Minimum Noise Fraction) 变换得到的 4 个去除噪声波段、归一化植被分类方法很难获得理想的精度, 以延安市区为实验区, 以 TM 遥感图像的最小噪声被指数 NDVI 和该地域的 DEM 作为数据源, 采用支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 的方法对研究区土地利用与覆盖状况进行分类, 获得了较理想的分类结果。

关键词: 最小噪声分离变换; 支持向量机; 黄土高原; 遥感图像分类

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2009)06-0153-06

中图分类号: TP97, S19

Application of MNF and SVM in Classification of Remote Sensed Image

Ji Na^{1,2}, Li Rui^{1,3}, Li Jing⁴

(1. College of Resources and Environment, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China; 2. Yangling Vocational and Technical College, Yangling, Shaanxi 712100, China;
3. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling, Shaanxi 712100, China; 4. Engineering College of Armed Police Force, Xi'an, Shaanxi 710086, China)

Abstract: The classification accuracy is unsatisfactory in the complicated terrain area of the Loess Plateau when the single supervised classification is used in remote sensing. The paper discusses the extraction of classification information of Yan'an City and nearby area from a TM image and deals with the image classification based on the SVM method integrating the information of MNF, NDVI, and DEM. In comparison with Maximum Likelihood and SVM method of single spectrum, results showed that the objects with the same spectrum are distinguished by using DEM in image classification. Compared with the traditional classification method, the classification based on the information of DEM and multiple bands supported with the SVM method can acquire higher classification effect.

Keywords: minimum noise fraction (MNF); support vector machine (SVM); Loess Plateau; classification of remote sensed image

遥感图像分类是信息提取的重要手段, 常规遥感图像自动分类方法主要有监督分类方法和非监督分类方法, 其中以监督分类方法的研究和应用最为广泛。传统的监督分类方法在黄土高原复杂地形区的分类结果受到遥感影像本身的空间分辨率以及“同物异谱”、“异物同谱”影响, 有很大的局限性, 精度低。随着遥感技术的发展, 也产生了许多新型分类算法, 比如小波分析、专家系统和“支持向量机”技术等广泛应用, 同时结合辅助信息参与分类。胡自申^[1] 等通过实验, 验证了 SVM 分类算法有良好的泛化性能; 刘治国^[2] 应用“支持向量机”算法, 利用光谱信息对 TM 图像分类取得较好的效果。

目前, 在地形复杂地区遥感分类中, 刘咏梅^[3] 使用了非监督方法和监督方法相结合的方式, 梁伟^[4] 则是以监督分类和非监督分类为基础, 辅以坡度信息提取土地利用信息。利用 SVM 在黄土高原地形复杂区进行分类的少有报道。

支持向量机 SVM 是 Vapnik 等人于 1995 年首先提出的一种建立在统计学习理论基础上的机器学习研究理论, 它遵循结构风险最小化原则, 不需要特定问题的先验知识, 在实际应用中有限的训练样本情况下, 使错误概率的上界最小化。SVM 是这一理论的具体体现, 同时表现出许多优于已有学习方法的性能——结构简单、泛化能力强。目前应用在遥感图像

收稿日期: 2009-03-03

修回日期: 2009-05-07

资助项目: 国家重点基础研究发展计划 (2007CB407203)

作者简介: 纪娜 (1979—), 女 (汉族), 陕西省汉中市人, 硕士研究生, 讲师, 主要从事遥感图像处理与程序设计研究。E-mail: littlechickj@163.com。

通信作者: 李锐 (1946—), 男 (汉族), 河北省磁县人, 研究员, 博士生导师, 主要从事遥感与地理信息系统, 区域水土保持与环境效应研究。

E-mail: lirui@ms.iswec.ac.cn。

分类研究中的最大的优点是进行分类时无须进行数据降维,在算法的收敛性、训练速度、分类精度等方面都有较高的性能,目前利用 SVM 进行遥感图像分类大多是直接利用光谱特征实现的,惠文华^[5]提出在利用 SVM 进行 TM 图像分类中,使用多源信息比纯光谱进行分类的效果更理想。

最小噪声变换 MNF 是 Green 等人利用信噪比作为指标,得到的一种理论上比较完备的成分分解方法,该变换考虑噪声和区域对图像的影响,通常可以确定影像数据内在维数、隔离数据中的噪声等。

黄土高原地区地形复杂,使用传统的监督方法或非监督方法进行遥感影像分类,分类精度一直不甚理想,所以本研究以延安市地区为例,尝试使用 MNF 和支持向量机分类方法,为提高地形复杂地区图像自动分类方法的精度做了有益的探索。

1 研究区域及数据

延河流域(属于黄土丘陵沟壑区)位于黄土高原北部,是黄土高原地面最破碎的地区,也是地形最复杂的地方,沟壑密度 3.0~5.0 km/km²,大于 25° 的坡地接近 1/2,一般梁峁坡地占 35%~45%,沟坡地大于 50%,沟底地 5%~10%。研究区域是以延安市区及周边区域,地理范围介于北纬 36.43°—36.71°,东经 109.19°—109.71°。其地理、地形地貌、植被等要素都具有黄土高原的典型特征,境内沟壑纵横,地形复杂,涉及地类较为丰富,主要有坡耕地、高、低覆盖草地、林地、居民地、水体、道路等。沟缘线以上主要以梁峁顶、坡地、梯田、草地为主;沟缘线至沟底线之间坡度较大,土壤侵蚀严重,坡面破碎,多为裸地和低覆盖草地;沟谷线至河谷沟道之间,地势平坦,多为平耕地。

研究所采用的遥感图像为 2006 年 9 月 10 日 TM 数据(分辨率 30 m,图像已经过校正处理),除第 6 波段为红外波段不用外,其它波段的图像都作为本次研究的基本信息源。该影像上,延安市区无大块云层覆盖,植被生长旺盛,图像清晰。通过对图像的分析,可看到 8 种地物:河流、水库、旧河道、城镇用地、道路、草地、林地、耕地。

2 遥感图像特征提取

2.1 光谱信息提取

2.1.1 通过最小噪声分离(minimum noise fraction),对数据维度进行压缩 遥感图像在采集、获取以及传输的过程中,往往要受到噪声的污染,噪声多

半是由传感器引起的,被噪声污染了的图像叫做含噪图像。噪声是影响图象质量的主要因素,极大影响了人们从图像中提取信息,而且使后续的图像识别,分类难以保证精度,有时甚至无法进行。因此,非常有必要在分析和利用图像之前消除噪声。如何有效地减少或去除噪声的影响,在遥感图像的预处理中是一个十分重要的问题。

主成分分析(PCA)是遥感数字图像处理中运用比较广泛的算法,通过 PCA 变换,可以把多波段图像中有用的信息集中到数量少的新主成分图像中,并使这些主成分图像之间不相关,大大减少了总的数据量。但是 PCA 变换对噪声比较敏感,受到融合区域的限制,只能在近似情况下起到降噪的作用。当遇到信息量大的主成分分量,信噪比不一定高,当某个信息量大的主成分中包含的噪声的方差大于信号的方差时,主成分分量形成的图像质量较差。

最小噪声分离法(MNF)事实上是对主成分变换方法的一个改进,主要目的是将噪声和实际数据分离,是一种完备的成分分解方法。第一步是以噪声协方差作为相关和重定标处理,变换后的数据具有单位方差,波段之间具有不相关性;第二步是对噪声白化数据做标准主成分变换,通过特征值和相应结果图像的对比,得到一部分与较大特征值和相对应的特征图像,其余是与近似相同的特征值及噪声占主要地位的图像。

TM 影像数据通过 MNF 变换后得到 6 个波段特征值如下表 1。第一个波段包含所有波段 40.57% 的光谱信息;第 2,3,4 波段分别包含了 19.16%,15.09%,10.51% 的光谱信息;前 4 个波段包含了所有 85.33% 的信息。

表 1 MNF 的特征值

项目	特征值	贡献率/ %	累积贡献率/ %
MNF1	7.103 1	40.57	40.57
MNF2	3.353 5	19.16	59.73
MNF3	2.641 8	15.09	74.82
MNF4	1.841 4	10.51	85.33
MNF5	1.292 7	7.39	92.72
MNF6	1.274 8	7.28	100.00

生成的 MNF 特征值表 1 所示,在 MNF 特征值表中,特征值较大(大于 1)的波段包含数据,特征值接近 1 的波段包含噪声。与图 1 的 MNF 特征图相比较,并根据生成的 MNF 特征值,判断出第 5,6 波

段表现出明显的噪声特征, 地物信息不清晰。因而只选取前 4 个 MNF 波段作为光谱信息的一部分进行处理。

2.1.2 归一化植被指数 NDVI 植被指数是基于植物叶绿素在 $0.69 \mu\text{m}$ 的强吸收特征, 通过红光和近红外波段光谱特性及其简单组合比值或线性组合实现对植被状态信息的表达。植被指数可以用量化的手段描述植被覆盖度或者植被覆盖的活力。用于解释遥感数据的植被指数有多种, 如简单植被指数 (LCI)、比值植被指数 (RVI)、归一化植被指数 (NDVI)、绿度植被指数 (GVI) 和土壤调节植被指数 (SA-

VI) 等, 其中最常用的是归一化植被指数 (NDVI), 其定义为分别表示植被在近红外波段和红光波段上的反射率。植被指数的定量测量可表明植被活力, 而且植被指数比单波段用来探测生物量有更好的灵敏性。使用 NDVI 可以将植被生长状态和植被的覆盖较好的显示出来, 也可以部分消除地形、阴影和大气条件有关的辐射条件变化的影响。因此, 生成 NDVI 将多光谱数据变换成一个单独的图像波段, 作为光谱信息的一部分进行处理。NDVI 的计算公式为:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{TM4} - \text{TM3}}{\text{TM4} + \text{TM3}}$$

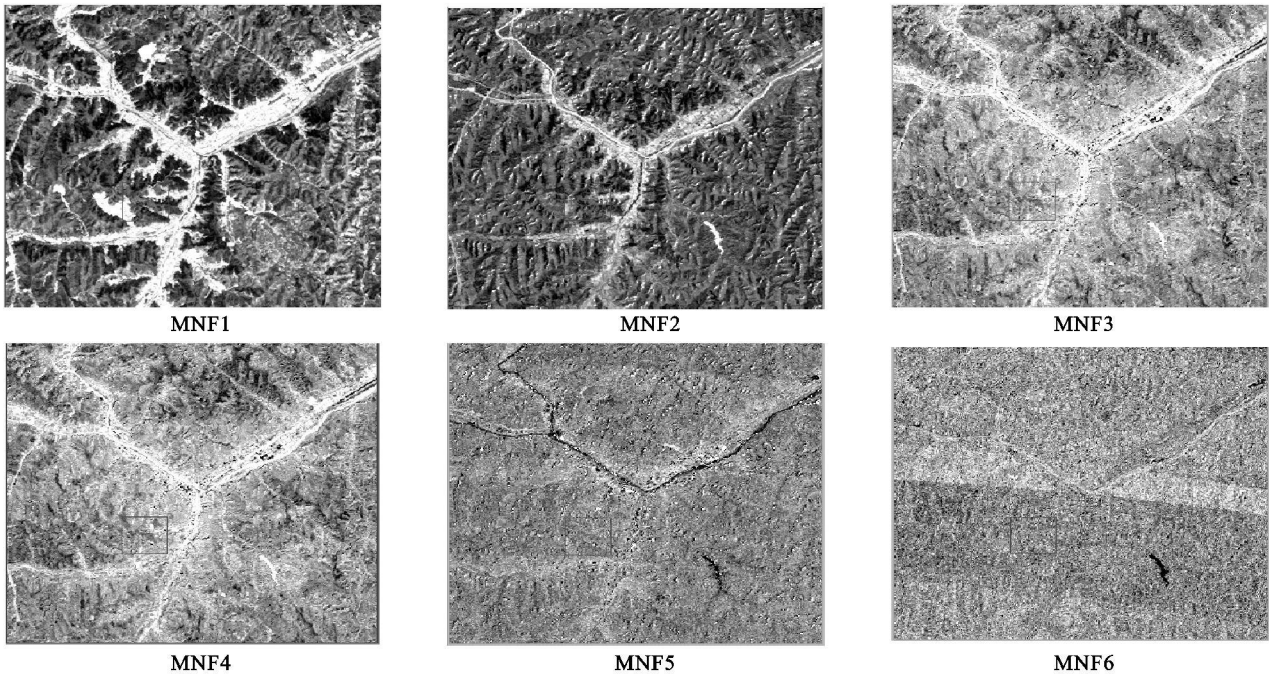


图1 MNF 波段特征图像

2.2 辅助数据

DEM 数据具有地形信息容量特征, 王雷^[6]以陕北黄土高原为实验样区, 提出了地形复杂度指数的概念, 并以地形复杂度指数和坡度坡向变化率为基础, 阐明地形信息容量在整个陕北黄土高原的空间分异规律, 提出了 DEM 地形信息容量能够反映地形的基本变化特征, 对 DEM 数据所包含的地形信息能够进行科学地量化, 同时能够反映地貌类型在空间上的区域分异。梁伟^[4]提到以监督分类和非监督分类为基础, 辅以坡度信息并利用分区和多步骤信息提取方法进行土地利用信息提取, 能在一定程度上提高分类精度。为了使非遥感数据能和遥感数据精确配准, 将 25 m 格子大小的 DEM 转换为 30 m 格子大小的 DEM, 然后根据 TM 影像的实际范围, 在整个延河流

域的 DEM 图上进行裁剪, 获得延安市区域的 DEM 图, 作为辅助数据。该辅助数据做为单一的图像波段, 作为光谱信息的一部分进行处理。

3 遥感影像的分类

遥感影像分类是将图像的所有像元按照其性质分为若干个类别的过程。常见的分类主要是以监督和非监督分类为主。而监督分类更多的可以由用户控制。常规的监督方法虽然能够识别主要地物, 但是在地形复杂区域由于大量存在的同物异谱和异物同谱现象, 很难准确的反映出实际地物。在本次研究中, 主要使用的是支持向量机 (SVM) 的监督分类方法。

3.1 支持向量机

支持向量机分类 (support vector machine) 简称

SVM, 是 AT&T Bell 实验室的 Vapnik 及其合作者基于统计学习理论 (statistical learning theory 或简称 SLT) 和结构风险最小化原理提出的一种机器学习方法, 具有良好的泛化和推广能力, 已经被广泛的应用于诸多领域, 如语音识别、文本分类, 是一种非常适合高维、复杂的小样本多源数据的分类器。

支持向量机的主要思想是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 在这个新空间里求取最优线性分类面。可以根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷, 通过学习算法, 可以自动寻找那些对分类有较大区分能力的支持向量, 由此构造出分类器, 将类和类之间的间隔最大化。基本思想图 2 所示。

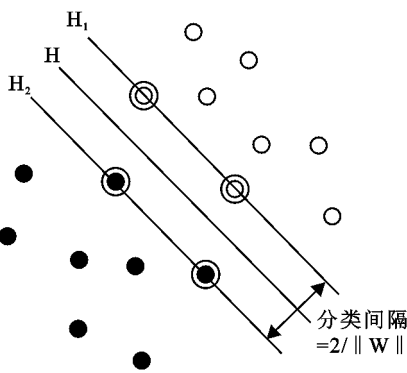


图 2 最优超平面

图中实心点和空心点分别代表两类样本, H 为分类线, H_1 和 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 $xw + b = 0$, 可以对它进行归一化, 使得对线性可分的样本集 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n; x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$, 满足

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

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

3.2 分类步骤

在已经去除噪声的 MNF 波段中选择不同层数据的假彩色合成对比, 根据对比, 取 MNF3, 2, 1 波段分别赋红、绿、蓝色合成的图像, 色彩反差明显, 层次丰富, 而且各类地物的色彩显示规律与常规合成片相似, 然后在该组合波段的图像上手工选取作为训练样

本的兴趣区 ROI。利用 ENVI 4.5 处理遥感图像的软件平台, 将 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据、1 层 DEM 数据共 6 层数据进行叠加, 生成一个新的影像, 设置 SVM 的参数, 进行分类。

3.3 参数设置

支持向量机分类提供了 4 种类型参数, 来实现从原来空间到特征空间的映射。分别是 linear (线性), polynomial (多项式), radial basis function (径向基函数), sigmoid (S 形函数)。在本研究中首选径向基函数, 因为能够实现非线性映射, 而线性函数可以证明是它的一个特例。Sigmoid 核函数在某些参数上近似 RBF 的功能; 参数的数量影响模型的复杂程度, 多项式核函数参数较多。

径向基函数 RBF 公式: $K(x_i, y_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$, $\gamma > 0$ (在 ENVI 中 γ 值等于参与分类的遥感影像波段数的倒数)

4 结果分析

4.1 基于 DEM, NDVI, MNF 光谱信息的支持向量机分类

(1) 将 4 层 MNF 数据作为数据源选取径向基函数 RBF 进行分类, 分类结果显示光谱信息比较单一的地方, 如河流、林地、水库, 分类效果还是比较好的。但是在地物混杂的地方, 例如居民地和道路, 由于各种地物密集, 容易混分。

(2) 将 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据共 5 层数据作为数据源选取径向基函数 RBF 进行分类, 分类结果显示植被信息被过度强化。

(3) 将 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据、1 层 DEM 数据共 6 层数据作为数据源选取径向基函数 RBF 进行分类, 分类结果见附图 2, 从图中可以看出水体、居民地、耕地几种地物分类效果较好, 成连续面状分布; 道路和机场成线状分布, 较清晰, 整体分类效果较好。

4.2 基于 DEM, NDVI, MNF 光谱信息的最大似然法分类

最大似然法是监督分类中最为常见的一种计算机传统分类方法, 最大似然法是以样本的正态分布为基础的 bayes 规则进行分类。(1) 在 ENVI 4.5 处理平台, 将 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据共 5 层数据作为数据源选取进行最大似然法分类, 分类结果见附图 3。(2) 在 ENVI 4.5 处理平台, 将 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据、1 层 DEM 数据共 6 层数据作为数据源

选取进行最大似然法分类, 分类结果见附图 4。

4.3 分类后期处理

在遥感影像分类中, 由于混合像元的存在以及分类算法是针对每个像元单独进行, 在分类影像中会出现一大片同类地物中夹杂散点分布的异类地物的不一致问题, 它们在分类影像上表现为噪声。为了克服这种于实际情况不符合、也不满足分类要求的情形, 进行分类后期处理。通过聚类分析(clump classes) 对将 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据、1 层 DEM 数据共 6 层数据作为数据源选取径向基函数 RBF 进行分类后处理。聚类分析可以利用形态学算子将临近的类似的分类型区域合并成块。处理后的分类图见附图 5。

4.4 建立混淆矩阵和 Kappa 分析

在用计算机分类后的结果进行误差分析, 随机抽查检验分类的精度和可靠性。通过 ENVI 4.5 处理平台中的统计工具 Class Confusion Matrix 对 4 层 MNF 数据、1 层 NDVI 数据、1 层 DEM 数据共 6 层数据作为数据源得出本次计算机分类精度, 如表 2—3。

表 2 最大似然法和基于支持向量机的图像分类精度 %

地类	基于光谱和辅助信息 的最大似然法分类		基于光谱和辅助信息 的支持向量机分类	
	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
	河流	61.91	99.76	47.85
草地	47.99	78.67	63.46	94.85
道路	37.88	78.85	42.91	99.01
旧河道	30.91	96.42	77.44	86.01
居民区	64.20	86.08	77.05	77.02
耕地	81.44	90.19	94.27	80.05
林地	99.94	85.19	99.04	85.90
水库			14.81	99.53
总精度	87.042 9		86.438 8	
Kappa	0.704 1		0.767 4	

表 3 最大似然法和基于支持向量机的图像分类错分精度和漏分精度 %

地类	基于光谱和辅助信息 的最大似然法分类		基于光谱和辅助信息 的支持向量机分类	
	错分误差	漏分误差	错分误差	漏分误差
	河流	0.24	38.190	0.240
草地	3.900	52.01	3.440	36.540
道路	10.160	62.12	0.367	57.090
旧河道	0.011	69.09	12.600	22.560
居民区	10.390	34.39	22.990	22.950
耕地	0.089	18.56	23.490	5.730
林地	17.370	6.18	17.370	0.618
水库			16.41	5.190

基于光谱单源信息是通过 ENVI 4.5 处理平台中的统计工具 Class Confusion Matrix 对 4 层 MNF 数据作为数据源得出本次计算机分类精度, 对于不同数据源 SVM 分类精度评价见表 4。

表 4 基于不同数据源的 SVM 分类精度评价

分类方法	总精度%	Kappa
基于光谱和辅助信息的 SVM 分类	86.438 8	0.767 4
基于光谱单源信息的 SVM 分类	56.043 4	0.377 2

5 结论

由于没有实地考察, 本研究借助了 Google Earth 软件进行取样的验证以及目视解译。

在表 2 的分类精度表中, 基于光谱和辅助信息的 SVM 图像的 Kappa 系数最高, 达到 0.767 4, 比最大似然法的 Kappa 系数提高了 0.057 3, 表 2 表明加入辅助信息后, 对分类精度有一定的改善。使用最大似然法后的总精度只比支持向量机的总精度高出少许, 且在草地、道路、旧河道的分类精度上比支持向量机的低。分析原因有以下方面: 由于资料的限制, 一些样本并不具代表性, 影响了样本的纯度, 增加了数据噪声; 某些地物较少, 选取的样本较少, 使某些规则仅基于少量的数据。

从表 3 中可以看出, 使用支持向量机方法中居民区、道路、水库几种地物分类效果较好, 道路呈线状分布、较清晰, 但是仍存在与居民地误分情况; 林地与草地存在混分现象; 在最大似然法分类中, 水库在求取精度时出现错误, 不能进行分类。其中水库没有被正确分离的原因是最大似然法只有在样本趋于无限时, 才得到理想的分类效果。说明样本数量少的情况下, SVM 方法分类优势明显。在分类数据相同的情况下可以得出以下结论。

(1) 比较最大似然法和支持向量机方法中林地和草地, 错分误差都与用户精度不能互补, 但是使用支持向量机方法的草地的错分误差比使用最大似然法低了 15.47%; 使用支持向量机方法的林地的漏分误差比最大似然法低了 5.562%。即在所有分类方法中, 草地和林地的分类误差较多。究其原因, 可能是草地和林地 NDVI 中的反射光谱相近, 由于 TM 影像分辨率的限制, DEM 上差别也不大。

(2) 在比较最大似然法和支持向量机方法中道路时可以看出, 支持向量机的错分误差比最大似然法低了 9.793%; SVM 的漏分误差低于最大似然法 5.03%。

(3) 比较最大似然法和支持向量机方法中旧河道时可以看出, 支持向量机的错分误差大。

(4) 居民区分类方法中, 支持向量机的方法的错分误差和漏分误差均与实际制图精度和用户精度相互补, 且漏分误差低于最大似然法。

与最大似然法分类的结果相比较, 可以看出支持向量机分类后的类比较完整, 分类准确度较高, 而且支持向量机可以更好地利用多源信息, 有更高的分类精度和适应能力。在表 4 中可以看出仅仅依靠光谱数据分类, 分类的精度和 Kappa 系数都比支持向量机的低。

对于黄土高原地形复杂区, 城郊结合区的土地利用类型比较复杂、破碎, 基于向量机的分类方法可以综合影像的光谱特征、地形特征等, 在一定程度上解决了同物异谱和同谱异物的问题。与最大似然法相比, 同等样本条件下, 支持向量机可以较好地利用多源信息, 具有较高的分类精度和适应能力。

目前基于支持向量机的分类方法是遥感影像解译的热点, 除了上述的研究表明精度有所提高外, 也有一些结果表明它尚有分类结果不确定等缺陷, 因而如何对方法进行优化是以后研究的方向, 例如可以采用更高分辨率的遥感影像提取更多准确信息, 使样本选择具备更好的代表性, 则训练出来模型很好的映射实际地物的特征, 对未知样本进行分类时就可以取得到更为准确的结果。

[参 考 文 献]

- [1] 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.
- [2] 刘治国. 应用 SVM 算法进行 TM 多光谱图像地物分类[J]. 信息技术, 2007(5): 105-108.
- [3] 刘咏梅. 地形复杂地区遥感图像分类方法应用研究[J]. 水土保持通报, 2003, 23(4): 30-32.
- [4] 梁伟. 黄土高原地形复杂土地利用信息提取方法研究[J]. 国土资源遥感, 2006, 9(3): 56-60.
- [5] 惠文华. 基于支持向量机的遥感图像分类方法[J]. 地球科学与环境学报, 2006, 28(2): 93-95.
- [6] 王雷. 黄土高原数字高程模型(DEM) 的地形信息容量研究[D]. 西安: 西北大学, 2005.
- [7] 曾志远. 卫星遥感地图计算机分类与地学应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [8] 王静. 土地资源遥感监测与评价方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [9] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [10] 阎守邕. 遥感影像群判读理论和方法[M]. 北京: 海洋出版社, 2007.
- [11] 许磊. 支持向量机和模糊理论在遥感图像分类中的应用[D]. 无锡: 江南大学, 2006.
- [12] 张森. 基于支持向量机的遥感分类对比研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2007.
- [13] 李海涛. 基于 MNF 和 SVM 的高光谱遥感影像分类研究[J]. 遥感信息, 2007(5): 24-51.
- [14] 顾海燕. 基于最小噪声分离变换的遥感影像融合方法[J]. 国土资源遥感, 2007, 6(2): 44-55.
- [15] 陈波. 结合纹理的 SVM 遥感影像分类研究[J]. 测绘工程, 2007, 10(5): 41-72.
- [16] 李海涛. 基于小波变换和 MNF 变换的遥感影像融合[J]. 山东科技大学学报, 2007, 12(5): 56-60.
- [17] 丁海勇. 支持向量机理论及其在遥感图像处理中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2008, 3(5): 1234-1234.