

# 基于支持向量机的遥感图像分类方法

惠文华

(长安大学 地质工程与测绘工程学院, 陕西 西安 710054)

[摘要] 为了提高遥感图像分类的精度, 弥补传统最大似然分类方法所固有的分类时样本不足的缺陷, 提出了一种基于支持向量机、光谱特征和纹理特征相结合的遥感图像分类方法。采用 ETM 数据, 按照其所提方法进行了具体分类实验, 并将实验结果与最大似然法分类的结果进行了比较分析。结果表明, 利用基于支持向量机的方法进行遥感图像分类, 精度明显优于最大似然法分类的精度。利用光谱特征与纹理特征相结合进行分类比单纯运用光谱特征进行分类效果要好。

[关键词] 支持向量机; 光谱特征; 纹理特征; 最大似然法; 分类混淆矩阵

[中图分类号] P23; TP79 [文献标识码] A [文章编号] 1672-6561(2006)02-0093-03

## TM Image Classification Based on Support Vector Machine

HUI Wen-hua

(School of Geological Engineering and Surveying Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of remote sensing image classification and compensate the weakness of maximum likelihood classifier, this paper puts forward a new classification method, which is based on Support Vector Machine (SVM). This method combines the spectrum features with texture ones. According to the method classification test is done with ETM data, and the accuracy is compared with the one of maximum likelihood classifier. The results indicate that the accuracy obtained from the new method is better than the other's, and combining spectrum feature and texture one is better than the one of only using one kind of feature.

**Key words:** support vector machine; spectrum feature; texture feature; maximum likelihood classifier; classification confusion matrix

## 0 引言

遥感图像计算机分类是遥感技术应用的一个重要组成部分。现有遥感图像分类方法的基础是传统的统计学, 前提是有足够多样本, 但遥感图像分类总是在样本有限的情况下进行的, 所以难以取得理想的分类效果。

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是基于研究小样本情况下机器学习规律的统计学习理论的一种新的机器学习方法, 它以结构风险最

小化为准则, 对实际应用中有有限训练样本的问题, 表现出很多优于已有学习方法的性能。在遥感图像的分类研究中, 应用 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。目前, 利用 SVM 进行遥感图像分类, 多是直接利用光谱特征来进行<sup>[1-2]</sup>, 但一般来说, 采用单类特征不如采用多类特征<sup>[3]</sup>, 使用的特征越多, 分类的效果会越好。因此, 笔者提出了一种基于支持向量机并利用光谱特征和纹理特征一起来进行的遥感图像分类方法, 运用此方法对 TM 图像进行了分类实验,

[收稿日期] 2005-12-20

[基金项目] 国家西部交通建设科技项目(200431881211)

[作者简介] 惠文华(1968—), 女, 陕西蒲城人, 讲师, 博士研究生, 从事遥感技术研究。

并与传统的最大似然法分类结果进行了比较。

## 1 支持向量机 SVM

根据 SVM 的基本理论,可将 SVM 归结为一个二次型方程求解问题,即对线性不可分的两类问题,其最优的分类形式为:寻找一个分类超平面,使两类无错误地分开,并使两类的分类间隙最大。问题的数学描述为:在条件

$$\begin{cases} y_i[(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i & (i = 1, \dots, l) \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

的约束下,求函数

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

的极小值。通过求其对偶问题,归结为一个二次函数极值问题,即在约束条件

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 & (i = 1, \dots, l) \text{ 下, 求解函数} \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases}$$

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

的最大值。

求解上述问题后得到的最优分类判别函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i \cdot x) + b \right\}$$

SVM 采用映射方法解决非线性问题,即通过非线性变换将输入空间不可分问题转化为某个高维空间中的线性问题,在变换空间中求解最优分类面。实际上甚至没有必要知道具体的转化形式,只要一种满足 Mercer 条件的核函数  $K(x_i, x_j)$  就可以实现某一非线性变换后的线性分类<sup>[4]</sup>。同时,SVM 通过惩罚因子  $C$  来控制对错样本惩罚的程度,在超平面与最近的训练点之间的距离最大与分类误差最小之间寻求最佳折衷。

对于多类问题,通常可以按照两种算法来构造或组合多个两类分类器来进行分类。第一种算法称为 1-a-r(1-against-rest),对于  $N$  类问题构造  $N$  个两类分类器,第  $i$  个 SVM 用第  $i$  类中的训练样本作为正的训练样本,而将其他的样本作为负的训练样本,最后输出是两类分类器输出为最大的哪一类。另一种算法是 1-a-1(1-against-1),即在  $N$  类训练样本中构造所有可能的两类分类器,每类仅仅在第  $N$  类中的 2 类训练样本上训练,结果共构造  $K$

$= N(N-1)/2$  个分类器,用投票法组合这些两类分类器,得票最多的类为新点所属的类。后一种算法虽然需要用  $N(N-1)/2$  个分类器对样本进行训练,但是每个分类器训练的样本数据(仅仅来自两个类)都比较小,所以整个训练的时间相对来说并不多,所以最适合实际解决多类问题。笔者就采用这种方法进行遥感图像的分类。

## 2 基于支持向量机遥感图像分类方法

### 2.1 特征提取

除原始的灰度特征外,还采用一些导出纹理特征。

为获取某波段图像(如第 2 波段)的纹理特征,需要先计算灰度共生矩阵  $P(i, j, \delta, \theta)$ ,共生矩阵中的第  $i$  行、第  $j$  列元素,表示图像上所有在  $\theta$  方向( $\theta$  指两像素连线按顺时针与水平轴的夹角)、相隔为  $\delta$ 、一个灰度为  $i$  值、另一个灰度为  $j$  值的像素点对出现的频率。

对灰度共生矩阵作归一化处理,所得归一化矩阵记为  $\hat{P}(i, j)$ ,利用  $\hat{P}(i, j)$  提取以下 3 种纹理特征

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}^2(i, j)$$

$$f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{\substack{j=0 \\ n=|i-j|}}^{L-1} \hat{P}(i, j) \right\}$$

$$f_3 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{P}(i, j) \ln \hat{P}(i, j)$$

计算特征  $f_1, f_2, f_3$  关于 4 个  $\theta$  方向( $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )的平均值和均方差: $\bar{x}_{f_1}, \bar{x}_{f_2}, \bar{x}_{f_3}, \sigma_{f_1}, \sigma_{f_2}, \sigma_{f_3}$ ,得到 6 个具有旋转不变特性的纹理特征。

各波段图像光谱特征(1~5,7,共 6 个波段)组成  $6 \times 1$  光谱特征向量

$$x = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_7]^T$$

光谱特征与纹理特征一起组合成  $12 \times 1$  特征向量

$$x = [\bar{x}_{f_1}, \bar{x}_{f_2}, \bar{x}_{f_3}, \sigma_{f_1}, \sigma_{f_2}, \sigma_{f_3}, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_7]^T$$

### 2.2 基于支持向量机遥感图像分类实验及结果分析

实验按照支持向量机的分类原理进行。实验数据采用 2000 年 6 月 29 日获取的陕西某地区的 Landsat 7 ETM 图像,大小为  $504 \times 496$ 。

对照相应的 1:5 万的土地利用图,确定该地区地面覆盖类型为耕地、园地、居民地及交通用地 4 类。4 类共选取了 1000 个标注样本,将其中的 400 个(每类随机选取 100 个)作为训练样本,其余 600

个样本作为测试样本。

利用 LIBSVM 来实现 SVM 分类器,并且采用径向基函数 RBF 作为核

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$$

参数选择  $C=100, \gamma=0.5$ 。

为验证支持向量机分类方法的性能和采用纹理特征参与分类的效果,实验过程为:

(1)利用最大似然法进行分类,混淆矩阵见表 1。

(2)按照支持向量机分类方法,利用光谱特征进行分类,混淆矩阵见表 2。

(3)按照支持向量机分类方法,利用光谱和纹理组合特征进行分类,混淆矩阵见表 3。

(4)计算分类精度,结果见表 4。

表 1 最大似然法分类的混淆矩阵

Tab. 1 Classification Confusion Matrix Using of Maximum Likelihood Classifier

| 类别   | 耕地  | 园地  | 居民地 | 交通用地 | 总量  |
|------|-----|-----|-----|------|-----|
| 耕地   | 123 | 14  | 12  | 6    | 155 |
| 园地   | 20  | 112 | 12  | 8    | 152 |
| 居民地  | 7   | 19  | 106 | 26   | 158 |
| 交通用地 | 8   | 7   | 13  | 107  | 135 |
| 总量   | 158 | 152 | 143 | 147  | 600 |

表 2 利用光谱特征进行 SVM 分类的混淆矩阵

Tab. 2 Classification Confusion Matrix Using Only Spectrum Feature

| 类别   | 耕地  | 园地  | 居民地 | 交通用地 | 总量  |
|------|-----|-----|-----|------|-----|
| 耕地   | 137 | 14  | 5   | 4    | 160 |
| 园地   | 16  | 135 | 10  | 7    | 168 |
| 居民地  | 3   | 3   | 113 | 17   | 136 |
| 交通用地 | 2   | 0   | 15  | 119  | 136 |
| 总量   | 158 | 152 | 143 | 147  | 600 |

### 3 结论

针对 ETM 图像的最大似然法和支持向量机分类法分类实验结果表明:

(1)利用支持向量机分类法进行遥感图像分

类,精度优于传统的最大似然法。

表 3 利用光谱和纹理特征进行 SVM 分类的混淆矩阵

Tab. 3 Classification Confusion Matrix Using Spectrum and Texture Features

| 类别   | 耕地  | 园地  | 居民地 | 交通用地 | 总量  |
|------|-----|-----|-----|------|-----|
| 耕地   | 147 | 6   | 3   | 1    | 157 |
| 园地   | 7   | 140 | 7   | 2    | 156 |
| 居民地  | 4   | 5   | 125 | 6    | 140 |
| 交通用地 | 0   | 1   | 8   | 138  | 147 |
| 总量   | 158 | 152 | 143 | 147  | 600 |

表 4 分类精度对比

Tab. 4 Comparison of Classification Accuracy

| 方法            | 总精度/% | Kappa 系数 |
|---------------|-------|----------|
| 最大似然法         | 74.67 | 0.6622   |
| 光谱特征 SVM 法    | 84.00 | 0.7865   |
| 光谱+纹理特征 SVM 法 | 91.67 | 0.8888   |

(2)利用光谱特征与纹理特征相结合进行分类比单纯运用光谱特征进行分类效果好。

(3)该方法先要人工标注大量的样本,工作量相对来说比较大,下一步要在如何减少人工干预量方面进行研究。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 祁亨年,杨建刚,方陆明. 基于多类支持向量机的遥感图像分类及其半监督式改进策略[J]. 复旦学报:自然科学版, 2004, 43(10): 781-784.
- [2] Li Jiang, Narayanan Ram M. A Shape-based Approach to Change Detection of Lakes Using Time Series Remote Sensing Image[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(11): 2466-2477.
- [3] 关 勇. 基于支持向量机的图像特征选择研究[J]. 现代计算机, 2004 (4): 14-16.
- [4] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2001, 26 (1): 32-42.
- [5] 张 翔,田金文,肖晓玲,等. 支持向量机及其在医学图像分类中的应用[J]. 信号处理, 2004, 20 (4): 208-212.
- [6] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.
- [7] 韩 玲. 空间逐步寻优数据挖掘在遥感影像分类中的应用[J]. 长安大学学报:地球科学版, 2003, 25 (2): 70-72.