

文章编号: 1007-4619(2006)01-0049-09

# 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

张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 李 京

(北京师范大学 环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京师范大学 资源学院, 北京 100875)

**摘 要:** 遥感图像尤其是高空间分辨率(1~4m)遥感图像在土地利用和土地覆盖变化方面有着广阔的应用前景,传统高空间分辨率遥感图像信息提取方法存在精度和分类效率低的不足。本文提出的基于 SVM 的分类方法,复合光谱、纹理和结构信息等多源数据信息,对 IKONOS 高空间分辨率图像进行分类,并与最大似然法和单源数据(光谱)SVM 分类结果进行定性和定量比较分析。研究结果表明,多源数据复合的 SVM 高空间分辨率遥感图像分类方法,能够有效解决单源数据信息图像分类效果破碎的问题;总精度达到 68.38%, Kappa 达到 0.5993;对高维输入向量具有高的推广能力;比单源信息的 SVM 和最大似然方法图像分类精度更高,适合高空间分辨率遥感图像分类。

**关键词:** 高空间分辨率; SVM; 最优超平面; 纹理; 结构

**中图分类号:** TP79      **文献标识码:** A

## The High Spatial Resolution RS Image Classification Based on SVM Method with the Multi-Source Data

ZHANG Jin-shui HE Chun-yang PAN Yao-zhong LI Jing

(Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster Ministry of Education of China, Beijing Normal University, College of Resources Science &amp; Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** The RS image shows a very promising perspective for urban land-cover and land-use classification particularly with very high resolution(1~4m) satellite images while the traditional extraction methods of the high spatial resolution image has the shortcomings of the low accuracy and classification efficiency. This paper deals with the high spatial resolution image(IKONOS) classification based on the SVM method integrating the information of spectral, texture and structure. And comparing to the results based on Maximum Likelihood and SVM method with single-source data, this shows that the high spatial resolution RS image classification based on SVM Method with multi-source data can solve the image classification fragmentation which is based on the single-source data, spectrum, and has the good generalization ability with the high dimension vector. It has more accuracy than the maximum likelihood method and SVM based on the single source data, adapts to the high spatial resolution RS Image classification.

**Key words:** high spatial resolution; SVM; the optimal hyperplane; texture; structure

收稿日期: 2004-10-29; 修订日期: 2004-12-06

基金项目: 国家高技术研究发展计划 863 计划(2003AA131080)。

作者简介: 张锦水(1978—),男,北京师范大学资源学院,博士,现从事高分辨率遥感图像信息提取方面的研究。E-mail: zhangjsh@ires.cn; pyz@ires.cn.

## 1 引 言

随着多种遥感卫星的发射成功,从不同遥感平台获得的不同空间分辨率、光谱分辨率和时间分辨率的遥感影像,形成了从粗到细、从多光谱到细分光谱的对地观测数据源<sup>[1]</sup>。高空间分辨率的遥感图像空间分辨率的大大提高,充分体现在地物内部分异明显、纹理增多、细节丰富和边缘突出上。遥感图像是地球观测的重要信息源,并能不断以低成本来提供现时信息。遥感图像尤其是高分辨率(1~4m)遥感图像,在土地利用和土地覆盖变化方面有着广阔的应用前景<sup>[2,3]</sup>。

高空间分辨率遥感图像的信息提取,是决定其能否广泛应用的关键所在。高空间分辨率的信息提取方式已有很多,如面向像元技术、目视解译技术和面向对象的信息提取等,其中,面向像元和目视解译的信息提取在实际中应用广泛<sup>[1]</sup>。面向像元技术以像元为基本单元进行信息提取,参与信息提取的因子是像元的光谱信息。这种传统的光谱分类方法只能根据光谱信息提取对象类型,忽略了大量的空间信息<sup>[4]</sup>。目视解译方法是目前最常用的一种高空间分辨率遥感影像信息提取技术方法,它要求有丰富的专业经验和充足的野外实地调查资料,但这种做法效率低,边界容易错位,地物定位精度低<sup>[1]</sup>。面向像元分类精度的不足和目视解译信息提取的效率低使高空间分辨率遥感图像的应用潜力难以发挥。

针对以上问题,许多学者做了相应研究,并提出了各种解决方法。如程承旗等利用高通滤波器突出高空间分辨率遥感图像的地物特征和统计滤波器消除噪声的方法,来自动提取线状地物<sup>[5]</sup>;何春阳等利用全色数据纹理和结构信息复合的方法提取城市建筑信息<sup>[6]</sup>;黄慧萍等对高分辨率影像进行城市绿地快速提取<sup>[1]</sup>和 Zhang Yun在综合多光谱分类和纹理过滤来优化建筑物信息提取<sup>[4]</sup>等。在这些研究中,虽然采用图像空间特征或光谱特征对高空间分辨率信息进行了提取,但没有将多种遥感信息充分集成起来以提高信息提取精度。

支持向量机(Support Vector Machines SVM)是由 V. Vapnik和他的合作者提出的一种新的学习方法<sup>[7,8]</sup>,是建立在统计学习理论的 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<sup>[9,10]</sup>,Fabio Roli等利用 SVM方法进行遥感图像分类<sup>[11]</sup>,赵书河等基于 SVM进行 SPIN-2影像与 SPOT-4多光谱影像融合<sup>[12]</sup>,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<sup>[13]</sup>。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,并利用 SVM对高维输入向量具有高的推广能力<sup>[12]</sup>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。

## 2 SVM 基本原理

SVM是从线性可分情况下的最优超平面发展而来的<sup>[14]</sup>,基本思想可用图 1的两维情况说明。

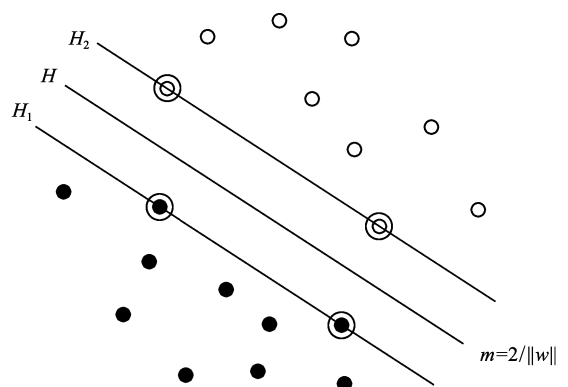


图 1 最优超平面

Fig 1 The optimal hyperplane

图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  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $x_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $y_i \in \{+1, -1\}$ ,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  $2/\|w\|$ , 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。

利用 Lagrange 优化方法可以把上述最优超平面问题转化为其对偶问题, 即在约束条件

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad (2a)$$

和

$$\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (2b)$$

下, 对  $\alpha_i$  求解下列函数的最大值:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (3)$$

$\alpha_i$  为原问题中与每个约束条件 (1) 对应的 Lagrange 乘子。这是一个不等式约束下的二次函数寻优问题, 存在惟一解。容易证明, 解中将只有一部分  $\alpha_i$  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:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ (w \cdot x) + b \right\} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (4)$$

式中的求和实际上只对支持向量进行。 $b^*$  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。

对非线性问题, 可以通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题, 在变换空间中求最优超平面。在上面的对偶问题中, 不论是寻优目标函数式 (3) 还是分类函数式 (4), 都涉及训练样本之间的内积运算  $(x_i \cdot x_j)$ 。设有非线性映射  $\Phi: R^d \rightarrow H$  将输入空间的样本映射到高维的特征空间  $H$  中。当在特征空间  $H$  中构造最优超平面时, 训练算法仅使用空间中的点积, 即  $\Phi(x_i \cdot x_j)$ , 而没有单独的  $\Phi(x_i)$  出现。因此, 如果能够找到一个函数  $K$  使得  $k(x_i \cdot x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ , 这样, 在高维空间实际上只需要进行内积运算, 而这种内积运算是可以用原空间中的函数实现的, 甚至没有必要知道变换  $\Phi$  的形式。因此, 在最优超平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, 此时目标函数式 (3) 变为:

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

而相应的分类函数变为

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

这就是支持向量机。

如果希望在经验风险和推广性能之间求得某种均衡, 可以通过引入正的松弛因子  $\xi_i$  来允许错分样本的存在。这时, 约束式 (1) 变为

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (7)$$

而在目标 - 最小化  $\frac{1}{2}\|w\|^2$  中加入惩罚项  $C \sum_{i=1}^n \xi_i$ ,

$C$  为正则化算子, 这样, 对偶问题可以写成:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (8)$$

限制条件

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

这就是 SVM 方法的最一般表达方式。

SVM 通过函数  $\Phi$  将实际问题通过非线性变换转到高维特征空间。在高维空间中构造线性判别函数来实现原空间中的非线性判别函数。SVM 在高维空间中寻找线性分隔超平面使线性分隔最大。 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j)$  被称为核函数。常用的核函数包括以下四种:

- (1) 线性函数 (Linear):  $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
- (2) 多项式函数 (Polynomial):  $K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$
- (3) 径向基函数 (Radial basis function):  $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0$  为间隔松弛向量
- (4) S 形函数 (Sigmoid):  $K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)^d$

### 3 实验区数据

本研究中, 实验区数据为 2001 年 4 月 26 日北京 4m 分辨率多光谱 KONOS 图像, 覆盖范围为:  $116^\circ 22' 57'' - 116^\circ 23' 45'' E, 40^\circ 01' 06'' - 40^\circ 01' 35'' N$ , 大小为 211 行 268 列, 位于朝阳区洼里乡, 如图 2 所示。从图上可以清晰看到 6 种地物: 裸地 (C1), 树木 (C2), 道路 (C3), 水体 (C4), 湿地 (C5) 和建筑物 (C6) 的分布。北面是密集的建筑群, 中间是正在建设中的五环路, 以裸地为主, 只有一些断断续续的公路; 南部是一个小公园, 一条东西方向的河流从树林中穿过, 树林小路边有一些含水量较高的湿地分布。为验证图像分类精度, 采用同一天 1m 分辨率的 KONOS 全色遥感数据与 4m 分辨率的多光谱

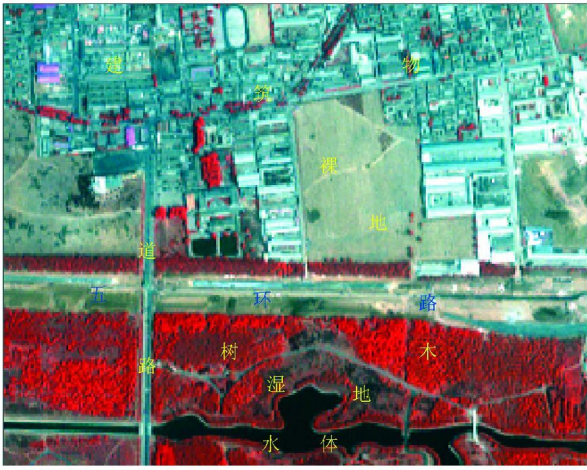


图 2 实验区地物分布概况

Fig 2 Distribution survey of the ground object in testing area

IKONOS图像进行精确配准后,手工数字化,把数字化结果视为真实图像分类结果,以此为标准,对SVM分类结果进行基于像素的全样本精度评价。

## 4 方 法

### 4.1 处理流程

基本处理思路就是提取 IKONOS图像的光谱信息、纹理信息和结构信息,进行图像分类。处理步骤主要包括相关预处理,属性特征信息的提取,训练样本的提取,数据标准化,  $C, \gamma$  参数设置,基于 SVM 图像分类,最后是精度评价,如图 3所示。

### 4.2 纹理信息和结构信息提取

在目前的图像纹理特征计算方法中, Haralick等提出的灰度共生矩阵计算方法应用最为广泛<sup>[15]</sup>。灰度共生矩阵(空间灰度相关方法)通过对图像灰度级别之间联合条件概率密度  $p(i, j/d, \theta)$  的计算表示纹理特征。 $p(i, j/d, \theta)$ 表示在给定空间距离  $d$ 和方向  $\theta$ 时,灰度  $i$ 为始点,出现灰度级为  $j$ 的概率<sup>[16]</sup>。Haralick等一共定义了 14种纹理特征的计算方法,本

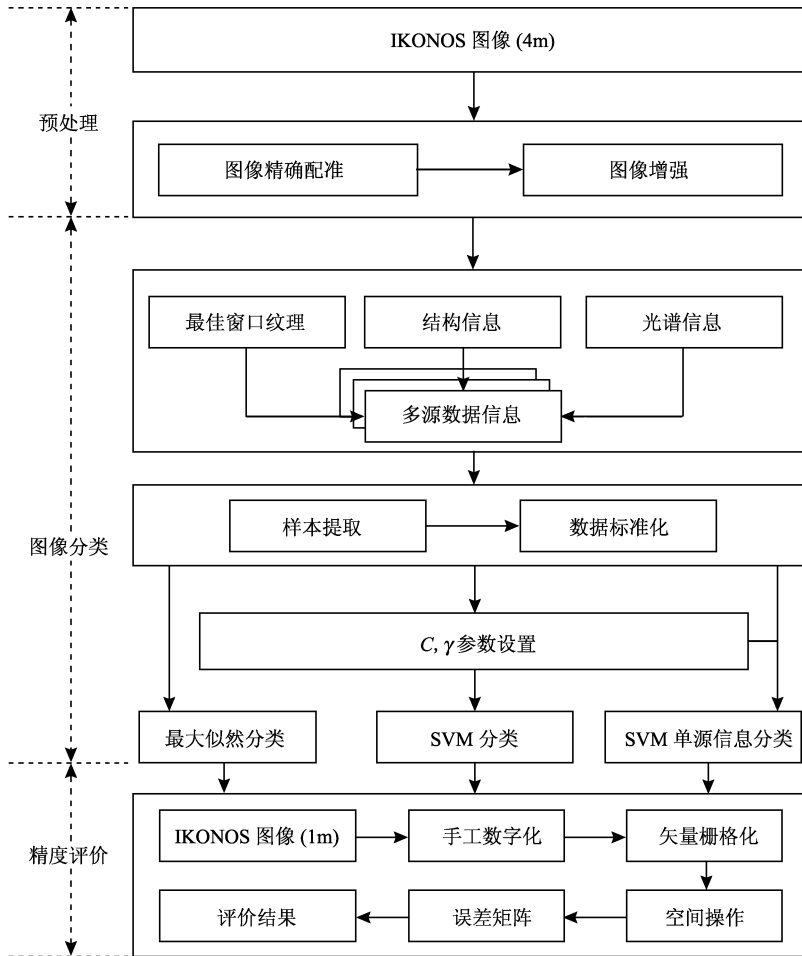


图 3 SVM 图像分类流程图

Fig 3 Procedure of the image classification based on SVM

文主要选用了其中 Mean(平均值)、Variance(方差)、Homogeneity(均一性)、Contrast(反差)、Dissimilarity(相异性)、Entropy(熵)、Angular second moment(角二阶矩)和 Correlation(灰度相关)等 8 种最为常用的方法来计算图像纹理特征<sup>[17]</sup>,在 ENV I4.0 软件下(d 和  $\theta$  均取 ENVI 软件默认值, d 为 1 个像元距离,  $\theta$  方向为  $135^\circ$ )以不同窗口大小生成灰度共生矩阵,并讨论不同窗口大小对分类精度的影响,确定在分类精度最高下的纹理提取的最佳窗口大小。

结构信息的提取,选用图像边缘密度特征,采用 Gong 等 1990 年提出的方法计算。具体实现:利用 Laplacian 高通滤波对图像进行滤波,生成 0-255 的灰度图像;分析直方图来设置 4 个通道的阈值,分别为 70.80, 72.2, 94.9 和 13.54,提取 4 个通道的边缘信息,产生 255(边缘像元)和 0(非边缘像元)的二值图像,最后生成边缘密度图像<sup>[4, 18]</sup>。

### 4.3 训练样本选取

样本选取原则要充分考虑各种地物的光谱、结构和纹理特征,如道路样区选择,要沿着道路选取样本,城区应块状选取。在本研究中,样本个数分别为 C1: 130, C2: 285, C3: 239, C4: 118, C5: 114, C6: 461, 占实验区数据总量的 2.38%。

### 4.4 数据标准化

为消除不同属性数据数值差别很大造成的对分类结果的影响,在进行 SVM 分类前需进行数据标准化,主要包括两个阶段:对训练数据(光谱、纹理、结构信息)进行标准化,在本研究中标准化到 -1 到 1 之间,生成数据标准化模型,然后根据标准化模型,标准化分类图像数据。

### 4.5 参数设置

采用 RBF 核函数将实际问题转换到高维空间, C 和  $\gamma$  是 RBF 必备的两个参数,分别为惩罚系数参数和间隔,其取值好坏直接影响到分类精度。在这里采用一种基于交叉验证的“网格搜寻”方法来确定 C 和  $\gamma$  的取值<sup>[19, 20]</sup>,即将选取的训练样本分成  $\nu$  部分,其中  $\nu-1$  部分作为模型的训练样本,剩下的一部分作为模型参数确定的检验样本,利用检验本来验证  $\nu-1$  部分数据分类结果的精度,不断改变 C 和  $\gamma$  来获取更高的样本分类精度。经验证明, C 和  $\gamma$  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  $\gamma$  参数的比较好

的办法,其中 C 和  $\gamma$  是独立增长的。本文选取 libsvm-2.6 软件提供的参数选择模型 Grid Py 来搜索 C 和  $\gamma$  的取值。

## 5 结果与分析

### 5.1 窗口大小对纹理特征分类精度的影响

分别在  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$ 、 $9 \times 9$ 、 $11 \times 11$ 、 $13 \times 13$  窗口下提取纹理进行图像分类,分类结果的精度见表 1 和图 4,分类精度结果随纹理窗口的增大有逐渐降低的趋势。在  $3 \times 3$  窗口下基于纹理进行 SVM 分类的精度最高,总精度为 64.22%, Kappa = 0.551。

表 1 窗口大小对纹理特征分类精度的影响  
Table 1 Influence of window size of texture information on classification accuracy

窗口大小	总精度 (%)	Kappa
$3 \times 3$	64.22	0.551
$5 \times 5$	61.78	0.518
$7 \times 7$	61.04	0.513
$9 \times 9$	59.20	0.491
$11 \times 11$	54.89	0.436
$13 \times 13$	53.44	0.415

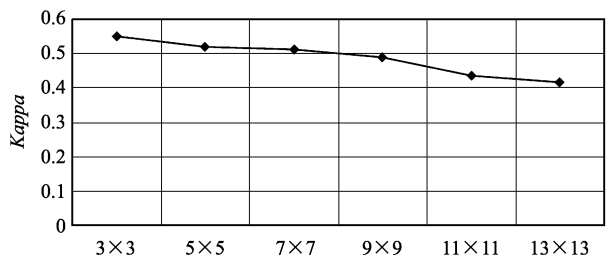


图 4 窗口大小对纹理特征分类精度的影响

Fig 4 Influence of window size of texture information on classification accuracy

### 5.2 复合光谱、纹理和结构信息进行分类

利用 libsvm-2.6 训练多源训练样本数据(4 层光谱数据、32 层  $3 \times 3$  纹理数据、4 层结构数据,共 40 层数据),搜索范围分别设置  $C \in [-32, 32], \gamma \in [-32, 32]$ ,训练数据共分为 10 部分进行训练,训练样本分类精度最高为 96.87%, C 和  $\gamma$  分别为 32.0 和 0.125。将参数输入到 SVM 对图像进行训

练,分类结果如图 5。从图上可以看出,水体,湿地,树木,裸地几种地物分类效果较好,成连续面状分布。由于道路和城市建筑物之间光谱与纹理特征等比较相近,在城市密集区两种地物难以正确区分开来,存在一些道路斑点。从整体上看,城市建筑物区

成面状,道路成线状分布。

各种地物的分类精度见表 2。树木分类精度最高,为 82.54%,而道路和建筑物之间误分比较严重,精度分别为 50.50%和 57.20%,区分道路和建筑物仍是高空间分辨率的难点所在。

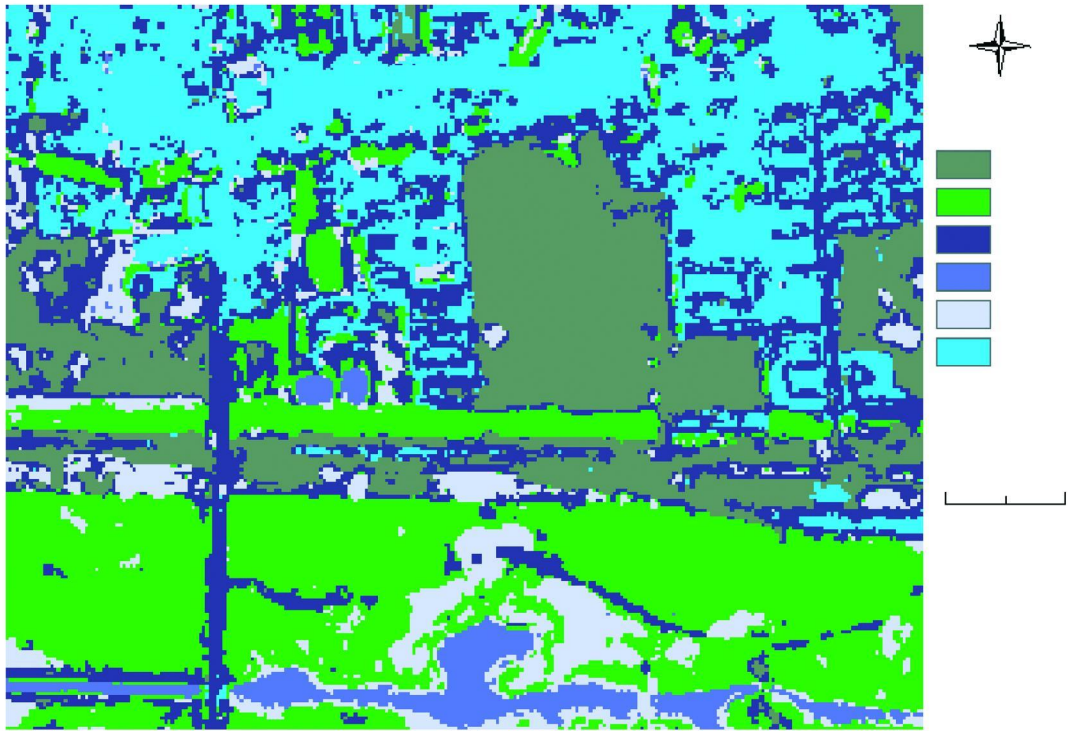


图 5 多源信息复合的 SVM 图像分类结果

Fig 5 The result of image classification based on SVM with the multi-kind datasource

表 2 图像分类精度

Table 2 The accuracy of image classification

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	列精度 /%
C1	8524	216	344	0	12	444	89.35
C2	212	13516	640	184	188	636	87.90
C3	2648	1096	2236	4	372	6252	17.73
C4	4	100	0	1684	36	48	89.96
C5	476	1224	152	372	1764	456	39.69
C6	220	224	1056	0	48	10472	87.12
行精度 /%	70.54	82.54	50.50	75.05	72.89	57.20	
总精度 68.38% Kappa 0.5993							

### 5.3 结果评价

在研究中,将基于多源数据信息的 SVM 图像分类结果,与基于光谱的图像分类和传统的最大似然法图像分类结果进行比较。

#### 5.3.1 基于光谱单源信息的 SVM 图像分类

分类结果如图 6 所示,从图上可以看出光谱信息比较单一的地方(裸地、树林),分类效果还是比较好的。但是在密集建筑群区,由于建筑和道路密集,分类效果比较破碎,导致“Pepper and Salt”现象

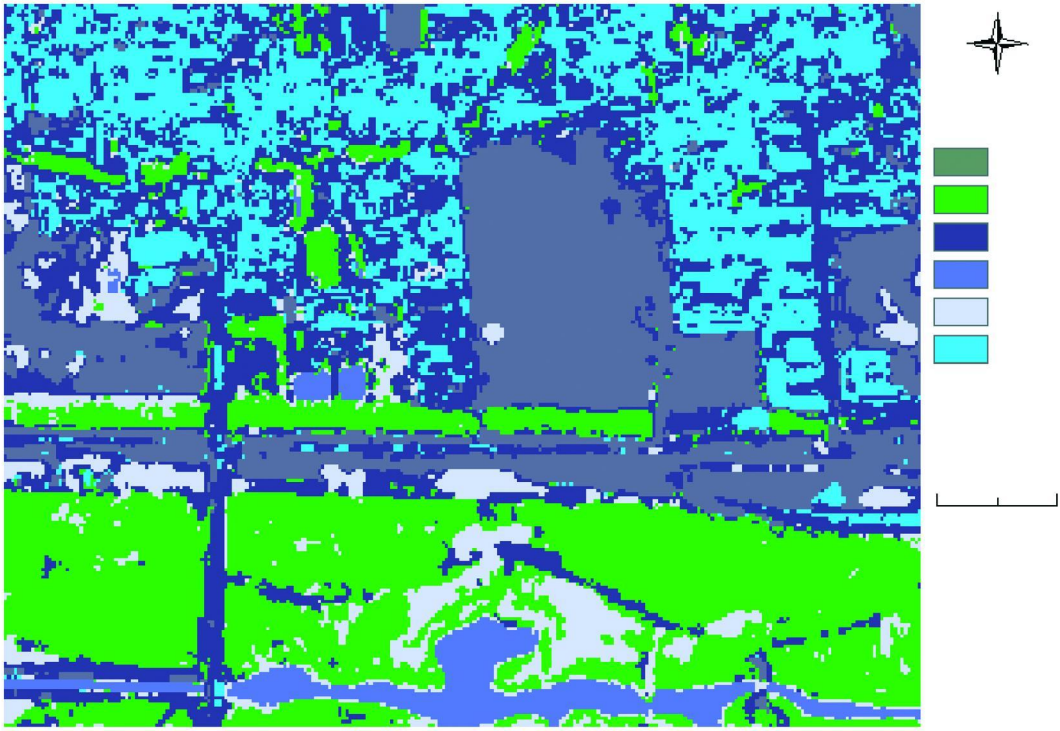


图 6 基于光谱信息 SVM 图像分类

Fig 6 The image classification based on SVM by the spectral information

比较严重。

### 5.3.2 多源信息的最大似然法图像分类

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 ENVI4.0 下利用最大似然法进行图像分类,结果如图 7 所示。从图上可以看出,分类效果不是很理想,即使光谱信息比较单一的地方(树木、

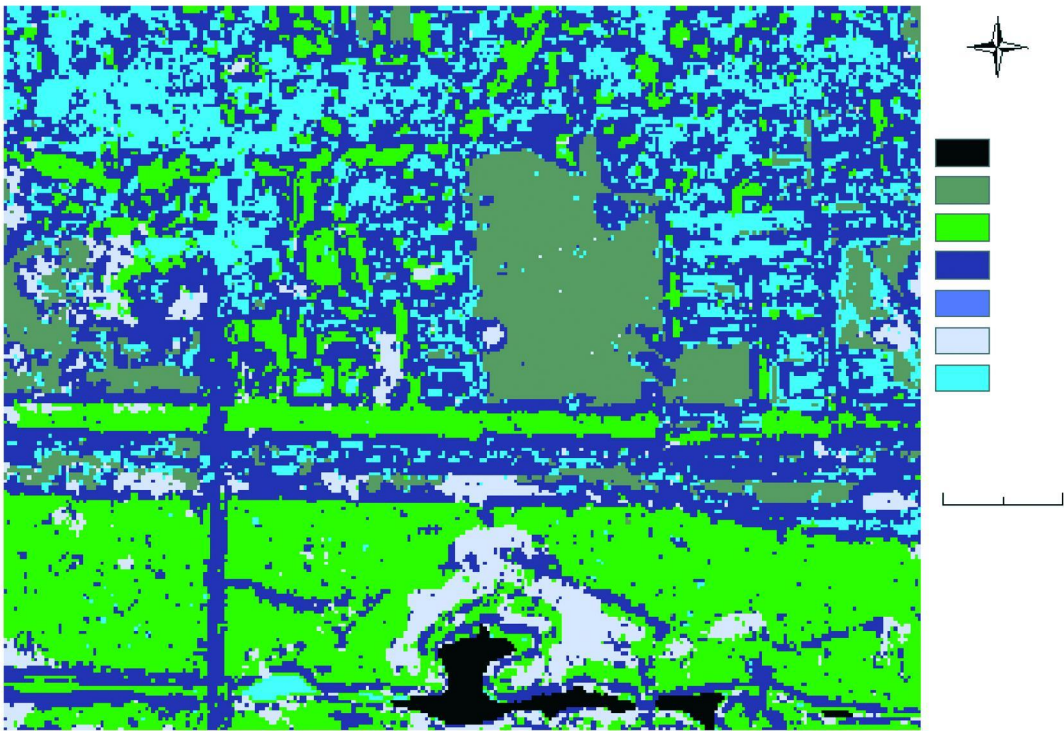


图 7 多源信息复合的最大似然法图像分类结果

Fig 7 The result of image classification based on maximum likelihood with multi-datasource

裸地),“Pepper and Salt”现象也存在,尤其是水体,没有被正确分出来。分析原因可能是由于样本选择过少,在加入多源数据信息后,相应干扰信息增多,导致训练样区特性不服从正态分布,分类可靠性也随之下降。

### 5.3.3 三者精度评价

三者分类精度见表 3。基于多源数据信息 SVM 图像分类精度和 Kappa 系数最高,分别达到 68.38%和 0.5993,比基于光谱的单源信息分类精度有一定的提高,说明加入纹理、结构信息后,对分类精度有一定的改善。与传统的最大似然法分类相比精度提高幅度较大,说明 SVM 更具备高维数据向量的推广能力,也更为适合小样本(训练样本为 2.38%)图像分类。

表 3 三种图像分类方法结果精度评价

Table 3 The accuracy estimation of three kind image classification

分类方法	总精度 /%	Kappa
多源信息复合的 SVM 分类	68.38	0.5993
基于单源信息(光谱)SVM 分类	65.48	0.5675
多源信息最大似然法分类	52.30	0.4971

## 6 结 论

(1)随着高空间分辨率遥感图像的应用越来越广泛,基于传统高分辨率图像信息提取的方法已难以在精度和数据更新方面达到要求。本文中,利用光谱信息、最佳窗口(3×3)下的纹理信息和结构信息,基于 SVM 进行图像分类,分类结果总精度达到 68.38%,Kappa 为 0.5993,比基于光谱单源信息分类的精度(总精度 65.48%,Kappa 0.5675)有一定提高。基于 SVM 的多源信息复合方法对高空间分辨率图像可有效进行分类。

(2)SVM 和最大似然法利用多源信息对高空间分辨率图像进行分类,从图像定性分析(SVM 多为面状分布,最大似然法分类地物分布细碎,“Pepper and Salt”现象严重)和精度结果的定量分析(如表 3)来看,SVM 比最大似然法的分类效果要好,总精度提高 18.08%,Kappa 提高 0.1022。分析原因,SVM 对高维输入向量具有更高的推广能力,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 集成高空间分辨率图像的多源信息

进行分类要优于最大似然法。

基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感分类在以下方面还有待进一步深入研究:第一,SVM 适合复杂高维空间,但随着属性数据特征的增多,C 和  $\gamma$  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  $\gamma$  参数确定方法上加以改善。第二,基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率图像分类方法还未能达到很好的图像分类效果(建筑物和道路还不能正确的区分开),需进一步研究高空间分辨率图像的属性信息特征来更加有效区分空间相似地物,如邻域特征、形状特征,通过 SVM 将更多信息集成起来,提高图像分类精度。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Huang H P, Wu B F, Li M M. Detecting Urban Vegetation Efficiently with High Resolution Remote Sensing Data [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1): 68-74. [黄慧萍,吴炳方,李苗苗. 高分辨率影像城市绿地快速提取技术与应用 [J]. 遥感学报, 2004, 8(1): 68-74.]
- [2] Fritz L W. The Era of Commercial Earth Observation Satellites [J]. PE & RS, 1996, 62(1): 39-45.
- [3] Stoney W. Data Summary Executive Summary: Land Satellite Information in the Next Decade the World Under a Microscope [M]. Published by the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing (5410 Grosvenor Lane Suite 210, Bethesda MD 20814-2160, USA, asprs@asprs.org): 19-59.
- [4] Zhang Y. Optimisation of Building Detection in Satellite Images by Combining Multispectral Classification and Texture Filtering [J]. PE & RS, 1999, 54: 50-60.
- [5] Cheng C Q, Ma T. Automatic Recognition of Landscape Linear Features from High Resolution Satellite Images [J]. Journal of Remote Sensing, 2003, 7(1): 26-30. [程承旗,马廷. 高分辨率卫星影像上地物线性特征的自动识别 [J]. 遥感学报, 2003, 7(1): 26-30.]
- [6] He C Y, Cao X, Shi P J et al. Incorporation of Texture and Structure Information for Urban Building Detection by Using Landsat7-ETM+ panchromatic Image [J]. Etica Et Cartographica Sinica, 2004, 29(9): 800-804. [何春阳,曹鑫,史培军等. 基于 Landsat7-ETM+ 全色数据纹理何结构信息复合的城市建筑信息提取研究 [J]. 测绘学报, 2004, 29(9): 800-804.]
- [7] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer Verlag [M]. New York, 1995.
- [8] Cortes C, Vapnik V. Support Vector Networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [9] 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.

- [10] 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.
- [11] Roli F, Fumera G. Support Vector Machines for Remote-sensing Image Classification[J]. Image and Signal Processing for Remote Sensing, 2001, **4170**: 160–166.
- [12] Zhao S H, Feng X Z, Dou J K, et al. Spin-2 Panchromatic and Spot-4 Multi-Spectral Image Fusion Based on Support Vector Machine[J]. Journal of Remote Sensing, 2003, **7**(5): 407–411. [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.]
- [13] Luo J C, Zhou C H, Liang Y. Support Vector Machine for Spatial Feature Extraction and Classification of Remotely Sensed Imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2002, **6**(1): 50–55. [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.]
- [14] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An Introduction to Support Machines[M]. House of Electronics Industry, 2000. [Nello Cristianini, John Shawe-Taylor 等. 支持向量机导论[M]. 电子工业出版社, 2000.]
- [15] Zhang Q, Wang J, Gong P, et al. Study of Urban Spatial Patterns from SPOT Panchromatic Imagery Using Textural Analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, **24**(21): 4137–4160.
- [16] Haralick R M. Statistical and Structural Approaches to Texture[J]. Proceedings of the IEEE, 1993, **67**: 786–804.
- [17] Zhang Q, Wang J, Gong P, et al. Study of Urban Spatial Patterns from SPOT Panchromatic Imagery Using Textural Analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, **24**(21): 4137–4160.
- [18] Gong P, Howarth P J. The Use of Structural Information for Improving Land-cover Classification Accuracies at the Rural-urban Fringe[J]. PE & RS, 1990, **56**(1): 67–731.
- [19] Kerr R S, Lin C J. Asymptotic Behaviors of Support Vector Machines with Gaussian Kernel[J]. Neural Computation, 2003, **15**(7): 1667–1689.
- [20] Joachims T. Making Large-Scale SVM Learning Practical[A]. Schölkopf B, Burges C, Smola A. Advances in Kernel Methods Support Vector Learning[C]. Boston: MIT Press, 1999.