

# 面向对象土地覆被图像组合分类方法

员永生, 常庆瑞<sup>\*</sup>, 刘 炜, 高 欣

(西北农林科技大学地理信息与遥感系, 杨凌 712100)

**摘 要:** 研究了支持向量机在面向对象土地覆被图像分类中的应用技术, 提出采用最小二乘支持向量机 (LSSVM) 与模糊灰色关联度联合评估 (FG) 相结合的一种新的组合分类方法简记 FG-LSSVM, 为土地覆被分类提供一种可行的高精度分类途径。根据图像上不同对象的空间尺度和光谱值特征, 基于稳健的核密度梯度分割算法提取具有任意形状和唯一标识的均质对象后, 为了比较提出方法的性能, 采用原始对象样本依次验证了 3 个面向对象分类方法, 即标准支持向量机方法、以模糊贴近度作为模糊因子的模糊支持向量机方法和传统 K 最近邻面向对象分类方法。实现了一个高精度面向对象土地覆被图像分类信息系统。试验结果表明: 提出的 FG-LSSVM 面向对象方法相比标准支持向量机、模糊支持向量机与 K 最近邻方法试验精度约提高 2.4% 左右。提出的方法在识别效果上, 符合研究区实际分类应用的要求。

**关键词:** 面向对象程序, 最小二乘支持向量机, 关联理论, 土地覆被, 均值漂移分割, 灰色关联度

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2009.07.020

中图分类号: TP751.1: S127

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2009)-7-0108-06

员永生, 常庆瑞, 刘 炜, 等. 面向对象土地覆被图像组合分类方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(7): 108—113.

Yuan Yongsheng, Chang Qingrui, Liu Wei, et al. Combinational approach of object oriented land cover image classification[J].

Transactions of the CSAE, 2009, 25(7): 108—113. (in Chinese with English abstract)

## 0 引 言

面向对象图像分类技术的首要任务是对对象的提取。对象的提取是指把一幅图像分割为很多片段的过程, 因此, 对象就是指这些片段的集合。

近年来, 面向对象的图像分类技术已经逐步进入了高精度图像分类的实际应用当中<sup>[1]</sup>。这种分类技术的主要特点是它识别和分类的目标是对象片段, 而不是单个像元。把识别分类过程建立在对象层次之上的方法就叫做面向对象图像分类技术。

图像分割是获取对象的基本手段, 通过图像分割、对象的分离、特征的提取和参数的测量将原始图像转化为更为抽象更紧凑的形式, 使得更高层的分析和理解成为可能<sup>[2]</sup>。建立在像元层次上的图像模式分类方法常产生两个不利结果, 一个是产生“椒盐”散点状类噪声图像, 这主要是因为图像本身存在着“同物异谱”、“异物同谱”现象造成的散点图像。另外一个不利现象是由于孤立地考虑单个像元的归属问题, 而忽略了像元所在对象的形态、尺寸和空间位置等多种特征。

相似的面向对象模式分类方法研究方面, Tzotsos 在 2007 年提出了一种面向对象的分类方法<sup>[3]</sup>, 在分割方法上仍然采用了区域分裂合并分割技术, 但在高端监督分

类部分, 采用了标准支持向量机模式分类方法<sup>[4]</sup>。

在图像分割上, 上述方法主要区别于核密度梯度分割技术之处在于, 它们都采用了区域分裂合并分割技术, 核密度估计<sup>[5-6]</sup>的优点是建立在数据驱动基础之上, 这种方法只要有足够的样本数据, 它能保证收敛到任意形状的密度函数。建立在核密度估计基础之上的核密度梯度方法近年来在计算机视觉, 模式识别领域得到了广泛的应用<sup>[7-10]</sup>。

在数据挖掘新方法方面 Huang<sup>[11]</sup>证明了在基于像元的分类问题上, 支持向量机在精确度和性能上显著好于常规的分类模型, 例如最大似然分类方法, 神经网络分类方法和决策树分类方法。支持向量机在分类问题上的优良的精度, 支持小样本特性和有效处理了特征维数灾难问题, 很适合在面向对象图像识别分类中进行推广应用。

本研究的目的是以核密度梯度图像分割技术为对象提取手段, 验证采用最小二乘支持向量机<sup>[12]</sup>与模糊灰色关联度联合评估相结合的一种新的组合分类方法 FG-LSSVM, 为土地覆被面向对象分类应用等提供高精度的基础分类数据和方法。另外通过比较标准支持向量机和模糊支持向量机<sup>[13]</sup>以及传统 K 最近邻面向对象分类方法, 来评估提出的新的组合分类方法的效果和对精度的影响。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验区 and 图像运算环境

为了验证本次试验所提出的分类方法, 选择了陕西横山 383×461 像元大小的区域作为试验区。处理的图像是一景经过校正的分辨率为 30 m 的 TM 图像, 特征样本

收稿日期: 2009-05-20 修订日期: 2009-07-04

基金项目: 国家自然科学基金 (30872073); 973 计划 (2007CB407203)

作者简介: 员永生 (1975—), 男, 甘肃秦安人, 博士生, 主要从事遥感数字图像智能处理研究。杨凌 西北农林科技大学地理信息与遥感系, 712100。

Email: yys\_xs@sina.com

※通信作者: 常庆瑞 (1959—), 男, 陕西子洲人, 教授, 博士生导师, 主要从事土壤遥感与地理信息系统研究工作。杨凌 西北农林科技大学地理信息与遥感系, 712100。Email: changqr@nwsuaf.edu.cn

的模糊和灰色评估计算部分, 选择了 Matlab 6.5 作为计算平台, 图像分类方法的实现部分选择了 Visual C++ 平台。

## 1.2 最小二乘支持向量机

设给定的训练样本集合  $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}$ 。其中  $x_i \in R^d$ ,  $y_i \in \{-1, 1\}$ ,  $i=1, \dots, l$ , 最小二乘支持向量机, 通过训练下面的规划来求解分类问题

$$\min_{w, b, e} \tau_p = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \sum_{k=1}^n e_k^2 \quad (1)$$

$$s.t. y_k (w^T \varphi(x_k) + b) = 1 - e_k, \quad k=1, \dots, n$$

式中:  $\tau_p$ ——目标函数, 边际系数  $\gamma > 0$  为常数;  $w$ ——线性分类函数  $y_i$  的权重向量;  $w^T$ ——转置向量;  $e_k$ ——分类问题的松弛变量, 也是样本到超平面的距离;  $b$ ——阈值;  $\varphi$ ——从输入空间到高维空间的一个映射。在原始输入空间分类模型为

$$y(x) = \text{sign}[w^T \varphi(x) + b] \quad (2)$$

为了简化求解高维空间分类问题, 通过引入拉格朗日乘子  $\alpha_i$ , 求解原始问题 (1) 的对偶问题

$$L(w, b, e; \alpha) = \tau_p - \sum_{i=1}^n \alpha_k \{y_k [w^T \varphi(x_k) + b] - 1 + e_k\} \quad (3)$$

满足最优解的条件是令  $L$  对于全体变量的偏导数为 0 而得到

$$w = Z^T \alpha, Y^T \alpha = 0, \gamma e = \alpha, Z w + Y b + e = 1 \quad (4)$$

在式 (4) 中消去  $w, e$  后得到  $(n+1)$  维方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & Y^T \\ Y & ZZ^T + \frac{I}{\gamma} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中  $Z = [\varphi(x_1) y_1, \dots, \varphi(x_l) y_l]^T$ ,  $Y = [y_1, \dots, y_l]^T$ ,  $I$  为单位矩阵,  $1 = [1, \dots, 1]^T$ ,  $e = [e^1, \dots, e^n]^T$ , 对式 (5) 解出  $\alpha_i$  和  $b$  后, 通过把矩阵  $\Omega_{ij} = y_i y_j \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) + \delta_{ij} / \gamma$ ,  $\delta_{ij} = \{1 | i=j\} \cup \{0 | i \neq j\}$  中内积函数  $\varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$  用核函数  $K(x_i, x)$  替换后, 对偶空间的分类模型为

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{x_i \in SV} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b) \quad (6)$$

其中,  $K(x_i, x)$  将高维特征空间中内积运算转化为低维模式空间上一个简单的函数计算。由于在 LSSVM 分类模型中, 每个训练数据都是支持向量, 训练样本作为建立分类模型的特征数据对分类的效果影响较大<sup>[14]</sup>, 有必要通过选择恰当的预处理方法来获得具有高分类精度性能的新的特征值参与模型的建立。

## 1.3 图像分割和对象提取

### 1.3.1 核密度梯度均值漂移算法

在图像分割上选择了非参数核密度梯度均值漂移算法, 它不需要提前设定要分割的对象的个数, 而且可以按照图像中物质的自然形态分割成相应的均质区域, 其原理如下。假定输入数据  $x_i \in R^d$ ,  $i=1, \dots, n$ , 对多变量

核密度估计的核函数  $K(x)$  和窗宽半径  $h$ , 则核密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (7)$$

核密度函数的模态点位于梯度为  $\nabla f(x) = 0$  的位置。核密度函数 (7) 的梯度正比于核密度均值漂移向量

$$\nabla f(x) \propto \left[ \underbrace{\text{avg}[x_i]}_{x_i \in S_{h,x}} - x \right] \quad (8)$$

右边就是核密度梯度均值漂移向量。其中  $S_{h,x}$  是一个  $d$  维超球体, 半径为  $h$  中心位于向量  $x$  处。核密度梯度均值向量实质是一个以核密度函数为权重函数的当前向量  $x_i$  的加权平均与核函数窗口中心向量  $x$  的差, 正比于核密度函数在向量  $x$  处的梯度值。

### 1.3.2 对象的提取过程

假设  $\{x_j\}_{j=1, \dots, n}$  和  $\{z_j\}_{j=1, \dots, n}$ , 分别表示原始图像和经核密度梯度滤波后的图像。而任何一幅图像都可以表示成一个二维网格点上的  $p$  维向量, 每一个网格点代表一个像元,  $p=1$  表示一幅灰度图像,  $p=3$  表示彩色图像。如果统一考虑图像的空间信息和色彩信息, 就组成一个  $p+2$  维的向量  $x = (x^s, x^r)$ , 其中  $x^s$  表示网格点坐标,  $x^r$  表示网格点上  $p$  维向量特征。在密度梯度分割算法中, 核函数采用了乘积核形式

$$K_{h_s, h_r}(x) = \frac{C}{h_s^2 h_r^p} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (9)$$

式中:  $C$ ——归一化常数;  $k$ ——核函数;  $h_s$ ——二维网格图像的空间窗宽系数;  $h_r$ ——二维网格图像色彩信息窗宽系数。其中分量  $x^s \in \{0 < i \leq w, 0 < j \leq h\}$ ,  $x^r \in \{L, u, v\}$ , 而  $h, w$  分别是图像矩阵的行高列宽,  $L, u, v$  分别是一个像元的亮度值、红度和黄度值。我们定义一个对象使这些向量点收敛到在同一个模态点吸收盆中的区域。对每一个像元点  $j=1, \dots, n$ , 对象提取过程分为两个阶段:

#### 1) 图像核密度梯度滤波过程

第一步: 初始化  $k=1$  和结束条件  $\xi$ , 用当前像元点  $x_j$  初始化窗口中心位置  $y_k = x_j$ ;

第二步: 按核密度梯度均值漂移向量式 (8), 计算收敛路径上的新位置  $y_{k+1}$ , 得到向量值  $M_h = y_{k+1} - y_k$ ;

第三步:  $k = k + 1$ , 直到  $\|M_h\| < \xi$  则停止, 记收敛点为  $y_{j,c}$ ;

第四步: 对第  $j$  个像元点赋予新的值  $z_j = (x_j^s, y_{j,c}^r)$ 。

#### 2) 图像提取对象过程

第一步: 对每个像元点执行核密度梯度滤波算法, 得到  $z_j = (x_j^s, y_{j,c}^r)$ ;

第二步: 对每个  $z_j$  聚类后, 就得到了含有  $N$  个对象的集合  $\{C_p\}_{p=1, \dots, N}$ , 聚类合并的规则是在空域上距离小于

$h_s$ , 且在色彩空间上距离小于  $h_r$  的像元为同一个对象区域;

第三步: 根据聚类提取的对象结果, 给原始图像的每个像元指定所属对象的标号  $L_j = \{p | z_j \in C_p\}$ 。

#### 1.4 特征样本模糊和灰色关联度联合预处理

假设在图像上采集到的某一类特征样本为  $x_{k,i}$ , 其中  $k=1, \dots, n$  个采样, 每个样本向量有  $i=1, \dots, l$  个特征分量。对于第  $i$  个分量, 明确的处理过程定义如下: 首先, 求出该分量的平均值

$$m_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{k,i} \quad (10)$$

按照评估要求和计算量考虑, 将第  $i$  个分量的共  $k$  个输入量围绕平均值附近变动的可能分布划分为 7 类区间, 并且选取区间端点值依次为  $\lambda_1 = 0$ ,  $\lambda_2 = m/8$ ,  $\lambda_3 = m/4$ ,  $\dots$ ,  $\lambda_7 = m \times 4$ , 这样就把待评估的初始特征分量模糊化在 7 个之一的输入小区间以内

$$[\lambda_1, \lambda_2], [\lambda_2, \lambda_3], \dots, [\lambda_6, \lambda_7], [\lambda_7, \lambda_8]$$

然后, 按图 1a 选择三角形隶属度函数 ( $mf1$ ,  $mf2$ ,  $\dots$ ,  $mf8$ ) 分区间建立模型, 对第  $k$  个输入量  $x_{k,i}$  求出隶属度最小权重值  $\mu(k) = \min(\mu_A(x_{k,i}), \mu_B(x_{k,i}))$ , 其中  $\mu_A(x_{k,i})$ ,

$\mu_B(x_{k,i})$  分别是第  $k$  个输入量在图 1a 确定的区间上与三角形隶属度函数交叉后, 位于权重轴上的两个隶属度值。最后, 要对第  $k$  个输入量进行反模糊化处理, 从而得到清晰化的特征值。具体方法如图 1b, 已知  $\mu(k)$  权重值后, 假设第  $k$  个输入量在图 1a 上截取的交叉点在隶属度函数  $[mf5, mf6]$  之间, 根据对应规则,  $\mu(k)$  权重值水平截图 1b 后的交叉点位于隶属度函数  $[mf5', mf6']$  之间, 令输出轴上这两个点的平均值, 作为第  $k$  个输入量的中间清晰量

$$t_{k,i} = (mf5'(\mu(k)) + mf6'(\mu(k))) / 2 \quad (11)$$

如图 1b 所示, 由于所有特征值的中间清晰量  $t_{k,i}$  都被标准化在了 7 等份的  $[0, 1]$  区间内, 经过灰色关联度计算, 中间清晰量  $t_{k,i}$  的序列曲线几何形状与原始采集的初始特征值序列曲线几何形状灰色关联度精度等级达到一级<sup>[15]</sup>, 本次试验中特征值最终清晰化方法选择了对第  $i$  个分量的全部  $k$  个中间清晰量  $t_{k,i}$  与原输入量  $x_{k,i}$  进行了高相关性的非线性回归清晰化方法, 最终获得了新的第  $i$  个特征分量处理后的清晰化特征值, 其他分量依次类推进行上述预处理后就可以参与建立分类模型。

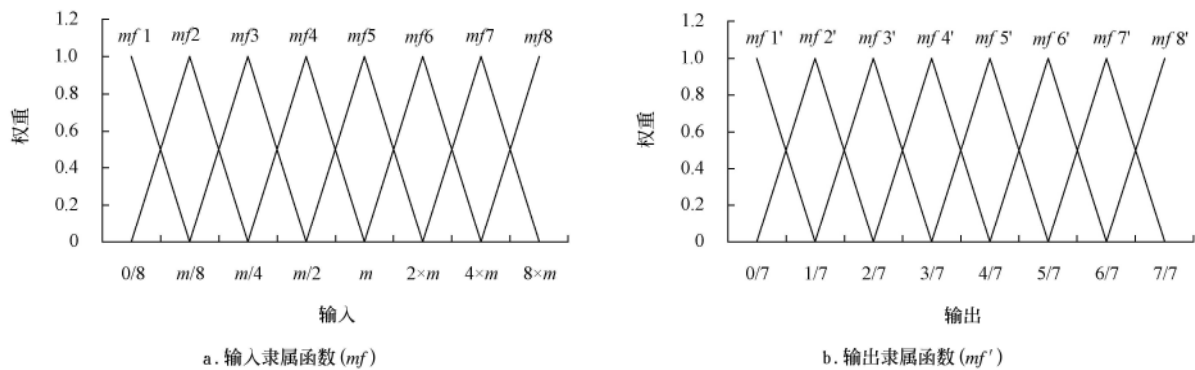


图 1 输入输出量隶属度函数定义

Fig.1 Input and output membership function definition

#### 1.5 提出的 FG-LSSVM 面向对象分类方法

以二维 24 位真彩色图像  $\text{ImageI}[h][w']$  为参考,  $w'$  为图像的每行字节数, 具体步骤如下:

##### 1) 图像的分割和对对象集合的定义

第一步: 读取图像  $\text{ImageI}[h][w']$ , 按照核密度梯度均值向量漂移分割算法, 恰当设置图像分割的像元的网格空间信息和色彩空间信息参数, 即核密度函数的带宽参数  $h_r$ 、 $h_s$ 。以细致分割精确分类为试验目标, 定义分割后对象的二维标签图像矩阵为  $\text{lables}[h][w]$ , 定义分割后对象的色彩属性数组为  $\text{modes}[p \times N]$ , 其中  $p=3$  为每像元的属性维数,  $N$  为相应尺度下自动生成的对象个数。

第二步: 把分割获取的二维标签图像矩阵  $\text{lables}[h][w]$ , 以行序为主的存储方法拉直为一维数组后, 每像元所在对象的标签为  $L = \text{lables}[j \times w + i]$ 。

第三步: 定义标签图像和对象色彩空间的查找关系为  $\text{modes}[p \times L + k]$ , 其中  $k=0,1,2$  分别对应  $\{L, u, v\}$  色彩

空间的偏移量。

##### 2) 特征提取和分类模型建立

第一步: 读取 4-连通边界图像见图 2b, 结合研究区样地的具体分布特点, 用鼠标采集相应样区, 得到的训练对象作为特征样本, 同时采集一份独立的测试对象样本作为后续精度评估备用数据。将采集过的对象区域用种子填充的方法, 以不同的颜色标识, 防止重复采样。

第二步: 假设采集得到了  $n$  个训练对象样本  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ , 然后对样本数据  $x_i$  进行归一化运算, 其中  $x_i \in R^3$ ,  $x = \{L, u, v\}$ ,  $y = \{1, \dots, M\}$ ,  $M$  为设定的类别总数。

第三步: 应用 1.4 节提出的特征样本的模糊推理处理方法, 对归一化运算后的训练样本, 分类别逐一计算新的特征值, 并且存储为特征对象文本格式文件  $\text{Traingdata.txt}$ 。

第四步: 通过  $\text{Traingdata.txt}$  特征数据, 应用交叉验

证的方法，求出支持向量机判别模型中的最优化的边际参数 $\gamma$ 和高斯核函数带宽参数 $\sigma$ 。

第五步：求解拉格朗日系数 $\alpha_i$ ，支持向量（SV），判别函数阈值 $b$ ，求出最优判别函数。

3) 对分割后的对象进行面向对象的分类

第一步：输入最小二乘支持向量机模型训练阶段参数（拉格朗日系数 $\alpha_i$ ，SV，决策函数阈值 $b$ ）建立判别式。

第二步：依次读取图像标号 $L = \text{lables}[j * w + i]$ ，以及和标号对应的对象色彩向量 $x = \text{modes}[p * L + k]$ ， $k=0,1,2$ 分别对应（ $L, u, v$ ）色彩空间的偏移量，判别向量 $x$ 的类别后，用指定的分类颜色更新 $\text{modes}[p * L + k]$ 后就可以

得到分类后的图像对象集合。

4) 分类后图像重建

第一步：创建一个二维 24 位真彩色空白位图图像 ImageO[ $h$ ][ $w$ ]作为输出文件。

第二步：按行序方式，逐点按顺序搜索标号图像 $L = \text{lables}[j * w + i]$ ，将监督分类后的对象色彩空间 $\text{modes}[p * L + k]$ 的值转换到 RGB 色彩空间后输出到图像内存空间并显示结果。

5) 精度评估

用独立对象样本进行精度检验，如果满足应用要求，则分类过程结束，否则，继续执行（2）～（4）。

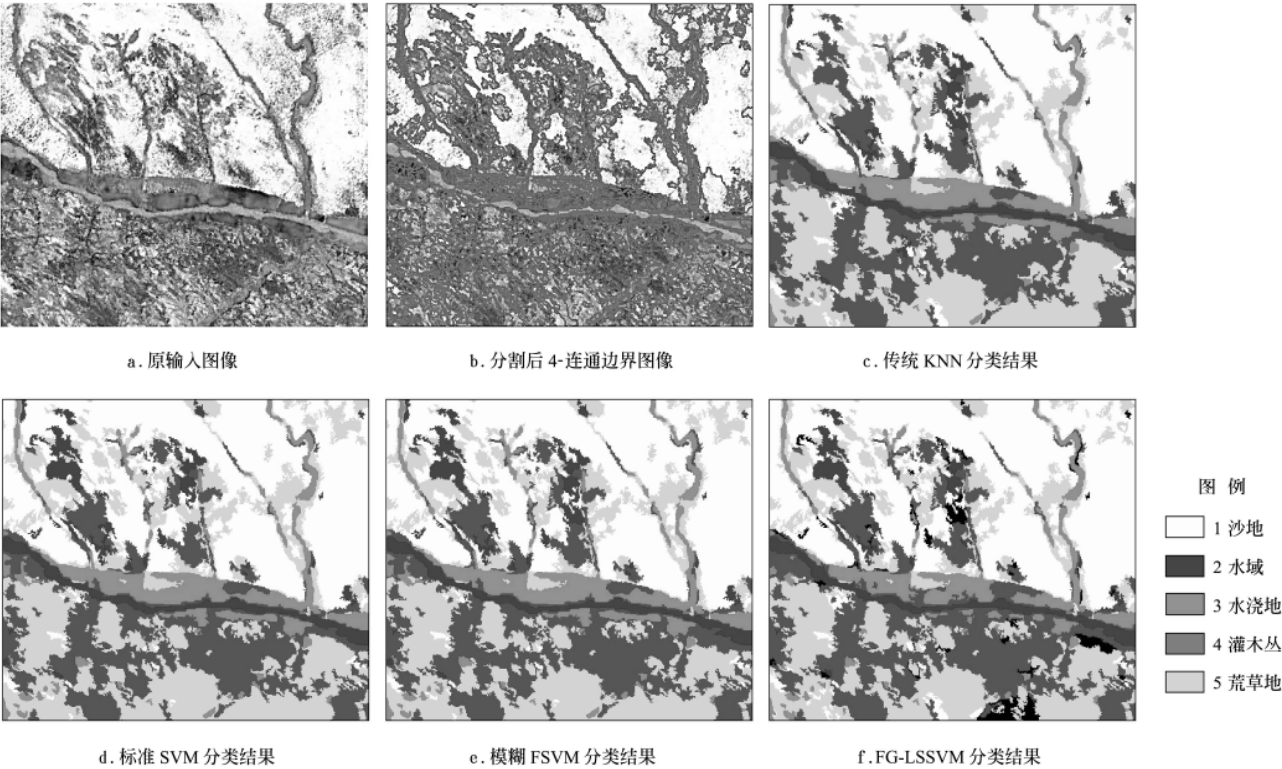


图 2 研究区 4 个面向对象模型分类结果  
Fig.2 Classification results of four object-oriented models in study area

2 结果与分析

在分类试验中，选取的研究区的图像高度 $h=383$  像元，宽度 $w=461$  像元，分割后的总的对象个数 $N=1\ 240$ ，

通过对照相应研究区的土地利用现状图和土地资源分类系统，将试验区土地覆盖类型分为 $M=5$ 的 5 个一级地类，如表 1 所示，采样选取特征对象样本共计 91 个，其中训练对象样本 49 个，独立测试对象样本 42 个。

表 1 4 个面向对象分类模型小样本分类错分比率比较分析  
Table 1 Error rate analysis for four small sample sets object-oriented classification models

分类	训练模式					独立模式				
	对象	KNN	SVM	FSVM	FG-LSSVM	对象	KNN	SVM	FSVM	FG-LSSVM
沙地（1）	6	0	0	0	0	5	0	0	0	0
水域（2）	12	0	0	0	0	9	0	0	0	0
水浇地（3）	12	0	0	0	0	11	1/11	1/11	1/11	0
灌木丛（4）	9	0	0	0	0	8	1/8	0	0	0
荒草地（5）	10	0	1/10	1/10	0	9	0	1/9	1/9	1/9
总精度		1.00	0.979	0.979	1.00		0.952	0.952	0.952	0.976

注：KNN—最近邻分类器；SVM—标准支持向量机分类器；FSVM—模糊支持向量机。

首先, 利用原始训练样本分别建立最近邻分类器(KNN)、标准支持向量机分类器(SVM)、模糊支持向量机(FSVM)和用原始训练样本改进的, 即本次试验所提出的 FG-LSSVM 分类器, 再用对应的训练样本对所建立的分类器自身分别进行精度评估, 并求出总体训练样本分类精度。4 个模型的总体训练样本分类精度, 根据分类误差表 1 计算结果如图 3 所示, 其中 K 最近邻面向对象分类器可以完全识别出其训练样本, 标准支持向量机和模糊支持向量机面向对象分类方法总体训练精度分别达到 97.9%, 而提出的 FG-LSSVM 方法总体训练精度达到了完全识别自身训练样本的情形。

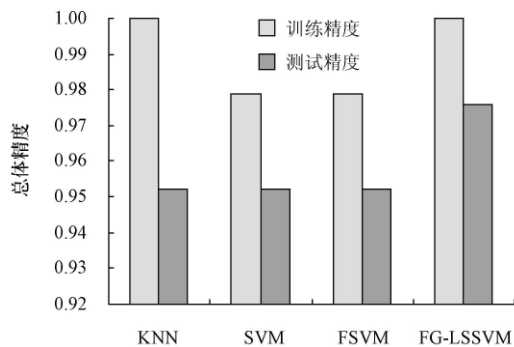


图 3 4 个面向对象图像分类模型总体精度比较

Fig.3 Total accuracy comparison of four object-oriented models

为了比较这 4 个分类模型的推广能力, 统一用 42 个原始独立测试样本分别对以上 4 个分类模型进行识别比较, 4 个模型的总体测试样本分类精度, 由表 1 计算后, 如图 3 所示, 本次试验中, K 最近邻总体测试精度, 标准支持向量机总体测试精度和模糊支持向量机总体测试精度达到了 95.2%, 而提出的改进的最小二乘支持向量机面向对象总体测试精度有所提高, 达到了 97.6%。应用以上 4 个图像分类模型, 执行分类方法后, 最终结果图 2c 为最近邻分类结果, 图 2d 为标准支持向量机分类结果, 图 2e 为模糊支持向量机分类结果, 图 2f 为提出的采用最小二乘支持向量机方法分类结果。

### 3 结 论

1) 从图像数据面向对象分类, 获取的最终结果来看, 试验所提出的方法为土地覆被图像分类提供了一种新的途径。

2) 试验区结果表明: 提出的采用最小二乘支持向量机与模糊灰色关联度联合评估相结合的一种新的组合分类方法总体测试精度达到其他三种分类方法的效果, 精度有所提高。

在今后的应用研究中, 能够对不同的遥感图像数据源和研究区的分类结果序列进行统计分析, 逐步对更多特征参与下的提出方法的分类效果进行趋势检验。

### [参 考 文 献]

- [1] Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, et al.. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 58(3-4): 239—258.
- [2] 张毓晋. 图像工程(中册): 图像分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 73—75.
- [3] Tzotsos A, Argialas D. Support vector machine classification for object-based image analysis[A]. //Blaschke T, Lang S, Hay G J. Object-Based Image Analysis[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 663—677.
- [4] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2008-06-17.
- [5] Rosenblatt M. Remarks on some nonparametric estimates of a density function[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1956, 27(3): 832—837.
- [6] Parzen E. On estimation of a probability density function and mode [J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1962, 33(3): 1065—1076.
- [7] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with application in pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, IT-21(1): 32—40.
- [8] Cheng Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790—799.
- [9] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603—619.
- [10] 李耀明, 赵湛, 张文斌, 等. 基于 Mean shift 的筛面物料颗粒目标运动轨迹跟踪[J]. 农业工程学报, 2009, 25(5): 119—122.  
Li Yaoming, Zhao Zhan, Zhang Wenbin, et al. Trajectory tracking of particle material motion on sieve surface based on Mean shift algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(5): 119—122. (in Chinese with English abstract)
- [11] Huang C, Davis L S, Townshend J R G. An assessment of support vector machines for land cover classification[J]. International Journal of remote sensing, 2002: 725—749.
- [12] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifier[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293—300.
- [13] Lin C F, Wang S D. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464—471.
- [14] 毛文华, 曹晶晶, 姜红花, 等. 基于多特征的田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11): 206—209.  
Mao Wenhua, Cao Jingjing, Jiang Honghua, et al. In-field weed detection method based on multi-features[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(11): 206—209. (in Chinese with English abstract).
- [15] 刘思峰, 谢乃明. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 124—125.

## Combinational approach of object oriented land cover image classification

Yuan Yongsheng, Chang Qingrui<sup>\*</sup>, Liu Wei, Gao Xin

(Department of Geo-information, Northwest Agriculture and Forestry University, Yangling 712100, China)

**Abstract:** Applied technique of object-based land cover image classification for support vector machines were studied. And a combinational approach was established, namely FG-LSSVM, with least squares support vector machines (LSSVM) and fuzzy and grey degree of correlation (FG), which was a feasible high-precision image classification algorithm for land cover. According to the spatial scale and spectral characteristics of different targets on rectified image, the number of objects was automatically determined by using the stable gradient of kernel density algorithm, in which local objects with unique identifier in arbitrary shapes were picked up. To compare the performance of the presented method with that of other object oriented methods, with original samples, three models were successively verified, which were standard support vector machines (SVM) and the fuzzy nearness improved support vector machines (FSVM), and the traditional K nearest neighbor (KNN) object-oriented methods. A high precision land cover image classification system was established with the proposed approach. The results showed the total precision of FG-LSSVM was about 2.4% higher than that of SVM, FSVM and KNN object-oriented methods in the study area. The proposed method also meets the requirements of land cover image classification in respect of efficiency and effects.

**Key words:** object-oriented classification, least squares support vector machines, relevance theory, land cover, mean shift segmentation, grey degree of correlation