

# 高光谱影像的多核 SVM 分类<sup>\*</sup>

谭 熊<sup>1,2</sup>, 余旭初<sup>1</sup>, 秦进春<sup>1</sup>, 魏祥坡<sup>1</sup>

(1. 信息工程大学地理空间信息学院 郑州 450002; 2. 东华理工大学 江西省数字国土重点实验室 南昌 330000)

**摘 要:** 以支持向量机为代表的核方法在高光谱影像处理中得到了广泛的应用。但高光谱影像的数据特点使单核学习模型的分类具有一定的局限性。提出了一种基于多核 SVM 的高光谱影像分类方法。该方法以线性加权求和核为多核组合方式, 从简单多核学习模型的原始问题出发, 通过迭代解算单个标准 SVM 优化问题来实现权系数的解算, 最后利用一系列两类分类器组合解决多类分类问题。通过 AVIRIS 和 PHI 影像 2 组实验, 表明了高光谱影像的多核 SVM 分类方法的优势。

**关键词:** 高光谱影像; 多核 SVM; 分类

中图分类号: TP751 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 420.2099

## Multiple kernel SVM classification for hyperspectral images

Tan Xiong<sup>1,2</sup>, Yu Xuchu<sup>1</sup>, Qin Jinchun<sup>1</sup>, Wei Xiangpo<sup>1</sup>

(1. Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China;  
2. Jiangxi Province Key Lab for Digital Land, East China Institute of Technology, Nanchang 330000, China)

**Abstract:** Support vector machine is a typical kernel method, which has been widely applied in hyperspectral image processing. However, because of the characteristics of hyperspectral image data, the classification based on single kernel learning model has some limitations. In this paper, a hyperspectral image classification method based on multiple kernel SVM is proposed. The multiple kernel function is formed with the linear weighted combination of the single kernel functions. Then, the weights are calculated through solving the standard SVM optimization problem iteratively starting from the original problem of simple multiple kernel learning model. Finally, a series of two-class classifiers are used to achieve the multi-class classification. The experiments on the AVIRIS and PHI images were performed, and the results prove the advantage of the hyperspectral image classification method based on multiple kernel SVM.

**Keywords:** hyperspectral image; multiple kernel SVM; classification

## 1 引言

高光谱遥感的出现是现代遥感技术的一个里程碑式的发展<sup>[1]</sup>。其高光谱分辨率的优势在于对地观测时可以获取众多连续波段的光谱影像, 从而实现对地面目标的精细描述, 达到识别地物的目的。高光谱影像具有光谱分辨率高、光谱响应范围广、图谱合一、波段多、数据量大等特点。目前已广泛用于植被调查、地质勘查、矿物勘探、城市调查、环境监测、精准农业、灾害评估和专题图制作等民用领域, 以及目标侦察、战场环境监测、伪装与反

伪装、打击效果评估等军事领域<sup>[2-3]</sup>。

由于高光谱影像的光谱分辨率高、波段数多, 使得波段间相关性强, 冗余信息较多。若采用统计模式识别分类方法, 在有限的训练样本条件下容易造成“Hughes 现象”。近年来, 广大学者对以支持向量机(support vector machine, SVM)为代表的核方法展开了大量研究, 在高维数据且训练样本有限的情况下取得了较好的分类结果, 同时还避免了“Hughes 现象”。除 SVM 外, 核方法还包括核 Fisher 判别分析(kernel fisher discriminant analysis, KFDA)<sup>[4]</sup>、核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)<sup>[5-6]</sup>、广义判别分析(generalized discrimi-

收稿日期: 2013-06 Received Date: 2013-06

<sup>\*</sup> 基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(41201477)资助项目

nant analysis ,GDA)<sup>[7]</sup>、核独立主成分分析(kernel independence component analysis ,KICA)<sup>[8]</sup>、核模糊 C 均值聚类(kernel fuzzy C-means clustering ,KFCM)<sup>[9-11]</sup>以及高斯过程(Gaussian process ,GP)<sup>[12]</sup>等特征提取与分类技术。

在高光谱影像分析处理中,由于地物种类的复杂性和多样性造成数据规模较大、样本分布的不规则,以及不同核函数或同一核函数不同参数具有不同的特性,性能差异较大,若在同一特征空间中采用单核映射方式对所有样本进行处理并不合理。针对这些问题,可以利用多核函数代替单核函数的学习方法,即多核学习方法<sup>[13]</sup>,将不同样本的特征分量分别输入不同的核函数进行映射,使数据在新的特征空间中得到更好的表达,从而提高学习性能和分类精度。

多核学习组合方式主要包括直接求和核、加权求和核、加权多项式扩展核等线性组合方式以及核矩阵扩展组合。根据组合方式的不同,出现了大量多核学习的理论和方法。如二次约束二次规划法(quadratic constrained quadratic programming ,QCQP)<sup>[14]</sup>、类序列最小最优化(like sequential minimal optimization ,类 SMO)法<sup>[15-16]</sup>、半无限线性规划(Semi-infinite linear programming ,SILP)法<sup>[17-18]</sup>和简单多核学习(simple multiple kernel learning ,SMKL)<sup>[19]</sup>方法等。这些方法存在计算效率低和大样本数据处理困难等不足。

根据高光谱影像数据的特性,本文主要采用加权求和的多核组合方式和 SMKL 的理论方法进行高光谱影像的分类,称为多核 SVM(multiple kernel SVM ,MK SVM)分类,并与基于径向基核函数和多项式核函数的单核 SVM 分类器进行比较分析,结果表明 MK SVM 得到了较高的分类正确率。

## 2 多核 SVM 高光谱影像分类

### 2.1 SVM 分类

SVM 核心思想是以结构风险最小化为原则,通过核函数把输入空间的非线性可分数据映射到高维特征空间使其线性可分,在高维特征空间中构造具有低 VC 维的最优分类超平面作为判决面,使得 2 类数据到该平面的距离最大。

对于两类分类问题,设训练样本集  $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ , 其中  $x_i \in X = \mathbf{R}^n$  为样本向量,  $y_i \in Y = \{+1, -1\}$  为类别号,  $n$  为样本个数,假设存在一个映射  $\varphi(x_i)$  将数据  $x_i$  从原始特征空间  $X$  映射到高维特征空间  $F$  中,并引入松弛变量  $\xi_i$ , 则 SVM 的原始问题可表示为:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} y_i(w \cdot \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i; & i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

通过拉格朗日函数法可推导出原始问题的对偶问题:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0; & i = 1, 2, \dots, n \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $k(x_i, x_j)$  为满足 Mercer 定理的正定核函数,  $C$  为惩罚参数。常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数(polynomial kernel function ,POLY)、高斯径向基核函数(Gaussian radial basis function ,GRBF)和 Sigmoid 核函数等。

### 2.2 MK SVM 两类分类问题

根据 Mercer 定理及其性质,如果  $K_1$  和  $K_2$  是在  $X \times X$  上的核,  $X \subseteq \mathbf{R}^n$ , 则下面的函数也是核函数:

- 1)  $K(x, z) = K_1(x, z) + K_2(x, z)$
- 2)  $K(x, z) = aK_1(x, z)$

如果  $X \times X$  上有  $M$  个核函数, 则根据 1) 和 2) 可得下面的函数也是核函数:

$$K(x, z) = \sum_{m=1}^M d_m K_m(x, z), \quad d_m \geq 0, \quad \sum_{m=1}^M d_m = 1 \quad (3)$$

式(3)是多核函数组合的最一般形式,是基核函数的加权线性凸组合,式中  $K_m$  为基核函数,  $M$  为基核函数个数,  $d_m$  为权系数。

SMKL 的原始问题<sup>[20]</sup>描述如下:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, d, \xi} \quad & \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|w_m\|_{H_m}^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} y_i \left( \sum_{m=1}^M w_m \cdot \varphi(x_i) + b \right) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \\ \sum_{m=1}^M d_m = 1, \quad d_m \geq 0 \end{cases}; \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

观察式(4), 将其整理为以  $d_m$  为变量的优化问题:

$$\begin{aligned} \min_d \quad & J(d) \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{m=1}^M d_m = 1, \quad d_m \geq 0 \\ J(d) = \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}_m, b, \xi} \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|\mathbf{w}_m\|_{H_m}^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } y_i \left( \sum_{m=1}^M \mathbf{w}_m \cdot \varphi(\mathbf{x}_i) + b \right) \geq 1 - \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

由于式(5)的目标函数  $J(d)$  是一个标准的 SVM 问题,它是一个包含变量  $d_m$  的凸优化问题,因此可通过拉格朗日函数将  $J(d)$  转化为极大极小问题,则有:

$$L(\mathbf{w}_m, b, \xi, \alpha, \nu) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|\mathbf{w}_m\|_{H_m}^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i (1 - \xi_i - y_i \left( \sum_{m=1}^M \mathbf{w}_m \cdot \varphi_m(\mathbf{x}_i) + b \right)) + \sum_{i=1}^n \nu_i \xi_i \quad (7)$$

式中:  $\alpha_i, \nu_i$  为拉格朗日系数。

对式(7)求  $\mathbf{w}_m, b, \xi$  的微分,得:

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{w}_m} L(\mathbf{w}_m, b, \xi, \alpha, \nu, \lambda, \eta) = \frac{1}{d_m} \mathbf{w}_m - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \varphi_m(\mathbf{x}_i) = 0 \\ \nabla_b L(\mathbf{w}_m, b, \xi, \alpha, \nu, \lambda, \eta) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \nabla_{\xi} L(\mathbf{w}_m, b, \xi, \alpha, \nu, \lambda, \eta) = C - \alpha_i - \nu_i = 0 \end{cases} \quad (8)$$

再将式(8)代入式(7)可得:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \sum_{m=1}^M d_m k_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)是包含组合核  $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sum_{m=1}^M d_m k_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  的标准 SVM 问题的对偶形式。如果  $\alpha^*$  为式(9)的一个最优解,那么对于一个给定的  $d_m$ , 解算  $J(d)$  表达式为:

$$J(d) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j \sum_{m=1}^M d_m k_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i^* \quad (10)$$

若式(10)的最优解  $\alpha^*$  与  $d_m$  无关,则  $J(d)$  对  $d_m$  的微分为:

$$\frac{\partial J(d_m)}{\partial d_m} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j k_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (11)$$

式(11)为目标函数  $J(d)$  的梯度。若每个基核函数都满足 Mercer 定理正定核条件,则  $J(d)$  是一个严格的凸优化问题且可微,一旦  $J(d)$  的梯度计算出来,则通过梯度下降方向来更新满足约束的  $d$  值:

$$d_m^t + \gamma_t D_t \rightarrow d_m^{t+1} \quad (12)$$

式中:  $\gamma_t$  为更新步长,可通过一维线性搜索计算得到;  $D_t$  为梯度下降方向。

总结以上过程, MKSVM 两类分类算法描述为:

MKSVM 两类分类算法:

Step1: 设置  $d_m$  初值:  $d_m^1 = 1/M$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ ),  $M$  一般为多核个数;

Step2: 对于第  $t$  次迭代,利用式(1)的组合核  $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  通过解算标准 SVM 的方法计算  $J(d)$ ;

Step3: 利用式(11)计算梯度、梯度方向  $D_t$  和最优步长  $\gamma_t$ ;

Step4: 根据式(12)更新  $d_m^{t+1}$ , 用更新的  $d_m^{t+1}$  值形成新的组合核函数;

Step5: 判断是否满足迭代停止条件,若不满足,重复 Step2 ~ Step4 直到达到停止迭代条件。

迭代停止条件包括对偶误差 (duality gap, DG), KKT 条件,  $\Delta d$  达到阈值以及最大迭代次数。其中 DG 的表达式为:

$$\begin{aligned} \max_m & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \\ & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j \sum_{m=1}^M d_m^* K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (13)$$

式中:  $\varepsilon$  为阈值。

### 2.3 MKSVM 多类分类问题

在 SVM 中,多类分类问题一般通过组合两类分类器来建立分类超平面,主要有一对多法 (one-against-all, OAA) 和一对一法 (one-against-one, OAO)。假设数据有  $k$  类, OAA 法需要训练  $k$  个分类器; OAO 法则需要  $k(k-1)/2$  个分类器。对于 MKSVM 的多类分类问题,也可通过两类分类器来求解,不同的是 MKSVM 仅仅只多定义了一个目标函数  $J(d)$ ,它可由每一两类分类器解算的目标函数值求和所得,即:

$$J(d) = \sum_{k \in K} J_k(d) \quad (14)$$

式中:  $K$  表示两类分类器的集合;  $J_k(d)$  是第  $k$  个两类 SVM 分类器的目标函数值。如果在多核 SVM 分类算法中目标函数已更新,则  $J(d)$  的梯度为:

$$\frac{\partial J}{\partial d_m} = -\frac{1}{2} \sum_{k \in K} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_{i,k}^* \alpha_{j,k}^* y_i y_j K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (15)$$

式中:  $\alpha_{j,k}^* (\alpha_{i,k}^*)$  表示包含于第  $k$  个决策函数中的第  $j$  ( $i$ ) 个样本的拉格朗日系数。

### 2.4 MKSVM 高光谱影像分类

将 MKSVM 应用于高光谱影像分类时,由于影像数据波段数多、维数大,模型训练时容易造成过大核矩阵,影响训练的速度。因此,本文首先采用最小噪声分离 (minimum noise fraction, MNF) 特征变换方法进行数据降维,然后在此基础上进行分类。基于 MKSVM 的高光谱

影像分类具体流程如图1所示。

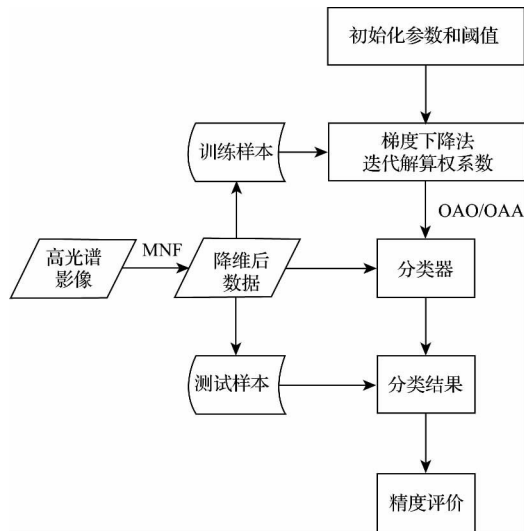


图1 MKSVM 高光谱影像分类流程图

Fig.1 Flowchart of the MKSVM hyperspectral image classification scheme

### 3 实验与分析

基于 SVM 的高光谱影像分类方法也是目前研究较多且分类效果较好的分类方法之一,因此,本文分别采用基于高斯径向基核函数和多项式核函数(POLY)的单核 SVM 分类方法与基于 MKSVM 的高光谱影像分类算法进行比较分析。实验的计算机硬件环境为 Intel Core i5-2410M CPU 2.3 GHz、RAM 4.0 GB,软件环境为 Windows 7(64 位)操作系统、MATLAB 2012b。

#### 3.1 多核组合方式和参数设置

在学习过程中,多核组合策略有 2 种:一是单个核函数不同参数组成的多核;二是不同核函数不同参数组成的多核。本文将分别采用这 2 种策略进行实验,另外基核函数主要采用 RBF 核函数和 POLY 核函数,其表达式分别为:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2 / 2\sigma^2) \quad (16)$$

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{z} + 1)^p \quad (17)$$

式中:  $\sigma$  为高斯核参数,  $p$  为多项式系数。

MKSVM 分类的参数主要包括惩罚系数  $C$ 、高斯核参数  $\sigma$ 、多项式系数  $p$  以及多核权系数  $d_m$ 。在分类时需要进行预先设置。在本文的实验中,权系数的初始值设置为  $1/M$ ,  $M$  为基核函数个数即不同核函数对应核参数个数总和,  $C$  的取值范围设置为  $\{10^{-4}, 10^{-3}, \dots, 10^4\}$ ,  $\sigma$  的取值范围为  $\{0.2, 0.4, \dots, 2.0\}$ ,  $p$  的取值范围为  $\{1, 2, 3\}$ 。利用简单多核学习工具箱 SimpleMKL toolbox 通过梯度下降法选择最优  $d_m$  相对应的核参数;  $C$  值可通过训练样本的交叉验证获得,其最优值为  $10^4$ ;  $\sigma$  和  $p$  取所有值。其他参数设置为:  $\varepsilon =$

$$0.01, \lambda = 10^{-4}, \Delta\sigma = 10^{-4}, iter_{\max} = 200。$$

#### 3.2 实验1

实验数据采用 1992 年 6 月 AVIRIS 成像光谱仪获取的 Indiana 西北部地区植被影像(Indian Pines image),该影像大小为  $145 \text{ pixel} \times 145 \text{ pixel}$ ,空间分辨率约为 20 m,光谱覆盖范围为 400 ~ 2 500 nm,原始波段数为 224 个,去除第 1、33、97 和 161 波段共 220 个波段。该数据的假彩色图像和地面真实数据分别如图 2(a)、(b)所示,其类别和样本数量信息如表 1 所示。

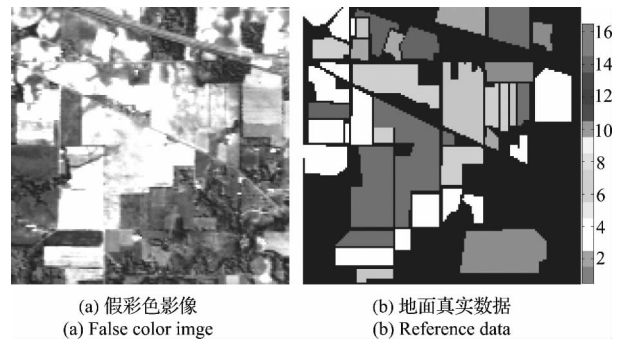


图2 AVIRIS 假彩色影像和地面真实数据

Fig.2 AVIRIS false color image and the reference data

表1 AVIRIS 影像样本信息

Table 1 AVIRIS image sample information

类别	名称	样本数量	训练样本	测试样本
1	苜蓿	54	27	27
2	免耕玉米	1 434	100	1 334
3	少耕玉米	834	84	750
4	玉米	234	117	117
5	草地/牧草	497	50	447
6	草地/树木	747	75	672
7	草地/修剪牧草	26	13	13
8	干草料堆	489	49	440
9	燕麦	20	10	10
10	免耕大豆	2 468	100	2 368
11	少耕大豆	968	97	871
12	纯净大豆	614	62	552
13	建筑-草地-树木	380	38	342
14	小麦	212	106	106
15	森林	1 294	100	1 194
16	石钢塔	95	48	47

将该 AVIRIS 影像的各类样本随机地分成训练样本和测试样本。训练样本用于分类器的学习训练,测试样本用于分类精度的检测。影像经过 MNF 变换后,选择信

噪比较大的前 13 个分量作为实验数据,分别采用不同的多核组合方式和多类构造器,实验结果如表 2 所示。表中支持向量数量为每个参数对应基核函数支持向量个数总和,数字加粗部分表示分类正确率的最大值及其训练时间。

表 2 AVIRIS 影像 MKSVM 分类结果

Table 2 Result of MKSVM classification for AVIRIS image

多核组合方式	训练时间/s		支持向量个数		分类正确率 (%)	
	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA
RBF	339.9	49.3	6 315	4 224	91.17	90.11
POLY	24.2	18.2	2 095	1 455	85.19	78.62
RBF + POLY	<b>336.7</b>	<b>45.3</b>	6 293	4 224	<b>91.22</b>	<b>90.91</b>

为了便于与 MKSVM 分类方法进行比较分析,在 SVM 分类中,惩罚系数  $C$  也设置为  $10^4$ ,高斯核参数  $\sigma$  和多项式系数  $p$  分别取不同值时,影像的分类结果如表 3 所示,数字加粗部分表示分类正确率的最大值及其训练时间。

表 3 AVIRIS 影像 SVM 分类结果

Table 3 Result of SVM classification for AVIRIS image

SVM 参数	训练时间/s		支持向量个数		分类正确率 (%)	
$\sigma$	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA
0.2	<b>9.2</b>	<b>283.0</b>	720	803	<b>89.88</b>	<b>89.59</b>
0.4	22.5	61.5	589	558	88.11	88.22
0.6	42.1	226.2	531	508	87.76	88.68
0.8	95.8	81.8	479	537	88.39	88.56
1.0	233.6	227.5	458	549	87.31	87.94
1.2	317.6	147.1	460	587	87.65	87.02
1.4	530.9	69.7	437	607	88.22	86.56
1.6	416.0	234.2	437	642	88.62	85.94
1.8	384.8	76.6	429	666	88.51	85.13
2.0	790.8	66.9	426	680	88.28	84.11
$p$	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA
1	653.3	172.6	427	711	84.85	75.41
2	819.9	9 998.2	422	552	87.08	86.85
3	<b>303.3</b>	<b>29 791</b>	417	504	<b>87.19</b>	<b>87.08</b>

### 3.3 实验 2

实验数据由推扫式成像光谱仪 PHI-4307 于 2009 年 5 月获取的山东省某码头的航空高光谱影像,空间分辨率约为 1 m,原始数据共有 130 个波段,光谱分辨率优于 5 nm,光谱覆盖范围 400 ~ 1 000 nm,截取 616 像素  $\times$  731 像素大小的区域作为实验数据。单波段灰度影像及样本分布如图 3 所示。根据目视判读,在影像上共有八类地物,采集样本的数量信息如表 4 所示。

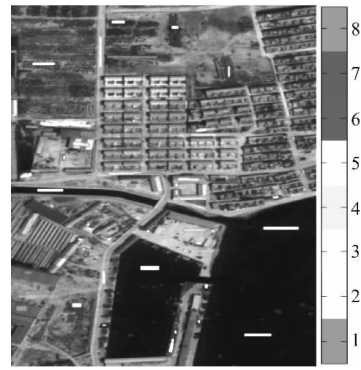


图 3 PHI 单波段灰度影像及样本分布

Fig. 3 PHI gray image and the sample distribution

表 4 PHI 影像样本信息

Table 4 PHI image sample information

类别	1	2	3	4	5	6	7	8
名称	房屋	树木	水域	道路	植被	裸土	其他	水泥地
数量	870	234	1 176	453	560	584	315	255

将该 PHI 影像的各类样本按等分随机地分成训练样本和测试样本。训练样本用于分类器的学习训练,测试样本用于分类精度的检测。影像经过 MNF 变换后,选择信噪比较大的前 5 个分量作为实验数据,得到的实验结果如表 5 所示,数字加粗部分表示分类精度的最优值及其训练时间。

表 5 PHI 影像 MKSVM 分类结果

Table 5 Result of MKSVM classification for PHI image

多核组合方式	训练时间/s		支持向量个数		分类正确率 (%)	
	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA
RBF	7.9	2.9	592	426	94.70	94.55
POLY	3.8	3.0	208	365	93.82	92.57
RBF + POLY	<b>9.1</b>	<b>2.6</b>	592	426	<b>94.70</b>	<b>94.55</b>

当惩罚系数  $C$  取值为  $10^4$ ,高斯核参数  $\sigma$  和多项式系数  $p$  分别取不同值时,该 PHI 影像 SVM 分类结果如表 6 所示,数字加粗部分表示分类精度的最优值及其训练时间。

### 3.4 实验分析

从表 2 和表 3 的实验结果可以看出:采用 RBF-POLY 组合核函数和多个核函数参数的多核分类器(RBF + POLY-MKSVM)分类正确率最高,一对一法多类分类器组合达到 91.22%,一对多法为 90.91%。分别优于基于 RBF 单核函数 SVM(RBF-SVM) 89.88% 和 89.59% 的分类精度和基于 POLY 单核函数 SVM(POLY-SVM) 81.79% 和 87.08% 的分类精度。由于多项式系数越大, POLY 函数计算量就越大,因此 POLY-SVM 分类器训练

时间过长,效率较低;而其他几种多核分类器的平均训练时间与 RBF-SVM 分类器相差不大。

表 6 PHI 影像 SVM 分类结果

Table 6 Result of SVM classification for PHI image

SVM 参数	训练时间/s		支持向量个数		分类正确率(%)	
高斯核参数 $\sigma$	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA
0.2	1.5	18.3	146	162	94.52	94.07
0.4	28.3	327.4	117	97	94.30	92.92
0.6	<b>6.2</b>	154.6	104	86	<b>94.67</b>	93.42
0.8	8.5	153.2	102	90	94.57	93.47
1.0	2.1	67.1	94	87	93.82	93.82
1.2	3.2	2 244.6	95	94	94.05	93.97
1.4	6.9	<b>500.4</b>	97	99	94.40	<b>94.17</b>
1.6	0.9	254.3	99	101	94.27	94.10
1.8	3.9	54.1	96	101	94.30	94.02
2.0	0.9	92.5	93	109	94.17	93.92
多项式系数 $p$	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA
1	27.7	129.4	93	294	93.95	83.15
2	8.0	308.4	95	91	94.25	93.45
3	<b>70.7</b>	<b>1 130.2</b>	89	90	<b>94.60</b>	<b>93.32</b>

在实验 2 的表 5 和表 6 中, RBF + POLY-MKSVM 分类器较其他的多核或单核 SVM 分类器分类精度相比,精度并没有显著的提高,基本保持在同一水平。但是,在训练时间上, RBF + POLY-MKSVM 分类器训练时间短,分别为 9.1 s 和 2.6 s,在同一分类精度条件下,训练时间优于 RBF-SVM 的 6.2 s 和 500.4 s 以及 POLY-SVM 的 70.7 s 和 1130.2 s,计算效率上得到了提高。

通过以上实验结果的分析,可得出如下结论:

1) 在 MKSVM 分类中, RBF + POLY-MKSVM 分类器的训练速度与 RBF-MKSVM 分类器基本相当,比 POLY-MKSVM 分类器低;分类精度与 RBF-MKSVM 分类器相当,但较 POLY-MKSVM 分类器高。

2) 与 SVM 单核分类方法相比, MKSVM 的分类方法在模型训练速度和分类正确率上都优于前者,尤其在一对多的多类分类器组合上优势较明显。

3) 无论是 MKSVM 还是 SVM 分类方法,一对一的多类分类器构造法在模型训练速度和分类精度上都优于一对多法。

## 4 结 论

本文提出了一种基于 MKSVM 的高光谱影像分类方法。该方法以高斯径向基核函数和多项式核函数为基核函数,将不同参数的核函数以线性加权组合的方式形成多核来代替单核函数,采用梯度下降法迭代解算每个标准 SVM 优化问题来计算多核权系数,最后利用一系列两类分类器组合实现高光谱影像的分类。通过 AVIRIS 和 PHI 高光谱影像实验表明, MKSVM 在分类精度和模型训

练速度上占有一定的优势。

在本文提出的分类方法中,只利用了影像的光谱信息而忽略了其丰富的空间信息,因此,下一步研究重点将针对联合光谱和空间信息的高光谱影像多核学习分类方法进行研究。

## 参考文献

- [1] 余旭初,冯伍法,林丽霞. 高光谱——遥感测绘的新机遇[J]. 测绘科学技术学报, 2006, 23(2): 101-105.  
YU X CH, FENG W F, LIN L X. Hyperspectral remote sensing——A new opportunity for surveying and mapping [J]. Journal of Zhengzhou Institute of Surveying and Mapping, 2006, 23(2): 101-105.
- [2] 谭熊,余旭初,张鹏强,等. 一种基于模糊混合像元分解的高光谱影像分类方法[J]. 测绘科学技术学报, 2013, 30(3): 279-283.  
TAN X, YU X CH, ZHANG P Q, et al. A classification algorithm for hyperspectral images based on fuzzy mixed pixel decomposition [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2013, 30(3): 279-283.
- [3] 杨国鹏,余旭初,冯伍法,等. 高光谱遥感技术的发展与应用现状[J]. 测绘通报, 2008(10): 1-4.  
YANG G P, YU X CH, FENG W F, et al. The development and application of hyperspectral RS technology [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2008(10): 1-4.
- [4] 杨国鹏,余旭初,陈伟,等. 基于核 Fisher 判别分析的高光谱遥感影像分类[J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 579-585.  
YANG G P, YU X CH, CHEN W, et al. Hyperspectral remote sensing image classification based on kernel fisher discriminant analysis [J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(4): 579-585.
- [5] 沈照庆,陶建斌. 基于模糊核主成分分析的高光谱遥感影像特征提取研究[J]. 国土资源遥感, 2009(3): 41-44, 49.  
SHEN Z Q, TAO J B. Hyperspectral remote sensing image feature extraction based on fuzzy kernel principal component analysis [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2009(3): 41-44, 49.
- [6] 王瀛,郭雷,梁楠. 基于优选样本的 KPCA 高光谱图像降维方法[J]. 光子学报, 2011, 40(6): 847-851.  
WANG Y, GUO L, LIANG N. A dimensionality reduction method based on KPCA with optimized sample set for hyperspectral image [J]. Acta Photonica Sinica, 2011, 40(6): 847-851.
- [7] 杨国鹏,余旭初,周欣,等. 基于广义判别分析的高光谱影像特征提取[J]. 大连海事大学学报, 2008, 34(3): 59-63.

- YANG G P, YU X CH, ZHOU X, et al. Hyperspectral image feature extraction based on generalized discriminant analysis [J]. Journal of Dalian Maritime University 2008, 34(3): 59-63.
- [8] 谢勤岚. 结合类可分性和遗传算法的核 ICA 特征选择 [J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版 2009, 33(4): 772-775.
- XIE Q L. Feature selection using KICA combining class separability and genetic algorithm [J]. Journal of Wuhan University of Technology: Transportation Science & Engineering 2009, 33(4): 772-775.
- [9] 康家银 纪志成 龚成龙. 一种核模糊 C 均值聚类算法及其应用 [J]. 仪器仪表学报 2010, 31(7): 1657-1663.
- KANG J Y, JI ZH CH, GONG CH L. Kernelized fuzzy C-means clustering algorithm and its application [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(7): 1657-1663.
- [10] 徐海霞 刘国海 周大为, 等. 基于改进核模糊聚类算法的软测量建模研究 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10): 2226-2231.
- XU H X, LIU G H, ZHOU D W, et al. Soft sensor modeling based on modified kernel fuzzy clustering algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(10): 2226-2231.
- [11] 赵春晖 齐滨. 基于模糊核加权 C-均值聚类的高光谱图像分类 [J]. 仪器仪表学报 2012, 33(9): 2016-2021.
- ZHAO CH H, QI B. Hyperspectral image classification based on fuzzy kernel weighted C-means clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(9): 2016-2021.
- [12] 姚伏天 钱云涛 李吉明. 空间约束半监督高斯过程下的高光谱图像分类 [J]. 浙江大学学报: 工学版 2012, 46(7): 1295-1300.
- YAO F T, QIAN Y T, LI J M. Semi-supervised learning based gaussian processes for hyperspectral image classification [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science 2012, 46(7): 1295-1300.
- [13] 汪洪桥 孙富春 蔡艳宁, 等. 多核学习方法 [J]. 自动化学报 2010, 36(8): 1037-1050.
- WANG H Q, SUN F CH, CAI Y N, et al. On multiple kernel learning methods [J]. Acta Automatica Sinica 2010, 36(8): 1037-1050.
- [14] LANCKRIET G, CRISTIANINI N, ELGHAOUI L, et al. Learning the kernel matrix with semi-definite programming [J]. Journal of Machine Learning Research 2004(5): 27-72.
- [15] BACH F. Consistency of the group Lasso and multiple kernel learning [J]. Journal of Machine Learning Research 2008(9): 1179-1225.
- [16] BACH F, LANCKRIET G, JORDAN M. Multiple kernel learning, conic duality, and the SMO algorithm [J]. Proceedings of the 21st International Conference on Machine Learning 2004: 41-48.
- [17] SONNENBURG S, RÄTSCH G, SCHÄFER C, et al. Large scale multiple kernel learning [J]. Journal of Machine Learning Research 2006, 7(1): 1531-1565.
- [18] ZIEN, ONG C S. Multiclass multiple kernel learning [J]. In Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning (ICML 2007) 2007: 1191-1198.
- [19] RAKOTOMAMONJY A, BACH F, CANU S, et al. More efficiency in multiple kernel learning [J]. Proceedings of the 24th Annual International Conference on Machine Learning (ICML 2007) 2007: 775-782.
- [20] RAKOTOMAMONJY A, BACH F, CANU S, et al. Simple MKL [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008: 1-34.

## 作者简介



**Tan Xiong** (Corresponding author) received bachelor and master degrees both from Information Engineering University in 2008 and 2011, respectively; now, he is a Ph. D. candidate in Information Engineering University, and majors in hyperspectral image remote sensing and pattern recognition.



**Yu Xuchu** received bachelor, master and doctor degrees all from Institute of Surveying and Mapping in 1983, 1990 and 1997, respectively; now, he is a professor and Ph. D. supervisor in Information Engineering University; his main research direction is photogrammetry and remote sensing, and pattern recognition.

谭熊(通讯作者), 分别于 2008、2011 年在信息工程大学获得学士和硕士学位, 现为信息工程大学博士研究生, 主要研究方向为高光谱遥感影像处理与应用、模式识别等。

E-mail: kjadetx@163.com

余旭初, 分别于 1983、1990 和 1997 年在解放军测绘学院获得学士、硕士和博士学位, 现为信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为摄影测量与遥感、模式识别等。

E-mail: xuchu\_yu@sina.com