

文章编号 1004-924X(2014)07-1912-09

基于多核支持向量机的高光谱影像 非线性混合像元分解

谭 熊^{1,2,*}, 余旭初¹, 张鹏强¹, 秦进春¹

(1. 信息工程大学, 河南 郑州 450002

2. 东华理工大学 江西省数字国土重点实验室, 江西 南昌 330000)

摘要:针对基于线性模型分解高光谱影像混合像元分解精度低,而非线性模型难以建立等问题,提出了利用多核支持向量机(MKSVM)的后验概率进行高光谱影像非线性混合像元分解的方法。该方法在支持向量机的基础上,以线性加权组合核函数代替单核函数,采用简单多核学习方法迭代解算权重系数来实现分类。然后,通过 S 型函数将分类器输出值转化为概率;将两两配对概率转换为多类后验概率。最后,利用后验概率实现高光谱影像的非线性混合像元分解。采用该方法对两组推帚式超光谱成像仪(PHI)的高光谱影像进行了对比实验,结果表明:该方法的分类精度分别提高到 95.62%和 91.51%,均方根误差(RMSE)最小分别为 11.15%和 7.55%,均小于 15%。实验结果显示提出的方法基本消除了混合像元对高光谱影像分类的影响,提高了分类精度。

关键词:混合像元分解;非线性分解;多核支持向量机;高光谱影像

中图分类号:TP751 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20142207.1912

Nonlinear mixed pixel decomposition of hyperspectral imagery based on multiple kernel SVM

TAN Xiong^{1,2,*}, YU Xu-chu¹, ZHANG Peng-qiang¹, Qin Jin-chun¹

(1. Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China;

2. Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, East China Institute of
Technology, Nanchang 330000, China)

* Corresponding author, E-mail: kjadeta@163.com

Abstract: As the mixed pixel decomposition based on linear spectrum models has lower decomposition accuracy and the nonlinear spectrum model is difficult to be established, a nonlinear mixed pixel decomposition method for the hyperspectral imagery was proposed based on the posterior probability of Multiple Kernel Support Vector Machine (MKSVM). On the basis of the SVM, the multiple kernel function formed by linear weighted combination was taken to replace the single kernel and the simple multiple kernel learning was used to solve the weights iteratively to achieve the classification. Then, the output values of the classifier were converted to pairwise coupling probabilities by the

收稿日期:2013-10-08;修订日期:2013-12-02.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 41201477);江西省数字国土重点实验室开放基金资助项目(No. DLLJ201403)

sigmoid function and then to the multi-class posterior probability. Finally, the hyperspectral imagery decomposition was achieved through the posterior probability. The results from experiments of two push-broom Hyperspectral Imagers (PHIs) show that the classification accuracies of hyperspectral imagery nonlinear mixed pixel decomposition based on MKSVM reach 95.62% and 91.51%, respectively, the Root Mean Square Errors(RMSEs) are reduced to 11.15% and 7.55%, and both are less than 15%. In conclusion, the influence of mixed pixel on hyperspectral imagery classification is eliminated, and the classification accuracy is increased.

Key words: mixed-pixel decomposition; nonlinear decomposition; Multiple Kernel Support Vector Machine (MKSVM); hyperspectral imagery

1 引言

高光谱遥感影像处理分析技术主要包括特征选择与提取、分类^[1]、混合像元分解和目标探测^[2]等。受地物多样性和成像光谱仪空间分辨率的影响,高光谱影像中的像元往往由多种地物类型组合而成。混合像元的存在,不仅降低了高光谱影像的分类精度和地物要素识别探测能力,而且还给后续高光谱影像的应用带来了一定的影响。

针对高光谱影像混合像元的问题,国内外学者开展了大量的线性光谱混合模型的研究。有研究表明,若利用线性光谱解混法解算非线性混合情况,将产生较大误差;而非线性混合模型易受地物颗粒大小和端元状态等诸多因素的影响,且建立通用模型较困难,难以得到广泛应用。因此,如何避免建立复杂的非线性混合模型是非线性混合像元分解的研究热点和难点之一。

近年来,基于后验概率的非模型混合像元分解技术引起了人们的关注。Foody^[3]指出影像中的亚像元信息可以通过后验概率提取出来;Kolaczyk^[4]认为混合像元分解是基于后验概率分类的一种特殊情况,并详细分析了采用 Bayes 后验概率值代替混合像元组分的原因;吴波^[5]提出了一种利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)后验概率进行高光谱影像的混合像元分解方法;随后他又用支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)代替 SVM 进行混合像元自动分解^[6];李慧^[7]提出将 SVM 与两两配对法(Pairwise Coupling, PWC)相结合,将两两配对的概率转换为多类后验概率,并利用遥感影像验证了其有效性;杨国鹏^[8]提出了一种利用相关向量机(Relevance Vector Machine,

RVM)后验概率进行高光谱影像混合像元分解的方法,该方法克服了 SVM 用于高光谱影像解混时参数选择较困难、核函数必须满足 Mercer 核等不足。

上述非线性混合像元分解中, SVM、SVR 和 RVM 的核心都是引入核函数,但该类核方法都是基于单个特征空间的单核方法,由于不同的核函数或同一核函数参数的不同,它们的性能差异较大。如果采用单个、简单的核映射方式对所有样本进行处理并不合理。因此,出现了大量关于利用多核代替单核的学习方法,即多核学习方法^[9]。多核学习方法不仅能够增强决策函数的能力,而且还能提高学习的性能,现已成为机器学习领域的研究热点之一。多核学习方法可用于生物信息学、文本分类、目标识别、模式回归以及特征提取等方面。

本文从 SVM 分类原理出发,将简单多核学习(Simple Multiple Kernel Learning, SMKL)^[10]理论引入到高光谱影像处理中,分析了多核 SVM (Multiple Kernel SVM, MKSVM)的原始和对偶问题,采用梯度下降法进行权系数解算,通过 S 形函数将分类器输出值转化为概率值,利用后验概率实现了高光谱影像的非线性混合像元分解。通过两组推帚式超光谱成像仪(PHI)的光谱影像实验,得到了较好的实验结果。

2 MKSVM 高光谱影像混合像元分解

2.1 SVM 分类

对于两类分类问题,设训练样本集 $\mathbf{T} = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\}$, 其中 $\mathbf{x}_i \in \chi = \mathbf{R}^n$ 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 $\varphi(\mathbf{x}_i)$, 将数据 \mathbf{x}_i 从

原始特征空间 χ 映射到高维特征空间 F 中,并引入松弛变量 ξ_i ,则 SVM 的原始问题可表示为:

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

通过拉格朗日函数法可推导出原始问题的对偶问题:

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha} -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i, \quad (2) \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,n), \end{aligned} \quad (3)$$

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、高斯径向基核函数和 Sigmoid 核函数等。

2.2 MKSVM 两类分类

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

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

$$J(d) = \begin{cases} \min_{w_m, b, \xi} \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|w_m\|_{H_m}^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } y_i \left(\sum_{m=1}^M w_m \cdot \varphi(x_i) + b \right) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0. \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,n), \quad (7)$$

式(6)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:

$$\begin{aligned} & L(w_m, b, \xi, \alpha, v) = \\ & \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|w_m\|_{H_m}^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i (1 - \xi_i - y_i (\sum_{m=1}^M w_m \cdot \varphi_m(x_i) + b)) + \sum_{i=1}^n v_i \xi_i, \end{aligned} \quad (8)$$

式中: α_i, v_i 为拉格朗日系数。

对式(8)求 w_m, b, ξ 的微分,得

2) $K(x, z) = aK_1(x, z)$

如果 $\mathbf{X} \times \mathbf{X}$ 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:

$$\begin{aligned} K(x, z) &= \sum_{m=1}^M d_m K_m(x, z), \\ d_m &\geq 0, \sum_{m=1}^M d_m = 1, \end{aligned} \quad (4)$$

式中: K_m 为基核函数; M 表示基核函数个数; d_m 为权系数。式(4)是多核学习中核函数的最一般形式,它是基核函数的线性凸组合。

SMKL 的原始问题可表示为:

$$\begin{aligned} & \min_{w_m, b, \xi, d} \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|w_m\|_{H_m}^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \\ \text{s. t. } & \begin{cases} y_i \left(\sum_{m=1}^M w_m \cdot \varphi(x_i) + b \right) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \\ \sum_{m=1}^M d_m = 1, d_m \geq 0. \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,n) \end{aligned} \quad (5)$$

可将式(5)整理为以 d_m 为变量的优化问题:

$$\begin{cases} \min_d J(d) \\ \text{s. t. } \sum_{m=1}^M d_m = 1, d_m \geq 0 \end{cases}, \quad (6)$$

$$\begin{cases} \text{(a) } ?_{w_m} L(w_m, b, \xi, d, \alpha, v, \lambda, \eta) = \\ \frac{1}{d_m} w_m - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \varphi_m(x_i) = 0 \\ \text{(b) } ?_b L(w_m, b, \xi, d, \alpha, v, \lambda, \eta) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \text{(c) } ?_{\xi} L(w_m, b, \xi, d, \alpha, v, \lambda, \eta) = C - \alpha_i - v_i = 0 \end{cases} \quad (9)$$

再将式(9)代入式(8),可得

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha} -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \sum_{m=1}^M d_m k_m(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i, \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,n). \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)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 α^* 为式(10)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:

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

若式(11)的最优解 α^* 与 d_m 无关,则 $J(d)$ 对 d_m 的微分为:

$$\frac{\partial J(d_m)}{\partial d_m} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j k_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (12)$$

式(12)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,则可以通过梯度下降的方向来更新满足约束的 d 值:

$$d_m^t + \gamma_t D_t \rightarrow d_m^{t+1}, \quad (13)$$

式中: γ_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:

Step1: 设置 d_m^1 初值: $d_m^1 = 1/M, (m=1, 2, \dots, M)$;

Step2: 对于第 t 次迭代: 利用式(4)的组合核通过解算标准 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 γ_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 至 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, Δd 达到阈值或者最大迭代次数。DG 表示为

$$\max_m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j \sum_{m=1}^M d_m^* K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \leq \epsilon, \quad (14)$$

式中 ϵ 为阈值。

2.3 MKSVM 多类分类问题

对于 MKSVM 的多类分类问题,与 SVM 多类分类一样,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获得,即

$$J(d) = \sum_{k \in K} J_k(d), \quad (15)$$

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:

$$\frac{\partial J}{\partial d_m} = -\frac{1}{2} \sum_{k \in K} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_{i,k}^* \alpha_{j,k}^* y_i y_j K_m(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \quad (16)$$

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

2.4 MKSVM 高光谱影像混合像元分解

将 MKSVM 应用于高光谱影像的混合像元分解中,首先利用 Platt^[11] 提出的方法将 MKSVM 分类器的输出值通过 Sigmoid 函数转化为后验概率。针对一对余(One Against All, OAA)法多类分类器,利用统计求和平均的方法得到每类的后验概率;对于一对一多类分类构造法(One Against One, OAO),多类后验概率的计算则要复杂许多。本文拟采用 Wu^[12] 提出的方法将两两配对的后验概率转化为多类后验概率,具体计算方法参见文献[12]。基于 MKSVM 的高光谱影像混合像元分解具体流程图 1 所示。

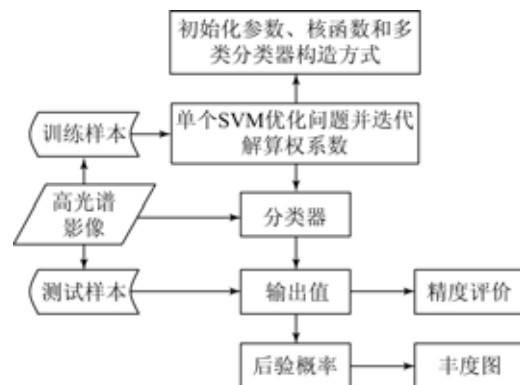


图 1 MKSVM 混合像元分解流程图

Fig. 1 Flowchart of mixed-pixel decomposition by MKSVM

3 实验与分析

基于 SVM 后验概率的混合像元分解是非光谱模型混合像元分解的研究热点之一,本文对采用 SVM 法与 MKSVM 后验概率法进行混合像元分解得到的结果进行了比较分析。实验的计算机硬件环境为 Intel Corei5-2410M、CPU 为 2.3 GHz、内存 (RAM) 为 4.0 GB,软件环境为 Windows 7(64 位)操作系统、MATLAB 2012b。

3.1 多核组合方式与参数设置

在学习过程中,多核组合方式有两种: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多核。在核函数的选择上,本文主要采用高斯径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF) 和多项式核函数 (Polynomial kernel function, POLY) 作为基核函数,表达式分别为:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right], \quad (17)$$

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{z} + 1)^p, \quad (18)$$

式中: σ 为高斯径向基核参数, p 为多项式系数。

MKSVM 分类的参数主要包括惩罚系数 C 、高斯径向基核宽 σ 、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 为核个数,在本文实验中等于不同核函数对应核参数个数的总和。 C 的取值范围设置为 $\{10, 20, \dots, 100\}$, σ 的取值范围为 $\{0.2, 0.4, \dots, 2.0\}$, p 的取值范围为 $\{1, 2, \dots, 10\}$ 。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; C 值可通过训练样本的交叉验证获得, C 的最优值为 100; σ 和 p 取所有值。其他参数设置如下: $\epsilon = 0.01, \lambda = 10^{-4}, \Delta\sigma = 10^{-4}, iter_{\max} = 200$ 。

3.2 实验一

实验数据采用 1999 年 9 月由中国科学院上海技术物理研究所研制的 PHI 获取的江苏常州地区乡村影像,该影像光谱为 $0.42 \sim 0.85 \mu\text{m}$,大小为 $346 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$,共 80 个波段,经过反射率转换后将反射值归一化到 $[0, 1]$ 内。单波段灰度影像及采集的样本分布如图 2 所示(彩图见期刊电子版),样本数量信息如表 1 所示。

表 1 常州乡村影像样本信息

Tab. 1 Sample information of Changzhou country image

类别	1	2	3	4	5	6
名称	房屋	水体	土壤	树木	农作物	道路
数量	211	222	205	228	266	238

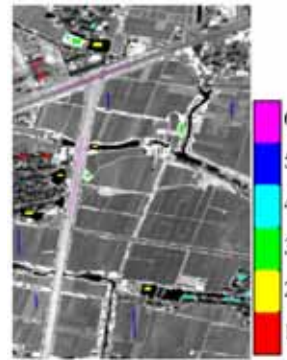


图 2 常州乡村影像样本分布

Fig. 2 Sample distribution of Changzhou country image

将各类样本随机等分成两部分,分别作为训练样本和测试样本。训练样本用于 MKSVM 与 SVM 的训练,测试样本用于分类精度的检测。

表 2 常州乡村影像 MKSVM 与 SVM 光谱解混结果比较

Tab. 2 Comparison of spectral decomposition by MKSVM and SVM for Changzhou country image

分类器	SVM(RBF)		SVM(POLY)		MKSVM(RBF)		MKSVM(POLY)		MKSVM(RBF+POLY)	
组合方式	OAO	OAA	OAO	OAA	OAO	OAA	OAO	OAA	OAO	OAA
训练时间/s	11.12	3.03	26.15	27.05	123.11	23.65	11.72	8.80	132.43	725.98
支持向量个数	401	551	90	108	793	898	1 407	1 156	795	897
光谱分解时间/s	42.40	12.90	37.03	3.10	61.53	144.37	19.53	12.36	133.17	49.90
正确率/%	93.20	94.41	89.40	90.90	94.71	95.47	73.72	68.43	94.86	95.62
RMSE	16.70	17.54	16.61	51.22	16.57	17.70	16.22	11.15	13.94	13.47

实验采用不同的多核组合方式和多类分类构造法进行混合像元分解,并与 SVM 后验概率解混结果进行比较分析。为了便于比较,在 SVM 分类中惩罚系数 C 设置为 100,核函数参数取值范围也与多核函数保持一致,针对不同的多类分类构造器,通过交叉验证选择最优的 σ 值时得到的解混结果如表 2 所示。表中 RMSE 表示均方

根误差(Root Mean Squared Error),用于评价混合像元分解总体精度。采用文献[6]中的方法生成混合像元分解的测试样本,不同的是模拟数据像元个数为 10 000 个,信噪比为 $15+5 \times i$ (i 为实验次数,取值为 $1, 2, \dots, 10$),表中数值是经过 10 次实验取得的平均值。实验二中 RMSE 计算方法亦如此。

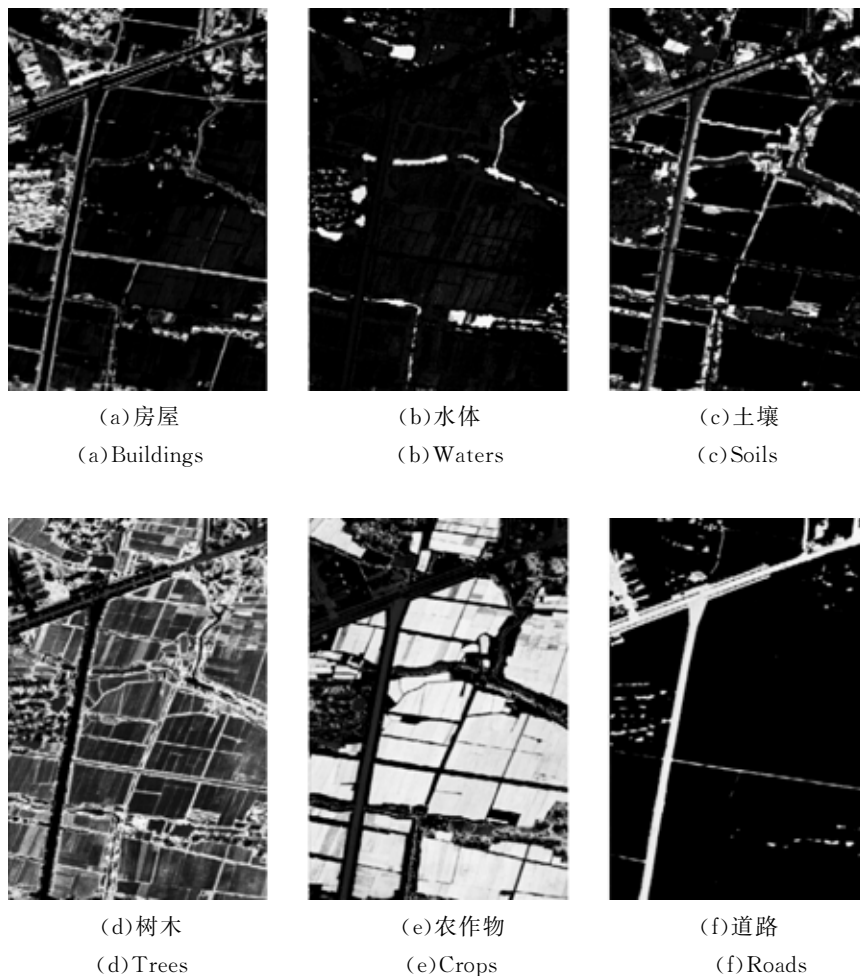


图3 常州乡村影像 MKSVM(OAO-RBF+POLY)混合像元分解结果

Fig. 3 Mixed-pixel decomposition of Changzhou country image by MKSVM(OAO-RBF+POLY)

利用常州乡村影像采用 OAO 的多类构造法和 RBF+POLY 的多核组合方式经过混合像元分解后,影像中各地物的丰度如图 3 所示。在图中,灰度值越亮表示该端元在对应混合像元中的丰度越大,越暗则代表丰度越小。

3.3 实验二

实验数据采用 PHI-1307 于 2009 年 5 月获取的山东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 $400 \sim 1\ 000$ nm。从中选择信噪比较高的 31 个波段,并截取 $616 \text{ pixel} \times 731 \text{ pixel}$ 的区域作为实验数据。单波段灰度影像及样本分布如图 4 所示(彩图见期刊电子版)。根据目视判读,在影像上共有 8 类地物,其样本采集数量信息如表 3 所示:

表 3 山东某码头数据样本信息

Tab. 3 Data sample sets of Shandong dock

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

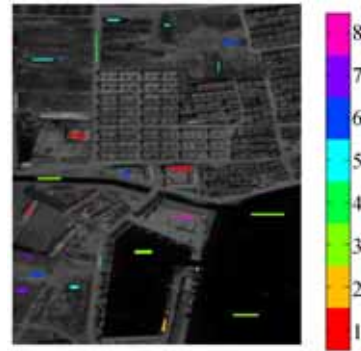


图 4 山东某码头数据样本分布

Fig. 4 Sample distribution of Shandong dock

针对该 PHI 影像,采用不同的多核组合方式和多类分类构造法进行 MKSVM 和最优参数的 SVM 后验概率混合像元分解结果如表 4 所示。RMSE 表示均方根误差。其中采用 OAO 的多类构造法和 RBF+POLY 的多核组合方式经过混合像元分解后,影像中各地物的丰度如图 5 所示。

表 4 山东某码头影像 MKSVM 与 SVM 光谱解混结果比较

Tab. 4 Comparison of spectral decomposition by MK-SVM and SVM for Shandong dock image

分类器	SVM(RBF)		SVM(POLY)		MKSVM(RBF)		MKSVM(POLY)		MKSVM(RBF+POLY)	
组合方式	OAO	OAA	OAO	OAA	OAO	OAA	OAO	OAA	OAO	OAA
训练时间/s	14.65	3.38	3.76	52.83	89.95	67.56	2 823.00	174.27	640.68	120.39
支持向量个数	277	709	274	897	1 435	1 469	2 982	1 701	1 428	1 487
光谱分解时间/s	153.56	22.80	157.64	174.22	104.67	166.64	451.41	234.02	437.36	341.98
正确率/%	89.33	90.51	86.76	89.53	89.17	91.32	71.47	72.99	89.39	91.51
RMSE/%	8.15	9.52	7.98	9.97	8.18	9.39	7.93	10.34	7.55	7.99

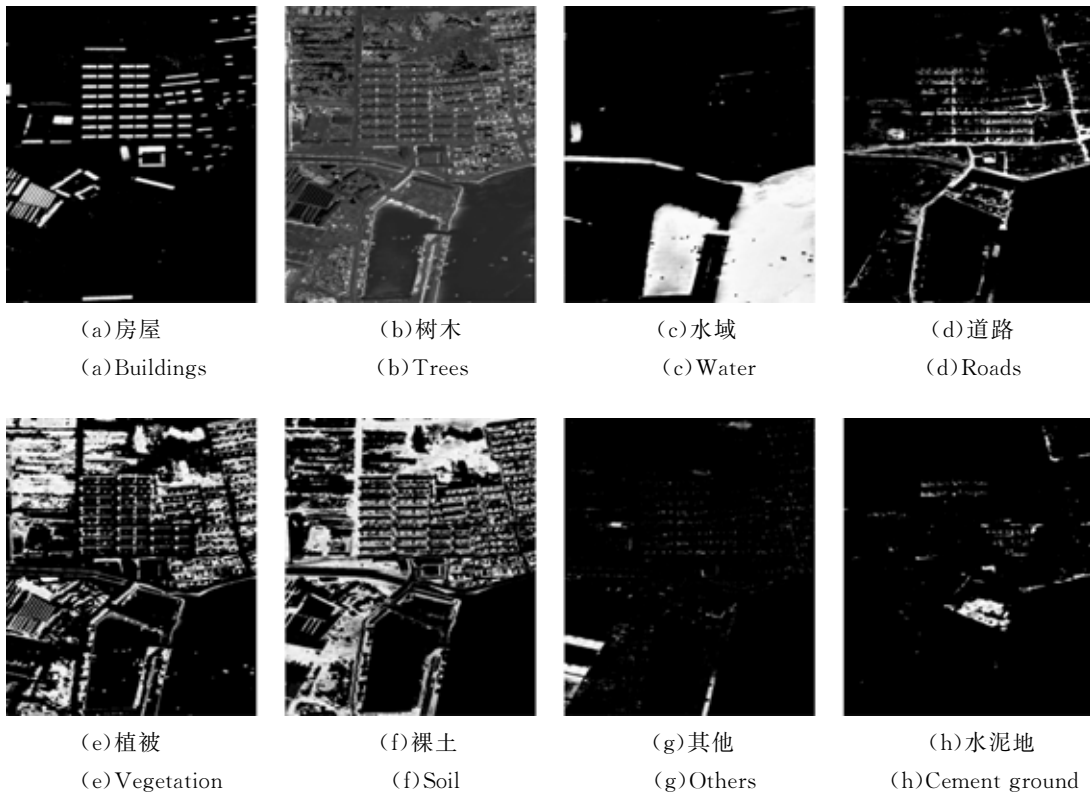


图 5 山东某码头影像 MKSVM(OAO-RBF+POLY)混合像元分解结果

Fig. 5 Mixed-pixel decomposition of Shandong dock image by MKSVM (OAO-RBF+POLY)

3.4 实验分析

由图3、图5不同地物的丰度图可知,利用MKSVM分类的后验概率进行混合像元分解后,不同地物之间区别较明显,解混效果较好。

从表2、表4可以看出,对于MKSVM和SVM分类,基于RBF核函数的分类精度和RMSE均优于POLY核函数;OAA的多类构造法在计算时间和分类精度上都优于OAO构造法,但是RMSE的情况相反。当基核函数为RBF核函数时,MKSVM的分类精度等于或优于SVM的分类精度,但同时采用RBF核函数和POLY核函数时的分类精度达到最优, RMSE最小。这表明利用MKSVM后验概率进行混合像元分解具有一定的优势。

4 结论

本文提出了一种基于MKSVM的高光谱影像非线性混合像元分解方法。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的方式组合形成多核来代替单核函数,采用梯度下降法通过迭代解算每个标准SVM优化问题来解算多核的权系数以实现分类,并将输出值转化为后验概率,最后将两两配对的后验概率转换为多类后验概率,利用后验概率完成高光谱影像的非线性光谱解混。通过两组PHI高光谱影像实验表明,混合像元分解效果较好,其中MKSVM的总体分类精度较高,分别达到95.62%和91.51%;RMSE最小,分别为11.15%和7.55%,均小于15%。

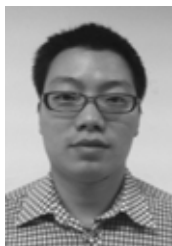
该方法也存在一定的不足:一是训练和解混时间较长,主要是受波段数、样本数和影像大小的影响;二是实验中将高光谱影像看作同一数据源,只采用不同的核函数以及不同的参数进行多核组合。下一步工作将考虑采用波段选择等方法将高光谱影像分解成不同的子段后,再进行分类和混合像元分解等研究。

参考文献:

- [1] 黄鸿,杨媚,张满菊. 基于稀疏鉴别嵌入的高光谱遥感影像分类[J]. 光学精密工程, 2013, 21(11): 2922-2930.
HUANG H, YANG M, ZHANG M J. Hyperspectral remote sensing image classification based on SDE [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(11): 2922-2930. (in Chinese)
- [2] 杜小平,刘明,夏鲁瑞,等. 基于光谱角累加的高光谱图像异常检测算法[J]. 中国光学, 2013, 6(3): 325-331.
DU X P, LIU M, XIA L R, et al.. Anomaly detection algorithm for hyperspectral imagery based on summation of spectral angles [J]. *Chinese Journal of Optics*, 2013, 6(3): 325-331. (in Chinese)
- [3] FOODY G M. Relating the land cover composition of mixed pixels of artificial neural network classification output [J]. *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 1996, 62(5): 491-499.
- [4] KOLACZYK E D. On the use of prior and posterior information in the subpixel proportion problem [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(11): 2687-2691.
- [5] 吴波,张良培,李平湘. 基于支撑向量回归的高光谱影像混合像元非线性分解[J]. 遥感学报, 2006, 10(3): 312-318.
WU B, ZHANG L P, LI P X. Unmixing hyperspectral imagery based on support vector nonlinear approximating regression [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(3): 312-318. (in Chinese)
- [6] 吴波,张良培,李平湘. 基于支撑向量机概率输出的高光谱影像混合像元分解[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 36(1): 51-54.
WU B, ZHANG L P, LI P X. Unmixing of hyperspectral imagery based on probabilistic outputs of support vector machines [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 36(1): 51-54. (in Chinese)
- [7] 李惠,王云鹏,李岩,等. 基于SVM和PWC的遥感影像混合像元分解[J]. 测绘学报, 2009, 38(4): 318-323.
LI H, WANG Y P, LI Y, et al.. Unmixing of remote sensing imagers based on Support Vector Machines and Pairwise Coupling [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2009, 38(4): 318-323. (in Chinese)

- [8] 杨国鹏,周欣,余旭初,等. 基于相关向量机的高光谱影像混合像元分解[J]. 电子学报,2010,38(12): 2751-2756.
YANG G P,ZHOU X,YU X CH, *et al.*. Relevance vector machine for hyperspectral imagery unmixing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(12): 2751-2756. (in Chinese)
- [9] 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. (in Chinese)
- [10] RAKOTOMAMONJY A,BACH F,CANU S, *et al.*. Simple MKL [J]. *Journal of Machine Learning Research*,2008; 1-34.
- [11] PLATT J C. Probabilistic outputs for Support Vector Machines and comparisons to regularized likelihood methods [OL]. <http://research.microsoft.com/~jplatt>.
- [12] WU T F,LIN C J,WENG R C. Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2004, 5: 975-1005.

作者简介:



谭 熊(1986—),男,四川邻水人,博士研究生,2008年,2011年于信息工程大学分别获得学士、硕士学位,主要从事模式识别、高光谱遥感影像处理与应用等方面的研究。E-mail: kjadetx@163.com

导师简介:



余旭初(1963—),男,湖北罗田人,教授,博士生导师,1983年、1990年和1997年于解放军测绘学院分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事摄影测量与遥感、模式识别等方面的研究。E-mail: xuchu_yu@sina.com

(版权所有 未经许可 不得转载)