

文章编号 1004-924X(2011)04-0878-06

组合核函数支持向量机高光谱图像融合分类

高恒振, 万建伟, 粘永健, 王力宝, 徐 湛
(国防科技大学 电子科学与工程学院, 长沙 湖南 410073)

摘要:针对高光谱图像分类,提出了一种利用组合核函数融合目标光谱域和空域信息的支持向量机学习算法。该算法首先用主成分分析方法对高光谱图像进行特征提取和降维,用虚拟维数估计策略预估原始图像的本征维数,并且在预估的基础上确定要保留的主成份分量数目;然后用数学形态学操作在选取的主分量图像上提取目标的形态信息,得到扩展的空域形态矢量。最后,通过不同的组合策略,构造组合核函数,从而在分类器中引入空域信息,和原有的谱域信息一起,利用支持向量机进行分类。高光谱数据实验表明,在训练时间没有显著差别的情况下,总体分类精度和 Kappa 系数均提高了 2% 左右。实验表明,本文提出的方法较单独使用谱域或空域信息进行分类具有一定的优越性。

关键词:高光谱图像;图像融合;数学形态学;组合核函数;支持向量机

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111904.0878

Fusion classification of hyperspectral image by composite kernels support vector machine

GAO Heng-zhen, WAN Jian-wei, NIAN Yong-jian, WANG Li-bao, XU Zhan

(*School of Electronic Science and Engineering, National
University of Defense Technology, Changsha 410073, China*)

Abstract: For hyperspectral image classification, a Support Vector Machine (SVM) algorithm with composite kernels was presented to fuse both the spectral information and spatial information of the image. The algorithm adopts Principal Component Analysis (PCA) algorithm to extract the image feature and reduce the dimension for hyperspectral image, and uses the Virtual Dimension (VD) algorithm to estimate the Intrinsic Dimension (ID) of the image. Then, the remained number of Principal Components (PCs) was determined on the basis of the ID. Furthermore, spatial features were extracted by mathematical morphology from the remained PCs, and the Extended Morphological Profile (EMP) vector of image was obtained. By combination of different strategies to construct composite kernels, the spatial information was introduced into the classifier to implement the classification with the SVM and based on both the spectral information and spatial information. Hyperspectral image experiments indicate that the overall accuracy and Kappa coefficients of the proposed approach increase about 2% without increasing the training time obviously. Compared with the classifiers only using the spatial or spectral information, the proposed method shows a lot advantages.

收稿日期:2010-10-18; **修订日期:**2010-11-23.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 40901216);湖南省研究生科研创新项目(No. CX2010B020);国防科技大学博士研究生创新基金资助项目(No. B100402)

Key words: hyperspectral image; image fusion; mathematical morphology; composite kernel; Support Vector Machine(SVM)

1 引言

高光谱图像可将反映目标的光谱信息与反映目标空间和几何关系的图像信息有机地结合在一起,目前在国民经济的各个领域都得到了广泛的应用。但由于其数据量大,波段间相关性很高,使用传统方法对其进行分类时,会导致训练样本不足、参数估计不可靠,从而产生维数灾难现象。因此,高光谱影像在给地物分类带来了巨大机遇的同时也对传统方法提出了挑战^[1]。

针对高光谱影像分类,国内外许多研究机构在理论和应用上进行了探索。其中基于核函数的方法尤其是支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在高光谱分类领域取得了很好的效果。研究表明,选择并设计合适的核函数,对分类器的性能影响很大^[1-3]。如 Camps-Valls 即比较了不同的核函数在高光谱图像分类中的性能,并研究了它们之间的数学关系^[3]。另外,随着成像技术的发展,获取的高光谱图像具有越来越高的空间分辨率,从图像的空域信息中可以提取出对分类处理有帮助的信息^[4-6]。Fauvel 在使用 SVM 对高光谱图像分类时,就利用提取的目标的形状信息和光谱信息共同组成了目标特征矢量^[6]。不难看出,将空域信息引入到高光谱分类并综合运用谱域特征有助于在应用中提升分类器的性能^[4-7]。

基于以上分析,本文提出了一种基于组合核函数来融合高光谱影像的空域和谱域信息的 SVM 分类算法。首先利用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)方法对高光谱图像进行特征提取,去除谱间相关性和降维,引入虚拟维数(Virtual Dimensionality, VD)估计算法对高光谱图像的本征维数进行估计,并在此基础上选取保留的主成分分量。然后利用数学形态学对选取的主成分分量图像进行结构信息的提取,构造图像的扩展空域特征矢量;结合原有的谱域特征矢量,采用组合核函数的策略进行特征融合,从而有效地结合地物精细光谱和目标空域信息。最后在 SVM 中采用得到的组合核函数来提高分类器

的分类性能。真实数据实验结果验证了本文算法的有效性。

2 支持向量机

SVM 基于 VC 维理论和结构风险最小化原理,克服了传统机器学习中的维数灾难问题。SVM 求解最优超平面问题等价于求解如下的方程^[2,7]

$$\begin{cases} \min_{w,b,\xi} J(w,b) = \frac{1}{2} w^T \cdot w \\ \text{s. t. } y[\omega^T \cdot \phi(x_i) + b] - 1 \geq 0_i \end{cases}, \quad (1)$$

求解上式,可以得到 SVM 的判别函数:

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

其中 $k(\cdot)$ 是满足 Mercer 条件的核函数, SVM 中常用的核函数为径向基函数(Radial Basis Function, RBF),表达式如下:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2). \quad (3)$$

3 基于组合核函数的 SVM 分类算法

3.1 算法步骤

针对高光谱图像分类的应用需求,提出了利用组合核函数策略来融合谱域和空域特征 SVM 高光谱图像分类算法,如图 1 所示。该算法包括了 PCA 变换、虚拟维数估计、组合核函数以及数学形态学特征提取、SVM 分类等步骤。

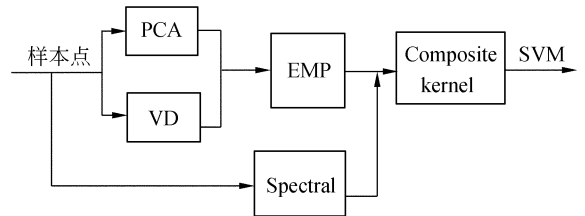


图1 算法步骤示意

Fig. 1 Framework of algorithm procedure

3.2 主成份分析

高光谱图像谱段间具有较强的相关性,这说明数据能量集中分布在一个低维几何结构中,该几何结构的维数称为本征维数。本征维数的存在

表明高光谱图像有相当一部分数据是冗余的,而冗余信息在分类中会影响分类效果及训练速度。PCA 变换可以把多个波段的信息集中到少量主分量中,各个主分量之间互不相关,消除了冗余信息。利用 PCA 对高光谱图像进行特征提取过程如下^[8-10]:

将高光谱图像的每个样本点用一个 L 维的特征向量 \mathbf{r}_i 表示,记 $\mathbf{X} = \{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_N\}$ 为图像的谱向矢量集,其中 N 为样本点矢量个数。首先估计图像的协方差矩阵 $\mathbf{K}_{L \times L}$,并进行特征值分解

$$\mathbf{K}_{L \times L} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^T, \quad (4)$$

其中 $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_L)$ 为正交特征向量矩阵, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)$ 为对角型特征值矩阵,且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$ 。则谱向矢量集 $\mathbf{r}_i (i=1, 2, \dots, N)$ 进行 PCA 变换后为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{U}^T (\mathbf{r}_i - \boldsymbol{\mu}), i=1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{y}_i = (y_{i_1}, y_{i_2}, \dots, y_{i_L})^T$, $\boldsymbol{\mu}$ 为样本的均值向量,且相对应的谱向矢量集为 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N\}$ 。

3.3 基于 VD 的主成分选取

在利用 PCA 对高光谱图像进行特征提取后,保留多少个主分量参与后续处理是 PCA 应用的一个难点。传统方法是通过计算能量百分比来确定主分量的数量,其结果仅仅是保留了特征值较大的几个主分量,但该方法主观性较强^[8,10]。

为了解决这一问题,针对高光谱分类的实际应用,本文采用 VD 估计算法来预测高光谱图像的本征维数,进而确定所需保留的主分量。HFC 是一种简单有效的 VD 估计方法,它依据高光谱图像中可分谱向特征数目对数据维数进行界定^[8]。该方法利用高光谱数据的相关阵和协方差阵,其中 $\hat{\lambda}_l, \lambda_l$ 为它们的特征值。在假定噪声分布满足一定条件的前提下,将 VD 估计转化为二元假设问题,定义了检测概率 P_D 和虚警概率 P_F 。在给定虚警概率 P_F 的情况下,通过使检测概率 P_D 最大来建立 $\hat{\lambda}_l - \lambda_l$ 的奈曼-皮尔逊检测算子 $\delta_{NP}(\hat{\lambda}_l - \lambda_l)$ 。 P_F 一旦确实,则 τ_l 被确定,进而若 $\hat{\lambda}_l - \lambda_l > \tau_l$,则判定有一个信号能量对该特征值做出贡献。对 $l=1, 2, \dots, L$ 分别确定 τ_l ,最终可以确定虚拟维数 p 。

VD 本质上是对高光谱图像端元个数的估计,而高光谱图像的本征维数与端元个数相差 1,因此 VD 也可近似为本征维数的估计值。但由于 p 本身是在一定虚警概率条件下得到的,因此可直接作为本征维数的大小。本文利用 VD 估计算法来选取 PCA 变换后的主分量,将满足 $\hat{\lambda}_l - \lambda_l > \tau_l$ 的 l 最大值作为所需保留的主分量的依据,即找到最后一个可能存在端元的主分量,选择其之前的所有主分量,作为保留的主分量。

3.4 空域特征提取

利用数学形态学方法可以把高光谱图像中复杂的形状分解,将有意义的形状分量提取出来,本文中采用开启和闭合操作在给定结构元素的情况下得到目标的形态学特征 (Morphological Profile, MP)^[4-7,12]。由开启和闭合操作得到的形态特征分别表示为 $CP(x)$ 和 $OP(x)$,令 k 为结构元素的大小,从而样本点 x_i 形态特征的数学表达式为:

$$MP(x_i) = \{CP_k(x_i), \dots, P(x_i), \dots, OP_k(x_i)\}, \quad (6)$$

其中 $P(x_i)$ 表示原始图像,并且满足 $CP_0(x_i) = OP_0(x_i) = P(x_i)$,样本点 x_i 的特征矢量 $MP(x_i)$ 为 $2k+1$ 维。

根据式(6)提取形态特征针对的是单波段图像,针对高光谱的多谱段特性,如果将每一个波段数据当作一幅独立图像进行处理,对于一个有 L 波段的高光谱图像,根据式(6)得到的形态学特征矢量为 $(2k+1) \cdot L$ 维,数据量太大,且含有大量冗余。针对这一问题,采用特征提取的方法对其进行数据降维,从高光谱图像中提取若干幅能表征地物特性的图像,在此基础上构造形态学特征,称为扩展的形态学特征 (Extended MP, EMP)。本文利用 PCA 对高光谱图像进行特征提取,然后在得到的主分量的图像上进行数学形态学运算,这样对每一个主分量 PC^i 都可以得到相对应的数学形态学特征 MP_{PC^i} 。根据 3.3 节的基于 VD 估计的主分量选取算法,确定需要保留的主分量数目,并在此基础上得到形态特征 EMP。如在 p 个主分量上进行数学形态学运算,可以得到样本点 x_i 扩展的数学形态学矢量 $EMP(x_i)$,数学表

达式如下:

$$EMP(x_i) = \{MP_{PC^1}(x_i), \dots, MP_{PC^p}(x_i)\}, \quad (7)$$

其中, EMP 是一个 $p \cdot (2k+1)$ 维矢量, 且 $p \ll L$, 则 EMP 的维数远远小于光谱维数 $\dim(EMP) \ll L \cdot \dim(MP)$ 。

本文采用 k 个大小依次增加的圆形结构元素, 求得目标的形态学特征 EMP , 含有样本点的空间分布和临近的目标信息, 可以作为空域特征矢量参与到分类器的训练学习。

3.5 组合核函数

为了在分类中引入空域特征, 以提升分类器的性能, 本文利用组合核函数的方法融合目标的空域和谱域特征。核函数可以避免传统分类方法的维数灾难问题, 求解核矩阵的过程相当于将输入数据通过非线性映射变换到高维特征空间^[3,5]。在 Hilbert 空间中, 本文定义了样本点的特征矢量 $\mathbf{x}_i = \{x_i^s, x_i^w\}$, 它由样本点的光谱域特征 $x_i^s \in \mathbf{R}^{N_s}$ 和空域特征 $x_i^w \in \mathbf{R}^{N_w}$ 组成, 相应空域的核矩阵为 \mathbf{K}_s , 光谱域的核矩阵为 \mathbf{K}_w 。分别给定两个非线性变换 $\varphi_1(\cdot)$ 和 $\varphi_2(\cdot)$, 则样本点 \mathbf{x}_i 特征域可以得到如下的变换:

$$\phi(\mathbf{x}_i) = \{\varphi_1(x_i^s), \varphi_2(x_i^w)\}, \quad (8)$$

则相对应的基于加法运算的核函数的数学表达如下:

$$\mathbf{K}_{\text{sum}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{K}_s(x_i^s, x_j^s) + \mathbf{K}_w(x_i^w, x_j^w). \quad (9)$$

还可以通过加入调节因子, 来控制基于空域和谱域的核函数对组合核函数的影响, 从而得到基于加权的加法组合核函数。其数学表示如下:

$$\mathbf{K}_{\text{weight}}(\cdot) = \beta \mathbf{K}_s(x_i^s, x_j^s) + (1-\beta) \mathbf{K}_w(x_i^w, x_j^w), \quad (10)$$

其中 $0 \leq \beta \leq 1$, 是基于加法的组合核函数的调节因子。

同样, 可以得到基于乘法的核函数:

$$\phi(\mathbf{x}_i) = \{\varphi_1(x_i^s) \cdot \varphi_2(x_i^w)\}, \quad (11)$$

$$\mathbf{K}_{\text{product}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{K}_s(x_i^s, x_j^s) \cdot \mathbf{K}_w(x_i^w, x_j^w). \quad (12)$$

很容易可以验证, 上述的组合核函数满足 Mercer 条件, 可以用于 SVM 的训练和分类。利用上述的组合策略, 综合空域与光谱域信息, 构成

组合核函数, 对样本点进行非线性变换, 并将得到相应的核矩阵, 训练 SVM 分类器, 从而得到分类结果。

4 实验结果与讨论

本文实验以美国航空可见光/红外成像光谱仪 (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, AVIRIS) 所测高光谱数据 92AV3C 为例^[1,11]。该数据是采集自美国印第安纳州印度松树测试地, 有 220 波段, 覆盖波长为 $0.4 \sim 2.5 \mu\text{m}$, 大小为 $145 \text{ pixel} \times 145 \text{ pixel}$, 拍摄于 1992 年 6 月。包含了农作物和森林植被的混合区以及少量的人工地物, 共包含 16 个地物类别, 根据其地面真实数据图, 总共有 10 366 个有标签样本点。实验在软件环境: Matlab 2008a、WIN XP 和硬件环境: CPU AMD TK57 Dual 1.59 GHz/3GB RAM 中运行。SVM 参数由网格搜索并交叉验证得到。

使用 3.3 节介绍的 VD 估计算法对 AVIRIS 数据进行 VD 估计。表 1 所示为不同虚警概率 P_F 条件下对应的 VD 估计, 并在 VD 估计的基础上计算得到了需要保留的主分量数目。本文采用 $P_F = 10^{-7}$ 时得到的虚拟维数估计结果。在 VD 估计的基础上, 从 PCA 变换结果中选择前 5 个主分量, 作为利用数学形态学提取图像形态特征的初始图像。

表 1 不同 P_F 条件下保留的主分量数目
Tab. 3 Remained PC numbers of different P_F

P_F	VD
10^{-1}	110
10^{-2}	101
10^{-3}	99
10^{-4}	72
10^{-5}	72
10^{-7}	5

表 2 说明了对实验样本集进行 PCA 变换的结果, 可以看出前 5 个主成分分量所含的能量占总能量的 91.99%。

表 2 AVIRIS 图像的 PCA 变换结果

Tab. 2 PCA extraction results of AVIRIS image

	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5
Value	0.785 4	0.106 0	0.016 8	0.006 2	0.005 5
Cumulative Value	0.785 4	0.891 4	0.908 2	0.914 4	0.919 9

为了验证本文算法性能,设计了两个实验样本集,其中实验样本集 1 选择其中的 518 个样本点作为训练样本集,剩余的 9 848 个样本点作为测试样本;实验样本集 2 选择其中的 1 036 个样本点作为训练样本集,剩余的 9 330 个样本点作为测试样本。而且为了便于评估,在训练样本集中每类地物都保证有相对应的样本点。

本文采用总分类精度 (Overall Accuracy, OA)、Kappa 系数 (Kappa Coefficient, KC) 和训练时间 3 个指标作为分类器性能的评价标准。表 3 列出基于光谱特征的 SVM 分类算法 K_{spectral} 、基于空域特征的 SVM 分类算法 K_{spatial} 和本文提出的基于谱域-空域组合核函数的 SVM 分类算法的性能比较,其中本文提出的算法包括基于加法的组合核函数 K_{sum} 、基于加权加法的组合核函数 K_{weight} 和基于乘法运算的组合核函数 K_{product} 的 SVM 分类算法。

从表 3 的两个实验结果可以发现在训练时间没有较大差别,甚至所用时间较少的情况下,基于谱域-空域组合核函数的 SVM 分类器获得比基于空域或谱域的 SVM 分类算法更好的结果,无论是总体精度 OA 还是 Kappa 系数都有了明显的提高。此实验结果充分说明,利用样本中携带的空域信息能够提升分类器的性能,即组合核函数方法是有效的。

参考文献:

- [1] 陈进. 高光谱图像分类方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2010.
CHEN J. *On Classification Method of Hyperspectral Images* [D]. Changsha: National University of Defense Technology,2010. (in Chinese)
- [2] MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2004,42(8):1778-1790.

表 3 不同方法的分类精度和时间

Tab. 3 Classification accuracies and training time of different methods

样本集 1 样本集 2	OA	KC	Training Time (s)
K_{spectral}	0.617 6	0.556 4	1.024 3
	0.698 0	0.652 6	7.811 2
K_{spatial}	0.623 5	0.566 1	1.083 9
	0.708 7	0.665 5	7.213 1
K_{sum}	0.657 3	0.603 0	0.973 1
	0.728 2	0.687 6	5.764 0
K_{weight}	0.654 3	0.599 7	1.032 3
	0.720 8	0.679 0	6.595 6
K_{product}	0.631 3	0.575 4	1.125 5
	0.713 3	0.671 3	6.736 4

5 结 论

本文利用 PCA 变换方法提取高光谱图像的特征子集,并且用 VD 估计算法确定要保留的主分量数目,通过对保留的主分量图像进行数学形态学变换,得到目标的扩展形态学特征矢量,并将提取出目标形态特征矢量结合其自身光谱特征矢量组合成目标的分类特征矢量。探讨了各种组合策略,构造了不同的组合核函数,在其基础上用 SVM 方法实现了高光谱图像分类,取得较好的分类效果。对应单独使用谱域或者空域特征进行分类,本文提出的分类器的总体分类精度和 Kappa 系数均有了一定的提升。较之传统分类方法,本文方法能更有效地提取特征子集,降低特征维数,并且通过融合谱域和空域特征,提高了分类精度。

- [3] CAMPS-VALLS G, BRUZZONE L. Kernel-based methods for hyperspectral image classification [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005,43(6): 1351-1362.
- [4] MATHIEU F, BENEDIKTSSON J A, CHANUSOT J, *et al.*. Spectral and spatial classification of hyperspectral data using SVMs and morphological profiles [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2008,46(11):3804-3814.
- [5] TUIA D, PACIFICI F, KANEVSKI M, *et al.*. Classification of very high spatial resolution imagery

using mathematical morphology and support vector machines [J], *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2009,47(11):3866-3879.

- [6] FAUVEL M. *Spectral and spatial methods for the classification of urban remote sensing data* [D]. Reykjavik:University of Iceland, 2007.
- [7] TARABALKA Y, BENEDIKTSSON J A, CHANUSSOT J. Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on partitional clustering techniques [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2009,47(8):2973-2987.
- [8] 粘永健,王展,万建伟,等. 面向异常检测的高光谱图像压缩技术 [J]. 国防科技大学学报,2009,31(3):48-52.
NIAN Y J, WANG ZH, WAN J W, *et al.*. Compression technique for hyperspectral imagery oriented anomaly detection[J]. *Journal of National U-*

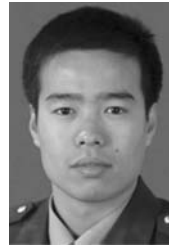
niversity of Defense Technology, 2009,31(3):48-52. (in Chinese)

- [9] 苏令华,李纲,衣同胜,等. 一种稳健的高光谱图像压缩方法[J]. 光学精密工程,2007,15(10):1609-1615.
SU L H, LI G, YI T SH, *et al.*. A robust hyperspectral image compression method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(10):1609-1615. (in Chinese)
- [10] CHANG C I, DU Q. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2004,42(3):608-619.
- [11] ftp://ftp.ecn.purdue.edu/biehl/MultiSpec/92_AV3C/[OL].
- [12] GONZALEZ R C, WOODS R E. *Digital Image Processing* [M]. USA:Prentice Hall, 2008.

作者简介:



高恒振(1982—),男,山东临清人,博士研究生,主要从事遥感图像处理、现代信号处理方面的研究。E-mail: gao-hengzhen@gmail.com



王力宝(1980—),男,河北廊坊人,博士研究生,主要从事雷达成像技术的研究。E-mail: adsp_wlb@126.com



万建伟(1964—),男,江西南昌人,教授、博士生导师,主要从事遥感图像处理、现代信号处理等方面的研究。E-mail: kermitwan@hotmail.com



徐湛(1980—),男,湖南常德人,博士研究生,主要从事现代信号处理,雷达杂波等方面的研究。E-mail: xuzhan121@163.com



粘永健(1982—),男,山东莱阳人,博士研究生,主要从事遥感图像处理等方面的研究。E-mail: yjnian@126.com