

# 利用小波核最小噪声分离进行高光谱影像 SVM 分类

白 璘<sup>1</sup> 刘盼芝<sup>1</sup> 惠 萌<sup>1</sup>

1 长安大学电子与控制工程学院,陕西 西安,710064

**摘 要:**针对高光谱遥感影像线性特征提取方法在一定程度上会降低地物类别的可分性问题,在最小噪声分离变换基础上引入核方法,以小波核函数代替传统核函数,并将新型核最小噪声分离方法与支持向量机方法相结合,对高光谱影像数据进行分类。实验结果表明,基于小波核最小噪声分离变换的方法适合于高光谱遥感影像的非线性特征,将其应用于 HYDICE 系统与 AVIRIS 系统所获得的实验数据集,与对照算法相比,总体分类精度可提高 3%~9%。

**关键词:**高光谱影像;图像分类;核函数;最小噪声分离变换

**中图法分类号:**P237.4; TP753 **文献标志码:**A

高光谱成像遥感是近 30 年来兴起的一种新型对地观测技术。高光谱影像(hyperspectral imagery, HSI)具有丰富的地物光谱信息,在地物识别上优势巨大。如何利用 HSI 光谱信息高效识别地物是高光谱影像应用研究的核心问题<sup>[1-3]</sup>。HSI 分类是一种基于特征模型的地物识别方法,它将像元看成是分布在特征空间中的样本,依据各类地物在特征空间中的分布规律进行不同类别地物的分类。HSI 分类是面向海量数据的高维相关特征空间中的非线性可分问题<sup>[4]</sup>。

按照训练过程中是否有训练样本参与,可将 HSI 分类分为非监督分类与监督分类。非监督分类主要包括  $K$  均值聚类、ISODATA 动态聚类、模糊  $C$  均值聚类等典型方法<sup>[5]</sup>。非监督分类没有训练样本,对大样本、高维数据的分类精度不高。在监督分类中,近年来被广泛应用的是最小距离分类、最大似然分类、贝叶斯分类、神经网络分类等。在训练样本集有限的情况下,具有高维相关特征的 HSI 分类问题会遇到“维数灾难”现象。HSI 特征降维方法通常采用主成分分析(principal component analysis, PCA)、无参数加权特征提取(nonparametric weighted feature extraction, NWFE)、最小噪声分离变换等线性特征

提取方法,在一定程度上会降低地物类别的可分性。为了满足 HSI 分类处理对精度、速度和可靠性的要求,有必要针对 HSI 数据特点研究新的适用于 HSI 影像分类的理论、模型和算法。

国内外研究人员对非线性特征提取方法进行了大量研究,提出了遗传算法、神经网络、流行学习等方法。核方法是利用核函数将线性分析作非线性推广,核函数是建立在 Hilbert 空间理论基础上的。近年来,有许多学者相继提出了基于核方法的非线性特征提取方法<sup>[6-8]</sup>,如核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)<sup>[9-12]</sup>、核 Fisher 判别分析<sup>[13]</sup>、广义判别分析等。

本文在线性最小噪声分离(minimum noise fraction, MNF)变换的基础上,引入小波核,提出基于小波核最小噪声分离变换(wavelet kernel minimum noise fraction, WKMNMF)的非线性特征提取方法。将 WKMNMF 和支持向量机(support vector machine, SVM)相结合,对 HSI 进行分类,以期得到一种效果较好的 HSI 分类方法。

## 1 小波核最小噪声分离变换

### 1.1 核最小噪声分离变换

MNF 是一种常见的 HSI 特征提取方法。假

收稿日期:2014-09-22

项目资助:国家自然科学基金(51407012);中央高校基本科研业务费专项资金(310832163402, 310832161001)。

第一作者:白璘,博士,副教授,主要从事遥感图像处理与信息获取研究。bai1981@sina.com

通讯作者:惠萌,博士,副教授。huimeng@chd.edu.cn

设 HSI 为  $n$  个像素点、 $r$  个光谱波段的观测数据集,组成  $n$  行  $r$  列的矩阵  $I$ 。假定  $x^T d(l)$  为原始数据  $d(l)$  的线性组合。将  $d(l)$  表示为不相关的两部分,即信号部分  $d_S(l)$  和噪声部分  $d_N(l)$  之和。原始数据  $d$  的方差矩阵  $C$  可记为信号分量  $C_S$  和噪声分量  $C_N$  之和。定义噪声分数  $F_S$  和信噪比 SNR 如下:

$$F_S = \frac{x^T C_N x}{x^T C x} \quad (1)$$

$$\text{SNR} = \frac{x^T C_S x}{x^T C_N x} \quad (2)$$

则

$$F_S = \frac{1}{(\text{SNR} + 1)} \quad (3)$$

最大化式(4),即为线性 MNF 变换。

$$\frac{1}{F_S} = \frac{x^T C x}{x^T C_N x} = \frac{x^T I^T I x}{x^T I_N^T I_N x} \quad (4)$$

式中,  $I$  为  $n \times r$  矩阵;  $I_N$  是  $d_N(l)$  的类似定义矩阵。

为使得特征空间的维数对计算不构成直接影响,在设计核函数时需采用对偶表示的形式,这样便不再是显式地表达特征向量而是将数据隐式地表达为特征空间。令  $x = I^T a$ ,则式(4)可重新表示为:

$$\frac{1}{F_S} = \frac{a^T I I^T I_N^T I_N I^T a}{a^T I_N^T I_N I^T a} \quad (5)$$

式中,  $I I^T$  矩阵的元素为  $I$  的行向量。令  $U$  表示  $I$  的 Hilbert 空间映射,  $U_N$  表示  $I_N$  的 Hilbert 空间映射( $U_N$  为一个  $n \times p$  矩阵,其中  $p \geq r$ ),则有核矩阵  $K = U U^T$ ,非对称矩阵  $K_N = U U_N^T$ 。  $K_N$  元素为  $k(I_i, I_{Nj})$ ,  $i, j = 1, \dots, n$ 。核矩阵  $K$  和  $K_N$  列平均值为零,则核空间 MNF 变换数学模型为:

$$K_{\text{MNF}} = \frac{a^T U U^T U U^T a}{a^T U U_N^T U_N U^T a} = \frac{a^T K a}{a^T K_N K_N^T a} \quad (6)$$

相应地,核空间 MNF 的求解是通过  $\max(K_{\text{MNF}})$  来实现的。核最小分离变换的优点主要在于 HSI 的维数对核矩阵无影响,在计算的时候,只需要在原空间中计算核函数,无需知道非线性映射函数的形式以及非线性变换的结果。

## 1.2 小波核函数

构建核函数主要是为了将 HSI 的观测数据从一个低维空间投影到另一个高维空间。在这个过程中,某些 HSI 数据在低维空间中线性不可分的部分,投影到高维空间中则会变成线性近似可分。构建的核函数在通过这种维度投影后一般不能产生一组在该空间上的完备基底,这种基底的不完备性会导致分类器无法在该空间上对任意分

类面进行逼近,也不能对任意的分类曲线进行逼近<sup>[10]</sup>。因此,必须寻找一种新的核函数,使其在新的空间上能够生成一组完备的基底。小波核函数恰恰可以提供这样一种近似的正交基,且小波变换具有多分辨率的特点,可任意地从粗到细的过程逐步观察 HSI 数据,提高非线性映射的能力<sup>[10-11]</sup>。因此,本文将小波核作为核最小分离变换的核矩阵,构建 WKMNF 变换。

假设  $h(x)$  为一个小波函数,参数  $\alpha$  表示伸缩,  $\beta$  表示平移。若存在  $x, x' \in R^N$ ,则有小波核函数的点积形式记为:

$$K(x, x') = \prod_{i=1}^N h\left(\frac{x_i - \beta_i}{\alpha}\right) h\left(\frac{x'_i - \beta'_i}{\alpha}\right) \quad (7)$$

满足平移不变条件下内积定理表达式为:

$$K(x, x') = \prod_{i=1}^N h\left(\frac{x_i - x'_i}{\alpha}\right) \quad (8)$$

本文选取 Morlet 函数作为小波变换母函数,根据小波函数平移不变理论构造如下函数:

$$h(x) = \cos(1.75x) e^{(-x^2/2)} \quad (9)$$

由式(7)~(9)可得到一个满足 Mercer 核函数要求的小波核函数:

$$K(x, x') = \prod_{i=1}^N \left( \cos(1.75 \frac{(x_i - x'_i)}{\alpha}) e^{(-\frac{\|x_i - x'_i\|^2}{2\alpha^2})} \right) \quad (10)$$

本文将式(10)应用于 HSI 核最小噪声分离变换,构建了基于小波核的最小噪声分离变换 WKMNF。

## 1.3 基于 WKMNF 的高光谱影像 SVM 分类

SVM 是一种基于统计学习理论的算法。它采用结构风险最小化准则,在最小化样本误差的同时能够缩小模型泛化误差的上界,提高模型的泛化能力。SVM 的基本数学模型为<sup>[14]</sup>:

$$\min_{w, b} \Psi(w, b) = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (11)$$

约束条件为:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1, \dots, n \quad (12)$$

## 2 实验及结果分析

### 2.1 HYDICE 数据实验

实验数据采用超光谱数字图象收集实验仪器 (HYDICE) 系统在 Washington DC Mall 上空拍摄的 HSI。数据大小为  $1280 \times 307$  像素,包含波长范围在  $400 \sim 2400$  nm 的 220 个连续波段,去除被水汽影响的波长在  $900 \sim 1400$  nm 范围内的波段,剩余 191 个波段用于分析。HYDICE 高光

谱图像波段 60、27 和 17 的伪彩色图如图 1 所示。该 HSI 数据包含屋顶、街道、小路、草地、树木、水体以及阴影共 7 类地物。实验训练数据与测试数据的选取如表 1 所示。



图 1 HYDICE 系统拍摄的伪彩色图

Fig. 1 False Color Images of HYDICE

实验将本文提出的 WKMF+SVM 方法分别与普通的 SVM、PCA+SVM、MNF+SVM、KPCA(高斯核)+SVM 方法做比较。结果采用

表 1 实验数据选取信息

Tab. 1 Selected Information on Experiment Data Set

HYDICE 数据(Washington DC Mall)			
类别		样本	
类号	类名	训练	测试
1	屋顶	400	3 434
2	街道	168	248
3	小路	36	139
4	草地	814	1 114
5	树木	80	325
6	水体	224	1 000
7	阴影	11	86

总体分类精度(overall accuracy, OA)和 Kappa 系数作为评价标准,重复 10 次实验,取统计平均作为最终实验结果,如表 2 所示,图 2 为分类结果图。

表 2 HYDICE 数据(Washington DC Mall)分类实验结果对比

Tab. 2 Experiment Result on HYDICE Data Set (Washington DC Mall)

类别	类名	分类精度				
		SVM	PCA+SVM	MNF+SVM	KPCA+SVM	WKMF+SVM
1	屋顶	62.1%	64.8%	66.4%	70.7%	77.4%
2	街道	98%	100%	94.8%	98.4%	97.6%
3	小路	100%	100%	100%	100%	100%
4	草地	97.2%	98.1%	97.7%	100%	99.8%
5	树木	98.8%	98.8%	98.8%	95.4%	96.8%
6	水体	99.9%	99.9%	99.9%	99.8%	99.8%
7	阴影	82.6%	79.1%	84.9%	89.5%	89.5%
总体分类精度(OA)		78.6%	80.7%	81%	84.1%	87.5%
Kappa 系数		0.717	0.744	0.745	0.787	0.823

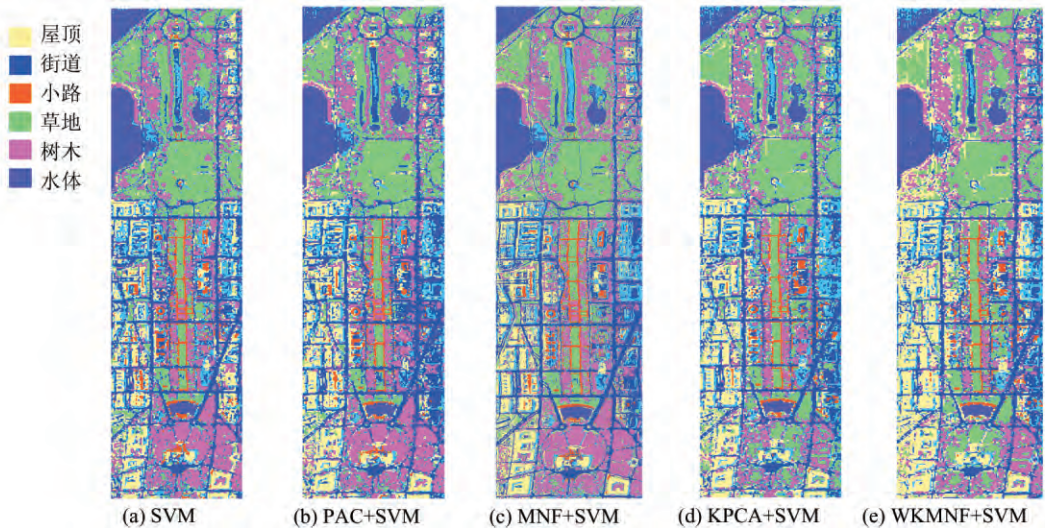


图 2 不同方法得到的分类结果图 (HYDICE)

Fig. 2 Classification Result Image with Different Methods (HYDICE)

在 SVM 进行分类实验前,采用特征提取算法,特征维数取前 15 个特征分量作为输入,其能量占总量的比重超过 96%。可以看出,采用本文提出的 WKMF 方法处理后的高光谱图像数据在分类精度上较对比算法有了明显的提升,与高

斯核 KPCA 算法相比,提升幅度超过 3%,可较明显地区分地物。

2.2 AVIRIS 数据实验

为验证算法在不同数据集下的性能,本文选用美国机载可见光/红外成像光谱仪 (airborne

visible infra-red imaging spectrometer, AVIRIS) 扫描仪 1992 年 6 月 12 日在 Indiana 遥感实验区所获得的 220 波段高光谱数据进行实验,涵盖波长范围 0.4~2.5  $\mu\text{m}$ ,包含可见光与近红外区域。图像尺寸为 145×145 像素,图像位数 16 bit。该测试数据集包含 16 个类别:苜蓿地,玉米已耕地,玉米略耕地,玉米未耕地,牧草地,草树地,牧草已割地,干草地,燕麦地,大豆已耕地,大豆略耕地,大豆未耕地,小麦地,林地,建筑物、牧草和汽车的混合地带,塔楼。测试数据集的伪彩色图(30、60、140 波段)如图 3 所示。实验中每类地物的训练

样本数与测试样本数如表 3 所示。

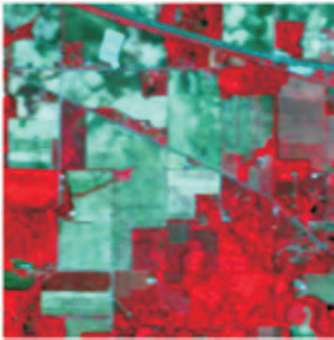


图 3 AVIRIS 拍摄的伪彩色图  
Fig. 3 False Color Images of AVIRIS

表 3 实验中每类地物的训练样本数与测试样本数  
Tab. 3 Training Sample Data and Testing Sample Data in Experiment

类号	地物类型	训练样本数	测试样本数	类号	地物类型	训练样本数	测试样本数
1	苜蓿地	27	27	9	燕麦地	10	10
2	玉米未耕地	100	1 334	10	大豆未耕地	100	2 368
3	玉米略耕地	84	750	11	大豆略耕地	97	871
4	玉米已耕地	117	117	12	大豆已耕地	62	552
5	牧草地	50	447	13	小麦地	38	342
6	草树地	75	672	14	林地	106	106
7	牧草已割地	13	13	15	牧草和汽车的混合地带	100	1 194
8	干草地	49	440	16	塔楼	48	47

在 AVIRIS 数据集上的分类实验是将 WKMNF+SVM 方法分别与 SVM、PCA+SVM、MNF+SVM、KPCA(高斯核)+SVM 方法做比较。结果采用总体分类精度和 Kappa 系数作为评价标准,重复 10 次实验,取统计平均作为最终实验结果,如

表 4 所示,图 4 为实验所取得的分类图。其余实验条件与 § 2.1 表述相同。可以看出,采用本文提出的 WKMNF 方法处理后的 AVIRIS 数据在分类精度上较对比算法有了明显的提升,较 KPCA 算法提升幅度超过 6%,可较明显地区分地物。

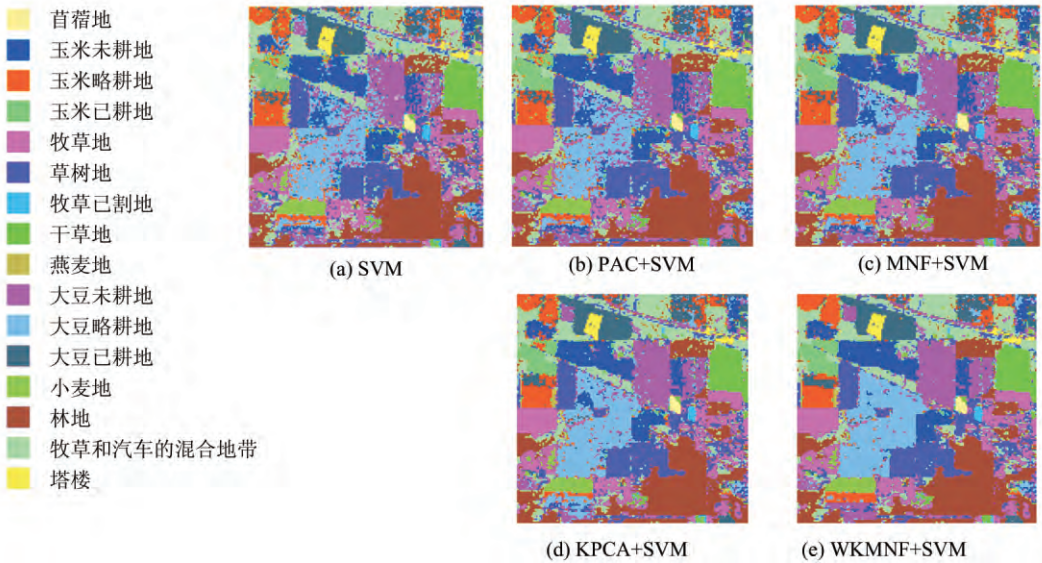


图 4 不同方法得到的分类结果图 (AVIRIS)  
Fig. 4 Classification Result Image with Different Methods (HYDICE)

从 § 2.1 与 § 2.2 的实验中可以看出,无论是在 HYDICE 数据集还是在 AVIRIS 数据集上进行的分类实验,本文提出的 WKMNF+SVM 的

方法都能获得良好的分类精度。这主要是由于 WKMNF 方法充分利用了高光谱影像数据中的非线性特点,实验结果要好于采用线性方法或高



斯核函数的非线性方法。

### 3 结 语

面对高光谱遥感影像的特点和现有数据预处理方法的不足,本文提出了一种采用小波核最小噪声分离变换(WKMNF)结合 SVM 的分类方法对 HIS 进行分类。在 HYDICE 数据集以及 AVIRIS 数据集上的实验表明,WKMNF 算法对数据与预处理和特征提取的能力强于对照实验中的算法,将最终处理后的数据应用于支持向量机的高光谱影像分类中,分类精度可提高 3%~9%,证明了本文算法的有效性。

### 参 考 文 献

- [1] Wang Yiting, Huang Shiqi, Liu Daizhi, et al. Research Advance on Band Selection-Based Dimension Reduction of Hyperspectral Remote Sensing Images [J]. *Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering*, 2012(1): 1-4
- [2] Dopido I, Villa A, Plaza A, et al. A Quantitative and Comparative Assessment of Unmixing-Based Feature Extraction Techniques for Hyperspectral Image Classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(2): 421-435
- [3] Goetz A F H. Three Decades of Hyperspectral Remote Sensing of the Earth: A Personal View [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(1): 5-16
- [4] Plaza A. Recent Advances in Techniques for Hyperspectral Image Processing [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(1): 110-122
- [5] Bioucas-Dias J M, Plaza A, Camps-Valls G, et al. Hyperspectral Remote Sensing Data Analysis and Future Challenges [J]. *Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2013(2): 6-36
- [6] Hosseini S A, Ghassemian H. A New Fast Algorithm for Multiclass Hyperspectral Image Classification with SVM [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(23): 8 657-8 683
- [7] Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson J A. A Spatial spectral Kernel Based Approach for the Classification of Remote sensing Images[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45: 381-392
- [8] Chen Yi, Nasser M, Trac D T. Hyperspectral Image Classification via Kernel Sparse Representation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1): 217-231
- [9] Lin Na, Yang Wunian, Wang Bin. Hyperspectral Image Feature Extraction via Kernel Minimum Noise Fraction Transform [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(8): 988-992(林娜,杨武年,王斌. 高光谱遥感影像核最小噪声分离变换特征提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(8): 988-992)
- [10] Zhao Chunhui, Zhang Yi, Wang Yulei. Relevant Vector Machine Classification of Hyperspectral Image Based on Wavelet Kernel Principal Component Analysis [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(8): 1 905-1 910(赵春晖,张焱,王玉磊. 基于小波核主成分分析的相关向量机高光谱图像分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(8): 1 905-1 910)
- [11] Wu Fangfang, Zhao Yinliang. Novel Reduced Support Vector Machine on Morlet Wavelet Kernel Function [J]. *Control and Decision*, 2006, 21(8): 848-856(武方方,赵银亮. 一种基于 Morlet 小波核的约简支持向量机[J]. 控制与决策, 2006, 21(8): 848-856)
- [12] Wan Jiaqiang, Wang Yue, Liu Yu. Improvement of KPCA on Feature Extraction of Classification Data [J]. *Computer Engineering and Design*, 2010, 31(18): 4 085-4 088(万家强,王越,刘羽. 改进 KPCA 对分类数据的特征提取[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(18): 4 085-4 088)
- [13] Yang Guopeng, Yu Xuchu, Zhou Xin, et al. Hyperspectral Image Feature Extraction Based on Generalized Discriminant Analysis [J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2008, 34(8): 59-63(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)
- [14] Chen J, Wang C, Wang R. Using Stacked Generalization to Combine SVMs in Magnitude and Shape Feature Spaces for Classification of Hyperspectral Date [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(7): 2 193-2 205

(下转第 664 页)

number threshold of a sub-block. Secondly, the initial small cube is created using the minimum distance from the point to the sub-block boundary, and the size of the small cube is changed dynamically based on a threshold; that is, the amount of points in a small cube to narrow down the search extent of  $k$ -neighbors. Thirdly, the expansion direction is determined by the outer normal vector of the corresponding side, which is the side nearest to a unsuccessful searching point. The maximal distance from the unsuccessful searching point to the side is taken as a step to expand the sub-block quantitatively. Experimental results show that the proposed method is not only stable, but also is more automatic with better performance.

**Key words:** dynamic grid;  $k$ -nearest neighbors; surface reconstruction; point cloud; search step

**First author:** YANG Jun, PhD, professor, specializes in shape correspondence and segmentation of 3D geometric models. E-mail: yangj@mail.lzjtu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China, No. 61462059; China Postdoctoral Science Foundation Funded Project, No. 2013M542396; the Technology Foundation for Selected Overseas Chinese Scholar, Ministry of Human Resources and Social Security, No. 2013277; the Fundamental Research Funds of Department of Finance of Gansu Province, No. 214142.

(上接第 628 页)

## SVM Classification of Hyperspectral Image Based on Wavelet Kernel Minimum Noise Fraction

BAI Lin<sup>1</sup> LIU Panzhi<sup>1</sup> HUI Meng<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China

**Abstract:** Linear features extraction methods for hyperspectral imaging reduce feature class separability. Aiming to solve these problems, this paper introduces a novel kernel method based on minimum noise fraction transformation. This method focuses on the kernel function in the minimum noise fraction transformation and replacing the traditional kernel function with a wavelet kernel function. This new method improves the nonlinear mapping capability of kernel minimum noise fraction transformation by exploiting the features of multi-resolution analysis. Classification experiments on hyperspectral image data combined the novel kernel minimum noise fraction transformation and support vector machine; simulation results show that the wavelet kernel minimum noise fraction transformation method is suitable for the nonlinear characteristics of hyperspectral images. The proposed method was applied to HYDICE and AVIRIS data, and compared with other algorithms. Classification accuracy increased 3%–9%.

**Key words:** hyperspectral; hyperspectral classification; kernel method; minimum noise fraction

**First author:** BAI Lin, PhD, associate professor, specializes in the remote sensing image processing and information acquisition. E-mail: bai1981@sina.com

**Corresponding author:** HUI Meng, PhD, associate professor. E-mail: HUI Meng@chd.edu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China, No. 51407012; the Special Fund for Basic Scientific Research of Central Colleges, Chang'an University, Nos. 310832163402, 310832161001.