

文章编号:1671-8860(2013)08-0988-05

文献标志码:A

# 高光谱遥感影像核最小噪声分离变换特征提取

林 娜<sup>1,2</sup> 杨武年<sup>2</sup> 王 斌<sup>3</sup>

(1 重庆交通大学土木建筑学院,重庆市学府大道 66 号,400074)

(2 成都理工大学地学空间信息技术国土资源部重点实验室,成都市东三路 1 号,610059)

(3 重庆市地理信息中心,重庆市星光大道 62 号,401121)

**摘要:**针对高光谱遥感影像线性特征提取方法易导致信息丢失和失真的特点,在最小噪声分离(MNF)变换的基础上,引入核方法,提出核最小噪声分离(KMNF)变换高光谱影像非线性特征提取方法。Cuprite 矿区 AVIRIS 数据实验结果表明,样本个数对 KMNF 特征提取的结果影响很小,较少的样本即可达到较多样本时特征提取的效果;KMNF 特征提取体现了高光谱影像的非线性特征,KMNF 特征提取后的影像可获得优于 MNF 特征提取的端元提取效果。

**关键词:**高光谱遥感;特征提取;核最小噪声分离变换;核方法

**中图法分类号:**P237.4; TP753

高光谱遥感是 20 世纪 80 年代兴起的新型对地观测技术,高光谱遥感影像的突出特点是高维非线性<sup>[1]</sup>。高光谱影像特征提取将处于高维空间的样本通过映射或变换的方式转换到低维空间,达到降维及减少数据冗余度的目的,可分为线性特征提取和非线性特征提取两大类。线性特征提取方法常见的有主成分分析(principal component analysis, PCA)<sup>[2-3]</sup>、最小噪声分离(minimum noise fraction, MNF)变换等。高光谱遥感影像具有非线性的特点,线性特征提取方法易导致信息丢失和失真。很多学者积极发展非线性的特征提取方法,如基于遗传算法<sup>[5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>、流形学习<sup>[7]</sup>等的特征提取方法。自从上世纪 90 年代中期核方法在支持向量机(SVM)中得到成功应用以后,很多学者提出了基于核方法的非线性特征提取方法<sup>[8-10]</sup>,如核主成分分析<sup>[11-14]</sup>、核 Fisher 判别分析<sup>[15]</sup>等。

本文在线性最小噪声分离(MNF)变换特征提取的基础上,引入核方法,提出了核最小噪声分离(kernel minimum noise fraction, KMNF)变换非线性特征提取方法,并利用 KMNF 对高光谱影像进行特征提取。

## 1 KMNF

KMNF 通过核函数将样本变换为核函数矩阵,映射到高维特征空间,在特征空间中进行线性 MNF,实现原始空间中的非线性 KMNF 算法<sup>[16-17]</sup>。利用 KMNF 进行高光谱影像特征提取后,第 1 特征分量表示信号最大、噪声比例最小的成分,第 2 特征分量在剩余分量中信号最大、噪声比例最小且与第 1 特征分量正交,依次类推,可得到其他特征分量。它不仅使得高光谱影像各个波段间的信号正交化,而且使噪声也正交化了,其原理如图 1 所示。

本文以高光谱遥感影像为例,分析线性 MNF 变换及核方法的原理,将 MNF 变换到对偶模式,在对偶模式 MNF 的基础上引入核方法实现 KMNF 算法。

### 1.1 线性 MNF 算法的基本原理

把高光谱遥感影像看成是  $n$  个像素  $p$  个光谱波段的观测数据集,组成  $n$  行  $p$  列的矩阵  $X$ ,某一列是一个变量的所有观测值,某一行是所有的变量  $p$  对应的某一个特定观测值组成的向量。

收稿日期:2013-05-06。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41071265);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20105122110006);重庆市自然科学基金资助项目(cstc2012jjA40055);国土资源部地学空间信息技术重点实验室开放基金资助项目(KLGSIT2013-03)。

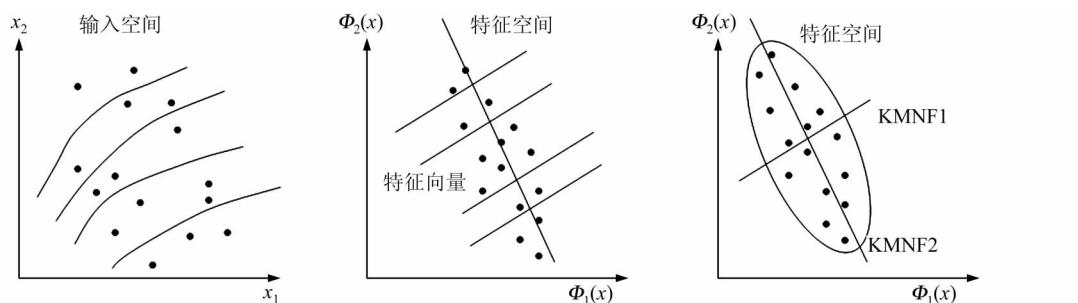


图 1 KMNF 原理示意图

Fig. 1 Principal of KMNF

最小化原始变量  $x(r)$  的线性组合  $a^T x(r)$  的噪声分数 ( $F$ ) 或者是最大化信噪比 (SNR)<sup>[4]</sup>。 $x(r)$  表示为信号部分  $x_s(r)$  和噪声部分  $x_n(r)$  的和:

$$x(r) = x_s(r) + x_n(r) \quad (1)$$

这两部分是不相关的。因此,  $x$  的方差-协方差矩阵  $S$  是信号分量和噪声分量的和

$$S = S_s + S_n \quad (2)$$

$S_s$  和  $S_n$  与位置无关。

噪声分数  $F$  定义为噪声方差和总变量方差的比值, 故对于  $x(r)$  的线性组合  $a^T x(r)$ , 得

$$F = \frac{a^T S_n a}{a^T S a} \quad (3)$$

类似地, 信噪比 SNR 定义为信号方差和噪声方差的比值, 即:

$$\text{SNR} = \frac{a^T S_s a}{a^T S_n a} \quad (4)$$

它们之间存在关系  $F=1/(\text{SNR}+1)$  或  $\text{SNR}=1/F-1$ , 即为了得到最大的 SNR 而最小化  $F$ 。

在线性 MNF 中, 最大化下式:

$$\frac{1}{F} = \frac{a^T S a}{a^T S_n a} = \frac{a^T X^T X a}{a^T X_N^T X_N a} \quad (5)$$

其中,  $X$  是  $n \times p$  的矩阵;  $X_N$  是  $x_n(r)$  的类似定义的矩阵。为了便于运算, 对矩阵进行处理, 使矩阵的列向量的和为零。

## 1.2 核方法

当输入空间数据线性不可分时, 可通过非线性核映射将其变换到特征空间, 使其线性可分。核映射是通过核函数来实现的。如果存在某个 Hilbert 空间  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  和映射  $\varphi: X \rightarrow H$ , 使得  $k(x, x') = \langle \varphi(x), \varphi(x') \rangle$ , 则称  $H$  为特征空间,  $\varphi$  为特征映射, 二元函数  $k: X \times X \rightarrow R$  是核函数。

给定一个向量集合  $S = \{x_1, \dots, x_l\}$ , Gram 矩阵被定义为  $l \times l$  的矩阵  $G$ , 其元素为  $G_{ij} = \langle x_i, x_j \rangle$ 。如果利用核函数  $k$  来求特征映射为  $\Phi$  的特征空间中的内积, 则与之关联的 Gram 矩阵的

元素是  $G_{ij} = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle = k(x_i, x_j)$ , 这种情况下, 这个矩阵经常被称为核矩阵。

本文选择应用广泛的成熟健壮的径向基 (RBF) 核函数  $k(x_i, x_j) = \exp(-\frac{1}{2}(\|x_i - x_j\|/\sigma)^2)$ , 实现非线性映射。

## 1.3 对偶模式 MNF 及核矩阵构造

对偶表示的一个重要结果是特征空间的维数不再影响计算, 不再显式地表达特征向量, 将数据隐式表达为特征空间, 从而略过了本来需要计算的特征映射问题。KMNF 是基于对偶模式 MNF 的, 用  $X^T b$  代替  $a$  则得到对偶模式 MNF:

$$\frac{1}{F} = \frac{b^T X X^T X X^T b}{b^T X X_N^T X_N X^T b} \quad (6)$$

$XX^T$  矩阵的元素是  $X$  的行。

KMNF 模型为:

$$\frac{1}{F} = \frac{b^T \Phi \Phi^T \Phi \Phi^T b}{b^T \Phi \Phi^T \Phi_N \Phi^T b} = \frac{b^T K^2 b}{b^T K_N K_N^T b} \quad (7)$$

其中,  $\Phi_N$  表示  $X_N$  的映射, 是  $n \times q$  ( $q \geq p$ ) 的矩阵。非对称的矩阵  $K_N = \Phi \Phi^T$  的元素是  $k(x_i, x_{Nj}), i, j = 1, \dots, n$ 。 $K$  和  $K_N$  核矩阵列的平均值为零。

## 1.4 KMNF 模型求解

KMNF 模型的求解是通过最大化式(7)式来实现的, 可通过对称的  $K_N K_N^T$  作为矩阵平方根的值

$$K^2 b = \lambda K_N K_N^T b = \lambda (K_N K_N^T)^{1/2} (K_N K_N^T)^{1/2} b \quad (8)$$

问题可以重新写为:

$$(K_N K_N^T)^{-1/2} K^2 (K_N K_N^T)^{-1/2} [(K_N K_N^T)^{1/2} b] = \lambda [(K_N K_N^T)^{1/2} b] \quad (9)$$

这是一个对称的一般特征值问题。

在求解的过程中有如下具体问题:  $K$  和  $K_N$  是  $n \times n$  的核矩阵,  $n$  是像素个数, 其值在高光谱遥感影像分析中可能极其大。在这种情况下, 可对图像取子样, 只在这些子样上进行核特征值分

析,这些子样即是样本。为了获得整个图像的变换后影像,将全部像素通过  $\varphi$  投影到原始特征向量上。将  $x$  投影到原始特征向量  $a_i$ ,则得:

$$\begin{aligned}\varphi(x)^T a_i &= \varphi(x)^T \Phi^T b_i = \\ &[k(x, x_1), k(x, x_2), \dots, k(x, x_n)] b_i\end{aligned}\quad (10)$$

由此可以看出利用 KMNF 进行高光谱影像特征提取的一些特点:①高光谱影像的维数对核矩阵无影响,它主要是由样本决定的,因此,KMNF 方法可以有效处理高维的高光谱影像。②无需知道非线性变换  $\varphi$  的具体形式和参数。输入空间到特征空间的映射是通过核函数及其参数来实现的,它们会影响特征空间的性质及特征提取的效果。

## 2 实验与分析

### 2.1 实验数据

实验选择的是机载可见/红外成像光谱仪(AVIRIS)1997-06-19 在美国内华达州 Cuprite 矿区的成像数据,该地区矿物类型主要有明矾石、高岭石、方解石、云母、玉髓、水铵长石等<sup>[18]</sup>。AVIRIS 数据覆盖全反射光谱区域(0.4~2.5 μm),共 224 个波段,平均光谱分辨率 10 nm,地面分辨率约为 20 m。在 1997 年获取的高光谱遥感图像数据中截取了 548 像元 × 511 像元子区,图 2 是研究区的高光谱图像立方体。实验之前先对其进行大气校正,选用短波红外的 50 个连续波段,即 波段 172 (1.990 8 μm) ~ 波段 221 (2.479 0 μm) 进行实验。

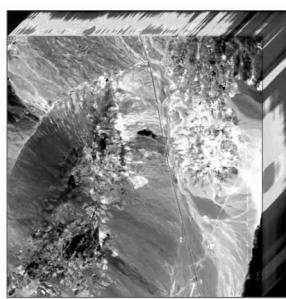


图 2 研究区高光谱图像立方体

Fig. 2 Hyperspectral Image Cube of Study Area

### 2.2 实验方法

实验主要包括以下几步:①收集研究区的基础资料,包括 AVIRIS 高光谱数据和矿物蚀变分布图等资料。②对 AVIRIS 数据进行大气校正,消除成像过程中的大气影响。③利用 KMNF 对 AVIRIS 数据进行特征提取,按照信噪比排列特征分量,为了有所比较,也进行了传统的 MNF 特

征提取。④利用纯净像元指数(PPI)、N 维可视化器提取端元并识别。⑤分析样本个数对 KMNF 特征提取的影响,对比 MNF、KMNF 特征提取效果。

### 2.3 样本个数对 KMNF 特征提取的影响

对 KMNF 选择 RBF 核函数  $k(x_i, x_j) = \exp(-\frac{1}{2}(\|x_i - x_j\|/\sigma)^2)$  进行计算,其中,主要涉及到两个参数,即  $\sigma$  和样本数。本小节主要讨论用于核函数矩阵计算的样本数对 KMNF 特征提取的影响。选取 4 组不同数目的随机样本,样本个数分别为 1 000、500、100、10。不同个数的样本 KMNF 变换后第 1 特征分量图如图 3 所示。直观上看,这几幅图并没有明显的区别,其中样本个数为 1 000 的 KMNF1 特征分量与样本个数为 500、100、10 的 KMNF1 特征分量的相关系数分别为 0.999 0、0.997 9、0.999 6,进一步说明 4 组不同个数的样本得到的 KMNF1 特征分量基本上是相似的。同样分析 4 组不同样本数量下 KMNF 变换后特征分量 2 和 3, KMNF2 特征分量的相关系数分别为 0.997 6、0.989 3、0.988 9; KMNF3 特征分量的相关系数分别为 0.998 5、0.996 1、0.983 4。这些相关系数都非常接近 1,说明不同个数的样本得到的 KMNF 各特征分量非常相似,即样本数量对 KMNF 变换的结果影响很小,较少的样本即可达到较多样本时特征提取的效果,这就是核方法的优势,它可以解决小样本的模式识别问题,在小样本下即可达到良好的效果。

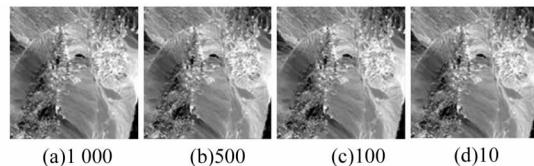


图 3 不同个数样本的 KMNF1 特征分量

Fig. 3 KMNF1 of Different Number Samples

### 2.4 MNF 与 KMNF 特征提取效果对比

分别对高光谱图像作 MNF 和 KMNF 变换,其特征值曲线见图 4,变换后前 10 个特征分量累计信息量见表 1。从图 4 和表 1 可以看出,MNF 变换和 KMNF 变换前 10 个特征分量的特征值较大,集中了图像的有用信息,累计信息量分别达到 93.79%、92.16%,10 个特征分量之后曲线基本趋于平稳,图像的信息量趋近于 0。KMNF 变换特征值曲线下降的速率较 MNF 慢,特征值分布较 MNF 均匀,这是高光谱图像非线性的表现。

KMNF 虽然前几个波段累计信息量较少,但是总体的降维效率与 MNF 变换相当。

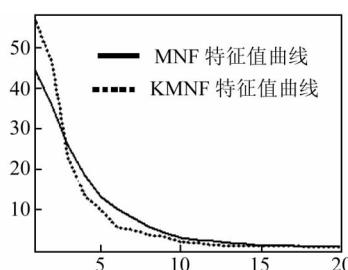


图 4 MNF、KMNF 变换特征值曲线

Fig. 4 Eigenvalue of MNF and KMNF

表 1 MNF、KMNF 前 10 个特征分量累计信息量

Tab. 1 Fraction of the First 10 MNF and KMNF

Bands Information

特征分量	MNF 特征值	MNF 累计信息量/%	KMNF 特征值	KMNF 累计信息量/%
1	56.53	31.25	44.21	24.09
2	46.42	50.69	35.79	43.60
3	22.96	69.59	25.77	57.60
4	13.57	77.10	18.43	67.68
5	9.95	82.59	13.16	74.88
6	5.90	85.86	10.31	80.49
7	5.12	88.69	8.11	84.90
8	3.86	90.82	5.88	88.12
9	3.27	92.63	4.44	90.52
10	2.10	93.79	3.01	92.16

分别在 MNF 和 KMNF 特征提取后的前 10 个特征分量上利用像元纯净指数(PPI)计算及 N 维可视化器提取矿物端元<sup>[19]</sup>,并以 USGS 波谱库作为矿物的标准波谱进行端元识别,采用波谱特征拟合(spectral feature fitting, SFF)方法将提取的未知端元波谱曲线同 USGS 波谱库中的波谱曲线进行匹配,并根据波谱库中的波谱对未知端元波谱进行评分,得到输入波谱库要素的重排序表,其值在 0~1 之间,越接近 1 表明两者越相似。限于篇幅仅列出 KMNF 提取后的方解石端元识别 SFF 分析图(见图 5)。从图 5 中可见,未知端元波谱与方解石的匹配度为 0.926,且其波峰、波谷位置与 USGS 波谱库中明矾石的波谱曲线也很吻合,故将该端元波谱被识别为方解石波谱曲线。

表 2 汇总了 MNF、KMNF 特征提取后影像上方解石、明矾石、高岭石等的端元波谱识别结果。从表 2 中可以看出,以 KMNF 特征提取后的影像进行端元波谱提取与识别,其端元波谱与 USGS 波谱库中矿物的波谱曲线相似性更大,表明 KMNF 特征提取的效果要优于 MNF 特征提取的效果。

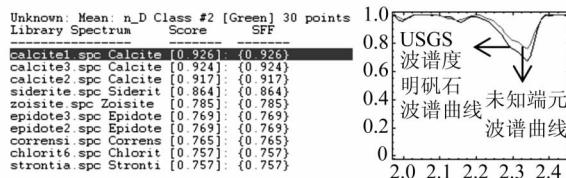


图 5 未知端元波谱与 USGS 波谱库 SFF 分析图

Fig. 5 Unknown Endmember Spectrum and USGS Spectral Library SFF

表 2 MNF、KMNF 特征提取后影像端元波谱识别结果

Tab. 2 Endmenmber Spectral Analyst After MNF and KMNF

波谱库	方解石	明矾石	高岭石	云母	玉髓	蒙脱石	水长石
MNF 得分	0.91	0.82	0.82	0.90	0.89	0.87	0.80
KMNF 得分	0.93	0.85	0.87	0.92	0.91	0.92	0.82

### 3 结语

本文提出了一种核最小噪声分离变换特征提取方法,并以 AVIRIS 高光谱遥感影像为例进行了 KMNF 特征提取实验。由于引入了核方法,样本数量对 KMNF 变换结果的影响很小,较少的样本即可达到较多样本时特征提取的效果。KMNF 特征提取相对 MNF 特征提取更能反映图像的细节信息,可获得较好的端元提取效果。

### 参 考 文 献

- [1] 童庆禧,张兵,郑兰芬.高光谱遥感:原理、技术与应用[M].北京:高等教育出版社,2006,169-170
- [2] 杨飞,张柏,刘志明,等.玉米冠层 FPAR 的高光谱遥感估算研究:基于 PCA 方法及近、短波红外波段[J].国土资源遥感,2008(4):9-13
- [3] 贺卓,林辉,杨敏华.ICA 与 PCA 在高光谱数据降维分类中的对比研究[J].中南林业科技大学学报,2011,31(11):18-22
- [4] Green A A, Berman M, Switzer P A. Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1988, 26(1):65-74
- [5] 王微蓉,李卫军,刘扬阳,等.基于遗传算法与线性鉴别的近红外光谱玉米品种鉴别研究[J].光谱学与光谱分析,2011,31(3):669-671
- [6] 包刚,覃志豪,周义,等.基于高光谱数据和 RBF 神经网络方法的草地叶面积指数反演[J].国土资源遥感,2012(2):7-11
- [7] 杜培军,王小美,谭琨,等.利用流形学习进行高光谱遥感影像的降维与特征提取[J].武汉大学学报

- 信息科学版,2011,36(2):148-152
- [8] 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
- [9] 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
- [10] 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
- [11] 张友静,黄浩,马雪梅. 基于 KPCA 和 SAM 的城市植被遥感分类研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006,22(3):35-38
- [12] 李庆震,祝小平. 基于核 PCA 的智能图像分析算法 [J]. 弹箭与制导学报,2007,27(5):189-193
- [13] 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):41-45
- [14] 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
- [15] 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
- [16] Nielsen A A. Kernel Maximum Autocorrelation Factor and Minimum Noise Fraction Transformations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011,20(3): 612-624
- [17] 林娜. 高光谱遥感岩矿特征提取与分类方法研究 [D]. 成都:成都理工大学,2011
- [18] 黄远程,李平湘,张良培. 基于交互最小二乘优化的高光谱影像端元光谱分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2010,35(10):1 217-1 231
- [19] 林娜,杨武年,刘汉湖. 基于高光谱遥感的岩矿端元识别及信息提取研究[J]. 遥感信息,2011,(5): 114-118

第一作者简介:林娜,博士,讲师,主要研究方向为高光谱遥感。  
E-mail:linnawb@126.com

## Hyperspectral Image Feature Extraction via Kernel Minimum Noise Fraction Transform

LIN Na<sup>1,2</sup> YANG Wunian<sup>2</sup> WANG Bin<sup>3</sup>

(1 School of Civil Engineering & Architecture, Chongqing Jiaotong University,  
66 Xuefu Road, Chongqing 400074, China)

(2 Key Laboratory of Geoscience Spatial Information Technology, Ministry of Land and Resources,  
Chengdu University of Technology, 1 Dongsan Road, Chengdu 610059, China)  
(3 Chongqing Geomatics Center , 62 Xinguang Road, Chongqing 401121,China)

**Abstract:** Hyperspectral image linear feature extraction methods often cause information loss and distortion. In view of this, a new kernel minimum noise fraction(KMNF) transform hyperspectral image nonlinear feature extraction method is proposed that introduces a kernel method to minimum noise fraction(MNF) transform. Hyperspectral image KMNF feature extraction experiments were carried out. CUPRITE AVIRIS data experimental results show that sample number influences KMNF slightly, a small number of samples can get almost the same result as a large number of samples; KMNF feature extraction reflects the nonlinear characteristics of hyperspectral images, and endmember extraction effects based on KMNF images outweigh MNF images.

**Key words:** hyperspectral remote sensing; feature extraction; kernel minimum noise fraction transform; kernel method

About the first author: LIN Na, Ph.D, lecturer, majors in hyperspectral remote sensing.  
E-mail: linnawb@126.com