

# 基于数学形态学的高光谱图像组合核目标检测

赵辽英<sup>1</sup> 沈银河<sup>1</sup> 厉小润<sup>2\*</sup> 崔建涛<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 杭州电子科技大学计算机应用技术研究所, 浙江 杭州 310018)  
<sup>2</sup> 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

**摘要** 针对非线性混合的高光谱图像目标检测问题,在核信号空间正交投影法(KSSP)的基础上,提出了一种光谱和空间信息结合的组合核信号空间正交投影方法(CKSSP)。分别基于边缘序和像元距离为序尺度函数的导出序将灰度形态变换扩展到多值图像空间中的形态变换,利用多结构元素组合的扩展数学形态学方法提取高光谱图像的空间信息。根据核函数定义,结合光谱信息和空间信息构造出组合核函数并加以证明,通过组合核信号空间正交投影实现目标检测。该方法在充分利用光谱信息的同时,合理利用了空间信息。仿真数据实验结果表明 CKSSP 的均方根误差比 KSSP 小 0.03,真实高光谱图像数据实验和 ROC 曲线均表明 CKSSP 目标检测结果优于 KSSP。

**关键词** 遥感;高光谱图像处理;数学形态学;核信号空间正交投影;目标检测

**中图分类号** TP751.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201131.1228003

## Composite Kernel Target Detection Based on Mathematical Morphology for Hyperspectral Imagery

Zhao Liaoying<sup>1</sup> Shen Yinhe<sup>1</sup> Li Xiaorun<sup>2</sup> Cui Jiantao<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> Institute of Computer Application Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)  
<sup>2</sup> College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

**Abstract** In the base of kernel signature space orthogonal projection (KSSP), a composite kernel signature space orthogonal projection (CKSSP) technique, which combines spectral information with spatial information, is proposed for target detection in nonlinearly mixed hyperspectral imagery. The grey mathematical morphological transform is extended into multivariate mathematical morphological transform based on marginal ordering and reduced ordering, respectively. The pixel distance is used as ordering scale function to establish reduced ordering. Extended mathematical morphological method with multi-structure elements is used to extract spatial information of hyperspectral images. Combining the spectral and spatial information, the composite kernel function is constructed and improved according to kernel function definition. Target is detected by CKSSP. The proposed method not only sufficiently applies the spectral information, but also effectively takes into account the spatial information. Experimental results of simulated data demonstrate that root mean square error of CKSSP is 0.03 less than that of KSSP, Experimental results of real data and the receiver operating characteristic curves show that CKSSP approach slightly outperforms the KSSP method in target detection.

**Key words** remote sensing; hyperspectral image processing; mathematical morphology; kernel signature space orthogonal projection; target detection

**OCIS codes** 280.4788; 100.3008; 300.6320; 190.4223

## 1 引言

高光谱图像目标检测与识别技术是高光谱遥感

最为重要的应用方向。由于受遥感图像空间分辨率的限制以及地物的复杂多样性,某些感兴趣的目标

收稿日期: 2011-06-27; 收到修改稿日期: 2011-07-26

基金项目: 国家自然科学基金(61171152)和浙江省自然科学基金(Y1100196)资助课题。

作者简介: 赵辽英(1970—),女,博士,副教授,主要从事模式识别和遥感图像分析等方面的研究。

E-mail: zhaoly@hdu.edu.cn

\* 通信联系人。E-mail: lxr@zju.edu.cn

在图像中大多以混合像元的形式存在<sup>[1]</sup>,因此研究基于光谱混合的目标检测和识别技术具有重要意义。国内外学者对基于光谱混合的高光谱图像目标检测技术已做了大量的研究,提出了各种方法<sup>[2~6]</sup>,但这些方法大都只利用了光谱特征,并未考虑图像像元间的空间关系。如何充分有效利用高光谱遥感图像的空间结构信息是提高遥感图像目标检测和识别精度的关键。

文献[4]提出了基于组合核函数的上下文信息结合的 KOSP 方法,提高了分辨精度,但是空间信息的提取只是用了像元邻域的均值,没有考虑邻域的形状。数学形态学作为一种经典的非线性空间信息处理技术,能从复杂的信息中将有意义的形状分量提取出来<sup>[7,8]</sup>。

本文用扩展数学形态学方法提取图像的空间信息,根据核函数构造理论结合光谱信息和空间信息构造组合核,将组合核函数用于文献[9]中提出的核信号空间正交子空间投影算法(KSSP)。为了验证所提出算法的性能,给出了仿真数据实验和实际遥感数据实验,并进行了结果分析。

## 2 基于数学形态学的高光谱图像空间信息提取

### 2.1 多结构元素加权组合形态学运算

结构元素的尺度和结构形状都会影响形态学图像空间信息的提取<sup>[10]</sup>。为了更好地提取空间信息,设计一种多结构元素加权组合形态学算法。

设输入图像为  $f$ ,构造  $n$  个不同的结构元素  $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_n$ ,定义闭组合和开组合形态学运算分别为

$$h_i = f \cdot \mathbf{B}_i, \quad h = \sum_{i=1}^n \alpha_i h_i, \quad (1)$$

$$g_i = f \circ \mathbf{B}_i, \quad g = \sum_{i=1}^n \beta_i g_i, \quad (2)$$

式中  $\cdot$  和  $\circ$  分别表示闭运算和开运算,  $\alpha_i$  和  $\beta_i$  分别为权系数,且满足  $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$  和  $\sum_{i=1}^n \beta_i = 1$ 。

具体处理时,根据待处理图像中包含的结构选择多种不同的结构元素,根据不同结构区域所占面积大小估计权系数。

### 2.2 扩展到多/高光谱图像的数学形态学

在多/高光谱图像中,每个像元都是多维的,不能简单直观地比较它们的大小。因此,数学形态学不能直接用于多/高光谱图像中,需要进行扩展。分别用以下两类方法进行多值形态学扩展。

#### 2.2.1 基于边缘序的扩展数学形态学

为了与灰度图像区别,用  $\mathbf{F}$  表示多/高光谱图像中的像元。基于边缘序<sup>[11]</sup>扩展数学形态学算子为

$$P_{\text{EMP}}(\mathbf{F}, \mathbf{B}) = \{P_{\text{MP}}(F_i, \mathbf{B}_i)\}, i = 1, \dots, L \quad (3)$$

式中  $L$  表示波段数,  $P_{\text{MP}}$  表示某种灰度形态学算子。

#### 2.2.2 基于导出序的扩展数学形态学

基于导出序的扩展数学形态学方法的关键是序尺度函数<sup>[11]</sup>的定义。定义结构元素内各个像元累加距离

$$D[\mathbf{F}(x, y), \mathbf{B}] = \sum_s \sum_t d_{\text{dist}}[\mathbf{F}(x, y), \mathbf{F}(s, t)], \quad (s, t) \in \mathbf{D}_{\mathbf{B}} \quad (4)$$

为序尺度函数。这里的距离可以是欧氏距离(ED)、光谱角距离(SAD)和文献[8]提到的正交投影散度(OPD)距离。对应多/高光谱数据中膨胀和腐蚀操作定义为

$$\mathbf{F} \oplus \mathbf{B}(x, y) = \operatorname{argmax}_{(s, t) \in \mathbf{D}_{\mathbf{B}}} \{D[\mathbf{F}(x - s, y - t), \mathbf{B}]\}, \quad (5)$$

$$\mathbf{F} \ominus \mathbf{B}(x, y) = \operatorname{argmin}_{(s, t) \in \mathbf{D}_{\mathbf{B}}} \{D[\mathbf{F}(x + s, y + t), \mathbf{B}]\}. \quad (6)$$

## 3 核信号空间正交投影

设  $\mathbf{r}$  为  $L \times 1$  维的观测光谱向量,  $\mathbf{M}$  为  $L \times p$  维端元矩阵( $p$  为端元数),  $\boldsymbol{\alpha}$  为  $p \times 1$  维的端元丰度向量,  $\mathbf{n}$  为  $L \times 1$  维的附加噪声向量,则线性光谱混合模型(LSMM)可表示为<sup>[1]</sup>

$$\mathbf{r} = \mathbf{M}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n}. \quad (7)$$

信号空间正交投影(SSP)<sup>[2]</sup>认为所有像元均由感兴趣目标信号  $\mathbf{d}$  和背景端元  $\mathbf{U}$  两部分组成。不失一般性,设  $\mathbf{d} = \mathbf{m}_i, 1 \leq i \leq p$ ,则背景端元矢量空间  $\mathbf{U} = [\mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_{i-1}, \mathbf{m}_{i+1}, \dots, \mathbf{m}_p]$ 。因此,(7)式可以写为

$$\mathbf{r} = \mathbf{d}\alpha_i + \mathbf{U}\boldsymbol{\gamma} + \mathbf{n}, \quad (8)$$

式中  $\alpha_i$  为  $\mathbf{m}_i$  的丰度值,  $\boldsymbol{\gamma} = [\alpha_1, \dots, \alpha_{i-1}, \alpha_{i+1}, \dots, \alpha_p]^T$  为对应背景端元的丰度值。

如果通过非线性映射  $\phi$  将所有像元光谱数据映射到高维的特征空间中,并使所有像元在特征空间中的多次反射最小,则特征空间中的混合像元可以近似为线性混合。设  $\mathbf{M}_\phi$  是特征空间中的端元光谱矩阵,  $\boldsymbol{\alpha}$  是各端元对应的像元组份,  $\mathbf{n}_\phi$  为特征空间中的随机噪声,则特征空间中线性混合模型可表示为

$$\phi(\mathbf{r}) = \mathbf{M}_\phi\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n}_\phi. \quad (9)$$

对应于(8),(9)式可进一步表示为

$$\phi(\mathbf{r}) = \phi(\mathbf{d})\boldsymbol{\alpha}_i + \mathbf{U}_\phi\boldsymbol{\gamma} + \mathbf{n}_\phi, \quad (10)$$

式中  $\phi(\mathbf{d})$  为特征空间中感兴趣目标信号,  $\boldsymbol{\alpha}_i$  为其相应的组份;  $\mathbf{U}_\phi$  为特征空间中非感兴趣背景信号,  $\boldsymbol{\gamma}$  为其相应的组份。

特征空间中像元矢量  $\mathbf{r}$  经过归一化 SSP 投影<sup>[8]</sup>

$$D_{\text{SSP}}\phi(\mathbf{r}) = \frac{\phi(\mathbf{d})\mathbf{P}_{\mathbf{U}_\phi}^\dagger\mathbf{P}_{\mathbf{M}_\phi}\phi(\mathbf{r})}{\phi(\mathbf{d})^\top\mathbf{P}_{\mathbf{U}_\phi}\phi(\mathbf{d})}, \quad (11)$$

式中  $\mathbf{P}_{\mathbf{M}_\phi} = \mathbf{M}_\phi(\mathbf{M}_\phi^\top\mathbf{M}_\phi)^{-1}\mathbf{M}_\phi^\top$ ,  $\mathbf{P}_{\mathbf{U}_\phi}^\dagger = \mathbf{I}_\phi - \mathbf{U}_\phi\mathbf{U}_\phi^\dagger = \mathbf{I}_\phi - \mathbf{U}_\phi(\mathbf{U}_\phi^\top\mathbf{U}_\phi)^{-1}\mathbf{U}_\phi^\top$ ,  $\mathbf{I}_\phi$  是特征空间中的单位矩阵。

为了求解(11)式,先给出核函数<sup>[12]</sup>定义。对所有  $\mathbf{x}, \mathbf{z} \in \mathbf{X}, \mathbf{X} \subset \mathbf{R}^n$ , 若函数  $k$  满足

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \langle \phi(\mathbf{x}) \cdot \phi(\mathbf{z}) \rangle, \quad (12)$$

则称  $k$  为核函数。其中  $\phi$  是从输入空间  $\mathbf{X}$  到内积特征空间  $\mathbf{H}$  的映射,  $\langle \cdot \rangle$  表示内积。

根据核函数的定义, 向量  $\phi(\mathbf{d})^\top\mathbf{M}_\phi, \mathbf{M}_\phi^\top\phi(\mathbf{r}), \phi(\mathbf{d})^\top\mathbf{U}_\phi, \mathbf{U}_\phi^\top\phi(\mathbf{d})$  的每个元素都是一个核函数值, 将这些向量分别记为  $\mathbf{K}_{\text{dM}}, \mathbf{K}_{\text{Mr}}, \mathbf{K}_{\text{dU}}$  和  $\mathbf{K}_{\text{Ud}}$ , 矩阵  $\mathbf{U}_\phi^\top\mathbf{M}_\phi$  中每个元素也是一个核函数值, 记为  $\mathbf{K}_{\text{UM}}, k_{\text{dd}} = \phi(\mathbf{d})^\top\phi(\mathbf{d})$  为一个核函数值。通过核函数, 可以方便得到

$$D_{\text{KSSP}}(\mathbf{r}) = \frac{\mathbf{K}_{\text{dM}}\mathbf{X}_\phi\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi}^{-1}\mathbf{X}_\phi^\top\mathbf{K}_{\text{Mr}} - \mathbf{K}_{\text{dU}}\mathbf{A}_\phi\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi}^{-1}\mathbf{A}_\phi^\top\mathbf{K}_{\text{dM}}\mathbf{X}_\phi\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi}^{-1}\mathbf{X}_\phi^\top\mathbf{K}_{\text{Mr}}}{k_{\text{dd}} - \mathbf{K}_{\text{dU}}\mathbf{A}_\phi\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi}^{-1}\mathbf{A}_\phi^\top\mathbf{K}_{\text{Ud}}}, \quad (13)$$

式中  $\boldsymbol{\Sigma}_\phi = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{N_b}), \mathbf{A}_\phi = [\mathbf{a}_\phi^1, \mathbf{a}_\phi^2, \dots, \mathbf{a}_\phi^{N_b}]$  是  $\mathbf{U}_\phi^\top\mathbf{U}_\phi$  与  $\boldsymbol{\Sigma}_\phi$  对应的特征向量矩阵,  $\lambda_i (i=1, 2, \dots, N_b)$  为矩阵  $\mathbf{U}_\phi^\top\mathbf{U}_\phi$  的非零特征值,  $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi} = \text{diag}(v_1, v_2, \dots, v_t), \mathbf{X}_\phi$  为  $\mathbf{M}_\phi^\top\mathbf{M}_\phi$  与  $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi}$  对应的特征向量矩阵,  $v_i$  为矩阵  $\mathbf{M}_\phi^\top\mathbf{M}_\phi$  的非零特征值。

## 4 组合核信号空间正交投影

### 4.1 光谱和空间信息结合的组合核函数

根据核函数定义, 可以构造光谱和空间信息相结合的组合核函数。设像元  $\mathbf{x}_i$  的光谱信息为  $\mathbf{x}_i^w$ , 空间信息为  $\mathbf{x}_i^s$ 。假设  $\varphi_1(\cdot)$  和  $\varphi_2(\cdot)$  分别是原始空间到特征空间  $\mathbf{H}_1$  和  $\mathbf{H}_2$  的非线性映射, 构造非线性变换  $\Phi(\mathbf{x}_i) = \{\sqrt{\mu}\varphi_1(\mathbf{x}_i^s), \sqrt{1-\mu}\varphi_2(\mathbf{x}_i^w)\}$ , 则

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mu k_s(\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^s) + (1-\mu)k_w(\mathbf{x}_i^w, \mathbf{x}_j^w), \quad (14)$$

为一个核函数, 式中  $k_s(\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^s) = \langle \varphi_1(\mathbf{x}_i^s), \varphi_1(\mathbf{x}_j^s) \rangle$ ,  $k_w(\mathbf{x}_i^w, \mathbf{x}_j^w) = \langle \varphi_2(\mathbf{x}_i^w), \varphi_2(\mathbf{x}_j^w) \rangle$ ,  $\mu$  是介于 0 ~ 1 之间的正数。

### 4.2 组合核信号空间正交投影算法描述

基于组合核函数的非线性混合像元分解及目标检测过程为:

- 1) 对图像进行多结构元素加权组合的扩展形态学操作, 从高光谱图像中提取空间特征信息;
- 2) 利用像元  $\mathbf{x}_i$  的光谱信息  $\mathbf{x}_i^w$  与空间信息  $\mathbf{x}_i^s$  构造组合核函数, 计算核函数矩阵  $\mathbf{K}_{\text{dM}}, \mathbf{K}_{\text{dU}}, \mathbf{K}_{\text{UU}} = \mathbf{U}_\phi^\top\mathbf{U}_\phi, \mathbf{K}_{\text{MM}} = \mathbf{M}_\phi^\top\mathbf{M}_\phi, \mathbf{K}_{\text{Ud}}, \mathbf{K}_{\text{UM}}, \mathbf{K}_{\text{Mr}}$  和核函数  $k_{\text{dd}}$ ;
- 3) 求  $\mathbf{K}_{\text{UU}}$  的秩  $N_b$  及其  $N_b$  个非零特征值和相应特征向量, 得到  $\boldsymbol{\Sigma}_\phi$  和  $\mathbf{A}_\phi$ ;
- 4) 求  $\mathbf{K}_{\text{MM}}$  的秩  $t$  及其  $t$  个非零特征值和相应特征向量, 得到  $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{M}_\phi}$  和  $\mathbf{X}_\phi$ ;
- 5) 根据(13)式求得投影结果。

## 5 实验结果分析

实验中形态学操作采用开运算, 选 RBF 核为 KSSP 和 CKSSP 的基本核函数。光谱信息核参数的确定采用双线性混合模型。双线性混合模型<sup>[13]</sup>

$$\mathbf{r} = \sum_{j=1}^m F_j \mathbf{A}_j + \sum_{\substack{j,s=1 \\ j < s}}^m F_j F_s \mathbf{A}_j \odot \mathbf{A}_s + \mathbf{n} \quad (15)$$

是一种非线性光谱混合模型的近似表示模型, 其中  $F_j$  表示第  $j$  个端元的丰度,  $\mathbf{A}_j$  表示第  $j$  个端元向量,  $\odot$  表示 Hadamard 积。将特征空间中所有像元的二次项之和最小作为确定核函数参数的目标函数, 最优化解得到光谱信息核参数。对于 RBF 核, 空间信息核参数取比光谱信息核参数大的值。

### 5.1 模拟高光谱数据实验

首先, 从 USGS 数字光谱数据库<sup>[14]</sup> 中选择三个纯物质光谱, 分别为光卤石、斜镁绿泥石、阳起石作为端元光谱, 根据 Hapke 数据模拟过程合成非线性的高光谱混合像元数据<sup>[15]</sup>。选择阳起石为待检测的目标。

对于已知端元的空间信息无法直接求得, 所以用光谱信息近似作为其空间信息。端元的分布产生方式决定了仿真图中大部分为方形, 部分为菱形, 因此采用两种结构元素加权组合。结构元素 1 选为  $2 \times 2$  的“square”(方形), 结构元素 2 选为  $3 \times 3$  的“diamond”(菱形), 结构元素 1 权值近似为 0.8。为了比较各种扩展数学形态学提取空间信息对 CKSSP 结果的影响, 对边缘序和三种不同距离计算导出序的方法都做了仿真。通过双线性混合模型确定 KSSP 和 CKSSP 的光谱信息核参数  $\sigma_w^2 = 250$ , 空间信息核参数  $\sigma_s^2 = 1000$ , 加权相加组合核函数的

$\mu=0.2$ , KSSP 和 CKSSP 得到的目标丰度与真实丰度用相似度(COR), 丰度角(AAD)和均方根误差(RMSE)三种指标<sup>[9]</sup>的比较结果如表 1 所示, 其中 EDGE 表示边缘序。

表 1 KSSP 和 CKSSP 结果性能比较

Table 1 Result performance comparison between the KSSP and CKSSP

		COR	AAD	RMSE
KSSP		0.9826	0.2736	0.1414
	EDGE	0.9826	0.1388	0.1117
	SAD	0.9816	0.1412	0.1111
CKSSP	OPD	0.9817	0.1410	0.1110
	ED	0.9816	0.1411	0.1111

分析表 1, 可知 1) 基于边缘序的 CKSSP 方法各个指标均最好; 2) 基于 OPD 的方法是三种基于导出序的方法中最好的; 3) CKSSP 的 AAD 和 RMSE 都比 KSSP 方法小很多, 而 COR 比 KSSP 略大。所以总体而言, CKSSP 结果优于 KSSP。

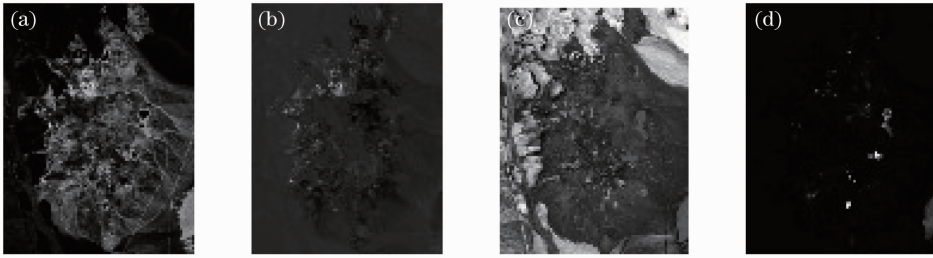


图 1 KSSP 对图像中四种目标的检测结果

Fig. 1 Detection results of KSSP for four objects in the image

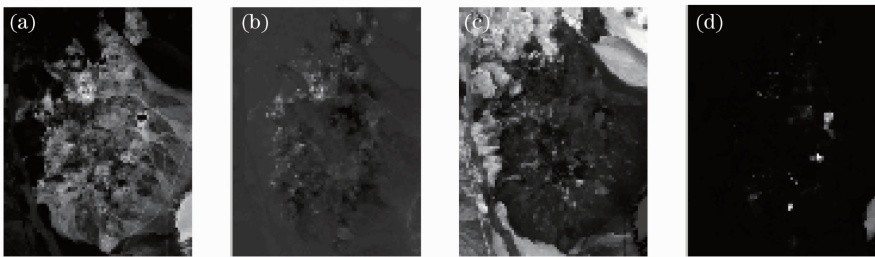


图 2 CKSSP 对图像中四种目标的检测结果

Fig. 2 Detection results of CKSSP for four objects in the image

### 5.3 算法性能评估

类似于文献[4], 通过 SSP、KSSP 和 CKSSP 三种算法求得的投影结果作为从高光谱图像中提取的特征, 基于阈值分割用接受者操作特性(ROC)曲线来评估算法的性能。实验数据为 HYDICE 采集到的城市高光谱数据集<sup>[16]</sup>(见图 3), 大小为  $307 \text{ pixel} \times 307 \text{ pixel}$ , 包含 210 个波段。为了提高算法的性能, 去除低信噪比和水蒸气吸收波段(1-4, 76, 87,

### 5.2 真实高光谱数据实验

将两个算法应用于 AVIRIS 在 Cuprite 地区采集到的真实高光谱数据<sup>[14]</sup>, 此数据已被广泛应用于许多遥感实验。该图结构以圆形为主, 所以其结构元素选择  $4 \times 4$  的 ‘disk’ 型。CKSSP 的光谱信息核参数  $\sigma_w^2 = 2.52$ , 空间信息核参数  $\sigma_s^2 = 3.2$ , 加权相加组合核函数的  $\mu = 0.61$ 。KSSP 的核参数同  $\sigma_w^2$ 。图 1(a) 和图 2(a) 为分别采用 KSSP 和 CKSSP 对目标胶岭石的检测结果; 图 1(b) 和图 2(b) 为分别采用 KSSP 和 CKSSP 对目标胶岭石的检测结果; 图 1(c) 和图 2(c) 为分别采用 KSSP 和 CKSSP 对目标沙漠地表的检测结果; 图 1(d) 和图 2(d) 为分别采用 KSSP 和 CKSSP 对目标沙漠地表的检测结果。图中纯黑色像元表示该目标在该像元所在点比重为 0%, 而纯白色表示比重为 100%。可以看出, 对于明矾石, CKSSP 的检测结果明显优于 KSSP, 其他三种地物, CKSSP 的检测结果略优于 KSSP。

101-111, 136-153 和 198-210) 后剩余 162 个波段用于本实验。用 Hypercube 软件<sup>[16]</sup> 从图中选取测试样本坐标如表 2 所示。用 One-against-all 方法阈值分割, 即选取树木作为检测目标, 把剩下来的其他三类统一当作背景。根据图 3 的形状结构分析, 采用多结构元素加权组合方式, 其中结构元素 1 形状选为 ‘square’, 窗尺寸为  $3 \times 3$ , 其权重为 0.3; 结构元素 2 形状选为 ‘diamond’, 窗尺寸为  $3 \times 3$ , 其权重为

0.5;结构元素 3 形状选为“disk”,窗尺寸为  $3 \times 3$ ,其权重为 0.2。选择 RBF 核为基本核函数,CKSSP 采

用加权组合核函数,空间信息权重选为  $\mu = 0.57$ ,  $\sigma_w^2 = 2.5, \sigma_s^2 = 2.735$ 。

表 2 测试样本集

Table 2 Test sample sets

Target	Number of samples	Sample coordinates
Road dirt	10	[197,62],[201,62],[197,66],[221,67],[225,78],[234,80],[215,73],[188,74],[192,56],[241,87]
Roof	8	[213,124],[211,113],[214,106],[207,108],[208,125],[222,129],[230,125],[233,119]
Grass	10	[87,134],[91,139],[93,135],[89,133],[135,170],[133,178],[254,205],[262,213],[266,220],[267,198]
Tree	8	[31,274],[32,256],[123,288],[262,264],[93,276],[114,299],[104,278],[142,268]



图 3 城市高光谱数据集(波段 50)

Fig. 3 Urban hyperspectral data (band 50)

三种算法得到的 ROC 曲线下面积(AUC)如表 3 所示,ROC 曲线如图 4 所示。表 3 和图 4 的结果都表明 CKSSP 和 KSSP 的结果明显比 SSP 要好,并且 CKSSP 的结果最好。

表 3 三种算法的 AUC 结果

Table 3 AUC result of three algorithms

Algorithm	AUC
SSP	0.26542
KSSP	0.96875
CKSSP	1.00000

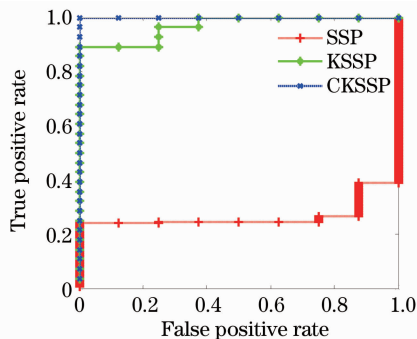


图 4 三种算法的 ROC 曲线比较

Fig. 4 ROC curves comparison of three algorithms

## 6 结 论

为了更精确地实现高光谱图像目标检测和识别,在 KSSP 算法的基础上提出了一种高光谱图像目标检测的 CKSSP 方法。该方法首先通过多结构元素组合的扩展数学形态学方法提取像元的空间信息。根据核函数定义构造像元空间信息和光谱信息结合的组合核函数,将组合核函数用于核信号空间正交投影算法 KSSP 中。CKSSP 方法保留了 KSSP 方法的优点:既避免了非线性映射函数的计算,又保留了非线性分解精度较高,对噪声有明显抑制作用的优点。另外,CKSSP 方法在充分利用高光谱图像丰富的光谱信息的同时,合理利用了高光谱图像的空间信息。模拟结果充分显示了 CKSSP 的优越性。

## 参 考 文 献

- 1 Tong Qingxi, Zhang Bing, Zheng Lanfen. Hyperspectral Remote Sensing[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006. 255~262
- 2 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. 255~262
- 3 C. I. Chang, X. L. Zhao, M. L. G. Althouse *et al.*. Least squares subspace projection approach to mixed pixel classification for hyperspectral images [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(3): 898~912
- 4 H. Kwon, N. M. Nasrabadi. Kernel orthogonal subspace projection for hyperspectral signal classification[J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(12): 2952~2962
- 5 L. Capobianco, G. Camps-Valls. Target detection with a contextual kernel orthogonal subspace projection [C]. *SPIE*, 2008, **7109**: 71090D
- 6 Li Shanshan, Zhang Bing, Gao Lianru *et al.*. Research of hyperspectral target detection on algorithms based on variance minimum [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(7): 2116~2121
- 7 李山山,张兵,高连如等. 基于方差最小的高光谱目标探测算法研究[J]. *光学学报*, 2010, **30**(7): 2116~2121
- 8 Kun Tan, Peijun Du. Combined multi-kernel support vector machine and wavelet analysis for hyperspectral remote sensing image classification[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2011, **9**(1): 011003
- 9 Wang Haihong, Zeng Ni, Lu Wei *et al.*. Edge detection of laser

- imaging radar based on wavelet transform and mathematical morphology[J]. *Chinese J. Lasers*, 2008, **35**(6): 903~906
- 王海虹, 曾妮, 陆威等. 基于小波变换和数学形态学的激光成像雷达图像边缘检测[J]. *中国激光*, 2008, **35**(6): 903~906
- 8 Li Na, Zhao Huijie, Jia Guorui *et al.*. Anomaly detection based on extended mathematical morphology for hyperspectral imagery [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1480~1484
- 李娜, 赵慧洁, 贾国瑞等. 基于扩展数学形态学的高光谱图像异常检测[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1480~1484
- 9 Zhao Liaoying, Zhang Kai, Li Xiaorun. Kernel signature space orthogonal projection for target detection in hyperspectral imagery [J]. *J. Remote Sensing*, 2011, **15**(1): 13~28
- 赵辽英, 张凯, 厉小润. 高光谱图像目标检测的核信号空间正交投影法[J]. *遥感学报*, 2011, **15**(1): 13~28
- 10 Liu Sheng, Wang Xiaoyu, Qiu Xinfu. A mathematical morphology filtering algorithm for high-resolution remote sensing image[J]. *Meteorology and Disaster Reduction Research*, 2008, **31**(4): 48~51
- 刘生, 王晓宇, 邱新法. 一种高分辨率遥感影像的数学形态学滤波算法[J]. *气象与减灾研究*, 2008, **31**(4): 48~51
- 11 Duan Shan. Mathematical Morphology and its Application Research in Remote Sensing Image Processing [D]. Wuhan: Wuhan University, 2004. 115~124
- 段汕. 形态学及其在遥感影像处理中的应用研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2004. 115~124
- 12 J. Shawe-Taylor, N. Cristianini. Kernel Methods for Pattern Analysis [M]. Zhao Linlin, Wen Suming, Zeng Huajun *et al.* Transl. Beijing: China Machine Press, 2005. 20~42
- 泰勒, 克瑞斯天尼. 横式分析的核方法[M]. 赵玲玲, 翁苏明, 曾华军等. 北京: 机械工业出版社, 2005. 20~24
- 13 W. Fan, B. Hu, J. Miller *et al.*. Comparative study between a new nonlinear model and common linear model for analysing laboratory simulated-forest hyperspectral data [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2009, **30**(11): 2951~2962
- 14 R. N. Clark. Spectral library 06. USGS digital spectral Libraries [OL]. [2011-5-10]. <http://speclab.cr.usgs.gov>
- 15 Li Xiaorun, Wu Xiaoming, Zhao Liaoying. Unsupervised nonlinear decomposition method of hyperspectral imagery[J]. *J. Zhejiang University(Engineering Science)*, 2011, **45**(4): 607~613
- 厉小润, 伍小明, 赵辽英. 非监督的高光谱混合像元分线性分解方法[J]. *浙江大学学报-工学版*, 2011, **45**(4): 607~613
- 16 US Army Corps of Engineers. Hypercube [OL]. [2011-10-24]. <http://www.agc.army.mil/Hypercube/>

栏目编辑: 何卓铭