

# 联合表示求解二元假设模型的高光谱目标检测

凌 强, 黄树彩, 韦道知, 吴 潇

(空军工程大学防空反导学院, 陕西西安 710051)

**摘 要:** 针对稀疏表示目标检测理论中稀疏度难以确定的问题, 本文将联合表示应用于目标检测, 提出了一种新颖的目标检测算法, 并给出了该算法的非线性形式. 其核心思想是: 背景像元的光谱能够被其周围背景像元的光谱(背景字典)线性表示, 而目标像元的光谱只能被其周围背景像元的光谱和目标先验光谱(联合字典)线性表示. 该算法首先用背景字典和联合字典分别对待检测像元进行联合表示, 然后比较两次联合表示的重构误差确定像元类别. 通过真实的高光谱图像进行验证, 结果表明, 与其它目标检测算法相比, 该算法具有较好的检测性能.

**关键词:** 目标检测; 联合表示; 核联合表示; 高光谱图像

**中图分类号:** TP751.1

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2016)11-2633-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.11.010

## Collaborative Representation-Based Binary Hypothesis Model for Hyperspectral Target Detection

LING Qiang, HUANG Shu-cai, WEI Dao-zhi, WU Xiao

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of setting sparsity level in sparse representation-based target detection algorithms, this paper proposes a novel collaborative representation-based algorithm for hyperspectral target detection, and then extends it into a kernel version. The key idea is that a background pixel can be approximately represented as a linear combination of its surrounding neighbors (background dictionary), while a target pixel can only be approximately represented as a linear combination of its surrounding neighbors and the prior target spectrums (union dictionary). First the unknown pixel is collaboratively represented by the background dictionary and union dictionary, respectively. Then targets can be determined by comparing the reconstruction residuals. Experimental results on real hyperspectral data set demonstrate the effectiveness of our proposed detector as well as its kernel version when compared with other algorithms.

**Key words:** target detection; collaborative representation; kernel collaborative representation; hyperspectral imagery

### 1 引言

高光谱遥感图像是一个数据立方体, 它不仅获取了观测场景中丰富的空间信息, 还记录了精细的光谱信息. 由于光谱特征是不同的物质固有特性的反映, 因此结合该信息可大大提高目标和背景定量分析的能力<sup>[1]</sup>, 进而能有效提高目标检测性能.

高光谱目标检测能够利用目标先验光谱信息从复杂的背景中分离出特定的目标像元. 常见的算法有约束能量最小化滤波(CEM, Constrained Energy Minimization)<sup>[2]</sup>、目标约束干扰最小化滤波(TCIMF, Target-Con-

strained Interference-Minimized Filter)<sup>[3]</sup>、匹配子空间检测(MSD, Matched Subspace Detector)<sup>[4]</sup>等. 然而, 由于受地理环境、大气传输、传感器噪声等因素的影响, 高光谱图像往往呈现出一定的非线性特征, 这时, CEM、TCIMF、MSD等线性算法的性能将变差. 核方法在有效利用数据的非线性特征方面有着独特的优势, 它将非线性数据映射到高维特征空间, 实现了数据的线性可分<sup>[5]</sup>. 于是, 国内外学者将核方法广泛应用于高光谱图像处理, 提出了许多有效的目标检测算法, 如CEM、TCIMF、MSD对应的核形式KCEM<sup>[6]</sup>、KTCIMF<sup>[7]</sup>、KMSD<sup>[8]</sup>等, 取得了比原算法更好的检测效果. 近年来,

随着压缩感知的高速发展,稀疏表示开始广泛应用于目标检测,如空间4邻域稀疏表示检测<sup>[9,10]</sup>、空谱联合稀疏表示检测<sup>[11,12]</sup>、基于稀疏表示的二元假设模型检测<sup>[13]</sup>(SRBBH, Sparse Representation-Based Binary Hypothesis)以及它的核形式KSRBBH<sup>[14]</sup>等.基于稀疏表示的目标检测算法具有诸多优势,如它们不需要对观测数据的统计分布进行假设,也不要求训练样本相互独立同分布<sup>[9]</sup>.然而,稀疏度和重构误差之间脆弱的平衡关系一直没有得到有效解决,因此稀疏度的设置仍是一个难题,是影响检测性能的关键因素.针对这个问题,本文提出了一种新颖的联合表示目标检测算法,通过利用所有的原子来线性表示待检测像元,避免了稀疏度的设置.针对高光谱图像中普遍存在的非线性光谱混合现象,本文又利用核方法推导了算法的非线性形式.

## 2 联合表示目标检测模型

假设  $\mathbf{y}$  是一个包含  $N$  个波段的待检测光谱向量,  $\mathbf{A}_b(\{\mathbf{a}_b^i\}_{i=1,2,\dots,S_b})$  是包含  $S_b$  个背景光谱样本的背景字典,  $\mathbf{A}_t(\{\mathbf{a}_t^i\}_{i=1,2,\dots,S_t})$  是包含  $S_t$  个目标光谱样本的目标字典.背景像元的光谱向量位于由  $\mathbf{A}_b$  中原子张成的背景子空间,而目标像元的光谱向量,特别是亚像元目标的光谱向量,位于由  $\mathbf{A}_b$  和  $\mathbf{A}_t$  中原子张成的联合子空间.因此,对于未知观测光谱向量  $\mathbf{y}$ ,可用二元对立假设模型<sup>[13]</sup>表示为:

$$H_0: \mathbf{y} = \mathbf{A}_b \boldsymbol{\alpha}_b + \mathbf{e}_0, \text{ target absent} \quad (1)$$

$$H_1: \mathbf{y} = \mathbf{A}_t \boldsymbol{\alpha}_t + \mathbf{A}_b \boldsymbol{\alpha}_b + \mathbf{e}_1 = \mathbf{A} \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{e}_1, \text{ target present}$$

式中:  $H_0$  表示目标不存在,  $H_1$  表示目标存在;  $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_t, \mathbf{A}_b]$ , 包含  $S(S = S_t + S_b)$  个光谱样本,表示由目标字典和背景字典构成的联合字典;  $\boldsymbol{\alpha} = [\boldsymbol{\alpha}_t; \boldsymbol{\alpha}_b]$ , 表示线性组合中各原子所占的比重;  $\mathbf{e}_0$  和  $\mathbf{e}_1$  表示误差.

在基于稀疏表示的二元假设模型<sup>[13]</sup>中,只选择了一小部分原子来线性表示观测光谱向量,因此  $\boldsymbol{\alpha}$  是一个稀疏向量.事实上,完全可以利用  $\mathbf{A}_b$  或  $\mathbf{A}$  中的所有原子来线性表示  $\mathbf{y}$ ,同时使误差  $\mathbf{e}_0$  或  $\mathbf{e}_1$  的模最小,这就是基于联合表示的二元假设(CRBBH, Collaborative Representation-Based Binary Hypothesis)模型.这样,对向量  $\boldsymbol{\alpha}_b$  和  $\boldsymbol{\alpha}$  进行稀疏约束其实是多余的.为了降低算法的计算复杂度,Zhang等将正则化最小二乘方法引入联合表示<sup>[15]</sup>,于是,向量  $\boldsymbol{\alpha}_b$  和  $\boldsymbol{\alpha}$  可通过如下优化问题进行重构:

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_b = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}_b} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_b \boldsymbol{\alpha}_b\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}_b\|_2^2 \quad (2)$$

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}\|_2^2$$

式中:  $\lambda$  是正则化参数.

优化问题式(2)的解为<sup>[15]</sup>:

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_b = (\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}_b^T \mathbf{y} \quad (3)$$

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}$$

在实际应用中背景字典往往通过滑动双窗获取,因此它的一些原子的光谱特性极为相似.于是,矩阵  $\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b$  和  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  通常是奇异或非满秩的.若对  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  进行特征值分解,有  $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} = \mathbf{V} \boldsymbol{\Lambda}^{-1} \mathbf{V}^T$ , 其中  $\boldsymbol{\Lambda}$  表示特征值矩阵,  $\mathbf{V}$  表示单位正交的特征向量矩阵.则  $(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} = \mathbf{V}(\boldsymbol{\Lambda} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{V}^T$ , 可以看出,  $\boldsymbol{\Lambda}$  中的小特征值使得  $\mathbf{A}^{-1}$  的求解变得非常不稳定,而正则化项的加入相当于增大了特征值,削弱了小特征值的影响,使得向量  $\boldsymbol{\alpha}_b$  和  $\boldsymbol{\alpha}$  的求解更为稳定.

于是,假设  $H_0$  和  $H_1$  对应的重构残差为:

$$r_0(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_b \hat{\boldsymbol{\alpha}}_b\|_2^2 = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_b (\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}_b^T \mathbf{y}\|_2^2$$

$$r_1(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \hat{\boldsymbol{\alpha}}\|_2^2 = \|\mathbf{y} - \mathbf{A} (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}\|_2^2 \quad (4)$$

令  $\mathbf{P}_b = \mathbf{A}_b (\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}_b^T$ , 显然,有:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_b^T &= [\mathbf{A}_b (\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}_b^T]^T \\ &= (\mathbf{A}_b^T)^T [(\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1}]^T (\mathbf{A}_b)^T \\ &= \mathbf{A}_b [(\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1}]^{-1} \mathbf{A}_b^T \\ &= \mathbf{P}_b \end{aligned} \quad (5)$$

于是:

$$\begin{aligned} r_0(\mathbf{y}) &= \|\mathbf{y} - \mathbf{P}_b \mathbf{y}\|_2^2 \\ &= (\mathbf{y} - \mathbf{P}_b \mathbf{y})^T (\mathbf{y} - \mathbf{P}_b \mathbf{y}) \\ &= \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_b)^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_b) \mathbf{y} \\ &= \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_b)^2 \mathbf{y} \end{aligned} \quad (6)$$

同样:

$$r_1(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{P} \mathbf{y}\|_2^2 = \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P})^2 \mathbf{y} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{P} = \mathbf{A} (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T$ .

检测器的输出可表示为:

$$D(\mathbf{y}) = \frac{r_0(\mathbf{y})}{r_1(\mathbf{y})} = \frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_b)^2 \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P})^2 \mathbf{y}} \quad (8)$$

如果  $D$  大于某个给定的阈值,则待检测像元  $\mathbf{y}$  确定为目标,否则,确定为背景.对于背景光谱,残差  $r_0$  和  $r_1$  都较小,所以  $D$  接近于1;而对于目标光谱,由于难以从背景字典  $\mathbf{A}_b$  中找到一个和其特征相似的原子,它不能有效地被  $\mathbf{A}_b$  中的原子线性表示,因此残差  $r_0$  较大,而  $r_1$  仍然较小,所以  $D$  远大于1;对于异常光谱,由于在背景字典  $\mathbf{A}_b$  和目标字典  $\mathbf{A}_t$  中均难以找到和其特征相似的原子,因此残差  $r_0$  和  $r_1$  都较大,所以  $D$  也接近于1.于是,该算法很好地区分开了目标像元和背景像元、异常像元.

显然,式(8)和 MSD 有着类似的形式.事实上,如果不引入正则化项,即  $\lambda = 0$ ,则式(2)求的是最小二乘解,其解式(3)改为:

$$\hat{\alpha}_b = (\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b)^{-1} \mathbf{A}_b^T \mathbf{y} \quad (9)$$

$$\hat{\alpha} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}$$

此时,  $\mathbf{P}_b = \mathbf{A}_b (\mathbf{A}_b^T \mathbf{A}_b)^{-1} \mathbf{A}_b^T$ ,  $\mathbf{P} = \mathbf{A} (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$ , 有:  $\mathbf{P}_b^T = \mathbf{P}_b$ ,  $\mathbf{P}_b^2 = \mathbf{P}_b$ ,  $\mathbf{P}^T = \mathbf{P}$ ,  $\mathbf{P}^2 = \mathbf{P}$ , 于是有:

$$\begin{aligned} D(\mathbf{y}) &= \frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_b)^2 \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P})^2 \mathbf{y}} = \frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - 2\mathbf{P}_b + \mathbf{P}_b^2) \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - 2\mathbf{P} + \mathbf{P}^2) \mathbf{y}} \\ &= \frac{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_b) \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}) \mathbf{y}} \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)有着和 MSD 完全相同的表达式,  $\mathbf{P}_b$  相当于 MSD 中背景子空间的投影矩阵,  $\mathbf{P}$  相当于 MSD 中联合子空间的投影矩阵. 因此, 本文提出的联合表示目标检测算法相当于正则化的 MSD.

和联合表示用于异常检测一样<sup>[16]</sup>, 为控制权重的范围, 同时提高算法的检测性能, 本文也限制向量  $\alpha$  中所有元素的和为一. 这样, 背景字典  $\mathbf{A}_b$  修改为  $\tilde{\mathbf{A}}_b = [\mathbf{A}_b; \mathbf{1}_{1 \times S_b}]$ ; 联合字典  $\mathbf{A}$  修改为  $\tilde{\mathbf{A}} = [\mathbf{A}; \mathbf{1}_{1 \times S}]$ ; 测试样本  $\mathbf{y}$  修改为  $\tilde{\mathbf{y}} = [\mathbf{y}; 1]$ . 其中,  $\mathbf{1}_{1 \times S_b}$  为一个大小为  $1 \times S_b$ 、元素全 1 的行向量,  $\mathbf{1}_{1 \times S}$  为一个大小为  $1 \times S$ 、元素全 1 的行向量.

### 3 核联合表示目标检测模型

第 2 节提出的联合表示检测算法以待测光谱能够被背景字典或联合字典线性表示为前提. 显然, 它是基于线性光谱混合模型的. 然而, 当地物由多种物质混合而成, 或地物表面不够平滑时, 光谱以非线性的形式叠加, 线性光谱混合模型不可避免的存在一定的误差. 因此本文又将提出的联合表示目标检测模型拓展到非线性光谱混合, 称之为基于核联合表示的二元假设 (KCRBBH, Kernel Collaborative Representation-Based Binary Hypothesis) 模型. 该算法的基本思想是利用一个非线性函数  $\Phi$  将原始线性不可分的数据映射到一个更高维度的特征空间, 从而实现数据的线性可分. 在特征空间中, 内积可用核函数代替:

$$\langle \Phi(\mathbf{x}_i), \Phi(\mathbf{x}_j) \rangle = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (11)$$

在特征空间中, 二元假设模型修改为:

$$\mathbf{H}_0: \Phi(\mathbf{y}) = \Phi_b \alpha'_b + \mathbf{e}_0', \text{target absent}$$

$$\mathbf{H}_1: \Phi(\mathbf{y}) = \Phi_i \alpha'_i + \Phi_b \alpha'_b + \mathbf{e}_1' = \Phi \alpha' + \mathbf{e}_1', \text{target present} \quad (12)$$

式中:  $\Phi(\mathbf{y})$  表示  $\mathbf{y}$  在特征空间中的映射,  $\Phi_b = [\Phi(\mathbf{a}_b^1), \Phi(\mathbf{a}_b^2), \dots, \Phi(\mathbf{a}_b^{S_b})]$ , 表示  $\mathbf{A}_b$  在特征空间中的映射,  $\Phi_i = [\Phi(\mathbf{a}_i^1), \Phi(\mathbf{a}_i^2), \dots, \Phi(\mathbf{a}_i^{S_i})]$ , 表示  $\mathbf{A}_i$  在特征空间中的映射.  $\Phi = [\Phi_i, \Phi_b]$ , 表示在特征空间中的联合字典.

同样, 在特征空间中, 二元假设模型(12)可用如下优化问题求解:

$$\hat{\alpha}'_b = \arg \min_{\alpha'_b} \|\Phi(\mathbf{y}) - \Phi_b \alpha'_b\|_2^2 + \lambda \|\alpha'_b\|_2^2$$

$$\hat{\alpha}' = \arg \min_{\alpha'} \|\Phi(\mathbf{y}) - \Phi \alpha'\|_2^2 + \lambda \|\alpha'\|_2^2 \quad (13)$$

将式(3)中的内积全部用核函数代替, 可得到优化问题(13)的解:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}'_b &= (\Phi_b^T \Phi_b + \lambda \mathbf{I})^{-1} \Phi_b^T \Phi(\mathbf{y}) = (\mathbf{K}_b + \lambda \mathbf{I})^{-1} k(\mathbf{A}_b, \mathbf{y}) \\ \hat{\alpha}' &= (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} k(\mathbf{A}, \mathbf{y}) \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $k(\mathbf{A}_b, \mathbf{y}) = [k(\mathbf{a}_b^1, \mathbf{y}), \dots, k(\mathbf{a}_b^{S_b}, \mathbf{y})]^T$ ,  $k(\mathbf{A}, \mathbf{y}) = [k(\mathbf{a}_i^1, \mathbf{y}), \dots, k(\mathbf{a}_i^{S_i}, \mathbf{y}), k(\mathbf{a}_b^1, \mathbf{y}), \dots, k(\mathbf{a}_b^{S_b}, \mathbf{y})]^T$ ,  $\mathbf{K}_b = \Phi_b^T \Phi_b$ ,  $\mathbf{K} = \Phi^T \Phi$ .  $\mathbf{K}_b$  和  $\mathbf{K}$  表示 Gram 矩阵, 它们第  $i$  行第  $j$  列的元素分别为  $k(\mathbf{a}_i^i, \mathbf{a}_j^j)$  和  $k(\mathbf{a}^i, \mathbf{a}^j)$  ( $\mathbf{a}^i$  表示联合字典  $\mathbf{A}$  的第  $i$  个原子).

在特征空间中, 待检测光谱和它的重构向量的残差为:

$$\begin{aligned} r_0'(\mathbf{y}) &= \|\Phi(\mathbf{y}) - \Phi_b \hat{\alpha}'_b\|_2^2 \\ &= (\Phi(\mathbf{y}) - \Phi_b \hat{\alpha}'_b)^T (\Phi(\mathbf{y}) - \Phi_b \hat{\alpha}'_b) \\ &= k(\mathbf{y}, \mathbf{y}) - 2\hat{\alpha}'_b^T k(\mathbf{A}_b, \mathbf{y}) + \hat{\alpha}'_b^T \mathbf{K}_b \hat{\alpha}'_b \\ r_1'(\mathbf{y}) &= k(\mathbf{y}, \mathbf{y}) - 2\hat{\alpha}'^T k(\mathbf{A}, \mathbf{y}) + \hat{\alpha}'^T \mathbf{K} \hat{\alpha}' \end{aligned} \quad (15)$$

这样, 核联合表示模型的输出为:

$$D'(\mathbf{y}) = \frac{r_0'(\mathbf{y})}{r_1'(\mathbf{y})} = \frac{k(\mathbf{y}, \mathbf{y}) - 2\hat{\alpha}'_b^T k(\mathbf{A}_b, \mathbf{y}) + \hat{\alpha}'_b^T \mathbf{K}_b \hat{\alpha}'_b}{k(\mathbf{y}, \mathbf{y}) - 2\hat{\alpha}'^T k(\mathbf{A}, \mathbf{y}) + \hat{\alpha}'^T \mathbf{K} \hat{\alpha}'} \quad (16)$$

### 4 实验结果及分析

采用真实的 AVIRIS 高光谱数据对提出的算法进行验证. 该图像数据采集自美国圣地亚哥海军机场, 大小为  $400 \times 400$  像素, 波段范围为  $370\text{nm} \sim 2510\text{nm}$ , 总共拥有 224 个波段. 去除了水汽吸收严重和低信噪比波段 (1-6, 33-35, 97, 107-113, 153-166, 221-224), 剩余 189 个有效波段. 在实验中, 选取了两个大小为  $100 \times 100$  的感兴趣区域, 如图 1(a) (记为 ROI-I) 和图 1(b) (记为 ROI-II) 所示.

对于 ROI-I, 从图像 374 个真实目标像元的光谱中随机选取 30 个构成目标字典; 对于 ROI-II, 从图像 87 个真实目标像元的光谱中随机选取 10 个构成目标字典. 实验中, 采用滑动的局部双窗模型来适应局部背景变化, 选取外窗中的所有像元构成背景字典. ROI-I 的内窗和外窗大小分别设置为  $7 \times 7$  和  $11 \times 11$ ; ROI-II 的内窗和外窗大小分别设置为  $11 \times 11$  和  $17 \times 17$ . 本文采用径向基核函数  $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2^2 / \sigma^2)$ , 并将核参数  $\sigma$  设为 10. 算法的检测性能采用接收机工作特性 (ROC, Receiver Operating Characteristic) 曲线以及该曲线下的面积 (AUC, Area Under ROC Curves) 进行评价.

首先, 检验正则化参数  $\lambda$  对检测性能的影响. CRBBH 在不同  $\lambda$  下的 AUC 值如图 2(a) 所示, KCRBBH 在不同  $\lambda$  下的 AUC 值如图 2(b) 所示. 可以看出,  $\lambda$  太小或者太大

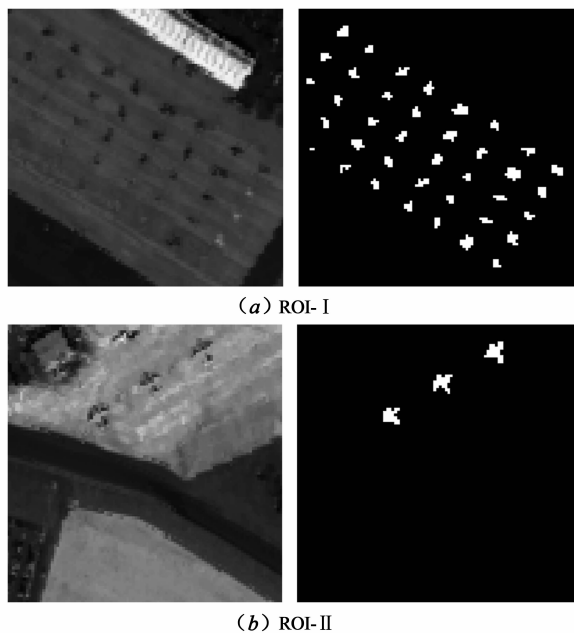
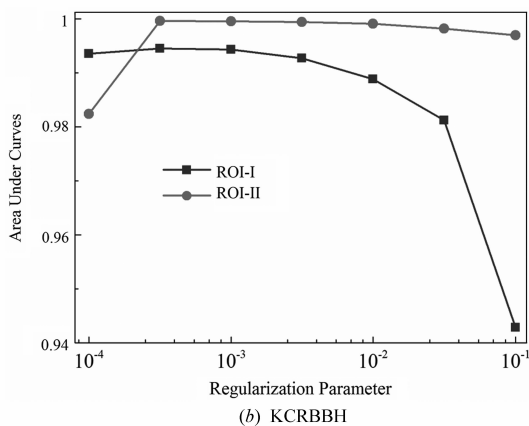
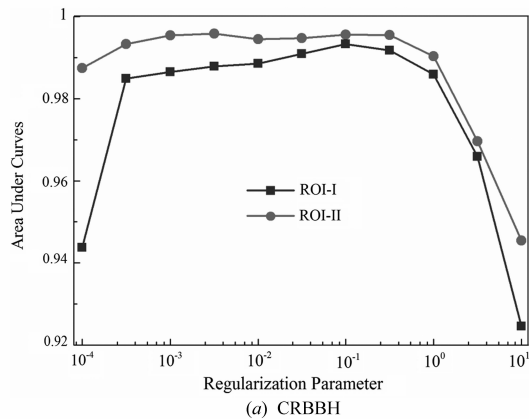


图1 高光谱图像及真实目标分布

都会导致算法的检测性能下降. 因此, 合适的  $\lambda$  值才能更好地发挥算法的优势. 一般情况下, CRBBH 的参数  $\lambda$  取在  $10^{-1}$  左右; KCRBBH 的参数  $\lambda$  取在  $10^{-3}$  左右.

其次, 将本文提出的 CRBBH 和 CEM<sup>[2]</sup>, TCIMF<sup>[3]</sup>,

图2 不同  $\lambda$  下的 AUC 值比较

MSD<sup>[4]</sup>, SRBBH<sup>[13]</sup> 进行比较, 它们的 ROC 曲线如图 3 所示, AUC 值见表 1; KCRBBH 和它们对应的核形式 KCEM<sup>[6]</sup>, KTCIMF<sup>[7]</sup>, KMSD<sup>[8]</sup>, KSRBBH<sup>[14]</sup> 进行比较, 它们的 ROC 曲线如图 4 所示, AUC 值见表 2. 所有检测算法使用相同的目标先验光谱信息, 即 CRBBH 的目标字典; 背景光谱信息均由外窗中的所有像元获得, 即 CRBBH 的背景字典. 核函数均选择径向基核函数, 并将核参数  $\sigma$  设为 10. CEM 的目标光谱向量通过计算目标字典中各原子的均值获得; MSD 利用目标和背景协方差矩阵大特征值对应的特征向量来生成相应的子空间. 通过多次实验比较, SRBBH 和 KSRBBH 的稀疏度均设为 8. CRBBH 的  $\lambda$  设为  $10^{-1}$ , KCRBBH 的  $\lambda$  设为  $10^{-3}$ .

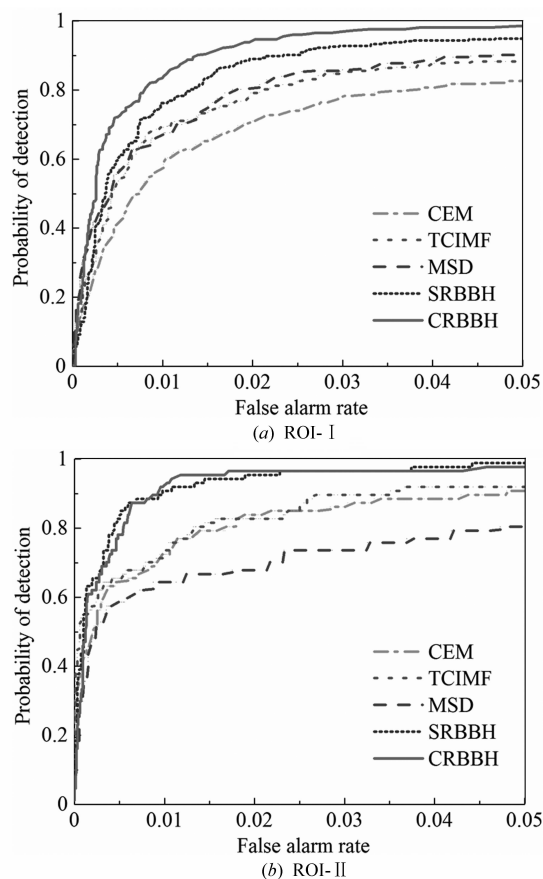


图3 五种算法的 ROC 曲线比较

表 1 五种算法的 AUC 值

算法	CEM	TCIMF	MSD	SRBBH	CRBBH
ROI-I	0.9489	0.9628	0.9710	0.9887	0.9933
ROI-II	0.9750	0.9783	0.9521	0.9940	0.9956

表 2 五种算法的核形式的 AUC 值

算法	KCEM	KTCIMF	KMSD	KSRBBH	KCRBBH
ROI-I	0.9639	0.9755	0.9842	0.9922	0.9943
ROI-II	0.9949	0.9954	0.9979	0.9991	0.9995

从 ROC 曲线可以看出,对于亚像元目标分布比较广泛的 ROI-I,CRBBH 的检测效果显然好于其他算法.对于亚像元目标相对较少的 ROI-II,在虚警概率小于 0.01 的区域,CRBBH 的检测概率比 SRBBH 稍小,但远大于其他算法;在虚警概率大于 0.01 的区域,CRBBH 的检测概率最大.从反映综合能力的 AUC 值方面进行比较,CRBBH 两幅图像的 AUC 值都是最大的,说明 CRBBH 相对来说具有最好的检测性能.无论是对于 ROI-I 还是 ROI-II,和其他算法的核形式相比,KCRBBH 在 ROC 曲线和 AUC 值方面都具有非常明显的优势.将 CEM、TCIMF、MSD、SRBBH、CRBBH 和它们的核形式进行比较,说明核方法能够较大程度地提高目标检测性能.

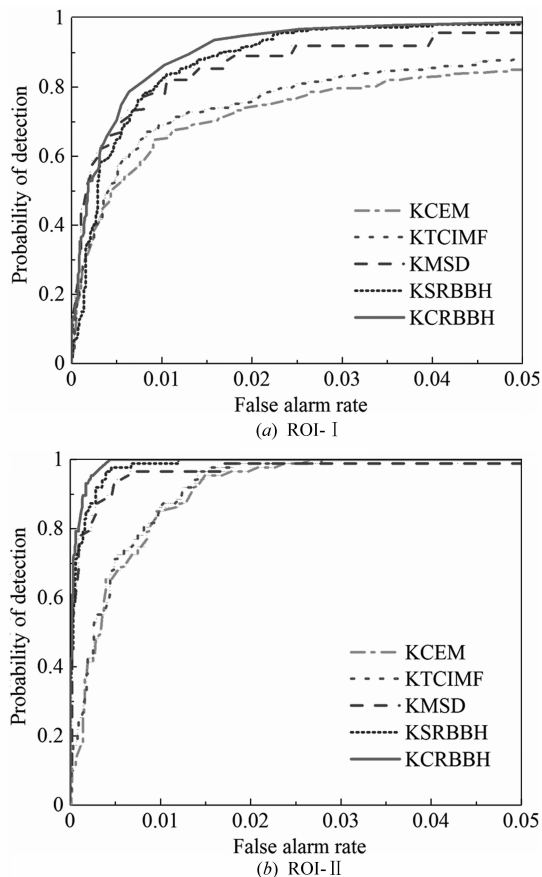


图4 五种算法的核形式的ROC曲线比较

## 5 结论

本文提出了一种新颖的联合表示目标检测算法,解决了稀疏表示目标检测理论中的稀疏度设置问题.并揭示了该算法与 MSD 深刻的内在联系:它相当于正则化的 MSD.最后,针对高光谱图像中普遍存在的非线性光谱混合情况,推导了该算法的核形式.实验结果表明,本文提出的 CRBBH 算法和 KCRBBH 算法具有较好的检测性能.然而,实验中参数  $\lambda$  的设置只考察了两幅

高光谱图像,其普遍性还有待检验.下一步将利用更多的图像进行实验,研究如何根据图像的统计信息来自适应估计参数  $\lambda$ ,进一步提高算法的检测性能和自适应能力.

## 参考文献

- [1] 贺霖,潘泉,等.高光谱图像目标检测研究进展[J].电子学报,2009,37(9):2016-2024.  
He Lin, Pan Quan, et al. Research advance on target detection for hyperspectral imagery[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(9): 2016-2024. (in Chinese)
- [2] J C Harsanyi. Detection and classification of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences[D]. Baltimore, MD, USA: Univ Maryland Baltimore County, 1993.
- [3] H Ren, C I Chang. Target-constrained interference-minimized approach to subpixel target detection for hyperspectral images [J]. Optical Engineering, 2000, 39: 3138-3145.
- [4] L L Scharf, B Friedlander. Matched subspace detectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8): 2146-2157.
- [5] K R Müller, S Mika, G Rätsch, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 181-201.
- [6] X L Jiao, C I Chang. Kernel-based constrained energy minimization[A]. Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XIV [C]. SPIE, 2008. 6966: 1-11.
- [7] Wang Ting, Du Bo, Zhang Liangpei. A kernel-based target-constrained interference-minimized filter for hyperspectral sub-pixel target detection [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2): 626-637.
- [8] H Kwon, N M Nasrabadi. Kernel matched subspace detectors for hyperspectral target detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2006, 28(2): 178-194.
- [9] 赵春晖,李晓慧,朱海峰.空间4-邻域稀疏表示的高光谱图像目标检测[J].哈尔滨工程大学学报,2013,34(9): 1171-1178.  
Zhao Chunhui, Li Xiaohui, Zhu Haifeng. Hyperspectral imaging target detection algorithm based on spatial 4 neighborhoods for sparse representation[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2013, 34(9): 1171-1178. (in Chinese)
- [10] Chen Yi, N M Nasrabadi, T D Tran. Sparse representation for target detection in hyperspectral imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(3): 629-640.

- [11] 宋义刚,吴泽彬,孙乐,等. 一种新的空谱联合稀疏高光谱目标检测方法[J]. 兵工学报,2014,35(6):834-841. Song Yigang, Wu Zebin, Sun Le, et al. A novel spectral-spatial sparse method for hyperspectral target detection [J]. Acta Armamentarii, 2014, 35(6):834-841. (in Chinese)
- [12] Chen Yi, N M Nasrabadi, T D Tran. Simultaneous joint sparsity model for target detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011,8(4):676-680.
- [13] Zhang Yuxiang, Du Bo, Zhang Liangpei. A sparse representation-based binary hypothesis model for target detection in hyperspectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(3):1346-1354.
- [14] Zhang Yuxiang, Zhang Liangpei, Du Bo, et al. A nonlinear sparse representation-based binary hypothesis model for hyperspectral target detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015,8(6):2513-2522.
- [15] Zhang Lei, Yang Meng, Feng Xiangchu. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition? [A]. Proceedings of IEEE ICCV [C]. Barcelona, Spain, 2011. 471-478.
- [16] Li Wei, Du Qian. Collaborative representation for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015,53(3):1463-1474.

#### 作者简介



凌 强 男,1990 年生于湖南双峰. 硕士研究生. 研究方向为高光谱目标检测、弹道目标检测.  
E-mail: lq910131@163.com



黄树彩 男,1967 年生于湖北黄梅,博士,教授. 研究方向为模式识别、目标检测与跟踪.