

局部非负稀疏编码的高光谱目标检测方法研究

袁宗泽 孙浩* 计科峰 李志勇

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

摘要: 基于稀疏编码的高光谱图像处理算法能够挖掘高光谱高维数据空间中潜在的数据相关性, 能自然地贴近光谱信号的本质特征。本文提出基于局部非负稀疏编码的高光谱目标检测算法。与经典稀疏编码模型相比, 非负稀疏编码对编码系数进行非负约束, 一方面使得线性编码具有明确的物理解释, 另一方面增强了系数的可分性与稳健性。算法首先通过双窗口设计构造局部动态字典, 然后利用目标和背景在动态字典上编码的稀疏性差异进行阈值分割最后通过统计判决实现目标检测。仿真数据以及真实数据实验结果证明了算法的有效性。

关键词: 高光谱目标检测; 非负稀疏编码; 滑动双窗口; 动态字典

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2014)05-0561-08

Hyperspectral Image Target Detection Approach Based on Local Non-negative Sparse Coding

YUAN Zong-ze SUN Hao* JI Ke-feng LI Zhi-yong

(College of Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, 410073)

Abstract: Sparse representation based hyperspectral image processing methods can excavate potential relationship in high-dimensional hyperspectral data and reveal the essential characteristic of spectral signal. In this paper a novel hyperspectral image target detection algorithm based on local non-negative sparse coding is presented. Compared with classical sparse representation methods, the linear coding coefficients are enforced non-negative. On one side the linear coding process has tangible physical interpretation. On the other side the coding coefficients are proved more discriminative and robust. The locally dynamic dictionary is first constructed with atoms which are produced by a sliding dual window strategy. Then non-negative coefficients of each pixel are calculated with the dynamic dictionary. The discrimination between targets and background is based on the sparsity of the coefficients. We carried extensive experiments on both simulated and real data to verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: hyperspectral target detection; non-negative sparse coding; sliding dual window; dynamic dictionary

1 引言

高光谱图像(Hyperspectral Image)是指光谱分辨率在 $10^{-2}\lambda$ 数量级范围内的光谱图像,一般包含数十个甚至数百个光谱波段,通过搭载在不同平台上的光谱传感器,用从紫外到中红外区域内的、波长连续的且等间隔的电磁波对目标区域进行成像,同时获取目标区域的丰富光谱信息和空间信息^[1]。

这些大量的空间和光谱信息使得在多光谱遥感中无法有效探测的地物得以探测,使得高光谱在地质、农业、环境、公共安全、食品卫生、军事^[2-3]等方面具有巨大的应用前景。高光谱目标检测主要是依据目标与地物在光谱特征上存在的差异进行检测。高光谱目标检测算法可以根据不同标准进行分类,从算法的输入角度可分为四种情况:已知背景和未知目标;已知目标、未知背景;已知背景、未知目

标;未知目标、未知背景。当已知目标与背景光谱时,通过子空间投影算法抑制背景、凸出目标为常见的目标探测思想,典型的方法有正交子空间投影^[3](Orthogonal Subspace Projection, OSP)、特征子空间投影^[4](Signature Subspace Projection, SSP)和斜子空间投影^[5](Oblique Subspace Projection, OBSP)等。当仅知道感兴趣目标的光谱信息时,可采用约束能量最小化方法^[6](Constrained Energy Minimization, CEM)。通过提取特定方向的信号而衰减其他方向的信号来凸显某种地物信息(目标),压制其他信息(背景)达到检测目的。当仅知道背景光谱信息时目前还没有非常典型的研究成果和成熟算法,但存在两种主流的研究思路:背景估计和变换检测。在实际应用中,更多的是对目标与背景信息一无所知的情况,这时需要引入非监督检测方法。目前主要方法包括两类:一种是根据能量的分布进行异常检测,如典型的RXD^[7](Reed-x Detector, RXD)算法,其可视为主成分分析的逆过程,由于目标往往出现在协方差矩阵小特征值对应的特征向量方向上,通过构造检测函数使得小特征值对应大能量有效地检测异常目标。另一种是混合像元分解方法^[8]和小目标探测技术^[9]。在此类方法中,由于波段之间存在相关性,使得高光谱数据存在冗余现象,往往在进行目标检测之前需要进行数据降维预处理,使用尽可能少的综合变量代替原有的较多变量,降低数据处理的复杂性。但高光谱降维方法对目标探测有着重要的影响,特别是在小目标探测中,由于小目标往往对应于小特征值,因此在降维处理中容易被当作噪声而被舍弃。随着压缩感知理论的发展,稀疏编码理论在高光谱图像处理中受到了越来越多的关注。基于稀疏编码理论的高光谱目标检测技术使用高光谱全维特征,包含信息量完整,对于目标探测具有较大意义。在对目标与背景信息未知的情况下,研究目标光谱信号与背景光谱信号在特定空间上存在的差异性具有现实意义。

本文提出基于非负稀疏编码的高光谱目标检测算法。算法的创新包括两方面:(1)采用滑动双窗口方法获取动态字典,实现局部自适应稀疏字典构造。(2)利用目标与背景在动态字典上非负编码系数稀疏性差异进行阈值分割实现目标检测。

2 非负稀疏编码

在标准稀疏编码方法中,编码系数可正可负,这意味着,基向量可通过相互“抵消”来重构原始信号。尽管在数学上负系数不难解释,但对于图像处理而言,负系数不具有明确的、合理的物理解释。相比而言,非负稀疏编码^[10](Non-negative Sparse Coding, NNSC)理论符合生物学模型,可更好地揭示信号类别关系。非负稀疏编码模型在图像去噪、音频分析、图像分类、人脸识别^[11-13]等领域得到了越来越多的关注。

为了对神经系统信息处理过程数学建模,Patrik O. Hoyer在线性稀疏编码(Linear Sparse Coding)和非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)的基础上,提出了非负稀疏编码模型。早在上个世纪,视觉神经科学家试图理解人类视觉感知事物的过程。随着研究的深入,研究人员发现视觉感知的初始阶段发生在大脑初级视觉皮层(V1区)上。大脑皮层的神经细胞数目有限,但感知得到的自然的输入却是无限的,用稀疏信息表达冗余输入信息,最后在大脑中还原信号,这是一个完整的稀疏编码过程。其中起到最主要作用的是V1区感受野,它们通过“开通道”(ON-channel)和“闭通道”(OFF-channel)对输入信息进行叠加融合,在此过程中并不存在“相互抵消”的情况^[10],NNSC理论的建立很好地模拟V1感受野的响应。

定义 非负矩阵 $X(\forall ij: X_{ij} \geq 0)$ 的非负稀疏编码为^[11]

$$S = \arg \min \frac{1}{2} \|X - AS\|^2 + \lambda \sum_{ij} S_{ij} \quad (1)$$

使得 $\forall ij: A_{ij} \geq 0, S_{ij} \geq 0$,同时字典矩阵中每一列满足 $\forall i: \|a_i\| = 1, \lambda$ 为非负常数。

非负稀疏编码相对于标准的稀疏编码模型有以下三个优势:1)它所得到的线性编码具有明确的物理意义;2)由于只有“正”刺激,无“负”抵消,更容易捕获输入信号与训练样本信号之间的内在关系,编码系数也稀疏,准确分类与检测越容易;3)不同于信号重构,在分类与检测应用中,编码系数的可分性比重构性更为重要,当约束只允许存在“贡献”成分时,编码系数可分性增强,对目标检测更加有利^[13]。

3 高光谱目标检测

本文基于目标与背景在局部字典上的非负编码系数的差异性,设计准确的测度捕获这一差异性,经过阈值分割,最后使用形态学方法去除虚警,完成目标检测任务。算法流程如下图所示:

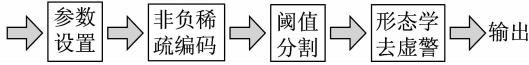


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

具体步骤如下:

(1)通过滑动的双窗口设计(如图 2)构造局部动态的字典,此步骤是为了获取非负稀疏编码所需的字典。双窗口的设计有以下三点需要说明:1)窗口内窗尺寸要大于目标尺寸,主要是为了构造不包含目标像元的字典。由于本文方法为非监督方法,对目标物无任何先验性信息,需要根据高光谱的空间分辨率估计目标的大致尺寸,然后进行内窗口的设计。2)将内窗与外窗之间的像元作为字典原子。3)内外窗大小需要满足一定条件,要使得字典原子个数大于光谱特征维数。在稀疏编码模型中,这是线性方程组存在多解情况的必要条件。即当方程个数小于未知数个数时,此方程可能有多解,反之,则无解。

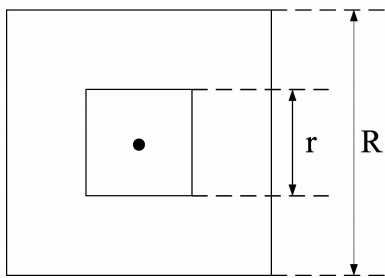


图 2 滑动双窗口示意图

Fig. 2 The sketch of sliding dual window

(2)计算测试像元的非负编码系数。高光谱图像在动态字典上的非负编码系数可按照以下模型进行描述:设 $D_{m \times n}$ 为通过滑动双窗口得到的动态字典,矩阵行数 m 表示像元波段数,矩阵列数 n 表示字典原子个数,满足 m 远小于 n 。若 x 为任意高光谱像元对应光谱向量,求解 x 在动态字典下的非负稀疏编码等同于求解:

$$J(\hat{a}) = \arg \min \| Da - x \|_2^2 + \gamma \| a \|_0 \quad \text{s. t. } a_i \geq 0 \quad (2)$$

其中, $\| a \|_0$ 表示编码系数向量 a 的 L_0 范数,定义为向量 a 中的非零元个数,或称为稀疏度。由于 L_0 范数的非凸性,使得上式为 NP-hard 问题,求解异常困难。随着压缩感知理论的发展,研究人员发现:当所求系数向量 a 足够稀疏时^[14],最小化 L_0 范数下的 NP 问题可以转化为易解的 L_1 范数问题。再考虑到高光谱数据中存在的固有噪声,上式可改写为

$$J(\hat{a}) = \arg \min \| Da - x \|_2 + \lambda \| a \|_1 \quad \text{s. t. } a_i \geq 0 \quad (3)$$

其中 λ 表示重构误差与向量稀疏度的平衡常数。上式可通过凸优化算法、匹配跟踪算法和迭代阈值法求解。

(3)根据定义的测度,计算图像的稀疏度矩阵。以测试像元为中心构造滑动双窗口,用内外窗口之间的像元构造一个完备的字典,然后计算测试像元在完备字典上的非负编码系数。若该测试像元为目标像元,则其在字典下的编码系数是非稀疏的(如图 3(a)所示),即其在字典上的编码系数是近似均匀分布的,即每一个系数值都比较少;若该测试像元为背景像元,只有少量系数值比较大,其他值均接近于 0(如图 3(b)所示)。从图中可以看出,目标像元与背景像元在动态字典下的非负编码系数的稀疏性存在显著的差异,因此只需通过一个准确的测度来描述这种差异,通过阈值分割,就可将目标与背景区分开来。本文定义稀疏度指数(Sparsity Index, SI)来定量描述非负编码系数的稀疏性

$$SI = \frac{N \| x^2 \|_1 - (\| x \|_1)^2}{N^2} \quad (4)$$

其中 x 表示非负编码系数, N 表示编码系数维数。由上文分析可知,如果测试像元为目标,那它在动态字典下的非负编码系数 SI 值较大;反之,如果测试像元为背景,那它的 SI 值较小。对每个像元计算 SI 值,就会得到与原图像同样大小的矩阵(不考虑边界效应),定义为稀疏度指数矩阵(Sparsity Index Matrix, SIM)。

(4)对稀疏度指数矩阵进行阈值分割得到检测结果,我们知道目标像元的 SI 值较小,背景像元的 SI 值较大。因此,对稀疏度指数矩阵进行简单的阈

值分割,即可实现目标检测

$$SI < \tau \quad (5)$$

其中 τ 为分割阈值,需要根据先验知识设定。根据阈值 τ 对稀疏度指数矩阵进行二值化分割,1表示目标,0表示背景。

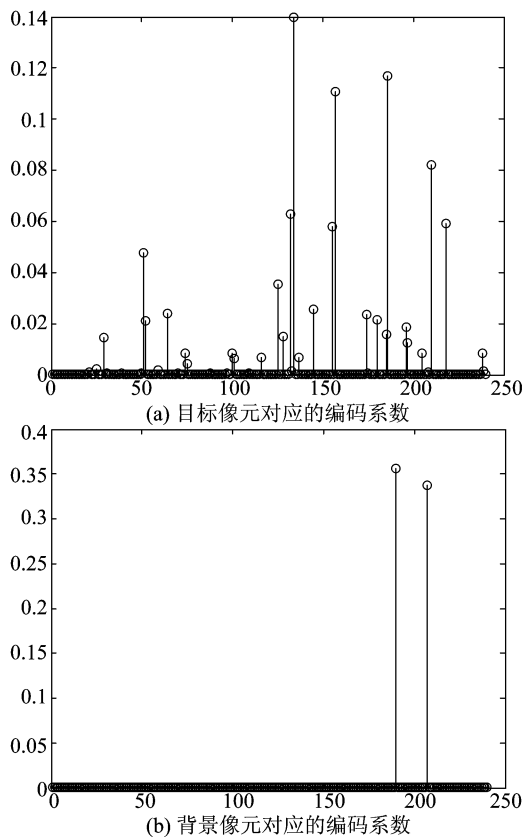


图3 局部非负编码系数稀疏性差异

Fig.3 The difference of local non-negative representation coefficients

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,选择推帚式成像光谱仪(PHI)数据进行实验,其覆盖频率范围为409~985nm,共124波段,光谱分辨率平均约为4nm,空间分辨率约为2m。图4(a)为光学图像,图4(b)

和(c)分别为其第69波段与第114波段图像。该图像中共包含了7个车辆目标和部分水泥路(图像左上角),其中T4为客车,T1、T3、T6为卡车,T2、T5、T7为实验车。本文分别在仿真数据和真实数据上进行了大量实验,对比分析了不同窗口、不同测度条件下的检测率与虚警率。本文所有实验均是在Intel Core i5 CPU,2.80GHz,内存为2.96GB,操作系统为Windows7,仿真平台为Matlab 7.1的PC机上完成的。

本文为验证内外窗大小对不同尺寸目标的检测效果的影响,首先在仿真数据上进行了实验。从PHI数据中取出 90×70 像素大小的区域,按文献[15]中方法使用背景像元替换目标像元,得到纯背景模板图像。根据文献[15]中目标嵌入(Target Embeddedness,TE)方法依次嵌入10个目标,共5行2列。第一列为 1×1 像素大小,第二列从上到下依次为 2×2 像素、 1×2 像素、 2×1 像素和两个 1×1 像素大小,如图5所示。图5(a)表示该仿真图像伪彩色图像,图5(b)为目标位置示意图。本文测试该仿真数据在外窗为 13×13 大小、内窗分别为 3×3 和 1×1 时的检测结果,得到图5(c)与图5(d)。对比可知,当内窗大于目标尺寸时,能高概率地检测出目标。但当内窗小于目标尺寸时,从第二列第一个目标可以看出,难以完全检测出所有目标像素,从而证明了前文所述内窗设置条件的有效性。同时,我们也将本文方法与RX方法进行了比较,得到图5(e)检测结果,与图5(d)相比可得,在未知目标未知背景的情况下,我们的方法利用了局部的稀疏性差异,虚警率一定的情况下,检测率优于RX算法,而且算法对目标的尺度变化适应性强。多次试验统计检测结果,得出如图6所示ROC曲线图,从图6可以得到类似上述结论。



图4 PHI光学图像及其部分波段图像

Fig.4 Optical image and two bands image of PHI data

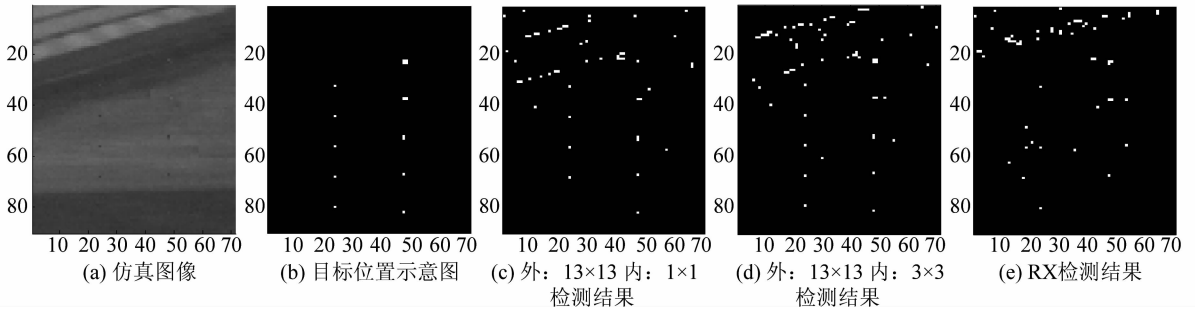


图 5 仿真图像以及检测结果

Fig. 5 Simulated data and detection results

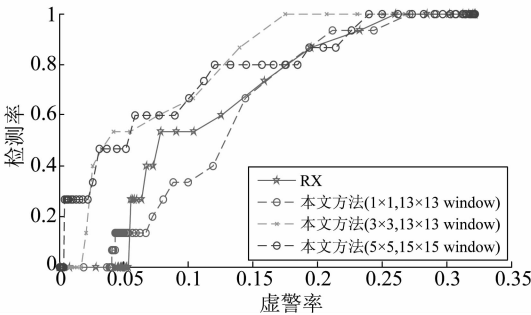


图 6 本文方法及 RX 算法对应 ROC 曲线图

Fig. 6 The ROC curves of proposed method and RX algorithm

其次对真实数据作了两组实验,测试不同滑动内外窗口大小对目标检测性能的影响。第一组实验检验相同大小内窗条件下,不同外窗大小对目标检测的影响。固定内窗大小为 13×13 ,变化外窗大小得到图 7(a) ~ (c) 实验结果,其中编码时间为 1622.1s,检测时间为 0.2561s。从检测结果的三维显示图上可看出,目标与背景的差异较大,通过简单的阈值分割就能得到较好的检测效果。但不同

大小的外窗对目标检测性能有着不同的影响,当外窗为 19×19 时,目标像素检测比较完全,但产生较多虚警,当外窗为 27×27 时,虚警率大大降低,但目标像素出现断裂、空洞现象。当外窗为 23×23 时,虚警比外窗为 19×19 时少,空洞、断裂现象比外窗为 27×27 时少。第二组实验测试相同大小外窗条件下,不同大小内窗对目标检测效果的影响。固定外窗大小为 27×27 ,内窗大小为 13×13 、 15×15 、 17×17 ,得到图 7(d) ~ (e)。从实验结果可知,当内窗逐渐变大时,漏检概率增大,以 7 号目标为例,当内窗为 13×13 时,出现像素“断裂”现象,当内窗为 15×15 ,漏检明显,当内窗为 17×17 ,漏检更加明显,并出现“断裂”现象。实验验证可知内外窗口的大小对目标检测的效果有一定的影响,为了客观地描述这一影响,作出如图 8 所示的在不同内外窗口条件下的 ROC 曲线。从曲线可得到与前文描述相似的结论,且在虚警率相同的情况下,当外窗为 23×23 内窗为 13×13 时平均检测率较高。

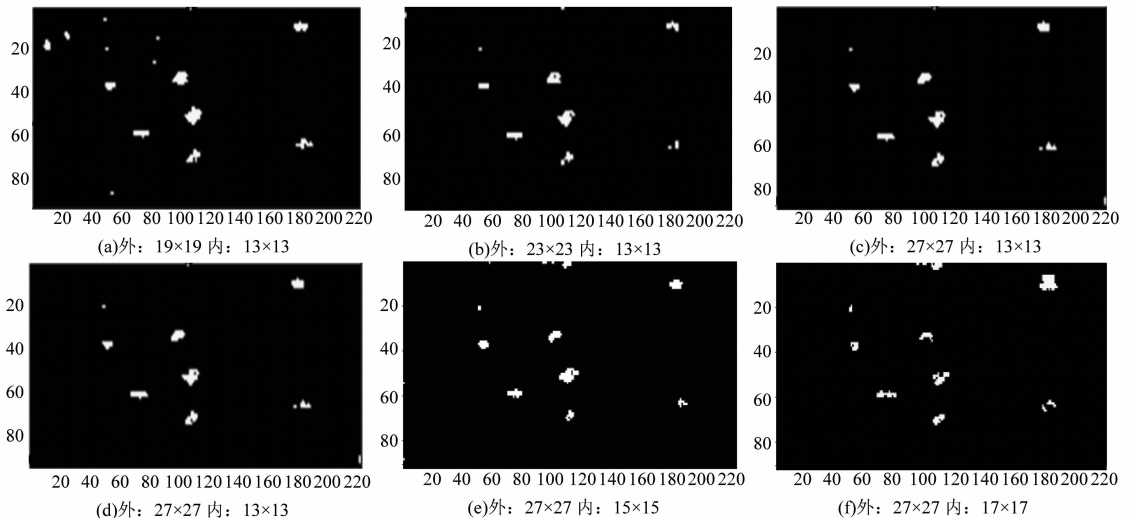


图 7 不同窗口大小检测结果

Fig. 7 Detection result of various windows

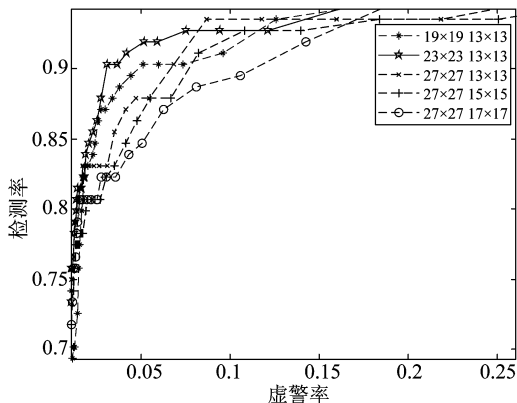


图8 不同窗口下 ROC 曲线对比

Fig. 8 The ROC curves of various windows

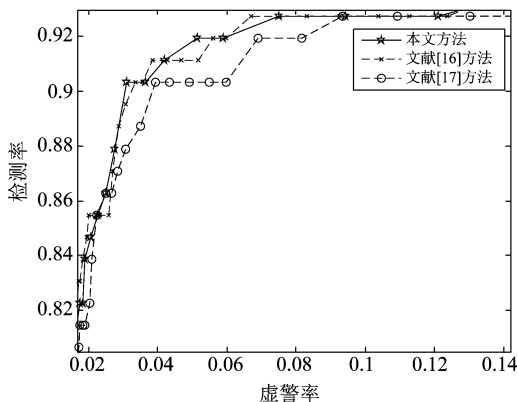


图9 不同稀疏度指标 ROC 曲线

Fig. 9 The ROC curves of different sparsity indexes

然后测试本文提出的稀疏度指数性能,与文献[16]和文献[17]提出的稀疏度评价指标进行对比实验,得到如图9所示ROC曲线图。本文方法由于利用偏离均值程度作为稀疏度评价指标,更加客观地描述了表示系数的稀疏性与稠密性,相比文献[16]累积每个系数对整体的权重和文献[17]最大系数占整体的比重而言,本文提出的稀疏性指标更

具全局性。从图9看出,本文提出的稀疏性评价指标与文献[16]效果相当,优于文献[17]。

为进一步进行验证本文稀疏度指标的性能,在同一数据集上测试三类稀疏度指标的可分性。为直观表示,将一维离散数值在纵轴为随机值情形下生产二维散点图,如图10所示。横轴表示三类指标下的稀疏度,纵轴不具有实际物理意义。通过比较可看出,文献[16]的统计结果中有多个背景像元与目标像元混合在一起,很难将目标像元与背景像元完全分割开来。文献[17]的统计结果使得部分目标像元与背景像元难以区分,但相比文献[16]要少,但背景像元所占范围较大,通过阈值分割很容易产生错分。图10(c)可看出,本文提出的测度使背景像元所占范围较小,且背景像元与目标像元混合的概率较前两者较少,增强了目标与背景的可分性。因此通过本文提出的方法经过简单的阈值分割可以得到更加准确的目标检测结果。

最后比较本文算法与典型的RX方法^[7]、PCA+RX方法、Isomap+RX^[18]和改进Isomap+RX^[19]方法的检测效果。同自然图像相比,高光谱图像在空间维和光谱维上都有很强的稀疏性,本文方法基于稀疏模型(稀疏表示理论近年来已在信号处理、数据挖掘等多个领域得到了广泛的应用,具备完备的理论支撑和优化求解算法。本文引入光谱非负性约束,并利用局部空间的上下文稀疏差异性,进行无监督的目标检测。通过双窗口动态字典的设计,有效地捕捉了目标光谱在背景光谱字典上的非负稀疏性,并且在空间局部邻域累积非负稀疏性(空间上下文相关性),最后检测目标。由图12中曲线可以看出,算法的检测性能优于RX,PCA+RX,ISO-MAP+RX,改进ISOMAP+RX等算法。

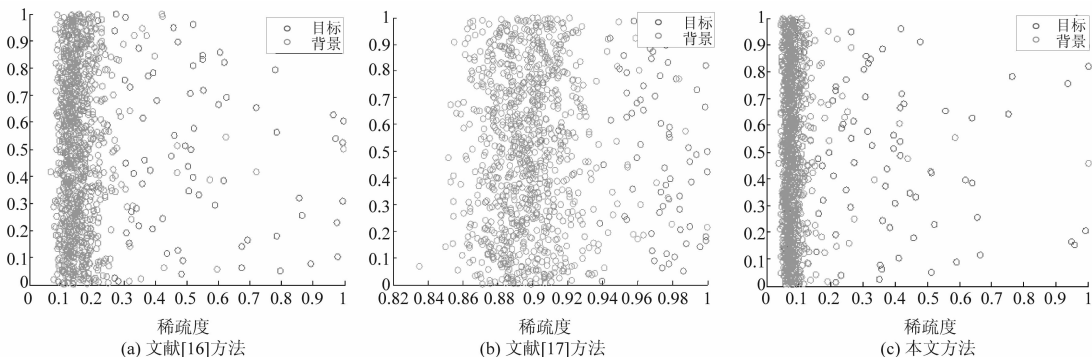


图10 不同稀疏度指标性能比较

Fig. 10 The comparison among different sparsity indexes

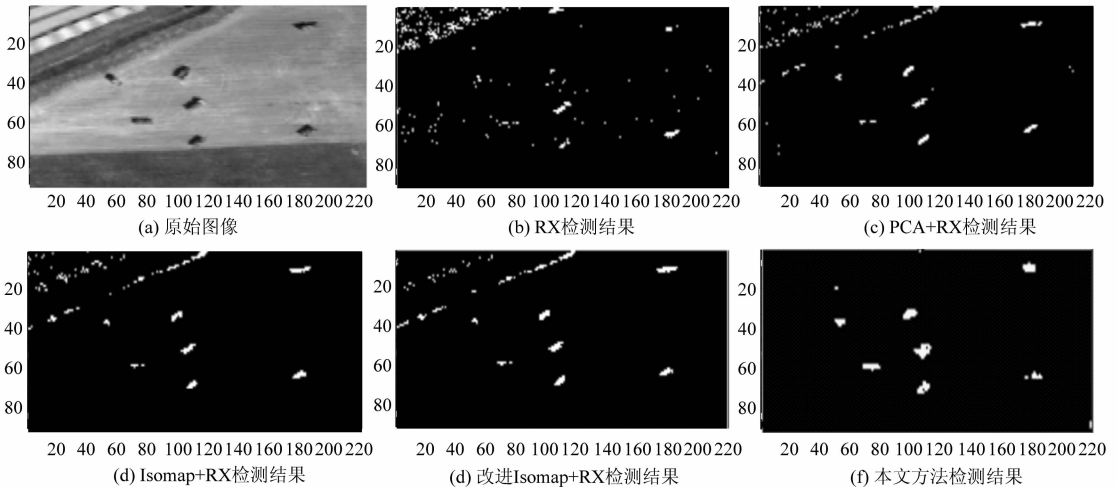


图 11 不同算法检测效果

Fig. 11 Detection results of various algorithms

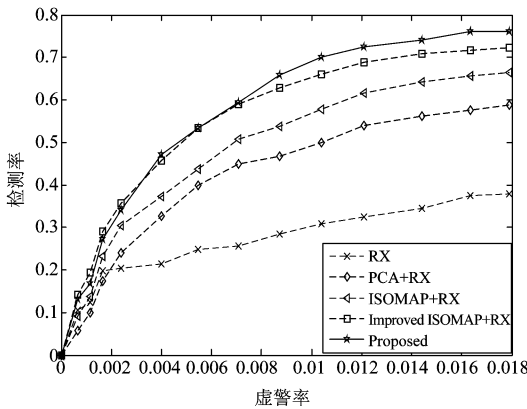


图 12 不同算法对应 ROC 曲线图

Fig. 12 The ROC curves of various algorithms

5 结论

本文在对有明确物理解释的非负稀疏编码理论研究基础之上,利用目标像元与背景像元在局部动态字典上的编码系数表现出的差异性,设计测度定量描述这一差异性,通过阈值分割实现高光谱图像目标检测。最后通过实验,验证了本文算法的可行性与优越性,并且与 RX、PCA+RX、ISOMAP+RX 和改进 ISOMAP+RX 方法进行比较分析。通过实验论证,本文算法具有更好的目标检测效果。由于稀疏编码计算效率不高,今后将对快速算法展开研究,以期满足实时检测要求。

参考文献

[1] 何元磊,刘代志,易世华,等. 面向目标探测的高光谱

图像层次聚类波段选择 [J]. 仪器仪表学报,2011,32 (4):825-830.

He Y L, Liu D Z, Yi S H, et al. Band selection based on hierarchical clustering for hyperspectral target detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(4): 825-830. (in Chinese)

[2] Li S, Zhang X, Zhu Y, et al. A study on remote sensing key technologies of national monitoring resource, ecological and environment [J]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005, (3): 1814-1817.

[3] Du Q, Ren H and Chang C. A study between orthogonal subspace projection and generalized likelihood ratio test in hyperspectral image analysis [J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2002(5): 2575-2577.

[4] Chang C, Zhao X, Althouse M, et al. Least squares subspace projection approach to mixed pixel classification in hyperspectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 1998, (36):898-912.

[5] Chang C. Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification [M]. Springer, 2003.

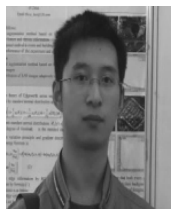
[6] Harsanyi J, Farrand W, Chang C. Detection of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences [C]//Proceedings of the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. 1994: 236-247.

[7] Reed, I. and X. Yu. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 38(10): 1760-1770.

[8] Manolakis D, Siracusa C, Shaw G. Hyperspectral sub-

- pixel target detection using the linear mixing model [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(7): 1392-1409.
- [9] Li Z, Kuang G, Yu W, et al. Algorithm on small target detection based on principal component of hyperspectral imagery [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(4): 286-290.
- [10] Hoyer P. Non-negative sparse coding [C] // Proceedings of the 12th IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, 2002: 557-565.
- [11] Panagakis Y, Kotropoulos C, Arce G R. Music genre classification using locality preserving non-negative tensor factorization and sparse representations [C] // 10th International Society for Music Information Retrieval Conference. 2009:249-254.
- [12] Shastri B J, Levine M D. Face recognition using localized features based on non-negative sparse coding [J]. Machine Vision and Applications, 2007, 18(2): 107-122.
- [13] Ji Y, Lin T, Zha H. Mahalanobis distance based non-negative sparse representation for face recognition [C] // IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, 2009: 41-46.
- [14] Donoho D. Compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [15] Chang, Yu C. How to design synthetic images to validate and evaluate hyperspectral imaging algorithms [J]. International Society for Optics and Photonics, SPIE Defense and Security Symposium, 2008.
- [16] 谈爱玲, 毕卫红, 赵勇. 基于稀疏非负矩阵分解和支持向量机的海洋溢油近红外光谱鉴别分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(5): 1250-1253.
- Tan A L, Bi W H, Zhao Y. Identification of spilled oil by NIR spectroscopy technology based on sparse nonnegative matrix factorization and support vector machine [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(5): 1250-1253. (in Chinese)
- [17] 赵佳佳, 唐峥远, 杨杰, 等. 基于图像稀疏表示的红外小目标检测算法 [J]. 红外与毫米波学报, 2011, 30(2): 156-161.
- Zhao J J, Tang Z Y, Yang J, et al. Infrared small target detection based on image sparse representation [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30(2): 156-161. (in Chinese)
- [18] Tenenbaum J, Silva V, et al. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction. Science, 290(5500): 2319-2323.
- [19] Wang L, Li Z, Sun J. Improved ISOMAP algorithm for anomaly detection in hyperspectral images [C] // Fourth International Conference on Machine Vision (ICMV 2011). International Society for Optics and Photonics, 2012: 834902-834902-5.

作者简介



袁宗泽 男, 1988年生, 重庆綦江人, 国防科学技术大学硕士研究生, 研究方向为遥感信息处理。

E-mail: yiyepianfeng@126.com



孙浩(通讯作者) 男, 1984年生, 陕西三原人, 国防科学技术大学讲师, 目前主要从事计算机视觉与智能信息处理方面的研究。

E-mail: clhaosun@gmail.com

计科峰 男, 1974年生, 陕西长武人, 国防科学技术大学副教授, 目前主要从事 SAR 图像处理、解译和目标识别技术研究。E-mail: jikefeng@nudt.edu.cn

李志勇 男, 1975年生, 辽宁阜新人, 国防科学技术大学副教授, 目前主要从事高光谱遥感信息处理与多源遥感信息融合技术研究。E-mail: lzylmz@sina.com