

基于背景字典构造的稀疏表示高光谱目标检测

陶洋, 林飞鹏, 杨雯, 翁善

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: 针对现有基于稀疏表示的目标检测算法采用同心双窗口构建背景字典的过程中, 目标像元将会对背景字典产生干扰的问题, 提出基于背景字典构造的稀疏表示高光谱目标检测算法。该算法将高光谱图像分解成低秩背景和稀疏目标, 引入目标字典作为稀疏目标的先验信息, 更好地分离目标和背景, 构建纯净背景字典。通过在 4 个公开高光谱图像数据集上仿真分析, 证明所提出的算法具有出色的检测性能。

关键词: 高光谱图像; 稀疏表示; 二分类; 目标字典; 低秩; 背景字典

中图分类号: TN10

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.211420

中文引用格式: 陶洋, 林飞鹏, 杨雯, 等. 基于背景字典构造的稀疏表示高光谱目标检测[J]. 电子技术应用, 2022, 48(1): 124-128.

英文引用格式: Tao Yang, Lin Feipeng, Yang Wen, et al. Background dictionary construction-based sparse representation hyperspectral target detection[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(1): 124-128.

Background dictionary construction-based sparse representation hyperspectral target detection

Tao Yang, Lin Feipeng, Yang Wen, Weng Shan

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Aiming at the existing target detection algorithms based on sparse representation, in the process of building the background dictionary with concentric double windows, the target pixels will interfere with the background dictionary. A sparse representation hyperspectral target detection algorithm based on background dictionary is proposed. The algorithm decomposes the hyperspectral image into low rank background and sparse target, and introduces the target dictionary as the prior information of sparse target, which can separate the target and background better and construct a pure background dictionary. Simulation results on four public hyperspectral image datasets show that the proposed algorithm has excellent detection performance.

Key words: hyperspectral image; sparse representation; binary-class; target dictionary; low-rank; background dictionary

0 引言

高光谱图像目标检测是一个典型的二分类问题, 目的是将图像中的每个像素标记为目标或背景^[1], 被广泛应用于军事、农业、矿物等领域^[2]。

经典的目标检测算法包括约束能量最小化(Constrained Energy Minimization, CEM)^[3]、自适应一致余弦估计(Adaptive Coherence Estimator, ACE)^[4]。但是经典算法有效性都依赖于对统计模型的假设, 现实场景中不能保证一定成立。近些年来, 稀疏表示在高光谱领域也得到了很好的发展, 研究人员相继提出了基于稀疏表示(Sparse Representation for Target Detection, STD)^[5]以及基于二元假设稀疏表示的目标检测(Sparse Representation-Based Binary Hypothesis, SRBBH)^[6]。最近, 有人提出了一种基于单频谱驱动的二分类稀疏表示检测器^[7]。

基于稀疏表示的模型在实际应用过程中仍存在不足。同心双窗口法构建背景字典时, 目标可能是不规则形状或者多个近距离目标, 背景字典容易被目标“污染”, 导致检测性能恶化^[8]。针对背景字典问题, 本文提出基于背景字典构造的稀疏表示高光谱目标检测算法(BDCSTD)。利用鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)^[9]的思想, 将高光谱图像分解为低秩背景和稀疏目标。同时引入目标字典作为稀疏目标先验信息, 更好地分离目标和背景, 只使用低秩背景构建纯净背景字典。使用基于二分类的稀疏表示(Binary-class Sparse Representation, BSR)^[10]模型作为目标检测器。

1 二分类稀疏表示模型

在 BSR 模型中, 认为测试样本 x 是表示各种光谱的 b 维向量。如果测试样本 x 是背景像素, 则其光谱将位

于由背景字典组成的训练样本子空间中,并且测试样本 x 可由背景字典和稀疏向量进行稀疏表示。同样地,如果测试样本 x 是一个目标像素,它的光谱可以近似地位于由目标字典组成的目标样本子空间中。

因此,在二元假设中选择一个未定义的样本可以表示如下:

$$H_0: x = A^b \alpha + \varepsilon_0, \text{ 目标不存在} \quad (1)$$

$$H_1: x = A^t \beta + \varepsilon_1, \text{ 目标存在} \quad (2)$$

其中, ε_0 和 ε_1 是近似残差; α 和 β 分别是背景和稀疏目标字典; A^b 和 A^t 分别是背景和稀疏目标字典。给定 A^b 的情况下,可以通过求解以下方程得到 α :

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \operatorname{argmin} \|A^b \alpha - x\|_2 \\ \text{s.t. } & \|\alpha\|_0 \leq K_b \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\hat{\alpha}$ 是恢复的背景稀疏向量; $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数; $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数。其中 l_0 范数表示 $\hat{\alpha}$ 中非零项的数量, K_b 表示其稀疏条件限制,定义为稀疏水平的上限。求解公式(3)是一个恢复过程,采用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[11]算法得到稀疏向量。同样,采用以上方法可以恢复稀疏向量 $\hat{\beta}$ 。

一旦获得稀疏向量 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\beta}$, 随后计算恢复残差:

$$r_0(x) = \|x - A^b \hat{\alpha}\|_2 \quad (4)$$

$$r_1(x) = \|x - A^t \hat{\beta}\|_2 \quad (5)$$

最后可以通过以下模型得到 BSR 模型输出:

$$D_{\text{BSR}} = r_0(x) - r_1(x) \quad (6)$$

通过式(4)~式(6)可以得出,选取一个阈值 η , 当检测器 $D_{\text{BSR}} > \eta$, 待检测像素 x 表示目标像素; 当检测器 $D_{\text{BSR}} < \eta$, 则待检测像素 x 表示背景像素。

2 基于背景字典构造的稀疏表示方法

本文提出的 BDCSTD 算法采用了 BSR 模型作为目标检测器, BSR 模型采用选取全局图像场景中部分目标像素来构建目标字典。然而,基于稀疏表示的模型在实际应用过程中构造背景字典通常采用同心双窗口法^[12], 将会导致目标对背景字典“污染”。因此,构建纯净的局部自适应背景字典是一个具有挑战性的问题。

2.1 背景字典构建

以测试像素为中心的同心双窗口法可以构建局部自适应背景字典 A^b , 如图 1 所示。内层窗口 IWR 在外层窗口 OWR 内居中, 并且只有内层窗口 IWR 和外层窗口 OWR 构成回字型中的像素将构成 A^b 中的元素。如果外层窗口 OWR 尺寸是 $m \times n$, 内层窗口 IWR 尺寸为 $l \times l$, 其中 $l < m$, 则背景字典 A^b 像素数量为 $m^2 - l^2$ 。

内层窗口对目标检测性能有很大的影响。它的目的是将感兴趣的像素包围起来, 应当将其设置为尺寸大于或者等于对应高光图像中感兴趣目标的大小, 以便防止目标像素错误地出现在 A^b 中。然而, 关于图像中目标尺寸的信息通常难以掌握。例如目标可能是不规则形状

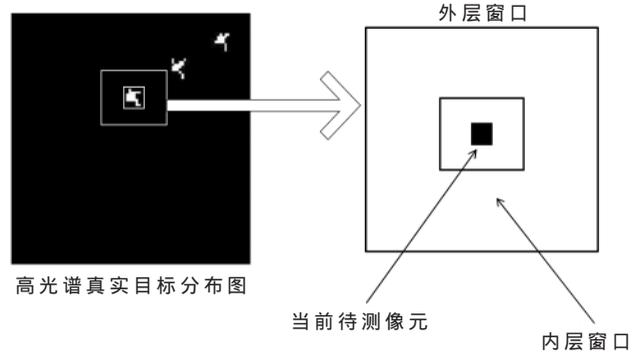


图 1 同心双窗口及其结构图

时, 或者图像中有多个近距离的目标时。

由于局部背景子空间中的光谱通常具有高相关性, 因此可能存在潜在的秩结构。且高光图像中所有目标总图像面积相对于整个图像较小(即空间稀疏)。基于 RPCA^[13]的改进将高光图像分解成低秩背景高光图像 L 和包含稀疏目标高光图像 E 。进一步地将 RPCA 的稀疏分量 E 分解为目标字典和稀疏激活矩阵的乘积。在高光图像中, 通常还有其他一些小的、异构的、高对比度的区域不是目标, 但是在分解过程中, 这些将被视为异常(目标)。此外分解过程中, 大多数目标像素通常存在均匀物质, 它们将会被分解为背景高光图像, 导致秩的增加。因此, 本文通过目标字典作为先验信息引入可以帮助确定真正的目标并将其与背景分离。通过去除目标的影响, 构建一个纯净的背景字典, 同时无需考虑目标尺寸、形状等。

假设高光图像的尺寸为 $h \times w \times b$, 其中 h 和 w 是图像的高度和宽度, b 是光谱段数。将给定高光图像数据重新排列成一个二维矩阵 $D \in \mathbb{R}^{e \times b}$, 其中 $e = h \times w$ 。该矩阵 D 可以分解为表示纯净背景的低秩矩阵 L_0 、稀疏目标矩阵 $(A^t C_0)^T$ 和噪声矩阵 N_0 , 模型如下:

$$D = L_0 + (A^t C_0)^T + N_0 \quad (7)$$

式中, 目标字典 $A^t \in \mathbb{R}^{b \times N}$; N_i 是目标样本的数量; C_0 应为稀疏列矩阵。假设 N_0 是具有零均值和未知标准差的独立且均匀分布的高斯噪声。为了恢复低秩矩阵 L_0 和稀疏目标矩阵 $(A^t C_0)^T$, 可以通过如下最小优化问题求解:

$$\min_{L, C} \{ \tau \operatorname{rank}(L) + \lambda \|C\|_{2,0} + \|D - L - (A^t C)^T\|_F^2 \} \quad (8)$$

其中, 参数 τ 控制低秩矩阵 L 的秩; 参数 λ 控制稀疏列矩阵 C 的稀疏水平。将上述问题转化为凸最小化问题, 并使用两个子问题的交替最小化来解决, k 次迭代表示如下:

$$L^{(k)} = \arg \min_L \{ \|L - (D - (A^t C^{(k-1)})^T)\|_F^2 + \tau \|L\|_* \} \quad (9)$$

$$C^{(k)} = \arg \min_C \{ \|(D - L^{(k)})^T - A^t C\|_F^2 + \lambda \|C\|_{2,1} \} \quad (10)$$

式(9)和式(10)最小化问题是凸问题, 每个问题都可以最优地求解。式(9)可以通过奇异值阈值算子求解。

式(10)采用交替方向乘子(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)^[14]求解。

通过上述方法能够得到一个“干净”的低秩背景高光谱图像,内层窗口的尺寸只需设置为1×1(待测像素)。

2.2 基于背景字典构建的稀疏表示算法模型

在上述描述的基础上,下面介绍 BDCSTD 算法的实现步骤。具体流程如下:

- (1)输入给定目标光谱的高光谱图像数据;
- (2)构建目标字典 A^t ;
- (3)通过引入目标字典的 RPCA 方法将高光谱图像分解成低秩背景高光谱图像 L 和稀疏目标高光谱图像 E ;
- (4)设置同心双窗口尺寸 OWR 为 $m \times m$, IWR 为 1, 利用 L 构建背景字典 A^b ;
- (5)利用 A^b 和 A^t 求解优化问题,并得到稀疏向量 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\beta}$;
- (6)计算两种假设下的恢复残差,通过式(6)中的 BSR 模型得到检测的输出值;
- (7)输出 BDCSTD 算法的检测结果。

3 实验结果与讨论分析

实验利用 4 组真实高光谱图像数据集对 BDCSTD 算法的检测性能进行验证分析。实验仿真环境为 Intel Core i5-7200U,主频为 2.50 GHz,内存为 8.00 GB,采用 MATLAB2019b 进行分析。

3.1 数据集介绍

第 1 组 AVIRIS1 和第 2 组 AVIRIS2 数据集是通过 AVIRIS 航空高光谱仪采集。两个数据集空间分辨率都是 3.5 m,波长范围 370~2 510 nm,189 个可用波段用于实验^[7,15]。AVIRIS1 高光谱图像数据是截取 100 像素×100 像素大小的图像块作为背景,并选择其中包含的飞机作为待检测的目标,一共包含 58 个目标像素。AVRIS2 高光谱图像数据是 60 像素×60 像素,其中包含 14 个飞机,一共 119 个像素作为待检测的目标,AVIRIS1 和 AVIRIS2 具体的图像和真实的目标空间分布分别如图 2 和图 3 所示。

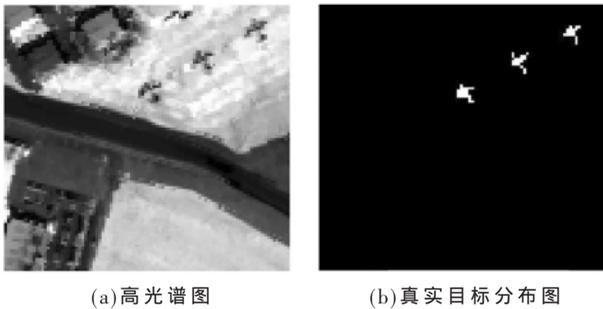


图 2 AVIRIS1 高光谱图像

第 3 组数据集 HYDICE 高光谱图像是来自机载 HYDICE 数据。此数据的空间分辨率和光谱分辨率分别为 2 m、10 nm,162 个可用波段用于实验^[15]。截取 150 像

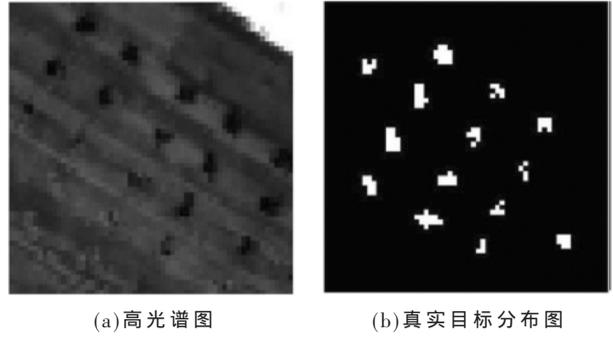


图 3 AVIRIS2 高光谱图像

素×150 像素大小的图像块作为背景,选取车辆作为检测目标,一共包含 21 个像素。HDYICE 具体的假彩色图像和真实信息如图 4 所示。

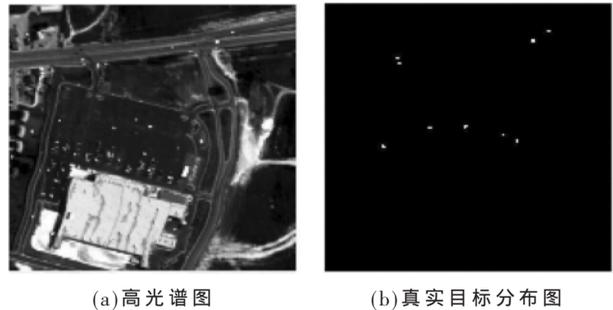


图 4 HYDICE 高光谱图像

第 4 组数据集 CRi 数据集通过 CRi Nuance 高光谱传感器采集,其光谱分辨率为 10 nm。该数据集的波长范围是 650~1 100 nm,共有 46 个光谱波段。其大小为 200 像素×200 像素,草地作为背景,10 个岩石作为被检测的目标,大约 1 254 像素被视为要检测的目标。其图像和真实的目标空间分布图如图 5 所示^[7]。

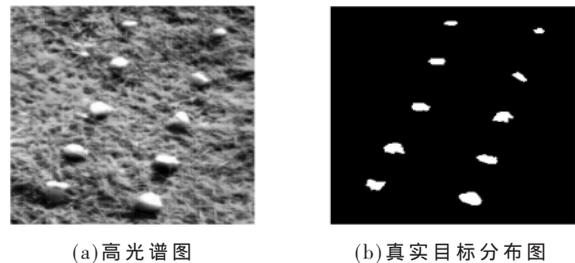


图 5 CRi 高光谱图像

3.2 实验参数设置

在采用改进 RPCA 的方法构造背景字典过程中,从式(8)可以看出,准确地选择合适的 τ 和 λ 将成为首要问题,本文将分别设置为 3 和 0.3。

为了评估 BDCSTD 算法的检测性能,将其与 ACE、STD、SRBBH 算法进行对比,算法均使用相同的目标光谱作为先验信息。ACE、STD、SRBBH 算法均在原始高光

谱图像上应用同心双窗口法,其中对于ACE算法,背景协方差矩阵通过落入回形区域的像素构造;STD以及SRBBH算法,局部背景字典同样通过落入回形区域的像素构造;BDCSTD在低秩背景高光谱图像上应用同心双窗口法,局部背景字典同样通过落入回形区域的像素来构造。其中,STD、SRBBH、BDCSTD均采用同样的方法构造目标字典。

3.3 实验结果与分析

由于BDCSTD由两部分组成,即构建背景字典的新方法、最终的检测器BSR模型,首先在AVIRIS1和HYDICE数据集上进行实验分析来评估每个部分的有效性。为了证明引入目标字典为先验信息能够更好分离目标和背景,以BSR模型为基础检测器,采用不同的目标与背景分离方法,即RPCA+BSR、BDCSTD进行对比。第二部分BSR模型作为SRBBH的改进模型,将与其进行对比。本次两个数据集实验中,实验中4个对比算法均使用同心双窗口法构造背景字典,其中RPCA+BSR、BDCSTD分别使用RPCA和改进RPCA分解的低秩背景构造背景字典,BSR和SRBBH使用原始高光谱图像构造背景字典。为了体现算法分离目标和背景的特性,同心双窗口法在AVIRIS1数据集上,窗口IWR和OWR设置大小是 1×1 和 17×17 ,HYDICE数据集窗口IWR和OWR分别设置为 1×1 和 13×13 。通过受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve, ROC)比较算法检测性能。实验结果如图6所示。

与SRBBH相比,BSR模型在较低的虚警率上有更高的检测率,BSR模型能够有效避免联合字典求解对检测性能带来的影响。其次本文提出BDCSTD算法表现出了优异的性能,两个数据集上,ROC曲线均位于最左上方,与RPCA方法相比本文提出的引入目标字典为先验信息的RPCA方法能够更好地分离目标和背景,构建更为纯净的背景字典。

上述实验证明BDCSTD算法两个部分的

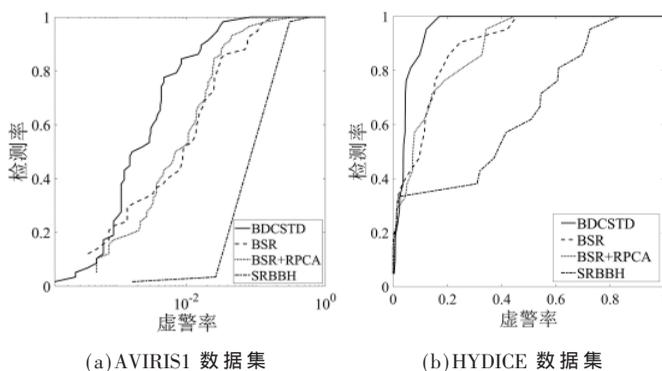


图6 不同数据集ROC曲线图

有效性,为了证明BSDSTD算法整体检测性能的优异性,将在4个数据集上进行实验,并与ACE、STD、SRBBH算法进行对比。ACE、STD、SRBBH 3个算法在4个数据集上设置的双窗口尺寸分别为:HYDICE $\langle 13, 5 \rangle$ 、AVIRIS1 $\langle 17, 7 \rangle$ 、AVIRIS2 $\langle 13, 5 \rangle$ 、CRi $\langle 13, 5 \rangle$;BDCSTD算法在4个数据集上双窗口尺寸设置为:HYDICE $\langle 13, 1 \rangle$ 、AVIRIS1 $\langle 17, 1 \rangle$ 、AVIRIS2 $\langle 13, 1 \rangle$ 、CRi $\langle 13, 1 \rangle$ 。

实验结果如图7所示,AVIRIS1、AVIRIS2、CRi数据集中,BDCSTD算法检测性能最好,ROC曲线左上方明显高于其余算法。与SRBBH和STD算法相比,如图7(c)所示,在HYDICE数据集上,STD算法检测性能最优,但是BDCSTD算法相较于SRBBH算法检测性能有所提升。结合表1可得,在4个数据集上,BDCSTD算法平均AUC值最高,检测性能最好。本文提出的BDCSTD算法检测性能有所提高,在4个数据集上都有出色的检测性能。

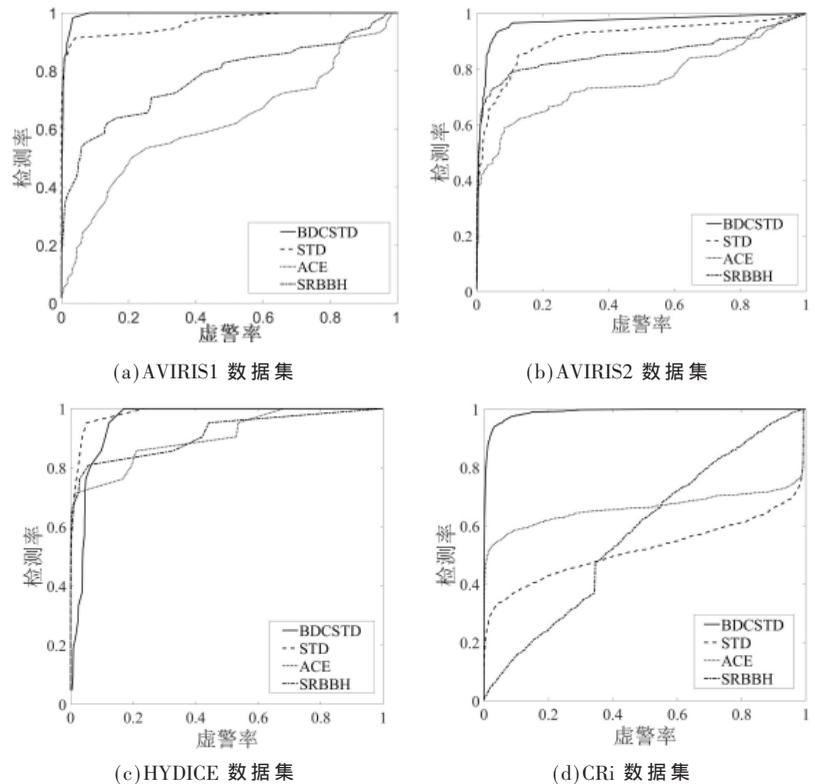


图7 不同数据集ROC曲线图

表1 不同算法在不同数据集上的AUC值

数据集	ACE	STD	SRBBH	BDCSTD
AVIRIS1	0.621 5	0.967 4	0.777 1	0.994 0
AVIRIS2	0.783 5	0.933 6	0.882 1	0.980 8
HYDICE	0.904 0	0.984 8	0.913 8	0.954 4
CRi	0.662 9	0.521 2	0.576 2	0.990 7
平均	0.743 0	0.851 75	0.787 3	0.980 0

4 结论

针对目前稀疏表示在高光谱图像目标检测领域应用时,均需要采用联合字典来表示待测像素,在求解过

程中同时恢复两个稀疏向量,影响检测性能的问题,本文使用分别只构建目标字典和背景字典的BSR模型;其次针对目标尺寸、位置等影响导致同心双窗口无法构建纯净背景字典的问题,本文利用RPCA的思想,将高光谱图像分解为低秩背景和稀疏目标。同时,引入目标字典作为稀疏目标的先验信息,更好地分离目标和背景,构建纯净的背景字典,进而提出了基于背景字典构造的稀疏表示高光谱目标检测算法。在4个公开高光谱图像数据集上进行实验,实验结果表明,本文提出的BDCSTD显示出了良好的检测性能,优于其他目标检测算法。

参考文献

- [1] DONG Y, DU B, ZHANG L, et al. Dimensionality reduction and classification of hyperspectral images using ensemble discriminative local metric learning[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2017, 55(5): 2509–2524.
- [2] CHANG S, DU B, ZHANG L, et al. IBRS: an iterative background reconstruction and suppression framework for hyperspectral target detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 10(7): 3406–3417.
- [3] ZHANG Y, XIE B, SUN J, et al. A hybrid sparsity and constrained energy minimization detector for hyperspectral images[C]//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017: 1137–1140.
- [4] HASHJIN S S, KHAZAI S. A new method to detect targets in hyperspectral images based on principal component analysis[J]. Geocarto International, 2020(16): 1–19.
- [5] WU X, ZHANG X, WANG N, et al. Joint sparse and low-rank multi-task learning with extended multi-attribute profile for hyperspectral target detection[J]. Remote Sensing, 2019, 11(2): 150–167.
- [6] BITAR A W, CHEONG L F, OVARLEZ J P. Simultaneous sparsity-based binary hypothesis model for real hyperspectral target detection[C]//IEEE International Conference on Acoustics, 2017.
- [7] ZHU D, DU B, ZHANG L. Single-spectrum-driven binary-class sparse representation target detector for hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote

Sensing, 2021, 59(2): 1487–1500.

- [8] WU X, ZHANG X, CEN Y. Multi-task joint sparse and low-rank representation target detection for hyperspectral image[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(11): 1756–1760.
- [9] SUN W, YANG G, PENG J, et al. Lateral-slice sparse tensor robust principal component analysis for hyperspectral image classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(1): 107–111.
- [10] Zhu Dehui, Du Bo, Zhang Liangpei. Binary-class collaborative representation for target detection in hyperspectral images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(7): 1100–1104.
- [11] GUO T, LUO F, ZHANG L, et al. Target detection in hyperspectral imagery via sparse and dense hybrid representation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(4): 716–720.
- [12] AZIZI R, SATARI M, MOMENI M. A new dictionary construction method in sparse representation techniques for target detection in hyperspectral imagery[J]. Geomatics Science and Technology, 2020, 10(1): 111–132.
- [13] LI W, MENG M, ZHAO C. Hyperspectral target detection based on sparse errors matrix[C]//Progress in Electromagnetics Research Symposium-fall, 2017.
- [14] WARREN R E, OSHER S J. Hyperspectral unmixing by the alternating direction method of multipliers[J]. Inverse Problems and Imaging, 2017, 9(3): 917–933.
- [15] ZHU D, DU B, ZHANG L. Target dictionary construction-based sparse representation hyperspectral target detection methods[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(4): 1254–1264.

(收稿日期: 2021-02-23)

作者简介:

陶洋(1964-),男,博士,教授,主要研究方向:异构网络、机器学习、模式识别等。

林飞鹏(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向:模式识别。

杨雯(1992-),女,硕士研究生,主要研究方向:模式识别。



扫码下载电子文档

(上接第 123 页)

- [14] DENI'ELOU P M, YOSHIDA N. Multiparty session types meet communicating automata[C]//Proceedings of ESOP'12, LNCS, 2012, 7211: 194–213.
- [15] CUBO J, SALAÜN G, CANAL C, et al. A model-based approach to the verification and adaptation of WF/.NET components[C]//Proceedings of FACS'07, ENTCS, 2007, 215: 39–55.
- [16] CANAL C, POIZAT P, SALAÜN G. Synchronizing behavioural mismatch in software composition[C]//Proceedings

of FMOODS'06, LNCS, 2006, 4037: 63–77.

- [17] FU X, BULTAN T, SU J. Analysis of interacting BPEL web services[C]//Proceedings of WWW'04, 2004: 621–630.
- [18] BENNACEUR A, CHILTON C, ISBERNER M, et al. Automated mediator synthesis: combining behavioural and ontological reasoning[C]//Proceedings of SEFM'13, LNCS, 2013, 8137: 274–288.

(收稿日期: 2021-01-04)

作者简介:

徐彬(1974-),男,本科,工程师,主要研究方向:电力系统及其自动化。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所