

引用格式:成宝芝,赵春晖,张丽丽.高光谱图像异常目标检测算法研究进展[J].电光与控制,2021,28(5):56-59,65. CHENG B Z, ZHAO C H, ZHANG L L. Research advances of anomaly target detection algorithms for hyperspectral imagery[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):56-59, 65.

## 高光谱图像异常目标检测算法研究进展

成宝芝<sup>1</sup>, 赵春晖<sup>2</sup>, 张丽丽<sup>1</sup>

(1. 大庆师范学院机电工程学院, 黑龙江 大庆 163712; 2. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 高光谱图像在国防军事和民用领域都有大量的应用,特别是异常目标检测不需要任何先验信息,使其成为高光谱图像处理和信息提取的关键技术和研究热点之一。通过系统的梳理、分析和研究,对现有的异常目标检测算法进行了深入的归纳和总结,并对高光谱图像异常目标检测涉及到的关键问题、未来的技术发展方向(如稀疏表示、张量分解和深度学习等)以及算法存在的问题进行了分析评价,提出了一些具有创新性的观点并预测了未来的研究趋势。

**关键词:** 高光谱图像; 异常目标检测; 稀疏表示; 张量分解

中图分类号: TP751 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.013

## Research Advances of Anomaly Target Detection Algorithms for Hyperspectral Imagery

CHENG Baozhi<sup>1</sup>, ZHAO Chunhui<sup>2</sup>, ZHANG Lili<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Daqing Normal University, Daqing 163712, China;

2. College of Information and Communications, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Hyperspectral imagery has a lot of applications in the national defense and civil fields. Especially, the anomaly target detection does not need any prior information and thus has become one of the key technologies and research hotspots in hyperspectral image processing and information extraction. Through systematic research and analysis, this paper summarizes the existing anomaly target detection algorithms in detail, analyzes and evaluates the key problems involved in anomaly target detection, gives the future development direction of the technology, such as sparse representation, tensor decomposition, and deep learning etc., and presents the existing problems of the algorithms. Some innovative ideas and future research trends are also proposed.

**Key words:** hyperspectral imagery; anomaly target detection; sparse representation; tensor decomposition

### 0 引言

高光谱图像(Hyperspectral Imagery, HSI)是利用成像技术和光谱技术结合形成的“图谱合一”的三维图像,包括二维空间信息和一维光谱信息,含有几十至上百个分辨率连续的、窄波段图像数据,这些图像数据记录了地物电磁波信号或能量,借此构建数理模型可描述地物特征<sup>[1]</sup>。近年来,高光谱图像的研究越来越成为遥感图像领域研究的重要方向,在图像分类、混合像元分解、目标检测、图像重构和图像应用等方面均有大量的研究成果。其中,高光谱异常目标检测作为一类不需

要先验信息的高光谱图像处理与信息提取技术,越来越成为研究的热点之一。国内外的研究人员发表了大量关于高光谱异常目标检测研究和应用方面的研究成果。

1990年,由 REED 等<sup>[2]</sup>提出的线性 RX 算法是进行高光谱图像异常目标探测的开创性算法,该算法通过将高光谱图像分成背景信息部分和待检测的异常目标部分的二元分类问题,解决了异常目标检测问题。在此基础上,又有很多经典的异常目标检测算法被提出,通过对国内外异常目标检测研究成果的梳理和研究,本文从信息提取模型角度描述了当前高光谱图像异常目标检测的研究进展,并对未来的研究进行探讨。

### 1 高光谱图像处理和识别关键问题

1) 数据量大和冗余问题。高光谱图像具有波段数目多、相邻波段间的强相关性、对地物光谱信息描述全面的特点,但是同时也带来了数据量大、数据冗余大

收稿日期:2020-04-17

修回日期:2021-01-25

基金项目:国家自然科学基金(61901082);黑龙江省自然科学基金(LH2019F040)

作者简介:成宝芝(1976—),男,吉林东丰人,博士后,副教授,研究方向为高光谱图像处理技术及应用。

的问题。这些问题一方面影响到图像的处理效率,另一方面也影响到图像处理和信息提取的精度。

2) 光谱混合问题。由于高光谱成像光谱仪技术的限制,光谱波段数虽然增加了,但是空间分辨率受到一定影响,像元混合问题在高光谱图像中普遍存在,从而使得图像的检测和处理精度受到制约,因此,在高光谱图像处理和信息提取中如何做好混合像元分解成为一个重要研究内容。

3) 同物异谱问题。高光谱图像是地表物质光谱特性的图形化表达,而地表物质不计其数、同一物质在不同环境和背景下有可能呈现出同物异谱现象,目标光谱到底呈现什么状态、背景信息真实分布与模型假设是否存在相异,这些问题都会影响到高光谱图像的处理效果。

## 2 高光谱图像异常目标检测算法

### 2.1 基于统计模型的RX及其改进异常目标检测算法

张兵等<sup>[1]</sup>对统计模型进行了描述,在异常目标检测中,统计模型主要是对背景信息的模型进行假设,该模型是基于地表观测值与影像DN值(或反射率或反射波段)组合形成的。文献[2]提出的RX算法是经典的基于统计模型的异常目标检测算法。利用多元统计分析,RX算法假设背景模型符合多元高斯分布,将不符合背景统计特性的异常点判为目标,利用双窗口滑动模式(背景窗口是外窗,目标窗口是内窗)检测模式<sup>[3]</sup>,通过计算背景图像数据的均值和协方差得到检测算子,是一种基于广义似然比检验的恒虚警率异常检测(Constant False-Alarm Rate, CFAR)算法<sup>[2,4-6]</sup>。

RX算法具有较好的检测性能和实时处理效率,但其自身也存在一些问题:1) 由于高光谱图像数据样本的有限性,在高维空间中估算的背景协方差矩阵会存在估计值不准确的问题<sup>[2,7]</sup>;2) RX算法假设背景信息分布符合多元高斯分布,但是由于高光谱图像的复杂性,在一些实际情况下这个假设条件并不存在,因此检测精度和虚警率都受到一定影响<sup>[8-9]</sup>。

KRX(Kernel RX)算法<sup>[10]</sup>是由KWON提出的经典的非线性RX异常目标检测算法,该算法利用了高光谱图像波段间的非线性特性,引入高斯核函数解决高光谱图像高维性的数据计算问题,使得高光谱图像异常目标检测的精度和虚警率相比于RX算法都有一定提高,但是该算法也存在计算量大、数据处理实时性不好等问题。CHENG等<sup>[11]</sup>对原始的RX算法进行改进,从解决高光谱图像的高维性、波段间的冗余性和背景噪声干扰等问题出发,提出了一个基于光谱维变换和

空域滤波预处理的RX异常检测算法,该算法的优势是缩短了原始RX算法的计算时间,并且检测精度和虚警率都得到改善;ZHAO等<sup>[12]</sup>对于经典KRX算法存在的异常检测精度和计算效率不高等问题,经过研究提出了加权空-谱联合的KRX异常检测算法,利用空-谱结合和并行计算提高了计算效率和检测精度。

总的来说:由于RX算法及其改进算法都要估算协方差矩阵,这类估算均存在着精度不高等问题;另外,需要假设背景信息符合多元高斯分布,但是有一些高光谱图像数据并不符合这种分布,使算法存在很多局限性,从近年来高光谱图像研究的权威期刊(如《IEEE地球科学与遥感汇刊》(*IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*))分析得到,以RX及其改进算法为基础的异常目标检测方法和应用方面的研究已经不作为该领域的研究重点。

### 2.2 基于几何模型的稀疏表示异常目标检测算法

高光谱图像具有高维性、大数据量的特点,图像数据中含有丰富的地物信息,可以通过图像处理和信息提取得到需要的信息资源。随着研究者对高光谱图像理解的加深,能够得到高光谱图像数据具有稀疏特性,利用稀疏分解理论和相应的信息处理新技术可更加清晰和准确地得到检测结果<sup>[13-14]</sup>,因此,研究人员基于稀疏表示提出了若干异常目标检测算法。2014年,YUAN等<sup>[15]</sup>利用高光谱图像的稀疏特性,通过稀疏分解得到空间谱和光谱结合的稀疏差异指数,利用该指数进行异常目标检测,相比于其他异常检测算法,具有较好的检测精度和较低的虚警率;2018年,MA等<sup>[16]</sup>通过研究解决高光谱图像的高维性和复杂的谱相关性,导致已有异常目标检测算法检测性能不足的问题,提出了利用判别特征学习和多字典稀疏表示的新的异常目标检测算法,相比于其他算法在精确度和时效性方面都有很大提高;2019年,YANG等<sup>[17]</sup>提出了基于字典结构的低秩表示和自适应加权的高光谱图像异常目标检测算法,通过增加低秩约束使得该算法在检测精确度和虚警率等方面都有很好的表现。

综上所述,基于稀疏表示的异常目标检测解决方案,通过充分分析高光谱图像背景信息和异常目标信息,在二元分类检测模型下<sup>[18]</sup>,对背景信息具备的低秩特性和异常目标信息具备的稀疏特性充分利用,得到了一些具有创新性的信息处理和识别算法,在一定程度上优于传统非稀疏方式的异常检测算法。但是已有的基于稀疏特性的研究大部分都局限于光谱特性的分析和应用,对空间特性的分析和应用,特别是对空间特性和光谱特性相结合研究和探讨得不多,导致这类算法也具有一定的局限性,在检测精度和算法有效性等方面有待于进一步优化。

### 2.3 基于张量分解的异常目标检测算法

张量分解方法能够同时处理包括空-谱信息的高阶数据<sup>[19]</sup>, 高光谱图像是三维数据, 两者之间具有交集, 高光谱图像的空间维和光谱维正好可以作为三维张量进行数据处理<sup>[20-22]</sup>。近年来, 张量分解被用于高光谱图像异常目标检测问题解决。2014年, GENG等<sup>[23]</sup>融合三阶统计张量和RX异常算子提出的异常目标检测算法, 是最早系统阐述张量分解应用于异常目标检测的文献, 该算法基于原有的高阶统计方法在进行高光谱异常目标检测时需要逐次迭代, 从而导致检测结果出现多重检测图的问题。利用协偏度概念, 提出了协偏度张量检测算法, 解决了逐次迭代和多重检测图等问题, 提高了异常目标检测性能。从2017年开始, 应用张量分解方法解决高光谱图像异常目标检测问题成为热点之一<sup>[24]</sup>。XU等<sup>[25]</sup>将压缩感知技术引入高光谱图像异常目标检测中, 在张量鲁棒主成分分析模型下, 对于背景信息部分, 新的张量核范数被用来约束背景张量, 异常目标部分被假设为管状稀疏张量, 检测结果利用高光谱图像进行仿真验证, 精确度优于其他相比较的算法。ZHANG等<sup>[26]</sup>结合自适应子空间方法与张量分解提出新的张量分解异常检测算法, 在不破坏高光谱图像空-谱结构的基础上, 充分利用空间谱和光谱特性, 有效提高检测结果精确度。

查阅国内外文献数据库、国家自然科学基金项目数据库可知, 张量分解用于异常目标检测的研究课题是近年来的热点之一。有很多经典和优异性能的异常目标检测算法被提出并应用于解决实际问题。但是, 基于张量分解的高光谱图像异常目标检测方法还有一些关键问题需要改进和研究, 需要相关领域研究者进一步去研究和创新, 并把它与最新的信息处理技术相结合, 以期得到更有效的异常检测结果。

## 3 总结与展望

2010年我国启动了高分专项工程, 目前为止已经发射了12颗高分辨率遥感卫星, 美国和欧洲也发射了多颗类似的遥感卫星。因此, 对高光谱遥感图像的理解、识别和应用变得越来越重要。近年来, 随着多元统计分析、机器学习、大数据技术和遥感等信息处理技术的不断发展, 研究人员对高光谱图像异常目标检测的研究正不断深入。异常目标检测算法从最初的基于统计模型的RX算法开始, 不断深入研究和发展创新, 利用聚类技术、群智能技术、多元统计分析和机器学习等技术, 从图像光谱特性、空间特性和空-谱特性结合等角度, 得到了大量具有创新性且精确度高的算法。对异常目标检测算法研究存在的问题和未来的发展方向阐

述如下。

1) 对高光谱图像复杂性的理解和识别。异常目标检测是一个二元分类问题, 一个高光谱图像包含背景信息和异常目标信息两部分。由于混合像元和同物异谱等情况的存在, 如何更准确定义背景数据信息分布模式是一个技术难题。异常目标又分为谱异常和空间异常。因此, 对高光谱图像的准确理解和识别作为高光谱图像处理的基础显得尤为重要, 异常目标检测精确度和鲁棒性的提高主要依靠准确理解和识别高光谱图像。

2) 将深度学习方法引入高光谱图像异常目标检测。2008年, 维克托·迈尔-舍恩伯格及肯尼斯·库克耶提出了大数据的概念, 以此为起点, 信息处理进入了大数据时代, 遥感图像的大数据处理技术也快速引入和发展。近年来, 随着人工智能技术的发展, 机器学习新的发展方向——深度学习越来越受到重视, 以深度学习为代表的高光谱图像处理技术正逐步成为热点技术之一<sup>[27-29]</sup>。深度学习对信息的提取不依赖于先验知识, 主要基于数据信息自身的知识和规律发现, 这一点与高光谱图像异常目标检测的理论基础相一致<sup>[30]</sup>。目前, 深度学习方法应用于异常目标检测研究的情况还不多, 因此, 这一方向具有很大的研究价值和前景。特别是深度学习与其信息处理技术(包括稀疏表示、张量分解、低秩矩阵等)相结合, 必将在高光谱图像异常目标检测研究中成为重要方向。

3) 高光谱图像异常目标检测实时处理问题。实时处理是高光谱图像算法研究和应用的关键问题之一, 高光谱是大数据量图像, 但是无论是国防军事还是民用领域, 对于实时应用图像处理和提取结果均有迫切要求。近年来, 高光谱图像异常目标检测实时处理取得了初步研究成果, 如基于RX检测算子的实时处理算法、基于递归分析的实时处理算法等, 但是结果仍不理想。如何将GPU等新的方法和技术引入到高光谱图像异常目标检测实时处理, 是研究热点也是实时处理的关键问题。

4) 高光谱图像异常目标检测算法的应用问题。算法的提出是为了更好地理解 and 识别高光谱图像异常目标并应用于实际。因此, 如何在具体的应用中(如军事侦察、伪装识别、战场目标精准辨识等)将已有的异常目标检测算法有效地应用于实际需求也是关键问题之一。需要结合实际高光谱图像的特征提出更多新的检测算法, 有效提高检测的精确度和实时性。

经过几十年的发展和创新, 无论是在学术研究领域还是算法应用领域, 对高光谱图像异常目标检测都积累了丰富的经验和创新方法, 也明确了未来的研究方向和

应用路线、探索领域。因此,如何更好地把当前掌握的技术方法、其他合适的信息处理技术方法和未来的研究方向相结合,是未来高光谱图像异常目标检测研究领域的关键点。

### 参考文献

- [1] ZHANG B, CHEN Z C, PENG D L, et al. Remotely sensed big data: evolution in model development for information extraction[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(12): 2294-2301.
- [2] REED I S, YU X L. Adaptive multiple-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1990, 38(10): 1760-1770.
- [3] 张炎, 华文深, 严阳, 等. 高光谱异常目标检测算法研究进展[J]. *激光杂志*, 2019, 40(7): 6-9.
- [4] 马春笑, 黄远程, 胡荣明, 等. 多窗口融合判别子空间的高光谱图像异常检测[J]. *应用科学学报*, 2019, 37(1): 64-72.
- [5] 黄远程, 钟燕飞, 赵野鹤, 等. 联合盲分解与稀疏表达的高光谱图像异常目标检测[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2015, 40(9): 1144-1150.
- [6] 刘嘉诚, 王爽, 刘伟华, 等. 显著性权重 RX 高光谱异常点检测[J]. *遥感学报*, 2019, 23(3): 1993-2002.
- [7] 王亚堃, 朱荣刚, 刘波, 等. 最小体积约束的高光谱图像分辨率增强算法[J]. *电光与控制*, 2019, 26(1): 38-42.
- [8] BANERJEE A, BURLINA P, DIEHL C. A support vector method for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8): 2282-2291.
- [9] KHAZAI S, HOMAYOUNI S, SAFARI A, et al. Anomaly detection in hyperspectral images based on an adaptive support vector method[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(4): 646-650.
- [10] KWON H, NASRABADI N M. Kernel RX-algorithm: a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(2): 388-397.
- [11] CHENG B Z, ZHANG J P. Anomaly detection in hyperspectral imagery based on spectral dimensions transformation and spatial filter[J]. *Journal of Applied Science and Engineering*, 2017, 20(1): 107-120.
- [12] ZHAO C H, LI J W, MENG M L, et al. A weighted spatial-spectral kernel RX algorithm and efficient implementation on GPUs[J]. *Sensors*, 2017, 17(3): 441.
- [13] 宋相法, 焦李成. 基于稀疏表示及光谱信息的高光谱遥感图像分类[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(2): 268-272.
- [14] 赵春晖, 靖晓昊, 李威. 基于 StOMP 稀疏方法的高光谱图像目标检测[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2015, 36(7): 992-996.
- [15] YUAN Z Z, SUN H, JI K F, et al. Local sparsity divergence for hyperspectral anomaly detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(10): 1697-1701.
- [16] MA D D, YUAN Y, WANG Q. Hyperspectral anomaly detection via discriminative feature learning with multiple-dictionary sparse representation[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 745.
- [17] YANG Y X, ZHANG J Q, SONG S Z, et al. Hyperspectral anomaly detection via dictionary construction-based low-rank representation and adaptive weighting[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 192.
- [18] LING Q, GUO Y L, LIN Z P, et al. A constrained sparse representation model for hyperspectral anomaly detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(4): 2358-2371.
- [19] LUO J, GWUN O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF[J]. *International Journal of Image Processing*, 2009, 3(4): 143-152.
- [20] HAO R R, SU Z X. A patch-based low-rank tensor approximation model for multiframe image denoising[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2018, 329(1): 125-133.
- [21] FAN H Y, CHEN Y J, GUO Y L, et al. Hyperspectral image restoration using low-rank tensor recovery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(10): 4589-4604.
- [22] ZHANG J P, TAN J, ZHANG Y. Joint sparse tensor representation for the target detection of polarized hyperspectral images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(12): 2235-2239.
- [23] GENG X R, SUN K, JI L Y, et al. A high-order statistical tensor based algorithm for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 6869.
- [24] ZHANG L L, ZHAO C H. Tensor decomposition-based sparsity divergence index for hyperspectral anomaly detection[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2017, 34(9): 1585-1594.
- [25] XU Y, WU Z B, CHANUSSOT J, et al. Joint reconstruction and anomaly detection from compressive hyperspectral images using mahalanobis distance-regularized tensor RPCA[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(5): 2919-2930.

- [5] 李景熹,刘刚,狄鹏. 舰船装备测试性指标综合加权分配方法研究[J]. 舰船电子工程,2012,32(6):108-109,145.
- [6] 李金龙,陶凤和,贾长治,等. 基于 AHP 的测试性分配方法研究[J]. 中国测试,2010,36(2):30-33.
- [7] 周志才,刘东风,石新发. 舰用柴油机测试性指标分配方法研究[J]. 计算机测量与控制,2014,22(3):677-679.
- [8] 刘刚. 基于改良 AHP 的测试性分配方法[J]. 海军工程大学学报,2017,29(1):79-83.
- [9] 苏永定,刘冠军,邱静. 基于 DSPN 的多阶段任务系统测试性需求建模与分析[J]. 系统工程理论与实践,2010,30(7):1272-1278.
- [10] LI T P, LI Y, QIAN Y L, et al. Optimizing reliability, maintainability and testability parameters of equipment based on GSPN[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(3):633-643.
- [11] 鹿祥宾,李晓钢,林峰. 复杂系统的可靠性分配和优化[J]. 北京航空航天大学学报,2004,30(6):565-568.
- [12] 和麟,黄潇瑶,马存宝. 基于费用函数的航电系统可靠性优化分配方法[J]. 计算机与现代化,2012(10):1-4.
- [13] 杜敏杰,蔡金燕,刘利民. 面向综合诊断的电子装备测试资源优化分配[J]. 电光与控制,2013,20(1):74-76,88.
- [14] THOMPSON K. Three phases of testability[C]//Aircraft Design, Systems and Operations Conference, 1988:1-10.
- [15] VOAS J M, MILLER K W, PAYNE J E. Software testability and its application to avionics software[C]//The 9th Computing in Aerospace Conference, 1993:507-515.
- [16] BRAMON C, NEELEY J R, INMAN K, et al. NASA space flight vehicle fault isolation challenges[C]//The 14th International Conference on Space Operations, 2016:1-7.
- [17] 张琦,朱春生,冉红亮,等. 基于 NSGA-II 的测试性指标分配方法[J]. 南京理工大学学报,2012,36(4):650-655.
- [18] 刘刚,黎放,胡斌. 基于改进遗传算法的测试性优化分配方法[J]. 火力与指挥控制,2014,39(1):44-47,57.
- [19] 王顺宏,杨奇松,王然辉,等. 对地打击武器-目标分配问题的粒子群算法[J]. 电光与控制,2017,24(3):36-40.
- [20] ABDELHALIM A, NAKATA K, EL-ALEM M, et al. Guided particle swarm optimization method to solve general nonlinear optimization problems[J]. Engineering Optimization, 2018, 50(4):568-583.
- [21] LI P J, QI J J, WANG J H, et al. An SQP method combined with gradient sampling for small-signal stability constrained OPF[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3):2372-2381.

(上接第 59 页)

- [26] ZHANG L L, CHENG B Z, DENG Y W. A tensor-based adaptive subspace detector for hyperspectral anomaly detection[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(8):2366-2382.
- [27] YUE J, MAO S J, LI M. A deep learning framework for hyperspectral image classification using spatial pyramid pooling[J]. IEEE Remote Sensing Letters, 2016, 7(9):875-884.
- [28] NARENDRA G, SIVAKUMAR D. Deep learning based hyperspectral image analysis—a survey[J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2019, 16(4):1528-1535.
- [29] LIU B, YU X C, YU A Z, et al. Deep few-shot learning for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(4):2290-2304.
- [30] WEI L, WU G D, DU Q. Transferred deep learning for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Remote Sensing Letters, 2017, 14(5):597-601.