# **高光谱遥感影像异常检测综述**

**摘 要:** 高光谱遥感图像异常检测技术在资源勘探、环境监测、农业和城市规划等多个领域具有重要应用价值。本文综述了高光谱异常检测技术的研究背景、主要方法、当前面临的挑战以及未来发展方向。研究背景部分介绍了高光谱成像技术的优势及其在异常检测中的应用，并指出了现有方法的局限性。主要方法包括基于统计学、数据分解、稀疏表示和深度学习的方法，其中每种方法都有其独特的优点和应用场景。本文详细讨论了这些方法的原理和改进措施。高光谱异常检测面临的数据冗余和噪声问题、同物异谱和异物同谱现象、混合像元问题以及计算复杂度和实用性等挑战。为应对这些挑战，本文提出了未来的研究方向，包括数据库扩展、多源数据融合和算法实用化。这些方向旨在提高检测的准确性和鲁棒性，推动高光谱异常检测技术在实际应用中的广泛推广。通过对现有研究成果的综述，本文为未来高光谱异常检测技术的发展提供了参考和指导。

**关键词:** 高光谱成像，异常检测，统计学方法，数据分解，稀疏表示，深度学习，多源数据融合，实用化

# 研究背景

## 高光谱数据

高光谱成像技术以其在多个波段捕捉详细光谱信息的能力，成为遥感领域的重要工具。每个像素点都拥有一条完整的光谱曲线，反映了地物在各个波长上的反射特性，这使得高光谱图像不仅能够提供地物的几何形态，还能揭示其物质成分和化学性质。这一特性使高光谱成像在资源勘探、环境监测、农业、城市规划等领域具有广泛应用。而高光谱异常检测则是利用高光谱数据，识别出图像中与正常背景显著不同的异常目标的一项关键技术[1]。

## **异常检测**

异常检测是一种数据分析技术，旨在识别数据集中与大多数数据显著不同的异常点或模式，这些异常可能代表错误、噪声或需特别关注的现象[2]。它广泛应用于金融欺诈检测、网络安全监控、工业设备故障预测和医疗诊断等领域。例如，在金融领域，异常检测可以识别不寻常的交易行为以预防信用卡欺诈；在网络安全中，它可以检测网络入侵或恶意活动；在工业监控中，可以发现设备运行的异常状态以防止故障；在医疗诊断中，可以检测出患者健康数据中的异常，提前预警疾病。常见的异常检测方法包括统计学方法（如Z分数、箱线图）、机器学习方法（如K均值聚类、支持向量机、孤立森林）和深度学习方法（如自编码器和生成对抗网络）。通过分析数据中的异常点，异常检测有助于发现潜在问题，提升系统的安全性和可靠性，同时在各个领域的实际应用中具有重要意义和广泛前景。

## **高光谱异常检测**

高光谱异常检测是一种利用高光谱成像技术识别和定位图像中异常目标的方法。高光谱成像能够捕捉物体在数百个波段上的光谱信息，使每个像素点都有一个详细的光谱特征向量，这种细致的光谱信息有助于区分不同材料和目标，即使它们在可见光范围内看起来相似。与普通异常检测相比，高光谱异常检测具有更高的光谱分辨率和更丰富的数据维度，能够检测到更加微小和复杂的异常。普通异常检测主要依赖于数值数据或低维度的特征，而高光谱异常检测则利用高光谱数据的丰富信息和复杂结构，需要处理更高维度的数据和更多的噪声[3]。通过对高光谱数据进行详细分析，高光谱异常检测可以在资源勘探、环境监测、农业等领域提供更加精准和细致的检测结果。

## **文章结构**

本论文主要从高光谱异常检测的研究现状和研究趋势出发，再第二章给出当前高光谱异常检测已有的研究方法，第三章给出现有高光谱异常检测存在的难点挑战，以及针对这些挑战给出未来的发展方向。

# **研究现状**

近年来，高光谱异常检测技术在理论方法和实际应用方面均取得了显著进展。以下将从基于统计学的方法、基于数据分解的方法、基于稀疏表示的方法、基于深度学习的方法几个方面，详细介绍当前的研究进展[4]。

## 基于统计学的方法

基于统计学的方法是高光谱异常检测领域的早期研究重点。这类方法通过假设背景光谱服从某种统计分布，并基于此模型检测异常目标。经典的RX（Reed-Xiaoli）检测器是最常用的方法之一，它假设背景像素的光谱分布服从多元正态分布，通过计算每个像素与背景统计分布的马氏距离来识别异常目标。这种方法的优点在于其理论基础扎实且计算相对简单[5]。

然而，实际应用中由于背景光谱的复杂性和多样性，背景像素往往不完全服从高斯分布，从而影响了RX检测器的检测性能。因此，研究人员提出了各种改进措施：Kwon和Nasrabadi（2005）提出了KRX[6]（Kernel-RX）算法，通过引入核函数将高光谱数据映射到高维特征空间，提高了异常目标与背景像素的区分度和检测精度；Zhou等（2016）在KRX的基础上提出了CKRX[7]（Cluster Kernel RX）算法，通过对背景像素进行聚类操作并用聚类中心替代所有像素，降低了算法计算量，并通过快速特征分解算法进行异常检测；Matteoli等（2014）提出了LRX[8]（Local-RX）算法，采用局部自适应核密度估计方法有效建模背景数据，降低背景噪声干扰，从而提升异常检测精度；Guo等（2014）提出了WRX[9]（Weighted-RX）算法，通过降低异常/噪声像素权重和提升背景像素权重，更好地评估背景信息，从而提高异常检测精度；Guo等（2014）提出的LF-RX（Linear Filter-Based RX）算法，通过对异常/噪声像素进行滤波，获得更精确的背景协方差矩阵估计，提供更加真实的异常检测结果。

## 基于数据表达的方法

基于数据表达的高光谱异常检测算法是一种利用高光谱图像数据内在结构特征的检测方法。这类算法通过将原始数据分解为若干组分，例如通过主成分分析（PCA）或奇异值分解（SVD）等技术，来提取图像中的有用信息。异常检测的核心在于识别那些与正常数据分布显著不同的像素或区域。基于数据分解的异常检测算法有：Chen等人（2011）提出基于稀疏表达的算法SRD[10]，目标像素能通过训练数据的稀疏线性组合来表达。Li等人（2015）提出背景联合的稀疏表达算法BJSR[11]，利用背景像素构建字典集并估计稀疏系数矩阵，通过重构误差判断异常像素。Vafadar和Ghassemian（2018）提出改进的协同表达检测算法CRBORAD[12]，在协同表达前通过统计学方法移除离群点，提高模型准确性。Li和Du（2014）提出基于协同表达的异常检测方法，利用高光谱像素间的空间关系，异常像素不能被空间相邻像素表达。其他学者对SRD和CRD的改进：多位学者在稀疏表达和协同表达的基础上进行了进一步的研究和改进。

## 基于数据分解的方法

基于数据分解的高光谱异常检测是一种通过将高维光谱数据分解为低维特征或稀疏表示来识别和检测图像中异常目标的方法。其原理包括主成分分析（PCA）、非负矩阵分解（NMF）、独立成分分析（ICA）和字典学习等技术，这些方法通过提取主要特征和去除冗余信息，使得异常目标在简化后的特征空间中更加显著。PCA通过线性变换保留数据主要信息，NMF利用非负性分解出具有物理意义的成分，ICA通过独立性分离混合信号，而字典学习则通过稀疏表示突出异常目标。这些方法不仅提高了检测精度，还减少了噪声和计算复杂度。

常见的基于矩阵分解的方法有：基于的低秩表达的方法LRR（Low Rank Representation）、基于鲁棒主成分分析RPCA（Robust Principal Component Analysis）的方法和基于Go-Dec 的方法等。最早Liu（2013）提出LRR[13]方法，该方法通过低秩表达来揭示数据的内在结构，最初用于子空间聚类，随后该方法被很多研究人员用于高光谱异常检测问题。Xu 等（2016）提出了LRaSR[14]（Low-Rank and Sparse Representation）方法，该方法结合低秩和稀疏表达，通过背景字典的低秩矩阵来表示背景像素，同时挖掘光谱局部特征。Qu等（2018）提出了ADLR[15]（Abundance and Dictionary-based Low Rank decomposition）方法，该方法考虑混合像元问题，通过光谱解混获取端元丰度向量构建字典，减少噪声干扰。Ning等（2019）PAB-DC[16]（Potential Anomaly and Background Dictionary Construction）方法，该方法构建背景和潜在异常双字典，更准确地分辨背景、异常和噪声像素。Cheng和Wang （2020）提出一种基于图和全变分正则化的低秩表达检测算法GTVLRR[17]（Graph and Total Variation Regularized Low-Rank Representation）方法，该方法结合图正则化与全变分正则化，保留高光谱数据的空间关系，提高检测精度。

Candès 等（2011）提出了RPCA[18]方法：将数据分解为低秩矩阵和稀疏矩阵，有效提取噪声，增强了对光照和遮挡等干扰的鲁棒性。随后Zhu等（2019）方法 HSRAD[19]（Hybrid Statistics and Representation-based AnomalyDetector），该方法结合统计学方法与矩阵分解，通过低秩稀疏矩阵分解初步检测异常，再通过协同表达算法优化，算法最终取得了不错的效果。Li等（2021）考虑到传统矩阵分解算法包含的噪声信息对异常目标检测的严重干扰提出了LSDM-MoG[20]方法，该方法结合低秩稀疏分解与混合高斯模型，区分稀疏矩阵中的噪声与异常部分。Feng 等（2022）则是将矩阵分解与密度峰值协同表达结合起来，可以更加有效地利用矩阵分解结果中的低秩分量，并最终通过基于熵的自适应融合算法将二者检测结果融合，取得较好的效果[21]。

Zhou和Tao （2011）提出了Go-Dec[22]方法，该方法相比于RPCA，进一步细化数据分解，包括低秩矩阵、稀疏矩阵和噪声矩阵，通过约束矩阵的秩和稀疏成都来降低模型复杂度，提高求解效率。随后Sun等（2014）将该方法应用于高光谱异常检测，能够提高异常检测的速度

基于张量分解的方法：利用高光谱数据的三维结构，通过张量分解同时考虑空间与光谱维数据特征。稀疏表示方法近年来在高光谱异常检测中受到广泛关注[23]。这类方法利用高光谱数据的稀疏特性，假设异常目标在数据中出现的频率较低，因此可以通过稀疏矩阵表示背景和异常目标。稀疏表示算法通常包括构建过完备字典和稀疏编码两个步骤[24]。背景联合稀疏表示（BJSR）算法是其中的代表性方法之一，它通过利用背景像素构建字典集，并估计稀疏系数矩阵，计算重构误差来识别异常目标。这种方法不仅可以提高检测的精度，还能有效处理复杂背景，提高检测的鲁棒性。

## 基于深度学习的方法

随着计算能力的提升和深度学习技术的发展，基于深度学习的方法在高光谱异常检测中表现出强大的潜力。主要分为卷积神经网络（CNN）和生成对抗网络（GAN），CNN通过多层卷积提取高光谱数据的空间和光谱特征，提高了检测精度。GAN则通过生成对抗过程，学习高光谱数据的背景分布，更准确地区分异常目标和背景。

Li等（2017）首次将卷积神经网络（CNN）引入高光谱异常检测，提出了CNND[25]（CNN-based Detector）方法。该方法首先将差异像素对和同类像素对作为输入数据，共同输入到CNN中进行训练。然后，将待测像素与其周围像素的均值输入训练好的CNN中，以判断是否存在异常。Song等（2019）提出了一种结合CNN和空间密度聚类的DBSCAN[26]（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise）方法，通过CNN准确提取高光谱数据的丰度图，丰度图相比原始数据更能有效区分背景与异常像素，随后通过密度空间聚类获得光谱字典，结合低秩分解方法实现异常检测。Fu等（2021）将异常检测问题转化为一个即插即用的检测框架DeCNN-AD[27]（Denoising CNN-Anomaly Detection），通过CNN正则化约束降低原始数据中的背景噪声，随后通过聚类构建优化字典，最终实现异常检测。Wang（2020）提出了一种名为自主高光谱异常检测网络Auto-AD[28]（Autonomous Hyperspectral Anomaly Detection Network）的新方法，通过全卷积自动编码器（AE）带有跳转连接来重建背景，并利用自适应加权损失函数抑制异常重建，使异常以重建误差形式显现。实验结果表明，该方法在公共机载数据集和无人机机载高光谱数据集上的异常检测效果显著。

基于生成对抗网络（GAN）的高光谱异常检测方法在近年来得到了广泛研究。Jiang等（2020c）提出了一种将双RX探测器与半监督GAN结合的方法semiDRX[29]（semi Dual RX）。该方法首先利用原始RX算法初步识别异常和背景像素，然后将这些数据输入到半监督GAN中，以提取更准确的异常和背景像素，最终通过精细RX探测器得到最终的异常检测结果。Jiang等（2020b）开发了一种基于无监督显著重构约束的GAN异常检测算法HADGAN[30]（unsupervised discriminative reconstruction-constrained Generative Adversarial Network for HAD）。该算法通过自编码器对GAN进行显著重构约束，更准确地学习背景像素分布，降低背景中异常目标的干扰，最终通过空-谱联合的方法检测异常目标。Li等（2022b）提出了一种将稀疏编码与GAN相结合的方法sparseHAD[31]（sparse coding-inspired generative adversarial network for Hyperspectral Anomaly Detection），实现了弱监督异常检测。随后，Li等（2022c）提出了一种双GAN联合的方法，以更真实地重建背景分布[32]。第一个GAN用于提取低维背景特征图，第二个GAN结合空间信息，利用前面的背景特征图获取更加稠密和准确的背景特征，最终通过空-谱结合的方法获取最终的异常检测结果。此外，还有其他学者在这一方向上进行了进一步研究，探索了更多基于GAN的高光谱异常检测方法。

## **其他方法**

同时近些年对高光谱异常检测有些不同方向的探索。比如Zhang等（2022）提出了一种基于分数傅里叶变换（FrFT）的高光谱异常检测算法FrFT-TRX[33]，通过在分数傅里叶域中使用张量RX（TRX）算法，更好地利用测试点的空间特性，提高了目标与背景之间的区分度。Li等（2022）提出了一种端到端可训练的深度单类分类网络ssDSVDD[34]用于高光谱异常检测，该方法通过密度聚类方法选择背景样本训练最小包围超球体，实现特征学习与异常检测的统一，同时融合光谱和空间特征，并通过波段注意模块减少冗余波段的负面影响。Xiang等（2021）提出了一种融合视觉注意力模型和自适应权重背景减除的高光谱异常检测方法HVAM[35]。Taghipour 等（2021） 提出了一种基于视觉注意力机制的高光谱异常检测方法HVAAD[36]，通过融合自下而上和自上而下的注意力机制提取空间和光谱特征。Wang等（2022）提出了一种名为SST-Former[37]的联合光谱-空间-时间变换器，用于高光谱图像变化检测，通过位置编码、光谱变换编码器、类标记和空间变换编码器，以及时间变换器和多层感知器，有效提高了检测性能，并在多个数据集上验证了其优越性。Li等（2024）提出了一种一步式检测范式方法TDD[38]，通过设计异常样本模拟策略和全局与局部自注意力模块，实现了无需迭代重建背景的高光谱异常检测模型，该模型在多个公共数据集上验证了其优越的检测性能和可迁移性。为解决高光谱图像异常检测中背景像素低秩分布和异常像素稀疏分布的准确构建难题，Guo等（2023）提出了一种抗噪声分层互不相关诱导判别学习AHMID[39]方法，通过结构不相关约束、一阶统计约束、分散约束和混合噪声模型，增强了背景与异常的可分性及抗噪声性能。He等（2023）提出了一种基于卷积变换器自编码器CTA[40]的高光谱异常检测方法，结合聚类模块和自编码器模块，利用卷积和变换器的集成，实现了局部和全局特征的提取，并通过聚类模块探索背景和异常信息以提高异常的可分性。Li等（2023）提出了一种新的高光谱异常检测方法AETNet[41]，通过单次训练的通用异常增强网络和随机掩模学习空间上下文特征，无需针对新场景调整参数或重新训练，结合即插即用的模型选择模块和大规模基准数据集HAD100，实现了检测精度和推理速度之间的最优平衡，且在不同传感器设备下均保持竞争力。Duan等（2023）提出了一种无监督隔离森林高光谱油膜检测方法HOSD[42]，通过降噪、降维、概率估计和优化，实现了高准确度的检测效果。Shen等（2022）提出了一种基于双重稀疏约束的目标检测方法DSC[43]，通过分解背景和目标图像并优化系数矩阵，结合光谱相似性和聚类构建字典，实现了目标突出和背景抑制。Luo等（2023）提出了Cross-AD[44]方法，它通过水平和垂直自适应背景估计来捕捉伪装目标的局部相似性和全局差异，并通过改进的Cross-Box和Cross-Index算法增强了对大型仿制品和密集植被环境的检测能力，在执行时间和检测性能上达到了最优平衡。

综上所述可以看出近些年对高光谱异常检测的研究依旧火热，重点在于通过全卷积获取更多的空间信息，空谱合一保留足够的空间和光谱信息，获取更多的特征来提高异常检测的准确度。同时也将Transformer应用于高光谱异常检测获得了可观的效果。

## **算法及开源代码**

表2-1 高光谱异常检测算法及开源代码

|  |  |
| --- | --- |
| 算法 | 开源代码 |
| DeCNN-AD | https://github.com/FxyPd/DeCNNAD |
| sparseHAD | https://github.com/JiangThea/HAD |
| Auto-AD | https://github.com/RSIDEA-WHU2020/Auto-AD |
| HAD-AHMID | https://github.com/HalongL/HAD-AHMID |
| HTD-IRN | https://github.com/shendb2022/HTD-IRN |
| CTA | https://github.com/hzhdhz/CTA |
| AETNet | https://github.com/ZhaoxuLi123/AETNet |
| HOSD | https://github.com/PuhongDuan/HOSD |
| IEEE\_TGRS\_SSTFormer | https://github.com/yanhengwang-heu/IEEE\_TGRS\_SSTFormer |
| DSC | https://github.com/shendb2022/DSC |
| Cross-AD | https://github.com/XingshiLuo/Cross-AD |
| TDD | https://github.com/Jingtao-Li-CVer/TDD |

# **研究趋势**

高光谱遥感图像异常检测面临许多挑战，但也展现了广阔的发展前景。以下是目前高光谱异常检测研究中的主要挑战和未来的发展方向。

## **挑战**

### 3.1.1 数据维度和冗余问题

高光谱图像数据具有高维度特征，每个像素点在数十甚至数百个连续的窄波段上都有响应。这种高维度性带来了大量的冗余信息，同时也增加了数据处理的复杂度和计算成本。因此，如何有效地进行降维和特征提取，去除冗余信息，同时保留对异常检测有用的特征，是一个重要的挑战。

### 3.1.2 算法的实用性和实时性

尽管实验室条件下开发的算法可能表现良好，但将这些算法应用于实际场景，尤其是在需要实时处理的军事、安全或环境监测等领域时，它们的实用性和实时性可能受限。实际应用中对算法的计算速度和资源消耗有严格要求，因此开发既快速又准确的异常检测算法是一个关键挑战。

### 3.1.3 参数设置和调优

高光谱异常检测算法通常需要合理的参数设置才能达到最佳性能。然而，参数的最优值可能依赖于具体的数据集和应用场景，这就需要算法能够适应不同的背景和异常类型。自动化参数调优过程，减少对用户专业知识的依赖，是提高算法普适性和用户友好性的一个重要方向。

### 3.1.4 多源数据融合

随着遥感技术的发展，可以获得来自不同传感器和平台的多种类型的遥感数据。如何有效地融合这些多源数据，利用各自的优势来提高异常检测的性能，是一个挑战。例如，高光谱数据提供丰富的光谱信息，而高分辨率图像提供详细的空间信息，合成孔径雷达(SAR)数据则具有全天时全天候的工作能力。将这些数据结合起来，可以提供更全面的异常检测解决方案。

## **发展方向**

### 3.2.1 数据库扩展

目前高光谱异常检测算法的性能验证主要依赖于少数公开的数据库，这些数据库的数据量和多样性有限。因此，扩展和丰富高光谱异常检测数据库，将有助于更全面地评估和提升算法性能。

### 3.2.2 多源数据融合

单一高光谱数据有时无法提供足够的信息来准确检测异常目标。未来的研究趋势是融合多源遥感数据（如雷达、LiDAR等）以及地面测量数据，以增强异常检测的鲁棒性和精确性。例如，通过将高光谱数据与雷达数据结合，可以利用其互补的特性，提高检测效果​​。

### 3.3.3 算法实用化

为了在实际应用中推广高光谱异常检测技术，研究人员需要开发更加高效、易用的检测算法。包括发展低计算复杂度的快速算法，以及将采集设备与处理设备高度集成的一体化便携式异常检测系统。此外，基于深度学习的跨平台框架（如TensorRT、ncnn等）的应用，将有助于实现高光谱异常检测算法的实时性和可部署性。

总之，高光谱遥感图像异常检测领域虽然面临诸多挑战，但通过数据库扩展、多源数据融合和算法实用化等方向的研究，可以大大提升检测效果和实用性。这些发展方向不仅有助于解决现有问题，也为高光谱异常检测技术的广泛应用提供了坚实的基础。

# **总结**

高光谱遥感图像异常检测技术凭借其丰富的光谱信息，在资源勘探、环境监测等多个领域展现了重要应用价值。本文综述了高光谱异常检测技术的研究背景、主要方法、面临的挑战及未来的发展方向。尽管现有方法在检测精度和效率方面取得了显著进展，但高光谱数据的高维性、冗余和噪声问题仍然存在。此外，实际应用中常见的同物异谱和异物同谱现象，以及混合像元问题，增加了检测的复杂性。未来研究应聚焦于数据库扩展、多源数据融合和开发低计算复杂度的快速算法，以提高算法的鲁棒性和实用性。随着深度学习技术和计算资源的不断提升，高光谱异常检测技术将更加智能化和高效化，进一步推动其在实际应用中的广泛普及和发展。

**参考文献**

1. Hu X, Xie C, Fan Z, et al. Hyperspectral anomaly detection using deep learning: A review[J]. Remote Sensing, 2022, 14(9): 1973.
2. Su H, Wu Z, Zhang H, et al. Hyperspectral anomaly detection: A survey[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2021, 10(1): 64-90.
3. Raza Shah N, Maud A R M, Bhatti F A, et al. Hyperspectral anomaly detection: a performance comparison of existing techniques[J]. International Journal of Digital Earth, 2022, 15(1): 2078-2125.
4. Liu S, Marinelli D, Bruzzone L, et al. A review of change detection in multitemporal hyperspectral images: Current techniques, applications, and challenges[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2019, 7(2): 140-158.
5. 屈博, 郑向涛, 钱学明, 等. 高光谱遥感影像异常目标检测研究进展[J]. 遥感学报, 2024, 28(1): 42-54.
6. 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.
7. Zhou J, Kwan C, Ayhan B, et al. A novel cluster kernel RX algorithm for anomaly and change detection using hyperspectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(11): 6497-6504.
8. Matteoli S, Veracini T, Diani M, et al. A locally adaptive background density estimator: An evolution for RX-based anomaly detectors[J]. IEEE geoscience and remote sensing letters, 2013, 11(1): 323-327.
9. Guo Q, Zhang B, Ran Q, et al. Weighted-RXD and linear filter-based RXD: Improving background statistics estimation for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(6): 2351-2366.
10. Chen Y, Nasrabadi N M, Tran T D. Sparse representation for target detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(3): 629-640.
11. Li J, Zhang H, Zhang L, et al. Hyperspectral anomaly detection by the use of background joint sparse representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(6): 2523-2533.
12. Vafadar M, Ghassemian H. Anomaly detection of hyperspectral imagery using modified collaborative representation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(4): 577-581.
13. Liu G, Lin Z, Yan S, et al. Robust recovery of subspace structures by low-rank representation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 35(1): 171-184.
14. Xu Y, Wu Z, Li J, et al. Anomaly detection in hyperspectral images based on low-rank and sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 54(4): 1990-2000.
15. Qu Y, Wang W, Guo R, et al. Hyperspectral anomaly detection through spectral unmixing and dictionary-based low-rank decomposition[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(8): 4391-4405.
16. Huyan N, Zhang X, Zhou H, et al. Hyperspectral anomaly detection via background and potential anomaly dictionaries construction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 57(4): 2263-2276.
17. Cheng T, Wang B. Graph and total variation regularized low-rank representation for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 58(1): 391-406.
18. Candès E J, Li X, Ma Y, et al. Robust principal component analysis?[J]. Journal of the ACM (JACM), 2011, 58(3): 1-37.
19. Zhu L, Wen G, Qiu S, et al. A hybrid statistics and representation-based anomaly detector for hyperspectral images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(9): 3650-3664.
20. Li L, Li W, Du Q, et al. Low-rank and sparse decomposition with mixture of Gaussian for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 51(9): 4363-4372.
21. Feng S, Tang S, Zhao C, et al. A hyperspectral anomaly detection method based on low-rank and sparse decomposition with density peak guided collaborative representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-13.
22. Zhou T, Tao D. Godec: Randomized low-rank & sparse matrix decomposition in noisy case[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning, ICML 2011. 2011.
23. Zhang X, Wen G, Dai W. A tensor decomposition-based anomaly detection algorithm for hyperspectral image[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(10): 5801-5820.
24. Xie W, Jiang T, Li Y, et al. Structure tensor and guided filtering-based algorithm for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(7): 4218-4230.
25. Li W, Wu G, Du Q. Transferred deep learning for anomaly detection in hyperspectral imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(5): 597-601.
26. Song S, Zhou H, Yang Y, et al. Hyperspectral anomaly detection via convolutional neural network and low rank with density-based clustering[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(9): 3637-3649.
27. Fu X, Jia S, Zhuang L, et al. Hyperspectral anomaly detection via deep plug-and-play denoising CNN regularization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(11): 9553-9568.
28. Wang S, Wang X, Zhang L, et al. Auto-AD: Autonomous hyperspectral anomaly detection network based on fully convolutional autoencoder[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-14.
29. Jiang K, Xie W, Li Y, et al. Semisupervised spectral learning with generative adversarial network for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(7): 5224-5236.
30. Jiang T, Li Y, Xie W, et al. Discriminative reconstruction constrained generative adversarial network for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(7): 4666-4679.
31. Li L, Li W, Du Q, et al. Low-rank and sparse decomposition with mixture of Gaussian for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 51(9): 4363-4372.
32. Li Z, Shi S, Wang L, et al. Unsupervised generative adversarial network with background enhancement and irredundant pooling for hyperspectral anomaly detection[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1265.
33. Zhang L, Ma J, Cheng B, et al. Fractional fourier transform-based tensor RX for hyperspectral anomaly detection[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 797.
34. Li K, Ling Q, Qin Y, et al. Spectral-spatial deep support vector data description for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-16.
35. Xiang P, Song J, Qin H, et al. Visual attention and background subtraction with adaptive weight for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 2270-2283.
36. Taghipour A, Ghassemian H. A bottom-up and top-down human visual attention approach for hyperspectral anomaly detection[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 77: 103113.
37. Wang Y, Hong D, Sha J, et al. Spectral–spatial–temporal transformers for hyperspectral image change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-14.
38. Li J, Wang X, Wang S, et al. One Step Detection Paradigm for Hyperspectral Anomaly Detection via Spectral Deviation Relationship Learning[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024.
39. Guo T, He L, Luo F, et al. Anomaly detection of hyperspectral image with hierarchical anti-noise mutual-incoherence-induced low-rank representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023.
40. He Z, He D, Xiao M, et al. Convolutional Transformer-inspired Autoencoder for Hyperspectral Anomaly Detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023.
41. Li Z, Wang Y, Xiao C, et al. You only train once: Learning a general anomaly enhancement network with random masks for hyperspectral anomaly detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-18.
42. Duan P, Kang X, Ghamisi P, et al. Hyperspectral remote sensing benchmark database for oil spill detection with an isolation forest-guided unsupervised detector[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023.
43. Shen D, Ma X, Wang H, et al. A dual sparsity constrained approach for hyperspectral target detection[C]//IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2022: 1963-1966.
44. Luo X, Wang W, Deng C. Cross-AD: Multispectral and Hyperspectral High-Speed Artificial Imitation Object Anomaly Detection[C]//IGARSS 2023-2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2023: 1142-1145.