引文格式：周晓忠,刘军廷,周海涛. 基于自监督学习的多尺度差分高光谱异常检测[J]. 地理空间信息, 2025, 23(6):37-42. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.06.008

基于自监督学习的多尺度差分高光谱异常检测

周晓忠[1]，刘军廷[1*]，周海涛[1]
（1. 宁波冶金勘察设计研究股份有限公司，浙江 宁波 315194）

摘　要：高光谱异常检测以无监督方式分析背景和异常目标的光谱特征，探寻异常目标的分布情况。受高光谱背景复杂分布的影响，训练样本中含有异常使得深度网络模型泛化性弱，并且难以做到直接预测异常目标，降低了模型的实际应用能力。提出一种基于自监督多尺度差分的异常检测算法，旨在提升模型的泛化能力，实现网络模型直接预测异常目标。首先设计基于测度K-means的显著类别搜索策略，结合熵信息测度与类间距离测度优化标记伪异常与背景样本，以自监督学习的方式迭代更新样本。此外，基于中心差分卷积构建多尺度差分网络结构，经过多尺度特征融合与概率预测，实现以端到端的方式检测异常目标。通过4个高光谱数据上实验，结果表明所提算法具有更好的检测性能，同时能更好地抑制背景的干扰。

关键词：高光谱异常检测；K-means聚类；中心差分卷积；多尺度
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）06-0037-06

Multi-scale Differential Hyperspectral Anomaly Detection Based on Self-supervised Learning

ZHOU Xiaozhong[1], LIU Junting[1], ZHOU Haitao[1]
(1. Ningbo Metallurgical Survey, Design and Research Co., Ltd., Ningbo 315194, China)

Abstract: Hyperspectral anomaly detection analyzes the spectral features of both background and anomalous targets in an unsupervised manner to explore their distribution. Due to the complex distribution of hyperspectral backgrounds, training samples may contain anomalies that weaken the deep network model's generalization ability. Directly predicting abnormal targets is challenging for the network model, which reduces its practical application. In this paper, we proposed a multi-scale differential anomaly detection method based on self-supervised to improve the model's generalization ability and enable it to predict anomalous targets directly. We designed a significant category search strategy based on K-means, and combined the entropy information measure and inter-class distance measure to optimize the marking of pseudo-anomalies and background samples. We iterated and updated the samples in a self-supervised learning manner. Additionally, we constructed a multi-scale differential network structure based on center differential convolution, and achieved the end-to-end detection of anomalous targets by multi-scale feature fusion and probability prediction. Experimental results of four hyperspectral data show that this algorithm has better detection performance while suppressing background interference effectively.

Key words: hyperspectral anomaly detection, K-means clustering, center differential convolution, multi-scale

深度学习以复杂场景解析和建模优势为高光谱影像处理分析开辟了新途径[1]。Li等[2]训练了配对分类样本的网络，输出高光谱影像中每个像素与外部窗口像素之间的差值。Rao等[3]提出一种孪生网络作为主干，并在隐藏层的特征测量了测试像素和周围像素的异常分数。然而，上述监督方法存在训练样本对构建和模型泛化等困难，这与无监督的异常检测不兼容。因此，相关研究从非监督学习角度出发，其通常依赖于自编码器（AE）或生成对抗网络（GAN）来揭示高光谱影像中的深层背景分布特性[4-5]。Fan等[6]将图正则化嵌入到AE的隐藏层（RGAE）中，并重新设计了损失函数以考虑噪声和异常；Wang等[7]学者提出AutoAD的自动异常检测框架，该方法采用跳跃连接结构构建全卷积神经网络，通过编码器-解码器架构实现端到端的异常识别；王德港等[8]提出结合孪生神经网络和像素配对策略的异常检测方法，搭建含有特征提取模块和特征处理模块的孪生网络模型，专注于提取像素对之间的差异特征，提升异常检测性能。

上述深度方法有效提升了检测性能，受限于先验光谱特征的缺失与复杂地物分布的背景异质性，异常检测模型的精度提升存在显著问题。为解决上述问题，本文提出基于自监督多尺度差分的异常检测算法（self-supervised multiscale differencing network，SMD-Net）。首先构建测度驱动的K-means变体算法，通过

第一作者简介：周晓忠（1981—），高级工程师，主要从事监测、工程测量、高光谱遥感工作，E-mail：112558930@qq.com。
通信作者：刘军廷（1989—），高级工程师，主要从事工程测量和工程监测、遥感应用工作，E-mail：84505862@qq.com。

特征空间迭代聚类实现异常/背景样本的弱监督标记，即网络训练所需的伪样本标签。中心差分卷积可以捕获局部空间信息，利用中心像素与邻域像素的差异判别目标概率，通过中心差分卷积与特征融合，以端到端的方式预测异常概率，提升算法在异常检测的简便性。SMDNet采用自监督协同优化机制，通过异常概率引导的样本集动态更新与模型参数联合调谐。

1 研究方法

本文构建了高光谱异常检测的自监督学习框架，提出了尺度特征差分网络（MD-Net），该架构直接通过深度特征微分运算完成异常置信度估计。该方法由3个主要部分组成：异常背景类别搜索、SMDNet网络训练和SMDNet网络测试[9]。本方法采用三阶段协同优化架构：①构建熵特征加权的K-means聚类算法，融合全局信息熵约束与局部异常搜索策略，生成初始背景样本集B和异常样本集集A；②建立MDNet的双向优化机制，基于特征可分离性的反向参数优化，与前向置信度引导的样本集更新；③利用训练好的MDNet网络进行测试，通过异常与背景的概率转换与坐标索引，实现异常目标检测。

1.1 基于K-means异常背景类别搜索算法

针对背景与异常混合样本导致模型性能退化问题，结合熵信息测度表达与类间距离测度优化聚类的思想，设计基于测度K-means的异常背景类别搜索算法（measure K-means anomalybackground category search，MKM-ABCS）。

1.1.1 熵加权K-means全局信息聚类算法

定义高光谱影像 $X=[x_1,x_2,x_i,\ldots,x_n]$，其中 i 为像素索引；n 为影像像素数；$x_i=[y_1,y_2,y_j,\ldots,y_b]$ 为像素光谱矢量；b 为波段数；x_{ij} 为像素 i 在第 j 波段的光谱测度。K-means算法目标函数可定义为：

$$J(W,Z)=\sum_{i}^{n}\sum_{l=1}^{k}w_{il}\sum_{j=1}^{b}(z_{lj}-x_{ij})^2 \tag{1}$$

式中，l 为类属索引；k 为聚类个数；w_{il} 为像素 i 属于类属 l 的隶属度；z_{lj} 为隶属于 l 类的 j 波段光谱测度均值；w_{il} 满足约束条件 $\sum_{l=1}^{k}w_{il}=1$。

为提高高光谱数据聚类精度，本研究在式（1）的目标函数框架中联合引入熵信息测度与类间间距指标，构建了改进的熵加权K-means聚类目标函数模型。该模型通过综合考量特征维度的信息熵分布与簇间分离度，有效优化了高维数据的聚类性能。

$$\begin{cases}J(W,Z,\Lambda)=\sum_{i}^{n}\sum_{l=1}^{k}w_{il}\sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\left(z_{lj}-x_{ij}\right)^2-\eta\sum_{i}^{n}\sum_{l=1}^{k}w_{il}\\ \sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\left(z_{lj}-z_j\right)^2+\sum_{l=1}^{k}\gamma_l\sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\ln\delta_{jl}\end{cases} \tag{2}$$

式中，$\Lambda=(\delta_l,l=1,2,\ldots,k)$；$\delta_l$ 为类属 l 权重熵的参数，调节类属 l 中各波段权重分布的范围；η 为类间测度参数，调节类间测度对聚类结果的影响程度；z_j 为聚类中心在第 j 波段的均值。等式右边第一项为加权类内非相似性测度总和；第二项为加权类间非相似性测度总和；第三项为正则化项，表示权重大小的不确定程度。

为使每个聚类中各波段的权重值差异较大，定义 γ_l 为：

$$\gamma_l=\max(D_{ls})/4 \tag{3}$$

$$D_{ls}=\sum_{i=1}^{n}w_{il}\left[\left(z_{ls}-x_{is}\right)^2-\eta\left(z_{ls}-z_s\right)^2\right] \tag{4}$$

式中，s 为波段索引；η 为类间测度对聚类结果的影响程度，计算公式为：

$$\eta=\frac{\sum_{l=1}^{k}\sum_{j=1}^{b}\left(z_{lj}-z_j\right)^2}{\sum_{i}^{n}\sum_{l=1}^{k}w_{il}\sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\left(z_{lj}-x_{ij}\right)^2} \tag{5}$$

为优化 W、Z 和 Λ，求解目标函数 J 的最小值，则

$$\left(\hat{W},\hat{Z},\hat{\Lambda}\right)=\arg\min\{W,Z,\Lambda\} \tag{6}$$

模型求解过程为：

1）求解 W。已知 Z 和 Λ，计算像素到各聚类中心的加权类内非相似性测度与加权类间非相似性测度的和。具体表达如下：

$$\begin{cases}1 & \sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\left[\left(z_{lj}-x_{ij}\right)^2-\eta\left(z_{lj}-z_j\right)^2\right]\leqslant\sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\left[\left(z_{rj}-x_{ij}\right)^2-\eta\left(z_{rj}-z_j\right)^2\right]\\ 0\end{cases} \tag{7}$$

2）求解 Z。已知 W 和 Λ，具体表达如下：

$$\frac{\partial J}{\partial z_{lj}}=\sum_{i=1}^{n}w_{il}\delta_{jl}\left[2(z_{lj}-x_{ij})-2\eta(z_{lj}-z_j)\right]=0 \tag{8}$$

则 z_{lj} 的公式如下：

$$z_{lj}=\frac{\sum_{i=1}^{n}w_{il}(x_{ij}-\eta z_j)}{\sum_{i=1}^{n}w_{il}(1-\eta)} \tag{9}$$

3）求解 Λ。已知 W 和 Z，在目标函数 J 中引入拉格朗日乘子 μ_l，构建拉格朗日方程：

$$L=\sum_{i}^{n}\sum_{l=1}^{k}w_{il}\sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\left[\left(z_{lj}-x_{ij}\right)^2-\eta\left(z_{lj}-z_j\right)^2\right]+$$
$$\sum_{l=1}^{k}\gamma_l\sum_{j=1}^{b}\delta_{jl}\ln\delta_{jl}+\sum_{l=1}^{k}\mu_l\left(\sum_{l=1}^{k}\delta_{jl}-1\right) \tag{10}$$

最终求得权重 δ_{jl} 为：

$$\delta_{jl}=\frac{\exp(-\frac{D_{li}}{\delta_l})}{\sum_{s=1}^{m}\exp(-\frac{D_{ls}}{\delta_l})} \tag{11}$$

综上所述，通过最小化目标函数得到最优的高光谱聚类结果，即类别概率图 $P=\{p_i\}_{i=1}^{i=n}\in R^{n\times 1}$。

1.1.2　异常背景类别搜索

针对高光谱影像的聚类类别数量难以确定的现象，本文建立一种基于概率的类别阈值方法，通过获取伪略的标签划分背景异常，将上述MKM算法的聚类结果进一步划分为伪背景样本集与伪异常样本集。首先设定阈值 ε，大于阈值 ε 属于背景的标签为0，而其余样本可分为标签为1，表达式为：

$$T=\begin{cases}t_i=0, p_i\geqslant\varepsilon\\ t_i=1, p_i<\varepsilon\end{cases} \tag{12}$$

式中，类别概率图 t 由各像素点 i 的空间坐标（iw，ih）对应的概率值 ti 构成，作为目标 y 的伪类别标签集。基于该概率图中像素点的空间位置坐标索引，可进一步构建出伪异常样本集 A 和伪背景样本集 B。

$$\begin{cases}A=\left\{y_i|T_{i=(i_w,i_h)}=1\right\}\\ B=\left\{y_i|T_{i=(i_w,i_h)}=0\right\}\end{cases} \tag{13}$$

定义 C_A 与 C_B 分别为样本集 A 与 B 的样本数，且 $C_A+C_B=n$。在模型训练过程中，针对伪异常样本和背景样本集允许一定程度的分类误差存在。通过将这些样本输入到网络模型中进行训练，能够动态优化背景与异常样本子集的划分边界。在自监督学习中，SMDNet模型在迭代更新中逐步提升对异常特征的识别能力，最终实现异常检测性能的有效增强。

1.2　基于自监督多尺度差分网络的异常检测

1.2.1　中心差分卷积

在常用卷积网络中，标准卷积仅考虑强度信息，而忽略了空间梯度信息。在高光谱异常检测中，异常目标通常认为其余邻域像具有显著的光谱差异，因此本文采用中心差分卷积（central difference convolution，CDC）[9]来代替标准卷积。通过聚合强度和梯度特征，CDC模块通过建模像素级局部上下文特征，构建具有强判别力的特征表示空间，从而有效扩大背景与异常区域之间的表征差异。此外，本文使用4种不同大小的卷积核分别提取不同尺度的空间特征。最后进行多尺度特征融合，提高了对目标不同尺度的判别能力。CDC网络模块可分为抽样和融合2个阶段，CDC模块与标准卷积抽样过程一致，但融合存在差异。梯度特征通过计算邻域像素与中心像素间的梯度差异来表征局部结构变化，这种特征建模机制能有效增强异常区域与背景目标间的特征区分度。CDC网络模块的中心差分函数表达式为：

$$f(o)=\sum_{pi\in R}\boldsymbol{w}(pi)\times R(p_i-p_c) \tag{14}$$

式中，R 为局部感受野，即邻域大小；p_i 为 R 中的第 i 个像素；$\boldsymbol{w}$ 为相权值矩阵；p_c 为 R 的中心像素。针对梯度与强度信息的联合建模需求，采用改进的线性混合模型框架，CDC的输出特征为:

$$f(o)=\lambda\left(\sum_{p_i\in R}\boldsymbol{w}(p_i)\times R(p_i-p_c)\right)+$$
$$(1-\lambda)\sum_{p_n\in R}\boldsymbol{w}(p_i)\times R(p_i) \tag{15}$$

式中，$\lambda\in[0,1]$为用于调整强度级和梯度级信息贡献的权衡参数，λ 值设置为0.7。

1.2.2　多尺度差分网络

本文通过将卷积残差连接模块与中心差分卷积相结合，提出一种基于多尺度差分网络（multiscale differential network，MDNet）。MDNet网络划分为多尺度特征提取、特征差分、特征融合与预测阶段。为支撑中心差分卷积的特征提取机制，需以样本集A和B中的中心像素为核心，结合其空间邻域构建局部像素块作为网络输入。这种结构设计通过显式编码中心–邻域像素的梯度差异，强化卷积操作对细微异常特征的捕获能力。

首先在多尺度特征提取中，设计4种不同尺度，分别为（5×5）、（7×7）、（9×9）、（11×11），先利用标准卷积操作将通道数统一为128，随后将通道数降维至64，同时结合了残差连接，有利于提取更深的光谱和空间特征。最后通过卷积核（1×1）的运算，同时将通道数降维至1，后经Sigmoid函数获得预测概率。MDNet融合了标准卷积与中心卷积操作，有效的提取表达能力更强的深层特征，提升模型的泛化性能。此外，MDNet通过在线学习持续动态优化网络参数以增强模型表征能力，以及在特征提取过程中同步生成像素级置信度映射来量化异常可能性。

1.2.3　多尺度差分网络

由于SMDNet网络结构最后使用Softmax函数，其取值范围为[0,1]，因此采用BCE函数来测量伪标签 y_i

和预测值 $\widetilde{y}_i$ 之间的重构损失。SMDNet网络的损失函数定义为：

$$L=\sum_{i\in L}(y_i\log(\widetilde{y}_i)+(1-y_i)\log(1-\widetilde{y}_i)) \quad (16)$$

本文提出一种自监督学习策略，基于MKM-ABCD生成的伪背景和异常样本集进行网络训练，通过实时融合网络预测概率动态调整样本分类。具体规则为：伪异常样本预测概率<0.5时归入背景集 B，伪背景样本预测概率<0.5时归入异常集 A。2个样本集每50次迭代周期更新一次，通过这种自监督机制有效减少错分样本数量，降低其对模型总损失的影响。

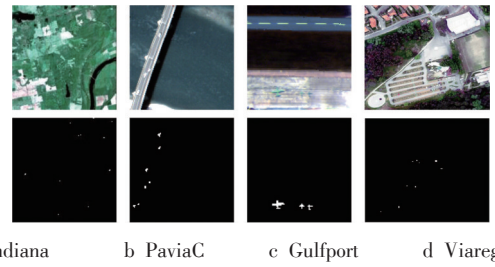
SMDNet网络迭代训练过程完成后，生成训练好的模型参数，用 $f_{\theta}(\bullet)$ 表示。利用优化后的异常样本集 A 与背景样本集 B 输入网络，生成预测样本的异常与背景概率 $f_{\theta}(s)$。通过对预测概率处理与坐标索引，计算异常检测概率图：

$$\begin{cases}A=f_{\theta}(a_i)=p_i\\B=1-f_{\theta}(b_i)=1-p_i\end{cases} \quad (17)$$

2 研究区与数据

2.1 实验数据

本研究选用四组高光谱数据集进行算法验证。如图1a所示，基于Hyperion传感器采集的美国印第安纳州农田场景，空间分辨率2.5 m，覆盖150像素×150像素区域。经155个光谱波段分析，重点检测存储仓与屋顶两类异常目标。如图1b所示，PaviaC数据集由ROSIS传感器获取的意大利帕维亚城区影像，1.3 m分辨率下呈现100像素×100像素的水域场景。通过102个波段识别桥梁区域中的车辆异常目标，如图1c所示，Gulfport数据集采用AVIRIS传感器记录的3.4 m分辨率机场场景（100像素×100像素），191个波段有效区分沥青、植被背景中的飞机目标。如图1d、1c所示，Viareggio数据集采用推扫式SIM传感器获取的0.6 m高精度影像（375像素×400像素），经吸水波段校正后保留511个有效波段。该场景包含3辆车、4块面板及2块校准油布，共标记135个红色异常像元。



a Indiana b PaviaC c Gulfport d Viareggio

图1 四组高光谱数据集的伪彩色图像和异常地物真值图

2.2 实验对比算法及参数设置

为充分验证所提SMDNet异常检测算法的先进性，本文选取GRX、CRD、LSMAD、RGAE、WeakyAD[10]、SC_AAE[11]和Auto-AD算法。在RGAE、WeakyAD、SC_AAE与Auto-AD算法Pytorch（v2.0.0、Python 3.9.0和CUDA 11.4）中实现，初始学习率为0.000 1，批量大小为512，epoch为500。本文采用了探测图、接收者工作特征(ROC)曲线、探测值（AUC_{TD}）、抑制背景值（AUC_{BS}）、总体探测概率（AUC_{ODP}）进行精度评定，其中采用ROC(pd,pf)、ROC(pd,τ)、ROC(pf,τ)三组曲线描述算法的综合性能。

2.3 实验结果与分析

本文所提SMDNet算法的检测图，能够精确突出异常目标，同时有效地抑制背景。在Indiana数据集中，LSMAD、SCAAE、Auto-AD算法能够很好地抑制背景，但存在目标漏检现象，而WeakyAD算法存在虚警现象。在PaviaC数据集中，CRD、RGAE和SC-AAE算法能够准确识别车辆目标，然而目标与复杂背景和噪声相混合，而SMDNet算法能有效抑制背景并准确检测出车辆。在Gulfport数据集中，CRD、LSMAD、WeakyAD、SC_AAE与Auto-AD算法仅能检测一架飞机，而SMDNet算法是抑制背景性能最好的，同时检测出小尺度飞机。在Viareggio数据集中，GRX、CRD与RGAE算法将建筑物屋顶错误地识别为异常，LSMAD、WeakyAD与SC_AAE算法的抑制背景性能最好，却难以检测出目标。如上所述，本文所提出的SMDNet算法在四组数据集中的表现具有很好的鲁棒性与先进性，能够精准的检测异常目标，同时很好地抑制背景，提升了异常检测性能。

如图2~5所示，是四组数据集的ROC曲线。从中可以看出，SMDNet算法的ROC(pd,pf)与ROC(pd,τ)曲线总体上位于右上角，显著优于其他对比算法，表明检测性能更高。而SMDNet算法的ROC(pf,τ)曲线总体上仍位于左下角，表明该算法能够将背景保持在相对较低的水平。此外SMDNet的检测概率达到80%以上，误报率大大降低。在四组高光谱数据集中，虽然SMDNet和其他算法的ROC(pd,τ)曲线有交叉，但SMDNet的ROC曲线总体上仍位于右上角。而基于深度学习的算法在不同数据集中展现的ROC曲线均不稳定，难以适应于所有高光谱数据集。

表1为四组数据集中各算法的AUC值。在Indiana数据集中，SMDNet在AUC_{TD}获得了次优值，AUC_{BS}、AUC_{ODP}值均取得了最优值，验证了所提算法的综合检

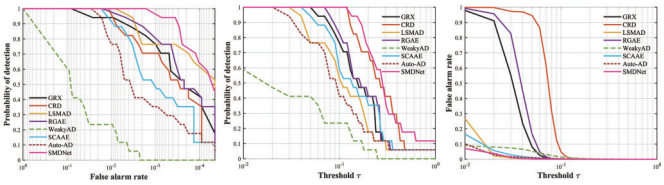


图2　Indiana数据集的3类ROC图

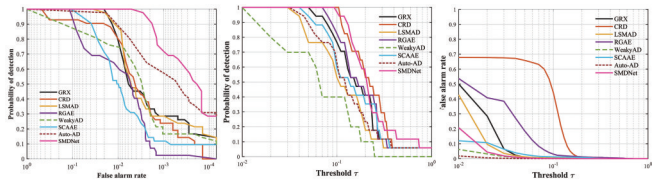


图3　PaviaC数据集的3类ROC图

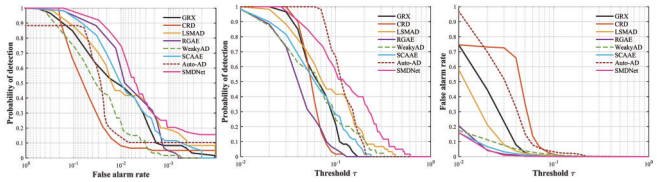


图4　Gulfport数据集的3类ROC图

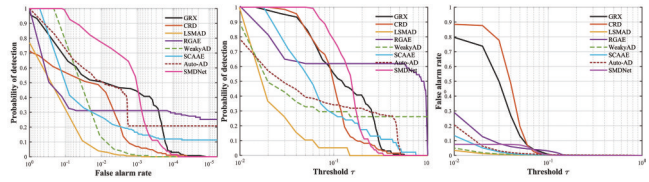


图5　Viareggio数据集的3类ROC图

测性能。如表3所示为PaviaC数据集的AUC值结果，AUC_{ODP}显著高于次优值，SMDNet验证了算法具备良好的检测与抑制背景的能力。而在Gulfport数据集中，尽管AUC_{ODP}获得次优值，综合其余AUC值仍能证明SMDNet的优越性能。对于Viareggio数据集，SMDNet保持了较高的检测精度，并且在抑制方面具有的良好的性能。综合四组数据集的AUC值来看，SMDNet方法比其他先进的检测算法更具有先进性和鲁棒性。如表2所示，记录了4组高光谱数据集采用不同算法消耗的时间，其中GRX算法消耗的时间最快，但其检测性能不具有普适性。RGAE，Auto-AD与SMDNet的运算效率更高，其具备较少的消耗时间。SMDNet的检测性能最优，且保持了合理的运算成本，证明了本文所提算法的先进性与普适性。

表1　数据集对比算法的AUC值

Dataset		GRX	CRD	LSMAD	RGAE	WeakyAD	SC-AAE	Auto-AD	SMDNet
Indiana	AUC_{TD}	1.237 0	1.277 3	1.186 0	1.248 1	1.147 9	1.209 1	1.213 2	1.271 0
	AUC_{BS}	0.965 9	0.924 5	0.974 9	0.955 3	0.955 4	0.974 7	0.986 1	0.994 7
	AUC_{ODP}	1.209 1	1.213 0	1.186 3	1.209 6	1.171 7	1.215 4	1.209 7	1.266 3
PaviaC	AUC_{TD}	1.160 7	1.290 2	1.176 3	1.150 5	1.078 7	1.169 7	1.136 0	1.305 6
	AUC_{BS}	0.971 1	0.857 3	0.982 5	0.961 9	0.970 3	0.976 7	0.996 1	0.988 7
	AUC_{ODP}	1.143 3	1.211 8	1.169 7	1.169 5	1.105 3	1.179 3	1.137 8	1.295 9
Gulfport	AUC_{TD}	1.021 2	0.954 4	1.077 5	1.032 6	0.944 0	1.133 6	1.092 9	1.143 8
	AUC_{BS}	0.929 9	0.898 7	0.945 8	0.967 4	0.879 4	0.957 2	0.934 9	0.977 4
	AUC_{ODP}	1.048 3	1.019 5	1.095 9	1.043 2	1.024 8	1.156 8	1.077 0	1.148 4
Viareggio	AUC_{TD}	0.998 9	0.959 7	0.864 5	0.983 9	0.951 1	0.990 8	1.044 7	1.082 0
	AUC_{BS}	0.821 7	0.803 8	0.804 1	0.807 1	0.864 0	0.850 0	0.877 1	0.913 2
	AUC_{ODP}	1.102 0	1.070 1	1.054 8	1.150 2	1.081 3	1.130 6	1.148 8	1.153 2

表2　异常检测算法的平均计算时间

Dataset	GRX	CRD	LSMAD	RGAE	WeakyAD	SC_AAE	Auto-AD	SMDNet
Indiana	1.86	6.69	14.85	2.25	13.75	28.64	7.54	2.45
PaviaC	1.20	7.32	5.70	1.28	5.41	18.05	5.87	3.01
Gulfport	0.86	45.02	7.34	0.94	5.68	12.64	6.46	2.98
Viareggio	16.71	120.37	98.18	16.21	84.95	220.21	42.39	8.64

2.4　消融实验

2.4.1　MKM-ABCS聚类消融实验

为验证本文提出的MKM-ABCS异常与背景伪样本的预分类的作用，进行以下消融研究：①不采用聚类算法划分样本，直接利用MDNet进行训练；②采用K-means算法搜索划分伪样本集，结合SMDNet定义为KM-ABCS-MDNet算法；③采用MKM-ABCS算法与SMDNet，定义为MKM-ABCS-MDNet。上述①②③仅将划分的伪样本作为训练集，在训练过程中不进行样本更新。④采用MKM-ABCS算法与SMDNet，采用自监督训练模式，定义为SS-KM-ABCS-SMDNet；⑤采用K-means-ABCS算法与SMDNet，采用自监督训练模式，定义为SS-MKM-ABCS-SMDNet。为对比上述3种模型在异常检测中的性能，仅采用$AUC_{(pd,pf)}$与$AUC_{(pf,\tau)}$2个AUC值评价探测性能与抑制背景的能力。

从表3中可以看出，不采用聚类算法的$AUC_{(pd,pf)}$值显著低于KM-ABCS-MDNet与MKM-ABCS-MDNet，并且在Viareggio尤为明显，证明了采用聚类算法作为伪样本划分的优势。在实际训练过程中，由于将所有像素作为伪背景样本，检测精度难以保证。通过MKM与K-means聚类算法的$AUC_{(pd,pf)}$对比，验证了MKM-ABCS在模型样本预分类中的作用，能够提升检测精度。以MKM与K-means算法为基准，从采用自监督训练方式的AUC值可以看出，通过对伪样本集的迭代更新，能够有效提升异常检测精度。综上所述，

表3 四组数据集中基于聚类和自监督的检测性能对比

Dataset	Indiana		Paviac		Gulfport		Viareggio	
AUC	$AUC_{(pd,pf)}$	$AUC_{(pf,\tau)}$	$AUC_{(pd,pf)}$	$AUC_{(pf,\tau)}$	$AUC_{(pd,pf)}$	$AUC_{(pf,\tau)}$	$AUC_{(pd,pf)}$	$AUC_{(pf,\tau)}$
MDNet	0.991 9	0.035 2	0.987 6	0.012 3	0.981 4	0.018 4	0.862 3	0.014 5
KM-ABCS-MDNet	0.994 6	0.024 8	0.990 8	0.015 9	0.978 1	0.014 2	0.905 4	0.013 8
KM-ABCS-SMDNet	0.996 4	0.016 9	0.992 4	0.011 4	0.984 7	0.009 8	0.917 4	0.010 2
MKM-ABCS-MDNet	0.995 7	0.018 3	0.995 4	0.014 2	0.980 2	0.011 5	0.909 9	0.013 0
MKM-ABCS-SMDNet	0.999 7	0.015 0	0.999 2	0.010 5	0.986 4	0.009 0	0.921 0	0.007 8

本文设计的MKM-ABCS方法与自监督训练模式的优势，能够在异常检测中取得更高的性能。

2.4.2 多尺度网络消融实验

在SMDNet中，不同尺度的卷积单元设置对网异常检测性能会产生的影响。实验通过设置多尺度特征对比，验证多尺度数量级尺寸对网络准确率的影响。实验设计5种不同网络结，均包含不同尺度以及对应的卷积核尺寸。通过4组数据的多尺度模型 $AUC_{(pd,pf)}$ 值对比，（5×5）、（7×7）、（9×9）、（11×11）在所有数据集中均取得了较优的检测性能。尽管在Gulfport数据集中的Module8取得了最优值，但其随着尺度增加，导致模型参数量变大，训练时间增大，而Module7仍能保持较高的检测精度，因此SMDNet将多尺度数量固定为4，以适用于所有高光谱数据。

3 结 语

本文提出基于自监督多尺度差分的异常检测算法（SMDNet），旨在以自监督的模式训练网络结构，提升异常检测性能。首先提出一种基于度量K-means的异常-背景类别筛选算法（MKM-ABCS），用于快速构建初始伪异常/背景样本库。在此基础上，构建多尺度差分特征提取网络，通过中心差分卷积层实现多尺度梯度特征捕获，增强异常与背景区域的表征差异。训练过程中采用动态样本集更新机制，通过迭代优化异常/背景样本库，降低误分类样本对损失函数的影响，从而提升模型对异常目标的辨识能力。本文采用四组高光谱数据集验证SMDNet算法的普适性和先进性，通过ROC曲线与多种AUC值表现出其具有很好的检测能力，并且能够有效地抑制背景方面。通过MKM-ABCS聚类与多尺度网络消融实验，验证了本文所提MKM-ABCS与SMDNet的综合检测性能。

参考文献

[1] 曹斌,郑恩让,沈钧戈. 基于神经网络注意力架构搜索的光学遥感图像场景分类[J]. 遥感技术与应用,2023,38(4):913-923

[2] 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

[3] Rao W, Qu Y, Gao L, et al. Transferable Network with Siamese Architecture for Anomaly Detection in Hyperspectral Images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2022,106: 102 669

[4] Xie W, Lei J, Liu B, et al. Spectral Constraint Adversarial Autoencoders Approach to Feature Representation in Hyperspectral Anomaly Detection[J]. Neural Networks,2019,119:222-234

[5] Gao L,Wang D,Zhuang L,et al. BS 3 LNet: A New Blind-spot Self-supervised LearningNetwork for Hyperspectral Anomaly Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2023(61):1-18

[6] Fan G,Ma Y, Mei X,et al. Hyperspectral Anomaly Detection with Robust Graph Autoencoders[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2021,60:1-14

[7] Wang S,Wang X,Zhang L,et al. Auto-AD: Autonomous Hyperspectral Anomaly Getection Network Based on Fully Convolutional Autoencoder[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2021,60:1-14

[8] 王德港,饶伟强,孙旭,等. 结合孪生网络和像素配对的高光谱图像异常检测[J]. 中国图象图形学报,2021,26(8):1 860-1 870

[9] 李玉,甄畅,石雪,等. 基于熵加权K-means全局信息聚类的高光谱图像分类[J]. 中国图象图形学报,2019,24(4):630-638

[10] Yu Z, Zhao C, Wang Z, et al. Searching Central Difference Convolutional Networks for Face Anti-Spoofing[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2020:5 295-5 305

[11] Chang C I. An Effective EvaluationTool for Hyperspectral Target Detection: 3D Receiver Operating Characteristic Curve Analysis[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2020,59(6):5 131-5 153