

文章编号 1004-924X(2026)18-2922-14

## 基于文本增强对比与自适应原型引导的 跨域高光谱图像分类

宋敬海<sup>1</sup>, 刘小生<sup>1,2\*</sup>

(1. 江西理工大学 低空技术学院, 江西 赣州 341000;  
2. 河流源头水生态保护江西省重点实验室, 江西 赣州 341000)

**摘要:** 跨域少样本高光谱图像分类面临域偏移与标注稀缺的双重挑战。现有方法多依赖纯视觉特征或采用固定的文本-视觉对齐策略, 难以刻画细粒度光谱判别信息, 且忽略目标域样本的质量差异。为此, 提出一种文本增强动态对比与自适应原型引导分类方法。首先, 通过双分支多尺度网络提取图像块的空谱视觉特征, 并引入 CLIP 文本编码器获取类别级语义表示作为跨域稳定锚点; 在此基础上, 设计文本增强动态对比学习策略, 根据视觉混淆程度动态调节难负样本权重, 提升细粒度类别的判别能力; 同时构建自适应原型引导损失, 依据目标域原型在源域特征空间中的判别显著性自适应融合文本锚点与源域视觉邻居, 通过梯度反传间接提升目标域原型的可靠性。以 Chikusei 为源域, 在 Indian Pines, Houston 和 Salinas 三个目标域数据集上进行跨域实验, 所提方法的总体分类精度分别达到 81.22%, 76.82% 和 93.32%, 较现有主流跨域少样本分类方法提升约 2%~5%。所提方法通过动态对比学习与自适应原型引导的有效协同, 显著提升了跨域少样本场景下的分类精度与稳定性。

**关键词:** 高光谱图像分类; 跨域少样本学习; 动态对比学习; 自适应原型引导; 跨模态对齐

**中图分类号:** TP75 **文献标识码:** A

**doi:** 10.37188/OPE.20263418.2922

**CSTR:** 32169.14.OPE.20263418.2922

## Text-enhanced contrastive learning and adaptive prototype guidance for cross-domain hyperspectral image classification

SONG Jinghai<sup>1</sup>, LIU Xiaosheng<sup>1,2\*</sup>

(1. School of Low-Altitude Technology, Jiangxi University of Science and Technology,  
Ganzhou 341000, China;

2. Jiangxi Province Key Laboratory of Water Ecological Conservation in Headwater Regions,  
Ganzhou 341000, China)

\* Corresponding author, E-mail: lxs9103@163.com

**Abstract:** Cross-domain few-shot hyperspectral image classification faced the dual challenges of domain shift and label scarcity. Existing methods predominantly relied on pure visual features or adopted fixed text-visual alignment strategies, which struggled to capture fine-grained spectral discriminative information and overlooked the quality differences among target domain samples. To address these issues, a text-enhanced dynamic contrastive and adaptive prototype guidance classification method was proposed. Firstly, a dual-

收稿日期: 2026-06-08; 修订日期: 2026-07-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 42171437)

branch multi-scale network extracted spatial-spectral visual features from image patches, while a CLIP text encoder was introduced to obtain class-level semantic representations serving as cross-domain stable anchors. On this basis, a text-enhanced dynamic contrastive learning strategy was designed, which dynamically adjusted the weights of hard negative samples according to the degree of visual confusion, thereby enhancing the discriminative ability for fine-grained categories. Meanwhile, an adaptive prototype guidance loss was constructed, which adaptively fused text anchors and source-domain visual neighbors based on the discriminative salience of target-domain prototypes in the source feature space, indirectly improving the reliability of target-domain prototypes through gradient back-propagation. Cross-domain experiments are conducted with Chikusei as the source domain and Indian Pines, Houston, and Salinas as the target domains. The overall classification accuracy of the proposed method reaches 81.22%, 76.82%, and 93.32%, respectively, representing an improvement of approximately 2%-5% over existing mainstream cross-domain few-shot classification methods. Through the effective synergy of dynamic contrastive learning and adaptive prototype guidance, the proposed method significantly improves the classification accuracy and stability in cross-domain few-shot scenarios.

**Key words:** hyperspectral image classification; cross-domain few-shot learning; dynamic contrastive learning; adaptive prototype guidance; cross-modal alignment

## 1 引 言

高光谱图像以三维数据立方体的形式呈现,同时包含地物的空间分布与连续光谱响应,具有“图谱合一”的特征<sup>[1]</sup>。这一特性使其能够刻画不同地物之间细微的光谱差异,在精准农业<sup>[2]</sup>、矿产勘探<sup>[3]</sup>及环境监测<sup>[4]</sup>等领域得到广泛应用。像素级分类作为高光谱数据分析的基础任务,其目标是为每个像素分配对应的地物类别标签。

针对高光谱图像分类任务,传统方法多依赖人工设计的光谱特征。以支持向量机为代表的浅层模型在一定程度上能够完成分类<sup>[5]</sup>,但对高光谱数据中复杂的空间-光谱联合分布建模能力有限。为提升特征表达能力,深度学习方法被引入该领域。Li等<sup>[6]</sup>提出三维卷积神经网络,通过在空间维度和光谱维度上同步执行卷积操作,直接从高光谱立方体中提取深层的空谱联合特征。Sun等<sup>[7]</sup>提出空谱特征分词 Transformer,利用自注意力机制对高光谱图像中的全局信息与长程依赖关系进行高效建模,获得了更具判别性的深层语义表示。然而,这类方法通常依赖大量像素级标注,而在实际遥感应用中标注成本高昂,小样本条件下易出现过拟合问题<sup>[8]</sup>。

为缓解标注稀缺带来的影响,少样本学习被引入高光谱分类研究。Snell等<sup>[9]</sup>提出原型网络,通过计算查询样本与各类别原型之间的距离完成

分类,因其结构简洁且与度量学习高度契合,在少样本分类任务中得到了广泛应用。Liu等<sup>[10]</sup>进一步将残差结构与原型网络相结合,在极少标注条件下取得了较好的分类效果。然而,上述方法通常假设源域与目标域的数据分布一致。在实际场景中,受大气条件、光照变化及传感器差异等因素影响,不同数据集之间往往存在显著的域偏移。在极少样本条件下,这种分布差异会被进一步放大:目标域原型易受噪声干扰而产生语义偏移,同时“同物异谱、异物同谱”现象也加剧了类别混淆。

针对跨域场景下的分布差异,已有研究从多个角度展开探索:在特征解耦层面,Zhang等<sup>[11]</sup>通过正交特征解耦分离域共享与域特定特征,以抑制跨域负迁移;在度量学习层面,Gui等<sup>[12]</sup>采用圆对比损失与稠密图卷积增强跨域特征类间可分性;在频域适应层面,Ma等<sup>[13]</sup>与Zhang等<sup>[14]</sup>分别从光谱上下文感知与频率域增强的角度出发,通过对齐跨域频域统计特性提升泛化能力;在图结构与关系建模层面,研究者还从多视图关系建模<sup>[15]</sup>与图结构传播<sup>[16]</sup>等角度进行了探索;在分布对齐层面,Shi和Ren<sup>[17]</sup>将条件对抗域适应与最大均值差异(MMD)约束引入元学习框架,缩小源域与目标域的特征分布差异。Zhang等<sup>[18]</sup>提出跨域自教网络,将域适应与半监督自教策略相结合,有效利用目标域无标注样本缓解域偏移带来的影

响, Li等<sup>[19]</sup>将语义信息引入原型学习过程, 但其语义表示由标签独特编码与视觉特征拼接构成, 本质上仍属于视觉特征增强范畴, 未借助预训练语言模型的语义先验。上述方法在一定程度上提升了跨域泛化能力, 但整体上仍主要依赖视觉特征进行建模, 在域差异较大时容易受到干扰。为此, 研究者开始引入文本语义作为辅助信息。借助对比语言-图像预训练(Contrastive Language-Image Pre-training, CLIP)等视觉-语言预训练模型<sup>[20]</sup>, 类别文本可以映射为跨域共享的语义表示, 从而为视觉特征提供稳定的对齐参照。Liu等<sup>[21]</sup>进一步将跨模态对齐与监督对比学习相结合, 通过文本语义增强目标域特征的判别能力。Hu等<sup>[22]</sup>则利用语言信息动态引导空谱特征提取, 从特征提取层面有效提升了跨域原型的可靠性。然而, 现有方法多采用固定的融合或对齐策略, 难以兼顾不同样本受域偏移影响程度的差异, 在极少样本条件下原型质量参差不齐的问题仍未得到有效解决。

基于上述分析, 本文提出一种文本增强动态对比与自适应原型引导分类方法(Text-Enhanced Dynamic Contrastive and Adaptive Prototype-Guided Few-Shot Learning Method, TECP-CFSL)。该方法以CLIP生成的文本语义作为跨域稳定锚点, 构建文本增强动态对比学习策略, 通过跨模态混淆关系自适应调节特征间的判别强度, 以缓解细粒度类别间的特征混叠; 同时, 设计自适应原型引导损失, 根据目标域原型的判别

可靠性动态融合文本锚点与源域视觉邻居, 通过梯度反传间接提升目标域原型的可靠性。两种机制相互配合, 使模型在极少标注条件下仍能获得较为稳健的跨域分类性能。

## 2 分类方法

针对跨域少样本高光谱图像分类中的域偏移与标注稀缺问题, 本文提出一种文本增强动态对比与自适应原型引导分类方法(TECP-CFSL)。由于源域与目标域高光谱图像的波段数不一致, 输入图像块首先通过 $1 \times 1$ 卷积映射层统一压缩至100维, 再经双分支多尺度网络提取128维空谱视觉特征; 与此同时, 类别名称经冻结的CLIP文本编码器及投影网络映射至同维度的文本语义特征, 两者共同构成后续分类与对比学习的特征基础。在此基础上, 以原型网络为基础分类框架, 引入文本增强动态对比学习(Text-Enhanced Dynamic Contrastive Learning, TECL), 以文本语义为域不变锚点对视觉特征施加跨模态约束, 并根据当前批次的视觉混淆程度动态调节难负样本权重, 扩大细粒度类别间的判别边界; 同时设计自适应原型引导损失(Adaptive Prototype Guidance Loss, APGL), 依据目标域原型在源域特征空间中的判别显著性自适应融合文本锚点与源域视觉邻居, 通过梯度反传间接提升特征提取器对目标域样本的建模质量。TECP-CFSL的整体流程如图1所示。

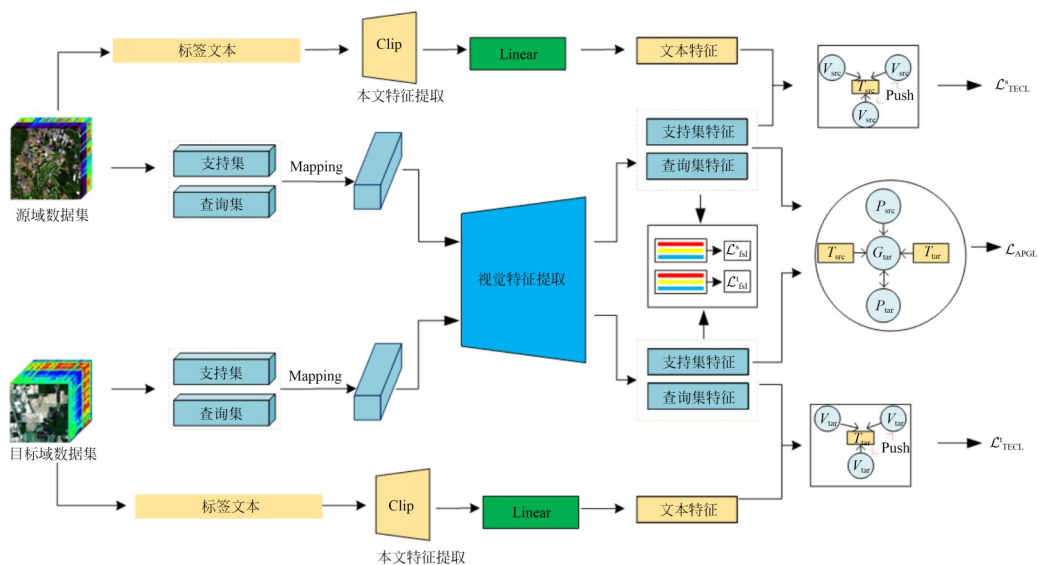


图1 TECP-CFSL模型架构图

Fig. 1 TECP-CFSL model architecture diagram

## 2.1 特征提取

### 2.1.1 视觉特征提取

为充分利用高光谱图像的光谱序列特性与空间邻域结构信息,设计了并行的光谱分支与空间分支,整体结构如图 2 所示。光谱分支沿光谱维度进行多尺度卷积,以建模不同感受野下的谱间依赖关系;空间分支在对光谱维度

进行压缩后,进一步提取多尺度空间邻域特征。两条分支内部均引入残差连接以提升训练稳定性,最终通过等权线性融合得到 128 维空谱特征表示。该结构在一定程度上实现了光谱序列建模与空间结构建模的解耦,有助于在保留细粒度光谱信息的同时增强特征的跨域鲁棒性。

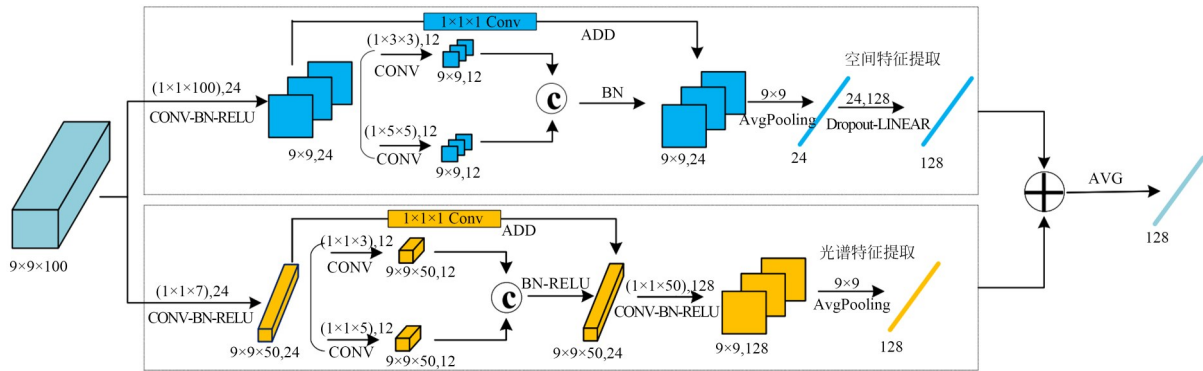


图 2 双分支视觉特征提取

Fig. 2 Dual-branch visual feature extraction

### 2.1.2 文本语义锚点构建

为引入不受域偏移影响的类别级语义先验,本文参照 Radford 等[20]在 CLIP 中提出的 prompt 模板范式,构建跨域共享的文本语义锚点。类别名称直接取自各数据集官方发布的地物类别标签,对每个类别,将其名称填入固定模板"A hyperspectral image of [CLASS]"后输入预训练 CLIP 文本编码器;编码器参数在训练过程中保持冻结,使得同一类别的文本描述在不同数据域中始终映射为固定的语义向量,从而为跨域场景下的视觉特征对齐提供不随域漂移的稳定参照。CLIP 编码器输出的 512 维语义嵌入经一个独立的全连接投影网络映射至 128 维度量空间,与视觉特征保持维度一致。两者之间的跨模态语义对应关系由 TECL 模块中的对比学习目标显式约束,通过在度量空间中将视觉特征向对应类别的文本锚点聚拢、与其他类别的文本锚点分离,在元训练过程中逐步建立视觉与文本的语义一致性。

## 2.2 源域和目标域少样本分类

原型网络因结构简洁且与度量学习高度契合,在少样本分类任务中得到广泛应用。以其作

为基础分类框架,对于查询样本  $x_q$ ,其归属于第  $K$  类的预测概率可通过基于距离度量的非参数 Softmax 函数计算:

$$P(y=k|x_q) = \frac{\exp(-d(f_\phi(x_q), c_k))}{\sum_{j=1}^C \exp(-d(f_\phi(x_q), c_j))}, \quad (1)$$

其中:  $c_k$  为第  $k$  类的类别原型,由对应支持样本特征的均值计算得到;  $d(\cdot, \cdot)$  表示平方欧氏距离;  $C$  为当前任务的类别数;  $f_\phi(\cdot)$  表示双分支视觉特征提取网络。

基于上述概率分布,分别定义源域与目标域查询集上负对数似然的期望损失:

$$\mathcal{L}_{\text{isl}}^s = E_{S^s, Q^s} \left[ - \sum_{(x_q, y_q) \in Q^s} \log P(y=y_q|x_q) \right], \quad (2)$$

$$\mathcal{L}_{\text{isl}}^t = E_{S^t, Q^t} \left[ - \sum_{(x_q, y_q) \in Q^t} \log P(y=y_q|x_q) \right], \quad (3)$$

其中:  $S^s, Q^s$  分别为从源域采样的支持集与查询集,  $S^t, Q^t$  分别为从目标域采样的支持集与查询集,则少样本分类总损失为两者之和:

$$\mathcal{L}_{\text{isl}} = \mathcal{L}_{\text{isl}}^s + \mathcal{L}_{\text{isl}}^t. \quad (4)$$

### 2.3 文本增强动态对比学习 (TECL)

文本锚点为跨域对齐提供了稳定的语义参照,但仅将视觉特征与文本锚点投影至同一维度空间,并不能自动保证两者在语义层面的一致性。为此,本文设计文本增强对比损失 (Text-Enhanced Contrastive Loss, TECL),通过跨模态对比学习显式约束视觉特征与文本锚点的相对位置,同时根据当前批次的视觉混淆程度动态调节难度样本权重,使对比学习的难度随训练状态自适应调整。

首先,构建跨模态监督对比损失,引导同类样本的跨模态表示相互聚合、异类特征相互排斥:

$$\mathcal{L}_{\text{cross}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{|P(i)|} \sum_{p \in P(i)} \log \frac{\exp(\mathbf{z}_i \cdot \mathbf{z}_p / \tau)}{\sum_{a \in A(i)} \exp(\mathbf{z}_i \cdot \mathbf{z}_a / \tau)}, \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{z}_i$  表示归一化后的多模态特征,  $P(i)$  为与样本  $i$  同类别但模态不同的正样本集合,  $A(i)$  为当前批次中除  $i$  外的所有对比样本,  $\tau$  为温度系数。该损失以文本语义为桥梁,牵引不同域的视觉特征向统一的语义中心靠拢,实现跨模态的全局基础对齐。

然而,高光谱图像存在显著的“异物同谱”现象,相邻类别光谱响应高度相似,固定权重的对比损失难以捕捉细粒度判别信息。为此,TECL 进一步引入了自适应难负样本加权机制。计算当前批次各类视觉原型间的平均余弦相似度  $S_{\text{avg}}$ ,为每个负样本对构造自适应权重:

$$w_{ik} = 1 + \alpha \cdot d_{ik}^{\text{text}} + (1 - \alpha) \cdot s_{ik}^{\text{vis}}, \quad (6)$$

其中:  $\alpha = 1 - (S_{\text{avg}} + 1)/2$  为区分度系数,  $S_{\text{avg}}$  越大则  $\alpha$  越小,即  $\alpha$  越小表示类别混淆越严重、越大表示已初步分离;  $d_{ik}^{\text{text}}$  和  $s_{ik}^{\text{vis}}$  分别为归一化后的文本余弦距离与视觉余弦相似度,由原始余弦相似度线性映射至  $[0, 1]$  得到。当  $\alpha$  较小时,权重中视觉相似度项的占比增大,迫使模型聚焦于视觉上高度相似的难负样本;当  $\alpha$  较大时,文本距离项的占比增大,借助语义先验进一步拓宽类别边界。由此定义动态难度损失:

$$\mathcal{L}_{\text{dynamic}} = -\frac{1}{C-1} \sum_{i=1}^C \sum_{j \neq i} \log \frac{\exp(\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j / \tau)}{\sum_{k \neq i} w_{ik} \exp(\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_k / \tau)}, \quad (7)$$

其中:  $C$  为当前任务中的类别数,  $\mathbf{v}_i$  为视觉特征,为抑制训练初期的优化震荡,引入门控因子  $g$  动态调节难度损失的贡献量:

$$g = \min\left(1, \frac{t}{T_{\text{warmup}}}\right) \cdot \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C \mathbf{1}\left[\arg \max_j \text{sim}(\mathbf{v}_k, \mathbf{t}_j) = k\right], \quad (8)$$

其取值随训练进度与跨模态对齐准确率逐渐增加;同时设置可学习系数  $\lambda$  以自动调节难度损失的贡献量。最终 TECL 总损失为:

$$\mathcal{L}_{\text{TECL}} = \mathcal{L}_{\text{cross}} + g \cdot \lambda \cdot \mathcal{L}_{\text{dynamic}}. \quad (9)$$

### 2.4 自适应原型引导损失 (APGL)

目标域原型由极少量支持样本的特征均值估计得到,在跨域场景下其可靠性受域偏移程度的影响差异显著:当支持样本的视觉特征与源域分布较为接近时,所得原型能够较好地反映类别的真实语义中心;而当域偏移较大时,原型可能严重偏离真实分布,导致度量学习失效。若在训练中对所有原型施加相同强度的引导约束,前者会受到不必要的扰动,后者则得不到充分的纠正。为此,本文设计自适应原型引导损失 (Adaptive Prototype-Guided Loss, APGL),以目标原型在源域特征空间中的判别显著性作为可靠性度量,根据各原型的可靠程度动态构造引导目标,通过梯度反传使特征提取器在训练中逐步提升对目标域样本的建模质量。

首先,为每个目标类别生成语义邻居向量,提供跨域视觉参照。设目标域文本嵌入为  $\mathbf{t}_k$ ,源域文本矩阵为  $T_s$ ,源域视觉原型矩阵为  $P_s$ ,则语义邻居计算为:

$$\mathbf{s}_k = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{t}_k T_s^T}{\tau}\right) P_s, \quad (10)$$

其中,  $\tau$  为温度系数。通过文本语义相似度对源域视觉原型加权聚合,所得语义邻居在语义层面与目标类别保持一致,可作为跨域视觉结构的稳定参照。然而,语义邻居与文本锚点对不同可靠性原型的引导效果存在差异,需根据各原型的实际状态自适应地确定两者的混合比例。为此,定义相对显著度  $\delta_k$  量化目标原型  $\mathbf{p}_k$  在源域分布中的判别性,计算为  $\mathbf{p}_k$  与源域最近原型的余弦相似度同其余类别平均相似度之差:

$$\delta_k = \max_j (\mathbf{p}_k \cdot \mathbf{p}_j) - \frac{1}{C_s - 1} \sum_{j \neq \arg \max} (\mathbf{p}_k \cdot \mathbf{p}_j), \quad (11)$$

其中:  $\mathbf{p}_j$  为源域第  $j$  类的视觉原型,  $C_s$  为源域类别数。  $\delta_k$  越大, 表明目标原型与某一源域类别高度匹配且远离其他类别, 受域偏移影响较小; 反之则说明原型可能已偏离其真实分布。基于  $\delta_k$  构造自适应混合系数  $\beta_k = \beta_{\max} \exp(-\gamma \delta_k)$ , 其中  $\gamma$  为系数上界, 为衰减率, 由此得到自适应引导目标:。由此得到混合引导目标:

$$\tilde{\mathbf{t}}_k = \beta_k \mathbf{s}_k + (1 - \beta_k) \mathbf{t}_k. \quad (12)$$

当置信度较高时,  $\beta_k$  趋近于 0, 引导目标退化为文本锚点, 借助其跨域稳定性防止模型对极少量支持样本过度拟合; 当置信度较低时,  $\beta_k$  取值较大, 引导目标主要依赖源域视觉邻居——后者与目标原型处于同一模态空间, 相比跨模态的文本锚点能提供更直接的视觉结构引导信号。

最后, APGL 损失定义为归一化目标原型与引导目标之间的余弦距离均值:

$$\mathcal{L}_{\text{APGL}} = \frac{1}{C_t} \sum_{k=1}^{C_t} \left( 1 - \frac{\mathbf{p}_k \cdot \tilde{\mathbf{t}}_k}{\|\mathbf{p}_k\| \|\tilde{\mathbf{t}}_k\|} \right), \quad (13)$$

其中,  $C_t$  为当前 episode 中的目标类别数。该损失作为训练阶段的辅助项, 与分类损失和 TECL 损失联合优化; 测试阶段直接使用训练好的特征提取模块计算支持集原型并完成分类。

## 2.5 目标函数

少样本分类损失保证了模型在极少量标注条件下的基础分类能力, TECL 损失以文本语义为锚点增强了细粒度判别性, APGL 损失则自适应引导不可靠的目标域原型向语义中心靠拢。在此基础上, 三者协同优化, TECP-CFSL 的总目标函数定义为:

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{fsl}} + \lambda_1 \mathcal{L}_{\text{TECL}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\text{APGL}}, \quad (14)$$

其中,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为平衡超参数。

## 3 实验结果与分析

为验证所提 TECP-CFSL 方法的有效性与鲁棒性, 本文在 Chikusei(CH), Indian Pines(IP), Salinas(SA)和 Houston(HT)四个公开高光谱数据集上开展了跨域少样本分类实验。本节首先阐述源域与目标域数据集的基本信息及实验设置, 随后通过与主流方法的对比实验评估模型整

体性能, 并借助消融实验分析各组成模块的实际贡献, 最后对关键超参数的敏感性进行讨论。

### 3.1 数据集

#### 3.1.1 源域数据集

Chikusei 数据集由 Headwall Hyperspec-VNIR-C 传感器获取, 成像区域位于日本筑西市城乡接合带, 影像尺寸为  $2\,517 \times 2\,335$  pixels, 空间分辨率为 2.5 m, 光谱覆盖 363~1 018 nm, 共 128 个波段, 标注 19 类地物。

#### 3.1.2 目标域数据集

Indian Pines 数据集由 AVIRIS 传感器采集于美国印第安纳州农业区, 影像尺寸为  $145 \times 145$  pixels, 空间分辨率为 20 m, 原始 224 个波段剔除水汽吸收波段后保留 200 个有效波段, 共标注 16 类植被与林地。

Salinas 数据集同由 AVIRIS 传感器获取于加州萨利纳斯山谷, 影像尺寸为  $512 \times 217$  pixels, 空间分辨率为 3.7 m, 剔除 20 个低信噪比通道后保留 204 个波段, 标注 16 类农作物及土地类型。

Houston 数据集源自 IEEE GRSS 2013 数据融合竞赛, 由 CASI 传感器采集于休斯敦大学周边, 影像尺寸为  $349 \times 1\,905$  pixels, 空间分辨率为 2.5 m, 共 144 个波段, 标注 15 类城市地表。

### 3.2 实验设置

本研究所有实验在配备 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU(24 GB 显存)与 40 GB 内存的云服务器上完成, 算法基于 PyTorch 实现。网络输入设置为  $9 \times 9$  像素块, 该尺寸兼顾局部空间邻域信息的完整性与感受野内跨类别背景噪声的抑制; 模型采用 SGD 优化器训练, 权重通过 Xavier 正态分布初始化; 初始学习率设为 0.003, 该取值下训练损失下降平稳, 收敛速度与稳定性之间取得了较好折中。元训练阶段共迭代 5 000 次, 此时损失与验证精度均已趋于稳定, 继续增加迭代次数对性能提升有限。

跨域评估遵循标准 C-way-K-shot 元学习协议, 支持集样本数  $K$  设为 1, 查询集规模固定为 19。对于目标域数据集, 每类随机抽取 5 个标注像素作为候选池, 并施加均值为 0、标准差为 0.01 的高斯噪声进行在线数据增强, 以缓解极少样本条件下的过拟合风险; 每个元测试任务中, 从候选池内随机采样 1 个样本构成支持集, 其余样本

与查询集共同参与评估。实验 Chikusei(CH)为源域, Indian Pines(IP), Houston(HT)与 Salinas(SA)分别为目标域,所有实验独立重复 10 次取均值,以消除随机划分带来的波动。

为全面评估分类性能,采用总体分类精度(OA)、平均分类精度(AA)与 Kappa 系数作为评价指标。设混淆矩阵中元素  $m_{ij}$  表示真实类别为第  $i$  类、预测为第  $j$  类的样本数,总样本数为  $N$ ,类别总数为  $C$ 。三项指标定义如下:

总体分类精度(OA)为正确分类样本数占总测试样本数的比例:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^C m_{ii}}{N}. \quad (15)$$

平均分类精度(AA)为各类别分类精度的算术平均,可有效避免样本数量不均衡对评价结果的影响:

$$AA = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \frac{m_{ii}}{\sum_{j=1}^C m_{ij}}. \quad (16)$$

Kappa 系数用于衡量分类结果与真实标签之

间的一致性程度,定义为:

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^C m_{ii} - \sum_{i=1}^C \left( \sum_{j=1}^C m_{ij} \cdot \sum_{j=1}^C m_{ji} \right)}{N^2 - \sum_{i=1}^C \left( \sum_{j=1}^C m_{ij} \cdot \sum_{j=1}^C m_{ji} \right)}, \quad (17)$$

其中:  $\sum_{j=1}^C m_{ij}$  为第  $i$  类真实样本数,  $\sum_{j=1}^C m_{ji}$  为第  $i$  类预测样本数。Kappa 系数取值范围为  $[-1, 1]$ , 越接近 1 表示分类结果与真实标签的一致性越高。

### 3.3 实验结果分析

为验证所提 TECP-CFSL 方法的有效性,本文选取六种代表性方法进行对比,包括传统浅层分类器 SVM<sup>[5]</sup>、深度学习方法 3D-CNN<sup>[6]</sup>,以及跨域小样本方法 DCFSL<sup>[23]</sup>, Gia-CFSL<sup>[16]</sup>, ADAFSL<sup>[24]</sup>与 FSCF-SSL<sup>[25]</sup>,表 1~表 3 汇总了各方法在 IP, HT 与 SA 三个目标域上的分类结果。

在 IP 数据集上,所提方法的总体精度达到 81.22%,较 FSCF-SSL 提升 5.18%。该数据集以大面积农业种植为主,部分类别间光谱相似度高,导致对比方法在类别 11 和类别 12 上精度偏

表 1 不同方法在 IP 数据集上的分类精度对比

Tab. 1 Classification accuracy comparison of different methods on IP dataset

| Class | SVM <sup>[5]</sup> | 3D-CNN <sup>[6]</sup> | DCFSL <sup>[23]</sup> | Gia-CFSL <sup>[16]</sup> | ADAFSL <sup>[24]</sup> | FSCF-SSL <sup>[25]</sup> | Ours       |
|-------|--------------------|-----------------------|-----------------------|--------------------------|------------------------|--------------------------|------------|
| 1     | 67.56              | 81.76                 | 87.56                 | 88.05                    | 97.8                   | 99.76                    | 99.51      |
| 2     | 30.63              | 79.61                 | 43.58                 | 44.58                    | 51.62                  | 64.98                    | 69.19      |
| 3     | 32.88              | 91.54                 | 51.67                 | 41.15                    | 61.2                   | 65.12                    | 74.55      |
| 4     | 45.43              | 85.27                 | 68.58                 | 69.40                    | 79.87                  | 92.72                    | 94.14      |
| 5     | 55.67              | 97.25                 | 69.56                 | 70.00                    | 79.31                  | 70.96                    | 79.79      |
| 6     | 77.75              | 61.61                 | 85.93                 | 74.00                    | 86.15                  | 80.33                    | 94.87      |
| 7     | 86.96              | 71.16                 | 99.57                 | 98.26                    | 100                    | 100                      | 99.57      |
| 8     | 51.63              | 40.74                 | 74.33                 | 88.37                    | 87.91                  | 99.85                    | 97.38      |
| 9     | 86.67              | 61.41                 | 100.00                | 98.67                    | 100                    | 100                      | 100.00     |
| 10    | 36.70              | 42.36                 | 58.23                 | 56.79                    | 67.16                  | 68.71                    | 78.49      |
| 11    | 42.96              | 62.24                 | 64.11                 | 60.00                    | 58.36                  | 70.9                     | 74.29      |
| 12    | 33.32              | 45.26                 | 48.11                 | 40.82                    | 57.41                  | 68.86                    | 80.80      |
| 13    | 90.45              | 33.58                 | 97.7                  | 95.7                     | 97.25                  | 99                       | 98.90      |
| 14    | 67.76              | 90.85                 | 81.12                 | 76.95                    | 82.64                  | 91.05                    | 92.02      |
| 15    | 27.87              | 92.37                 | 63.88                 | 61.81                    | 80.24                  | 91.29                    | 88.16      |
| 16    | 87.39              | 81.76                 | 97.27                 | 98.3                     | 96.59                  | 95.45                    | 97.16      |
| OA    | 46.89±4.02         | 49.36±2.88            | 64.41±2.39            | 61.36±2.23               | 68.50±4.58             | 76.04±3.37               | 81.22±1.14 |
| AA    | 57.60±2.66         | 60.98±3.21            | 74.45±2.09            | 72.68±2.05               | 80.22±2.12             | 84.94±2.47               | 88.68±1.17 |
| Kappa | 40.69±3.87         | 43.28±3.05            | 59.84±2.55            | 56.40±2.37               | 64.65±4.90             | 72.98±3.81               | 78.81±1.28 |

表 2 不同方法在 HT 数据集上的分类精度对比

Tab. 2 Classification accuracy comparison of different methods on HT dataset

| Class | SVM <sup>[5]</sup> | 3DCNN <sup>[6]</sup> | DCFSL <sup>[23]</sup> | Gia-CFSL <sup>[16]</sup> | ADAFSL <sup>[24]</sup> | FSCF-SSL <sup>[25]</sup> | Ours       |
|-------|--------------------|----------------------|-----------------------|--------------------------|------------------------|--------------------------|------------|
| 1     | 80.11              | 81.76                | 82.32                 | 81.05                    | 81.62                  | 76.25                    | 81.60      |
| 2     | 72.58              | 79.61                | 76.86                 | 81.75                    | 78.34                  | 71.33                    | 80.65      |
| 3     | 99.21              | 91.54                | 96.53                 | 87.76                    | 96.63                  | 93.8                     | 99.19      |
| 4     | 81.41              | 85.27                | 87.81                 | 87.55                    | 89.87                  | 83.23                    | 90.08      |
| 5     | 87.14              | 97.25                | 97.05                 | 94.17                    | 97.15                  | 87.71                    | 98.87      |
| 6     | 82.31              | 61.61                | 80.21                 | 65.66                    | 73.92                  | 90.21                    | 79.65      |
| 7     | 70.95              | 71.16                | 70.02                 | 64.19                    | 62.46                  | 83.73                    | 83.99      |
| 8     | 20.39              | 40.74                | 35.82                 | 40.75                    | 41.28                  | 31.55                    | 40.47      |
| 9     | 65.95              | 61.41                | 59.47                 | 57.48                    | 65.68                  | 71.39                    | 73.31      |
| 10    | 34.72              | 42.36                | 43.22                 | 42.75                    | 46.13                  | 62.2                     | 51.00      |
| 11    | 58.62              | 62.24                | 63.47                 | 46.94                    | 59.82                  | 64.33                    | 76.95      |
| 12    | 29.88              | 45.26                | 53.84                 | 57.87                    | 60.00                  | 64.63                    | 64.75      |
| 13    | 35.47              | 33.58                | 75.96                 | 75.86                    | 37.61                  | 74.21                    | 75.16      |
| 14    | 89.23              | 90.85                | 86.07                 | 78.02                    | 94.09                  | 98.87                    | 97.17      |
| 15    | 97.72              | 92.37                | 96.36                 | 87.53                    | 90.19                  | 73.97                    | 99.81      |
| OA    | 63.63±1.84         | 68.47±2.30           | 70.17±2.07            | 67.79±3.09               | 70.19±2.03             | 71.79±3.44               | 76.82±1.14 |
| AA    | 67.05±1.49         | 69.13±2.27           | 73.67±2.01            | 69.96±3.51               | 71.65±2.00             | 75.16±3.80               | 79.51±1.03 |
| Kappa | 60.71±1.93         | 65.83±2.44           | 67.72±2.20            | 65.19±3.30               | 67.72±2.18             | 69.50±3.75               | 74.94±1.23 |

表 3 不同方法在 SA 数据集上的分类精度对比

Tab. 3 Classification accuracy comparison of different methods on SA dataset

| Class | SVM <sup>[5]</sup> | 3DCNN <sup>[6]</sup> | DCFSL <sup>[23]</sup> | Gia-CFSL <sup>[16]</sup> | ADAFSL <sup>[24]</sup> | FSCF-SSL <sup>[25]</sup> | Ours       |
|-------|--------------------|----------------------|-----------------------|--------------------------|------------------------|--------------------------|------------|
| 1     | 96.74              | 95.13                | 99.40                 | 97.79                    | 98.91                  | 99.91                    | 99.94      |
| 2     | 96.53              | 98.86                | 99.63                 | 99.36                    | 99.41                  | 97.32                    | 99.95      |
| 3     | 87.37              | 87.02                | 93.66                 | 89.66                    | 92.56                  | 94.35                    | 94.62      |
| 4     | 97.08              | 94.67                | 98.76                 | 99.11                    | 98.19                  | 99.8                     | 99.72      |
| 5     | 93.3               | 89.33                | 93.37                 | 88.65                    | 93.47                  | 96.06                    | 96         |
| 6     | 93.25              | 98.5                 | 99.34                 | 97.88                    | 98.11                  | 99.5                     | 98.98      |
| 7     | 99.18              | 95.93                | 99.77                 | 99.25                    | 93.74                  | 94.6                     | 99.34      |
| 8     | 50.33              | 55.21                | 75.12                 | 73.78                    | 74.23                  | 76.41                    | 82.88      |
| 9     | 95.43              | 92.94                | 99.35                 | 97.49                    | 99.72                  | 98.94                    | 99.97      |
| 10    | 80.75              | 79.6                 | 85.55                 | 81.13                    | 82.68                  | 95.03                    | 92.92      |
| 11    | 89.71              | 92.34                | 96.43                 | 96.17                    | 98.01                  | 99.37                    | 99.33      |
| 12    | 99.60              | 98.18                | 99.73                 | 97.77                    | 99.71                  | 98.95                    | 99.25      |
| 13    | 94.70              | 96.66                | 97.83                 | 98.24                    | 99.03                  | 99.45                    | 98.46      |
| 14    | 90.08              | 94.26                | 98.39                 | 97.98                    | 99.48                  | 96.56                    | 98.26      |
| 15    | 66.84              | 65.45                | 70.77                 | 73.8                     | 75.88                  | 83.67                    | 85.94      |
| 16    | 78.40              | 83.8                 | 91.98                 | 85.04                    | 90.38                  | 95.14                    | 95.11      |
| OA    | 80.51±3.35         | 81.28±1.54           | 88.82±1.60            | 87.57±1.70               | 88.63±3.67             | 91.19±1.26               | 93.32±1.37 |
| AA    | 88.08±2.23         | 88.62±0.91           | 93.69±0.87            | 92.07±1.38               | 93.34±1.96             | 95.32±1.41               | 96.29±0.87 |
| Kappa | 78.45±3.68         | 79.28±1.66           | 87.57±1.76            | 86.20±1.86               | 87.39±4.03             | 90.22±1.40               | 92.57±1.52 |

低, FSCF-SSL 仅为 70.9% 和 68.86%。所提方法在这两类上分别提升至 74.29% 和 80.80%, 其中类别 12 提升幅度达 11.94%。此外, 类别 2、类别 3 和类别 10 也较 FSCF-SSL 分别提升 4.21%, 9.43% 和 9.78%。对应的 AA 与 Kappa 指标分别达到 88.68% 和 78.81%, 均优于所有对比方法。

在 HT 数据集上, 城市场景地物结构复杂, 各方法整体精度有所下降, 所提方法仍取得 76.82% 的最佳结果, 较 FSCF-SSL 提升 5.03%。该数据集上各方法的表现差异更为分散: 类别 15 上 FSCF-SSL 仅取得 73.97%, 所提方法提升至 99.81%, 提升幅度达 25.84%; 类别 11 从 64.33% 提升至 76.95%; 类别 7 和类别 9 也分别提升至 83.99% 和 73.31%。同时, 类别 8 和类别 10 在所有方法上精度均偏低, 说明部分地物在跨域条件下的识别仍面临较大挑战。对应的 AA 与 Kappa 指标分别达到 79.51% 和 74.94%。

在 SA 数据集上, 各方法整体精度普遍较高, 所提方法进一步将 OA 提升至 93.32%, 较 FSCF-SSL 提升 2.13%。在高基线条件下, 所提方法在类别 8 上仍取得 82.88% 的精度, 较 FSCF-SSL 的 76.41% 提升 6.47%; 类别 15 和类别 16 也分别提升至 85.94% 和 95.11%。类别 10 上 FSCF-SSL 略优于所提方法 (95.03% 对 92.92%), 但所提方法在其余多数类别上保持了更高的稳定性。对应的 AA 与 Kappa 指标分别达到 96.29% 和 92.57%, 均为对比方法中最优。

综合三个数据集的结果, 所提方法在不同难度的跨域场景下均取得了一致的性能提升。无论是 IP 中易混淆的作物类别、HT 中复杂的城市

目标, 还是 SA 中高基线条件下的细粒度差异, 所提方法在多数类别上均表现出更强的判别能力与稳定性, 验证了其在跨域少样本条件下的有效性与泛化能力。

为直观比较不同方法的分类表现, 图 3~图 5

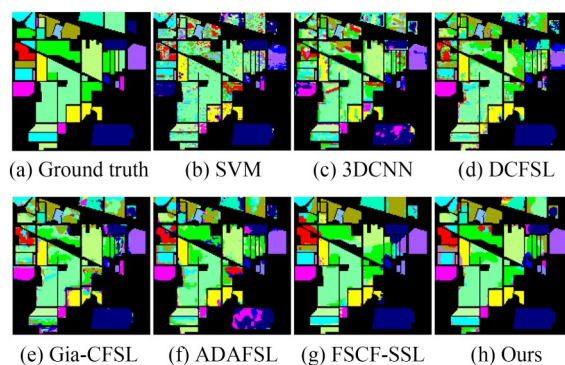


图 3 不同方法在 IP 数据集的分类效果图

Fig. 3 Classification maps of different methods on IP dataset

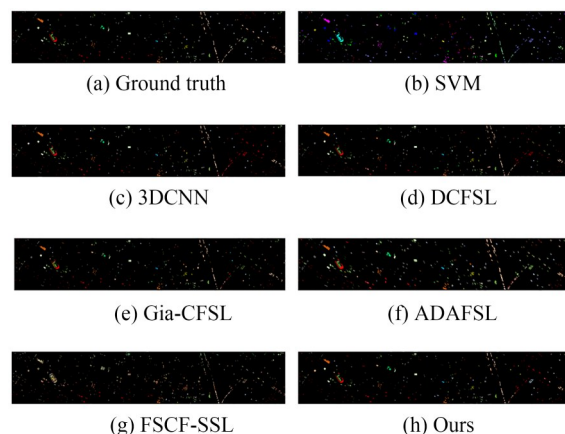


图 4 不同方法在 HT 数据集的分类效果图

Fig. 4 Classification maps of different methods on HT dataset

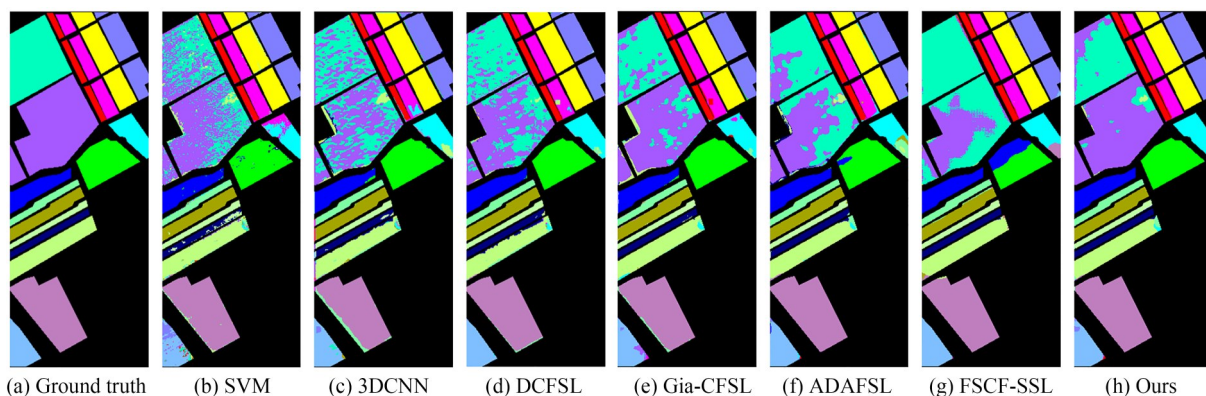


图 5 不同方法在 SA 数据集的分类效果图

Fig. 5 Classification maps of different methods on SA dataset

展示了各模型在 IP, SA 与 HT 三个目标域数据集上的可视化结果。由分类图整体分布可以看出, SVM 与 3D-CNN 的结果中误分像元较为分散, 同质区域内部连续性不足, 地物轮廓存在一定程度的缺失与变形; DCFSL 与 FSCF-SSL 等跨域方法在一定程度上缓解了上述问题, 但在类别交界区域仍不可避免地出现混淆现象。相比之下, TECP-CFSL 在三个数据集上均表现出更优的空间一致性, 区域内部结构更加完整, 且地物边界与真实分布之间的匹配程度更高, 体现出更稳定的跨域分类能力。

### 3.4 消融实验

在上述整体对比的基础上, 进一步通过消融实验分析 TECL 与 APGL 两个模块的独立作用。以仅保留原型网络的基线模型(Only FSL)为起点, 在三个数据集上逐步引入各个模块, 消融结果如表 4 所示。

表 4 消融实验结果

Tab. 4 Ablation experiment results

| Datasets | Only FSL | FSL+<br>APGL | FSL+<br>TECL | TECP-CF-<br>SL |
|----------|----------|--------------|--------------|----------------|
| IP       | 77.46    | 79.23        | 80.74        | 81.22          |
| HT       | 74.71    | 75.43        | 76.24        | 76.82          |
| SA       | 92.71    | 93.10        | 93.11        | 93.32          |

由表 4 可以观察到, 单独引入 APGL 或 TECL 模块均能够在三个数据集上带来稳定的性能提升, 其中 TECL 在 IP 与 HT 数据集上的提升更为明显, OA 分别提高 3.28% 与 1.53%, 表明文本语义锚点结合动态难度调节有助于缓解跨域场景中的光谱混淆问题; APGL 通过梯度反传隐式引导编码器提升目标域原型的可靠性, 同样带来持续增益。图 6 的 t-SNE 特征可视化进一步印证了这一点: Only FSL 基线(图 6(a))虽未引入任何跨模态语义约束, 但双分支网络提取的

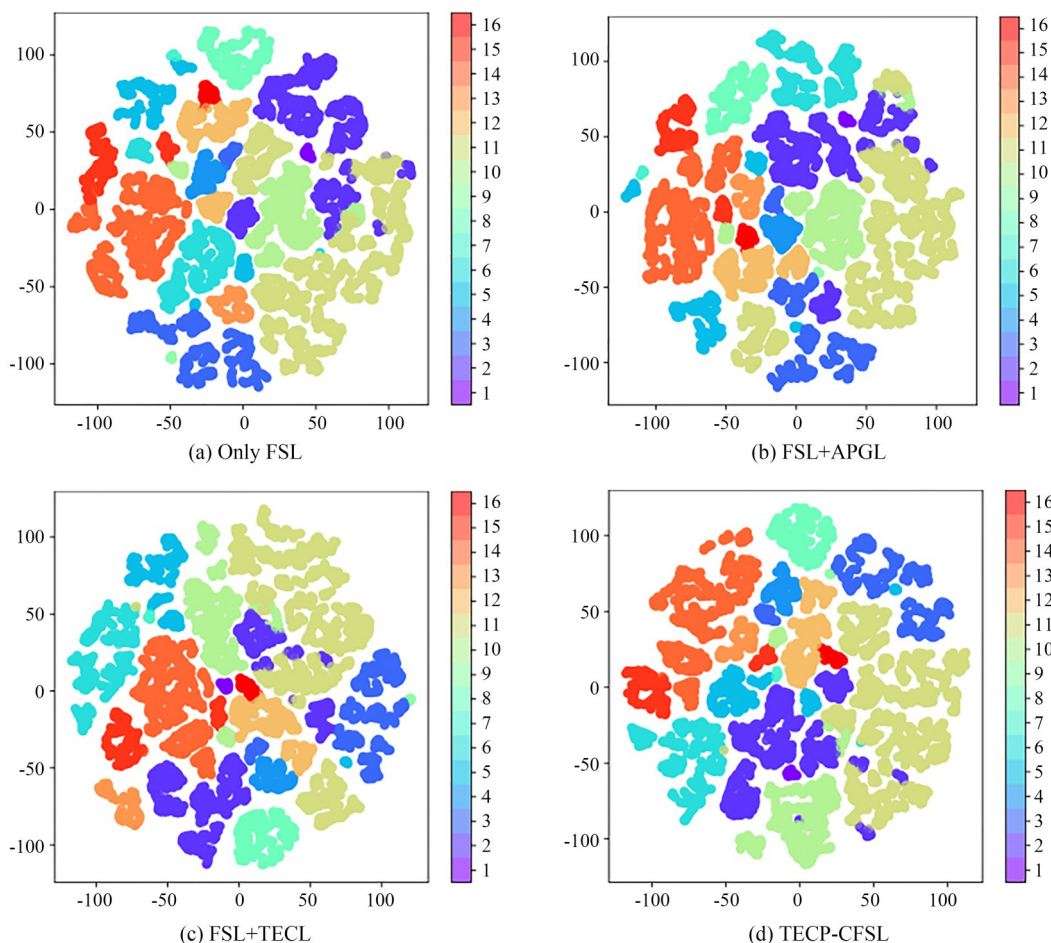


图 6 IP 数据集上不同消融配置的二维特征可视化

Fig. 6 Two-dimensional feature visualization on the IP dataset under different ablation configurations

空谱特征已能形成初步可分的类别聚类,表明该结构对光谱与空间信息的联合建模具备基础判别能力;在此基础上,引入 TECL 后(图 6(c))类别簇形态更紧凑、簇间间隙明显拉开,表明动态难负样本加权机制强化了细粒度类别的整体可分性;引入 APGL 后(图 6(b)),原本偏离所属簇的散点有所减少、样本更集中于对应类别簇内,表明该策略对个别原型质量较差的类别起到了校正作用,上述可视化结果也侧面反映了双分支网络对空谱特征的有效提取,为后续优化提供了可靠的视觉表征基础。然而两者的作用范围存在边界:TECL 侧重类间边界的整体拉开,对因样本有限导致的原型定位偏差缺乏针对性校正;APGL 能修正个别原型偏差,却无法约束大范围的类间特征混叠。同时引入两个模块后,模型在三个数据集上均取得最佳结果,即使在基线已较高的 SA 数据集上仍实现 0.61% 的进一步提升,完整模型的特征分布(图 6(d))兼具簇内紧凑与簇间边界清晰的特点,说明 TECL 与 APGL 分别作用于全局判别性与局部原型质量这两个不同层面,二者效果相互叠加,使模型在跨域场景下

保持稳健的泛化表现。

### 3.5 动态难负样本加权机制分析

为验证 TECL 模块中自适应难负样本加权机制的实际运作情况,图 7 以 IP 数据集为例展示了训练过程中该机制的动态变化。如图 7(a)所示,训练初期各类视觉原型间的平均余弦相似度  $S_{avg}$  较高(约 0.58),此时区分度系数  $\alpha$  较低(约 0.21),权重构造以视觉相似度项为主导,促使模型优先关注视觉上高度相似的难负样本;随训练推进, $S_{avg}$  逐渐收敛至 0 附近, $\alpha$  相应上升并稳定在 0.49 左右,表明随着类间可分性提升,权重构造中文本语义先验的占比随之增大,这与式(6)的设计逻辑相符。图 7(b)显示,训练初期低、中、高混淆置信度类别对的权重均值  $w_{ik}$  差异明显(约 1.63, 1.68, 1.72),随着训练收敛逐渐趋于接近并稳定在 1.49~1.51 区间;权重差异集中于模型对类别混淆最敏感的训练初期,后期趋于一致表明难负样本已不再构成主要瓶颈,而非机制失效。上述结果表明,难负样本权重并非固定取值,而是随  $S_{avg}$  与  $\alpha$  的动态变化而自适应调整,验证了自适应加权机制的有效性。

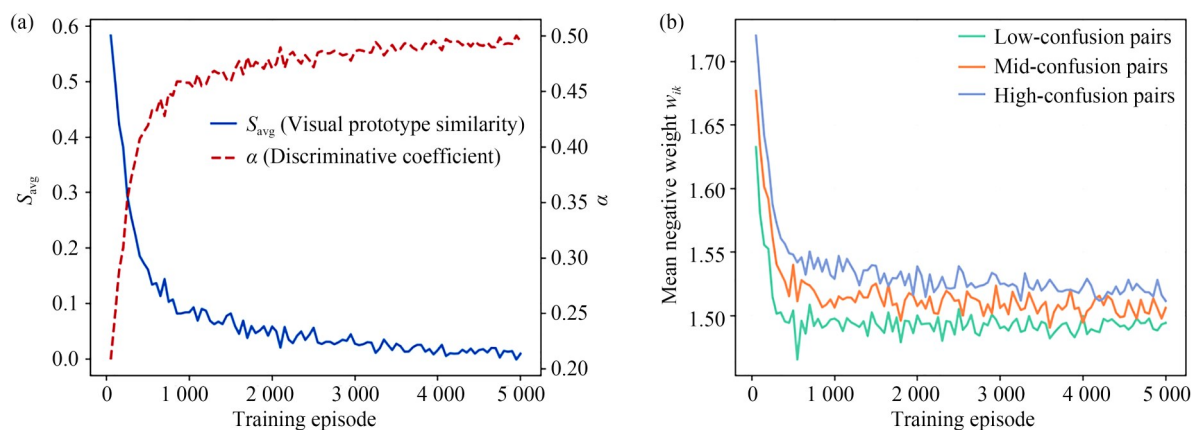


图 7 自适应难负样本加权机制的训练动态

Fig. 7 Dynamics of the adaptive hard-negative weighting mechanism during training.

### 3.6 参数敏感性分析

为分析参数对 TECP-CFSL 分类性能的影响,在  $\{0.5, 1.0, 1.5, 2.0\}$  的范围内对两者进行顺序调优,即在固定其余参数的条件下分别对单一参数进行独立优化,在三个数据集上得到的结果如表 5 和表 6 所示。

从表 5 与表 6 的结果可以看出,随着  $\lambda_1$  与  $\lambda_2$  的

变化,各数据集上的分类精度整体均呈现出较为平稳的变化趋势,未出现明显的性能波动。具体而言, $\lambda_1$  在 IP, HT 和 SA 数据集上的最优取值分别为 0.5, 1.0 和 2.0,对应的总体精度(OA)分别为 81.02%, 76.82% 和 93.32%;相较之下, $\lambda_2$  的最优取值分别为 1.0, 2.0 和 1.5,对应 OA 分别达到 81.22%, 76.82% 和 93.32%。尽管不同数据

表 5 不同  $\lambda_1$  权重下的总体精度  
Tab. 5 Overall accuracy under different  $\lambda_1$  weights(OA%)

| Datasets | $\mathcal{L}_{TECL}$ Weight $\lambda_1$ |       |       |       |
|----------|-----------------------------------------|-------|-------|-------|
|          | 0.5                                     | 1     | 1.5   | 2     |
| IP       | 80.09                                   | 81.22 | 80.34 | 81.02 |
| HT       | 75.85                                   | 76.07 | 76.78 | 76.82 |
| SA       | 92.94                                   | 93.09 | 93.32 | 93.22 |

表 6 不同  $\lambda_2$  权重下的总体精度  
Tab. 6 Overall accuracy under different  $\lambda_2$  weights(OA%)

| Datasets | $\mathcal{L}_{APGL}$ Weight $\lambda_2$ |       |       |       |
|----------|-----------------------------------------|-------|-------|-------|
|          | 0.5                                     | 1     | 1.5   | 2     |
| IP       | 81.02                                   | 80.82 | 80.65 | 80.15 |
| HT       | 76.44                                   | 76.82 | 76.07 | 75.81 |
| SA       | 93.27                                   | 93.03 | 93.13 | 93.32 |

集上的最优权重存在一定差异,但整体来看,两类损失权重在给定取值范围内均未对模型性能产生显著影响。进一步分析可知,在单一数据集内部,无论是  $\lambda_1$  还是  $\lambda_2$ ,其不同取值所带来的性能波动均较为有限,其中  $\lambda_1$  的最大波动为 0.87% (IP 数据集),  $\lambda_2$  的最大波动为 0.97% (HT 数据集),均控制在 1% 以内。这表明,两种损失项在训练过程中主要起到辅助约束与结构引导作用,而非对模型性能产生主导性影响,从而降低了模型对超参数精确设定的依赖程度。此外,  $\lambda_1$  与  $\lambda_2$  在不同数据集上的最优取值分布存在差异,也进一步说明该方法在不同场景下具有良好的适应能力。所提方法在较宽的参数范围内均能保持稳定性能,体现出较强的超参数鲁棒性。

参考文献:

[1] BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A, CAMPS-VALLS G, *et al.* Hyperspectral remote sensing data analysis and future challenges[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2013, 1(2): 6-36.

[2] ZHANG J C, HUANG Y B, PU R L, *et al.* Moni-

4 结 论

本文围绕跨域少样本高光谱图像分类中域偏移与标注稀缺并存的问题,从跨模态语义引导与目标域原型可靠性提升两个方面出发,提出了一种文本增强动态对比与自适应原型引导分类方法 (TECP-CFSL)。在 Chikusei→Indian Pines、Salinas 和 Houston 的跨域实验中,所提方法的总体分类精度分别达到 81.22%,76.82% 和 93.32%,优于 DCFSL, Gia-CFSL 等主流跨域少样本分类方法。实验结果表明:一方面,在文本语义的引导下,根据视觉特征的类别混淆程度自适应调节难负样本权重,能够有效维持细粒度类别间的判别边界,缓解跨域场景中的光谱混淆问题;另一方面,依据目标域原型在源域中的判别显著性动态调节文本锚点与源域视觉邻居的融合比例,通过梯度反传隐式引导编码器提升受域偏移影响原型的可靠性,同时避免对已具备较强判别性的原型造成不必要的扰动。两种机制在特征学习与原型优化层面形成互补,使模型在目标域标注样本极为稀缺的条件下仍能保持稳定的分类性能,为跨域少样本高光谱图像分类提供了一种有效的解决思路。需要指出的是,当前方法在一定程度上依赖源域与目标域之间的语义关联,当两域类别空间差异较大时,文本锚点的引导效果可能受到限制。后续工作将进一步探索多源域自适应策略与更高效的跨模态对齐方法,以持续提升模型在极端少样本场景下的泛化能力。

作者贡献说明:

宋敬海:论文构思,可视化呈现,初稿撰写;  
刘小生:论文构思,方法论,审核与编辑写作。

toring plant diseases and pests through remote sensing technology: a review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 165: 104943.

[3] VAN DER MEER F D, VAN DER WERFF H M A, VAN RUITENBEEK F J A, *et al.* Multi- and hyperspectral geologic remote sensing: A review [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 14(1): 112-128.

- [4] STUART M B, MCGONIGLE A J S, WILLMO-TT J R. Hyperspectral imaging in environmental monitoring: a review of recent developments and technological advances in compact field deployable systems[J]. *Sensors*, 2019, 19(14): 3071.
- [5] MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42 (8) : 1778-1790.
- [6] LI Y, ZHANG H K, SHEN Q. Spectral - spatial classification of hyperspectral imagery with 3D convolutional neural network [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(1): 67.
- [7] SUN L, ZHAO G R, ZHENG Y H, *et al.* Spectral - spatial feature tokenization transformer for hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5522214.
- [8] LI S T, SONG W W, FANG L Y, *et al.* Deep learning for hyperspectral image classification: an overview[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(9): 6690-6709.
- [9] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R S. Prototypical Networks for Few-shot Learning [EB/OL]. 2017: *arXiv*: 1703.05175. <https://arxiv.org/abs/1703.05175>
- [10] 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.
- [11] ZHANG Y R, HE J R, LI Y H. Cross-domain few-shot hyperspectral classification *via* orthogonal feature disentanglement [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2026, 169: 114071.
- [12] GUI J K, YUAN G W, LI X S, *et al.* Cross-domain few-shot hyperspectral image classification based on circle loss and dense graph convolution [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2025, 46(17): 6511-6547.
- [13] MA S, HE J R, GAO Y, *et al.* Spectral context-aware frequency alignment for few-shot hyperspectral image classification [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2026, 332: 114908.
- [14] JIANG X J, ZHANG H, WANG Y P. Cross-domain few-shot hyperspectral image classification with frequency-aware augmentation[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2026, 59 (1) : 2630506.
- [15] PENG Y S, LIU Y R, TU B, *et al.* Convolutional transformer-based few-shot learning for cross-domain hyperspectral image classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 1335-1349.
- [16] ZHANG Y X, LI W, ZHANG M M, *et al.* Graph information aggregation cross-domain few-shot learning for hyperspectral image classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(2): 1912-1925.
- [17] SHI M, REN J. Multi-branch feature transformation cross-domain few-shot learning for hyperspectral image classification [J]. *Pattern Recognition*, 2025, 160: 111197.
- [18] ZHANG M Y, LIU H, GONG M G, *et al.* Cross-domain self-taught network for few-shot hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 4501719.
- [19] LI Y H, HE J R, LIU H C, *et al.* Semantic Guided prototype learning for Cross-Domain Few-Shot hyperspectral image classification[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 260: 125453.
- [20] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, *et al.* Learning Transferable Visual Models from Natural Language Supervision [EB/OL]. 2021: *arXiv*: 2103.00020. <https://arxiv.org/abs/2103.00020>
- [21] LI Z K, ZHANG C Y, WANG Y, *et al.* Cross-domain few-shot hyperspectral image classification with cross-modal alignment and supervised contrastive learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5519319.
- [22] HU W S, LI W, LI H C, *et al.* Language dynamic-guided spatial-spectral network for cross-domain few-shot hyperspectral image classification [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2025, 34 (6) : 1845-1860.
- [23] LI Z K, LIU M, CHEN Y S, *et al.* Deep cross-domain few-shot learning for hyperspectral image classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5501618.
- [24] YE Z, WANG J, LIU H, *et al.* Adaptive domain-adversarial few-shot learning for cross-domain hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transac-*

tions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5532017.

[25] LI Z K, GUO H, CHEN Y S, *et al.* Few-shot hy-

perspectral image classification with self-supervised learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5517917.

#### 作者简介:



宋敬海(2001—),男,江西赣州人,硕士研究生,2024年于江西理工大学应用科学学院获得学士学位,研究方向为高光谱图像分类, E-mail: 1977800672@qq.com

#### 通讯作者:



刘小生(1963—),男,江西新余人,二级教授,博士生导师,1999年于中南大学获博士学位,研究方向为测绘科学与遥感应用, E-mail: lxs9103@163.com