引文格式:董燕妮,秦学翔,张玉香,等.多级空间特征的平衡测度学习遥感图像域适应分类[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(6):1182-1193.DOI:10.13203/j.whugis20240212

Citation:DONG Yanni,QIN Xuexiang,ZHANG Yuxiang,et al.Balanced Metric Learning in Multilevel Spatial Features for Domain Adaptation in Remote Sensing Image Classification[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(6):1182-1193.DOI:10.13203/j.whugis20240212

多级空间特征的平衡测度学习遥感图像域适应分类

董燕妮[1,2] 秦学翔[1,2] 张玉香[3] 杜 博[4]

1 湖北珞珈实验室,湖北 武汉,430079

2 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

3 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院,湖北 武汉,430074

4 武汉大学计算机学院,湖北 武汉,430072

摘 要:遥感图像域适应分类通常以光谱特征或简单的空间特征作为数据特征,通过对齐域间的特征分布来标注缺乏标签样本的域。域适应方法忽略了遥感图像更深层的空间特征,导致对空间局部信息的发掘不够;同时,域适应方法很少考虑类别非均衡的问题,导致小类样本的重要性被忽略。针对上述问题,提出一种多级空间特征的平衡测度学习遥感图像域适应分类方法。首先,通过迭代均值滤波器提取遥感图像更深层的空间特征;其次,构建测度学习来对齐边缘分布,最小化类内距离和类间散度;最后,根据类的先验概率构建自适应权重,最大化平衡类间距离,以缓解类别不平衡的问题。所提方法在Worldview-2数据集和Pavia数据集上设计了4个任务来评估有效性,使用遥感图像分类任务中常用的总体精度、Kappa系数、可视化结果和时间成本作为评价指标,通过实验分析不同参数对分类结果的影响以及各个组成部分对分类结果的影响。相较于次优的算法,所提方法的总体准确率提高了1.64%~9.18%,Kappa系数提高了0.023 1~0.171 7。实验结果表明,所提方法不仅通过多级空间特征加强了局部特征的提取和有效利用,还有效缓解了类不平衡问题,使分类器取得了更好的预测效果。

关键词:遥感图像分类;域适应;测度学习;类不平衡;空间特征;多级空间特征

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-05-14

DOI:10.13203/j.whugis20240212 **文章编号**:1671-8860(2026)06-1182-12

Balanced Metric Learning in Multilevel Spatial Features for Domain Adaptation in Remote Sensing Image Classification

DONG Yanni[1,2] *QIN Xuexiang*[1,2] *ZHANG Yuxiang*[3] *DU Bo*[4]

1 Hubei Luojia Laboratory, Wuhan 430079, China

2 School of Resources and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 School of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China

4 School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: **Objective**: Domain adaptation classification of remote sensing images usually takes spectral features or simple spatial features as data features, and labels domains lacking labeled samples by aligning feature distributions among domains. The domain adaptation method ignores the deeper spatial features of remote sensing images, resulting in insufficient exploitation of spatially localized information. At the same time, the domain adaptation method seldom takes into account the problem of class imbalance, which leads to the importance of the small class of samples being ignored. **Methods**: To address the above problems, balanced metric learning in multilevel spatial features for domain adaptation in remote sensing image classifi-

基金项目:湖北珞珈实验室开放基金(220100058);国家自然科学基金(U2541203,62222116)。

第一作者:董燕妮,博士,教授,研究方向为遥感图像智能解译。dongyanni@whu.edu.cn

通信作者:杜博,博士,教授。dubo@whu.edu.cn

cation is proposed. First, deeper spatial features of remote sensing images are extracted by an iterative mean filter. Then, metric learning is constructed to align the marginal distributions and minimize the intra-class distance and interclass scatter. Finally, adaptive weights are constructed based on the prior probability of the classes to maximize the balanced interclass distances to alleviate the problem of class imbalance. **Results:** The proposed method designs four tasks on the Worldview-2 dataset and Pavia dataset to evaluate the effectiveness. The overall accuracy, Kappa coefficient, visualization results, and time cost, which are commonly used in remote sensing image classification tasks, are used as the evaluation indicators. A series of experiments are carried out to analyze the effects of different parameters on the classification results. The effects of the individual components on the classification results are analyzed. Compared with the suboptimal algorithm, the proposed method improves the overall accuracy by 1.64% to 9.18%, and the Kappa coefficient by 0.023 1 to 0.171 7. **Conclusions:** The experimental results show that the proposed method not only enhances the extraction and effective utilization of local features through multilevel spatial features, but also alleviates the problem of class imbalance effectively so that the classifier achieves a better prediction result.

Key words: remote sensing image classification; domain adaptation; metric learning; class imbalance; spatial features; multilevel spatial features

遥感图像(remote sensing image,RSI)因具有覆盖范围广、获取方式多样化等特点被广泛地应用在资源调查[1]、精准农业[2]等领域。RSI的标注通常是十分昂贵且耗时的工作,因此,通过使用标记完整的域(源域)的知识辅助标注缺乏标记的域(目标域)的方法是一个重要的研究思路[3]。传统的分类方法要求源域和目标域独立且同分布,然而受成像时间、空间位置等因素的影响,源域和目标域通常来自不同的分布,这使得直接使用传统方法可能无法达到令人满意的效果。

域适应可以很好解决上述问题,它旨在通过减小源域和目标域的特征分布,实现将知识从源域迁移到目标域,从而完成对目标域的标注[4-6]。迁移成分分析[7](transfer component analysis,TCA)是最为经典的基于统计特征的域适应算法之一,TCA是以最大均值差异(maximum mean discrepancy,MMD)作为度量准则来对齐源域和目标域的边缘分布。联合分布对齐[8](joint distribution adaptation,JDA)同时对齐源域和目标域的边缘分布和条件分布。在RSI的域适应分类中,图嵌入分布对齐[9](graph embedding and distribution alignment,GEDA)使用均值滤波器保存空间特征;然后构建图和域的类间和类内散度矩阵,保留判别信息;同时,通过分布对齐和子空间对齐减小域间的特征差异。空谱加权核流形嵌入分布对齐[10](spectral-spatial weighted kernel manifold embedded distribution alignment,SSWK-MEDA)通过使用灵活的均值滤波器保存局部空间特征;然后构建动态空谱加权核,实现对空间特征和光谱特征的同时利用;最后通过Laplacian正则项、动态分布对齐等操作,减小域间的特征差异。现有的方法存在两点不足:(1)侧重于处理光谱或简单的空间特征,缺乏发掘更深层空间特征;(2)大多数工作缺乏对类别非均衡性的处理。

为了更好地解决上述问题,本文提出了多级空间特征(multilevel spatial features,MSF)的平衡测度学习(balanced metric learning ,BML),以提升遥感图像分类的精度和泛化性。

1　本文方法

BML-MSF如图1所示。首先使用均值滤波器提取空间特征;其次,通过迭代该过程,进一步挖掘RSI中更深层次的空间邻域关系;然后,将所得空间特征映射到格拉斯曼流形空间中,一方面,通过初步对齐域间的特征分布,提升伪标签的分类精度;另一方面,利用格拉斯曼空间的几何结构,增强测度约束。在此基础上,采用MMD构建测度学习目标,分别对源域和目标域的边缘分布、类内距离以及类间散度进行约束。最后,根据各类别的先验概率构造用于平衡类间距离的权重,以缓解类别不平衡问题。本文的主要贡献如下:(1)迭代均值滤波器获取MSF,更好地发掘RSI的空间特征;(2)在构建类间距离的过程中,添加类先验概率的权重,以缓解类不平衡的问题。

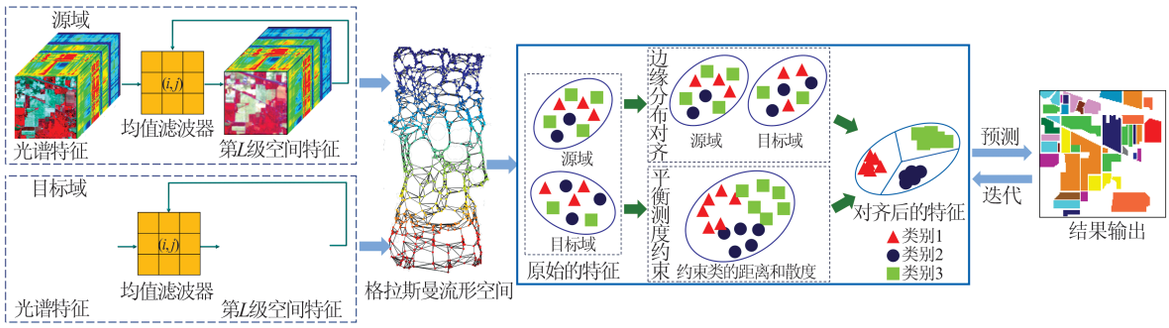


图1 BML-MSF流程图

Fig. 1 Flowchart of BML-MSF

1.1 问题定义

本文的RSI域适应分类方法基于一个完全标注的源域$D_s=\{\boldsymbol{X}_s^{\text{spe}},\boldsymbol{Y}_s\}$和一个完全没有标注的目标域$D_t=\{\boldsymbol{X}_t^{\text{spe}}\}$,其中脚标$s$和$t$分别表示源域和目标域。$\boldsymbol{X}_{s/t}^{\text{spe}}\in\boldsymbol{R}^{H_{s/t}\times W_{s/t}\times D_{\text{dim}}}$是源域/目标域的图像大小,$H$表示图像的高度,$W$表示图像的宽度,$D_{\text{dim}}$表示图像的维度;$\boldsymbol{Y}_{s/t}\in\boldsymbol{R}^{C}$是源域和目标域的标签空间,$C$代表类别数。其中源域有$n_s$个样本,目标域有$n_t$个样本。本文的目标是学习一个分类器$f$,利用源域的知识标注目标域的样本[11-12]。

1.2 MSF的提取

根据地理学第一定律,地物在空间上存在着相关性[13-14]。本文遵循这种假设,首先,使用3×3的均值滤波器提取源域和目标域的空间特征,得到第一级的空间特征;然后,在第一级空间特征的基础上,再次使用均值滤波器,得到第二级的空间特征;最后,迭代这个过程获得第L级空间特征,以保存局部的空间信息,如图2所示。第L级空间特征被称为MSF。在后续工作中,MSF是要去处理的对象,为了方便,本文使用$\boldsymbol{X}_s^{\text{spa}}$和$\boldsymbol{X}_t^{\text{spa}}$来表示源域和目标域的MSF。

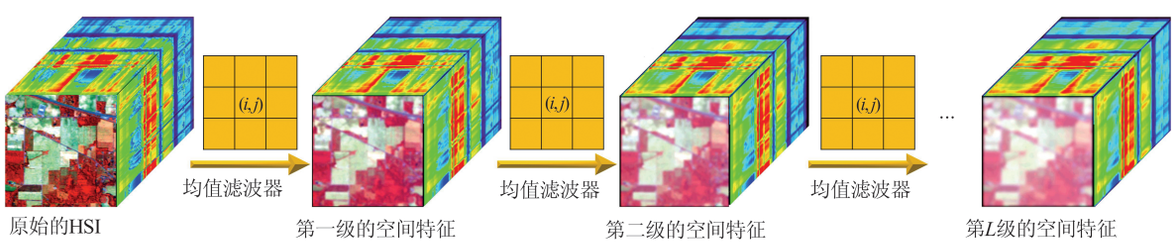


图2 MSF提取

Fig. 2 Extraction of Multilevel Spatial Features

1.3 格拉斯曼流形映射

格拉斯曼流形空间的几何结构能够有效地对齐域间的特征分布,因此,本文通过测地线流式核[15](geodesic flow kernel,GFK)将$\boldsymbol{X}_s^{\text{spa}}$和$\boldsymbol{X}_t^{\text{spa}}$映射到格拉斯曼空间中,具有良好的分类性能和较低的时间成本,这有助于提高伪标签的分类精度和节省时间成本。关于更多的内容,请参考原始论文,这里仅介绍GFK的主要思想。

首先,使用主成分分析(principal component analysis,PCA)构建源域和目标域的子空间$\boldsymbol{P}_s$和$\boldsymbol{P}_t\in\boldsymbol{R}^{D_{\text{dim}}\times d}$,其中$d$为子空间的维度,同时,$\boldsymbol{P}_s$和$\boldsymbol{P}_t$被视为格拉斯曼流形空间中的两个点$\Phi(0)$和$\Phi(1)$;然后,去寻找源域和目标域两点之间的测地线$\{\Phi(t):0\leqslant t\leqslant 1\}$,实现将$\Phi(0)$变换到$\Phi(1)$。这条测地线通过积分和核技巧获得测地线流式核$\boldsymbol{G}$,计算式为:

$$\left\langle \boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_j\right\rangle=\int_0^1(\Phi(t)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_i)^{\mathrm{T}}(\Phi(t)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_j)^{\mathrm{T}}\mathrm{d}t=\boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{G}\boldsymbol{x}_j^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{x}_j$为输入数据的原始特征向量;$\boldsymbol{z}_i$、$\boldsymbol{z}_j$为$\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{x}_j$经过测地线流映射后的全新表示。

最后,通过$\boldsymbol{z}=\sqrt{\boldsymbol{G}}\,\boldsymbol{x}$将原始空间的特征变换到格拉斯曼流形空间中。

在本文中,通过式(1)得到MSF的测地线式核$\boldsymbol{G}^{\text{spa}}$;然后,通过使用$\boldsymbol{Z}^{\text{spa}}=\sqrt{\boldsymbol{G}^{\text{spa}}}\,\boldsymbol{X}^{\text{spa}}$将$\boldsymbol{X}_s^{\text{spa}}$和$\boldsymbol{X}_t^{\text{spa}}$映射到格拉斯曼流形空间中,以得到流形空间中源域和目标域的流形MSF $\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}}$和$\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}}$。

1.4　测度学习

在域适应分类任务中,本文的目标是获得一个分类器f,将源域的知识迁移到目标域,实现对目标域样本的标注。因此,对于分类任务来说,通过构建测度学习约束类的距离是重要的。

在构建测度学习时,目标域被要求具有完整的标注,这违背目标域缺乏标注的实际情况。因此,本文参考文献[16]的工作,通过使用简易分类器——最近邻分类器(k-nearest neighbors,kNN),为目标域构建伪标签,本文中k=1这个简易的分类器被要求具有一定的分类精度和较低的时间成本。

1)最小化边缘分布

测度学习的第一个目标就是最小化边缘分布,这里参考TCA[7]构建了边缘分布,使得源域和目标域在整体上更相似。边缘分布约束的表达式为:

$$\boldsymbol{M}_f(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}},\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})=\left\|\frac{1}{n_s}\sum_{i=1}^{n_s}\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}k_i-\frac{1}{n_t}\sum_{j=1}^{n_t}\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}k_{n_s+j}\right\|_{H_K}^2=\operatorname{tr}(\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{M}\boldsymbol{K}\boldsymbol{\beta}) \tag{2}$$

$$\boldsymbol{M}_{ij}=\begin{cases}\dfrac{1}{(n_s)^2},\boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_j\in\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}}\\ \dfrac{1}{(n_t)^2},\boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_j\in\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}}\\ -\dfrac{1}{n_sn_t},\boldsymbol{z}_i\in\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}},\boldsymbol{z}_j\in\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}}\end{cases} \tag{3}$$

式中,tr()为矩阵的迹;$\boldsymbol{H}_K$代表再生核希尔伯特空间,$\boldsymbol{K}\in\boldsymbol{R}^{(n_s+n_t)\times(n_s+n_t)}$为核函数;$\boldsymbol{\beta}\in\boldsymbol{R}^{(n_s+n_t)\times\mathrm{C}}$为核函数$\boldsymbol{K}$的系数向量;$\boldsymbol{M}_{ij}$是边缘分布系数矩阵。

2) 最小化类内距离

测度学习的第二个目标是最小化类内距离,这里参考JDA[8]构建了类内距离,使得两个域的同类样本更加相似。类内距离约束的表达式为:

$$\boldsymbol{N}_f(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}},\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})=\sum_{c=1}^{C}\left\|\frac{1}{n_s^c}\sum_{\boldsymbol{x}_i\in(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}})^c}\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}k_i-\frac{1}{n_t^c}\sum_{\boldsymbol{x}_j\in(\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})^c}\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}k_j\right\|_{H_K}^2=\operatorname{tr}(\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{N}_a\boldsymbol{K}\boldsymbol{\beta}) \tag{4}$$

$$(\boldsymbol{N}_a)_{ij}^c=\begin{cases}\dfrac{1}{(n_s^c)^2},\boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_j\in(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}})^c\\ \dfrac{1}{(n_t^c)^2},\boldsymbol{z}_i,\boldsymbol{z}_j\in(\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})^c\\ -\dfrac{1}{n_s^cn_t^c},\boldsymbol{z}_i\in(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}})^c,\boldsymbol{z}_j\in(\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})^c;\\ \qquad\boldsymbol{z}_i\in(\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})^c,\boldsymbol{z}_j\in(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}})^c\\ 0,\text{其他}\end{cases} \tag{5}$$

式中,n_s^c、n_t^c分别为源域、目标域第c类样本数量;$\boldsymbol{N}_a$为类内距离系数矩阵。

3) 最大化平衡类间距离

测度学习的第三个目标是最大化类间距离,这里参考无监督度量转移学习[17](unsupervised metric transfer learning,UTML)构建跨域的类间距离约束,使得源域与目标域中的异类样本更不相似,从而有效提升域适应场景下的类别可分性。此外,类的非均衡性问题普遍存在于分类任务中。本文参考文献[18]的思想,通过类先验构建平衡类间距离的权重,以缓解类非均衡的影响。平衡类间距离约束的表达式为:

$$\boldsymbol{N}_f(\boldsymbol{Z}_s^{\text{spa}},\boldsymbol{Z}_t^{\text{spa}})=\sum_{c=1}^{C}\left\|\frac{\sqrt{P^c}}{n^c}\sum_{\boldsymbol{x}_i\in(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c}\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}k_i-\frac{\sqrt{P^{\bar{c}}}}{n^{\bar{c}}}\sum_{\boldsymbol{x}_j\in(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^{\bar{c}}}\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}k_j\right\|_{H_K}^2=\operatorname{tr}(\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{N}_e\boldsymbol{K}\boldsymbol{\beta}) \tag{6}$$

$$(\boldsymbol{N}_e)_{ij}^c=\begin{cases}\dfrac{P^c}{(n^c)^2},\boldsymbol{z}_i^{\text{spa}},\boldsymbol{z}_j^{\text{spa}}\in(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c\\ \dfrac{P^{\bar{c}}}{(n^{\bar{c}})^2},\boldsymbol{z}_i^{\text{spa}},\boldsymbol{z}_j^{\text{spa}}\notin(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c\\ -\dfrac{\sqrt{P^c}\sqrt{P^{\bar{c}}}}{n^cn^{\bar{c}}},\boldsymbol{z}_i^{\text{spa}}\in(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c,\boldsymbol{z}_j^{\text{spa}}\notin(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c;\\ \qquad\boldsymbol{z}_i^{\text{spa}}\notin(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c,\boldsymbol{z}_j^{\text{spa}}\in(\boldsymbol{Z}^{\text{spa}})^c\end{cases} \tag{7}$$

$$P^c=\frac{n^c}{n} \tag{8}$$

$$P^{\bar{c}}=\frac{n^{\bar{c}}}{n} \tag{9}$$

式中,n为源域和目标域的所有样本量;n^c表示所有样本中第c类的样本量;$n^{\bar{c}}$表示所有样本中非第c类的样本量;$\boldsymbol{N}_e$为类间矩阵;P^c、$P^{\bar{c}}$为类先验概率构建的权重。

4) 最大化类间散度

测度学习的第四个目标是最大化类间散度,本文基于MMD的思想构建了类间散度,使得两个域的异类样本更加分散。类间散度的系数矩阵$\boldsymbol{H}$及其约束的表达式为:

$$H=\frac{1}{C}\sum_{c=1}^{C}\left(\frac{1}{n^c}\mathbf{1}_{n^c}\mathbf{1}_{n^c}^{\mathrm{T}}-\frac{1}{n}\mathbf{1}\mathbf{1}^{\mathrm{T}}\right) \tag{10}$$

$$H_f(Z_s^{\mathrm{spa}},Z_t^{\mathrm{spa}})=\frac{1}{C}\sum_{c=1}^{C}\left\|\frac{1}{n^c}\sum_{x_i\in(Z^{\mathrm{spa}})^c}\beta^{\mathrm{T}}k_i-\frac{1}{n}\sum_{x_j\in Z^{\mathrm{spa}}}\beta^{\mathrm{T}}k_j\right\|_{\mathrm{H_K}}^2=\mathrm{tr}(\beta^{\mathrm{T}}KHK\beta) \tag{11}$$

式中,$\mathbf{1}_n^c\in R^{n\times 1}$为指示向量,若第$i$个样本属于第$c$类,则$\mathbf{1}_n^c(i)$为1,否则$\mathbf{1}_n^c(i)$为0;$\mathbf{1}\in R^{n\times 1}$是元素全为1的指示向量。

1.5 分类器构建

在MSF提取、流形特征学习和测度学习,并构建源域的结构风险最小化之后,得到分类器f:

$$f=\arg\min_{f\in H_K}\sum_{i=1}^{n_s}(y_i-f(z_i^{\mathrm{spa}}))^2+\eta\|f\|_K^2+\lambda M_f(Z_s^{\mathrm{spa}},Z_t^{\mathrm{spa}})+\alpha N_f(Z_s^{\mathrm{spa}},Z_t^{\mathrm{spa}})-\rho H_f(Z_s^{\mathrm{spa}},Z_t^{\mathrm{spa}}) \tag{12}$$

根据表征定理[19],将式(12)可改写为:

$$\begin{aligned}f=&\arg\min_{f\in H_K}\|(Y-\beta^{\mathrm{T}}K)A\|_F^2+\eta\mathrm{tr}(\beta^{\mathrm{T}}K\beta)+\lambda\mathrm{tr}(\beta^{\mathrm{T}}KMK\beta)+\alpha\mathrm{tr}(\beta^{\mathrm{T}}K(N_a-N_e)K\beta)\\&-\rho\mathrm{tr}(\beta^{\mathrm{T}}KHK\beta)\end{aligned} \tag{13}$$

式中,η、λ、α、ρ为正则化参数;$A\in R^{(n_s+n_t)\times(n_s+n_t)}$为指示矩阵,若是源域的第$i$个样本,则$A_{ii}=1$;否则$AA_{ii}=0$;$Y=[y_1,y_2,\ldots,y_{n_s+n_t}]\in R^{(n_s+n_t)\times C}$为标签矩阵。

当式(13)中$\partial f/\partial\beta=0$时,得到分类器$f\in R^{(n_s+n_t)\times C}$,它的行代表样本,列代表类别,矩阵中的元素代表样本属于该类的可能性,其表达式为:

$$f=K\left(\left(A+\lambda M+\alpha(N_a-N_e)-\rho H\right)K+\eta I\right)^{-1}AY^{\mathrm{T}} \tag{14}$$

式中,$I\in R^{(n_s+n_t)\times(n_s+n_t)}$为单位矩阵。

本文将每个样本中可能性最大的类别作为其标签,从而实现对目标域的标注。由于伪标签的使用降低了分类器的分类精度,因此,本文通过迭代测度学习提高分类精度。

2 实验结果与分析

2.1 数据介绍

1) Worldview-2数据集:该数据集由Worldview-2卫星于2011—2012年在武汉采集。该数据集涵盖了波长为400~1 040 nm的8个波段,大小为200×200像素,空间分辨率为1.8 m。本文根据获取时间的不同,将Worldview-2数据集划分为2011和2012两部分。图3显示了2011和2012的假彩色图像(R:5、G:3、B:2)及对应的真实地物图。本文实验选取了该数据集中共有的4个地物类别,包括红色建筑物、树林、灰色建筑物和白色建筑物。表1列出了各类别的样本量以及在每个域中所占的比例。

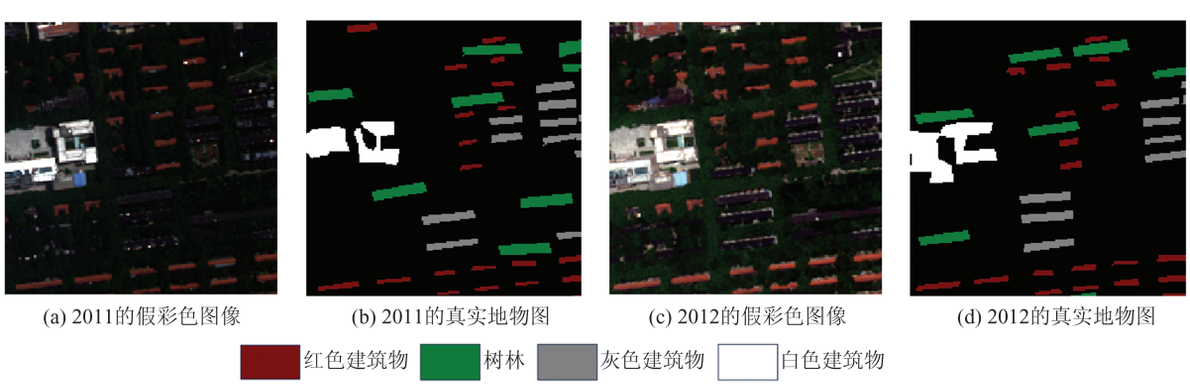


图3 Worldview-2数据集

Fig. 3 Worldview-2 Dataset

2) Pavia数据集[20]。该数据集是由ROSIS-03传感器采集于帕维亚中心(Pavia Center,PC)和帕维亚大学(Pavia University,PU)两个区域的图像。该数据集涵盖了波长为400~1 040 nm的102个波段。两张图像的大小为150×150像素,空间分辨率为1.3 m。本文依据图像采集位置的差异,将Pavia数据集划分为PC和PU两个区域。图4显示了图像的假彩色图像(R:85、G:45、B:10)

表 1　Worldview-2数据真实地物样本信息

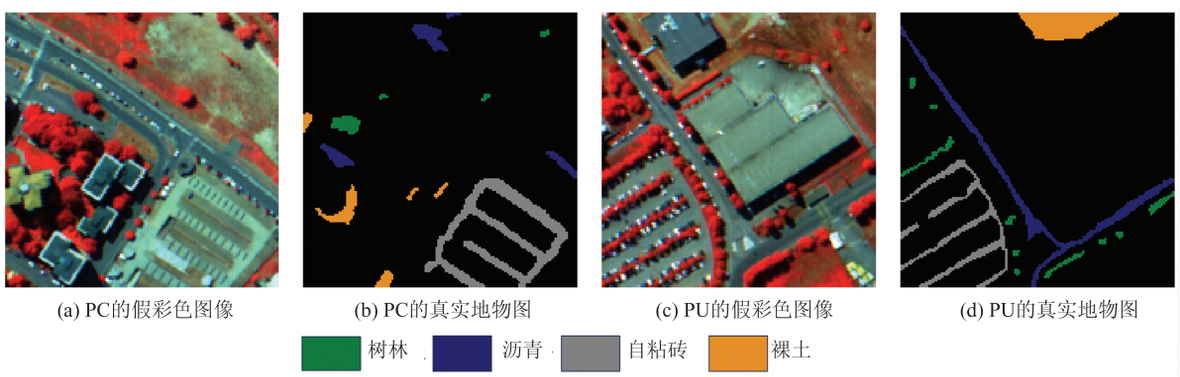
Table 1　Ground Truth of Main Classes on Worldview-2

标签	类别	2011部分		2012部分	
		样本数/个	占比/%	样本数/个	占比/%
1	红色建筑物	1 035	19.47	1 285	23.69
2	树林	1 816	34.15	1 476	27.20
3	灰色建筑物	1 290	24.26	1 213	22.36
4	白色建筑物	1 176	22.12	1 451	26.75
合计		5 317	100.00	5 425	100.00

和真实地面图。本文选择了两个区域共有的4个类别,包括树林、沥青、自粘砖和裸土。表2中列出了各类别的样本量以及在每个域中所占的比例。

2.2　实验结果

为了更好验证BML-MSF的有效性,本文在Worldview-2和Pavia两个数据集上设计了4个域适应任务,以尽可能去接近现实的场景,包括2011→2012、2012→2011、PC→PU和PU→PC,其中"→"



(a) PC的假彩色图像　(b) PC的真实地物图　(c) PU的假彩色图像　(d) PU的真实地物图

图 4　Pavia数据集

Fig. 4　Pavia Dataset

表 2　Pavia数据真实地物样本信息

Table 2　Ground Truth of Main Classes on Pavia

标签	类别	PC区域		PU区域	
		样本数/个	占比/%	样本数/个	占比/%
1	树林	153	7.53	276	11.39
2	沥青	355	17.47	815	33.64
3	自粘砖	1213	59.69	704	29.05
4	裸土	311	15.31	628	25.92
合计		2 032	100.00	2 423	100.00

的前部代表源域,后部代表目标域。

本文选择分类任务中常见的定量指标,包括整体精度[21-22](overall accuracy,OA)、Kappa系数[23-24]、定性评价[25]和时间消耗[26]。同时,选择7个优异的域适应算法GFK[15]、JDA[8]、深度相关性对齐[27](deep correlation alignment,Deep CORAL)、流形嵌入分布对齐[28](manifold embedded distribution alignment,MEDA)、UTML[17]、GEDA[9]和SSWK-MEDA[10]作为对比算法。其中,JDA和UTML是较为经典的域适应算法,Deep CORAL是一个较为经典的深度域适应算法,GFK、MEDA和SSWK-MEDA是与BML-MSF直接相关的域适应算法,且GEDA和SSWK-MEDA是在遥感图像分类中较为新颖的域适应算法。

BML-MSF在不同任务上的OA和Kappa系数如表3、表4所示。由表3、表4可以看出,BML-

表 3　BML-MSF在不同任务上的OA/%

Table 3　OA of Seven Algorithms on Different Tasks/%

算法	Worldview-2数据集		Pavia数据集	
	2011→2012	2012→2011	PC→PU	PU→PC
GFK	62.38	50.12	39.00	13.63
JDA	91.10	80.91	44.28	48.72
Deep CORAL	97.64	97.07	42.37	66.12
MEDA	87.28	86.36	44.86	76.72
UTML	84.87	73.26	46.14	49.80
GEDA	95.52	96.85	69.09	82.04
SSWK-MEDA	94.69	96.18	77.61	40.73
BML-MSF	97.16	98.93	86.79	84.65

表 4　BML-MSF在不同任务上的Kappa系数

Table 4　Kappa of Seven Algorithms on Different Tasks

算法	Worldview-2数据集		Pavia数据集	
	2011→2012	2012→2011	PC→PU	PU→PC
GFK	0.500 6	0.361 2	0.162 5	−0.016 9
JDA	0.880 9	0.743 8	0.228 0	0.265 7
Deep CORAL	0.968 4	0.960 2	0.225 5	0.477 6
MEDA	0.829 2	0.815 3	0.240 7	0.612 0
UTML	0.796 7	0.640 5	0.259 0	0.286 4
GEDA	0.938 9	0.957 8	0.572 3	0.702 3
SSWK-MEDA	0.928 9	0.948 2	0.627 4	0.182 2
BML-MSF	0.962 0	0.985 5	0.817 3	0.730 7

MSF与所有的对比方法相比,都展现出了最好的分类性能。同JDA、UTML和Deep CORAL算法相比,空间特征、流形特征能够显著地提升分类精度;与GFK和MEDA相比,测度约束和类不平衡的权重也可以很好地提升分类精度。GEDA和SSWK-MEDA同BML-MSF相比,说明遥感图像的MSF对于提升分类精度是十分有益的。BML-MSF和次优的结果相比,在OA上提升1.64%~9.18%,Kappa系数提升0.023 1~0.171 7。在2012→2011任务中,尽管GEDA的OA和Kappa系数已经分别高达96.85%和0.957 8,但BML-MSF仍然能将分类精度分别进一步提升到98.93%和0.985 5。在PC→PU任务中,BML-MSF与SSWK-MEDA相比进一步提升9.18%和0.189 9,OA和Kappa系数分别充分证明了BML-MSF的有效性。

图5展示了2012→2011任务中,使用2012年的知识辅助2011年的预测结果,可以看到BML-MSF分类精度最高,仅仅只有少量的白色区块被误分为其他类别,整体分类边界清晰,类别一致性较好。其他的地物在可视化结果中,并没有观测到分类错误。

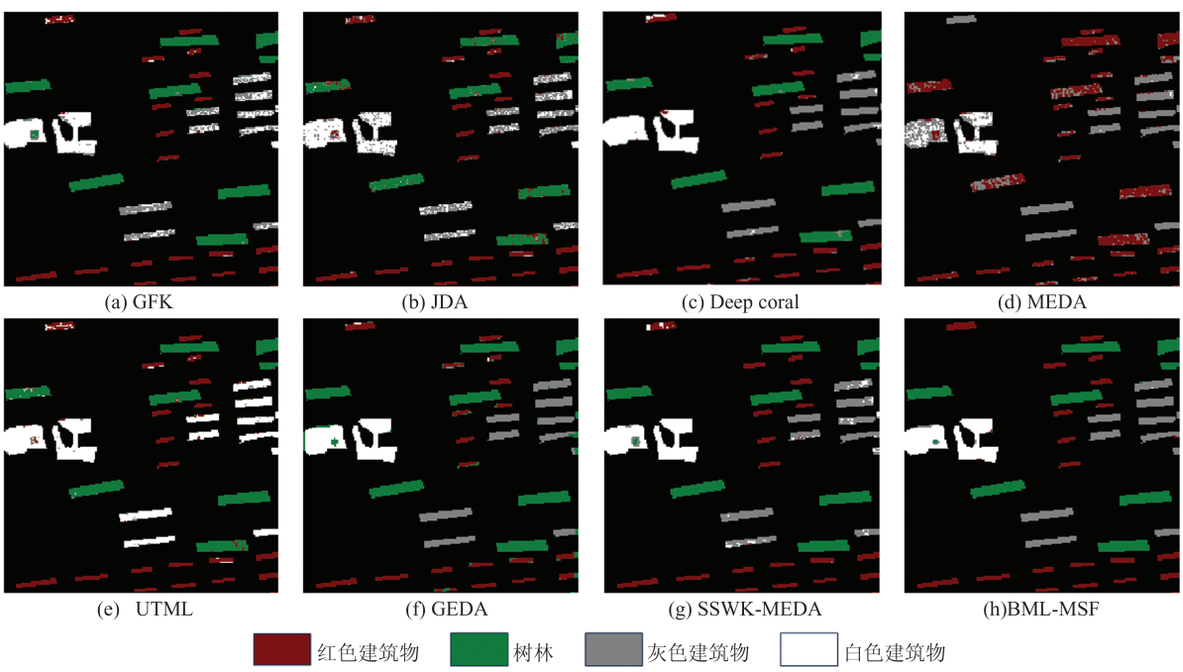


图5 Worldview-2数据集2011部分的预测标签

Fig. 5 Predicted Labels of the 2011 Part of the Worldview-2 Dataset

图6展示了PC→PU任务中,使用PC的知识辅助PU的预测结果,可以清晰地观测到BML-MSF分类结果最好,结果图中的颜色混乱度明显的优于其他的方法,特别在蓝色区块和橙色区块的正确率要明显地优于其他的算法。

2.3 参数分析

1) MSF的级数。MSF的级数L对分类精度有着重要的影响。图7展示了1~5级空间特征对OA的影响,可以看出,Worldview-2数据集的分类结果受MSF的级数影响较小,随着级数增加,的分类结果随着级数增加变化明显,呈现出先上升、后下降的趋势,峰值出现在$L=4$的位置。综合考虑各任务分类结果随级数的变化规律,本文统一将级数L设置为4。该设置既保证了所有任务均能获得良好的分类性能,又能有效减少需要调节的超参数数量。

2) 核函数。本文选择径向基函数作为核函数,为减少调节的参数,设置核函数的带宽为1。

3) 迭代次数。测度学习的构建依赖于伪标签,而伪标签会严重影响分类精度。因此,本文通过迭代测度学习来消除伪标签的影响。为了进行公平的比较,所有任务的迭代次数被统一设置为5。

4) 维度参数。当使用GFK将MSF映射到格拉斯曼空间时,需要通过PCA降维,创建源域和目标域的子空间,因此,维度参数d对BML-MSF的分类性能有着重要的影响。由于GFK的计算要求,d最多是原始维度的一半,因此,Worldview-2数据集的d被设置为1~4,步长为1;Pavia数据集的d被设置为5~50,步长为5。图8、图9分别展示了Worldview-2、Pavia数据集的d对OA的影响。由图8可以看出,2011→2012

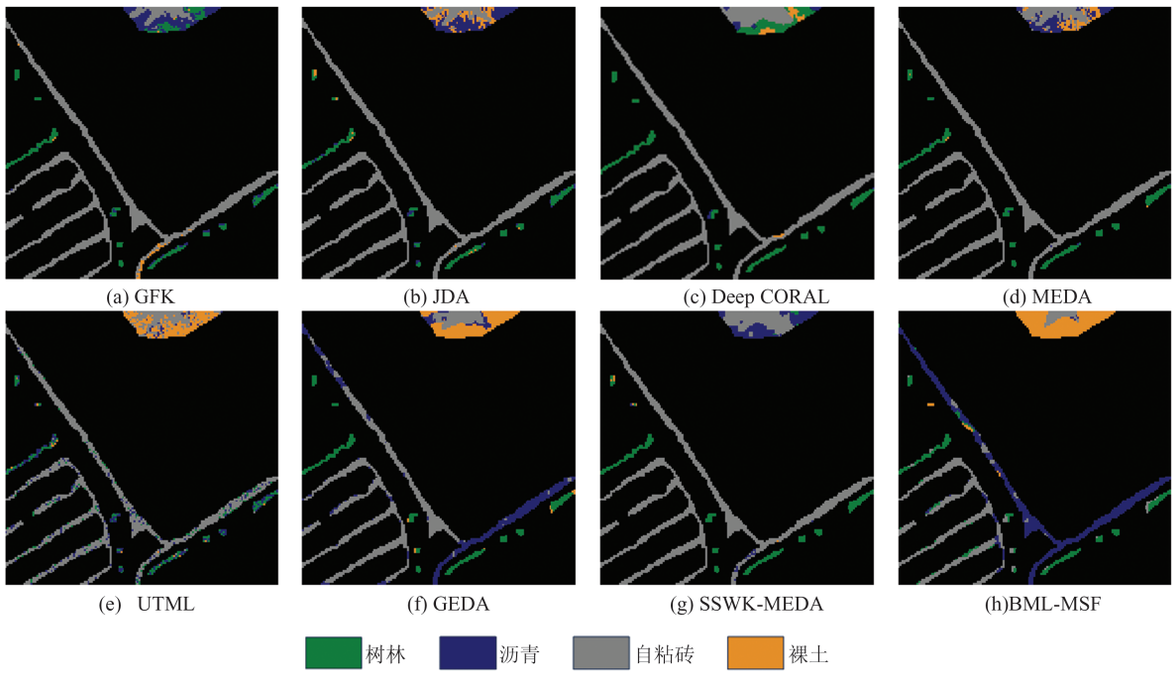


图 6　Pavia数据集PU部分的预测标签

Fig. 6　Predicted Labels of the PU Part of the Pavia Dataset

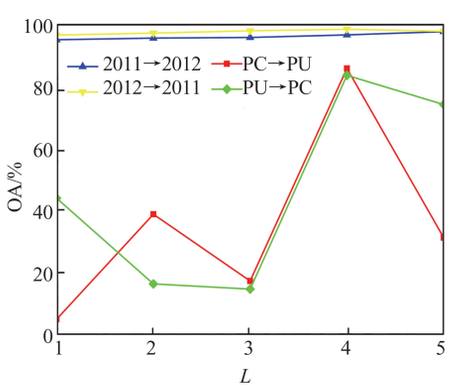


图 7　BML-MSF 在不同 L 取值的 OA

Fig. 7　OA of BML-MSF Under Different L Values

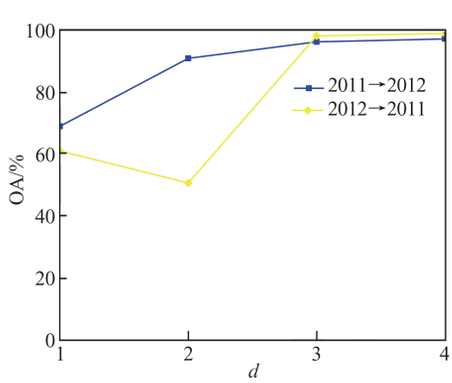


图 8　不同 d 值下 Worldview-2 的 OA

Fig. 8　OA of Worldview-2 Under Different d Values

任务中,分类结果随着维度参数的增加而增加,在2012→2011的任务中,在前期有一个下降,后期又呈现上升的状态,Worldview-2数据集的分类结果的整体趋势是随着维度参数的增加而增加,因此,Worldview-2数据集的维度参数 d 被统一设置为4。由图9可以看出,Pavia数据集的分类结果受维度参数的影响较大,波动的状态较为明显。在PC→PU和PU→PC的任务中,前期均呈现一个明显下降又急剧攀升,然后再逐步下降和急剧上升的过程。此外,PC→PU和PU→PC任务的最优值在不同的位置。因此,在PC→PU的任务中,d 被设置为40;在PU→PC的任务中,d 被设置为20。

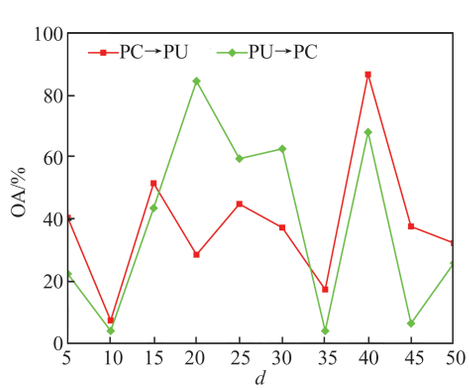
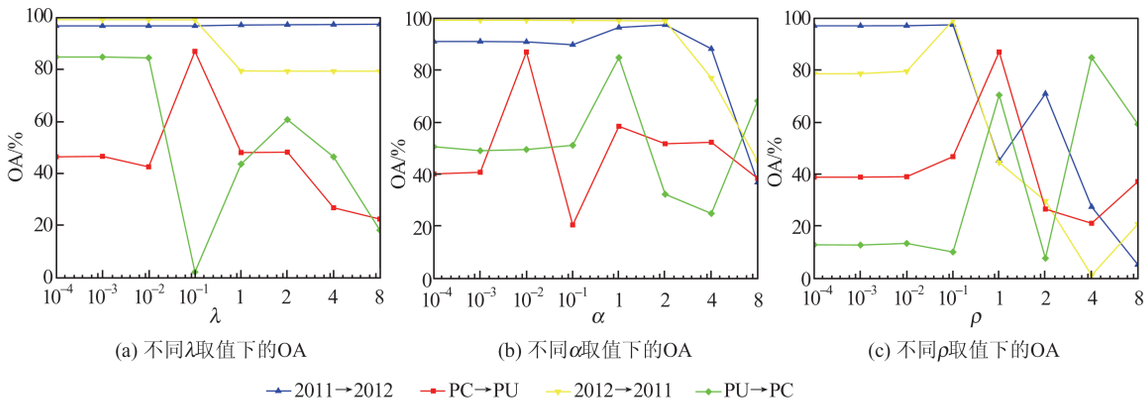


图 9　不同 d 值下 Pavia 的 OA

Fig. 9　OA of Pavia Under Different d Values

5) 正则化参数。BML-MSF的正则化参数 η、λ、ρ、α 在0.000 1、0.001、0.01、0.1、1、2、4、8的范围选择最优的参数;为了减少调整的参数,η 被统一设置为0.000 1。图10展示了正则化参数对OA



(a) 不同λ取值下的OA (b) 不同α取值下的OA (c) 不同ρ取值下的OA

图10 不同正则化数值下的BML-MSF的OA

Fig. 10 OA of BML-MSF with Different Regularization Values

的影响。

图10(a)中展现了两个数据集的4个任务受正则化参数λ的变化情况。在Worldview-2数据集中,2011→2012任务受λ的影响较小,基本不受λ变化的影响。2012→2011任务前期呈现平稳的状态,后有小幅下降,后期呈现平稳的状态。Pavia数据集受λ的影响很大,在PC→PU任务中,前期较为平稳,后期迅速攀升又急剧下降,在PU→PC任务中,前期也较为平缓,后急剧下降,后期又迅速上升。

图10(b)中展现了两个数据集的4个任务受正则化参数α的变化情况。在Worldview-2数据集中,两个任务均呈现出前期较为平缓、后期明显下降的趋势。在Pavia数据集中,在PC→PU任务中,前期较为平稳,后迅速攀升又急剧下降,后期又呈现上升的状态;在PU→PC任务中,前期上升较为快速,后期又迅速下降,然后有小幅的上升。

图10(c)中展现了两个数据集的4个任务受正则化参数ρ的变化情况。不论是Worldview-2数据集,还是Pavia数据集,都受ρ的变化影响较大。Worldview-2数据集的前期都较为平稳,后期逐步下降;在Pavia数据集的两个任务存在多个波峰和波谷,波动十分剧烈。

综上所述,λ、α、ρ受取值的影响较大。因此,不同的任务需要设置不同的参数,在2011→2012任务中,λ、α、ρ分别设置为8、2和0.1;在2012→2011任务中,λ、α、ρ分别设置为0.000 1、0.000 1和0.1;在PC→PU任务中,λ、α、ρ分别设置为0.1、0.01和1;在PU→PC任务中,λ、α、ρ分别设置为0.000 1、1和4。

2.4 消融实验

BML-MSF包括4个关键部分,即MSF、流形特征(manifold features,MF)、平衡类间距离的权重(B)和测度学习(metric learning,ML)。本文在相同的参数范围内,对BML-MSF的各部分性能进行实验。表5~8展示了在4个任务中每个部件在每个类别的分类精度;表9展示了在4个任务中每个部件的整体分类精度。表5~9中,$\boldsymbol{M}$代表最小化边缘分布;$+\boldsymbol{N}_a$代表最小化类内距离;$-\boldsymbol{N}_e$代表最大化类间距离。从表5~9中可以观察到,MSF可以快速地提高分类精度;MF能够提升泛化性能;测度约束的增加也能够有效地提升分类;类不平衡权重能够在一定程度上缓解类别不平衡的问题,在Worldview-2数据集中,类别不平衡较为严重的树林的分类精度能够得到有效的提升,在Pavia数据集中,类别不平衡的沥青的分类精度也能够得到有效的精度提升。从表5~9中还可以观察到,本文定义的类不平衡权重还不能彻底地解决类不平衡问题。

表5 2011→2012任务不同组成部分的OA/%

Table 5 OA for Different Components of the 2011→2012 Task/%

类别	BML		MSF+MF					
	光谱特征+MF	MSF	$\boldsymbol{M}$	$\boldsymbol{M}-\boldsymbol{N}_e$	$\boldsymbol{M}+\boldsymbol{N}_a$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-\boldsymbol{N}_e)$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-B\boldsymbol{N}_e)$	BML
红色建筑物	90.04	99.92	98.21	98.60	98.21	100.00	98.75	99.53
树林	99.80	100.00	81.30	82.59	81.30	98.58	100.00	100.00
灰色建筑物	85.08	87.88	65.95	66.45	65.95	76.26	87.22	87.22
白色建筑物	99.17	99.72	99.93	99.86	99.93	99.59	99.86	99.86

表 6　2012→2011 任务不同组成部分的 OA/%

Table 6　OA for Different Components of the 2012→2011 Task/%

类别	BML		MSF+MF					
	光谱特征+MF	MSF	$\boldsymbol{M}$	$\boldsymbol{M}-\boldsymbol{N}_e$	$\boldsymbol{M}+\boldsymbol{N}_a$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-\boldsymbol{N}_e)$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-B\boldsymbol{N}_e)$	BML
红色建筑物	96.62	99.81	96.81	99.90	99.61	99.90	99.71	99.90
树林	99.12	100.00	55.07	100.00	92.13	100.00	99.50	100.00
灰色建筑物	97.44	99.07	82.71	98.22	99.07	97.44	99.30	99.15
白色建筑物	88.10	96.85	93.54	93.28	95.66	95.49	95.49	96.17

表 7　PC→PU 任务不同组成部分的 OA/%

Table 7　OA for Different Components of the PC→PU Task/%

类别	BML		MSF+MF					
	光谱特征+MF	MSF	$\boldsymbol{M}$	$\boldsymbol{M}-\boldsymbol{N}_e$	$\boldsymbol{M}+\boldsymbol{N}_a$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-\boldsymbol{N}_e)$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-B\boldsymbol{N}_e)$	BML
树林	94.20	96.74	90.94	85.51	90.94	96.01	0.00	81.52
沥青	38.65	0.00	0.00	72.15	0.00	0.00	52.02	90.67
自粘砖	87.36	99.72	100.00	66.05	100.00	99.29	74.57	87.07
裸土	91.88	98.73	0.00	41.08	0.00	88.85	55.73	83.76

表 8　PU→PC 任务不同组成部分的 OA/%

Table 8　OA for Different Components of the PU→PC Task/%

类别	BML		MSF+MF					
	光谱特征+MF	MSF	$\boldsymbol{M}$	$\boldsymbol{M}-\boldsymbol{N}_e$	$\boldsymbol{M}+\boldsymbol{N}_a$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-\boldsymbol{N}_e)$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-B\boldsymbol{N}_e)$	BML
树林	0.00	0.00	100.00	3.07	100.00	100.00	100.00	7.84
沥青	90.99	89.01	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00	88.45
自粘砖	87.30	97.20	97.53	100.00	97.53	97.53	97.53	100.00
裸土	53.05	14.15	95.82	35.37	95.82	95.82	95.82	68.17

表 9　BML-MSF 在不同组件上的 OA/%

Table 9　OA of BML-MSF on Different Components/%

数据集	任务	BML		MSF+MF					
		光谱特征+MF	MSF	$\boldsymbol{M}$	$\boldsymbol{M}-\boldsymbol{N}_e$	$\boldsymbol{M}+\boldsymbol{N}_a$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-\boldsymbol{N}_e)$	$\boldsymbol{M}+(\boldsymbol{N}_a-B\boldsymbol{N}_e)$	BML
Worldview-2	2011→2012	94.03	97.20	86.86	87.39	86.86	94.19	96.81	97.16
	2012→2011	95.79	99.04	78.41	98.06	96.05	98.36	98.61	98.93
Pavia	PC→PU	72.93	65.58	39.41	63.85	39.41	62.81	53.61	86.79
	PU→PC	76.13	75.74	80.41	83.56	80.41	80.41	80.41	84.65
均值		84.72	84.39	71.27	83.22	75.68	83.84	82.36	91.88

2.5　时间消耗

本文比较了不同算法的时间消耗,结果如表10所示,可以看出,BML-MSF的时间成本显著低于JDA和UTML,但高于其他对比算法。实验过程表明,测度约束的增加会提高求导过程的复杂度,从而降低分类器的分类速度,导致BML-MSF的时间成本显著上升。然而,结合BML-MSF的分类性能来看,这一时间开销是可以接受的。

3　结　语

基于域适应的思想,本文提出了BML-MSF遥感图像域适应分类。BML-MSF通过迭代均值滤波器来获得MSF,以更好地保存空间特征;然后,将得到的MSF映射到流形空间中,实现对格拉斯曼几何结构的利用;其次,BML-MSF使用MMD构建测度学习,以约束边缘分布、类内距离、类间距离和类间散度;BML-MSF还创新性地使用了平衡类间距离来缓解类别不均衡问题;最后,本文在两个遥感数据集上的测试验证了BML-MSF优越的分类性能。

未来的工作首先将探索从空间和光谱两个角度来处理遥感数据;其次,探索通过增强测度

表10 不同方法的时间消耗/s

Table 10 Time Consumption of Different Methods/s

算法	Worldview-2数据集		Pavia数据集	
	2011→2012	2012→2011	PC→PU	PU→PC
GFK	0.21	0.26	0.44	21.29
JDA	292.39	291.57	51.07	49.13
Deep CORAL	285.80	311.10	165.40	173.00
MEDA	94.63	98.06	10.54	10.90
UTML	271.71	300.89	41.56	49.60
GEDA	51.04	29.43	13.73	10.21
SSWK-MEDA	97.02	98.45	12.01	11.43
BML-MSF	171.05	120.78	21.48	20.64

约束来减小源域和目标域的特征差异。

参 考 文 献

[1] 徐恩恩,郭颖,陈尔学,等. 基于无人机LiDAR和高空间分辨率卫星遥感数据的区域森林郁闭度估测模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2022,47(8):1298-1308.
XU En'en, GUO Ying, CHEN Erxue, et al. An Estimation Model for Regional Forest Canopy Closure Combined with UAV LiDAR and High Spatial Resolution Satellite Remote Sensing Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1298-1308.

[2] 高奎亮,刘冰,余旭初,等. 面向高光谱影像分类的网络结构自动搜索方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2024,49(2):225-235.
GAO Kuiliang, LIU Bing, YU Xuchu, et al. Automatic Network Structure Search Method for Hyperspectral Image Classification[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(2): 225-235.

[3] YU J, ZENG P, YU Y Y, et al. A Combined Convolutional Neural Network for Urban Land-Use Classification with GIS Data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1128.

[4] LU Y W, WONG W K, ZENG B Q, et al. Guided Discrimination and Correlation Subspace Learning for Domain Adaptation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 2017-2032.

[5] 梁敏,汪西莉. 结合超分辨率和域适应的遥感图像语义分割方法[J]. 计算机学报,2022,45(12):2619-2636.
LIANG Min, WANG Xili. Semantic Segmentation Model for Remote Sensing Images Combining Super Resolution and Domain Adaption [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2022, 45(12): 2619-2636.

[6] ZHOU Y S, CHEN P Y, LIU N, et al. Graph-Embedding Balanced Transfer Subspace Learning for Hyperspectral Cross-Scene Classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 2944-2955.

[7] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain Adaptation via Transfer Component Analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(2): 199-210.

[8] LONG M S, WANG J M, DING G G, et al. Transfer Feature Learning with Joint Distribution Adaptation [C]// IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, Australia, 2014.

[9] HUANG Y, PENG J T, NING Y J, et al. Graph Embedding and Distribution Alignment for Domain Adaptation in Hyperspectral Image Classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 7654-7666.

[10] DONG Y N, LIANG T Y, ZHANG Y X, et al. Spectral - Spatial Weighted Kernel Manifold Embedded Distribution Alignment for Remote Sensing Image Classification [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(6): 3185-3197.

[11] 吴田军,骆剑承,夏列钢,等. 迁移学习支持下的遥感影像对象级分类样本自动选择方法[J]. 测绘学报,2014,43(9):908-916.
WU Tianjun, LUO Jiancheng, XIA Liegang, et al. An Automatic Sample Collection Method for Object-Oriented Classification of Remotely Sensed Imageries Based on Transfer Learning[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(9): 908-916.

[12] 许夙晖,慕晓冬,张雄美,等. 结合对抗网络与辅助任务的遥感影像无监督域适应方法[J]. 测绘学报,2017,46(12):1969-1977.
XU Suhui, MU Xiaodong, ZHANG Xiongmei, et al. Unsupervised Remote Sensing Domain Adaptation Method with Adversarial Network and Auxiliary Task[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(12): 1969-1977.

[13] 罗芳,艾廷华,贾小斌. 空间自相关支撑下的地类分布模式一致性评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2022,47(7):1017-1024.
LUO Fang, AI Tinghua, JIA Xiaobin. Consistency Evaluation of Land Use Distribution Pattern Supported by Spatial Autocorrelation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(7): 1017-1024.

[14] TOBLER W R. A Computer Movie Simulating Ur-

ban Growth in the Detroit Region[J]. *Economic Geography*, 1970, 46(1): 234-240.

[15] GONG B Q, SHI Y, SHA F, et al. Geodesic Flow Kernel for Unsupervised Domain Adaptation[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, USA, 2012.

[16] DONG Y N, LIANG T Y, YANG C, et al. Joint Distance Transfer Metric Learning for Remote-Sensing Image Classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 6506205.

[17] HUANG J C, ZHOU Z H. Transfer Metric Learning for Unsupervised Domain Adaptation[J]. *IET Image Processing*, 2019, 13(5): 804-810.

[18] WANG J D, CHEN Y Q, HAO S J, et al. Balanced Distribution Adaptation for Transfer Learning[C]// IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), New Orleans, USA, 2017.

[19] BELKIN M, NIYOGI P, SINDHWANI V. Manifold Regularization: A Geometric Framework for Learning from Labeled and Unlabeled Examples[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2006, 7: 2399-2434.

[20] 孙一帆, 余旭初, 谭熊, 等. 面向小样本高光谱影像分类的轻量化关系网络[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1336-1348.
SUN Yifan, YU Xuchu, TAN Xiong, et al. Lightweight Relational Network for Small Sample Hyperspectral Image Classification[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1336-1348.

[21] 李晓旭, 刘忠源, 武继杰, 等. 小样本图像分类的注意力全关系网络[J]. 计算机学报, 2023, 46(2): 371-384.
LI Xiaoxu, LIU Zhongyuan, WU Jijie, et al. Total Relation Network with Attention for Few-Shot Image Classification[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2023, 46(2): 371-384.

[22] 毛丽君, 李明诗. GEE环境下联合Sentinel主被动遥感数据的国家公园土地覆盖分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(5): 756-764.
MAO Lijun, LI Mingshi. Integrating Sentinel Active and Passive Remote Sensing Data to Land Cover Classification in a National Park from GEE Platform[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(5): 756-764.

[23] 王严, 刘万军, 谭亚丽, 等. 卷积神经网络滑窗识别结合语义推理的城市功能区分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(6): 950-959.
WANG Yan, LIU Wanjun, TAN Yali, et al. Classification of Urban Functional Areas by Convolution Neural Network Recognition Combined with Sliding Window and Semantic Reasoning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(6): 950-959.

[24] 李毅夫, 孙斌, 高志海, 等. 5 m光学02星多光谱影像农田防护林信息提取[J]. 遥感学报, 2024, 28(3): 624-634.
LI Yifu, SUN Bin, GAO Zhihai, et al. Farmland Shelterbelt Information Extraction Based on Multispectral Image of the ZY1-02E Satellite[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(3): 624-634.

[25] 刘倩, 吴泽彬, 徐洋, 等. 基于多方向自适应感知网络的高光谱遥感图像分类[J]. 遥感学报, 2024, 28(1): 168-186.
LIU Qian, WU Zebin, XU Yang, et al. Hyperspectral Remote Sensing Image Classification Based on Multidirectional Adaptive Aware Network[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(1): 168-186.

[26] 汤圣君, 张韵婕, 李晓明, 等. 超体素随机森林与LSTM神经网络联合优化的室内点云高精度分类方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4): 525-533.
TANG Shengjun, ZHANG Yunjie, LI Xiaoming, et al. A High-Precision Indoor Point Cloud Classification Method Jointly Optimized by Super Voxel Random Forest and LSTM Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(4): 525-533.

[27] SUN B C, SAENKO K. Deep CORAL: Correlation Alignment for Deep Domain Adaptation[C]// Computer Vision - ECCV 2016 Workshops, Amsterdam, The Netherlands, 2016.

[28] WANG J D, FENG W J, CHEN Y Q, et al. Visual Domain Adaptation with Manifold Embedded Distribution Alignment[C]//The 26th ACM International Conference on Multimedia, Seoul Republic of Korea, 2018.