doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2026.05.011

邻域信息嵌入的半监督判别字典对学习的遥感场景图像分类方法

周国华[1,3],卢剑伟[1,2],倪彤光[2],胡学龙[3]

(1.常州工业职业技术学院信息工程学院,江苏 常州 213164)
(2.常州大学计算机与人工智能学院,江苏 常州 213164)
(3.扬州大学 信息工程学院,江苏 扬州 225127)

[**摘要**] 随着遥感成像技术的发展,雷达或卫星等地球观测仪器生成大量遥感场景图像. 但在训练样本标签不充足的情况下,遥感场景图像的分类的准确率仍有待提高. 本文提出了一种邻域信息嵌入的半监督判别字典对学习方法. 利用标记和未标记的样本进行综合字典和分析字典对的训练,通过最小化基于稀疏 $\ell_{2,1}$ 范数的重构误差项来得到稳健的字典对. 对结构化分析字典施加稀疏约束,以确保编码的稀疏性. 同时,基于稀疏编码的邻域结构信息建立局部边界项,使得同类近邻稀疏编码间的距离较小,而不同类近邻稀疏编码间的距离大,提高稀疏编码的判别性. 在 RSSCN7 和 UC Merced 数据集上的半监督遥感场景图像分类的实验表明,本文方法在分类准确率上具有一定优势.

[**关键词**] 半监督学习,图像分类,遥感场景,字典对学习,稀疏编码
[**中图分类号**]TP391.4　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2026)05-0101-09

Semi-supervised Discrimination Dictionary Pair Learning Based on Neighborhood Information Embedding for Remote Sensing Scene Image Classification

Zhou Guohua[1,3], Lu Jianwei[1,2], Ni Tongguang[2], Hu Xuelong[3]

(1.Department of Information Engineering, Changzhou Vocational Institute of Industry Technology, Changzhou 213164, China)
(2.School of Computer Science and Artificial Intelligence, Changzhou University, Changzhou 213164, China)
(3.College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

Abstract: With the development of remote sensing imaging technology, a large number of remote sensing scene images are generated by earth observation instruments such as radar or satellite. However, the classification of remote sensing scene images is still an open problem when the labels of training samples are insufficient. To solve this problem, a semi-supervised discrimination dictionary pair learning based on neighborhood information embedding is proposed for remote sensing scene image classification. The labeled and unlabeled samples are used to train the comprehensive dictionary and the analytical dictionary pair, and the robust dictionary pair is obtained by minimizing the reconstruction error term based on the sparse $\ell_{2,1}$ norm. A sparse constraint is imposed on the structured analysis dictionary to ensure the sparsity of the encoding. At the same time, the local boundary term is established based on the neighborhood structure information of sparse coding, so that the distance between similar neighbor sparse codes is small, and the distance between different neighbor sparse codes is large, which improves the discrimination of sparse coding. Experiments on semi-supervised remote sensing scene image classification in RSSCN7 and UC Merced datasets show that the method proposed in this paper has certain advantages in classification accuracy.

Key words: semi-supervised learning, image classification, remote sensing scene, dictionary pair learning, sparse coding

收稿日期:2022-10-26.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61806026)、江苏省教育厅未来网络科研基金资助项目(FNSRFP-2021-YB-36)、常州市科技支撑社会发展资助项目(CE20215032).
通讯作者:周国华,硕士,副教授,研究方向:智能学习,模式识别研究. tiddyddd@sina.com.cn

随着遥感成像技术的发展,高分辨率遥感图像的数量和质量不断提高. 近年来,自动准确地识别这些图像受到了相当多的关注. 作为一个热门话题,遥感图像场景分类是根据图像内容将场景图像的土地覆盖类型进行分类[1-2]. 遥感图像分类具有重要的应用要求,广泛应用于自然灾害检测、土地资源利用和覆盖管理、地理空间对象检测、地理图像检索、植被制图、环境监测和城市规划等. 从公开的一些遥感图像数据集,包括 UC Merced[3]、WHU-RS19[4]、RSSCN7[5]等可以看出,同一类别中的遥感图像场景通常具有不同的大小、颜色和角度,这些原因会导致类内差异大而类间差异小. 近年来,基于字典学习(dictionary learning,DL)的方法在遥感图像研究领域引起了广泛关注[6-7]. 基于图像分类的字典学习算法可以通过字典将样本投影到字典空间,再用传统的分类器去分类;也可以通过其学习中获得的稀疏编码直接对样本进行分类. Liu 等[8]提出了类引导的耦合词典学习方法用于遥感图像的分类. 该方法利用训练样本的标签来构造稀疏表示系数误差和分类误差项,从而使耦合字典既具有代表性又具有区分性. 为了降低冗余信息的计算复杂度,Huang 等[9]提出了基于对比度加权字典学习方法. 该方法正样本和负样本中学习显着和非显着原子以构建判别字典;然后,通过结合稀疏表示和重建误差的系数来测量显着性. Wang 等[10]提出了一种基于非负字典学习的遥感图像融合算法. 首先,利用非负字典学习技术从遥感图像中学习高分辨率字典和低分辨率字典. 然后用低分辨率字典稀疏表示多光谱图像. 最后,利用稀疏编码矩阵和高分辨率字典重建高分辨率多光谱图像.

但是,在许多实际应用中,收集足够数量的标记样本既耗时又昂贵;同时,更容易获得许多未标记的样本. 半监督分类方法在机器学习领域得到了广泛的应用,该方法旨在通过考虑有限的标记样本和未标记样本来提取可靠的分类效果[11]. 例如,Xia 等[12]将概率主成分分析和半监督概率主分量分析应用于高光谱遥感图像分类中的特征提取. 该方法扩展了传统的概率主成分分析,将标签信息合并到投影中. 其不仅考虑了输入和输出之间的互协方差,还考虑了两者的内协方差. Zheng 等[13]使用辅助标记字段来捕获更多的样本详细信息,并将其应用于高空间分辨率遥感图像的语义分割. Wang 等[14]提出一种新的多时相合成孔径雷达图像无监督变化检测方法. 该方法应用半监督拉普拉斯支持向量机对变化区域和不变区域进行分类. 根据显著性相似性检测生成初始化支持向量机所需的伪训练集,半监督分类器可用标记样本的先验信息,并结合未标记样本以增强其区分能力. 基于未标记的样本具有与类标签相关的聚类结构的假设,Wang 等[15]在半监督学习中引入聚类的思想,用来提高标签预测的确定性. Shao 等[16]提出了一种动态标签字典学习算法来为未标记的数据生成软标签矩阵,并采用超图流形正则化来保持原始数据、转换数据和软标签之间的关系一致.

在众多半监督学习方法中,基于图嵌入方法在许多领域得到了较好应用. 其主要优点是它们能够识别任意分布的类. 基于图嵌入方法将标记和未标记的样本视为图的顶点,并通过边传播标签信息. 通过图嵌入方法可以满足分类边界附近样本之间的平滑性要求和不同标记样本之间的区分性要求. 受此启发,本文提出了一种邻域信息嵌入的半监督判别字典对学习方法(semi-supervised discrimination dictionary pair learning based on neighborhood information embedding,SDDPL-NIE),主要解决训练数据不足和标注成本高的半监督遥感图像分类的任务. SDDPL-NIE 方法在字典对学习模型的基础上,利用标记和未标记的样本联合训练综合字典和分析字典对. 通过最小化基于稀疏 $\ell_{2,1}$ 范数的重构误差项,并使用 $\ell_{2,1}$ 范数对结构化分析字典进行约束,以得到稳健的字典对. 同时,基于稀疏编码的邻域结构信息建立局部边界项,以保证近邻稀疏编码间类内紧凑和类间分离. 在 RSSCN7 和 UC Merced 数据集上的实验结果表明,提出的方法获得的字典对具有良好的判别性,能有效运用于半监督遥感图像分类问题.

1 字典对学习

对于训练样本集 $\boldsymbol{Z}$,字典对学习(dictionary pair learning,DPL)模型联合学习合成字典和分析字典对. 结构化分析字典 $\boldsymbol{P}=[\boldsymbol{P}_1;\boldsymbol{P}_2;\cdots,\boldsymbol{P}_C]\in\mathbf{R}^{K\times d}$,将 $\boldsymbol{Z}$ 通过 $\boldsymbol{A}=\boldsymbol{PZ}$ 投影到其对应的稀疏编码 $\boldsymbol{A}$,并通过结构化合成字典 $\boldsymbol{D}=[\boldsymbol{D}_1;\boldsymbol{D}_2;\cdots,\boldsymbol{D}_C]\in\mathbf{R}^{d\times K}$ 合成输入样本,即 $\boldsymbol{Z}\approx\boldsymbol{DA}$. C 是类的数量,$\{\boldsymbol{P}_k\in\mathbf{R}^{K_k\times d},\boldsymbol{D}_k\in\mathbf{R}^{d\times K_k}\}$ 形成第 k 类相关联的子字典对. DPL 模型的目标函数为,

$$\begin{aligned}&\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}}\sum_{k=1}^{c}\left(\|\boldsymbol{Z}_k-\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k\|_F^2+\lambda\|\boldsymbol{P}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k\|_F^2\right),\\&\text{s.t. }\|\boldsymbol{d}_i\|_2^2\leqslant 1,i=1,\cdots,K\end{aligned}\tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{Z}_k$ 表示第 k 类的训练样本,$\bar{\boldsymbol{Z}}_k$ 是 $\boldsymbol{Z}_k$ 在训练集 $\boldsymbol{Z}$ 中的互补数据. $\lambda \geqslant 0$ 是权重参数. 最小化 $\sum_{k=1}^{c} \| \boldsymbol{P}_k \bar{\boldsymbol{Z}}_k \|_F^2$ 使得 $\boldsymbol{P}_k \boldsymbol{Z}_q \approx 0, \forall k \neq q$,得到的稀疏编码 $\boldsymbol{PZ}$ 呈现对角块形式. 约束项 $\| \boldsymbol{d}_i \|_2^2 \leqslant 1$ 可以避免 $\boldsymbol{P}_k = 0$,保证得到稳定的字典对.

对于任意测试样本 $\boldsymbol{z}_{\text{new}}$,DPL 模型通过以下问题求解其类别标签 $y(\boldsymbol{z}_{\text{new}})$,

$$y(\boldsymbol{z}_{\text{new}}) = \arg\min_k \| \boldsymbol{z}_{\text{new}} - \boldsymbol{D}_k \boldsymbol{P}_k \boldsymbol{z}_{\text{new}} \|_2. \tag{2}$$

从式(2)看出,DPL 模型通过最小化 $\boldsymbol{z}_{\text{new}}$ 和每个类别的合成字典 $\boldsymbol{D}_k$ 和分析字典 $\boldsymbol{P}_k$ 与 $\boldsymbol{z}_{\text{new}}$ 组成的重构测试数据 $\boldsymbol{D}_k \boldsymbol{P}_k \boldsymbol{z}_{\text{new}}$ 之间的误差值来判断测试样本的类别. DPL 模型的分类问题不涉及稀疏编码的求解,从而能够提高分类任务的执行效率. 但是,DPL 模型只利用了标记的训练数据,在标记信息不充分的情况下,该模型的分类效果不能保证最优.

2 邻域信息嵌入的半监督判别字典对学习方法

2.1 目标函数

令 $\boldsymbol{Z} = [\boldsymbol{z}_1, \boldsymbol{z}_2, \cdots, \boldsymbol{z}_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$ 表示训练样本集,其中每一列是一个数据样本,共有 n 个样本,d 表示数据样本的维度. 不失一般性,假设 $\boldsymbol{Z}_l = [\boldsymbol{z}_1, \boldsymbol{z}_2, \cdots, \boldsymbol{z}_l] \in \mathbf{R}^{d \times n_l}$ 和 $\boldsymbol{Z}_u = [\boldsymbol{z}_{l+1}, \boldsymbol{z}_{l+2}, \cdots, \boldsymbol{z}_n] \in \mathbf{R}^{d \times (n-n_l)}$ 分别为标记样本集和未标记样本集($\boldsymbol{Z} = [\boldsymbol{Z}_l, \boldsymbol{Z}_u]$). 然而,式(1)中的目标函数只利用了标记的训练数据,而忽略了隐含在未标记样本中的判别信息. 但作为一种监督字典学习方法,其性能往往受到可用标记训练数据量的限制. 为了使 DPL 模型适应少标记训练数据的半监督学习,提出了以下改进,

$$\begin{aligned} &\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}} \alpha \| [\boldsymbol{Z}_l, \boldsymbol{Z}_u]^{\mathrm{T}} - [\boldsymbol{Z}_l, \boldsymbol{Z}_u]^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{D}^{\mathrm{T}} \|_F^2 + \sum_{k=1}^{c} \left(\| \boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}} \|_{2,1}^2 + \| \boldsymbol{P}_k \bar{\boldsymbol{Z}}_k \|_F^2 + \| \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}} \|_{2,1} \right), \\ &\text{s.t. } \| \boldsymbol{d}_i \|_2^2 \leqslant 1, i = 1, \cdots, K \end{aligned} \tag{3}$$

其中,α 是权重系数. $\boldsymbol{Z}_l = \sum_{k=1}^{c} \boldsymbol{Z}_k$,与类别有关的子字典对学习在标记样本 $\boldsymbol{Z}_l$ 上进行.

SDDPL-NIE 模型中结构化分析子词典 $\boldsymbol{P}_k$ 能够将非 k 类的稀疏编码投影到几乎为零的空间,还通过最小化基于稀疏 $\ell_{2,1}$ 范数的重构误差项来得到稳健的字典对. 使用鲁棒且易于优化的稀疏 $\ell_{2,1}$ 范数对结构化分析字典进行约束,可以强制 $\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}$ 矩阵是行稀疏的. 与常规的 ℓ_0 范数和 ℓ_1 范数相比,$\| \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}} \|_{2,1}$ 项可以提升模型的训练效率. 根据 $\ell_{2,1}$ 范数的定义[17],$\| \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}} \|_{2,1} = \mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k \boldsymbol{\Lambda}_k \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})$,其中 $\boldsymbol{\Lambda}_k$ 是对角矩阵,其对角元素是,

$$\boldsymbol{\Lambda}_{k,ii} = 1 / (\| p_k^i \|_2), \tag{4}$$

其中,p_k^i 是 $\boldsymbol{P}_k$ 的第 i 行.

因此,式(3)可以重写为,

$$\begin{aligned} &\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}} \alpha \| [\boldsymbol{Z}_l, \boldsymbol{Z}_u]^{\mathrm{T}} - [\boldsymbol{Z}_l, \boldsymbol{Z}_u]^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{D}^{\mathrm{T}} \|_F^2 + \sum_{k=1}^{c} \left(\| \boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}} \|_{2,1}^2 + \| \boldsymbol{P}_k \bar{\boldsymbol{Z}}_k \|_F^2 + \mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k \boldsymbol{\Lambda}_k \boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}) \right), \\ &\text{s.t. } \| \boldsymbol{d}_i \|_2^2 \leqslant 1, i = 1, \cdots, K \end{aligned} \tag{5}$$

使用标记数据交替学习分析字典和合成字典,最终得到具有判别能力的字典对.

为了得到判别稀疏编码,根据类间边距的思想[18],本文基于稀疏编码的邻域结构信息建立局部边界项. 对于每个稀疏编码 $\boldsymbol{Pz}_i$,考虑 $\boldsymbol{Pz}_i$ 与不同类别样本的稀疏编码之间的距离,建立类间图 G_b,从图中的每个样本 $\boldsymbol{Pz}_i$ 到与 $\boldsymbol{Pz}_i$ 采用不同标签的样本建立有向边;同时考虑 $\boldsymbol{Pz}_i$ 与同类别样本的稀疏编码之间的距离,建立类内图 G_w,图中的每个样本 $\boldsymbol{Pz}_i$ 到与 $\boldsymbol{Pz}_i$ 共享相同标签的样本建立无向边. 根据类间图 G_b 和类内图 G_w,定义两个权重矩阵 $\boldsymbol{S}^w \in \mathbf{R}^{n_l \times n_l}$ 和 $\boldsymbol{S}^b \in \mathbf{R}^{n_l \times n_l}$ 分别属于 G_w 和 G_b,

$$S_{ij}^w = \begin{cases} 1/n_k, & \text{if } i \in C_k \text{ and } j \in C_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

$$S_{ij}^b = \begin{cases} 1/(n_l - n_k), & \text{if } i \in C_k \text{ and } j \notin C_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7}$$

其中,n_k 表示 n_l 中第 k 类样本的个数,$n_l = \sum_{k=1}^{K} n_k$. 值得注意的是,$\boldsymbol{S}^w$ 和 $\boldsymbol{S}^b$ 中的每一行之和为 1,并且矩阵

$\boldsymbol{S}^w$ 是对称的.

经分析字典的投影,稀疏编码 $\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,i}$ 的边界可以表示为,

$$\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{Z}}\sum_{j\notin C_k}S_{ij}^b\|\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,i}-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,j}\|_2^2-\sum_{t\in C_k}S_{ij}^w\|\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,i}-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,t}\|_2^2=$$
$$\sum_{j\notin C_k}\frac{1}{n_l-n_k}\|\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,i}-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,j}\|_2^2-\sum_{t\in C_k}\frac{1}{n_k}\|\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,i}-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_{k,t}\|_2^2. \tag{8}$$

定义 $\boldsymbol{G}^b$ 是对角矩阵,其对角线元素是 $\boldsymbol{S}^b$ 的列的和,即 $G_{jj}^b=\sum_{i=1}^{N_l}S_{ij}^b$.

所有标记样本 $\boldsymbol{Z}_k$ 的稀疏编码平均边界表示为,

$$\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{Z}}\frac{1}{n_k}\sum_{i=1}^{n_k}\sum_{j=1}^{n_k}[S_{ij}^b\|\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_i-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_j\|_2^2-S_{ij}^w\|\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_i-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{z}_j\|_2^2]=\frac{1}{n_k}\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k(\boldsymbol{I}+\boldsymbol{G}^b-2\boldsymbol{S}^b)(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_l)^{\mathrm{T}})-$$
$$\frac{1}{n_k}\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k(2\boldsymbol{I}-2\boldsymbol{S}^w)(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}})=\frac{1}{n_k}\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k(\boldsymbol{G}^b-2\boldsymbol{S}^b+2\boldsymbol{S}^w-\boldsymbol{I})(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}})=\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{V}_k(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}}) \tag{9}$$

其中,$\boldsymbol{V}=\frac{1}{n_k}(\boldsymbol{G}^b-2\boldsymbol{S}^b+2\boldsymbol{S}^w-\boldsymbol{I})$.

通过考虑稀疏编码间的局部邻域信息,使得同类近邻稀疏编码间的距离小,不同类近邻稀疏编码间的距离大,以保证近邻稀疏编码间类内紧凑和类间分离,达到有效提高稀疏编码判别性的目的.

结合式(5)和式(8),可得 SDDPL-NIE 模型的目标函数,

$$\begin{aligned}&\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}}\alpha\|[\boldsymbol{Z}_l,\boldsymbol{Z}_u]^{\mathrm{T}}-[\boldsymbol{Z}_l,\boldsymbol{Z}_u]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}(\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2+\|\boldsymbol{P}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k\|_F^2+\\&\quad\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{\Lambda}_k\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})+\beta\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{V}_k(\boldsymbol{P}\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}})),\\&\text{s.t. }\|\boldsymbol{d}_i\|_2^2\leqslant 1\leqslant 1,i=1,\cdots,K\end{aligned} \tag{10}$$

其中,β 是权重系数.

2.2 优化求解

SDDPL-NIE 方法的参数涉及字典对 $\boldsymbol{D}$ 和 $\boldsymbol{P}$,本文使用迭代优化求解的方法,当一个变量求解时另一个变量保持不变. 为了简化求解的过程,引入变量 $\boldsymbol{A}$,使得 $\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\approx\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}$,式(10)改写为,

$$\begin{aligned}&\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}}\alpha\|\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\alpha\|\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}(\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2+\|\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2+\\&\quad\|\boldsymbol{P}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k\|_F^2+\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{\Lambda}_k\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})+\beta\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{V}_k(\boldsymbol{P}\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}})),\\&\text{s.t. }\|\boldsymbol{d}_i\|_2^2\leqslant 1,i=1,\cdots,K\end{aligned} \tag{11}$$

(1)固定 $\boldsymbol{D}$ 和 $\boldsymbol{A}$ 求解 $\boldsymbol{P}$,可得,

$$\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}}\alpha\|\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}(\|\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2+\|\boldsymbol{P}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k\|_F^2+\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{\Lambda}_k\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})+\beta\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{V}_k(\boldsymbol{P}\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}})), \tag{12}$$

根据 $\ell_{2,1}$ 范数的定义,$\|\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2=\mathrm{Tr}(\boldsymbol{A}_k-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)\boldsymbol{U}_k(\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})$. $\boldsymbol{U}_k$ 是对角矩阵,其对角元素是 $\boldsymbol{U}_{k,ii}=1/(\|(\boldsymbol{A}_k-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)_i\|_2)$,其中,$(\boldsymbol{A}_k-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)_i$ 是矩阵 $(\boldsymbol{A}_k-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)$ 的第 i 行向量.

因此,式(12)可以改写为,

$$\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}}\alpha\|\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}(\mathrm{Tr}(\boldsymbol{A}_k-\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k)\boldsymbol{U}_k(\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})+\|\boldsymbol{P}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k\|_F^2+\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{\Lambda}_k\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}})+\beta\mathrm{Tr}(\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{V}_k(\boldsymbol{P}\boldsymbol{Z}_k)^{\mathrm{T}})), \tag{13}$$

对 $\boldsymbol{P}_k$ 一阶求导,可得,

$$\boldsymbol{P}_k=2(\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{U}_k\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}+\alpha\tilde{\boldsymbol{A}}_k\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}})(\boldsymbol{\Theta}+\gamma)^{-1}, \tag{14}$$
$$\boldsymbol{\Theta}=2(\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{U}_k\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}+\alpha\boldsymbol{Z}\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}+\bar{\boldsymbol{Z}}_k\bar{\boldsymbol{Z}}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{\Lambda}_k), \tag{15}$$
$$\gamma=\beta\boldsymbol{Z}_k(\boldsymbol{V}_k+\boldsymbol{V}_k^{\mathrm{T}})\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}, \tag{16}$$

其中,$\tilde{\boldsymbol{A}}_k$ 是矩阵 $\boldsymbol{A}$ 中关于 $\boldsymbol{P}_k$ 的子矩阵.

(2)固定 $\boldsymbol{P}$ 和 $\boldsymbol{A}$ 求解 $\boldsymbol{D}$,可得,

$$\min_{D}\alpha\|\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2,\quad \text{s.t. } \|\boldsymbol{d}_i\|_2^2\leqslant 1,i=1,\cdots,K \tag{17}$$

关于子字典 $\boldsymbol{D}_k$ 的目标函数表示为,

$$\min_{\boldsymbol{D}_k}\alpha\|\hat{\boldsymbol{Z}}^{\mathrm{T}}-\widetilde{\boldsymbol{A}}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_F^2+\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2,\quad \text{s.t. } \|\boldsymbol{d}_i\|_2^2\leqslant 1,i=1,\cdots,K \tag{18}$$

其中,$\hat{\boldsymbol{Z}}=Z-\sum_{j=1,j\neq k}^{C}\boldsymbol{D}_j\boldsymbol{A}^j$,$\boldsymbol{A}^j$ 是 Z 在子字典 $\boldsymbol{D}_j$ 上的稀疏编码. 根据 $\ell_{2,1}$ 范数的定义,$\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2=\mathrm{Tr}((\boldsymbol{Z}_k-\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{A}_k)\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k(\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}))$,$\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k$ 是对角矩阵,其对角元素是 $\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_{k,ii}=1/(\|(\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}})_i\|_2)$,其中 $(\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}})_i$ 是矩阵 $(\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}})$ 的第 i 行.

$$\min_{\boldsymbol{D}_k}\alpha\|\hat{\boldsymbol{Z}}^{\mathrm{T}}-\widetilde{\boldsymbol{A}}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_F^2+\mathrm{Tr}((\boldsymbol{Z}_k-\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{A}_k)\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k(\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}})),\quad \text{s.t. } \|\boldsymbol{d}_i\|_2^2\leqslant 1,i=1,\cdots,K \tag{19}$$

对 $\boldsymbol{D}_k$ 一阶求导,可得 $\boldsymbol{D}_k$ 的表示式,

$$\boldsymbol{D}_k=(\boldsymbol{Z}_k\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}+\alpha\hat{\boldsymbol{Z}}\widetilde{\boldsymbol{A}}_k^{\mathrm{T}})^{-1}(\boldsymbol{A}_k\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}+\alpha\widetilde{\boldsymbol{A}}_k\widetilde{\boldsymbol{A}}_k^{\mathrm{T}}+\tau\boldsymbol{I}), \tag{20}$$

其中,τ 是非常小的正数

(3)固定 $\boldsymbol{P}$ 和 $\boldsymbol{D}$ 求解 $\boldsymbol{A}$,可得,

$$\min_{\boldsymbol{P},\boldsymbol{D}}\alpha\|\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\alpha\|\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}(\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2+\|\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2). \tag{21}$$

令 $\boldsymbol{Z}_U$ 对应的稀疏编码为 $\boldsymbol{A}_U$,对 $\boldsymbol{A}_U$ 进行求解,可得,

$$\min_{\boldsymbol{A}_U}\|\boldsymbol{Z}_U^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_U^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\|\boldsymbol{A}_U^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_U^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\|_F^2, \tag{22}$$

对 A_U 一阶求导,可得,

$$A_U=(\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}+\boldsymbol{I})^{-1}(\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_U+\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_U^{\mathrm{T}}), \tag{23}$$

对 $\boldsymbol{A}_k$ 进行求解,可得,

$$\min_{A}\alpha\|\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\alpha\|\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\|_F^2+\sum_{k=1}^{c}(\|\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2+\|\boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\|_{2,1}^2), \tag{24}$$

对 $\boldsymbol{A}_k$ 一阶求导,可得,

$$\boldsymbol{A}_k=(\alpha\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}D+\alpha\boldsymbol{I}+\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{U}_k+\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k)^{-1}(\alpha\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_k+\alpha\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{P}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_k\widetilde{\boldsymbol{\Lambda}}_k+\boldsymbol{D}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{U}_k). \tag{25}$$

在得到参数 $\boldsymbol{D}$、$\boldsymbol{P}$ 和 $\boldsymbol{A}$ 的最优解后,对于测试样本 $\boldsymbol{z}_{\mathrm{new}}$,可依照 DPL 模型使用式(2)进行分类. 下面给出 SDDPL-NIE 方法的训练过程.

SDDPL-NIE 的训练过程

输入:训练样本 $[\boldsymbol{Z}_l,\boldsymbol{Z}_u]$,参数 α 和 β,最大迭代次数;

初始化:随机生成初始化字典对 $\boldsymbol{D}$ 和 $\boldsymbol{P}$,根据初始化字典对求解稀疏编码 $\boldsymbol{A}$;构建类间图 G_b 和类内图 G_w,构建权重矩阵 $\boldsymbol{S}^w$ 和 $\boldsymbol{S}^b$;

执行循环

1)根据式(14)-(16)更新字典 $\boldsymbol{P}$;

2)根据式(20)更新字典 $\boldsymbol{D}$;

3)根据式(23)和(25)更新稀疏编码 $\boldsymbol{A}$;

4)根据式(6)-(7)计算权重矩阵 $\boldsymbol{S}^w$ 和 $\boldsymbol{S}^b$

直到目标函数收敛或达到最大迭代次数,循环结束

3 实验

3.1 实验设置

RSSCN7 数据集[5]包含 2 800 幅遥感场景图像,这些图像来自 7 个场景类别,即草地、森林、农田、停车

场、居住区、工业区、河流和湖泊. 每个场景类型中有 400 个图像,每个图像的大小为 400×400 像素. UC Merced 数据集[3]包括 21 个场景类别,每个类别包含 100 个 256×256 像素的图像. 图 1 显示了 RSSCN7 和 UC Merced 数据集示例图. 实验采用 VGG-VD-16 和 CaffeNet 深度卷积神经网络模型提取遥感图像特征. VGG-VD-16 网络由 16 层神经网络构成. CaffeNet 则由 13 层神经网络组成. 两种深度方法提取到的特征都是 2048 维.



(a) RSSCN7



(b) Ucmerced Land

图 1　遥感图像数据集示例

Fig. 1　Examples of remote sensing

为了进行性能比较,实验对比了以下半监督分类方法:LapSVM[19]、SS-TCA[20]、KFME[21]、SFFE[22]、JEFW[23]和 DCNMF[24]. LapSVM 是拉普拉斯支持向量机分类器,使用流形正则化技术从标记和未标记示例中学习样本的几何结构. SS-TCA 是一种基于伪标签的半监督学习方法,并通过伪标签动态地改进分类器训练. FSEL 是一种基于图的半监督嵌入方法. KFME 则是一种核化的基于图的半监督嵌入算法. JEFW 是一种基于图的联合嵌入和特征加权方法,用于在流形上获得样本的非线性数据表示. SFFE 是一种基于自适应损失回归的半监督嵌入方法. DCNMF 是一种子空间学习模型,采用矩阵分解方法构建了集成半监督学习和线性判别分析的学习框架. 实验中所有核方法使用高斯核,核参数的选择范围是$\{10^{-3},10^{-2},\cdots,10^{3}\}$. LapSVM 方法的正则化参数的选择范围是$\{10^{-3},10^{-2},\cdots,10^{3}\}$. SS-TCA 方法的$\mu\in\{10^{-3},10^{-2},\cdots,10^{3}\}$. FSEL 方法使用最近邻分类器进行分类,嵌入空间的维数由训练样本的数目决定. SFFE 方法的$\gamma\in\{10^{-2},0.1,0.5,1,1\ 000\}$,$\lambda\in\{1,10,50,100,1\ 000\}$,$\sigma\in\{10^{-2},0.1,1,5,10\}$. DCNMF 方法的正则化参数的选择范围是$\{10^{-3},10^{-2},\cdots,10^{3}\}$. 本文提出的 SDDPL-NIE 模型有 2 个需调节参数α和β,选择范围是$\{10^{-3},10^{-2},\cdots,10^{3}\}$. 半监督遥感场景分类实验中,参照文献[25]的设置,实验从每个子类数据集随机选择 10%,15%,20%和 25%的图像作为带标签训练样本,数据集剩余的图像作为不带标签的训练样本. 实验采用十倍交叉验证的方法来确定参数值. 为了避免实验结果的随机性,运行 20 次实验取分类准确率的平均值作为评价依据.

3.2　分类性能对比

表 1 和表 2 分别比较了各方法在 RSSCN7 和 UC Merced 数据集上的分类结果. LapSVM 作为基线算法,使用流形正则化技术不能挖掘复杂遥感图像结构. FSEL 和 KFME 均是基于图的半监督学习方法,通过实验结果可知,在遥感图像分类中仅使用图嵌入技术是不够的. DCNMF 方法在半监督学习框架中使得类样本内距离最小化,类样本之间的距离最大化,且通过子空间学习降低样本维数,取得了较好的分类效果. 本文提出的 SDDPL-NIE 模型在相同条件下获得比其他方法更高的分类准确率,特别是训练集中类别标签较少时,SDDPL-NIE 模型表现得更佳. 一方面,在遥感场景分类问题中,训练集中的带标签的样本数直接影响最终的分类结果. 在标签数据有限的情况下,使用半监督方法是必要的. 无论是基于图嵌入、标签传播还是流形结构嵌入方法,都能提高分类效果. 另一方面,以字典对学习为原型的 SDDPL-NIE 模型取得了最佳结果,说明构建模型是适用于半监督分类场景的. SDDPL-NIE 模型在标签数据上执行结构分析字典和综合字典对的学习,通过最小化基于稀疏$\ell_{2,1}$范数的重构误差项和稀疏$\ell_{2,1}$范数的分析字典约束项来得到判别能力强的字典对. 同时,根据类间边距概念,构建基于稀疏编码的邻域结构信息建立局部边界项,从而可以很好地利用了标记图像的类别信息进行模型训练. 另外,有效的参迭代学习策略保证了所有参数能得到最优解.

实验中采用了遥感场景图像的 VGG-VD-16 和 CaffeNet 特征. 从表 1、表 2 结果可以看出,两种特征下均取得了相当的分类结果. 说明深度特征是适用于遥感场景分类的. 因为传统的手工特征从颜色、纹理、空间和光谱信息只能提取浅层的图像特征,而遥感场景图像内容复杂呈现类间差异小的特性,不适用于遥感场景图像分类.

表 1　RSSCN7 数据集上的分类准确率比较

Table 1　Comparison of classification accuracy on the RSSCN7 dataset　%

特征	方法	Z_k			
		10%	15%	20%	25%
VGG-VD-16	LapSVM	57.76±2.45	67.76±2.12	72.88±2.43	76.23±2.38
	SS-TCA	58.91±1.89	68.05±1.94	75.29±1.92	78.97±2.48
	KFME	66.07±1.89	72.37±1.92	77.71±1.84	80.56±1.63
	SFFE	69.76±1.84	73.04±1.97	80.54±1.94	83.28±1.96
	JEFW	73.85±2.02	78.35±2.08	82.75±1.77	84.04±1.99
	DCNMF	74.77±2.01	80.05±1.80	84.01±1.99	84.72±1.68
	SDDPL-NIE	76.76±1.52	81.02±1.78	85.45±1.60	86.22±1.75
CaffeNet	LapSVM	57.35±2.48	66.68±2.33	71.40±2.74	75.72±2.50
	SS-TCA	58.06±2.87	66.89±2.44	74.81±2.83	77.74±2.29
	KFME	66.02±2.09	72.90±2.33	76.80±1.85	80.15±2.38
	SFFE	69.99±1.68	73.12±2.00	79.36±1.59	82.57±1.69
	JEFW	73.05±1.83	76.89±1.65	82.21±1.67	83.16±1.79
	DCNMF	74.07±1.92	78.16±1.88	83.04±1.70	84.40±1.65
	SDDPL-NIE	75.95±1.58	80.20±1.60	84.96±±1.59	85.86±1.55

表 2　UC Merced 数据集上的分类准确率比较

Table 2　Comparison of classification accuracy on the UC Merced dataset　%

特征	方法	Z_k			
		10%	10%	10%	10%
VGG-VD-16	LapSVM	62.48±2.68	68.37±2.41	73.19±2.50	80.70±2.39
	SS-TCA	65.69±2.08	72.24±2.19	77.41±2.06	82.07±2.12
	KFME	70.07±2.00	75.74±2.12	80.26±1.96	83.80±2.00
	SFFE	74.82±1.98	79.06±1.96	86.54±1.86	86.01±1.87
	JEFW	78.85±1.89	82.35±1.89	87.75±1.74	90.04±1.86
	DCNMF	83.43±1.66	85.76±1.64	88.26±1.52	91.54±1.41
	SDDPL-NIE	85.28±1.37	89.02±1.65	90.47±1.47	92.04±1.40
CaffeNet	LapSVM	62.80±2.52	68.34±2.07	73.78±2.15	79.82±2.23
	SS-TCA	65.93±1.83	73.01±2.09	77.20±2.24	82.72±1.81
	KFME	70.37±1.81	76.41±1.92	79.47±1.98	84.17±2.05
	SFFE	75.18±1.67	79.20±1.75	86.19±1.85	85.63±1.82
	JEFW	78.43±1.84	82.21±2.02	86.75±2.01	90.21±1.85
	DCNMF	82.63±1.69	85.08±1.93	88.06±1.80	91.33±1.72
	SDDPL-NIE	85.94±1.60	88.70±1.82	90.71±1.92	91.62±1.70

3.3　参数敏感性分析

字典学习模型中子字典的原子个数直接觉得模型的性能. 实验中,SDDPL-NIE 模型的子字典的原子数选择范围是{20,30,40}. 图 2 显示了带标签的训练样本占 20%时使用不同原子数对应的平均分类准确率. 表 2 实验结果表明 SDDPL-NIE 模型仅需要小规模的子字典就可以取得令人满意的分类准确率. 不同原子数时分类准确率有变化但起伏不大. 因为 SDDPL-NIE 模型在字典对学习过程中充分考虑字典原子间的相关性信息,稀疏编码的局部边界项可以保证获得具有判别性的字典.

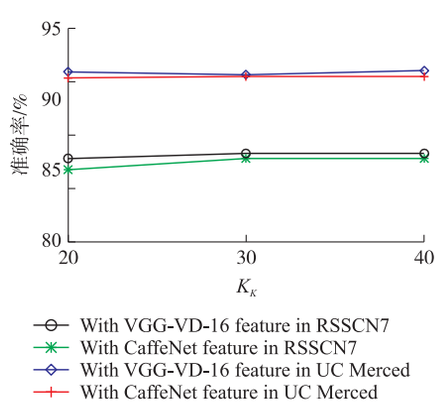


图 2　不同原子数对应的平均分类准确率

Fig. 2　Average classification accuracy corresponding to different atoms

SDDPL-NIE 模型包括 2 个需要寻优的参数 α 和 β,其选择范围是{10^{-3},10^{-2},…,10^{3}}. 图 3 显示了带标签的训练样本 20%时使用不同 α 值对应的平均分类准确率. 表 3 实验

结果表明,$\alpha<1$ 时模型的性能较稳定,当 $\alpha>10$ 时模型的平均分类准确率急剧下降. 因为 α 参数调节全体数据集的字典对学习项,当 α 值过大时,全体数据集的字典对学习项在目标函数中占决定性比重,不能有效利用标记数据的判别性信息. 图 4 显示了带标签的训练样本 20%时使用不同 β 值对应的平均分类准确率. β 值调节稀疏编码的局部边界项,在模型中起到重要作用. 表 4 实验结果表明,SDDPL-NIE 模型对 β 值敏感性不高,不同 β 值对应模型的性能是稳定的,平均分类准确率的最大值和最小值相差较小. 因此,在实际应用中可以固定参数 β 的值.

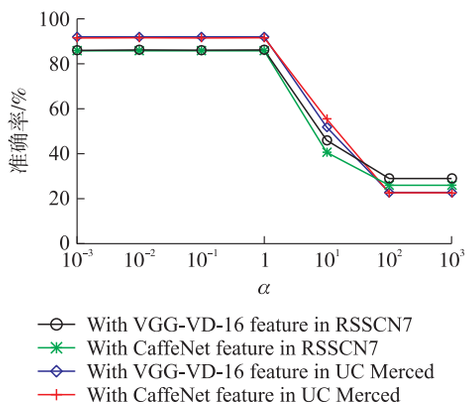


图 3　不同 α 值对应的平均分类准确率

Fig. 3　Average classification accuracy corresponding to different α

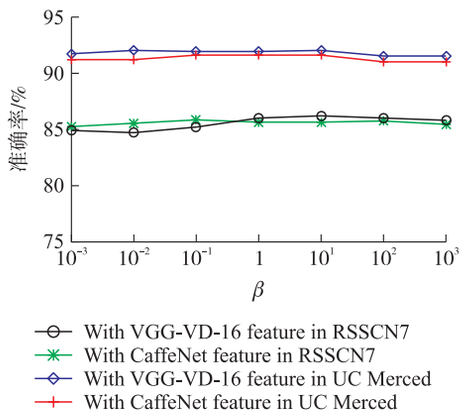


图 4　不同 β 值对应的平均分类准确率

Fig. 4　Average classification accuracy corresponding to different β

4　结论

虽然传统的词典对学习方法在遥感图像识别问题中是有效的,但在标签训练样本不足的情况下分类效果仍有待提高. 本文提出了一种新的邻域信息嵌入的半监督判别字典对学习方法,利用标记和未标记数据进行分析合成字典训练,并通过最小化基于稀疏 $\ell_{2,1}$ 范数的重构误差项和基于稀疏编码的局部边界项来获得具有判别性的字典对. 对于今后的工作,首先,目前 SDDPL-NIE 方法主要局限于离线场景,提出的 SDDPL-NIE 方法将被扩展至在线场景. 其次,由于采集场景和设备的不同,遥感图像常具有领域分布不一致的情况,将本文方法扩展至领域适应方法具有实用的应用价值. 最后,目前模型的优化求解时间复杂度还较高,提高模型的训练效率也需要在我们下一阶段的工作中考虑.

[参考文献]

[1] 韩文军,孙小虎,吉根林,等. 基于卷积神经网络的多光谱与全色遥感图像融合算法[J]. 南京师大学报(自然科学版),2021,44(3):123-130.

[2] 丁凯孟,朱长青,罗文,等. 基于自适应 PCNN 与 PCA 的遥感影像感知哈希认证算法[J]. 南京师大学报(自然科学版),2019,42(2):17-29.

[3] Yang Y,Newsam S. Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification[C]//Proceedings of 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information systems. San Jose,CA,USA,2010:270-279.

[4] Bachmann C M,Ainsworth T L,Fusina R A. Exploiting manifold geometry in hyperspectral imagery[J]. IEEE Trans Geoscience & Remote Sensing,2005,43(3):441-454.

[5] Zhou W,Newsam S,Li C,et al. PatternNet:A benchmark dataset for performance evaluation of remote sensing image retrieval [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2018,145(11):197-209.

[6] Liu Q, Cheng Y, Cao K, et al. Radar forward-looking imaging for complex targets based on sparse representation with dictionary learning[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2022,19:4026605.

[7] Xing L,Zhao L,Cao W,et al. Class shared dictionary learning for few-shot remote sensing scene classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2022,19:6512805.

[8] Liu T,Gu Y,Jia X. Class-guided coupled dictionary learning for multispectral-hyperspectral remote sensing image collaborative

classification[J]. Science China Technological Sciences,2022,65:744-758.
[9] Huang Z,Chen H X,Zhou T,et al. Contrast-weighted dictionary learning based saliency detection for VHR optical remote sensing images[J]. Pattern Recognition,2021,113(5):107757.
[10] Wang J,Jiang Y,Qi Y,et al. Remote sensing image fusion based on nonnegative dictionary learning[J]. IEEE Access,2021,9(11):158908-158916.
[11] 白坤,慕晓冬,陈雪冰,等. 融合半监督学习的无监督遥感影像场景分类[J]. 测绘学报,2022,51(5):691-702.
[12] Xia J,Chanussot J,Du P,et al. (Semi-)supervised probabilistic principal component analysis for hyperspectral remote sensing image classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2014,7(6):2224-2236.
[13] Zheng C,Zhang Y,Wang L. Semantic segmentation of remote sensing imagery using an object-based Markov random field model with auxiliary label fields[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2017,55(5):3015-3028.
[14] Wang S,Yang S,Jiao L. Saliency-guided change detection for SAR imagery using a semi-supervised Laplacian SVM[J]. Remote Sensing Letters,2016,7(11):1043-1052.
[15] Wang J,Zuo R,Xiong Y. Mapping mineral prospectivity via semi-supervised random forest[J]. Natural Resources Research,2020,29(1):189-202.
[16] Shao S,Xu R,Wang Z,et al. DLDL:Dynamic label dictionary learning via hypergraph regularization[J]. Neurocomputing,2022,475(2):80-88.
[17] Sun Y,Zhang Z,Jiang W,et al. Discriminative local sparse representation by robust adaptive dictionary pair learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2020,31(10):4303-4317.
[18] Dornaika F,El Traboulsi Y. Learning flexible graph-based semi-supervised embedding[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2015,46(1):206-218.
[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(1):2399-2434.
[20] Chen H,Ye M,Lei L,et al. Semisupervised dual-dictionary learning for heterogeneous transfer learning on cross-scene hyperspectral images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2020,13:3164-3178.
[21] El Traboulsi Y,Dornaika F,Assoum A. Kernel flexible manifold embedding for pattern classification[J]. Neurocomputing,2015,167(11):517-527.
[22] El Traboulsi Y,Dornaika F. Flexible semi-supervised embedding based on adaptive loss regression:Application to image categorization[J]. Information Sciences,2018,444(5):1-19.
[23] Zhu R,Dornaika F,Ruichek Y. Joint graph based embedding and feature weighting for image classification[J]. Pattern Recognition,2019,93(9):458-469.
[24] Duong V,Bui M,Wang J. Semi-supervised subspace learning via constrained matrix factorization[C]//2021 3rd International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0(STI),2021:1-4.
[25] Xia G S,Hu J,Hu F,et al. AID:a benchmark dataset for performance evaluation of aerial scene classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. D.haka,Bargladesh,2017,55(7):3965-3981.

[责任编辑:陆炳新]