doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2025.02.008

多视图偏多标记分类与标记消歧的联合学习

徐远洋,何志芬,刘　彬

(南昌航空大学数学与信息科学学院,江西 南昌 330063)

[**摘要**]　多视图偏多标记学习主要处理同时具有多个视图和多个相关标记但标记信息不完全准确的数据. 现有多视图偏多标记学习方法大多采用两阶段的方式独立进行标记消歧与多标记分类,其分类性能有待提高. 本文提出了一种多视图偏多标记分类与标记消歧联合学习(joint learning of multi-view partial multi-label classification and label disambiguation,JL-MVPML-LD)框架. 首先,对多视图特征进行多核融合并考虑不同视图的重要性;其次,自动挖掘实例相关性和标记相关性,并利用它们来促进多视图偏多标记分类和标记消歧的联合学习;最后,采用交替迭代方法进行求解. 在 3 个数据集上 27 种情况下的实验结果验证了本文方法的有效性.

[**关键词**]　多视图偏多标记学习,核空间,标记消歧,标记相关性
[**中图分类号**]TP181　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2025)02-0074-09

Joint Learning of Multi-View Partial Multi-Label Classification and Label Disambiguation

Xu Yuanyang, He Zhifen, Liu Bin

(School of Mathematics and Information Science, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: Multi-view partial multi-label learning mainly aims to deal with data with multi-view features and multiple related labels, but the label information is not completely accurate. Most of the existing methods use a two-stage approach to perform label disambiguation and multi-label classification independently, but these methods are sub-optimal. In this paper, a new learning framework of Joint Learning of Multi-View Partial Multi-Label classification and Label Disambiguation (JL-MVPML-LD) is proposed. Firstly, the multi-view features are fused by using the multi-kernel method and the importance of each view is considered. Secondly, the instance correlation and label correlation are mined and learned, and then used to help the joint learning of multi-view partial multi-label classifier and label disambiguation. Finally, JL-MVPML_LD can be solved by alternating solution method. The experimental results in 27 cases on three datasets verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: multi-view partial multi-label learning, kernel space, label disambiguation, label correlation

多视图多标记学习是机器学习领域的重点研究课题之一,旨在处理同时具有多个视图特征和多个标记的数据,备受研究者的关注,被广泛应用于图像识别、医学诊断、文本信息标注以及推荐系统等领域,具有重要的研究意义. 一种最直接最简单的方法[1-2]是将样本的所有视图直接拼接后用已有的单视图多标记学习方法求解,但该类方法忽略了不同视图自身的独有信息,模型的分类性能未能达到最优. 有学者[3-4]通过取均值的方法来融合不同视图的特征,但该类方法假设所有视图对分类训练的贡献是一样的. 因此,如何考虑不同视图在信息表达上的差异性以有效的进行多视图特征融合[5-16]是多视图多标记学习中的一个重要研究内容. 有些学者通过引入一致性学习的思想来进行多视图特征融合. 例如,Liu 等[5]通过对不同视图的特征空间进行降维以实现特征维度对齐,并构建亲和矩阵来保持特征在降维后结构不变;Li 等[6]采用了 RBF 核函数来对齐所有视图,在学习到的一致性子空间中融合多视图特征;Zhao 等[7]在矩阵因式分解框架下学习了共享子空间表示并通过引入 Hilbert-Schmidt 独立性准则来寻求共享表

收稿日期:2025-01-20.
基金项目:国家自然科学基金项目(62362051)、江西省自然科学基金项目(2023BAB202047).
通讯作者:何志芬,博士,副教授,研究方向:机器学习、计算机视觉. E-mail:zfhe323@ nchu.edu.cn

示的一致性,从而保证融合后的特征表示保留实例高相关的信息;Yang 等[8]设计了一种新颖的多粒度跨模态匹配,通过学习结构保留匹配表示来应对模态(可看作特殊视图)信息不平衡问题;Yang 等[11]考虑并行的多模态数据学习不同模态的一致性表示,通过联合优化一个新设计约束和对抗性损失来跨域转移对齐知识. 然而,这些方法大多考虑标记数据是完整的,在真实世界的场景中,标注数据通常需要耗费大量的人力、物力和时间,特别是在处理大规模数据集时,对数据进行完全标注变得尤为困难,经常存在标注不准确或不一致的情况[17-22]. 因此,如何有效消除噪声标记成为多视图多标记学习的一大挑战.

研究者们提出了多视图偏多标记(multi-view partial multi-label,MVPML)学习框架. 然而,现有多视图偏多标记学习方法大多将标记消歧和多标记分类分开进行,即两阶段学习法[23-28],消歧过程大多为从特征空间提取样本相关信息用于约束标记空间,从而得到干净标记集,再基于干净标记集学习多标记分类器,以此实现对未知实例分类. 例如,Liu 等[23]利用低秩和稀疏分解方案去除标记歧义并引入图拉普拉斯正则化来约束真实标记;Wang 等[24]基于 KNN 的聚合流形结构自适应地融合来自不同视图的特征信息,在标记空间中构建特征诱导流形结构,以实现候选标记消歧;Chen 等[28]基于数据构造带权有向图通过标记传播更新标记置信度消除训练标记的歧义. 这类两阶段学习方法由于独立进行标记消歧与多标记分类过程,导致在处理过程中信息孤立,无法充分利用两个任务之间的内在联系. 标记消歧的有效性需要优质的特征信息来保证,否则标记消歧阶段可能产生误差并传递到多标记分类过程,使得误差的传递与累积降低整个学习系统的准确性和鲁棒性. 因此,有学者们考虑将标记消歧与多视图多标记分类整合到一个统一框架中,利用两个任务之间的相互依赖关系消除消歧可能产生的误差以及提高分类的精准度. 例如,Xu 等[29]通过引入基于图融合的特征空间拓扑结构来联合学习预测模型和错误标记模型;Yuan 等[30]将多视图信息检测、高质标记选择和多标记预测模型学习结合到一个统一的优化模型中. 上述方法对特征空间信息的挖掘不足. 为此,本文提出一种多视图偏多标记分类与标记消歧联合学习(joint learning of multi-view partial multi-label classification and label disambiguation,JL-MVPML-LD)的学习框架. 首先,将样本的原始特征投影到一个核空间来实现不同视图的维度对齐以解决由视图维度不同导致的视图间信息无法学习的问题,并考虑不同视图的贡献差异;其次,引入标记相关性矩阵和实例相关性矩阵,构建多视图偏多标记分类和标记消歧的联合学习模型,使得标记消歧与多标记分类协同训练、相互促进;最后,考虑每个实例的相似实例应该是稀少的,对学习到的实例相关性矩阵施加 L1 正则化约束从而保证其稀疏性,并引入 Frobenius 范数作为正则化项以防止模型过拟合.

本文主要贡献:

(1)提出了一个利用实例相关性和标记相关性来实现标记消歧和多视图偏多标记学习的联合学习框架;

(2)多个视图的贡献程度、实例相关性和标记相关性矩阵通过学习得到;

(3)在 3 个数据集的 27 种偏多标记设置下的实验结果验证了本文方法的有效性.

1 多视图偏多标记分类与标记消歧联合学习(JL-MVPML-LD)

1.1 符号定义

为方便起见,令 $\boldsymbol{D}=\{(x_i,Y_i)\}_{i=1}^{n}$ 表示多视图多标记数据集,其中 n 和 V 分别为实例和视图个数,$\boldsymbol{x}_i=(x_i^1,x_i^2,\cdots,x_i^V)\in R^d$ 表示第 i 个实例的特征向量,$\boldsymbol{x}_i^v\in R^{d^v}$ 表示第 i 个实例在第 v 个视图下的特征向量且维度为 $\boldsymbol{d}^v$,$\boldsymbol{d}=\sum_{v=1}^{V}d^v$ 表示特征空间的维度,$\boldsymbol{Y}_i\in\{0,1\}^L$ 为实例 $\boldsymbol{x}_i$ 的标记向量,L 表示类标记个数. 对于 $\boldsymbol{Y}\in R^{n\times L}$,在偏多标记情况下,$\boldsymbol{Y}_{il}=0$ $(l=1,2,\cdots,L)$ 表示第 l 个标记是实例 $\boldsymbol{x}_i$ 的一个无关标记,$\boldsymbol{Y}_{il}=1$ $(l=1,2,\cdots,L)$ 表示第 l 个标记可能是实例 $\boldsymbol{x}_i$ 的一个相关标记也可能是一个噪声标记.

1.2 JL-MVPML-LD 模型构建

首先,为每一个视图单独训练一个分类器 $\boldsymbol{f}^v(\boldsymbol{x})$ 再对分类结果进行加权融合. 对于未知实例 $\boldsymbol{x}$,其预测结果为:

$$f(\boldsymbol{x})=\sum_{v=1}^{V}\theta^v f^v(\boldsymbol{x}), \tag{1}$$

通过最小化如下优化函数来学习分类器:

$$\min_{W^v,b^v,\theta^v}\left\|\boldsymbol{Y}-\sum_{v=1}^{V}\boldsymbol{\theta}^v(\boldsymbol{X}^v\boldsymbol{W}^v+1\boldsymbol{b}^v)\right\|_F^2+\lambda_1\|\boldsymbol{W}^v\|_F^2 \tag{2}$$

式中,θ^v 表示第 v 个视图对应的权重值,用来权衡不同视图在分类过程中的重要程度,$\boldsymbol{f}^v(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{X}^v\boldsymbol{W}^v+1\boldsymbol{b}^v$ 表示第 v 个视图的分类器,$\boldsymbol{W}^v\in R^{d^v\times L}$表示第 v 个视图的权重矩阵,$\boldsymbol{b}^v\in R^{1\times L}$表示第 v 个视图的偏差,$\boldsymbol{1}\in R^{n\times 1}$ 为一个值全为 1 的 n 维向量,λ_1 为平衡参数.

该类方法独立地为每个视图训练一个分类器,忽略了视图之间的互补性,且假设数据是线性可分的. 为此,本文引入核函数来实现多视图数据的融合,令 $\boldsymbol{K}(x,y)=[\phi(x),\phi(y)]$,其中 $\phi(x)$ 是将输入样本 x 从原始空间映射到高维特征空间的映射函数,则式(2)可以表示为:

$$\min_{A,b,\theta^v}\|\boldsymbol{Y}-(\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\|_F^2+\lambda_1\mathrm{tr}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}), \tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{K}=\sum_{v=1}^{V}\boldsymbol{\theta}^v\boldsymbol{K}^v\in R^{n\times n}$,$\boldsymbol{A}\in R^{n\times n}$,$\boldsymbol{b}\in R^{1\times L}$.

其次,标记相关性在多标记学习中具有至关重要的作用[27-28,31]. 为此,本文引入标记相关性矩阵 $\boldsymbol{S}$,其中 $\boldsymbol{S}_{ij}$描述标记 i 与标记 j 之间的相关程度. 在多视图多标记学习和标记消歧的过程中同时学习并优化标记相关性矩阵,这样可以保证标记相关性的学习未使用噪声标记集从而避免假阳性标记带来的影响,由此得到的模型如下:

$$\min_{A,b,\theta^v,S}\|\boldsymbol{F}-(\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S}\|_F^2+\lambda_1\mathrm{tr}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}), \tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{F}$ 为上一轮迭代的预测标记集且初始值为 $\boldsymbol{Y}$.

为了解决初次迭代时从含噪标记集中学习带来的误差,本文在特征空间和标记空间中通过加权重构的方式学习实例间潜在的相关性,并假设实例越相似则相应的标记集也越相似,实例相关性矩阵约束分类器训练过程对相关实例的预测应高度相似. 两个实例在不同视图下的相似程度是一致的,但不同视图由于包含的信息量不同导致其在相关性学习过程的贡献不同而需被赋予不同的权重. 为此,优化函数表示如下:

$$\min_{Z^0}\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^v\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)-\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\boldsymbol{Z}^0\|_F^2+\lambda_4\|((\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}-((\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2 \tag{5}$$

然而,在多数情况下,每个实例仅与极少数相似实例高度相关,而这些高度相关的相似实例往往包含大量与之相关的共享信息. 这意味着,对于每个特定实例而言,仅通过少数几个高度相关的相似实例就足以实现其有效的重构. 这种做法不仅合理,而且能够大幅度降低模型的计算需求. 为此,对实例相关性矩阵 $\boldsymbol{Z}^0$ 进行 $L1$ 范数正则化约束. 式(5)进一步表示为:

$$\min_{Z^0}\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^v\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)-\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\boldsymbol{Z}^0\|_F^2+\lambda_3\|\boldsymbol{Z}^0\|_1+\lambda_4\|((\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}-((\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2, \tag{6}$$

最后,本文提出的多视图偏多标记分类和标记消歧模型如下:

$$\begin{aligned}&\min\|\boldsymbol{F}-(\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S}\|_F^2+\lambda_1\mathrm{tr}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{A})+\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^v\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)-\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{X}^v)\boldsymbol{Z}^0\|_F^2+\lambda_3\|\boldsymbol{Z}^0\|_1+\\&\quad\lambda_4\|((\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}-((\boldsymbol{K}\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2,\\&\text{s.t. }\beta^v\geqslant 0,\sum_{v=1}^{V}(\beta^v)^r=1\\&\quad\theta^v\geqslant 0,\sum_{v=1}^{V}\theta^v=1\\&\quad\mathrm{diag}(\boldsymbol{S})=1\\&\quad\mathrm{diag}(\boldsymbol{Z}^0)=0,Z^0\geqslant 0\end{aligned} \tag{7}$$

式中,$\boldsymbol{K}=\sum_{v=1}^{V}\boldsymbol{\theta}^v\boldsymbol{K}^v\in R^{n\times n}$,$\boldsymbol{A}\in R^{n\times L}$,$\boldsymbol{b}\in R^{1\times L}$.

1.3 模型优化过程

由于优化问题(7)不是凸函数,难以直接求解. 故本文采用了交替最小化策略,即在固定其他变量的

同时交替优化一个变量.

1.3.1 更新 A 和 b

固定 $\boldsymbol{Z}^0,\boldsymbol{\beta}^v,\boldsymbol{\theta}^v,\boldsymbol{S}$,式(7)的优化问题可推导为:

$$\min_{A,b}\|\boldsymbol{F}-(\boldsymbol{KA}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S}\|_F^2+\lambda_1\mathrm{tr}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{KA})+\lambda_4\|((\boldsymbol{KA}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}-((\boldsymbol{KA}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2, \tag{8}$$

不妨设 $\widetilde{\boldsymbol{K}}=\begin{pmatrix}K & 0\\ 0 & 0\end{pmatrix}\in R^{(n+1)\times(n+1)}$,$\boldsymbol{K}=(K\quad 1)\in R^{n\times(n+1)}$,$\boldsymbol{A}=\begin{pmatrix}\boldsymbol{A}\\ \boldsymbol{b}\end{pmatrix}\in R^{(n+1)\times L}$,则式(8)可以被改写为:

$$\min_{A}\|\boldsymbol{F}-\boldsymbol{KAS}\|_F^2+\lambda_1\mathrm{tr}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\widetilde{\boldsymbol{K}}\boldsymbol{A})+\lambda_4\|(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}-(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2. \tag{9}$$

式(9)关于 A 求导并令其等于 0 推导出下式:

$$\lambda_1[\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}+\boldsymbol{\lambda}_4\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)^{T}\boldsymbol{K}]^{-1}\widetilde{\boldsymbol{K}}\boldsymbol{A}+\boldsymbol{ASS}^{\mathrm{T}}-[\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}+\boldsymbol{\lambda}_4\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}]^{-1}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{FS}^{\mathrm{T}}=0. \tag{10}$$

1.3.2 更新 $\boldsymbol{S}$

固定 $\boldsymbol{Z}^0,\boldsymbol{\beta}^v,\boldsymbol{\theta}^v,\boldsymbol{A},\boldsymbol{b}$,更新 $\boldsymbol{S}$ 的优化问题为:

$$\begin{aligned}&\min_{S}\|\boldsymbol{F}-\boldsymbol{KAS}\|_F^2+\lambda_4\|(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)\|_F^2,\\ &\text{s.t. }\mathrm{diag}(\boldsymbol{S})=1.\end{aligned} \tag{11}$$

将式(11)关于 $\boldsymbol{S}$ 的列向量展开得到下式:

$$\begin{aligned}&\min_{s_q}\|\boldsymbol{F}_{\cdot q}-\boldsymbol{KAs}_q\|_F^2+\lambda_4\|(\boldsymbol{KAs}_q)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)\|_F^2,\\ &\text{s.t. }s_{qq}=1,\end{aligned} \tag{12}$$

式中,$\boldsymbol{F}_{\cdot q}$为 $\boldsymbol{F}$ 的第 q 列. 对上式关于 $\boldsymbol{s}_q$ 求导并令值为 0 可得:

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}((\lambda_4+1)\boldsymbol{I}-2\boldsymbol{Z}^0-\boldsymbol{Z}^0(\boldsymbol{Z}^0)^{\mathrm{T}})\boldsymbol{KAs}_q-\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_{\cdot q}=0. \tag{13}$$

1.3.3 更新 θ^v

固定 $\boldsymbol{Z}^0,\boldsymbol{\beta}^v,\boldsymbol{S},\boldsymbol{A},\boldsymbol{b}$,更新 $\boldsymbol{\theta}^v$ 的优化问题为:

$$\begin{aligned}&\min_{\theta^v}\left\|\boldsymbol{F}-\sum_{v=1}^{V}(\boldsymbol{\theta}^v\boldsymbol{K}^v\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S}\right\|_F^2+\lambda_1\mathrm{tr}\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\sum_{v=1}^{V}(\theta^vK^v)A\right)+\lambda_4\left\|\left(\sum_{v=1}^{V}(\boldsymbol{\theta}^v\boldsymbol{K}^v\boldsymbol{A}+1\boldsymbol{b})\boldsymbol{S}\right)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)\right\|_F^2,\\ &\text{s.t. }\theta^v\geqslant 0,\sum_{v=1}^{V}\theta^v=1.\end{aligned} \tag{14}$$

进一步表示为:

$$\begin{aligned}&\min_{\theta}\theta^{\mathrm{T}}H\theta+\theta^{\mathrm{T}}h\\ &\text{s.t. }\theta^v\geqslant 0,\sum_{v=1}^{V}\theta^v=1,\end{aligned} \tag{15}$$

式中,$\boldsymbol{\theta}=(\theta^1,\theta^2,\cdots,\theta^v)^{\mathrm{T}}$,$\boldsymbol{H}\in R^{V\times V}$,$\boldsymbol{H}_{ij}=\mathrm{tr}(\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}^i)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}^j)\boldsymbol{AS}+\lambda_4\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}^i)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}^j)\boldsymbol{AS})$,$\boldsymbol{h}\in R^{1\times V}$,$\boldsymbol{h}_v=\mathrm{tr}(-2\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}^v)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{F}-1\boldsymbol{bS})+\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{K}^v)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)1\boldsymbol{bS}+\boldsymbol{\lambda}_1\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}^v\boldsymbol{A})$.

1.3.4 更新 $\boldsymbol{Z}^0$

固定 $\boldsymbol{\beta}^v,\boldsymbol{\theta}^v,\boldsymbol{S},\boldsymbol{A},\boldsymbol{b}$,更新 $\boldsymbol{Z}^0$ 的优化问题为:

$$\begin{aligned}&\min_{Z^0}\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^v\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\boldsymbol{Z}^0-\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\|_F^2+\lambda_3\|\boldsymbol{Z}^0\|_1+\lambda_4\|(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}-(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2,\\ &\text{s.t. }\mathrm{diag}(\boldsymbol{Z}^0)=0,\boldsymbol{Z}^0\geqslant 0,\end{aligned} \tag{16}$$

式中,$g(\boldsymbol{Z}^0)=\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^v\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\boldsymbol{Z}^0-\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\|_F^2+\lambda_4\|(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}-(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}^0\|_F^2$ 是凸函数,故采取梯度下降法来进行优化求解,求得其梯度如下:

$$\nabla_{Z^0}g(\boldsymbol{Z}^0)=2\left(\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^vK^v+\lambda_4(\boldsymbol{KAS})(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}\right)\boldsymbol{Z}^0+2\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\boldsymbol{\beta}^v\boldsymbol{K}^v-2\boldsymbol{\lambda}_4(\boldsymbol{KAS})(\boldsymbol{KAS})^{\mathrm{T}}. \tag{17}$$

1.3.5 更新 $\boldsymbol{\beta}^v$

固定 $\boldsymbol{Z}^0,\boldsymbol{\theta}^v,\boldsymbol{S},\boldsymbol{A},\boldsymbol{b}$,更新 $\boldsymbol{\beta}^v$ 的优化问题为:

$$\begin{aligned}&\min_{\beta^v}\lambda_2\sum_{v=1}^{V}\beta^v\|\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\boldsymbol{Z}^0-\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{X}^v)\|_F^2,\\&\text{s.t. }\beta^v\geqslant 0,\sum_{v=1}^{V}(\beta^v)^r=1.\end{aligned}\tag{18}$$

$\boldsymbol{\beta}^v$ 可以被直接求解得到:

$$\beta^v=\frac{(\tilde{h}^v)^{\frac{1}{r-1}}}{\left(\sum_{v=1}^{V}(\tilde{h}^v)^{\frac{r}{r-1}}\right)^r}.\tag{19}$$

式中,$\tilde{h}^v=\mathrm{tr}((\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}^v(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Z}^0))$.

最后,算法 1 总结了本文提出的 JL-MVPML-LD 方法的优化过程.

算法 1　JL-MVPML-LD 的优化过程

Algorithm 1　Optimization process for JL-MVPML-LD

输入:$\{X^v\}_{v=1}^V$:带有 V 个视图的 n 个训练实例

Y:n 个训练实例对应的含噪标记矩阵

$\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3,\lambda_4$:正则化参数

T:迭代的最大周期数

输出:A,b,S,θ

过程:1:初始化:S 初始化为单位矩阵 I,θ 初始化为 $\frac{\mathrm{ones}(V,1)}{V}$,$F$ 初始化为 Y

2:为每个视图选择核函数 $k^v(\cdot,\cdot)$,并计算每个视图的核矩阵 K^v

3:迭代

4:　基于式(10)更新 A 和 b

5:　基于式(13)更新 S

6:　基于式(15)更新 θ

7:　基于式(17)更新 $\boldsymbol{Z}^0$

8:　基于式(19)更新 β^v

9:直到收敛或到达最大周期 T

2　对比试验设置以及结果分析

2.1　对比试验设置

2.1.1　数据集

表 1 中总结了本文所用的实验数据集,其中 $|S|$ 为示例数、$V(S)$ 为视图数、$V\,Dim(S)$ 为每个视图的维度、$CL(S)$ 为类标记数. Human 和 plant 包括 3 种视图,即 amino acids(共 20 个特征)、pseudo amino acids(共 20 个特征)和 dipeptide compositions(400 个特征);yeast 具有两种不同视图,即基因表达(共 79 个特征)和基因的系统发育概况(共 24 个特征). 另外,本文遵循广泛使用的标记噪声引入方法来生成多视图偏多标记实例.

表 1　数据集设置

Table 1　Data set settings

数据集	$\|S\|$	$V(S)$	$V\,Dim(S)$	$CL(S)$	控制参数
Human	3 106	3	20/20/400	14	
Plant	978	3	20/20/400	12	$p\in\{0.3,0.5,0.7\}$,$r\in\{1,2,3\}$
yeast	2 417	2	24/79	14	

如表 1 中所述,$p\in(0,1)$ 与 $r\in N$ 为多视图偏多标记实例生成过程的两个控制参数,分别控制生成的多视图偏多标记实例中具有假阳性标记的实例比例和候选标记集中假阳性标记数量. 给定一个带有真实标记的多视图多标记训练集 $\{x_i,\tilde{Y}_i\}_{i=1}^n$,随机选取其中 $n\times p$ 个实例作为多视图偏多标记实例,从其候选标

记集中随机选择 r 个负标记 $\Delta_r \subseteq Y_i/\tilde{Y}_i$(若候选标记集中负标记个数小于 r 则直接全选)转变为正标记,即 $\bar{Y}_i = \Delta_r \cup \tilde{Y}$.

本文考虑了 9 种不同的控制参数设置,包括 $p \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$, $r \in \{1, 2, 3\}$.

2.1.2 对比方法

为验证 JL-MVPML-LD 的有效性,本文将提出的 JL-MVPML-LD 方法与以下最新的方法进行比较,其中,

PARTICLE[24]:一种两阶段偏多标记学习方法,该方法通过迭代标记传播候选标记集的标记置信度,利用高置信度的可信标记通过成对标记排序和标记分割(VLS)或最大后验(MAP)推理进行模型归纳,根据使用的是虚拟标记分割还是最大后验推理分为 PARTICLE-VLS 与 PARTICLE-MAP 两个模型,参数设置为[$k=10$, $alpha=0.96$, $threshold=0.9$];

PAMB[23]:采用了广泛使用的纠错输出代码(ECOC)技术,将偏多标记学习问题转化为若干二值学习问题,参数设置为[$threshold=0.01\times n$, $Code\ word\ Length=100\times log_2 n$, $gamma=1$];

LSNRLS[25]:提出了一种用于偏多标记方法学习的方法,考虑特征和标记之间所有 3 种相关性的同时,消歧候选标记并学习特定于标记的特征,参数设置为[$threshold=0.1$, $rate=0.1$, $k=8$, $alpha=0.95$];

FIMAN[20]:一种利用多视图特征表示处理嘈杂标记信息的多视图偏多标记学习方法,提取来自不同视图特征的亲和信息自适应融合生成聚合流形结构,将其作用于候选标记集中实现消歧,消歧后标记集用于训练多视图多标记分类器,参数设置为[$k=10$, $eta=1$, $threshold1=0.4$, $threshold2=0.6$];

对比方法都选用对应论文中给出的最优参数,本文提出的 JL-MVPML-LD 方法的 4 个参数 λ_1, λ_2, λ_3, λ_4 的取值范围分别为:$\lambda_1=1$, $\lambda_2 \in \{2^i\}_{i=0}^{10}$, $\lambda_3 \in \{0.1, 0.2, \cdots, 1\}$, $\lambda_4 \in \{2^i\}_{i=-3}^{6}$. 由于 PARTICLE、PAMB 和 LSNRLS 为 3 种偏多标记学习方法无法直接使用多视图偏多标记数据集,因此在模型训练之前需将多视图实例转换为单视图实例,具体方法为将每个实例的不同视图特征向量依次拼接为一个单视图特征向量.

为了对所有训练得到的多标记分类模型进行性能评估,本文选取了 3 种流行的多标记学习指标作为评价准则,包括 average precision, AUC 和 ranking loss. 对于前两个指标,指标值越大,模型的性能就越好. 对于最后一个指标,指标值越小,模型的性能越好. 所有评估指标的值都被归一化为[0,1].

2.2 结果分析

本文随机选取 80%数据集作为训练集,剩余 20%数据集作为测试集,重复 10 次,$p=\{0.3, 0.5, 0.7\}$ 与 $r=\{1, 2, 3\}$ 两个参数分别控制随机生成的多视图偏多标记数据集中具有假阳性标记的数据比例和对应候选标记集中假阳性标记的个数. 表 2、3、4 分别给出了在 3 个数据集上各对比方法的 3 个标记学习指标上 10 次结果的平均值和标准差,最优结果加粗显示.

从表 2、3、4 中可以发现,随着训练集中具有假阳性标记的数据比例以及对应候选标记集中假阳性标记个数的增加,模型的性能都由于学习难度的增加存在着一定的下降. 但是 JL-MVPML-LD 在所有 p 和 r 设置下的 Human 和 yeast 数据集上的 3 个评价指标上的都排第一,在 Plant 数据集上的 3 个评价指标上多大也排第一名. 由此可见,JL-MVPML-LD 处理多视图偏多标记数据集相比所有对比方法有着显著的优势. 如表 2 所示,本文提出的方法是唯一一个 Average Precision 值超过 0.6 的,相比同为多视图偏多标记学习方法的 FIMAN 提高了 9.6%. 通过分析各数据集上不同方法的 Average Precision 值,发现多视图偏多标记学习方法受具有假阳性标记数据比例以及对应候选标记集中假阳性标记个数的影响较小,且总能保持着较高的性能,而偏多标记学习方法由于没有有效提取多视图信息辅助模型分类器的学习而获得较低的结果. 据此可以推断,有效的提取多视图信息是有助于提高多视图偏多标记学习模型的性能. LSNRLS 考虑了特征空间与标记空间存在的 3 种相关性,其在 3 个评价指标上的结果也远优于其余偏多标记学习方法. 在 Ranking Loss 上,JL-MVPML-LD 相较于 FIMAN 下降了 26.2%. 从表 2、3、4 中可以发现,两阶段方法的 FIMAN 没有有效挖掘标记空间与特征空间之间的信息,其在 3 个数据集上的 AUC 值都普遍偏低. 与之相反,JL-MVPML-LD 的 AUC 值较高并大多位于第一名,这也验证了提取的实例相关性能够有效的协助标记消歧以及优化分类器. 因此,27 种情况下的实验结果验证了本文方法在多视图偏多标记学习上的有效性.

表 2　Human 数据集上各对比方法在 3 个评价准则上的结果

Table 2　Results of the comparison methods on the Human dataset in terms of 3 evaluation criteria

	FIMAN	LSNRLS	PAMB	PARTICLE-MAP	PARTICLE-VLS	OURS
			Average Precision(↑)			
$p=0.3,r=1$	0.585±0.022	0.580±0.034	0.562±0.028	0.518±0.045	0.510±0.055	0.641±0.038
$p=0.3,r=2$	0.577±0.021	0.583±0.044	0.577±0.021	0.513±0.041	0.500±0.059	0.641±0.033
$p=0.3,r=3$	0.575±0.021	0.577±0.034	0.549±0.024	0.511±0.041	0.504±0.047	0.637±0.039
$p=0.5,r=1$	0.575±0.018	0.572±0.031	0.567±0.041	0.515±0.037	0.511±0.068	0.643±0.035
$p=0.5,r=2$	0.566±0.021	0.578±0.029	0.564±0.038	0.513±0.051	0.509±0.043	0.636±0.032
$p=0.5,r=3$	0.556±0.017	0.553±0.055	0.559±0.053	0.503±0.043	0.495±0.054	0.637±0.044
$p=0.7,r=1$	0.567±0.019	0.580±0.028	0.567±0.028	0.514±0.034	0.507±0.054	0.640±0.027
$p=0.7,r=2$	0.549±0.025	0.562±0.066	0.564±0.030	0.504±0.039	0.501±0.037	0.635±0.034
$p=0.7,r=3$	0.536±0.018	0.542±0.067	0.557±0.050	0.475±0.061	0.484±0.068	0.624±0.036
			AUC(↑)			
$p=0.3,r=1$	0.660±0.014	0.852±0.033	0.853±0.021	0.842±0.019	0.826±0.028	0.880±0.016
$p=0.3,r=2$	0.659±0.013	0.849±0.052	0.659±0.013	0.839±0.021	0.823±0.029	0.882±0.014
$p=0.3,r=3$	0.656±0.012	0.851±0.019	0.809±0.024	0.832±0.017	0.815±0.027	0.882±0.017
$p=0.5,r=1$	0.658±0.011	0.852±0.015	0.862±0.025	0.840±0.016	0.826±0.031	0.884±0.015
$p=0.5,r=2$	0.653±0.019	0.850±0.019	0.851±0.027	0.832±0.025	0.814±0.029	0.883±0.013
$p=0.5,r=3$	0.644±0.012	0.823±0.073	0.831±0.049	0.826±0.017	0.784±0.029	0.879±0.026
$p=0.7,r=1$	0.651±0.010	0.853±0.023	0.857±0.029	0.837±0.018	0.823±0.022	0.882±0.018
$p=0.7,r=2$	0.642±0.013	0.837±0.101	0.857±0.021	0.826±0.028	0.806±0.031	0.878±0.016
$p=0.7,r=3$	0.634±0.013	0.813±0.066	0.844±0.027	0.804±0.033	0.770±0.027	0.874±0.019
			Ranking Loss(↓)			
$p=0.3,r=1$	0.191±0.017	0.176±0.032	0.179±0.021	0.196±0.020	0.233±0.036	0.141±0.018
$p=0.3,r=2$	0.194±0.014	0.177±0.048	0.194±0.014	0.199±0.026	0.237±0.040	0.140±0.017
$p=0.3,r=3$	0.197±0.013	0.178±0.019	0.218±0.029	0.206±0.022	0.242±0.030	0.140±0.020
$p=0.5,r=1$	0.196±0.011	0.178±0.018	0.169±0.027	0.198±0.022	0.232±0.040	0.138±0.018
$p=0.5,r=2$	0.205±0.012	0.178±0.020	0.179±0.027	0.205±0.027	0.242±0.025	0.139±0.013
$p=0.5,r=3$	0.216±0.018	0.206±0.075	0.197±0.052	0.213±0.023	0.276±0.026	0.143±0.028
$p=0.7,r=1$	0.204±0.011	0.175±0.024	0.174±0.029	0.201±0.021	0.236±0.026	0.140±0.020
$p=0.7,r=2$	0.219±0.017	0.191±0.094	0.173±0.022	0.214±0.032	0.253±0.028	0.144±0.019
$p=0.7,r=3$	0.229±0.015	0.215±0.064	0.185±0.030	0.237±0.038	0.292±0.033	0.149±0.018

表 3　Plant 数据集上各对比方法在 3 个评价准则上的结果

Table 3　Results of each comparison method on the Plant dataset in terms of 3 evaluation criteria

	FIMAN	LSNRLS	PAMB	PARTICLE-MAP	PARTICLE-VLS	OURS
			Average Precision(↑)			
$p=0.3,r=1$	0.510±0.038	0.590±0.029	0.520±0.029	0.473±0.039	0.479±0.054	0.618±0.021
$p=0.3,r=2$	0.500±0.035	0.583±0.027	0.518±0.027	0.485±0.038	0.475±0.071	0.621±0.024
$p=0.3,r=3$	0.495±0.030	0.571±0.043	0.511±0.040	0.478±0.060	0.473±0.100	0.616±0.014
$p=0.5,r=1$	0.495±0.032	0.585±0.028	0.516±0.025	0.486±0.071	0.479±0.062	0.605±0.041
$p=0.5,r=2$	0.472±0.027	0.584±0.036	0.512±0.023	0.473±0.047	0.479±0.075	0.597±0.033
$p=0.5,r=3$	0.475±0.041	0.576±0.055	0.514±0.031	0.461±0.066	0.463±0.064	0.581±0.029
$p=0.7,r=1$	0.484±0.044	0.569±0.128	0.518±0.027	0.476±0.057	0.480±0.080	0.602±0.031
$p=0.7,r=2$	0.452±0.017	0.569±0.042	0.514±0.029	0.465±0.061	0.466±0.069	0.578±0.016
$p=0.7,r=3$	0.446±0.042	0.568±0.029	0.511±0.034	0.423±0.070	0.433±0.072	0.570±0.034
			AUC(↑)			
$p=0.3,r=1$	0.644±0.013	0.853±0.021	0.809±0.029	0.802±0.021	0.799±0.04	0.856±0.018
$p=0.3,r=2$	0.636±0.017	0.852±0.024	0.808±0.020	0.801±0.021	0.795±0.052	0.852±0.018
$p=0.3,r=3$	0.633±0.019	0.844±0.033	0.790±0.031	0.798±0.037	0.787±0.060	0.858±0.031
$p=0.5,r=1$	0.640±0.022	0.854±0.024	0.808±0.028	0.803±0.027	0.797±0.044	0.847±0.030
$p=0.5,r=2$	0.640±0.022	0.854±0.024	0.808±0.028	0.803±0.027	0.797±0.044	0.847±0.030
$p=0.5,r=3$	0.622±0.031	0.847±0.017	0.802±0.024	0.797±0.022	0.792±0.037	0.833±0.049
$p=0.7,r=1$	0.628±0.026	0.841±0.032	0.798±0.024	0.781±0.047	0.771±0.055	0.826±0.032
$p=0.7,r=2$	0.631±0.042	0.836±0.087	0.812±0.023	0.800±0.032	0.798±0.055	0.839±0.042
$p=0.7,r=3$	0.614±0.029	0.838±0.035	0.809±0.026	0.790±0.035	0.790±0.054	0.822±0.041

续表 3

Table 3 continued

			Ranking loss(↓)			
$p=0.3,r=1$	0.266±0.016	0.181±0.023	0.229±0.029	0.242±0.026	0.269±0.05	0.173±0.018
$p=0.3,r=2$	0.277±0.022	0.183±0.024	0.231±0.019	0.241±0.025	0.272±0.062	0.176±0.016
$p=0.3,r=3$	0.279±0.024	0.191±0.035	0.249±0.036	0.244±0.042	0.282±0.073	0.171±0.024
$p=0.5,r=1$	0.272±0.015	0.180±0.020	0.231±0.029	0.239±0.035	0.270±0.055	0.183±0.028
$p=0.5,r=2$	0.298±0.025	0.186±0.021	0.235±0.023	0.246±0.026	0.275±0.051	0.197±0.051
$p=0.5,r=3$	0.293±0.043	0.193±0.040	0.241±0.023	0.263±0.052	0.301±0.064	0.205±0.034
$p=0.7,r=1$	0.286±0.026	0.199±0.097	0.227±0.024	0.244±0.038	0.270±0.067	0.190±0.036
$p=0.7,r=2$	0.312±0.021	0.196±0.038	0.230±0.028	0.254±0.043	0.282±0.062	0.208±0.039
$p=0.7,r=3$	0.319±0.030	0.200±0.031	0.224±0.025	0.283±0.037	0.325±0.040	0.212±0.038

表 4　yeast 数据集上各对比方法在 3 个评价准则上的结果

Table 4　Results of each comparison method on the yeast dataset in terms of 3 evaluation criteria

	FIMAN	LSNRLS	PAMB	PARTICLE-MAP	PARTICLE-VLS	OURS
			Average Precision(↑)			
$p=0.3,r=1$	0.763±0.011	0.755±0.007	0.739±0.014	0.728±0.017	0.711±0.048	0.783±0.028
$p=0.3,r=2$	0.762±0.009	0.755±0.008	0.729±0.020	0.728±0.017	0.711±0.049	0.776±0.082
$p=0.3,r=3$	0.762±0.011	0.755±0.009	0.729±0.018	0.730±0.014	0.709±0.041	0.783±0.013
$p=0.5,r=1$	0.763±0.012	0.755±0.011	0.728±0.026	0.728±0.015	0.710±0.081	0.787±0.009
$p=0.5,r=2$	0.762±0.015	0.755±0.012	0.725±0.017	0.731±0.019	0.716±0.041	0.776±0.028
$p=0.5,r=3$	0.760±0.010	0.755±0.012	0.721±0.020	0.729±0.015	0.712±0.066	0.773±0.065
$p=0.7,r=1$	0.762±0.010	0.754±0.011	0.731±0.022	0.729±0.019	0.719±0.041	0.786±0.007
$p=0.7,r=2$	0.761±0.011	0.754±0.012	0.724±0.025	0.727±0.021	0.712±0.041	0.782±0.008
$p=0.7,r=3$	0.759±0.010	0.754±0.014	0.715±0.018	0.727±0.020	0.720±0.038	0.780±0.008
			AUC(↑)			
$p=0.3,r=1$	0.638±0.01	0.839±0.008	0.812±0.013	0.815±0.019	0.803±0.023	0.846±0.021
$p=0.3,r=2$	0.637±0.011	0.837±0.013	0.805±0.013	0.815±0.019	0.805±0.021	0.843±0.042
$p=0.3,r=3$	0.635±0.013	0.838±0.009	0.804±0.014	0.817±0.018	0.804±0.025	0.846±0.013
$p=0.5,r=1$	0.637±0.016	0.837±0.012	0.808±0.013	0.816±0.017	0.806±0.032	0.848±0.014
$p=0.5,r=2$	0.636±0.005	0.837±0.008	0.804±0.017	0.817±0.019	0.804±0.020	0.840±0.017
$p=0.5,r=3$	0.633±0.008	0.836±0.011	0.800±0.013	0.816±0.017	0.806±0.033	0.840±0.046
$p=0.7,r=1$	0.636±0.010	0.837±0.012	0.809±0.015	0.816±0.018	0.805±0.025	0.847±0.011
$p=0.7,r=2$	0.635±0.008	0.835±0.012	0.804±0.012	0.816±0.016	0.802±0.027	0.844±0.007
$p=0.7,r=3$	0.633±0.008	0.834±0.011	0.796±0.016	0.816±0.021	0.806±0.027	0.845±0.008
			Ranking Loss(↓)			
$p=0.3,r=1$	0.176±0.008	0.168±0.009	0.190±0.013	0.193±0.018	0.231±0.037	0.156±0.024
$p=0.3,r=2$	0.177±0.012	0.169±0.013	0.198±0.014	0.193±0.017	0.232±0.038	0.161±0.057
$p=0.3,r=3$	0.178±0.009	0.169±0.008	0.199±0.013	0.191±0.017	0.233±0.037	0.156±0.011
$p=0.5,r=1$	0.176±0.010	0.170±0.012	0.195±0.018	0.193±0.017	0.229±0.051	0.153±0.014
$p=0.5,r=2$	0.179±0.009	0.170±0.009	0.200±0.017	0.190±0.017	0.228±0.030	0.163±0.023
$p=0.5,r=3$	0.180±0.011	0.170±0.011	0.205±0.014	0.192±0.016	0.227±0.059	0.164±0.054
$p=0.7,r=1$	0.178±0.008	0.170±0.011	0.193±0.013	0.192±0.016	0.225±0.036	0.154±0.011
$p=0.7,r=2$	0.179±0.008	0.171±0.012	0.199±0.013	0.193±0.015	0.235±0.041	0.158±0.007
$p=0.7,r=3$	0.180±0.011	0.172±0.011	0.207±0.018	0.193±0.020	0.221±0.035	0.158±0.009

3　结论

针对以往多视图偏多标记学习法中提取标记与特征间的关系不足导致标记消歧不充分,影响模型分类性能,本文提出了一种多视图偏多标记分类与标记消歧的联合学习方法 JL-MVPML-LD,通过多视图多核融合克服了多视图数据的异构性,从实例的特征空间与标记空间中学习实例相关性和标记相关性并将其用于分类器训练过程以实现标记消歧与多视图偏多标记分类协同学习. 实验结果验证了本文提出的方法的有效性. 在未来的工作中,我们将考虑提取不同视图中包含的视图特定信息并期望其有助于学习更为精确的实例相关性矩阵,同时将所提出的学习框架拓展到深度学习模型上以期望实现更快且精准的预测.

[参考文献]

[1] ZHANG L,ZHANG Q,ZHANG L,et al. Ensemble manifold regularized sparse low-rank approximation for multiview feature embedding[J]. Pattern recognition,2015,48(10):3102-3112.

[2] XIA T,TAO D,MEI T,et al. Multiview spectral embedding[J]. IEEE transactions on systems,man,and cybernetics,part B (Cybernetics),2010,40(6):1438-1446.

[3] XU C,TAO D,XU C. A survey on multi-view learning[J/OL]. arXiv Preprint arXiv:1304.5634,2013.

[4] ZHANG Y,WU J,CAI Z,et al. Multi-view multi-label learning with sparse feature selection for image annotation[J]. IEEE transactions on multimedia,2020,22(11):2844-2857.

[5] LIU B,LI W,XIAO Y,et al. Multi-view multi-label learning with high-order label correlation[J]. Information sciences,2023,624:165-184.

[6] LI Y,ZHANG J,WU H,et al. Consistent and specific multi-view multi-label learning with correlation information[J]. Information sciences,2025,687:121395.

[7] ZHAO D,GAO Q,LU Y,et al. Consistency and diversity neural network multi-view multi-label learning[J]. Knowledge-based systems,2021,218:106841.

[8] YANG Y,XI W,ZHOU L,et al. Rebalanced vision-language retrieval considering structure-aware distillation[J]. IEEE transactions on image processing,2024,33:6881-6892.

[9] LYU G,DENG X,WU Y,et al. Beyond shared subspace:A view-specific fusion for multi-view multi-label learning[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2022,36(7):7647-7654.

[10] ZHONG Q,LYU G,YANG Z. Align while fusion:a generalized nonaligned multiview multilabel classification method[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems,2024:1-10.

[11] YANG Y,GUO J,LI G,et al. Alignment efficient image-sentence retrieval considering transferable cross-modal representation learning[J]. Frontiers of computer science,2024,18(1):181335.

[12] LIU C,WEN J,LUO X,et al. Incomplete Multi-View Multi-Label Learning via Label-Guided Masked View and Category-Aware Transformers[C]//The Thirty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence(AAAI-23),2023:8816-8824.

[13] HAO P,LIU K,GAO W. Anchor-guided global view reconstruction for multi-view multi-label feature selection[J]. Information sciences,2024,679:121124.

[14] LYU G,YANG Z,DENG X,et al. L-VSM:Label-driven view-specific fusion for multiview multilabel classification[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems,2024.

[15] YANG Y,BAO R,GUO W,et al. Deep visual-linguistic fusion network considering cross-modal inconsistency for rumor detection[J]. Science china information sciences,2023,66(12):222102.

[16] 柴变芳,李政,赵晓鹏,等. 基于泛化图卷积神经网络的深度文档聚类模型[J]. 南京师大学报(自然科学版),2024,(1):82-90.

[17] TAN X,ZHAO C,LIU C,et al. A two-stage information extraction network for incomplete multi-view multi-label classification[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2024,38(14):15249-15257.

[18] LIU C,WEN J,LIU Y,et al. Masked two-channel decoupling framework for incomplete multi-view weak multi-label learning[J]. Advances in neural information processing systems,2023,36:32387-32400.

[19] WEN J,LIU C,DENG S,et al. Deep double incomplete multi-view multi-label learning with incomplete labels and missing views[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems,2023,35(8):11396-11408.

[20] LI A,FENG C,XU S,et al. Graph t-SNE multi-view autoencoder for joint clustering and completion of incomplete multi-view data[J]. Knowledge-based systems,2024,284:111324.

[21] WU J H,WU X,CHEN Q G,et al. Feature-induced manifold disambiguation for multi-view partial multi-label learning[C]// Proceedings of the 26th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining,2020:557-565.

[22] 孙林,施恩惠,司珊珊,等. 基于 AP 聚类和互信息的弱标记特征选择方法[J]. 南京师大学报(自然科学版),2022,45(3):108-115.

[23] LIU X,SUN L,FENG S. Incomplete multi-view partial multi-label learning[J]. Applied intelligence,2022,52(3):3289-3302.

[24] WANG Z,XU Y. A two-stage multi-view partial multi-label learning for enhanced disambiguation[J]. Knowledge-based systems,2024,293:111680.

(下转第 90 页)

communications magazine,2017,55(2):56-61.
[5] KIM K,KIM J,CHOI J,et al. Depth camera-based 3D hand gesture controls with immersive tactile feedback for natural mid-air gesture interactions[J]. Sensors,2015,15(1):1022-1034.
[6] SONG W,LU Z,LI J,et al. Hand gesture detection and tracking methods based on background subtraction[J]. Lecture notes in electrical engineering,2014,309:485-490.
[7] CHEN Q,GEORGANAS N D,PETRIU E M. Hand gesture recognition using haar-like features and a stochastic context-free grammar[J]. Instrumentation and measurement,2008,57(8):1562-1571.
[8] SHERLY L A,JAYA T. An efficient indoor scene character recognition using Bayesian interactive search algorithm-based adaboost-CNN classifier[J]. Neural computing and applications,2021,33(22):15345-56.
[9] WANG J,JIA Z,LAI H,et al. A real time target face tracking algorithm based on saliency detection and Camshift[J]. Multimedia tools and applications,2023,82(28):43599-624.
[10] FANG B. Vehicle rear end collision warning method based on MeanShift and Kalman filter tracking[J]. International journal of vehicle design,2024,95(1):1-21.
[11] ALI A,GHOSH A,CHAUDHURI S S. Real-time tracking of moving objects through efficient scale space adaptation and normalized correlation filtering[J]. Signal,image and video processing,2024,18(1):679-89.
[12] 邬忠萍,刘新厂,郝宗波. 基于并行 CNN 和识别策略优化的车牌识别方法研究[J]. 南京师大学报(自然科学版),2023,46(3):98-104.
[13] 鲁东生,龙华. 一种基于谱图 SIFT 的同源频谱监测数据判定方法[J]. 计算机科学,2024,51(S1):777-783.
[14] PIRAN Z,NITZAN M. SiFT:uncovering hidden biological processes by probabilistic filtering of single-cell data[J]. Nature communications,2024,15(1):760-772.
[15] ZHANG Y,ZHU D,WANG Y L. Improved fast feature matching method of SIFT[J]. Control and automation pubilcation group,2008,24(11):220-222.
[16] 王锟,宋永红,郑斐,等. 基于卷积神经网络的嵌入式手势检测算法[J]. 计算机工程与应用,2019,55(4):137-141,178.
[17] 姬晓飞,张旭,李俊鹏. 基于多域卷积神经网络跟踪的动态手势识别[J]. 沈阳航空航天大学学报,2021,38(5):51-57.
[18] 陈威. 一种基于光流的动态手势识别方法[J]. 哈尔滨师范大学自然科学学报,2015,31(6):81-86.

[责任编辑:陆炳新]

(上接第 82 页)

[25] LIU B Q,JIA B B,ZHANG M L. Towards enabling binary decomposition for partial multi-label learning[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,2023,45(11):13203-13217.
[26] ZHANG M L,FANG J P. Partial multi-label learning via credible label elicitation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,2020,43(10):3587-3599.
[27] ZOU Y,HU X,LI P,et al. Learning shared and non-redundant label-specific features for partial multi-label classification[J]. Information sciences,2024,656:119917.
[28] CHEN Z S,WU X,CHEN Q G,et al. Multi-view partial multi-label learning with graph-based disambiguation[C]// Proceedings of the AAAI Conference on artificial intelligence,2020,34(4):3553-3560.
[29] XU N,WU Y D,QIAO C,et al. Multi-view partial multi-label learning via graph-fusion-based label enhancement[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering,2022,35(11):11656-11667.
[30] YUAN J,LIU W,GU Z,et al. A unified framework for graph-based multi-view partial multi-label learning[J]. IEEE access,2023,11:49205-49215.
[31] 耿新,徐宁. 标记分布学习与标记增强[J]. 中国科学:信息科学,2018(5):5.

[责任编辑:陆炳新]