智能系统学报
CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

基于动态阈值和差异性检验的自训练算法

吕佳, 邱鸿波, 肖锋

引用本文:
吕佳, 邱鸿波, 肖锋. 基于动态阈值和差异性检验的自训练算法[J]. 智能系统学报, 2024, 19(4): 839-852.
LYU Jia, QIU Hongbo, XIAO Feng. Self-training algorithm based on dynamic threshold and difference test[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2024, 19(4): 839-852.

在线阅读 View online: https://dx.doi.org/10.11992/tis.202306047

DOI: 10.11992/tis.202306047
网络出版地址: https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20231123.1353.004

基于动态阈值和差异性检验的自训练算法

吕佳[1,2], 邱鸿波[1,2], 肖锋[1,2]
（1. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 401331; 2. 重庆市数字农业服务工程技术研究中心, 重庆 401331）

摘　要: 针对自训练算法在迭代训练分类器的过程中存在难以有效选取高置信度样本以及误标记样本错误累积的问题, 本文提出了基于动态阈值和差异性检验的自训练算法。引入样本的局部离群因子, 据此剔除有标签样本中的离群点以及分类标注无标签样本, 依据标注分批次处理无标签样本, 以使模型更易选取到高置信度的无标签样本; 根据新增伪标签样本的数量和对比隶属度的变化, 设计一种动态隶属度阈值函数, 提升高置信度样本的质量; 定义密集距离度量样本间的差异性, 分别计算伪标签样本与同类和不同类样本之间的密集距离之和, 从而找出不确定度高的伪标签样本, 并将此类样本并入下轮训练的无标签样本集中, 缓解误标记样本错误累积的问题。实验结果表明, 该算法在 12 个 UCI 基准数据集上均取得理想效果。

关键词: 自训练算法; 误标记样本; 高置信度样本; 动态阈值; 差异性检验; 局部离群因子; 对比隶属度; 密集距离
中图分类号: TP181　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1673−4785(2024)04−0839−14

中文引用格式: 吕佳, 邱鸿波, 肖锋. 基于动态阈值和差异性检验的自训练算法 [J]. 智能系统学报, 2024, 19(4): 839–852.
英文引用格式: LYU Jia, QIU Hongbo, XIAO Feng. Self-training algorithm based on dynamic threshold and difference test[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2024, 19(4): 839–852.

Self-training algorithm based on dynamic threshold and difference test

LYU Jia[1,2], QIU Hongbo[1,2], XIAO Feng[1,2]
(1. College of Computer and Information Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China; 2. Chongqing Digital Agriculture Service Engineering Technology Research Center, Chongqing 401331, China)

Abstract: In the process of iterative training of the classifier by a self-training algorithm, it is difficult to effectively select high-confidence samples and there exists mislabeled samples error accumulation. To address the above issues, this paper proposes a self-training algorithm based on dynamic threshold and difference test. The local outlier factor of the sample is introduced to remove the outliers from the labeled samples, classify and label the unlabeled samples. The unlabeled samples are subsequently fed into the model in batches based on the assigned mark, allowing the model to more easily select high-confidence unlabeled samples. Further, a dynamic membership threshold function is designed based on the changes in the number of newly added pseudo-labeled samples and the contrast membership. This function aims to improve the quality of high-confidence samples. Finally, the dense distance is defined to measure the difference between samples. The sum of dense distances between pseudo-labeled samples and samples of the same class and different classes is calculated separately to find the pseudo-labeled samples with high uncertainty, and incorporate these samples into the unlabeled samples set of the next round of training, which alleviates error accumulation of mislabeled samples. The experimental results demonstrate effectiveness of this algorithm on 12 benchmark UCI datasets.

Keywords: self-training algorithm; mislabeled samples; high-confidence samples; dynamic threshold; difference test; local outlier factor; contrast membership; dense distance

有监督学习依赖大量有标签样本才能训练出有效的分类器, 但在自然语言处理[1]、医疗诊断图片分类[2]和文本分类[3]等实际应用场景中, 获取有标签样本往往代价高昂, 而获取无标签样本相对容易。在此背景下, 半监督学习 (semi-supervised learning, SSL)[4]因其能在少量有标签样本的监督下, 利用大量无标签样本信息从而学习出性能较

收稿日期: 2023−06−26.　**网络出版日期:** 2023−11−24.
基金项目: 国家自然科学基金重大项目（11991024）; 重庆市教委“成渝地区双城经济圈建设”科技创新项目（KJCX2020024）; 重庆市高校创新研究群体资助项目（CXQT20015）.
通信作者: 吕佳. E-mail: lvjia@cqnu.edu.cn.

优的模型，得到了学者们的广泛关注。SSL 研究中常用的算法[5-6]有基于一致性正则化 (consistency regularization, CR)[7-8]算法、基于标签传播算法 (label propagation algorithm, LPA)[9-10]以及自训练 (self-training, ST)[11-13]算法等。CR 是对样本做一定的扰动希望模型预测一致，不依赖于伪标签，可以有效减少错误累积，但需要额外的计算开销，且对数据分布的假设要求较高。LPA 通过在图上传播已标记节点的标签来对无标记节点进行标签预测，能充分利用数据间的关系信息，但对图的构建和选择敏感。ST 算法首先使用少量有标签样本训练初始分类器，随后利用分类器从无标签样本中选取高置信度样本并赋予伪标签来扩充有标签样本集，再用扩充后的有标签样本集训练分类器，重复此过程直至满足迭代训练的终止条件。ST 算法简单高效且适用性广，但 ST 算法仍面临如何有效选取高置信度样本和缓解错误累积的挑战[14]。

为了解决分类器难以有效地选取高置信度样本的问题。Wang 等[15]提出自适应阈值的半监督学习，根据模型学习状态自适应调整置信度阈值，引入自适应类公平正则化惩罚，更有效地选取高置信度样本。Park 等[16]提出一种自训练的知识蒸馏框架用于胸部 X 光片诊断，采用知识蒸馏的方法将教师模型的知识传递给学生模型，能更有效选取高置信度样本，提高模型性能。基于知识蒸馏的 ST 算法在训练方式、知识传递方式不同于其他 ST 算法，需要引入额外的计算开销，且受限于教师模型的稳定性，可能会导致错误的知识传递，从而降低学生模型的性能。Gan 等[17]提出在自训练迭代过程中嵌入半监督模糊 C 均值聚类算法 (self-training semi-supervised fuzzy C-means algorithm, STSFCM)，将类簇隶属度大于设定阈值的样本作为高置信度样本，使用模糊 C 均值聚类算法发现数据的空间结构，可以更快地找到高置信度样本，但在非凸数据集上效果不佳。Wu 等[18]提出一种密度峰值自训练算法 (self-training semi-supervised classification based on density peaks of data, STDP)，使用密度峰值聚类来发现样本的空间结构，并对无标签样本进行标记，依据标记分批次输入模型，使得模型更易于选取高置信度样本，但未考虑误标记样本累积的问题。

针对训练过程中误标记样本累积的问题，Zou 等[19]提出一种置信度正则化的自训练框架，利用软标签和模型平滑的思想，降低错误伪标签对模型的影响。Mukherjee 等[20]提出一种基于不确定性感知的少量有标签的文本分类自训练算法，采用贝叶斯不一致主动学习找出不确定性高的伪标签样本，避免错误累积。Wei 等[21]提出基于密度峰值与割边权重统计的自训练算法 (self-training method with density peaks and cut edge weight statistic, STDPCEWS)，使用割边权重作为样本的统计量进行假设检验，选出未被正确标记的样本，有效地找到错误标记样本。吕佳等[22]提出结合密度峰值和改进的自然邻居的自训练算法 (self-training method based on density peaks and improved natural neighbor, STDPINN)，使用加权自然邻居噪声过滤器找出高不确定性的标记样本，由人工赋予标签，能为错误标记样本赋予正确标签。Li 等[23]提出基于密度峰值的全局自适应多局部噪声过滤器的自训练算法 (self-training algorithm based on density peaks combining globally adaptive multi-local noise filter, STDPMLM)，采用全局自适应多局部噪声滤波器找到误标记样本，充分考虑每个类簇中空间分布的影响，能有效找出错误标记样本。然而上述的 ST 算法仍难以有效应对以下问题：1) 初始训练样本中存在离群点，导致分类器预测能力降低。初始分类器性能较弱，难以选取到高置信度样本。2) 隶属度阈值大多依赖于手工选取，而过高阈值导致选取过少的伪标签样本，忽略了大量置信度低于阈值但分类正确的样本。反之，过低阈值导致模型容易选取分类错误的伪标签样本，误导分类器学习。现有的动态阈值方法均采用深度学习技术，导致较高的计算量负担。3) 当有标签样本位于低密度区域时，其附近的无标签样本容易被误分类，使得模型分类边界往高密度区域移动，造成样本的错误分类。

为了解决上述问题，本文提出基于动态阈值和差异性检验的自训练算法 (self-training algorithm based on dynamic threshold and difference test, STDTDT)。STDTDT 算法具体创新如下：

1) 利用局部离群因子剔除有标签样本中的离群点以及分类标注无标签样本，依据标注分批次处理无标签样本，使分类器能选取到高置信度的无标签样本。

2) 设计一个动态隶属度阈值的分段函数，提高分类器选取高置信度样本的质量，同时避免阈值过高导致选取样本数量过少。

3) 提出一种伪标签差异性检验方法，使得分类边界尽可能位于低密度区域，缓解了伪标签错误传播造成的错误累积。

1　自训练算法的理论基础

1.1　ST 算法

ST 算法通过从无标签样本中选取高置信度的样本并赋予伪标签来扩充有标签样本集。其算法的伪代码如下:

输入　L、U;

输出　H。

1) 利用 L 训练 H;

2) While U 不为空 do

3) 使用 H 从 U 中选则高置信度样本 S;

4) H 赋予 S 伪标签, 使用 S 扩充 L;

5) 删除 U 中的 S;

6) 利用扩充后的 L 训练 H;

7) End while

1.2　全局密度和局部密度

全局密度反映的是样本在整体样本的密度信息, 而局部密度反映的是样本与邻近样本的相对密度信息。计算全局密度和局部密度的步骤如下:

1) 计算样本 x_i 与样本 x_j 之间的距离:

$$d(x_i,x_j)=\|x_i-x_j\|_2$$

2) 找到样本 x_i 的 $N_k(x_i)$, $N_k(x_i)$ 集合中不包括样本 x_i, 其中, $|N_k(x_i)|=K$。

3) 计算样本 x_i 的全局密度 $g(x_i)$:

$$g_k(x_i)=1\Big/\left(\sum_{x_j\in N_k(x_i)}\|x_i-x_j\|_2/|N_k(x_i)|\right)$$

4) 计算样本 x_i 的局部密度 $l(x_i)$:

$$l_k(x_i)=(|N_k(x_i)|\cdot g_k(x_i))\Big/\sum_{x_j\in N_k(x_i)}g_k(x_j)$$

局部密度越大, 样本的密集程度越高。

1.3　对比隶属度

隶属度表示样本属于模糊集合的程度, 隶属度越大, 代表属于此类集合的程度越高。

隶属度定义为

$$P_{ij}=\frac{P(C_j|x_i;\phi)}{\sum_{s=1}^{c}P(C_s|x_i;\phi)}\left(\sum_{s=1}^{c}P(C_s|x_i;\phi)=1\right)$$

式中: $i\in\{1,2,\cdots,m\}$, $j\in\{1,2,\cdots,c\}$, $P(C_j|x_i;\phi)$ 为样本 x_i 属于类别 $C_k(k=1,2,\cdots,c)$ 的概率, ϕ 为隶属度函数, m 是为无标签样本总数, c 为样本类别个数。当 c 较大时, 存在样本 x_i 分属于每个类别的隶属度都较小, 相互间差值范围较小, 难以有效选取高置信度样本。由此, 受对比思想启发, 提出对比隶属度为

$$N_{ij}=\max(P(C_j|x_i;\phi))/\max(P(C_{j'}|x_i;\phi))$$

式中 $j'\in\{1,2,\cdots,c|j'\neq j\}$, 对比隶属度值越大, 样本归属于此类集合程度越高。本文将对比隶属度大于隶属度阈值的无标签样本称为高置信度样本。

2　本文算法的结构与伪代码

2.1　样本的剔除与划分

由于 ST 算法中有标签样本可能存在离群点, 其附近的点容易被误标记[24-25], 导致伪标签错误传播, 造成错误累积, 从而降低分类器性能。局部离群因子算法[26] 的鲁棒性强和适用性广, 因此通过计算局部离群因子来检测样本中的离群点。为了解决局部离群因子算法计算成本较高的问题, 本文使用样本局部密度的倒数作为局部离群因子, 样本 x_i 的局部离群因子 $\tau(x_i)$ 为

$$\tau(x_i)=1/l_k(x_i)$$

局部离群因子的值越大, 样本离群程度越高, 离群程度越高的有标签样本越容易产生误标记样本。剔除有标签样本中局部离群因子较大的样本, 将有助于提高有标签样本质量。

由于 ST 算法中初始有标签样本数量较少, 训练的初始分类器性能较弱, 导致挑选高置信度样本困难[27]。因此, 依据局部离群因子对无标签样本进行分类标注, 根据标注顺序分批次输入训练模型。依据局部离群因子把无标签样本划分为 3 类:

1) 高密度区域的密集样本, 局部离群因子在 (0:1] 的点, 密集样本的全局密度大于周边样本的平均全局密度。

2) 低密度区域的边界样本, 局部离群因子在 $(1:\tau_{\text{avg}}+3]$ 的点, 边界样本的全局密度小于周边样本的平均全局密度。其中, τ_{avg} 是训练样本的局部离群因子的平均值。

3) 边缘区域的离群样本, 局部离群因子在 $(\tau_{\text{avg}}+3:\infty]$ 的点, 离群样本的全局密度远小于周边样本的平均全局密度。

通过剔除边缘区域的离群样本, 提高无标签样本的质量。根据局部离群因子的值对无标签样本从小到大依次标注, 依据标注大小分批次输入模型, 优先输入易于分类的高密度区域的密集样本, 后输入低密度区域的边界样本, 使得分类器能选取高置信度的无标签样本。

2.2　动态隶属度阈值函数

ST 算法设置固定值作为隶属度阈值, 算法无法有效区分高置信度样本[28-29]。然而, 已有的动态阈值方法会引起较大的计算负担。因此, 本文设计一种简易且高效的动态隶属度阈值函数, 该阈值应随着分类器性能的提升而逐渐增大。分类

器性能与新增的有标签样本数量和质量有关，有标签样本数量越多、质量越好则分类器性能越强[30-31]。此外考虑到隶属度阈值过高会导致选取高置信度样本过少的问题，通过设计分段函数来进一步调整阈值，在选取高置信度样本数量为0时，降低阈值。综上，设计动态隶属度阈值函数的过程如下：

1) 计算第 i 次迭代与第 $i-1$ 次迭代中有标签样本增加的数量之比：

$$r_i = N_i / N_{i-1}$$

式中 N_i 为训练过程中第 i 次迭代增加的有标签样本数量。r_i 值越大，代表分类器第 i 次迭代相比第 $i-1$ 次迭代选取的高置信度样本更多，分类器性能更强。

2) 计算分类器第 i 次迭代选取的高置信度样本的对比隶属度的平均值与第 $i-1$ 次选取的高置信度样本的对比隶属度的平均值之比：

$$t_i = P_i / P_{i-1}$$

式中 P_i 为分类器第 i 次迭代选取的高置信度样本的对比隶属度的平均值，平均值越大代表选取的高置信度样本质量越好。t_i 值越大，代表分类器第 i 次选取的高置信度样本比第 $i-1$ 次选取的高置信度样本的质量越好。

3) 计算第 i 次迭代与第 $i-1$ 次迭代中选取高置信度样本数量、对比隶属度的平均值和有标签样本数量的比值：

$$R_i = r_i \cdot t_i \cdot \left(\sum_{j=1}^{i} N_j \Big/ \sum_{j=1}^{i-1} N_j \right)$$

R_i 值越大代表第 i 次迭代比第 $i-1$ 次迭代时分类器性能更强。

4) 设计动态隶属度阈值分段函数 T。

当 $i \leqslant 2$ 时：

$$T_i = T_0$$

当 $i > 2$ 且第 $i-1$ 次迭代分类器选取的高置信度样本不为零时：

$$T_i = \max\{T_{i-1} \cdot \log_2(R_{i-1}+1), T_0\}$$

当 $i > 2$ 且第 $i-1$ 次迭代分类器选取的高置信度样本为零时：

$$T_i = \max\{T_{i-1} \cdot \log_2(R_{i-1}+1) - 1, T_0\}$$

通过设置动态隶属度阈值函数，致使 T_i 的值不低于 T_0，避免由于阈值过低使得分类器选取到较多错误的伪标签样本，从而提高选取高置信度样本的质量。同时，通过设计分段函数，当出现阈值过高导致分类器无法选取高置信度样本，降低 max 函数中 $T_{i-1} \cdot \log_2(R_{i-1}+1)$ 的值，避免阈值过高导致选取高置信度样本过少的问题。

2.3　伪标签差异性检验

在 STDTDT 算法中无标签样本是依据局部离群因子从小到大分批次输入模型。优先输入无标签样本中的密集样本，密集样本依据最近的 k 个有标签样本判断其类别，然而这种方法可能会导致密集样本被误标记，导致伪标签错误传播，最终使得分类边界位于高密度区域。如图 1(a) 所示，部分高密度区域的第 2 类无标签样本更靠近低密度区域的第 1 类的有标签样本。随着模型迭代训练，部分高密度区域的第 2 类无标签样本被误标记，形成错误的伪标签样本，如图 1(b) 中红色样本所示。随着模型迭代次数增加，红色样本使得附近更多无标签样本被误标记，导致误标记样本的错误累积，如图 1(c) 所示。随着模型训练完成，误标记样本的错误累积使得分类边界穿过高密度区域，如图 1(d) 所示。

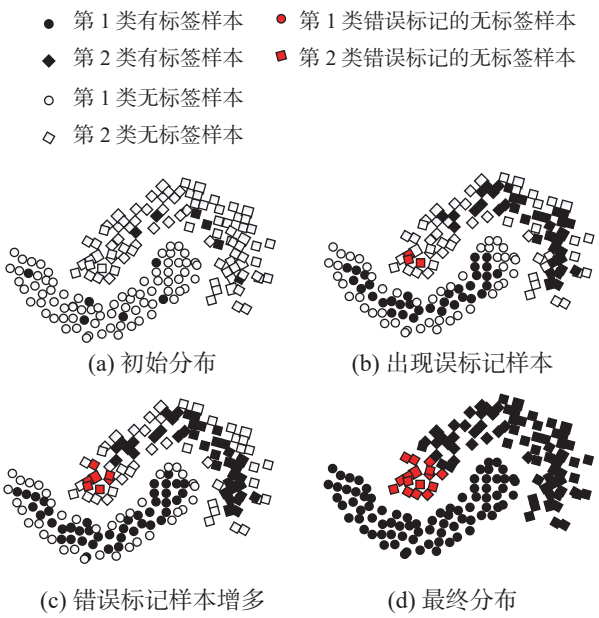


图 1　样本误标记示意

Fig. 1　Diagram of samples mislabeling

针对上述问题，受到插值一致性[32]与无标签样本是不平等[33]启发，本文提出了一种伪标签差异性检验的方法。插值一致性鼓励样本之间的插值样本在预测上保持一致，使得分类边界位于到低密度区域。分类边界位于低密度区域，可以促使分类边界尽可能往低密度区域移动，避免分类边界往高密度区域移动。而分类边界的移动易受伪标签样本的影响，伪标签样本基于最近的 k 个有标签样本判断其类别。本文使用局部离群因子划分高密度区域和低密度区域。假设与伪标签样本最近且同类别的 k 个有标签样本的平均局部离群因子大于最近且不同类别的 k 个有标签样本的平均局部离群因子，伪标签样本将推动分类边界

往高密度区域移动。同时为避免分类边界需要穿过高密度区域到达低密度区域, 将推动分类边界往高密度区域移动的伪标签样本剔除类别, 放入下轮迭代的无标签样本中。因此, 伪标签差异性检验的具体过程如下:

1) 定义(密集距离)样本 x_i、x_j 之间的密集距离为

$$v_{ij}=\tau_i\tau_j\|x_i-x_j\|_2$$

式中τ_i、τ_j 分别是样本 x_i、x_j 的局部离群因子。

2) 分别计算伪标签样本x_i'与 $N_L(x_i')$、$N_U(x_i')$ 中样本的密集距离之和:

$$V_L(x_i')=\sum_{x_p\in N_L(x_i')}v_{ip}$$

$$V_U(x_i')=\sum_{x_q\in N_U(x_i')}v_{iq}$$

式中: $N_L(x_i')$ 是与x_i'相距最近且同类别的 K 个样本集合, $N_U(x_i')$ 是与x_i'相距最近且不同类别的 K 个样本集合。

3) 计算伪标签样本x_i'的不确定度:

$$P(x_i')=LV_k(x_i')/UV_k(x_i')$$

式中 $P(x_i')$ 越大代表伪标签样本x_i'的不确定度越高, 越容易被误标记。

4) 选出不确定度大于 1 的伪标签样本, 剔除类别, 并入下轮迭代的无标签样本中。其中, 当伪标签样本x_i'的不确定度大于 1 时, $N_L(x_i')$ 中样本的平均局部离群因子大于 $N_U(x_i')$ 中样本的平均局部离群因子。

伪标签样本x_i'的 $V_L(x_i')$、$V_U(x_i')$ 为

$$V_L(x_i')=\tau_i\sum_{x_p\in N_L(x_i')}\tau_p\|x'_i-x_p\|_2$$

$$V_U(x_i')=\tau_i\sum_{x_q\in N_U(x_i')}\tau_q\|x'_i-x_q\|_2$$

由于伪标签样本x_i'与 $N_L(x_i')$ 中的样本具有相同的类别可得:

$$\sum_{x_p\in N_L(x_i')}\|x'_i-x_p\|_2<\sum_{x_q\in N_U(x_i')}\|x'_i-x_q\|_2 \tag{1}$$

由于x_i'不确定度大于 1, 所以 $V_L(x_1')$ 大于 $V_U(x_i')$ 可得:

$$\sum_{x_p\in N_L(x_i')}\tau_p\|x'_i-x_p\|_2>\sum_{x_q\in N_U(x_i')}\tau_q\|x'_i-x_q\|_2 \tag{2}$$

由拉格朗日中值定理, 对于函数 $f(x)$, 一定存在一个或多个点 $c\in[a,b]$, 得到:

$$\int_a^b f(x)\mathrm{d}x=f(c)\cdot(b-a)$$

式中: $f(c)$ 为 $f(x)$ 在区间 $[a,b]$ 上的均值, 若 $a=\min(\tau_p)$, $b=\max(\tau_p)$, $x_p\in N_L(x_i')$, 当 K 取值较大时, 存在 $x_c\in N_L(x_i')$ 满足:

$$\sum_{x_p\in N_L(x_i')}\tau_p\|x'_i-x_p\|_2\approx\tau_c\sum_{x_p\in N_L(x_i')}\|x'_i-x_p\|_2$$

同理可得存在 $x_d\in N_U(x_i')$ 满足:

$$\sum_{x_q\in N_U(x_i')}\tau_q\|x'_i-x_q\|_2\approx\tau_d\sum_{x_q\in N_U(x_i')}\|x'_i-x_q\|_2$$

由式 (1)、(2) 可得:

$$\tau_c>\tau_d$$

由于τ_c、τ_d 分别代表 $N_L(x_i')$、$N_U(x_i')$ 中样本的平均局部离群因子, $V_L(x_i')$ 值比 $V_U(x_i')$ 越大, $N_U(x_i')$ 中的样本更可能位于低密度区域, 伪标签样本x_i'的类别就越可能出现图 1 所示情况, 越容易被误标记, 并造成误标记样本的错误累积。

2.4　STDTDT 算法

STDTDT 算法的伪代码如下:

输入　L、U;

输出　H。

1) 计算 L 与 U 的局部离群因子, 并依照局部离群剔除掉 L 和 U 中的离群点, 后对 U 进行分类标注;

2) 利用 L 训练 H;

3) While $U\neq\varnothing$或 U 连续 3 次相同 do

4) 从 U 中取标注最小前 m/10 个样本存入U';

5) 使用 H 从U'中选出高置信度样本 S, 并赋予其伪标签, 使用动态阈值函数更新阈值;

6) S 进行伪标签差异性检验, 找出不确定度大于 1 的高置信度样本S';

7) $L\leftarrow L+S-S'$, $U\leftarrow U-S+S'$, $U'\leftarrow S'$;

8) 用扩充后的 L 训练 H;

9) End while

3　实验结果与分析

3.1　实验设置和数据集描述

为了验证本文算法的有效性, 在 12 个基准数据集上进行实验, 实验中配置环境如下: 本文的实验平台均为 windows 10 专业版, CPU 为 AMD Ryzen 7 5700 GB, 显存为 32 GB。12 个数据集均来源于公开的 UCI 数据库, 数据集的详细信息如表 1 所示。数据集 Breast_Cancer_Wisconsin、Wine_Quality_Red、Pima_Indians_Diabetes、Qualitative_Bankruptcy、Indian_Liver_Patient_Dataset 在表格中分别简写为 Breast、Wine_Q_R、Pima、Qualitative、Indian_L_P。选取 9 个相关的 ST 算法进行对比, 分别为编辑自训练算法 (self-training with editing, SETRED)[34]、编辑多标签自训练算法 (multi-label self-training method with editing, ML-STE)[35]、结合密度峰值与最近邻居噪声过滤器的

自训练算法 (self-training method with density peaks and edied nearest neighbor, STDPENN)[36]、结合密度峰值与全近邻噪声过滤器的自训练算法 (self-training method with density peaks and all knn, STDPAKNN)[36]、STSFCM[19]、STDP[20]、STDPCEWS[21]、STDPINN[22]、STDPMLM[23]。各个算法的参数设置如表 2 所示，STDP[10] 已经详细讨论参数 P_a 的设定。

表 1　UCI 数据集描述

Table 1　Description of UCI datasets

数据集	数量	类别数	维度
Breast	699	2	9
Gauss50	2 000	2	50
Liver	345	2	6
Gauss50X	2 000	2	50
Ecoil	336	7	8
German	1 000	2	24
Pima	768	2	8
Qualitative	250	2	6
Segmentation	2 310	7	19
Indian_L_P	583	2	10
Vehicle	846	4	18
Wine_Q_R	1 599	6	11

表 2　参数设置描述

Table 2　Description of the parameter setting

算法	参数
SETRED	k=10
MLSTE	θ=0.1
STFCM	$\varepsilon_1 = 1/c$
STDP	P_a=2, k=3
STDPENN	P_a=2, k=3
STDPAKNN	P_a=2, k=3
STDPCEWS	P_a=2, θ=0.1
STDPINN	P_a=2
STDPMLM	P_a=2, r=k×c
STDTDT	K=15, k=3, T_0=4

3.2　对比实验

为了验证 STDT 算法的性能，本文选取 12 个数据集进行实验。同时为了减少实验误差，本文在每个数据集上采用十折交叉验证。在训练过程中，从训练样本集中随机选取 10% 作为有标签样本集，在每个数据集上运行 50 次，以计算各算法在测试集的分类准确率及伪标签样本集准确率的平均值和标准差。模型在测试集上的实验结果如表 3 与表 4 所示，模型在伪标签样本集上的实验结果如表 5 与表 6 所示。

表 3　不同算法在测试集上分类准确率

Table 3　Classification accuracy of different algorithms on the test sets　%

算法	Breast	Gauss50	Liver	Gauss50X	Ecoil	German
SETRED	96.25±2.16	79.47±4.17	57.67±7.93	87.49±2.62	81.79±6.60	69.24±4.10
MLSTE	73.49±10.98	90.54±1.78	55.67±8.11	91.15±2.07	81.92±5.57	66.32±4.59
STFCM	96.50±1.98	89.02±1.99	58.31±7.97	89.13±1.85	81.14±6.20	68.98±4.24
STDP	95.73±2.22	87.92±2.07	59.93±9.33	89.09±1.78	81.49±6.68	67.8±3.51
STDPENN	96.76±1.89	89.52±1.80	60.11±8.43	90.19±2.06	80.00±6.57	69.18±4.29
STDPAKNN	96.56±1.85	88.45±2.10	59.75±8.28	90.52±2.17	80.42±7.35	68.86±4.15
STDPCEWS	96.16±2.22	87.82±2.21	59.92±8.80	89.18±1.90	81.84±5.81	67.8±3.67
STDPINN	95.39±2.56	88.81±3.38	59.79±3.98	90.78±2.52	80.79±8.43	65.26±5.35
STDPMLM	96.30±2.10	89.61±2.19	62.49±7.30	90.44±1.96	84.12±6.06	67.04±4.78
STDTDT	**97.01±1.83**	**91.02±1.62**	**64.53±8.26**	**91.38±1.89**	**85.02±5.70**	**69.54±4.18**

注：加黑代表最优结果，下同。

表 4　不同算法在测试集上分类准确率

Table 4　Classification accuracy of different algorithms on the test sets　%

算法	Pima	Qualitative	Segmentation	Indian_L_P	Vehicle	Wine_Q_R
SETRED	67.58±6.11	75.60±9.63	80.28±2.68	65.90±5.96	47.97±4.59	47.07±3.74
MLSTE	66.81±5.41	70.72±9.15	76.09±2.78	45.95±8.22	44.81±5.64	25.63±4.81
STFCM	66.23±5.34	73.12±8.81	83.54±2.06	66.52±4.65	50.62±4.99	46.59±3.49
STDP	62.84±7.37	74.00±10.03	84.17±2.40	68.16±5.18	50.47±5.07	46.55±3.62
STDPENN	63.02±5.82	70.64±11.69	82.68±2.34	68.12±5.85	49.37±5.90	47.68±3.54

续表 4

算法	Pima	Qualitative	Segmentation	Indian_L_P	Vehicle	Wine_Q_R
STDPAKNN	65.44±5.76	70.48±11.90	82.96±2.64	68.57±6.57	47.98±5.97	47.11±3.21
STDPCEWS	62.45±7.19	74.96±9.79	83.97±2.34	67.09±5.42	50.54±5.19	46.72±3.61
STDPINN	64.82±6.25	72.64±10.57	84.45±2.61	69.73±6.11	44.05±6.03	47.17±4.09
STDPMLM	71.12±5.02	77.76±3.53	87.28±1.76	66.24±5.48	60.83±4.50	43.58±3.96
STDTDT	**73.55±5.81**	**78.88±8.32**	**88.43±2.24**	**71.59±5.47**	**61.87±5.68**	**50.46±4.06**

表 5　不同算法中伪标签的准确率

Table 5　Accuracy of different algorithms on the pseudo-label sample sets　%

算法	Breast	Gauss50	Liver	Gauss50X	Ecoil	German
SETRED	93.63±0.79	77.64±1.99	57.63±2.95	86.93±1.18	79.37±1.73	68.24±1.07
MLSTE	62.38±8.02	96.04±0.21	47.99±1.76	94.70±0.23	87.73±1.67	67.85±0.98
STFCM	91.18±0.77	88.33±0.48	61.46±2.99	91.15±0.53	81.02±1.69	69.07±0.94
STDP	90.44±1.07	87.51±0.84	61.45±3.14	89.64±0.80	84.68±2.20	68.27±1.31
STDPENN	92.03±0.60	91.58±0.60	61.87±4.46	93.65±0.49	83.30±2.31	69.82±0.85
STDPAKNN	92.45±0.62	91.72±1.09	61.60±4.05	94.14±0.67	86.82±1.87	70.75±0.75
STDPCEWS	93.60±1.40	87.43±1.01	60.86±3.87	89.84±0.87	84.25±2.42	68.42±1.51
STDPINN	90.46±1.89	92.25±16.41	60.37±4.78	91.75±1.20	79.65±3.48	69.83±8.03
STDPMLM	90.44±0.75	91.80±0.71	66.25±2.31	94.14±0.51	85.86±1.80	72.38±1.50
STDTDT	**93.69±1.24**	**96.89±0.37**	**68.18±2.51**	**97.56±0.53**	**88.42±1.39**	**73.35±1.05**

表 6　不同算法中伪标签准确率

Table 6　Accuracy of different algorithms on the pseudo-label sample sets　%

算法	Pima	Qualitative	Segmentation	Indian_L_P	Vehicle	Wine_Q_R
SETRED	65.65±2.48	53.61±5.44	77.75±1.14	65.52±1.73	47.82±1.67	53.07±1.86
MLSTE	65.96±1.30	40.53±5.21	78.41±2.28	54.09±1.66	45.67±2.08	0.89±0.60
STFCM	66.56±2.48	49.96±3.80	81.59±0.71	65.66±1.21	51.05±1.49	51.79±1.07
STDP	61.92±3.94	54.48±5.94	82.98±1.26	67.30±1.61	49.87±2.20	52.07±1.60
STDPENN	63.10±4.30	44.70±7.74	83.61±1.18	68.51±1.68	49.41±2.46	54.48±1.39
STDPAKNN	68.24±3.59	45.57±7.71	86.91±1.07	68.94±1.49	52.38±2.82	55.37±1.36
STDPCEWS	61.68±4.26	55.55±5.69	82.85±1.42	66.79±2.04	49.93±1.86	52.50±1.60
STDPINN	68.59±4.40	62.25±6.41	84.54±2.89	63.77±5.52	48.90±4.92	54.61±5.02
STDPMLM	74.95±1.39	70.35±3.14	85.52±1.39	67.97±1.96	59.10±1.83	50.15±1.28
STDTDT	**76.67±1.87**	**74.23±7.65**	**90.17±0.91**	**72.01±0.82**	**60.52±3.37**	**57.79±1.21**

根据表 3 与表 4 可知, STDTDT 算法在 12 个 UCI 数据集上测试集的分类准确率均高于对比算法。在 Wine_Quality_Red、Indian_Liver_Patient_Dataset、Pima_Indians_Diabetes、Liver 上分别比第 2 名提高了 2.78%、1.86%、2.43%、2.04%。由于上述数据集的样本数量较少, 属于同一类别的样本数量较少, 同时维度较低, 所以局部密度反映的空间信息越准确[37-38], 差异性检验的效果越强, 虽然 Wine_Quality_Red 数据集的样本数量较多, 但同一类别的数量较少, 局部密度也能相对准确地反映样本的空间信息。

根据表 5 与表 6 可得, 在 12 个数据集上, STDTDT 算法伪标签样本的准确率均优于对比的 ST 算法。在 Pima_Indians_Diabetes、Gauss50、Gauss50X、Segmentation 数据集上, 选取伪标签样本的准确率分别比第 2 名提高了 2.43%、4.64%、2.86%、3.26%。STDTDT 算法选取的伪标签样本的准确率高, 相对应的 STDTDT 算法选取的伪标签样本集的质量优于对比算法选取的伪标签样本集。由于 STDTDT 算法考虑有标签样本在训练样本中分布对模型的影响, 使用伪标签差异性检验的方法, 降低位于低密度区域的边界样本产生的误标记样本数量, 同时使用动态阈值, 提高选取高置信度样本的质量, 所以本文算法性能优于对比算法。

3.3　有标签样本比例对分类器性能的影响

为了验证有标签样本占训练样本的比例对STDTDT性能的影响，本文选取STDP、STDPENN、STDPAKNN、STDPCEWS、STDPINN、STDPML-M算法进行对比实验，选取比例为5%~50%的初始有标签样本进行实验。实验结果如图2所示，在12个数据集上分别给出不同比例下这些算法中测试集的分类准确率。

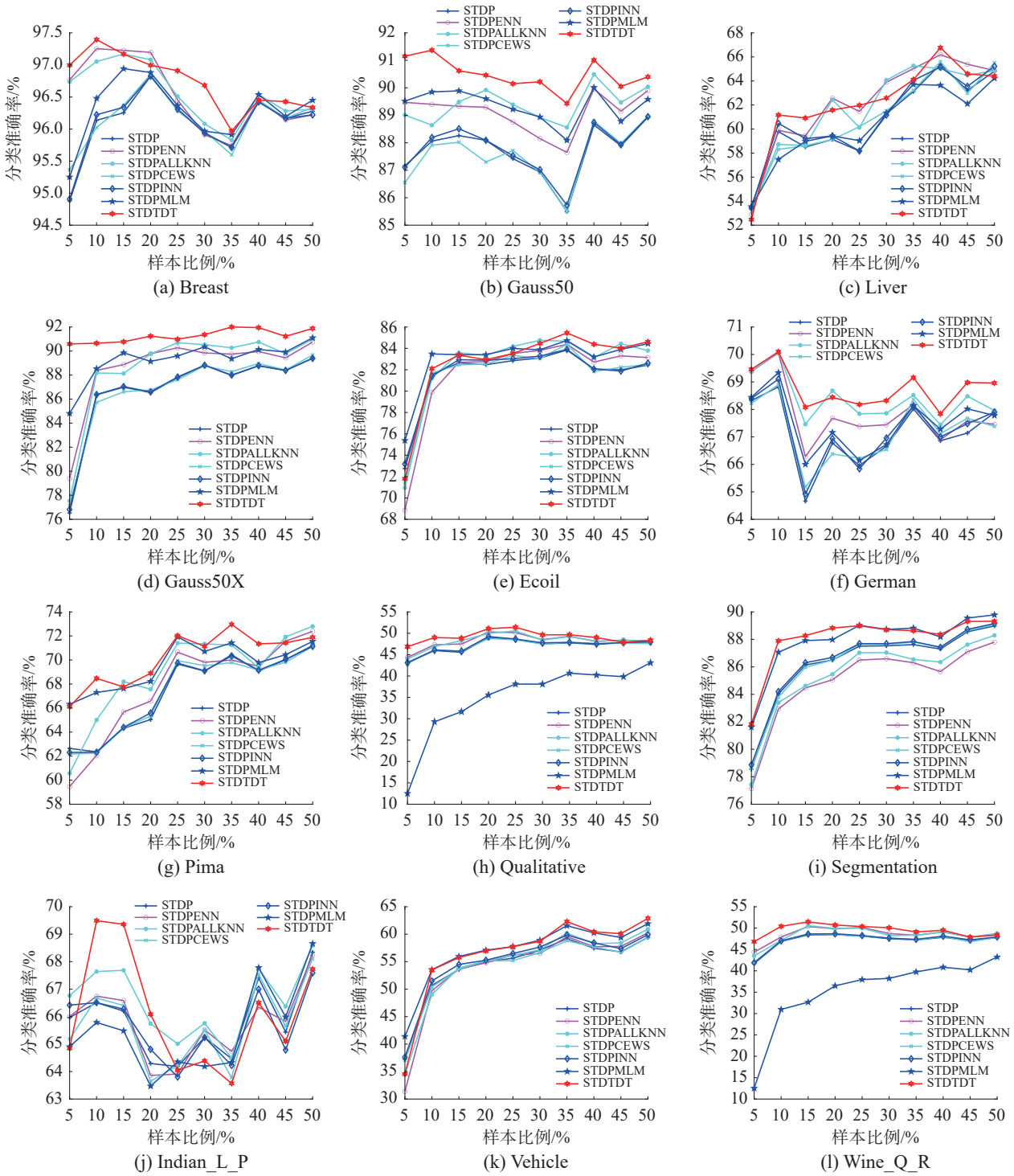


图 2　不同有标签比例与分类准确率的关系曲线

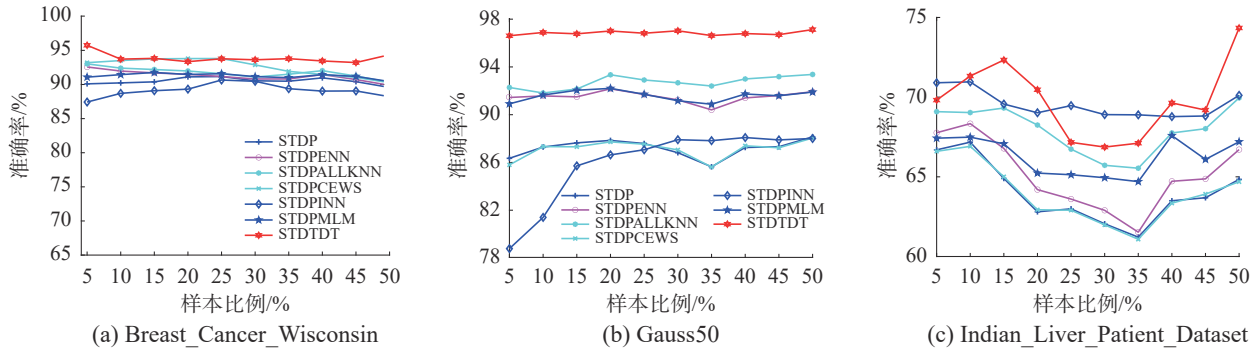
Fig. 2　Graph of the relationship between different label proportions and classification accuracy

由图2可见在Liver、Gauss50X、Ecoil、Pima_Indians_Diabetes、Qualitative_Bankruptcy、Segmentation、Vehicle、Wine_Quality_Red数据集上，随着有标签样本占训练样本比例的增加，测试集的分类准确率明显上升。在Breast_Cancer_Wisconsin、Gauss50、Indian_Liver_Patient_Dataset数据集上，当有标签样本比例小于10%时，随着有标签比例增加，测试集的分类准确率明显增加，当

有标签样本比例大于 15% 时, 随着有标签比例增加, 测试集的分类准确率先下降后上升, 当有标签比例大于 40% 时, 所有算法均取得相近的分类准确率。在 Breast_Cancer_Wisconsin、Gauss50、Indian_Liver_ Patient_Dataset 数据集上, 有标签比例的增加, 反而会降低分类器性能, 可能由于数据维度较高, ST 算法出现距离聚集等问题, 模型效果不佳, 后续通过学习曲线对比实验进一步探究。在 12 个数据集上, STDTDT 算法性能大部分情况都优于对比算法, 这是因为 STDTDT 算法使用动态阈值和伪标签差异性检验, 阈值随着分类器性能变化而改变, 使得分类器能更有效地区分高置信度样本。此外, 伪标签差异性检验能有效找到被误标记的样本, 把误标记样本重新变为无标签样本, 放入下轮训练的无标签样本中, 从而降低误标记样本数量, 提高伪标签样本的质量。

3.4　学习曲线对比实验

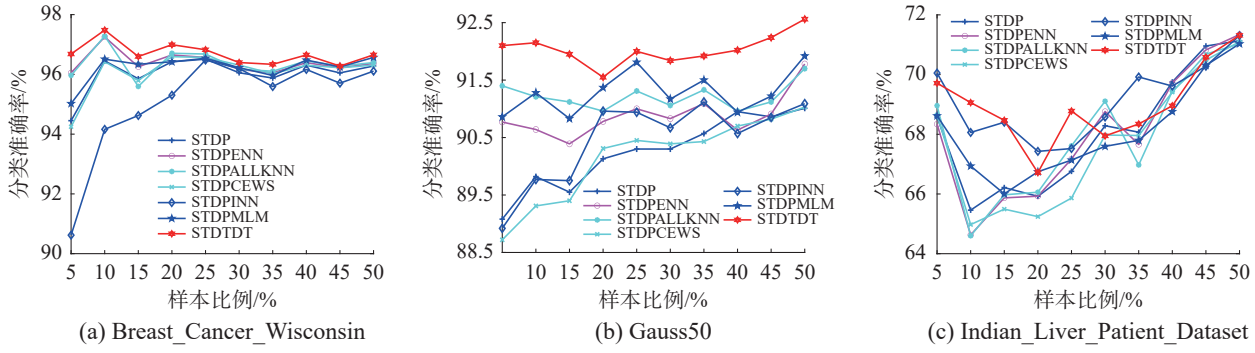
为了进一步探究在 Breast_Cancer_Wisconsin、Gauss50、Indian_Liver_Patient_Dataset 数据集上出现的随着有标签样本比例增加, 导致分类器性能下降的原因。本文选取 STDP、STDPENN、STDPAKNN、STDPCEWS、STDPINN、STDPMLM、STDTDT 算法, 选取比例为 5%~50% 的初始有标签样本进行实验。在 3 个数据集上分别给出不同比例下不同算法选取的伪标签样本集的准确率, 实验结果如图 3 所示。使用主成分分析[39] 分别将 Breast_Cancer_Wisconsin、Gauss50、Indian_Liver_ Patient_Dataset 数据集由原来 9、50、10 维分别降为 5、25、5 维。在降维后的 3 个数据集上分别给出不同比例下算法在测试集上的分类准确率, 实验结果如图 4 所示。通过主成分分析对数据集进行可视化分析, 实验结果如图 5 所示。



(a) Breast_Cancer_Wisconsin　(b) Gauss50　(c) Indian_Liver_Patient_Dataset

图 3　不同有标签比例与伪标签样本集准确率的关系曲线

Fig. 3　Graph of the relationship between different label proportions and pseudo-labeled sample sets accuracy



(a) Breast_Cancer_Wisconsin　(b) Gauss50　(c) Indian_Liver_Patient_Dataset

图 4　降维数据集上有标签比例与分类准确率的关系曲线

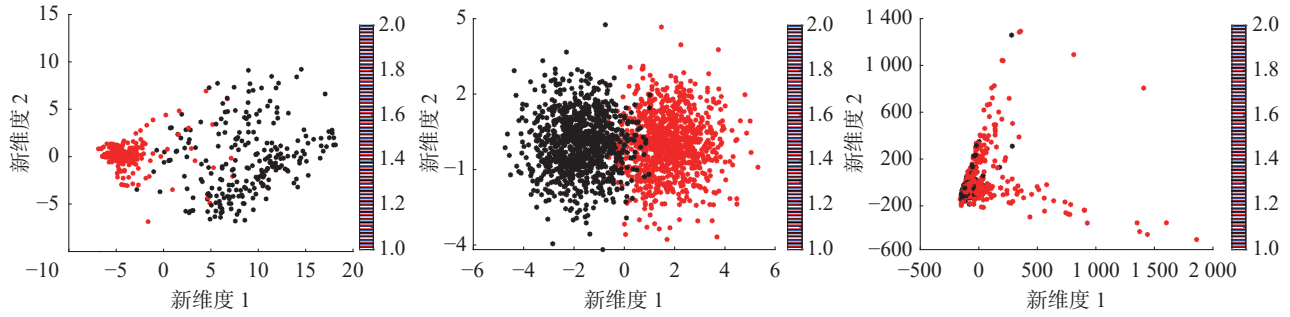
Fig. 4　Graph of the relationship between label proportions and classification accuracy on the reduced-dimension datasets

如图 3 所示, 随着有标签样本比例增加, 分类器在 Indian_Liver_Patient_Dataset 数据集上伪标签样本集的准确率波动较大, 呈现先下降后上升的趋势, 模型在训练数据与测试数据上的表现趋势相同, 并未出现过拟合现象。

如图 4 所示, 在降维前和降维后的数据集上, 随着有标签样本比例的不断增加, 分类器性能在降维后的 Gauss50、Breast_Cancer_Wisconsin 数据集上相对稳定, 性能不断增强。降维前的 Gauss50、Breast_Cancer_Wisconsin 数据集上出现随着有标签比例增加, 分类器性能先下降后上升是受维度的影响。在 Gauss50 数据集上, 随着有标签样本比例增加, 分类器性能反而降低是由于数据维度较高导致。在 Breast_Cancer_Wiscon-

sin 数据集上，由于样本数量较少，难以捕获数据的复杂性，降维后的数据复杂性降低，使得模型更容易发现数据的空间结构。

如图 5 所示，Indian_Liver_Patient_Dataset 与 Breast_Cancer_Wisconsin、Gauss50 数据集中有两种类别，图 5 中黑色和红色分别代表一种类别。相比与 Indian_Liver_Patient_Dataset 数据集，Gauss50 和 Breast_Cancer_Wisconsin 数据集的样本更符合半监督平滑假设和聚类假设，相邻点之间存在相对平滑的标签变化。Breast_Cancer_Wisconsin、Gauss50、Indian_Liver_Patient_Dataset 数据集的类别不平衡比率分别为 1.9、1、2.5。Indian_Liver_Patient_Dataset 相比 Breast_Cancer_Wisconsin 数据集类别更不平衡。



(a) Breast_Cancer_Wisconsin　(b) Gauss50　(c) Indian_Liver_Patient_Dataset

图 5　数据集可视化

Fig. 5　Visualization of the datasets

Indian_Liver_Patient_Dataset 数据集出现随着有标签样本比例的增加分类器性能下降的原因，可能由于类别不平衡、非典型数据分布导致，受本算法的局限性，未来将进一步研究和拓展本项工作[40-43]。

3.5　消融实验

为了分别验证 STDTDT 算法采用局部离群因子剔除部分有标签样本、动态阈值选取高置信度样本、差异性检验缓解错误累积的有效性，本文对 STDTDT 算法和不剔除部分有标签样本的 STDTDT1、使用固定阈值的 STDTDT2、不使用差异性检验的 STDTDT3 算法进行了消融实验。实验中设置与对比实验相同，实验参数如表 3 所示，在各数据集上运行 50 次，计算测试集的平均分类准确率，实验结果如表 7 所示。

表 7　STDTDT 算法的消融实验

Table 7　Ablation experiment of STDTDT algorithm　%

数据集	STDTDT1	STDTDT2	STDTDT3	STDTDT
Breast	97.11±2.50	97.02±2.23	97.13±2.27	97.11±2.50
Gauss50	91.28±1.99	90.99±1.81	91.05±1.81	91.28±1.99
Liver	63.69±7.75	58.63±8.16	58.40±7.86	63.69±7.75
Gauss50X	90.82±2.18	90.48±2.19	90.62±2.01	90.82±2.18
Ecoil	85.07±6.63	81.21±6.79	80.85±6.72	**85.19±6.54**
German	69.14±4.64	69.05±4.95	68.48±4.96	69.14±4.64
Pima	73.63±4.38	70.38±3.99	70.30±3.76	**73.68±4.29**
Qualitative	78.17±2.20	77.28±2.67	77.52±2.37	78.41±2.21
Segmentation	90.75±1.98	88.33±2.43	87.88±2.41	**90.86±1.94**
Indian_L_P	71.51±5.78	71.15±5.94	71.39±6.01	71.51±5.78
Vehicle	60.72±4.57	59.33±4.43	58.15±4.66	**60.89±4.56**
Wine_Q_R	50.91±3.41	48.65±3.43	48.89±3.51	50.91±3.41

由表 7 可知，使用局部离群因子剔除部分有标签样本，在 Ecoil、Pima_Indians_Diabetes、Segmentation、Vehicle 数据集上均有小幅度提升。由于数据集中存在低质量的有标签样本，此类样本的离群程度较高，容易误导模型学习错误的分类边界[30]，从而降低分类器的性能。在其他数据集上 STDTDT 算法与 STDTDT1 算法结果相同，由于有标签样本中离群点的数量为零，导致算法在测

试集上的分类结果相同。使用固定阈值替代动态阈值, 在 12 个数据集上模型性能均小于 STDTDT 算法。由于动态阈值使得阈值随着分类器性能增强而不断增长, 阈值的增长能提高选取的高置信度样本的质量, 同时为防止由于阈值过高导致的选取高置信度样本数量过少, 在每次选取高置信度样本为零时降低阈值。STDTDT3 算法在 12 个数据集上算法结果均小于 STDTDT 算法。由于差异性检验能检测部分误标记样本, 减少错误累积。

3.6　超参数实验

验证计算局部离群因子的近邻个数 K 与动态阈值函数中参数 T 对于实验影响, 实验中选取有标签样本、无标签样本、测试样本比例与对比实验相同。其中, $K\in[2,20]$, $T\in[1,10]$, K 和 $T\in N^+$, 实验结果如图 6 所示。选取 STDTDT 算法在 12 个数据集上的最优效果, 如表 8所示。

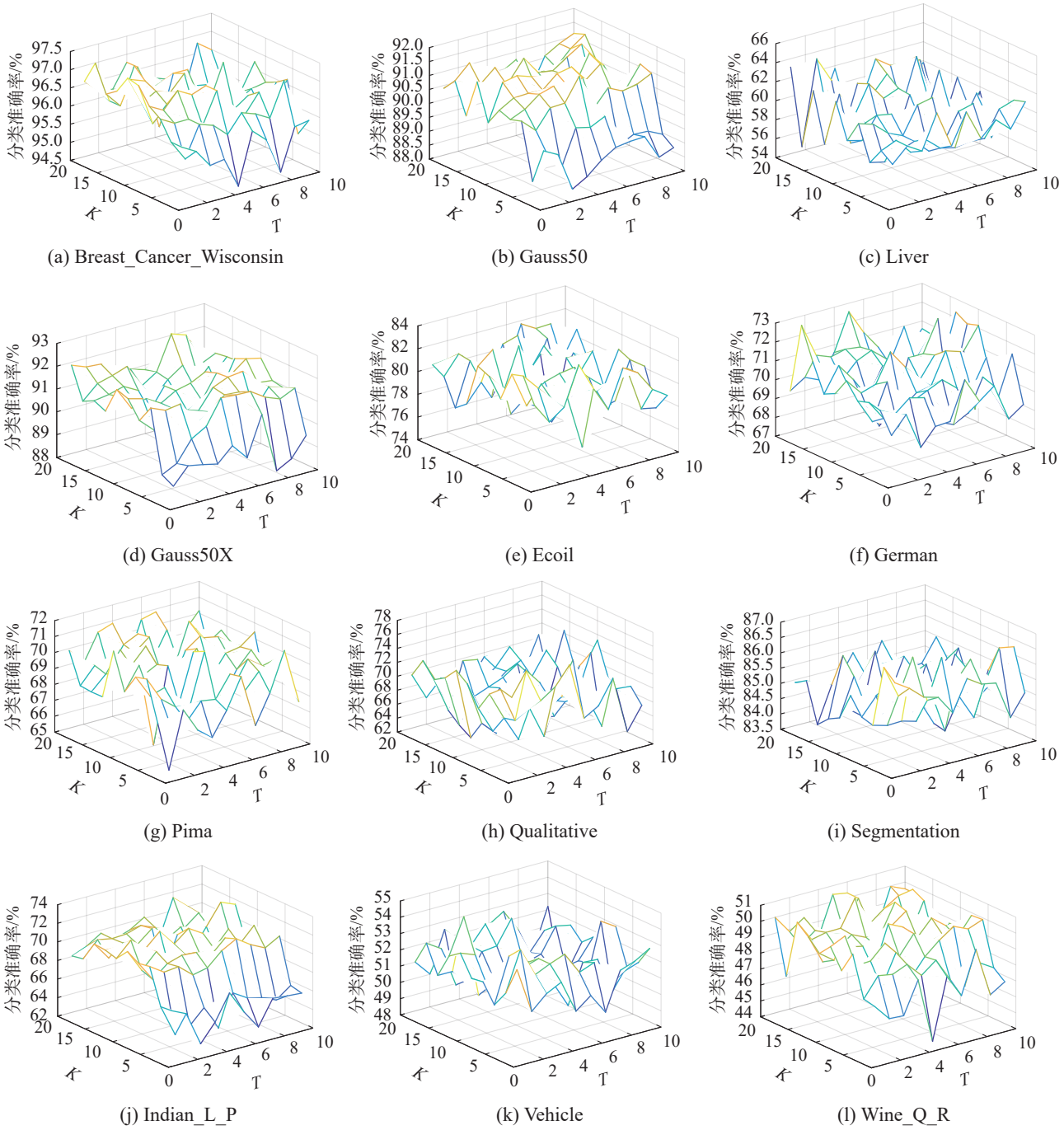


图 6　不同参数在不同数据集上的分类准确率

Fig. 6　Classification accuracy of different parameters on different datasets

由图 6 所示, 在 Gauss50、Gauss50X、Ecoil、Indian_Liver_Patient_Dataset、Wine_Quality_Red、Pima_Indians_Diabetes、German 数据集上, 当 K 的取值小于 5 时, STDTDT 算法在测试集上的分类

准确率较低。这是因为近邻个数不合适，导致不能准确反映样本的局部密度，以及后续差异性检验效果不佳。由表 8 可知，最优参数下的 STDTDT 算法在 Segmentation、German、Wine_Quality_Red 数据集上提高了 1.97%、3.01%、8.13%。因为在数据集样本数量较多时，随着 K 的增大，局部密度能更准确反映空间信息，使用局部密度的伪标签差异性检验的效果更优，模型的性能更好。Segmentation、Wine_Quality_Red 提高 T_0 值，提高动态阈值函数的最低阈值，使得分类器选取的高置信度样本的质量更好，模型性能更优。

表 8　STDTDT 算法测试集的最高分类准确率

Table 8　Highest classification accuracy of the test datasets in STDTDT algorithm

数据集	K	T_0	准确率/%
Breast	4	4	97.54
Gauss50	7	5	91.87
Liver	7	10	65.53
Gauss50X	9	4	92.98
Ecoil	16	1	86.14
German	18	6	72.55
Pima	4	6	74.35
Qualitative	2	6	79.20
Segmentation	12	2	90.40
Indian_L_P	17	9	73.47
Vehicle	10	2	61.96
Wine_Q_R	10	6	58.59

4　结束语

针对 ST 算法存在的问题，本文提出了一种基于动态阈值与差异性检验的自训练算法。该算法首先利用样本与周边样本的密集情况，剔除有标签样本中的离群点，依据局部离群因子对无标签样本进行分类标注后分批次处理，使得分类器更易于选取高置信度样本。其次依据样本的变化设计动态隶属度阈值函数，以提高选取的高置信度样本的质量。最后，使用伪标签差异性检验的方法，使得分类边界尽可能在低密度区域，解决误标记样本累积的问题。在 12 个 UCI 数据集上的对比实验表明，STDTDT 算法在测试集和伪标签样本集上的分类性能优于对比算法，验证算法有效性。

然而，本文算法仍存在以下不足：1) 样本维度较高时，容易形成距离聚集的问题；2) 簇间密度差异较大时，使用局部离群因子无法准确衡量样本是否位于高密度区域。因此，后续将进一步研究在维度较高且复杂的数据集上如何更有效解决错误累积问题，同时减少大量无标签样本引起的计算复杂度，在后续工作中找到更准确地衡量样本是否位于高密度区域的方法。

参考文献：

[1] LAI C I, CHUANG Y S, LEE H Y, et al. Semi-supervised spoken language understanding via self-supervised speech and language model pretraining[C]//ICASSP 2021−2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2021: 7468−7472.

[2] LIU Quande, YU Lequan, LUO Luyang, et al. Semi-supervised medical image classification with relation-driven self-ensembling model[J]. IEEE transactions on medical imaging, 2020, 39(11): 3429–3440.

[3] LI Changchun, LI Ximing, OUYANG Jihong. Semi-supervised text classification with balanced deep representation distributions[C]//Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2021: 5044–5053.

[4] VAN ENGELEN J E, HOOS H H. A survey on semi-supervised learning[J]. Machine learning, 2020, 109(2): 373–440.

[5] YANG Xiangli, SONG Zixing, KING I, et al. A survey on deep semi-supervised learning[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2023, 35(9): 8934–8954.

[6] DUARTE J M, BERTON L. A review of semi-supervised learning for text classification[J]. Artificial intelligence review, 2023, 56(9): 9401–9469.

[7] SOHN K, BERTHELOT D, LI Chunliang, et al. FixMatch: simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence[EB/OL]. (2020-01-21)[2023-03-25]. https://arxiv.org/abs/2001.07685.pdf.

[8] KIM J, MIN Y, KIM D, et al. ConMatch: semi-supervised learning with confidence-guided consistency regularization[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2022: 674−690.

[9] ZHANG Zhiwu, JING Xiaoyuan, WANG Tiejian. Label propagation based semi-supervised learning for software defect prediction[J]. Automated software engineering, 2017, 24(1): 47–69.

[10] ISCEN A, TOLIAS G, AVRITHIS Y, et al. Label propagation for deep semi-supervised learning[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern

Recognition. Piscataway: IEEE, 2019: 5070−5079.

[11] ZHAO Zhen, ZHOU Luping, WANG Lei, et al. LaSSL: label-guided self-training for semi-supervised learning[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022, 36(8): 9208–9216.

[12] XU Qiantong, BAEVSKI A, LIKHOMANENKO T, et al. Self-training and pre-training are complementary for speech recognition[C]//ICASSP 2021−2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2021: 3030−3034.

[13] 程康明, 熊伟丽. 一种自训练框架下的三优选半监督回归算法 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 568–577.
CHENG Kangming, XIONG Weili. Three-optimal semi-supervised regression algorithm under self-training framework[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(3): 568–577.

[14] CHEN Baixu, JIANG Junguang, WANG Ximei, et al. Debiased Self-Training for Semi-Supervised Learning[C]//Proceedings of the Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates, 2022: 92−100.

[15] WANG Yidong, CHEN Hao, HENG Qiang, et al. FreeMatch: self-adaptive thresholding for semi-supervised learning[EB/OL]. (2022-05-15)[2023-05-12].https://arxiv.org/abs/2205.07246.

[16] PARK S, KIM G, OH Y, et al. Self-evolving vision transformer for chest X-ray diagnosis through knowledge distillation[J]. Nature communications, 2022, 13: 3848.

[17] GAN Haitao, SANG Nong, HUANG Rui, et al. Using clustering analysis to improve semi-supervised classification[J]. Neurocomputing, 2013, 101: 290–298.

[18] WU Di, SHANG Mingsheng, LUO Xin, et al. Self-training semi-supervised classification based on density peaks of data[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 180–191.

[19] ZOU Yang, YU Zhiding, LIU Xiaofeng, et al. Confidence regularized self-training[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2019: 5982−5991.

[20] MUKHERJEE S, AWADALLAH A H. Uncertainty-aware self-training for text classification with few labels[EB/OL]. (2020-06-27)[2023-05-12].https://arxiv.org/abs/2006.15315.

[21] WEI Danni, YANG Youlong, QIU Haiquan. Improving self-training with density peaks of data and cut edge weight statistic[J]. Soft computing, 2020, 24(20): 15595–15610.

[22] 吕佳, 刘强, 李帅军. 结合密度峰值和改进自然邻居的自训练算法 [J]. 南京大学学报(自然科学版), 2022, 58(5): 805–815.
LYU Jia, LIU Qiang, LI Shuaijun. Self-training method based on density peaks and improved natural neighbor[J]. Journal of Nanjing university (natural science edition), 2022, 58(5): 805–815.

[23] LI Shuaijun, LYU Jia. Self-training algorithm based on density peaks combining globally adaptive multi-local noise filter[J]. Intelligent data analysis, 2023, 27(2): 323–343.

[24] CHEN Hao, TAO Ran, FAN Yue, et al. SoftMatch: addressing the quantity-quality trade-off in semi-supervised learning[EB/OL]. (2023-01-26)[2023-05-12].https://arxiv.org/abs/2301.10921.

[25] OUYANG Boya, SONG Yu, LI Yuhai, et al. EBOD: an ensemble-based outlier detection algorithm for noisy datasets[J]. Knowledge-based systems, 2021, 231: 107400.

[26] BREUNIG M M, KRIEGEL H P, NG R T, et al. LOF: identifying density-based local outliers[C]//Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. New York: ACM, 2000: 93−104.

[27] GUO Lanzhe, ZHANG Zhenyu, JIANG Yuan, et al. Safe deep semi-supervised learning for unseen-class unlabeled data[C]//Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2020: 3897−3906.

[28] XU Yi, SHANG Lei, YE Jinxing, et al. Dash: semi-supervised learning with dynamic thresholding[EB/OL]. (2021-09-01)[2023-05-12].https://arxiv.org/abs/2109.00650.

[29] GUO Lanzhe, LI Yufeng. Class-imbalanced semi-supervised learning with adaptive thresholding[C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2022: 8082−8094.

[30] YAO Huifeng, HU Xiaowei, LI Xiaomeng. Enhancing pseudo label quality for semi-supervised domain-generalized medical image segmentation[EB/OL]. (2022-01-21)[2023-05-12].https://arxiv.org/abs/2201.08657.

[31] 刘学文, 王继奎, 杨正国, 等. 密度峰值隶属度优化的半监督 Self-Training 算法 [J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(9): 2078–2088.
LIU Xuewen, WANG Jikui, YANG Zhengguo, et al. Semi-supervised self-training algorithm for density peak membership optimization[J]. Journal of frontiers of computer science and technology, 2022, 16(9): 2078–2088.

[32] VERMA V, KAWAGUCHI K, LAMB A, et al. Interpolation consistency training for semi-supervised learning[J]. Neural networks, 2022, 145: 90–106.

[33] REN Zhongzheng, YEH R A, SCHWING A G. Not all unlabeled data are equal: learning to weight data in semi-supervised learning[EB/OL]. (2020-07-02)[2023-05-

16].https://arxiv.org/abs/2007.01293.

[34] LI Ming, ZHOU Zhihua. SETRED: self-training with editing[C]//Proceedings of the 9th Pacific-Asia Conference on Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2005: 611−621.

[35] WEI Zhihua, WANG Hanli, ZHAO Rui. Semi-supervised multi-label image classification based on nearest neighbor editing[J]. Neurocomputing, 2013, 119: 462–468.

[36] LI Junnan, ZHU Qingsheng, WU Quanwang. A self-training method based on density peaks and an extended parameter-free local noise filter for k nearest neighbor[J]. Knowledge-based systems, 2019, 184: 104895.

[37] HOULE M E, KRIEGEL H P, KRÖGER P, et al. NII Technical Reports[R]. [S.l.: s.n.], 2009: 1−29.

[38] ZIMEK A, SCHUBERT E, KRIEGEL H P. A survey on unsupervised outlier detection in high-dimensional numerical data[J]. Statistical analysis and data mining: the ASA data science journal, 2012, 5(5): 363–387.

[39] 许子微, 陈秀宏. 自步稀疏最优均值主成分分析 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(3): 416–424.
XU Ziwei, CHEN Xiuhong. Sparse optimal mean principal component analysis based on self-paced learning[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(3): 416–424.

[40] 陆宇, 赵凌云, 白斌雯, 等. 基于改进的半监督聚类的不平衡分类算法 [J]. 计算机应用, 2022, 42(12): 3750–3755.
LU Yu, ZHAO Lingyun, BAI Binwen, et al. Imbalanced classification algorithm based on improved semi-supervised clustering[J]. Applied science and technology, 2022, 42(12): 3750–3755.

[41] 陈波, 朱英韬. 基于噪声估计的钢材表面图像增强与缺陷检测 [J]. 应用科技, 2023, 50(3): 116–121.
CHEN Bo, ZHU Yingtao. Image enhancement and defect detection of steel surface based on noise estimation[J]. Applied science and technology, 2023, 50(3): 116–121.

[42] 高玉森, 朱昌明, 岳闻. 一种改进的增强组合特征判别性的典型相关分析 [J]. 应用科技, 2022, 49(2): 119–126.
GAO Yusen, ZHU Changming, YUE Wen. An improved canonical correlation analysis to enhance the discriminability of combined features[J]. Applied science and technology, 2022, 49(2): 119–126.

[43] 王立国, 马骏宇, 李阳. 联合多种空间信息的高光谱半监督分类方法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2021, 42(2): 280–285.
WANG Liguo, MA Junyu, LI Yang. Hyperspectral semi-supervised classification algorithm considering multiple spatial information[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2021, 42(2): 280–285.

作者简介:

吕佳, 教授, 博士, 主要研究方向为机器学习、数据挖掘。主持或参与国家级、省部级科研项目共 20 项, 发表学术论文 70 余篇。E-mail: lvjia@cqnu.edu.cn。

邱鸿波, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、凸优化算法、噪声标签学习算法。E-mail: 2021110516007@cqnu.edu.cn。

肖锋, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、数据挖掘、数据流算法。E-mail: 2021210516083@cqnu.edu.cn。