域适配的硬类整改

云龙张*a*,长兴精*a*林, *a*, Chaoqi陈*a*、越黄*a*,∗, Xinghao丁*a* 和阳邹*b*

*a厦门大学信息学院，福建省智慧城市感知与计算重点实验室，福建厦门，361005*

条信息

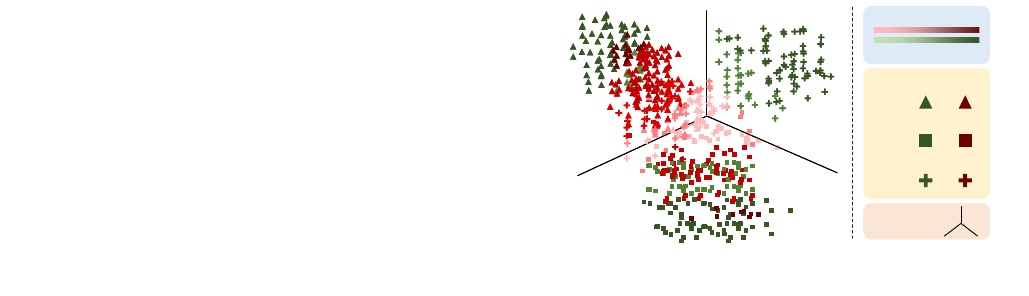
*关键词:*

无监督域适应半监督域适应伪标记

硬类问题

摘要

域自适应(DA)的目的是将知识从标签丰富和相关的领域(源领域)转移到标签稀缺领域(目标领域)。近年来，伪标记在DA中得到了广泛的探索和应用。然而，这一研究方向仍局限于伪标签的不准确性。本文深入探讨了类间性能的不平衡问题，观察到在伪标记中，所有类间性能较差的情况有可能进一步恶化，这不仅损害了整体迁移性能，也限制了DA的应用。本文提出了一种名为Hard Class整流伪标记(Hard Class correction Pseudo-labeling, HCRPL)的框架，从两个方面来解决这一问题。首先，我们提出了一个简单而有效的方案，称为自适应预测校准(APC)，以校准目标样本的预测。然后，我们进一步考虑校正后的预测，特别是那些属于硬类的预测，它们很容易受到扰动。为了防止这些样本容易被误分类，我们引入了时间集成(TE)和自集成(SE)来获得一致的预测结果。该方法在无监督域自适应(UDA)和半监督域自适应(SSDA)两方面进行了评价。在ImageCLEF、Office-31、Office+Caltech和Office- home等几个真实世界的跨域基准测试上的实验结果证实了所提方法的优越性。



**1.介绍**

低

高

信心

源目标

类1

(简单)

二班

(正常)

3班

(硬)

分类器

在过去的几年中，深度神经网络(DNNs)[29]在机器学习任务中取得了令人印象深刻的表现，如计算机视觉[22]、语音识别[1]、医学分析[74]、工业故障诊断[33,36]等。然而，为不同的应用程序收集和注释不同领域的大规模训练数据是一个昂贵和劳动密集型的过程。同时，由于学习到的网络在遇到新环境时泛化能力较差，dnn的应用受到很大限制。领域适应(DA)

**图1:现有基于伪标记的DA方法的难类问题:与第1类和第2类相比，第3类**

[43]是解决这个问题的理想方案。这引起了机器学习界的广泛关注[2,16]。

现有的DA方法[21,37,15,16,57,45,62,56,54]大多致力于通过减小域散度来对齐源目标特征，这些方法可以得到DA[2]理论分析的支持。然而，这些方法仍然存在两个主要的局限性:1)源和目标特征的全局对齐方法不能保证类级表示的正确对齐;2)全局对齐方法不能学习目标区分表示。对齐源域和目标域的类条件分布是解决这些限制的有效工具。但是，由于没有目标标签，直接追求类条件分布的对齐是不可能的。

伪标记[30]首先用于半监督学习任务。最近，它也被引入



yhuang2010@xmu.edu.cn (Y. Huang)

具有较低的预测类别比例(即。，(分类样本数量)/(目标样本数量))。同时，对于这类，具有较高置信度的目标样本主要分为类1。

为了解决上述局限性，DA选择预测可信度高的目标样本作为伪标记目标集(标记阶段)，然后分别使用源域和伪标记目标集(训练阶段)对模型进行训练。虽然伪标签被认为是一种很有前途的范式，但由于不可避免的伪标签的存在，其局限性仍然存在。Zhang等[71]证明DNN容易拟合虚假标签，不利于其泛化。用伪标记样本对DNN进行再训练并不能保证目标域的泛化能力。我们在第3节中进一步分析了DA[2]的理论，证明了目标域上的期望误差是由假伪标签比例(即。，(错误的伪标记样本数量)/(伪标记样本数量))。因此,

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第1页，共15页

利用社交媒体新闻

降低伪标率是伪标方法的关键。为此，Zou等[76]从两个方面加强了伪标记。1)引入自定步学习，由易到难生成伪标签，减少伪标签的错误积累。2)利用不同的置信阈值选择不同类别的目标伪标记集。Zou等人[75]随后引入了信心正则化来避免过度自信的标签。Saito等[51]采用两个多视点损失的分类器对目标样本进行标注，并使用固定的置信阈值提取可靠的伪标签。一些作品[66,6,11,9]在特征空间中生成伪标签，采用不同的距离度量置信度。

本文探讨了上述方法未考虑到的一个问题。如图1所示，分类器在源域上进行训练，三个类交付不同的性能。类1属于易类，具有较高的预测类比例(即。，(分类样本数量)/(目标样本数量))。属于这些类的目标样本很可能在没有额外操作的情况下被正确分类。在源域上训练的分类器可以很好地泛化到这些类的目标域。第2类属于正常类，预测类比例适中。虽然属于该模型的一些目标样本存在误分类，但置信度越高的预测准确率越高。因此，现有的伪标记方法[76,75,51,66,6,11,9]通过在训练中加入具有更高置信预测的样本，逐步提高了这些类的性能。第3类属于硬类，预测类比例较低。同时，对于难分类的类，即使是预测可信度较高的目标样本也很可能被误分类，将这些样本加入训练中会误导分类器。因此，伪标记方法不能提高甚至恶化硬类的性能，这是普通硬类与硬类的主要区别。

为了解决难类问题，我们提出了一种简单而有效的自适应预测校正(APC)方案，该方案对目标样本的预测进行校正，以促进难类，维持正常类，衰减容易类。此外，我们从以下几个方面考虑了校正后的预测在伪标记中是不稳定和不可靠的。首先，dnn远离源域[59](即源域[59])，容易受到目标样本的攻击。,分布不匹配)。尽管遇到一个小的扰动(例如，不同的增益，不同的分类器)，目标样本的预测会发生巨大的变化。第二，APC将进一步放大和恶化硬等级的不稳健性，因为他们的预测是按比例放大的(即:偏差放大)。为了保证校正预测的可靠性，我们提出了两种集成方法，即时间集成和自集成。

所提出的方案可以直接与

现有的伪标记方法。本文基于CBST[76]，提出了一种新的伪标记框架，将APC、SE和TE结合起来，以缓解难类问题。提出的框架称为硬类纠错伪标记(Hard Class correction Pseudo-labeling, HCRPL)。

这项工作的主要贡献总结如下:

i)揭示了DA中的难类问题，它损害了伪标记的性能，限制了伪标记的应用。

ii)我们提出一种校准方法(即:通过提升难类、维护普通类、弱化容易类来缓解难类问题。此外，由于分布不匹配和偏差放大，目标样本的预测是脆弱的。因此，我们引入TE和SE来提高预测的可靠性。

iii)我们在4个公共数据集(UDA和SSDA设置)上评估了HCRPL。大量实验结果表明，该方法在各种DA场景下都取得了良好的效果。

**2.相关工作**

**2．1．无人监督的领域适应气候变化**

在UDA设置下，我们给出了一组标记源样本和一组未标记目标样本。根据Ben-David等人对DA的[2]理论分析，目标域的期望误差取决于三个项:源域的期望误差、域的发散度和理想联合假设的共享误差，UDA方法可以分为两部分。在第一部分中，研究者假设理想联合假设的共享误差较小，主要集中在减小域发散上。对齐分布的一种方法是通过最小化测量两个分布之间距离的统计偏差。代表性的差异主要有最大平均差异(Maximum mean difference, MMD)[21]、相关对齐(Correlation alignment, CORAL)[56]、对比域差异(contrast domain difference, CDD)[25]等。在GAN[19]的启发下，提出了多种通过对抗性训练来对齐源域和目标域的方法[15,16,57,45,62,56,54,7,8]。虽然区域发散减小了，但如果类条件分布不对齐和分离，则理想联合假设的共享误差会很大。在第二部分中，研究者更加关注如何减少理想联合假设的共享误差。

在诸多方案中，伪标签是减少第三任期的一个很有前途的范式。Saito等[51]采用两个分类器对目标集进行标注，并对两个分类器的权重进行约束，使其不同。Zou等人[76]引入了自定步学习，从easy to生成伪标签

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第2页，共15页

利用社交媒体新闻

难以缓解伪标签的错误积累。此外，他们利用不同的置信阈值来选择不同类别的预测目标样本。Zou等人[75]引入了信心正则化，以防止将过度自信的标签信念放到错误的类别中。与这些基于预测生成伪标签的方法一样，一些方法在特征空间中生成伪标签。Xie等[66]将伪标记后的特征质心对齐引入DA。Chen等人[6]提出了一种渐进的特征对齐方法，该方法在UDA问题的伪标记中利用类内分布方差。邓、郑、焦[11]引入了相似保持约束，该约束可以通过标记源特征和伪标记目标特征最小化三重态损失来实现。Li等人[33]引入了标签传播来更新伪标签，并提出了地标选择来重新加权源域和目标域的样本。Wu等人[64]通过整合多个分类器的预测来确定伪标签。Chen等人[10]通过每次迭代后细化标签来提高伪标签的质量。提出的HCRPL也基于伪标签，旨在通过探索类间性能的不平衡问题来提高伪标签的准确性。

**２．2.Semi-Supervised领域适应气候变化**

由于大多数数据分析方法都集中在无监督的设置上，因此SSDA的研究还不够深入。最近的几项研究[46,70,34,26,50]表明，仅添加少量目标标记数据(例如每类只添加一张标记图像)，SSDA就可以有效地提高性能，这表明这种设置在实际应用中可能更有价值。对于SSDA来说，提高性能的关键是学习目标区分表示形式[50]。在Saito等人的[50]研究中，标准的UDA方法[15,38,52]被证明在SSDA中效果较差，因为它们不能学习目标域上的区分性类别边界。Saito等人通过优化无标记数据的条件熵上的最小最大损失和任务损失，在学习判别特征时减小了分布差距。Motiian等人利用暹罗体系结构学习嵌入子空间，该子空间是有区别的，映射的视觉域在语义上对齐，但最大限度地分离。Qin等[47]提出了一个由一个生成器和两个分类器组成的框架，其中一个是基于源的分类器，另一个是基于目标的分类器。基于目标的分类器试图对目标特征进行聚类，以提高类内密度和扩大类间分歧;基于源的分类器的设计是为了分散源特征，以提高决策边界的平滑性。Yan等人[68]提出了一种半监督熵GromovWasserstein差异方法，在学习最优运输时将监督信息纳入其中。提出的HCRPL可以促进简单类、正常类和困难类的目标鉴别表示。因此，它也有助于SSDA。

**3.硬类问题**

在这一节中，我们首先设计实验来确认难类问题的存在，然后从两个实际方面强调缓解难类问题的意义。

我们将“Webcam”作为源域，“Amazon”作为目标域，然后采用CBST来解决它们之间的域移问题。为了调查类级别的性能，我们选择精度、召回率和f1-score作为指标，并报告如图6所示的结果。与仅在源域上进行训练相比，CBST提高了大部分课程的性能。我们进一步观察精度、查全率或f1分数较低的类(如4类和28类)。这些类别被称为硬类别，因为低精度表示具有高置信度的大量预测是错误的，而低查全率表示那些具有高置信度的正确预测是小的。因此，难类问题可能会进一步恶化这些类的性能。例如，第28类的精确度、查全率和f1分数显著下降。

接下来，我们强调由难类问题引起的两个问题。首先，值得注意的是，在许多应用中，最糟糕的性能比平均性能更受关注。例如，在将异常检测的知识从源域转移到目标域的应用中，我们期望检测每一种类型的异常，但是难类问题会导致难类的性能较差。其次，难类问题也会对整体转移绩效产生负面影响，我们的解释是基于Ben-David等人对DA的[2]理论分析。

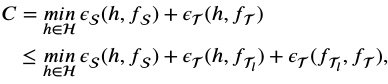
**定理3.1。***设H是假设类。有两个不同的域名和，我们有*

∀ℎ∈,𝑅(ℎ)≤𝑅(ℎ)+ 1 2𝑑Δ()+𝐶(1)

*其中目标样本𝑅(ℎ)的期望误差以三个术语为界:(1)源域的期望误差𝑅(ℎ);(2)𝑑Δ(，)是由源域分布与目标域分布之间的差距度量的域散度，W.R.T.假设集;(3)理想联合假设的共享误差𝐶。𝐶=𝑚𝑖𝑛ℎ∈[𝜖(ℎ,𝑓)+𝜖(ℎ,𝑓)],和𝜖(ℎ)预期ℎ误差源域。*

在本研究中，我们关注第三项，即理想联合假设的共享误差𝐶。根据三角不等式求分类误差[2]，即求任何标注函数𝑓1*,𝑓*2 和𝑓3，我们有𝜖(𝑓1*,𝑓*2)≤𝜖(𝑓1*,𝑓*3)+

FORMULA



（2）

*𝜖(ℎ，𝑓)+𝜖(ℎ，𝑓.𝑙* )表示ℎ∗在源域和伪标记集𝑙上的共享错误，并通过源域和的训练模型使之最小化

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第3页，共15页

利用社交媒体新闻

pseudo-labeled设置𝑙。*𝜖(𝑓𝑙，𝑓)表示伪标签比率。*总的来说，目标域上的预期误差是由错误的伪标签比例决定的。

接下来，我们从以下两个方面将hard class问题与伪伪标号比例联系起来。首先，将少量的目标样本划分为难类，模型无法学习对难类的目标判别表示;其次，由于伪标记可能会选择可信度高的错误预测，这些错误预测会对分类器产生误导，导致错误累积，增加虚假伪标签的比例。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **算法1 HCRPL的总体工作流程** | |  |
| **要求:轮询𝑅𝑠，epoch𝐸𝑠，源域***𝑠*，目标域𝑢，预训练网络参数𝜃。  **确保:训练过的网络参数𝜃。**  1:计算初始集合预测𝑍={𝑧𝑢𝑖}*𝑖*=1 *𝑚𝑢的*  目标域*𝑢* 基于预训练模型。 | | |
|
|
| 2:设训练集𝐷tr =*𝑠*． | |  |
| 3:设伪标记集*𝑙* =∅。 | |  |
| 4: for𝑟= 1 to𝑅𝑠do  5: for𝑒= 1 to𝐸𝑠do  6:列车网络。  7:更新集合预测𝑍。 | | *⊳培训阶段*  *⊳预测* |
|  | 阶段 |  |
| 8： | **结束了** |  |
| 9：  10： | 选择有信心的预测目标样本并添加  它们变成伪标记集*𝑙*．*⊳选择阶段*  更新训练数据集𝐷tr =𝑠∪𝑙。 | |
| 11:结束了 | |  |

**4.方法**

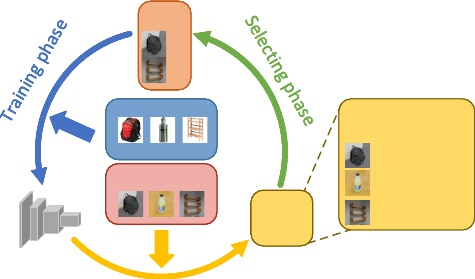
**4.1。初步**

本节根据UDA的设置介绍HCRPL。在这种设置下,源域𝑠={(𝑥𝑠𝑖,𝑦𝑠𝑖)}𝑚𝑖= 1𝑠和目标域𝑢={(𝑥𝑢𝑖)}𝑚𝑖= 1𝑢。我们定义伪标记𝑦̂𝑢𝑖为一个热集向量。𝑙={(𝑥Meanwhile，𝑢𝑖，𝑦̂𝑢𝑖}𝑚𝑖=1𝑡。特别地，我们假设𝑦𝑠𝑖源域和目标域包含相同的对象类，并且我们考虑𝐶类。在SSDA设置下，源域与已标记目标集的并集作为新的源域，未标记目标集作为新的目标域。

本文提出的HCRPL属于伪标记，但与标准的伪标记不同，标准的伪标记是在每个epoch后预测目标样本，而不是每轮。为了更清晰地描述HCRPL提案，标签阶段分为预测和选择阶段。算法1和图2给出了整个训练过程。主要包括以下三个阶段:

1)培训阶段:培训网络，培训集𝑡𝑟。

2)预测阶段:生成目标样本的集成预测𝑍𝑢。



伪,标签设置

袋

瓶

标记源域

袋子，瓶子，书柜，未标记的目标域

预测

预测袋瓶书柜0.9 0.1 0 0.2 0.4 0 0.8 0.2 0.2

预测阶段

**图2:HCRPL的总体框架，主要由训练、预测和选择阶段组成。**整个框架交替经历这三个阶段。

3)选择阶段:选择预测有信心的目标样本作为伪标记集𝑙。

我们把从训练网络到更新𝑡𝑟的整个过程定义为一轮。预测阶段包括提出的APC、TE和SE。APC、TE和SE的整体训练过程介绍如下。

**４．２．自适应预测校正**

自适应预测校准是该方法的核心部分。在难类问题中，目标样本难以分类为难类，导致难类的预测类别比例较低。缓解这一问题的一种方法便是在保留普通职业并压制简单职业的同时，扩大困难职业的预测比例。为了将预测类比例控制在合理的区间内，我们试图消除目标域的预测类比例与真实类比例之间的不匹配。然而，后者在实践中总是未知的。在这里，我们用源域的类比例来代替它，这是合理的，因为有以下两个方面。首先，源域和目标域的标签比例总是接近的，这在许多实际应用中是有效的。其次，我们通过实验证明，标签比例的微小差异对传输性能有轻微的影响，实验细节见第5.6.1节。

APC的详细流程如图3顶端所示。首先将目标域𝑢输入训练模型以获得预测𝑃={𝑝𝑢𝑖}𝑚𝑖=1𝑢。然后，我们将源域𝑞(𝑦)的类分布与预测类分布𝑝(𝑦)的比值定义为𝑅



(3）

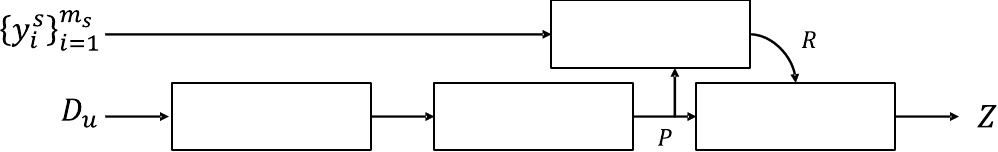
𝑞(𝑦)=𝑚1𝑠∑𝑚𝑖= 1𝑠𝑦𝑠𝑖,𝑝(𝑦)=𝑚1𝑢∑𝑚𝑖= 1𝑢𝑝𝑢𝑖,⊘意味着element-wise部门和𝑅𝐶-dimensional向量

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第4页，共15页

利用社交媒体新闻

**APC**



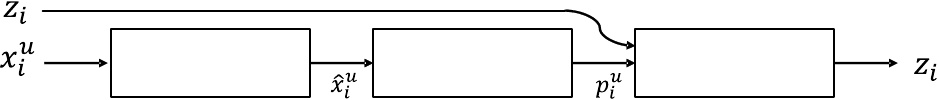
Eq.3。

随机扩增

网络

Eq.4。

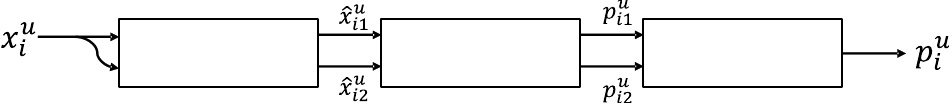
**TE**



随机扩增

网络

Eq.5。



**SE**

随机扩增

网络

Eq.7。

**图3:HCRPL的训练通行证结构。**上图:APC。中间:TE。底部:SE。公式3的细节。, Eq.4。, Eq.5。和Eq.7。等于3,4,5和7。

*𝑖-th维度是属于𝑖-th类的难度度。*最后，我们校准预测𝑃

*𝑃←{规范化(𝑅⊙𝑝𝑢𝑖)}𝑖=1𝑚𝑢，*

（4)

其中规范化(𝑥)=∑𝑥𝑥和⊙意味着元素明智

*𝑖𝑖*

乘法。直观地，我们通过𝑅校准𝑃。对于某类𝑐，如果𝑐类的预测概率较小，即𝑐类为硬类，则APC将增加目标样本分类到𝑐类的概率。

**４.３.Temporal-Ensembling和Self-Ensembling**

为了保证预测的可靠性，我们进一步引入了TE和SE两种集成方法。对于TE，集成多个分类器的预测对于获得一致的预测是相当重要的。不同于ATDA[51]构造两个多视点损失分类器的方法，我们采用基于时间集成的方法，将每个历元后的训练模型视为一个分类器。因此，不需要构造多个分类器，节省了参数的数量，避免了多视图丢失。如图3中间所示，我们在每个历元之后对目标域上的模型进行评估，并用指数移动平均(EMA)更新集成预测𝑧𝑖。EMA可以写成



(5）

EMA可以记住所有的预测，并对近期的预测给予更大的权重。*𝛼是均线动量，近期的预测会有更高的比例与更低的𝛼。*如果𝛼= 0，集合预测𝑧𝑖等于当前

的𝑝𝑢𝑖。具体来说，在选择阶段，使用集成预测𝑧𝑖来选择伪标记样本。

对于SE，我们整合了两个不同增广的预测。如图3底部所示，我们以不同的随机增量将目标样本两次输入训练模型，得到预测𝑝𝑢𝑖1和𝑝𝑢𝑖2。然后,

*𝑃+𝑃*

平均预测1 2 2计算。为了获得更低的熵预测，我们执行了一个额外的步骤，名为Sharpening[4,3]。定义为:

锐化(𝑝，𝑇)=标准化(𝑝1∕*𝑇* ）,

（6）

其中𝑇为锐化温度。当𝑇越小，得到的预测熵越小。最后，我们得到的预测𝑃



（7）

TE和SE在某种程度上类似于Π-model[28]和Mean Teacher[14, 61]。这些方法以不同期和增广的预测差异作为正则项来约束模型。在这里，我们认为分布不匹配和偏差放大导致预测的脆弱性。因此，引入TE和SE来稳定预测是非常必要的。

**4.4。整个培训过程**

培训、预测和选择阶段的细节如下所述。

在训练阶段，使用训练数据集𝐷对网络进行训练tr．在第一轮中，我们查看源

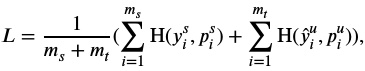
CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第5页，共15页

利用社交媒体新闻

|  |  |
| --- | --- |
| **算法2预测过程的细节** | |
| **要求:集合预测阴影值𝑍，先验类亲**  部分𝑞(𝑦)，目标域𝑢。𝜃网络参数,  EMA𝛼势头。  **确保:更新集合预测阴影值𝑍。**  1:让𝑃1 =∅𝑃2 =∅。 | |
| 2:表示for𝑖= 1 to𝑚*𝑢* **做** |  |
| 3:𝑥̂𝑢𝑖1 =增加(𝑥𝑢𝑖)  4:𝑥̂𝑢𝑖2 =增加(𝑥𝑢𝑖)  5:𝑃1 ←𝑃1 +𝑝𝑢𝑖1  6:𝑃2 ←𝑃2 +𝑝𝑖2𝑢  7:对  8:𝑝(𝑦)= 1 (  ∑𝑚*𝑢*  2𝑚𝑢𝑖=1(𝑝𝑢𝑖1 +𝑝𝑢𝑖2))  9:𝑅=𝑞(𝑦)⊘𝑝(𝑦)  10:𝑃1←{正规化(𝑅⊗𝑝𝑢𝑖1)}𝑖=1𝑚𝑢  11:𝑃2←{正规化(𝑅⊗𝑝𝑖2)}𝑖=1𝑢𝑚𝑢  12:𝑃=锐化(𝑃1 +𝑃2  2  *𝑇)*  13:𝑍←𝛼𝑍+(1−𝛼)𝑃  14:返回𝑍 | *⊳𝑝𝑢𝑖1 =𝑝(𝑦|̂𝑥𝑢𝑖1，𝜃)*  *⊳𝑝𝑢𝑖2 =𝑝(𝑦|̂𝑥𝑢𝑖2，𝜃)* |
|  |
|  |

域𝑠作为训练数据集𝐷tr．随后，训练数据集为𝐷tr 与伪标记目标集𝑙和源域𝑠的并集更新。培训目标定义为



（8）

其中H(𝑝，𝑞)是标准的交叉熵损失函数。随着伪标记目标样本数量的增加，网络学习更多的目标判别表示，逐渐提高了在目标域上的传输性能。

在预测阶段，我们的目标是实现准确和健壮的预测，特别是对难的类。我们提出APC, TE和SE来调整目标样本的预测。算法2给出了预测阶段的总体工作流程伪代码。预测阶段可分为五个部分:第一，对目标集进行两次扩充，并进行相应的预测𝑃1*,𝑃*2 获取(第2-7行)。其次，计算先验类比例𝑞(𝑦)与预测类分布𝑝(𝑦)的难度比𝑅(第8-9行)。第三，利用APC对预测数据进行校准𝑃1*,𝑃*2 (- 11行)。第四，平均预测𝑃1+𝑃2 计算(第12行)。最后,合奏作表语用-

2

EMA更新了𝑍(第13行)。

在选择阶段，我们选择可信度较高的预测作为伪标签。CBST[76]认为不同的类别应该有不同的置信阈值，动态调整阈值，由易到难生成伪标签。的class-balanced自我训练

求解器可以表述为

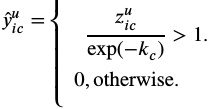
⎧

⎪1，如果𝑐= argmax⎪𝑐

*𝑧𝑢𝑖𝑐*

exp(−𝑘𝑐)

*，*



(9）

这里，𝑧𝑢𝑖表示𝑖-th样本的整体预测。*𝑧𝑢𝑖𝑐意味着𝑐-th类概率𝑧𝑢𝑖。𝑘𝑐每个类别𝑐由一个单独的部分参数𝑝决定，该参数控制所选样品的数量。*实际上，𝑝逐渐增加了选择更多的伪标记样本。关于详细的算法，我们建议阅读Zou等人的论文[76]中的算法2。

**5.实验**

**5.1。数据集5.1.1。***ImageCLEF-DA*

ImageCLEF-DA1 是ImageCLEF 2014 DA挑战的基准数据集。Caltech-256 (C)、ImageNet ILSVRC 2012 (I)、Pascal VOC (P)三个域名共有12个类别。每个域包含600张图片，每个类别包含50张图片。

*5.1.2中。Office-31*

Office-31[49]是DA任务的标准基准测试。数据集包含来自Amazon (A)、Webcam (W)和Dslr (D)三个领域的31个类别的4110张图像。在SSDA设置下，我们遵循Saito等人[50]的设置，然后在W→A和D→A之间的任务上评估所提出的方法。

*5.1.3。办公室+加州理工学院*

Office+Caltech[18]是一个常见的基准测试，由四个域组成:Caltech、Amazon、Webcam和Dslr。这四个域分享来自十个类别的图片。总共有2533张图片。

*5.1.4。office家庭*

与Office-31相比，Office-Home[63]是一个更具挑战性的DA数据集。它由来自65个类别的15500张图片组成，并被组织成四个域:艺术(Ar)，剪纸(Cl)，产品(Pr)和真实世界(Rw)。

我们在图4中展示了四个数据集的示例。我们可以看到不同的类有不同的畴移。例如，在Office-Home中，来自不同领域的类“Alarm-Clock”的例子彼此相似，而类“Backpack”的例子差别很大。

**5.2。基线**

*5.2.1。无人监督的领域适应气候变化*

对于Office+Caltech，我们将AlexNet[27]作为骨干，并将我们的方法与传统和深入的方法，如SA [13]， GFK [18]， TCA [42]， SCA [17]， LPJT进行比较

1 http://imageclef.org/2014/adaptation

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第6页，共15页

利用社交媒体新闻

**ImageCLEF-DA自行车**

**鸟**

**车**

**caltech - 256**



**ImageNet ILSVPC 2012**



**帕斯卡VOC**

**亚马逊**

**数码单反相机**

**网络摄像头**

**Office31监控**

**鼠标**

**杯子**





**办公室+加州理工学院**

**笔记本电脑的键盘**



**亚马逊**

**加州理工学院**

**数码单反相机**

**网络摄像头**

**office家庭报警,**

**背包电池时钟**



**艺术**

**剪纸艺术**

**产品**

**现实世界中**

**图4:ImageCLEF-DA、Office-31、Office+Caltech和Office- home中的示例图像**

**表1**

在UDA设置下Office-Home中基于resnet50的方法(%)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 方法 | 基于“增大化现实”技术  Cl | 基于“增大化现实”技术  公关 | 基于“增大化现实”技术  Rw | Cl  基于“增大化现实”技术 | Cl  公关 | Cl  Rw | 公关  基于“增大化现实”技术 | 公关  Cl | 公关  Rw | Rw  基于“增大化现实”技术 | Rw  Cl | Rw  公关 | Avg |
| ResNet50 [22] | 34.9 | 50.0 | 58.0 | 37.4 | 41.9 | 46.2 | 38.5 | 31.2 | 60.4 | 53.9 | 41.2 | 59.9 | 46.1 |
| RevGrad [15] | 45.6 | 59.3 | 70.1 | 47.0 | 58.5 | 60.9 | 46.1 | 43.7 | 68.5 | 63.2 | 51.8 | 76.8 | 57.6 |
| 太极拳[76] | 51.4 | 74．1 | 78.9 | 56.3 | 72.2 | 73.4 | 54.4 | 41.6 | 78.8 | 66.0 | 48.3 | 81.0 | 64.7 |
| CDAN + E [38] | 50.7 | 70.6 | 76.0 | 57.6 | 70．0 | 70．0 | 57.4 | 50.9 | 77.3 | 70.9 | 56.7 | 81.6 | 65.8 |
| AADA + CCN [69] | 54.0 | 71.3 | 77.5 | 60.8 | 70.8 | 71.2 | 59.1 | 51.8 | 76.9 | 71.0 | 57.4 | 81.8 | 67.0 |
| SAFN [67] | 52.0 | 71.7 | 76.3 | 64.2 | 69.9 | 71.9 | 63.7 | 51.4 | 77．1 | 70.9 | 57.1 | 81.5 | 67.3 |
| SymNets [73] | 47.7 | 72.9 | 78．5 | 64.2 | 71.3 | 74.2 | **64.2** | 48.8 | 79.5 | **74.5** | 52.6 | 82.7 | 67.6 |
| ATM [32] | 52.4 | 72.6 | 78.0 | 61.1 | 72.0 | 72.6 | 59.5 | 52.0 | 79.1 | 73.3 | 58.9 | 83.4 | 67.9 |
| MDD [72] | 54.9 | 73.7 | 77.8 | 60．0 | 71.4 | 71.8 | 61.2 | **53.6** | 78.1 | 72.5 | 60．2 | 82.3 | 68.1 |
| GSDA [23] | **61.3** | 76.1 | 79.4 | 65．4 | 73.3 | 74.3 | 65.0 | 53.2 | 80.0 | 72.2 | **60.6** | 83.1 | 70.3 |
| HCRPL(提议) | 59.5 | **76.8** | **80．8** | **67.2** | **76.7** | **78.9** | 63.2 | 53.1 | **81.2** | 72.3 | 57.2 | **84.4** | **70.9** |

[24]、KJDIP-rbf[10]、FSDA[58]、MMD-CORAL[48]和GKE[65]。对于剩余的数据集，我们使用ResNet-50[22]评估HCRPL。我们提议的HCRPL最新方法相比,包括逆向梯度(RevGrad)[15],联合适应网络(1月)[39],Class-Balanced自我训练(太极拳)[76],信心正规化自我训练(CRST) [75], CDAN [38], SAFN[67],域——对称网络(SymNets)[73],域敌对的神经网络(丹)[16],歧视对抗的领域适应(爸爸)[60],MDD [72],最大分类器差异[53]和周期一致条件对抗传输网络(3CATN)[31]。

*5.2.2。Semi-Supervised领域适应气候变化*

在SSDA实验中，我们使用AlexNet[27]和VGG16[55]评价了所提出的模型。将该模型与领域对抗神经网络(DANN)[16]、CDAN[38]、ENT[20]、对抗dropout regularization (ADR)[52]、Minimax Entropy (MME)[50]进行比较。

**5.3。实现细节**

提出的HCRPL是用PyTorch2实现的。为了公平比较，我们的骨干网络与竞争方法相同。对于AlexNet，我们将最后一个完全连接的层替换为一个随机初始化的瓶颈层，该瓶颈层由两个完全连接的层组成:4096→𝐶。对于VGG和ResNet，我们将最后一个全连接层替换为一个随机初始化的𝐶-way分类器层。它在ImageNet上进行预训练，然后使用SGD进行微调，重量衰减为5 × 10−4，动量为0.9，批处理大小为32。同样，我们对所有训练数据使用水平翻转和基于随机裁剪的数据增强。在伪标记设置中，我们设置伪标记轮总数为30轮，每轮20个epoch。在𝑟-th轮中，我们选择每个类别中最高置信度目标样本中最高的𝑝%，并𝑝=𝑚𝑖𝑛(𝑟∗5 + 10,90)。第一轮，使用标记数据(UDA中的源域;SSDA中的源域和标记的目标数据)

2 https://pytorch.org/

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第7页，共15页

利用社交媒体新闻

**表2**

在UDA设置下Office-31上基于resnet50的方法(%)

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 方法 | →W | D→W | W→D | →D | D→ | W→ | Avg |
| ResNet50 [22] | 68.4±0.2 | 96.7±0.2 | 99.3±0.1 | 68.9±0.2 | 62.5±0.3 | 60.7±0.3 | 76.1 |
| 丹[16] | 82.0±0.4 | 96.9±0.2 | 99.1±0.1 | 79.7±0.4 | 68.2±0.4 | 67.4±0.5 | 82.2 |
| 太极拳[76] | 87.8±0.8 | 98.5±0.1 | **100.0±0.0** | 86.5±1.0 | 71.2±0.4 | 70.9±0.7 | 85.8 |
| MCD [53] | 89.6±0.2 | 98.5±0.1 | **100.0±0.0** | 91.3±0.2 | 69.6±0.3 | 70.8±0.3 | 86.6 |
| CRST [75] | 89.4±0.7 | 98.9±0.4 | **100.0±0.0** | 88.7±0.8 | 72.6±0.7 | 70.9±0.5 | 86.8 |
| SAFN + ENT [67] | 90.1±0.8 | 98.6±0.2 | 99.8±0.0 | 90.7±0.5 | 73.0±0.2 | 70.2±0.3 | 87.1 |
| CDAN + E [38] | 94.1±0.1 | 98.6±0.1 | **100.0±0.0** | 92.9±0.2 | 71.0±0.3 | 69.3±0.3 | 87.7 |
| SymNets [73] | 90.8±0.1 | 98.8±0.3 | **100.0±0.0** | 93.9±0.5 | 74.6±0.6 | 72.5±0.5 | 88.4 |
| MDD [72] | 94.5±0.3 | 98.4±0.1 | **100.0±0.0** | 93.5±0.2 | 74.6±0.3 | 72.2±0.1 | 88.9 |
| 3 catn [31] | 95.3±0.3 | **99.3±0.5** | **100.0±0.0** | 94.1±0.3 | 73.1±0.2 | 71.5±0.6 | 88.9 |
| 达达[60] | 92.3±0.1 | 99.2±0.1 | **100.0±0.0** | 93.9±0.2 | 74.4±0.1 | 74.2±0.1 | 89.0 |
| GSDA [23] | 95.7 | 99.1 | **100.0** | 94.8 | 73.5 | 74.9 | 89.7 |
| ATM [32] | 95.7±0.2 | **99.3±0.1** | **100.0±0.0** | **96.4±0.2** | 74.1±0.2 | 73.5±0.3 | 89.8 |
| HCRPL(提议) | **95.9±0.2** | 98.7±0.1 | **100.0±0.0** | 94.3±0.2 | **75.0±0.4** | **75.4±0.4** | **89.9** |

**表3**

在UDA设置下Office+Caltech的浅层和深层处理(%)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| S→T | SA [13] | GFK [18] | 柠檬酸[42] | Sca [17] LPJT [24]  浅 | | | FSDA [58] | KJDIP-rbf [10] | AlexNet [27] | MMD-CORAL [48]  深 | GKE [65] |
| →C | 80.1 | 76.9 | 74.2 | 78.8 | 85.4 | | 88.3 | 85.8 | 84.6 | **89.1** | 88.4 |
| →D | 78.3 | 79.6 | 78.3 | 85.4 |  | - | 87.9 | 87.9 | 88.5 | 96.6 | **99.7** |
| →W | 68.8 | 68.5 | 71.9 | 75.9 | 92.2 | | 82.7 | 91.2 | 83.1 | 95.7 | **97.6** |
| C→ | 89.5 | 88.4 | 89.3 | 89.5 | 92.1 | | 92.8 | 92.4 | 91.8 | 93.6 | 93.5 |
| C→D | 83.4 | 84.6 | 83.4 | 87.9 |  | - | 91.1 | 90.4 | 89.0 | 93.4 | 94.3 |
| C→W) | 75.9 | 80.7 | 80.0 | 85.4 | 92.7 | | 88.8 | 89.5 | 83.1 | 95.2 | 98.3 |
| D→ | 82.7 | 85.8 | 88.2 | 90.0 |  | - | 89.3 | 89.4 | 89.3 | 94.7 | 93.5 |
| D→C | 75.7 | 74．1 | 73.5 | 78.1 |  | - | 80.0 | 78．5 | 80.9 | 84.7 | 83.8 |
| D→W | 99.3 | 98.6 | 97.3 | 98.6 |  | - | 98.0 | 97.6 | 97.7 | 99.4 | **99.7** |
| W→ | 77.8 | 75.3 | 80.0 | 86.1 | 92.3 | | 87.6 | 92.1 | 83.8 | **94.8** | 94.4 |
| W C→ | 74.9 | 74.8 | 72.6 | 74.8 | 86.0 | | 80.1 | 83.5 | 77.7 | 86.5 | 88.9 |
| W→D | **100.0** | **100.0** | **100.0** | **100.0** |  | - | 99.4 | 96.8 | **100.0** | **100.0** | **100.0** |
| Avg | 82.2 | 82.4 | 82.4 | 85.9 |  | - | 88.8 | 89.6 | 87.5 | 93.6 | 94.3 |

HCRPL

**89.1**

95.8

95.9

**94.0**

**98.3**

**98.8**

**94.8**

**89.2**

99.6

94.6

**88.9**

**100.0**

**94.9**

学习率为5 × 10−5 或者1 × 10−4．此外，在接下来的几轮中，它以1.5 × 10的学习速率进行再训练−5．我们将均线势头𝛼设置为0.95。在SSDA设置下，我们像Saito等人[50]一样在AlexNet和VGG16中添加了一个few-shot模块，以便更好地与MME进行比较。

**5.4。结果**

*5.4.1之前。无人监督的领域适应气候变化*

在UDA设置下，Office-Home、Office-31、Of- fice+Caltech和ImageCLEF-DA数据集的传输性能分别如表1、2、3和4所示。对于Office-Home，结果如表1所示，HCRPL平均比最佳性能高出2.8%，并在大多数任务上实现了最先进的性能。值得注意的是，所提出的框架对具有较大域转移的迁移任务有较大的改进。例如,任务Ar→Cl和Cl→目标域,基于“增大化现实”技术的泛化能力差和HCRPL改善Ar→Cl MDD 5.4%和7.2% Office-31 Cl→Ar。,我们报告评估结果的平均值和标准差除以3。HCRPL优于

其他方法均在𝐴→𝑊，𝐴→𝐷，𝐷→𝐴，𝐷→𝐴上，并取所有子任务的平均值。对于Office+Caltech，除了基于AlexNet的深度方法外，我们的方法也与浅层方法进行了比较，浅层方法用Decaf[12]或VGG[55]提取的特征代替图像输入。总的来说，深度方法优于浅层方法，我们的方法进一步优于现有的一些深度方法。ImageCLEF-DA, HCRPL优于所有其他方法𝐼→𝑃,𝑃→𝐼,𝐶→𝐼,𝐶→𝑃,𝑃→𝐶,和所有子任务的平均。

*5.4.2。Semi-supervised领域适应气候变化*

我们将在SSDA设置下在Office-31和Office-Home上显示结果。如表5和9所示，提议的HCRPL在所有设置(例如，不同的网络，不同标记的目标样本量)和子任务上都达到了最先进的性能。具体来说，在Office-31 1-shot上，使用AlexNet的HCRPL比MME高出5.8%。作为参考，MME在相同设置下比S+T高出6.3%。使用AlexNet进行训练比VGG更具挑战性，但HCRPL在AlexNet上提高更多，这也证明了HCRPL在具有挑战性的情况下的有效性。类似地，在SSDA设置下，HCRPL有一个

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

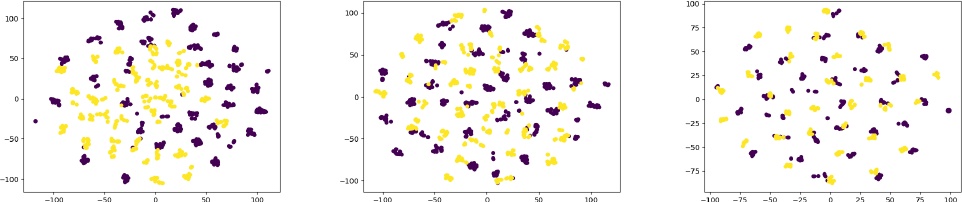
第8页，共15页

利用社交媒体新闻

**表4**

UDA设置下ImageCLEF-DA数据集结果(%)

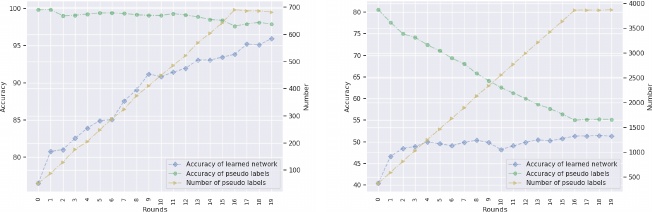
|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 方法 | 我→P | 我→ | 我→C | C→我 | P C→ | P C→ | Avg |
| ResNet50 [22] | 74.8 | 83.9 | 91.5 | 78.0 | 65.5 | 91.2 | 80.7 |
| 丹[16] | 75．0 | 86.0 | 96.2 | 87.0 | 74.3 | 91.5 | 85.0 |
| MCD [53] | 77.3 | 89.2 | 92.7 | 88.2 | 71.0 | 92.3 | 85.1 |
| JAN [39] | 76.8 | 88.0 | 94.7 | 89.5 | 74.2 | 91.7 | 85.8 |
| 太极拳[76] | 77.8 | 91.7 | 96.2 | 91.1 | 75．0 | 93.9 | 87.6 |
| CDAN + E [38] | 77.7 | 90.7 | **97.7** | 91.3 | 74.2 | 94.3 | 87.7 |
| SAFN [67] | 78.0 | 91.7 | 96.2 | 91.1 | 77.0 | 94.7 | 88.1 |
| AADA + CCN [69] | **79.2** | 92.5 | 96.2 | 91.4 | 76.1 | 94.7 | 88.4 |
| HCRPL | 78.2 | **92.9** | 96.6 | **92.3** | **77.5** | **95.8** | **88.9** |



(一)过于单一

(b)所

(c) HCRPL



(d) Office-31亚马逊→摄像头

(e) office家庭产品→剪纸艺术

**图5:(a)-(c):由source -only、CBST和HCRPL生成的特性的T-SNE可视化(紫色:源，黄色:目标)。**该结果是在Office-31 A→W上通过ResNet-50在UDA设置下获取的。(d)-(e):训练过程中伪标签的实际准确率与学习到的网络准确率的比较。

域转移越大，任务的改进越大。

*5.4.3。比较太极拳*

表1、2、4、5、9还提供了CBST对不同任务的结果。与CBST相比，HCRPL不仅在所有任务上都优于CBST，而且在性能上也有很大的提高，这意味着HCRPL与CBST相比在整体上有提升。具体来说，我们发现在困难任务(例如Office-31中的A→D)上性能的改善更加明显，这说明在大的域移情况下，困难类问题将进一步恶化伪标记的性能，而提出的HCRPL可以缓解这种情况。

**5.5。烧蚀研究**

我们在四种不同的环境下进行消融研究。结果如表6所示。如图所示，APC模块在HCRPL中扮演着最重要的角色。没有APC的情况下，传输性能下降很大，这表明对目标样本的预测进行校正可以有效地提高传输性能。此外，SE和TE可以通过提高预测的可靠性进一步提高绩效。同时，我们发现没有SE和TE时，伪标签的准确性变化相似，说明它们的作用相似。此外，CBST的性能远低于所提出的方法，这证明了硬类问题显著地恶化了传输性能，所提出的方案是

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第9页，共15页

利用社交媒体新闻

**表5**

在SSDA设置下的Office-31数据集结果(%)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 网络 | 方法 | W→  1次3-shot | | D→  1次3-shot | |
|  | S + T | 50.4 | 61.2 | 50.0 | 62.4 |
|  | 丹[16] | 57.0 | 64.4 | 54.5 | 65.2 |
|  | ADR [52] | 50.2 | 61.2 | 50.9 | 61.4 |
| AlexNet | CDAN [38]  ENT [20] | 50.4  50.7 | 60.3  64.0 | 48．5  50.0 | 61.4  66.2 |
|  | 居里夫人[50] | 57.2 | 67.3 | 55.8 | 67.8 |
|  | 太极拳[76] | 57.5 | 66.0 | 54．8 | 63.9 |
|  | HCRPL | **63.2** | **69.9** | **61.4** | **70．0** |
|  | S + T | 57.4 | 62.9 | 68.7 | 73.3 |
|  | ENT [20] | 51.6 | 64.8 | 70.6 | 75.3 |
|  | CDAN [38] | 55.8 | 61.8 | 65.9 | 72.9 |
| VGG | ADR [52]  丹[16] | 57.4  60．0 | 63.0  63.9 | 69.4  69.8 | 73.7  75．0 |
|  | 居里夫人[50] | 62.7 | 67.6 | 73.4 | 77.0 |
|  | 太极拳[76] | 71.4 | 76.6 | 70.8 | 76.2 |
|  | HCRPL | **74.6** | **77.2** | **74.0** | **77.8** |

**表6**

四种设置下的消融研究。U和S分别表示UDA和SSDA;R和A分别为ResNet50和AlexNet。1就是1次。w / o意味着没有。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 方法 | Cl→基于“增大化现实”技术  你的 | →W  你的 | Rw→Cl  SA1 | D→  SV1 |
| 太极拳 | 56.5 | 87.0 | 39.7 | 62.4 |
| HCRPL w / o APC | 62.3 | 88.6 | 40.4 | 65.1 |
| HCRPL w / o SE | 66.6 | 92.5 | 45.3 | 68.8 |
| HCRPL w / o TE | 66.2 | 93.1 | 44.7 | 69.1 |
| HCRPL(全) | **67.2** | **95.9** | **46.0** | **70．0** |

有效。

**5.6。分析**

*5.6.1。不同先验等级比例的影响。*

我们分别将源域和目标域的边缘类比例设为先验类比例，结果报告如表7所示。前者的整体传递精度仅比后者低0.4%，这说明当后者未知时，采用前者来校准预测是合理的。

*5.6.2。Pseudo-labeling准确性。*

我们分别报告了图5(d)和图5(e)中UDA设置下Office-31 A→W和Office-Home Pr→Cl训练过程中伪标签和学习网络的准确性。我们发现(1)随着训练过程的进行，测试的准确性稳步提高，这说明了我们方法的稳定性，因此可以更好地适应各种场景。(2)测试精度保持着密切的关系

具有准确性和伪标签数量。在Office- 31a→W中，伪标签的准确性保持稳定，数量稳步增加。同时，测试的准确性与伪标签的数量保持一致。Office- Home Pr→Cl是一个非常具有挑战性的任务，我们的方法也可以在伪标记过程中提取正信息，提高测试的准确性。

*5.6.3。探索艰难的课程。*

我们在图6中报告了混淆矩阵、精度、召回率和仅源的f1-评分、CBST和我们的方法。我们首先比较Source only和CBST的结果。虽然大多数类别的precision, recall, f1-score在一定程度上是好的，但是所有类别中较差的情况可能会进一步恶化。在这里，我们关注第28个班级在混淆矩阵中的表现。在只在源域上训练的情况下，属于这类的大部分样本被错误地分类到第23类。在伪标记之后，预测更多地集中在第23级，这是由于错误预测的误导性，且可信度很高。precision, recall, f1-score的结果也证实了这一结论。此外，我们发现使用伪标记后，容易类如第4类和第18类的预测类比例更高(如图6(a)和6(b)所示)，这导致这些类的精度下降，这也是伪标记的缺点。

我们从硬类的角度进一步分析了HCRPL的性能。首先，HCRPL避免了预测退化为少数类，说明HCRPL可以将各类的预测类比例控制在合理的区间内，提高易预测类的精度;其次，我们发现大多数类的精度，优于CBST和只有源。召回是平坦的或稍好于CBST和仅来源。总的来说，类级性能超过CBST和仅源。特别是对于难课，如28课、30课，HCRPL的表现明显优于难课，说明我们的方法确实可以缓解难课问题。

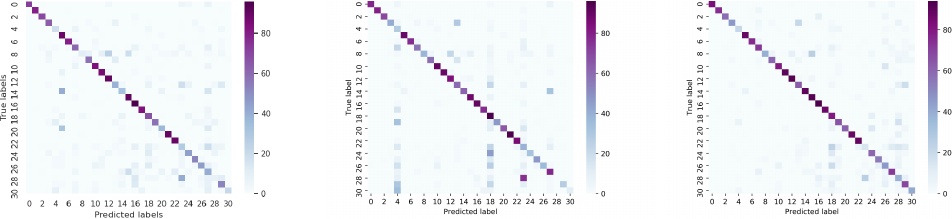
*5.6.4。特征可视化。*

我们在UDA设置下对Office-31 A→W上的ResNet-50、CBST和提出的HCRPL进行训练，并用t-SNE[40]分别绘制图5 (A -c)。紫色点和黄色点分别表示源域和目标域的学习特征。正如在第1节中提到的，伪标记是对齐和分离不同域的类条件分布的一个很有前途的范例。因此，CBST和HCRPL可以促进学习目标辨别表征和对齐班级条件分布。此外，由于提高了伪标签的准确性，HCRPL可以学习更多的目标判别表示。

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第10页，共15页

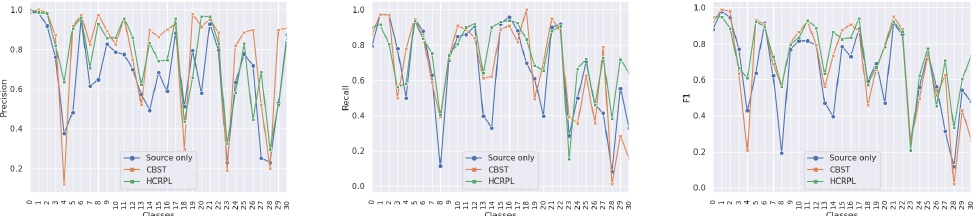
利用社交媒体新闻



(a) CM:仅供来源

(b)厘米:太极拳

(c)厘米:HCRPL



(d)精密

(e)召回

(f) F1-score

**图6:(a)-(c)仅源、CBST和HCRPL的混淆矩阵(CM)可视化。**(d)-(f):根据Source-only、CBST和HCRPL三种不同模型评估的精度、召回率和f1得分。该结果由Office-31 W→A通过ResNet-50在UDA设置下获取。为了更好地显示结果，我们按字母顺序排列类别。

**表7**

在UDA设置下Office-31上不同前级比例比较(%)。S为源域的边缘类比例。T为目标域的边缘类比例。

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 前类比例 | →W | D→W | W→D | →D | D→ | W→ | Avg |
| 年代 | 95.9±0.2 | 98.7±0.1 | **100.0±0.0** | 94.3±0.2 | 75.0±0.4 | 75.4±0.4 | 89.9 |
| T | **96.3±0.1** | **98.9±0.1** | **100.0±0.0** | **94.9±0.2** | **75.5±0.3** | **76.2±0.3** | **90.3** |

*5.6.5。收敛性。*

ResNet、CBST和HCRPL的收敛性可以通过在UDA设置下的Office-31 A→W目标域的错误率来证明。如图7所示，可以得出以下结论:1)CBST和HCRPL比ResNet (base- line)更稳定，因为缓解了对源域的过拟合。2) CBST和HCRPL学习到的目标误差逐渐减小，因为随着训练的进行，伪标记方法逐渐生成更多的伪标签，学习到更多的目标判别表示。3) CBST与HCRPL目标误差的差值逐渐增大，说明APC、SE和TE有效提高了伪标签的准确性。

*5.6.6。Hyperparameter敏感性*

然后我们研究了HCRPL对不同超参数的敏感性:EMA动量𝛼和锐化温度𝑇。结果见表8。EMA动量𝛼，传递精度波动

**表8**

A→W上不同EMA动量𝛼和锐化温度𝑇的比较

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *𝛼* | 0．0 | 0．8 | 0．9 | 0.95 | 0.97 | 0.99 |
| Acc (%) | 92.5 | 93.1 | 95.2 | **95.9** | 94.5 | 93.1 |
| *T* | 0.2 | 0．3 | 0．5 | 0．7 | 0．8 | 1．0 |
| Acc (%) | 94.7 | 95.7 | **95.9** | 93.8 | 93.8 | 92.3 |

当𝛼∈[0.9,0.97]时轻微。但是当𝛼的值不属于这个范围时，传递精度下降了很多。对于锐化温度𝑇，较小的𝑇比较大的𝑇性能更好，这意味着低熵的预测更准确。同时，𝑇的最小值也会降低性能。

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第11页，共15页

利用社交媒体新闻

**表9**

在SSDA设置下的Office-Home数据集结果(%)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 网络 | 方法 | 基于“增大化现实”技术的Cl | 基于“增大化现实”技术的公关 | 基于“增大化现实”技术的Rw | Cl基于“增大化现实”技术 | Cl公关 | Cl Rw | 公关基于“增大化现实”技术 | 公关Cl | 公关Rw | Rw基于“增大化现实”技术 | Rw Cl | Rw公关 | Avg |
|  |  |  |  |  |  | **只有一次的** | |  |  |  |  |  |  |  |
| AlexNet | S + T  丹[16]  ADR [52]  CDAN [38]  ENT [20]  居里夫人[50]  太极拳[76]  HCRPL | 37.5  42.5  37.8  36.1  26.8  42.0  39.7  **46.0** | 63.1  64.2  63．5  62.3  65.8  69.6  69.1  **73.3** | 44.8  45．1  45．4  42.2  45.8  48.3  46.0  **48.8** | 54.3  56.4  53.5  52.7  56.3  58.7  59.3  **63.8** | 31.7  36.6  32.5  28.0  23.5  37.8  31.6  **38.7** | 31.5  32.7  32.2  27.8  21.9  34.9  33.7  **38.4** | 48.8  43．5  49.5  48.7  47.4  52.5  54.6  **58．1** | 31.1  34.4  31.8  28.0  22.1  36.4  32.5  **37.4** | 53.3  51.9  53.4  51.3  53.4  57.0  57.3  **59.7** | 48．5  51.0  49.7  41.0  30.8  54.1  53.2  **61.0** | 33.9  33.8  34．2  26.8  18.1  39.5  36.0  **40.1** | 50.8  49.4  50.4  49.9  53.6  59.1  57.4  **62.2** | 44.1  45．1  44.5  41.2  38.8  49.2  47.5  **52.3** |
| VGG | S + T  丹[16]  ADR [52]  CDAN [38]  ENT [20]  居里夫人[50]  太极拳[76]  HCRPL | 39.5  52.0  39.7  43.3  23.7  49.1  42.2  **53.1** | 75.3  75.7  76.2  75.7  77.5  78.7  78.9  **82.0** | 61.2  62.7  60．2  60.9  64.0  65.1  62.2  **66.3** | 71.6  72.7  71.8  69.6  74.6  74.4  75．0  **77．1** | 37.0  45.9  37.2  37.4  21.3  46.2  39.5  **49.0** | 52.0  51.3  51.4  44.5  44.6  56.0  52.8  **57.8** | 63.6  64.3  63.9  67.7  66.0  68.6  70.6  **76.3** | 37.5  44.4  39.0  39.8  22.4  45.8  40.4  **47.4** | 69.5  68.9  68.7  64.8  70.6  72.2  73.2  **75.6** | 64.5  64.2  64.8  58.7  62.1  68.0  68.8  **73.5** | 51.4  52.3  50.0  41.6  25.1  57.5  54.1  **58.3** | 65.9  65.3  65.2  66.2  67.7  71.3  70.7  **73．8** | 57.4  60．0  57.4  55.8  51.6  62.7  60.7  **65.9** |
|  |  |  |  |  |  | **三** | |  |  |  |  |  |  |  |
| AlexNet | S + T  丹[16]  ADR [52]  CDAN [38]  ENT [20]  居里夫人[50]  太极拳[76]  HCRPL | 44.6  47.2  45．0  41.8  44.9  51.2  45.3  **53.5** | 66．7  66．7  66.2  69.9  70.4  73.0  72.6  **75．0** | 47.7  46.6  46.9  43.2  47．1  50.3  48.4  **51.4** | 57.8  58．1  57.3  53.6  60.3  61.6  62.3  **64.9** | 44.4  44.4  38.9  35.8  41.2  47.2  40.3  **46.0** | 36.1  36.1  36.3  32.0  34.6  40.7  37.3  **42.4** | 57.6  57.2  57.5  56.3  60.7  63.9  64.2  **65．4** | 38.8  39.8  40.0  34.5  37.8  43.8  40.7  **45.8** | 57.0  56.6  57.8  53.5  60.5  61.4  61.6  **63.4** | 54.3  54.3  53.4  49.3  58.0  59.9  58.6  **63.1** | 37.5  38.6  37.3  27.9  31.8  44.7  39.9  **41.9** | 57.9  57.9  57.7  56.2  63.4  64.7  62.6  **67.6** | 50.0  50.3  49.5  46.2  50.9  55.2  52.8  **56.7** |
| VGG | S + T  丹[16]  ADR [52]  CDAN [38]  ENT [20]  居里夫人[50]  居里夫人[50]  太极拳[76]  HCRPL | 49.6  56.1  49.0  50.2  48.3  56.9  56.9  52.2  **59.7** | 78.6  77.9  78.1  80.9  81.6  82.9  82.9  81.6  **84.7** | 63.6  63.7  62.8  62.1  65.5  65.7  65.7  64.8  **68.7** | 72.7  73.6  73.6  70.8  76.6  76.7  76.7  75.5  **78．5** | 47.2  52.4  47.8  45．1  46.8  53.6  53.6  48．9  **55.3** | 55.9  56.3  55.8  50.3  56.9  59．2  59．2  55.7  **61.7** | 69.4  69.5  69.9  74.7  73.0  75.7  75.7  75.1  **77.6** | 47.5  50.0  49.3  46.0  44.8  54.9  54.9  51.4  **55．5** | 73.4  72.3  73.3  71.4  75.3  75.3  75.3  76.3  **78.6** | 69.7  68.7  69.3  65.9  72.9  72.9  72.9  72.0  **76.1** | 56.2  56.4  56.3  52.9  59.1  61.1  61.1  57.5  **62.2** | 70.4  69.8  71.4  71.2  77.0  76.3  76.3  74.7  **79.0** | 62.9  63.9  63.0  61.8  64.8  67.6  67.6  65.5  **69.8** |

**6.讨论与结论强度**

本文的主要贡献在于揭示了在现有的伪标记方法中经常被忽略但在一些实际场景中却至关重要的难类问题。与现有的伪标记方法相比，我们的方法不仅提高了整体性能，而且只提高了所有类中最差的性能。

**6.2。弱点**

先验知识的引入有效地缓解了难类问题。但是，这也在一定程度上限制了我们方法的应用。我们的基本假设是源域和目标域应该具有相似的标签比例，这在某些应用程序中是无效的

阳离子，如部分域适应[5]，开放设置域适应[44]。在这样的DA变体中，应用APC显然会导致预测错误，导致大量虚假的伪标签。因此，准确推断目标域的边缘类分布是今后工作中需要进一步研究的问题。另一方面，所提出的HCRPL可以有效地提高硬类的查准率，但对硬类的查全率影响不大，这在实际应用中也具有重要意义。

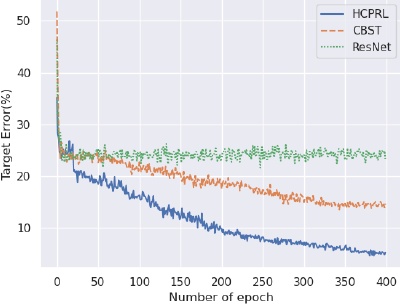
**6.3。结论**

伪标记是解决DA问题的一种很有前途的范式。本文首先揭示了数据挖掘中可能出现的难类问题，以及对数据挖掘应用的危害。为了解决难类问题，我们提出APC来根据diffi-校正预测

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第12页，共15页

利用社交媒体新闻



**图7:迭代中的测试准确性。**该结果是在Office-31 A→W上通过ResNet-50在UDA设置下获取的。ResNet是指我们在没有DA的情况下训练模型，只使用源域作为训练数据。

每个类的Culty度。此外，我们引入了SE和TE来提高模型对目标样本的鲁棒性，特别是对属于硬类的目标样本。在实验中，我们证明HCRPL取得了良好的结果，并且在UDA环境下优于一些先进的方法。同时，HCRPL也适用于SSDA设置，因为它可以学习目标区分表示。实验分析表明，该方法确实可以缓解难类问题，提高伪标签的准确率。

**7.致谢**

部分支持的工作是由中国国家自然科学基金资助81671766,619713 - 69,U19B2031 U1605252, 61671309,部分开放基金的科学和技术在自动目标识别实验室6142503190202,部分基础研究基金为中央大学20720180059,20 - 720190116,20720200003,部分通过腾讯开放基金。

**参考文献**

[1] Amodei, D.， Ananthanarayanan, S.， Anubhai, R.， Bai, J.， Zhu, Z.， 2015。深度语音2:英语和普通话的端到端语音识别。计算机科学。

[2] Ben-David, S.， Blitzer, J.， Crammer, K.， Kulesza, A.， Pereira, F.， Vaughan, J. w .， 2010。一种从不同领域学习的理论。机器学习79,151-175。

[3] Berthelot, D.， Carlini, N.， Cubuk, E.D.， Kurakin, A.， Sohn, K.， Zhang, H.， Raffel, C.， 2019a。混合匹配:带有分布对齐和增强锚定的半监督学习。arXiv:1911.09785。

[4] Berthelot, D.， Carlini, N.， Goodfellow, I.， Papernot, N.， Oliver, A.， Raffel, C.A.， 2019b。Mixmatch:半监督学习的整体方法，见:神经信息处理系统进展，第5050-5060页。

曹志强，马琳，龙敏，王军，2018。部分对抗性域适应，见:计算机视觉欧洲会议论文集，135-150页。

[6], C。谢,W,黄,W,荣,Y。,叮,X,, Y。,,T,黄,J。,2019 a。基于渐进式特征对齐的无监督域自适应，见:计算机视觉与模式识别IEEE会议论文集，627-636页。

陈晨，郑正哲，丁晓明，黄勇，窦青，20120a。协调可转移性和可鉴别性的自适应目标检测器，见:计算机视觉和模式识别IEEE/CVF会议论文集，第8869-8878页。

郑[8],C。,Z,黄,Y。,叮,X,, Y。,2021。I3net:隐式实例不变网络适应一阶段目标检测器，IEEE计算机视觉和模式识别(CVPR)会议。

[9], d,王,Y。,咦,J。,,Z,周,Z.H, 2019 b。联合语义领域对齐和目标分类器学习的无监督领域自适应。arXiv:1906.04053。

陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰，陈绍峰。基于联合分布不变投影的域自适应。中国图象图形学报，2001,22(1):1 - 4。

[11]邓伟，郑琳，焦洁，2018。域对齐三联体。CoRR abs / 1812.00893。

[12] Donahue, J.， Jia, Y.， Vinyals, O.， Hoffman, J.， Zhang, N.，曾恩，E.， Darrell, T.， 2014。脱咖啡因:一种用于一般视觉识别的深度卷积激活特征，见于:ICML。

[13] Fernando, B.， Habrard, A.， Sebban, M.， Tuytelaars, T.， 2013。基于子空间对齐的无监督视觉域自适应，2013年IEEE国际计算机视觉会议，pp. 2960 - 2967。doi: 10.1109 / ICCV.2013.368。

[14] French, G.， Mackiewicz, M.， Fisher, m.h.， 2018。自集成视觉域自适应，见:第六届学习表示国际会议，OpenReview.net。

[15] Ganin, Y.， Lempitsky, V.S.， 2015。基于反向传播的无监督域自适应，见:Bach, f.r.， Blei, D.M. (Eds.)，第32届国际机器学习会议论文集，JMLR.org。1180 - 1189页。

[16] Ganin, Y.， Ustinova, E.， Ajakan, H.， Germain, P.， Larochelle, H.， Laviolette, F.， Marchand, M.， Lempitsky, V.S.， 2016。神经网络领域对抗训练。j·马赫。学习。17号决议59:1-59:35。

[17] Ghifary, M.， Balduzzi, D.， Kleijn, W.， Zhang, M.， 2017。散射分量分析:用于领域自适应和领域泛化的统一框架。IEEE模式分析与机器智能汇刊39,1414-1430。

龚斌，石勇，沙福明，2012。基于无监督域自适应的测地流核，2012年IEEE计算机视觉与模式识别会议，IEEE。2066 - 2073页。

[19] Goodfellow, I.， Pouget-Abadie, J.， Mirza, M.， Xu, B.， ward - farley, D.， Ozair, S.， Courville, A.， Bengio, Y.， 2014。生成对抗网络，见:神经信息处理系统的进展，第2672-2680页。

[20] Grandvalet, Y.， Bengio, Y.， 2005。基于熵最小化的半监督学习，见:神经信息处理系统进展，第529-536页。

[21] Gretton, A.， Borgwardt, k.m.， Rasch, M.J.， Schölkopf, B.， Smola, a.j.， 2012。一个内核双样例测试。j·马赫。学习。第13,723 - 773号决议。

[22]何凯，张晓，任胜，孙军，2016。图像识别的深度残差学习，见:计算机视觉与模式识别IEEE会议论文集，770-778页。

胡林，阚敏，单松，陈晓，2020。基于层次梯度同步的无监督域自适应，见:计算机视觉与模式识别IEEE/CVF会议，4043-4052。

[24] Jing-jing, L.， meng - meng, J.， Ke, L.， Lei, Z.， Tao, S.， 2019。区域自适应的局部保持联合迁移。计算机视觉和模式识别。

[25] Kang, G.， Jiang, L.， Yang, Y.， Hauptmann, a.g.， 2019。基于对比自适应网络的无监督域自适应，发表于:计算机视觉与模式识别IEEE会议

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第13页/ 15页

利用社交媒体新闻

定义,页4893 - 4902。

[26]金，t.k.，金，C.， 2020。吸引、干扰和探索:学习半监督域自适应的特征对齐网络，在:ECCV。

[27] Krizhevsky, A.， Sutskever, I.， Hinton, ge .， 2012。基于深度卷积神经网络的图像网络分类，收录于:Bartlett, p.l.， Pereira, F.C.N.， Burges, C.J.C.， Bottou, L.， Weinberger, K.Q. (Eds.)， Advances in neural Information Processing Systems, pp. 1106-1114。

[28] Laine, S.， Aila, T.， 2017。半监督学习的时间集成，载于:第五届学习表示国际会议，ICLR, OpenReview.net。

[29] LeCun, Y.， Bengio, Y.， Hinton, G.， 2015。深度学习。大自然521年,436 - 444。

[30] Lee, d.h.， 2013。伪标签:用于深度神经网络的简单而有效的半监督学习方法，见:表示学习挑战研讨会，ICML，第2页。

[31], J。陈,E,叮,Z,朱、L。,,,黄,Z, 2019 a。周期一致条件对抗传输网络，见:第27届ACM多媒体国际会议论文集，747 - 755页。

陈J。[32]Li), E,叮,Z,朱、L。,,K,沈,H.T, 2020 a。区域适应的最大密度散度。IEEE模式分析与机器智能汇刊。

[33], J。,,,,,,L,沈,H.T, 2019 b。区域自适应的局部保持联合迁移。图像处理技术综述。

李磊，张卓，2019。基于协方差匹配的半监督域自适应。《IEEE模式分析与机器智能汇刊》

T[35]李,赵,Z,太阳,C, Cheng L,陈,X。,,,高,R, 2019 C。小波核网络:用于工业智能诊断的可解释深度神经网络。ArXiv abs / 1911.07925。

T[36]李,赵,Z,太阳,C。,,,,X。,2020 b。多接受场图卷积网络用于机器故障诊断。工业电子学报，1。

[37]长,M。曹,Y。,Wang J。,约旦,M.I, 2015。利用深度自适应网络学习可迁移特征，见:Bach, f.r.， Blei, D.M. (Eds.)，第32届国际机器学习会议论文集，JMLR.org。97 - 105页。

曹长[38],M。,,Z, Wang J。,约旦,M.I, 2018。条件对抗域适应，见:神经信息处理系统进展，1640-1650页。

[39]长,M。、朱、H, Wang J。,约旦,M.I, 2017。深度迁移学习与联合适应网络，在:ICML。

[40] Maaten L.v.d。， Hinton, G.， 2008。使用t-sne可视化数据。机器学习研究学报9,2579-2605。

[41] Motiian, S.， Piccirilli, M.， Adjeroh, d .， Doretto, G.， 2017。统一的深度监督域自适应和泛化，见:IEEE计算机视觉国际会议论文集，5715-5725页。

[42], S.J曾荫权,内宽,郭,j.t.,杨问,2010。基于转移成分分析的域自适应。神经网络与神经网络

潘世杰，杨强，2009。迁移学习的研究进展。IEEE知识与数据工程学报22,1345-1359。

[44] Panareda Busto, P.， Gall, J.， 2017。开放集域自适应，见:IEEE计算机视觉国际会议论文集，754-763页。

[45] Purushotham, S, Carvalho, W.， Nilanon, T.， Liu, Y.， 2017。变分循环对抗深度域自适应，第5届学习表征国际会议，OpenReview.net。

王,秦[46],C L。,妈,问,阴,Y。,Wang H,傅,Y。,2020。面向半监督域适应的反向结构学习。ArXiv abs / 2002.02545。

王,秦[47],C L。,妈,问,阴,Y。,Wang H,傅,Y。,2020 b。面向半监督域适应的反向结构学习。arXiv:2002.02545。

[48] Rahman, M.， Fookes, C.， Baktash, M.， Sridharan, S.， 2020。分钟-

深度域自适应的最大差异估计。ArXiv abs / 1901.00282。

[49] Saenko, K.， Kulis, B.， Fritz, M.， Darrell, T.， 2010。使视觉类别模型适应新的领域，在:ECCV，施普林格。

[50] Saito, K.， Kim, D.， Sclaroff, S.， Darrell, T.， Saenko, K.， 2019。基于极大极小熵的半监督域自适应。CoRR abs / 1904.06487。

[51] Saito, K.， Ushiku, Y.， Harada, T.， 2017。非对称三训练的无监督领域自适应，第34届国际机器学习会议论文集，第70卷，JMLR。org。2988 - 2997页。

[52] Saito, K.， Ushiku, Y.， Harada, T.， Saenko, K.， 2018a。对抗性dropout正则化，见:第6届学习表征国际会议，openreview。

[53] Saito, K.， Watanabe, K.， Ushiku, Y.， Harada, T.， 2018b。无监督域自适应的最大分类器差异，见:计算机视觉和模式识别IEEE会议论文集，3723-3732页。

[54]邵瑞，兰X，袁P.C.， 2018。受像素约束的特征:层次对抗深度域自适应，见:第26届ACM多媒体国际会议论文集，220-228页。

[55] Simonyan, K.， Zisserman, A.， 2015。用于大规模图像识别的非常深的卷积网络，在:Bengio, Y.， LeCun, Y. (Eds.)，第三届国际学习表示会议。

[56]孙博，冯杰，孙延科，K.， 2016。令人沮丧的简单领域适应的回归，见:人工智能AAAI会议论文集。

[57] Sun, B.， Saenko, K.， 2016。Deep CORAL: correlation alignment for Deep domain adaptive, in: Hua, G.， Jégou, H. (Eds.)， Computer Vision - ECCV 2016 studies, pp. 443-450。

吴[58]太阳,F。,H。罗,Z,顾,W。,,Y。,Du,问,2019。面向领域适配的信息性特征选择。IEEE Access 7, 142551 - 142563。

[59] Szegedy, C.， Zaremba, W.， Sutskever, I.， Bruna, J.， Erhan, D.， Goodfellow, I.J.， Fergus, R.， 2014。神经网络的有趣特性，在:Bengio, Y.， LeCun, Y. (Eds.)，第二届国际学术会议。

[60]唐浩，贾锴，2019。区别对抗领域适应。arXiv:1911.12036。

[61]李建平，陈建平，陈建平，2017。平均教师是更好的角色模型:加权平均一致性目标改善半监督深度学习结果，见:第五届学习表征国际会议，OpenReview.net。

[62]张宁，曾恩，张宁，张宁，2014。深度域混淆:最大化域不变性。arXiv:1412.3474。

[63]陈建平，张建平，陈建平，等。Deep hash network for unsupervised domain adaptive，见:IEEE Computer Vision and Pattern Recognition会议论文集，5018-5027页。

H。[64]Wu,燕,Y。,G。,,,Ng,吴,问,2020 a。多源视觉域自适应迭代优化。计算机科学与工程学报，1 - 12。

H。[65]Wu,燕,Y。,,Y。,,,,问,2020 b。无监督领域自适应的几何知识嵌入。"。基于系统191,105155。

[66]谢绍峰，郑宗哲，陈磊，陈春春，2018。基于无监督域自适应的语义表示学习，载于:Dy, J.G, Krause, A. (Eds.)，第35届国际机器学习会议论文集，PMLR。5419 - 5428页。

[67]徐荣，李国刚，杨军，林琳，2019。更大的范数更易于转移:无监督域自适应的自适应特征范数方法，见:IEEE计算机视觉国际会议论文集，1426-1435页。

[68], Y。,李,W,吴,H, Min, H,棕褐色,M,吴,问,2018。异构域适应的半监督最优传输，在:IJCAI。

邹[69],J。,H。,,Y,, Z,谢,曾L, 2020。介意

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第14页/ 15页

利用社交媒体新闻

可鉴别性:不对称对抗性域适应，载于:计算机视觉欧洲会议，施普林格。589 - 606页。

[70]杨磊，王勇，高敏，赵文林，高明华，杨磊，王勇。深度协同训练与任务分解的半监督域适应。计算机视觉和模式识别。

[71]张春梅，张文华。深度学习的理论与实践[M] .北京:科学出版社，2005。

[72]张勇，刘涛，刘涛。基于域自适应理论的机器学习算法研究。计算机研究与发展，vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36, vol . 36，

[73], Y。,H。贾,K,棕褐色,M, 2019。用于对抗域自适应的域对称网络，见:计算机视觉和模式识别IEEE会议论文集，5031 - 5040页。

[74], Y。,,Y。,,问,赵,P,妞妞,年代,黄,J。,棕褐色,M, 2020。医学图像诊断的协同无监督域自适应。中国图象图形学报，29(2)，492 - 497。

[75]邹,Y,, Z,刘,X。,库马尔,B。,J。,2019。自信规范化自我训练，见:IEEE计算机视觉国际会议论文集，第5982-5991页。

[76]王静。2018.中国科技进步与对策。基于类别平衡自我训练的无监督域自适应语义分割，见:计算机视觉欧洲会议论文集，289-305页。

CV Radhakrishnan等人:预印本已提交给Elsevier

第15页共15页