

基于自适应权重的多源部分域适应*

田青^{1,2,3}, 孙灿宇¹, 储奕¹

¹(南京信息工程大学 软件学院, 江苏 南京 210044)

²(数字取证教育部工程研究中心(南京信息工程大学), 江苏 南京 210044)

³(计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学), 江苏 南京 210023)

通信作者: 田青, E-mail: tianqing@nuist.edu.cn



摘要: 作为机器学习的一个新兴领域, 多源部分域适应(MSPDA)问题由于其源域自身的复杂性、领域之间的差异性以及目标域自身的无监督性, 给相关研究带来了挑战, 以致目前鲜有相关工作被提出。在该场景下, 多个源域中的无关类样本在域适应过程中会造成较大的累积误差和负迁移。此外, 现有多源域适应方法大多未考虑不同源域对目标域任务的贡献度不同。因此, 提出基于自适应权重的多源部分域适应方法(AW-MSPDA)。首先, 构建了多样性特征提取器以有效利用源域的先验知识; 同时, 设计了多层次分布对齐策略从不同层面消除了分布差异, 促进了正迁移; 此外, 为量化不同源域贡献度以及过滤源域无关类样本, 利用相似性度量以及伪标签加权方式构建自适应权重; 最后, 通过大量实验验证了所提出 AW-MSPDA 算法的泛化性以及优越性。

关键词: 多源部分域适应; 负迁移; 多样性特征提取; 多层次分布对齐; 自适应权重

中图法分类号: TP18

中文引用格式: 田青, 孙灿宇, 储奕. 基于自适应权重的多源部分域适应. 软件学报, 2024, 35(4): 1703–1716. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7015.htm>

英文引用格式: Tian Q, Sun CY, Chu Y. Adaptive Weight-induced Multi-source Partial Domain Adaptation. Ruan Jian Xue Bao/ Journal of Software, 2024, 35(4): 1703–1716 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7015.htm>

Adaptive Weight-induced Multi-source Partial Domain Adaptation

TIAN Qing^{1,2,3}, SUN Can-Yu¹, CHU Yi¹

¹(School of Software, Nanjing University of Information Science Technology, Nanjing 210044, China)

²(Engineering Research Center of Digital Forensics (Nanjing University of Information Science Technology), Ministry of Education, Nanjing 210044, China)

³(State Key Laboratory for Novel Software Technology (Nanjing University), Nanjing 210023, China)

Abstract: As an emerging field of machine learning, multi-source partial domain adaptation (MSPDA) poses challenges to related research due to the complexities of the involved source domains, the diversities between the domains, and the unsupervised nature of the target domain itself, leading to rarely few works presented. In this scenario, the irrelevant class samples in multiple-source domains will cause large cumulative errors and negative transfer during domain adaptation. In addition, most of the existing multi-source domain adaptation methods do not consider the different contributions of different source domains to the target domain tasks. Therefore, this study proposes an adaptive weight-induced multi-source partial domain adaptation (AW-MSPDA). Firstly, a diverse feature extractor is constructed to effectively utilize the prior knowledge of the source domain. Meanwhile, multi-level distribution alignment strategy is constructed to eliminate distribution discrepancies from different levels to promote positive transfer. Moreover, the pseudo-label

* 基金项目: 国家自然科学基金(62176128); 计算机软件新技术国家重点实验室开放课题(KFKT2022B06); 中央高校基本科研业务费(NJ2022028); 江苏省“青蓝工程”优秀青年骨干教师人才计划; 江苏省研究生科研实践创新计划(KYCX22_1205)

本文由“绿色低碳机器学习研究与应用”专题特约编辑封举富教授、俞扬教授、刘淇教授推荐。

收稿时间: 2023-05-15; 修改时间: 2023-07-07; 采用时间: 2023-08-24; jos 在线出版时间: 2023-09-11

CNKI 网络首发时间: 2023-11-24

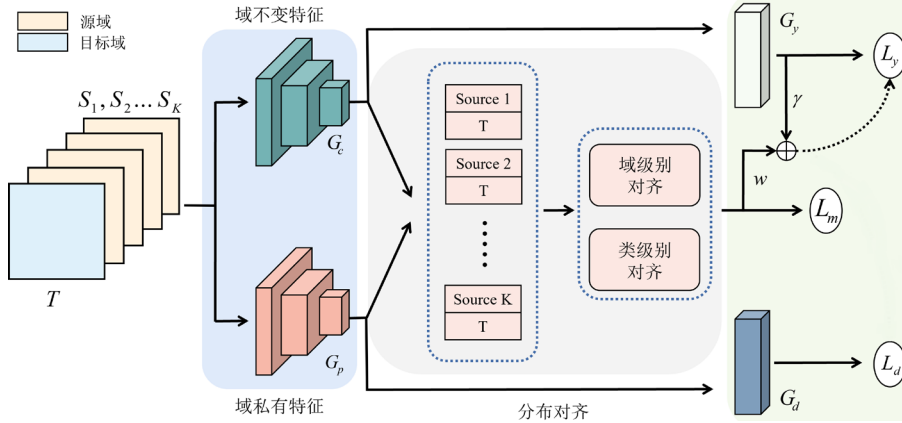


图2 基于自适应权重的多源部分域适应方法模型架构

2.1 符号定义与问题假设

在多源部分域适应问题中, 存在 K 个有标记的源域 $\{D_{s_k}\}_{k=1}^K$ 和 1 个未标记的目标域 $D_t = \{X_t\} = \{x_t^j\}_{j=1}^{n_t}$, 每个源域 $D_{s_k} = \{(X_{s_k}, Y_{s_k})\} = \{(x_{s_k}^i, y_{s_k}^i)\}_{i=1}^{n_{s_k}}$ 由 n_{s_k} 个样本组成, $y_{s_k}^i$ 为第 k 个源域中第 i 个样本的标签, 目标域由 n_t 个样本组成. 该场景中每个源域之间、源域和目标域之间都存在分布差异, 即 $P(X_{s_1}) \neq P(X_{s_2}) \neq \dots \neq P(X_{s_K}) \neq P(X_t)$. 此外, 每个源域的标记空间、源域和目标域的标记空间也不相同, 但目标域的标记空间是所有源域标记空间并集的一个子集, 即 $Y_{s_1} \neq Y_{s_2} \neq \dots \neq Y_{s_K} \neq Y_t, Y_t \subseteq \bigcup_{i=1}^K Y_{s_i}$.

2.2 多样性特征提取

在无监督多源域适应问题中, 单一源域的知识可能不足以覆盖目标任务的解决, 因此考虑利用具有更丰富可迁移知识的多个源域协同地解决目标域任务. 但不同源域具有不同的知识, 若忽略其相互之间的差异, 往往并不能取得较好的迁移效果, 并给域适应过程中带来阻碍性的负迁移影响. 为进一步对多个源域提取出具有多样性的特征, 我们构建域不变特征和域私有特征提取器, 对多个源域的特征进行提取. 首先, 我们利用预训练的深度卷积特征提取网络将源域样本和目标域样本的表征转换到共享特征空间中, 其具体形式如下:

$$\begin{cases} f_{s_k}^i = \phi(x_{s_k}^i, \theta_\phi) \\ f_t^j = \phi(x_t^j, \theta_\phi) \end{cases} \quad (4)$$

其中, f_{s_k} 和 f_t 分别表示映射到共享特征空间的源域和目标域特征. 此外, $i=1,2,\dots,n_{s_k}, j=1,2,\dots,n_t, k=1,2,\dots,K, \theta_\phi$ 表示共享特征提取器 ϕ 的相关参数.

为了有效地消除不同域间的分布差异, 考虑到不同源域与目标域间虽存在一定的分布差异, 但源域与目标域在整体上存在一定的相似性, 即源域存在一定的潜在特征与目标域特征相似. 除此之外, 目标域样本特征并非仅由域不变特征构成, 由于多个源域的存在, 其包含了多样性的特征, 因此除域不变特征外, 不同源域所具有特征空间的联合可能覆盖了目标域特征的所有特性. 结合上述分析, 我们将源域和目标域所共享的特征空间的表征划分为域不变特征和域私有特征, 其分别表示在域适应过程中源域的可迁移知识以及源域特有的不可迁移知识, 以有效地实现多个源域到目标域的适应任务. 具体而言, 针对域不变特征, 将其表示如下:

$$\begin{cases} f_{c_{s_k}}^i = G_{c_k}(f_{s_k}^i, \theta_{c_k}) \\ f_{c_t}^j = G_{c_k}(f_t^j, \theta_{c_k}) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $i=1,2,\dots,n_{s_k}, j=1,2,\dots,n_t, k=1,2,\dots,K. G_{c_k}$ 表示第 k 个源域上由参数 θ_{c_k} 刻画的域不变特征提取器.

除上述域不变特征提取器外, 为保持源域特征的多样性, 我们还构建域私有特征提取器, 其形式如下:

