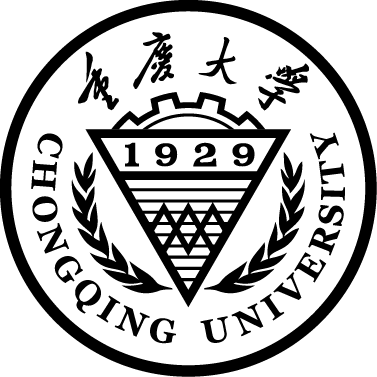
附件2：

**   **

**国家级/市级大学生创新训练项目申报书**

****

项目名称：基于领域自适应的路面病害区域检测方法研究

学　　院：大数据与软件学院

指导教师：黄晟

项目组成员：李易燔 刘怡鹏 王磊

本科生院制

2022年3月11日

**填写说明**

1. 凡申报国家级大学生创新训练项目必须填写申报书。
2. 向学校报送本申报书时，一式3份，并报送申报书电子文档。
3. 本表填写内容必须与事实相符，表达准确，数字一律填写阿拉伯数字。
4. 打印格式：

（1）纸张为A4大小，双面打印；

（2）文中小标题为四号、仿宋、加黑；

（3）栏内正文为小四号、仿宋。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 项目名称 | | 基于领域自适应的路面病害区域检测方法研究 | | | | | | | | | | | | |
| 项目所属学科 | | 一级学科代码及名称 | | | | | 二级学科代码及名称 | | | | | 三级学科代码及名称 | | |
| 08工学 | | | | | 0809计算机类 | | | | | 080910T数据科学与大数据技术 | | |
| 项目开展支撑平台 | | 智能服务与软件工程中心实验室 | | | | | | | | | | | | |
| 项目组人数 | | 3人 | | | | 项目实施时间 | | | | 2022 年 6 月 至 2023 年 6 月 | | | | |
| 项目所需经费 | |  | | | | | | | | | | | | |
| 项目组成员（含项目申请学生） | | | | | | | | | | | | | | |
| 姓 名 | | | 学 号 | | 年级专业班 | | | | | | 联系电话 | | | |
| 李易燔 | | | 20205644 | | 2020级软件工程01班 | | | | | | 19823429525 | | | |
| 刘怡鹏 | | | 20205344 | | 2020级计算机科学与技术(卓越)01班 | | | | | | 17378827885 | | | |
| 王磊 | | | 20204176 | | 2020级软件工程01班 | | | | | | 18184032421 | | | |
| 主要指导教师 | | | | | | | | | | | | | | |
| 姓 名 | 工号 | | | 职 称 | | | | | 学 院 | | | | | 联系电话 |
| 黄晟 | 32281 | | | 副教授 | | | | | 大数据与软件学院 | | | | | 18723327368 |
| 项目来源 | | | | | | | | | | | | | | |
| 项目来源 | | | 请打“√”  1. 学生自拟（ ） 2、老师发布课题（ √ ）  3.教师科研项目转化（ ）  4. 学生承担社会、企业委托项目等（ ） | | | | | | | | | | | |
| 项目名称（限项目来源为2-4填写） | | | 基于领域自适应的路面病害区域检测方法研究 | | | | | 来源项目类别（限项目来源为2-4填写） | | | | | 教师横向科研项目 | |

**注**：1.“项目开展支撑平台”指支撑本项目开展的校、院级教学实验中心、科研实验室等，表中填写有关实验室名称，可以多个。

2.“来源项目类别”栏填写“863项目”、“973项目”、“国家自然科学基金项目”、“省级自然科学基金项目”、“教师横向科研项目”、“企业、社会委托项目”以及其他项目标识。

|  |  |
| --- | --- |
| 主要  研究  内容  (限200字内) | 公路路面病害及时有效的检测对于保障公路运输安全至关重要。现多采用深度学习的模型和方法进行路面病害区域检测，相比传统的人工走查和数字图像处理都取得了更好的表现。但是，标注信息和训练网络成本高。因此本项目拟基于领域自适应进行路面病害区域检测，并应用到实际道路检测中，提升道路养护的工作效率，降低成本。同时对历史数据进行管理和分析，并以网站的形式对其可视化，从而监控路面病害的演化情况。 |
| 项目研究难点及创新点 | **1.本项目的难点**  本项目主要解决基于领域自适应的路面病害区域检测问题，这个问题又可以分为以下三个难点：  ① **数据分布的不平衡及噪声干扰**。采集的数据图像灰度分布不均匀（如图1.1所示）且各病害类别分布比例不平衡。数据差异性太大，需要因地制宜，针对不同图像采取不一样的图像变换增强方法。显然，这种方法对追求自动化的路面病害检测系统设计者而言是难以接受的。并且图像是在公路上由移动的车载相机采集得到的（如图1.2所示），图像的噪声干扰不容忽视。（阳光强弱不同，道路有杂物异物，树木建筑投下阴影）  图1.1 灰度分布差异示例    图1.2 实际拍摄路况示例  ② **数据标注费时费力**。监督学习需要大量准确的标注信息来训练模型，获取这些病害区域的准确标注信息需要高昂的成本。实际场景中图像级别的标签数据更容易获取，亟待找到在弱监督下进行路面病害区域检测任务的方法。  ③ **道路病害演化和管理的信息延滞**。随着时间推移或道路维护的进行，道路病害一直处于动态演化的过程中，然而，由于一线工作人员与上层管理人员信息的隔绝，管理人员往往不知道道路病害实时情况，进而做出错误判断，造成不必要的资源浪费。  **2.本项目的创新之处**  本项目主要创新点包括：  （1）**动态自适应权重调节策略**。针对采集到的数据图像分布严重不平衡的问题，本项目在保持真实场景中数据分布情况的前提下，对现有样本进行一定比例的扩充，并在模型训练过程中提出并采用一种动态自适应权重调节策略。对训练过程中分类错误率偏高的类别，动态自适应调整其权重，来解决样本类别分布不平衡的问题。  （2）**先分割增强后合并增强方法**。针对图像内灰度分布不均匀问题，提出了一种兼顾局部和整体的增强的先分割增强后合并增强方法——将图片先分割成小patch，按照灰度均值和标准差作为衡量指标，对所有的小patch进行增强，将增强之后的patch合并后，进行一次整体增强。（在patch增强中利用Gamma变换）  （3）**多步领域自适应**。为了解决弱监督下的路面病害区域检测问题，通过领域自适应的方式实现不同领域之间的迁移学习，具体通过构造一个中间域囊括原来两个域的特征空间、类别空间以及最重要的样本条件概率分布空间，在中间域上迁移目标检测模型，从而解决了弱监督下病害区域检测问题。  （4） **跟踪分析道路病害演化系统**。针对病害演化和管理的信息延滞问题，本项目拟通过道路检测装备系统采集的路面病害2D图像，分析同一位置病害的演变过程，建立路面病害历史数据库，实现历史病害的数据管理以及病害历史的趋势分析。其次，本项目拟搭建网页系统，将道路病害分析数据通过图表等方式可视化，并与病害历史数据库实现互联，实时显示道路病害演化情况，方便管理人员跟进管理。 |

**一、项目组成员分工**

|  |  |
| --- | --- |
| **姓名** | **主要项目研究内容** |
| 李易燔 | 负责完成路面病害类型检测任务 |
| 刘怡鹏 | 负责在路面病害类型检测的基础上对于病害区域进行定位检测 |
| 王磊 | 负责进行数据分析并实现在网站上进行可视化和导出分析报告 |

二**、立项背景和依据（包括研究目的、意义、国内外研究现状分析及评价）**

|  |
| --- |
| **1立项背景及研究意义**  **1.1背景**  “要想富，先修路”，公路交通对提高居民的幸福水平有着无可替代的作用，直接影响着一个国家，地区的经济发展，同时具有重大的军事，政治作用。据交通运输部数据，截至2020年底，全国公路总里程达519.8万公里，居于并将长期处于世界第一。    图2.1.1 2016-2020年全国公路总里程及公路密度  在我国公路里程的不断增长、交通流量的快速增加（2020年中国新注册登记机动车3328万辆，比2019年增加114万辆，增长3.55%。）以及公众出行需求日益提高的同时，伴随的是道路养护管理任务的增加和道路安全压力的增大。在公路的实际运营和管理过程中，路面时刻受到材料风化，汽车荷载等因素的影响。当这些影响达到一定的阈值，道路便会出现胶结裂缝（沥青路）、普通裂纹、纵向裂纹、疏松、大裂纹、修补、横向裂纹等病害。这些路面病害严重影响了公路的承载力、运输力、客运货运的行车安全以及公路的使用年限。加强公路管理及养护已成为我国公路发展的当务之急。  为了延长道路的使用寿命，降低道路的养护成本，需要快速准确地对路面进行检测，对不同材料路面的不同道路问题进行精准的判断以便针对性的因“地”制宜，指定不同方案。  **1.2研究意义**  传统的道路检测主要靠人工走查进行，检测效率每人每天不到10km，这种做法检测开销大，效率低，检测精度低而且影响交通，对检测工人的人身安全有一定的风险。而且该行业也正面临着专业人员短缺的问题。  为了有效解决上述问题，可以采用自动化系统。自动化系统可以快速检测和量化各种尺寸各种类型的裂纹坑洞等病害，并拥有快速的检测速度，同时受天气状况的影响较低。深度学习的模型和方法在路面病害检测任务无论是相比于人工还是传统的数字图像处理方式都取得了更好的表现，但是这些深度网络模型无论是重新训练还是迁移权重后进行微调，都需要大量的病害区域标注信息。获取这些病害区域标注信息需要大量的人力、物力以及时间成本。并且由于技术人员的主观性，标注信息未必足够准确可靠。因此在不同的路面病害数据集之间进行知识迁移来解决弱监督下路面病害区域检测问题就有了更巨大的应用价值和实际意义。  **2国内外研究现状**  目前，世界各国主要运用数字图像处理算法检测路面病害。在路面病害检测系统发展初期，主要采用相机收集路况图像数据，利用传统非自动化的数字图像处理算法进行病害检测。比如GERPHO[1]、DHDV[2]、PAVUE[3]、ZOYON-RTM[4]。但是这些检测设备和检测系统无法解决强噪声干扰情况下的病害检测问题，此外这些设备和系统的通用性较差，无法满足我国公路地域跨度大、环境变化性强的实际场景，并没有得到广泛应用。现阶段，对路面病害区域检测研究可以分为基于传统方法和基于深度学习两大类别[5]。 2.1基于传统方法的路面病害区域检测研究现状 由于公路路面长期暴露在自然环境中，必然受到光照、雨水、干旱、汽油等污渍和其他因素影响而受损，由成像传感器捕获的图像存在诸多细小且不规则的噪声，严重干扰了检测结果。对此，研究人员提出了阈值分割、边缘检测和区域生长等技术来提高路面病害检测结果的有效性[6]。  阈值分割是图像分割中的经典算法之一。依据阈值，对所有的像素点进行判断，将像素点分为背景和目标两类。Oliveira和Correia[7]通过动态阈值的策略从图像中的暗像素识别出了潜在的裂缝。Peng[8]提出了两次阈值分割。Wang[9]提出了一种新的多尺度局部最优阈值分割算法，通过裂缝密度分布对路面裂缝进行分割。  边缘检测方法也可以用于裂缝病害检测。常见的边缘检测算子包括Sobel、Roberts、Prewitt和Canny。Zhao[10]提出了一种改进的Canny边缘检测方法来进行道路边缘检测。Aventura和Attah-Okine[11]使用的是结合二维经验模式分解（BEMD）和Sobel边缘检测的道路裂缝检测方法。  区域生长法是一种简单有效的分割方法，可以将图像中具有相同特征的区域分割出来，并能保留清晰的边界轮廓信息和分割结果，对于路面病害的图像分割具有很好的效果[12]。这种方法在没有先验知识的帮助下，可以生成较好的分割结果。 2.2基于深度学习的路面病害区域检测研究现状 深度学习已经成为近些年来研究的热点，并且在各个领域内得到了广泛的应用，它可以通过学习数据中隐含的更深层次特征和关联性来做出预测。依据路面病害数据有无标签信息，以往基于深度学习技术对路面病害检测的研究可以分为无监督学习和监督学习两类。  （1）无监督学习  无监督学习使用无标签的训练数据。Akagic[13]借助于灰度直方图Otsu阈值的方法来实现无监督下的道路裂缝检测，在低信噪比的情况下，实验获得了较好的结果。Amhaz[14]引进了一种改进的基于最短路径选择的算法来辅助数据标签的生成，该算法通过估计裂纹宽度来减少裂缝检测中的环路和峰值假象。Li[15]使用了基于滑动窗口的最低路径代价的方法提取图像中每个尺度的候选裂纹，然后比较不同尺度裂纹的对应关系，建立了基于多元统计假设的裂纹评估模型。  （2）监督学习  监督学习要求训练数据必须有相应的标签。罗晖等人[16]使用了YOLOv4进行公路路面多尺度病害检测，解决了四种路面病害的多尺度特征导致检测困难的问题。许慧青等人[17]提出了能够精准定位和分类出病害的二阶段细长路面病害检测方法EpdRCNN，用于解决细长路面病害人工检测耗时长和当前检测方法精度不足的问题。杨依霖等人[18]采用LeNet实现低成本高效率且对公路路面和交通无影响的自动智能路面检测。Inoue[19]将裂纹检测问题描述为一个弱监督问题，并提出了一个两分支的框架，通过将基于低质量标注训练的监督模型的预测与基于像素亮度的预测相结合，保持对道路裂缝较高的检测精度。  综上所述，路面病害区域检测方法的研究已经历经多年的发展，国内外取得了一定的研究成果，然而多数现有方法仍旧存在不足，无法理想地解决实际应用问题（如数据分布不平衡、噪声干扰大、数据标注费时费力及道路病害演化和管理的信息延滞）。本项目拟采用动态自适应权重调节策略，解决数据分布不均匀的问题；采用先分割增强后合并增强方法，解决图像灰度分布不均匀的问题；采用多步领域自适应解决弱监督下病害区域检测问题；采用建立路面病历史数据库，解决病害演化和管理的信息延滞问题。  **主要参考文献**  [1] Soussain G, Maruenda E, Kissel B. MACADAM: Automatic classification of pavement distresses[C]//PTRC Summer Annual Meeting, 16th, 1988, Bath, United Kingdom. 1988.  [2] Wang K C P , Hou Z , Gong W . Automation Techniques for Digital Highway Data Vehicle (DHDV)[C]// International Conference on Managing Pavement Assets. 2008.  [3] Sjogren L, Offrell P. Automatic crack measurement in Sweden[C]//SURF 2000: Fourth International Symposium on pavement Surface Characteristics on Roads and AirfieldsWorld Road Association-PIARC. 2000.  [4] Wang K C P . Elements of automated survey of pavements and a 3D methodology[J]. Journal of Modern Transportation, 2011, 19(001):51-57.  [5] 李宇宏. 基于深度学习的路面病害自动检测及评估方法研究[D].江苏大学,2020.DOI:10.27170/d.cnki.gjsuu.2020.001573.  [6] Kheradmandi N, Mehranfar V. A critical review and comparative study on image segmentation-based techniques for pavement crack detection[J]. Construction and Building Materials, 2022, 321: 126162.  [7] H. Oliveira and P. L. Correia, "Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding," 2009 17th European Signal Processing Conference, Glasgow, UK, 2009, pp. 622-626.  [8] L. Peng, W. Chao, L. Shuangmiao and F. Baocai, "Research on Crack Detection Method of Airport Runway Based on Twice-Threshold Segmentation," 2015 Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), Qinhuangdao, China, 2015, pp. 1716-1720, doi: 10.1109/IMCCC.2015.364.  [9] Wang S , Tang W . Pavement Crack Segmentation Algorithm Based on Local Optimal Threshold of Cracks Density Distribution[C]// Advanced Intelligent Computing - 7th International Conference, ICIC 2011, Zhengzhou, China, August 11-14, 2011. Revised Selected Papers. Springer Berlin Heidelberg, 2011.  [10] H. Zhao, G. Qin and X. Wang, "Improvement of canny algorithm based on pavement edge detection," 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, Yantai, China, 2010, pp. 964-967, doi: 10.1109/CISP.2010.5646923.  [11] Ayenu-Prah A, Attoh-Okine N. Evaluating pavement cracks with bidimensional empirical mode decomposition[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008: 1-7.  [12]徐蔚波,刘颖,章浩伟.基于区域生长的图像分割研究进展[J].北京生物医学工程,2017,36(03):317-322.  [13] Akagic A, Buza E, Omanovic S, et al. Pavement crack detection using Otsu thresholding for image segmentation[C]//2018 41st International Convention on Information and Commu-nication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO). IEEE, 2018: 1092-1097.  [14] Amhaz R, Chambon S, Idier J, et al. Automatic crack detection on two-dimensional pave-ment images: An algorithm based on minimal path selection[J]. IEEE Transactions on In-telligent Transportation Systems, 2016, 17(10): 2718-2729.  [15] Li H, Song D, Liu Y, et al. Automatic pavement crack detection by multi-scale image fu-sion[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20(6): 2025-2036.  [16] 罗晖,贾晨,李健.基于改进YOLOv4的公路路面病害检测算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(14):336-344.  [17] 许慧青,陈斌,王敬飞,陈志毅,覃健.基于卷积神经网络的细长路面病害检测方法[J].计算机应用,2022,42(01):265-272.  [18] 杨依霖,黄浩,胡永明,王德志,李岳彬.基于LeNet卷积神经网络的路面病害自动检测方法[J].物联网技术,2021,11(01):47-50.DOI:10.16667/j.issn.2095-1302.2021.01.013.  [19] Inoue Y, Nagayoshi H. Crack detection as a weakly-supervised problem: towards achieving less annotation-intensive crack detectors[C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2021: 65-72. |

**三、主要研究内容和目标（包括研究方案和技术路线）**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **1 研究目标**  基于领域自适应的路面病害区域检测方法研究目标主要由三部分组成，一是使用动态自适应权重调节策略和先分割增强后合并增强的方法，对数据进行预处理；二是利用基于领域自适应的迁移学习解决弱监督下的路面病害区域检测任务，这一部分借助中间域的构建来实现领域自适应，从而将源域中关于病害区域标注的知识迁移到目标域中进行路面病害区域的检测；三是对收集到的道路采集样本建立路面病历史数据库，并进行数据分析和可视化，以监测病害演化和管理的信息延滞问题。  **2 研究内容**  **2.1 基于动态自适应权重调节策略和先分割增强后合并增强方法的图像预处理**  由于数据样本图像是在公路上由移动的车载相机采集得到的，图像的噪声干扰不容忽视。为了降低噪声对病害检测结果的影响，对于图像数据的增强非常有必要。本项目针对当前数据样本中具体图像噪声问题提出了一种自适应图像增强策略，来达到自适应图像增强的目的。  **2.1.1 自适应增强实现思路**  针对同一张图片中灰度值分布极端化的问题，高灰度区域和低灰度区域都存在病害，甚至有些病害在高灰度和低灰度区域之间是连续的，以往的增强方法此时都不再适用。当前对图像增强不仅要求增强低灰度区域，也必须增强高灰度区域，同时还要求增强后图像内各区域灰度保持连贯性以及灰度分布的均匀性。  一种可行的思路是先将图像进行分割成多个不重叠小块，也就是多个不重叠patch。只要保证分割的patch的灰度分布不为极端分布，即意味着patch区域的灰度最大值与最小值的差值在一个合理的范围内，然后对每个patch采取灰度变换增强方法。通过实验发现这种方式可能会导致各个patch之间灰度差异性大，patch之间的灰度值过渡不连续的问题，具体如图2.1.1所示。其中patch的大小为100100。  图2.1.1 patch之间过渡不连续  图2.1.1所展示的增强，在统计学上还带来一定的负面效果。原始的图像的灰度值归一化的均值由0.3578增加到0.5133，但是和图像对比度相关的方差归一化值却由0.3009降低至0.2902。直观效果表现为图像的整体亮度增强，但是对比度下降。  对于图像之间的灰度值差异性过大、图像整体过亮或者整体过暗的问题，一种思路是直接采用整体增强的方式来调整图像的整体亮度。另外一种思路是预先统计全部图像数据的灰度值分布，在预处理阶段让所有图像满足这个灰度分布。第二种思路需要在原始数据集上做大量的统计工作，更换数据集时需要重新统计数据集的灰度分布情况，成本代价高同时鲁棒性较差。  本项目拟采用如下方法：先将图片分割成小patch，按照灰度均值和标准差作为衡量指标，对所有的小patch进行增强，将增强之后的patch合并后，进行一次整体增强。具体算法流程如表2.1.1所示。  表2.1.1 自适应增强过程   |  | | --- | | 输入：原始图像，分割的个数，增强变换方法 | | 输出：自适应增强后的图像 | | 1. 将分割成个patch记为，其中 | | 2. 对:  3. 进行增强 | | 4. 对于所有的以及找出方差最大的作为增强结果 | | 5.  6. 对于所有的以及找出方差最优的作为增强结果  7. 得到最后的 |   整个增强过程的公式化表示如式(2.1.1)所示。   |  |  |  | | --- | --- | --- | |  |  | (2.1.1) |   其中，表示均方差，在寻找方差最大的过程中，把原始图像patch或者整个图像作为初始化的基准进行比较，如果增强后的灰度值归一化的方差有所提高，可以认为增强有一定的效果。  **2.2 基于领域自适应的弱监督路面病害区域检测**  深度学习的模型和方法在路面病害检测任务无论是相比于人工还是传统的数字图像处理方式都取得了更好的表现，但是这些深度网络模型无论是重新训练还是迁移权重后进行微调，都需要大量的病害区域标注信息。获取这些病害区域标注信息需要大量的人力、物力以及时间成本。并且由于技术人员的主观性，标注信息未必足够准确可靠。在实际中，往往缺乏准确的路面病害区域位置信息，只有图像级别的病害类型标签，甚至一些无标签的图像。如何利用现有的数据集，在实际应用中只需标注少量样本，并结合专家验证，实现最少代价的道路病害区域检测，具有巨大的应用价值和实际意义。  我们计划采用多步领域自适应方法，首先构造一个中间域，中间域囊括了源域和目标域的特征空间、类别空间以及条件概率分布，然后在中间域上迁移YOLOv5模型，最终实现在源域上的路面病害区域检测。  对此问题的研究思路如图2.2.1所示。    图2.2.1 基于领域自适应的弱监督下路面病害区域检测的主要研究思路  **2.2.1 数据集**  在本研究中，计划采用路面病害多分类数据集CQU-BPDD和CQU-BPMDD。CQU-BPDD包含60056张分辨率为1200×900的沥青路面灰度图片，这些图像数据是由车载摄像机在不同地区不同时间点从我国南方地区的高速公路上自动获取，并且由专业工程师进行类别标注，数据分布如图2.2.2所示。CQU-BPMDD包含了七种路面病害和正常路面总共八个类别的道路图像，该数据集由招商局道路信息技术（重庆）有限公司和重庆大学提供。CQU-BPMDD包含9851张道路缺陷图像和29143张正常图像，采集自中国西南不同地区的高速公路。疾病图像分为七类，包括纵向裂纹、横向裂纹、修补、松散、坑洞、块状裂纹和波纹，如图2.2.3所示。CQU-BPMDD是一种裂纹疾病数据集，所有图像均采用曝光补偿成像，其中大部分是小裂纹图像，难以检测，但更符合实际场景。在此数据集上进行跨数据集验证可以更好地反映模型的跨数据集泛化能力。每幅图像的分辨率为3692×2147，数据分布如图2.2.4所示。  图2.2.2 CQU-BPDD数据集数据分布    图2.2.3 CQU-BPMDD数据集中各种路面病害的实例    图2.2.4 CQU-BPMDD数据集的样本分布  CQU-BPDD和CQU-BPMDD数据集缺乏病害区域的定位信息，需要在数据集上实现病害区域的检测，我们考虑将其他道路病害检测领域的知识迁移到此数据集领域中，利用领域自适应的方法减少源域和目标域之间的域差，来实现弱监督下的路面病害区域检测。  RDD2020（Road Damage Detection）由从日本、印度和捷克收集的路面图像构成，训练数据包含带有标记的注释，用于不同的道路损坏类型。  在该数据集上，标注的路面病害区域占比有大有小，在检测时不仅识别出大目标，同时也要考虑到小目标的检测效果。这种大小目标同时检测对网络的性能提高了要求。训练出一个足够优秀的目标检测网络需要大量的图像数据。因此考虑对RDD2020的数据进行扩充。  RDD2020数据集是针对路面病害区域检测任务的数据集，CQU-BPDD是针对病害类型多分类的数据集，两个数据集之间的差别较大，详细的数据集对比如表2.2.1所示。  表2.2.1 RDD2020与CQU-BPDD数据集区别   |  |  |  | | --- | --- | --- | |  | RDD2020 | CQU-BPDD | | 数据量 | 26620 | 60056 | | 图像尺寸 | 600600、720720 | 1200900 | | 图像类型 | RGB三通道 | 灰度图像 | | 干扰信息 | 行人、房屋、车辆等其他非路面类别 | 无 | | 病害类别 | 4种 | 7种 | | 标签信息 | 类别+定位 | 图像级别的类别标注 | | 官方数据集划分 | 一个训练集两个测试集 | 一个训练集一个测试集 |   为了对RDD2020进行扩充，增加数据量，我们采取比较常规的图像锐化、图像通道数值缩放、加性高斯噪声、旋转、平移和对比度变换这些增强方式随机组合策略对数据集进行扩充。  **2.2.2 迁移问题分析**  在对弱监督下的路面病害区域检测任务形式化分析前，需要明确两个基本概念，领域（Domain）和任务（Task）。领域包含特征空间和边际概率分布，对给定的领域，任务是模型需要学习的目标，由类别空间和一个需要学习的映射组成，从概率的角度可以看作是条件概率分布。领域是需要进行学习的主体，迁移学习就是将源域（）学习到的知识应用到目标域（）来解决目标域上的任务。用和来分别代表源域和目标域的类别空间。  在当前问题上，RDD2020对应的是源域，可以表示为，，其中表示的类别就是图像上关于路面病害区域的标注信息。CQU-BPDD数据集上缺乏对病害区域的标注信息，可以表示为式(2.2.1)。  (2.2.1)  我们的目的就是要借助的知识来帮助解决上缺少的问题。  在迁移学习中一般需要考虑以下三个方面。  ① 特征空间。表1中对比了两个领域之间的区别，对于特征空间和，明显，虽不完全相等，但是存在公共特征空间。  ② 类别空间。当前缺乏，由于我们依据病害类别进行迁移学习，可以认为和之间的差距并不大，且所迁移的类别在源域和目标域也是一一对应的，因此。  ③ 条件概率分布，既和之间的差距。之所以要进行迁移学习就是因为和之间的差距较大，表1详细的展示了两个数据集之间的差距，这种差异在逻辑上的体现就是和之间的差距。  因此对于文本两个数据集之间的迁移学习所面临的问题就是如何处理两个领域之间的差距，从而实现有效的知识迁移，来解决弱监督下的路面病害区域检测问题。  对于RDD2020数据集，作为源域，其条件概率分布实际上无法直接表示和计算。概率分布在目前的迁移学习研究中，通常只是作为一个逻辑上的概念，我们认为不同的领域或者不同的数据集之间有着不同的条件概率分布，但目前为止，尚未有学者可以给出这个条件概率分布具体表现形式，这就导致在解决我们面临的迁移学习问题的时候，无法从详细的理论推导来解决实际的问题。  对于上述问题，最容易想到的解决方式就是先在RDD2020上训练模型，然后将RDD2020上训练好的模型进行直接领域迁移，这种直接领域迁移的方式虽然无需对CQU-BPDD做任何人工操作，但是由于RDD2020领域和CQU-BPDD领域之间的差异较大，无法通过这种简单的直接领域迁移来直接消除这种域差。但是这种直接迁移的解决思路可以作为我们对比的Baseline，从而来说明我们后续提出的解决方案的有效性。  通过对RDD2020领域和CQU-BPDD领域之间的迁移分析，当前面临的问题与领域自适应所面临的问题不谋而合。领域自适应要解决的就是在不同领域上任务相同的条件下，借助源域的知识来解决目标域任务的问题。  **2.2.3 领域自适应算法分析**  针对和、与之间的问题，既然与领域自适应问题相契合，对于这个问题的解决办法如下。  构造一个中间领域，该领域既包括RDD2020的数据样本，也包括部分CQU-BPDD的数据样本，将中间域定义为，可以认为其由式(2.2.2)生成。  (2.2.2)  同样对于特征空间和类别空间，式(2.2.3)、(2.2.4)成立。  (2.2.3)  (2.2.4)  由于与则由式(2.2.3)可以推导出式(2.2.5)，由式(2.2.4)可以推导出式(2.2.6)。  (2.2.5)  (2.2.6)  对于、和之间的逻辑关系则可以表示成图2.2.5中的关系。最终将问题转化成构造一个中间域。  图2.2.5 和、之间的逻辑关系  **2.2.4 基于YOLOv5的模型迁移**  三种目标检测网络Faster RCNN、YOLOv5、SSD三者的对比如表2.2.2所示。对于需要迁移的目标检测网络，在综合考虑迁移难度、模型的大小和性能三方面的因素后，最终选择YOLOv5模型。YOLO从v1发展到v5，从模型效率和性能来看，YOLOv5目前是YOLO系列中最优的目标检测网络。  表2.2.2 目标检测网络Faster RCNN、YOLOv5、SSD之间的对比   |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | |  | Faster RCNN | SSD | YOLOv5 | | 参数数目 | 二阶段模型 | 单阶段模型 | 单阶段模型 | | 检测速度 | 最慢 | 居中 | 最快 | | 公开数据集表现 | 最差 | 居中 | 最优 | | 迁移难度 | 手动计算Anchor | 手动计算Anchor | Anchor自动计算 |   对于模型修改，YOLOv5实际上分类和回归任务合二为一，统一成一个回归任务。此外YOLOv5中的自适应锚框计算与自适应图片缩放可以很好的解决中的输入图像尺寸不统一和锚框难以手动计算的问题。对于整个模型的修改只需要修改detect模块的输出类别数目，当前的类别数目为4。由于YOLOv5的网络模型是在yaml文件中定义的，相比于YOLO之前的模型，修改起来更加方便，只需要修改yaml文件的类别数目，对于anchors直接利用YOLOv5模型在训练过程中自适应锚框计算。  对于参数迁移部分和任务1中的参数迁移类似，直接使用YOLO官方提供的权重。官方提供了四种权重：YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x，四种类型的模型只是在深度上和复杂度上逐渐提升，随之而来的也是模型性能的提升，但是复杂度的提升会导致模型的计算速度的降低。为了更好的性能表现，我们的实验主要基于YOLOv5x进行迁移训练。  **2.2.5 病害区域检测评估指标**  只要在中间域上训练的模型能够充分的学习到源域和目标域上的知识，可以认为模型如果在RDD2020测试集上取的较好的测试结果，那么在CQU-BPDD上也可以取得较好的结果。通过在这两个测试集上的结果对比，可以验证借助中间域的领域自适应方法的可行性与有效性。  在多分类任务的评估指标中，模型术语正例（positive）和负例（negative）的具体解释如表2.2.3所示。  表2.2.3 正负例说明   |  |  | | --- | --- | | 术语 | 解释 | | True positive（TP） | 被正确的划分为正例的个数 | | False positive（FP） | 被错误的划分为正例的个数 | | True negative（TN） | 被正确的划分为负例的个数 | | False negative（FN） | 被错误的划分为负例的个数 |   在分类任务中，可供选择的评估指标有精确率（precision）、召回率（recall）和F1值（F1-score）。对于病害检测任务，本文选择与RDD2020中一样的评估指标。对于各个类别的检测能力选择F1值作为评估指标，对于整体的检测效果选择准确率***Acc****uracy*作为评估指标。  ***P****recision*和***R****ecall*的计算公式为  (2.2.7)  (2.2.8)  F1值是对***P****recision*和***R****ecall*的一个调和平均，计算公式为  (2.2.9)  ***Acc****uracy*计算公式为  (2.2.10)  结合具体检测问题，对于表2.2.3中的TP、FP、FN的衡量标准有所改变，具体说明如下。  ① TP。当在地面真实情况下存在损害实例时，可以使用IoU> 0.5正确预测该实例的标签和边界框。其中IoU（Intersection over Union）的示例如图2.2.6所示，IoU具体计算方式如图2.2.7所示。  ② FP。当模型预测图像中特定位置的损坏实例，但该实例在图像的地面真实情况中不存在时。这也涵盖了预测标签与实际标签不匹配的情况。  ③ FN。当病害实例存在于地面事实中，但模型无法预测该实例的正确标签或边界框时。  https://rdd2020.sekilab.global/static/data/images/rdd2020/fig1.png  图2.2.6 IoU示例  https://rdd2020.sekilab.global/static/data/images/rdd2020/fig2.png  图2.2.7 IoU的定义  对于CQU-BPDD的测试集病害类别有10137张图像数据，CQU-BPMDD有9851张，为了节省人力成本，本文并没有对测试集进行标注，而是想办法利用测试集上的分类标签。为了保持和RDD2020测试集上面的评估指标的一致性，对于迁移效果的评估本文依旧采取F1的评估指标。这里需要明确一点，就是对于一张图像虽然只有一个病害类型的分类标签，但是对于模型实际检测出的病害类型存在三种情况：没有、有一个和有多个。所以对于TP、FP、FN的衡量标准有所改变，改变后的定义如下。  ① TP。模型只检测出一个病害类别恰好和实际病害类型一致的情况，以及模型检测出多个病害类别，病害区域占图像比例最大的病害类型和实际病害类型一致的情形。  ② FP。模型检测出多个病害类别，但是病害区域占图像比例最大的病害类型和实际病害类型并不一致的情形。  FN。实际图像有病害分类标签但模型没有检测出病害类别，或者模型检测出的病害类别不包含真实的病害类别。  **2.3 基于数据可视化技术的网页系统开发**  **2.3.1 网页系统需求功能**  （1）上传人工巡检数据，自动检测道路病害，并对道路病害进行自动分类、自动定位以及自动测量。  （2）基于（1）的分析结果进行可视化分析，自动生成分析报告。  （3）对路段进行跟踪管理，管理者可通过系统实时查看道路病害维护情况，跟进项目进度。  **2.3.2 网页系统基本架构**  我们计划采用C/S前后端架构，基本架构图如下：    图2.3.1 网页系统架构  我们拟使用开源可视化框架ECharts实现可视化技术，ECharts可以流畅的运行在PC和移动设备上，兼容当前绝大多数浏览器（IE8/9/10/11，Chrome，Firefox，Safari等），底层依赖矢量图形库ZRender，提供直观，交互丰富，可高度个性化定制的数据可视化图表。  网页前端拟采用Vue架构，可以极大地提高工作效率，后端则拟采用经典Spring boot + Mysql架构，这一套架构性能稳定，技术已经成熟，适合选用。  **2.3.3 网页系统原型图**  根据网页系统需求功能，网页系统拟分为首页、项目、分析、设置四个模块，现已初步设计出网页系统原型图。    图2.3.2 网页系统原型图（首页）    图2.3.3 网页系统原型图（项目）    图2.3.4 网页系统原型图（分析） |

**注：如为重庆大学大学生科研训练计划（SRTP）立项项目需写明在原项目的基础上进一步深入研究的内容。**

**四、研究计划和进度**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 研究计划和进度 | | |
| 工作阶段 | 时间 | 具体研究计划 |
| 第一阶段  （准备工作阶段） | 2022.6-2022.7 | 1. 准备好项目所需硬件设备：GPU服务器。 2. 深度调研项目需求，完善项目功能。 3. 制定一套详细地实施方案，包括：模块划分、功能实现、功能检测等。 |
| 第二阶段  （功能实现阶段） | 2022.7-2023.4 | 1.实现基于领域自适应的路面病害检测模型。  2.实现对路面病害的自动分类、自动定位以及自动测量。  3.实现后端功能，将整套系统组合并上传至服务器，编写调用API接口，完成系统封装。  4.前端界面设计，编写前端代码，建立人机交互友好的界面，展示项目内容。 |
| 第三阶段  （测试总结阶段） | 2023.4-2023.6 | 1. 测试：对项目整体功能做测试，检测基本功能是否实现；对各模块做相应测试，检查模块内部、模块耦合漏洞。 2. 总结：编写项目结题报告，完善项目相关文档，对项目作总结分析。 |

**五、预期提供的成果及形式**

|  |
| --- |
| 1.通过本项目的研究，能够构建基于领域自适应的路面病害检测模型，实现对不同环境下路面病害的精准检测；同时能够对路面病害进行自动分类、自动定位以及自动测量。  2.申请国家发明专利1项。  3.搭建网页系统1个。  4.发表EI收录论文1篇。 |

**六、项目研究支撑条件**

|  |
| --- |
| **工作环境：**  依托重庆大学软件工程中心，拥有自己的GPU计算服务器及软件开发实验室，以及有CQU-BPDD数据集和CQU-BPMDD数据集支持。  **主要实验设备：**  高性能计算机、GPU服务器。  **项目组成员技术经验：**  Python大数据分析项目及网页项目开发经验，有良好的编程技术基础和大量前期总结的算法数据、研究成果。 |

**七、项目经费概算**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 序号 | 开支内容 | 金额（单位：元） |
| 1 | 资料费（包括书籍购买、资料复印等） | 1500 |
| 2 | 差旅费 | 1500 |
| 3 | 耗材（硬盘等硬件设施） | 2000 |
| 合计 | | 5000 |

**八、其他**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 是否重庆大学大学生科研训练计划（SRTP）立项项目 | | 是□， 否□ |
| 经费配套说明 |  | |

**九、评审、审批意见**

|  |
| --- |
| 学院推荐意见：  主管院长签字： （公 章）  年 月 日 |
| 校评审专家组评审意见：  专家组组长签字：  年 月 日 |
| 学校意见：  (公 章)  年 月 日 |