****

**大学生创新训练计划**

**项目申报书**

**项目名称：基于齿科图像识别的牙齿疾病分析检测**

**项目负责人： 张麒翔**

**所在学院： 软件学院**

**专业年级： 软件工程2019级**

**学 号： 2018141411394**

**手 机： 19981480313**

**电子邮箱： 894962134@qq.com**

**指导教师： 陈虎**

**项目起止年月： 2020.12—2021.12**

**项目参与学生人数： 5**

**四川大学教务处制**

2019年11月

填写说明

一、凡申报**四川大学“大学生创新训练计划”**必须填写本申报书。创新训练计划项目是本科生个人或团队，在导师指导下，自主完成创新性研究项目设计、研究条件准备和项目实施、研究报告撰写、成果（学术）交流等工作。

**二、“项目所属一级学科”**是指教育部1998年颁布的“普通高等学校本科专业目录”中的哲学、经济学、法学、教育学、文学、历史学、理学、工学、农学、医学和管理学11个一级学科门类中的一种或多种(跨学科)。

三、**“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。

四、**“项目组成员”**人数原则上不超过五人，应排序。

五、本书应该填写完整、内容详实、表达准确，数字一律填写阿拉伯数字。

六、报送申报书的电子文档至负责人所在学院。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 项目名称 | 开源软件开发人员行为分析 | | | | |
| 申请类别 | □科学探索类 工程技术类 □人文艺术类 □社会科学类 | | | | |
| 申请经费 |  | | 起止时间 | 2020年12月 至 2021年 12月 | |
| 项目所属 一级学科 | 计算机科学与技术(0812) | | | | |
| 项目开展 支撑平台 | 视觉合成图形图像技术国防重点学科实验室 | | | | |
| 项目来源 | 进课题组、进实验室、进科研团队参与的科研项目  □国家级和省部级重点实验室（中心、平台等）、国家双创示范基地平台支持申报项目  □基于学术型社团的创新创业项目  □“青年红色筑梦之旅”计划项目  □交叉学科创新项目  □基于前期创新创业成果、进一步拓展的创业项目  □其他 | | | | |
| 负责人之前参与大创项目情况 | 张麒翔 项目编号:202010610106 题目:面向源代码社区的漏洞情报挖掘技术研究 类型:创新训练 级别:国家级 指导老师:黄诚 负责人:吴苏晟  结题情况:已结题，级别优秀 | | | | |
| 项目成员之前参与大创项目情况 | 张麒翔 项目编号:202010610106 题目:面向源代码社区的漏洞情报挖掘技术研究 类型:创新训练 级别:国家级 指导老师:黄诚 负责人:吴苏晟  结题情况:已结题，级别优秀 | | | | |
| 项目负责人基本信息 | | | | | |
| 姓名 | 学号 | | 专业年级 | 所在学院 | |
| 张麒翔 | 2018141411394 | | 软件工程2019级 | 软件学院 | |
| 性别 | 手机 | | 电子邮箱 | 身份证号 | |
| 男 | 19981480313 | | 894962134@qq.com | 330302200003135915 | |
| 项目组成员基本信息 | | | | | |
| 序号（含排序） | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 姓名/性别 | 张麒翔/男 | 刘一璇/男 | 刘一霖/女 | 高宏宇/女 | 胡斌/男 |
| 学号 | 2018141411394 | 2018151611018 | 2018141082053 | 2018181641015 | 2018141411166 |
| 专业年级 | 2019级  软件工程 | 2019级  软件工程 | 2019级  会计学ACCA | 2018级  临床医学（口腔方向） | 2018级  计算机科学与技术 |
| 所在学院 | 软件学院 | 软件学院 | 商学院 | 华西口腔医学院 | 计算机学院 |
| 手机 | 19981480313 | 13281083319 | 18011612332 | 13453125508 |  |
| 电子邮箱 | 894962134@qq.com | 2018151611018@stu.scu.edu.cn | 1053672773@qq.com | 1574460200@qq. com |  |
| 身份证号 | 330302200003135915 | 142729200012043930 | 510781200009179602 | 140107200008152621 |  |
| 签名 |  |  |  |  |  |
| 指导教师基本信息 | | | | | |
| 姓名 | 所在学院或单位 | | 研究方向 | 职称/职务 | |
| 陈虎 | 计算机学院 | | 计算机视觉与图像处理/深度学习 | 副教授 | |
| 性别/年龄 | 手机 | | 电子邮箱 | 签名 | |
| 男/36 | 13980494530 | | huchen@scu.edu.cn |  | |

|  |  |
| --- | --- |
| **项目内容概述(限200字以内)【张麒翔：初稿就写了个大概，大家一起提一下意见：特别是应用场景】** | |
| 本项目基于齿科图像和深度学习，设计多种类齿科疾病识别系统，旨在通过图像处理对齿科X光相片进行预处理，并利用深度学习，识别分类并给出X光片对应的疾病种类。本项目前景广阔，通过分析齿科X光相片可以较为准确得出患者患有疾病的种类并根据病症判断给出大致治疗建议，以此辅助医学诊断。  本项目将设计Web和微信小程序以允许用户使用PC或移动设备进行检测，相比较于人工识别，更加高效，成本更低，适用性更强。 | |
| **项目特色创新点概述（限100字以内）** | |
| ◆移动端部署，降低使用成本，提高应用场景。  ◆基于真实数据进行训练并得出结论，具有高置信度。  ◆机器利用深度学习算法模拟训练，高效精确地达到专业医生的同等评估水平，降低了医生主观评分随机化的影响。 | |
|  |  |
| **项目组成员分工** | |
| **姓名** | **主要研究工作** |
| 张麒翔 | 算法实现；Web平台开发 |
| 刘一璇 | 算法实现；数据分析标注 |
| 胡斌 | 算法实现；文档撰写与修改；小程序设计 |
| 高宏宇 | 数据分析标注；文档撰写与修改 |
| 刘一霖 | 文献收集，市场调研；文档撰写与修改 |

**项目简介（研究内容、目的意义、具体目标、国内外研究现状分析及评价等）**

|  |
| --- |
| **【研究内容】**  **1.项目背景**  **1.1背景综述**  在1895年伦琴宣布发现X射线2周后，Otto Walkhoff 等学者便将X线用于拍摄根尖X线片，对于临床上难以直观观察到的根尖周病、牙周病等有着重要的诊断辅助作用。牙科X线片被应用于口腔治疗至今已有百余年的历史。在第一张根尖X线片拍摄后相当长的历史时期内，口腔放射学仅限于对牙周及根尖周病变的X线检查及诊断，只局限在牙科放射学的范围内。也就是说检查方法和应用范围都是非常局限的。近40年来，随着口腔临床医学和X线技术的迅速发展，口腔放射学逐渐发展为用多种X线技术对口腔颌面部肿瘤外伤、炎症、发育畸形、唾液腺疾病、颞下颌关节疾病等进行X线检查的口腔颌面放射学。X线检查技术也由单纯使用口腔科X线机拍摄根尖片、颌骨平片，发展为应用曲面体层摄影、头影测量摄影以及大型x线机多轨迹体层摄影技术对口腔颌面部多种疾患进行检查。近10余年来，数字放射学技术愈来愈广泛地应用于口腔医学诊断，从而极大地丰富和发展了口腔放射学的内容。  本项目选择口腔全景片作数据识别。目前，全景牙片已成为牙科诊断中的重要依据，并在医院及口腔诊所中得到了广泛的推广及应用。全景牙片具有图像清晰、成像速度快、图像可进行多种后续处理、影像资料储存方便、效率高等优点。全景牙片的数字化摄影操作技术简捷，简单培训即可操作。口腔全景片的观察范围广泛，对于颌骨的形态结构，牙的生长发育情况，颌骨病变、畸形，全口牙周病时牙槽骨吸收，牙列的生长发育，种植体的植入等观察效果良好。一次摄片可获得上、下颌骨及牙列的全部体层像。在口腔全景片上，医师还可将病变与周围情况对比，免于重叠。据调查，全景牙片广泛应用于多种口腔颌面部疾病的诊断，包括龋病、牙折、龋病、牙折、牙脱位、髓石、牙内吸收、畸形中央尖、融合牙、结合牙、额外及埋伏牙、先天缺牙、阻生牙等牙齿病变；根尖周脓肿、肉芽肿、囊肿等根尖周病；水平型、垂直型和混合型牙槽骨吸收等牙周病变；颌骨骨髓炎、颌骨骨折等颌面骨疾病；颌骨肿瘤、颌骨囊肿、颌骨良、恶性肿瘤等颌骨肿瘤；正畸术前常规检查；唇腭裂及颜面部畸形；颞下颌关节疾病等。同时，全景牙片曝光宽容度大，曝光条件小，摄片成功率高，极大地减小了医护及患者的X线受照剂量。与传统X线牙片相比，它具有拍摄角度全面，对牙体牙周疾病展示直观清晰的特点，在某些特殊情况（如阻生齿）的处理中不需要进行分角度多次拍摄。全景牙片可将口腔内的情况360°展现出来，有利于医师全面观察患者口腔情况，从而有效地为患者制定治疗方案，加强了医患间的沟通的顺畅性， 消除患者对于牙科治疗的恐惧感，提高了治疗效率，减少了后续继发疾病的产生，提高患者的满意度。与螺旋CT相比，全景牙片具有辐射剂量低、单张价格相对容易接受等特点，在医院及口腔诊所中具有较好的临床应用价值和普适性。  除了临床应用外，口腔全景片在其他领域也有广泛的应用。比如在法医学中，口腔全景片可以协助辨别身份，为法医提供相关信息等。  本项目初期选取两种常见且X光片特征显著的牙齿及根尖周病变——龋病和根尖周炎进行数据提取。  龋病是牙齿硬组织脱钙和有机物分解，从而造成牙体硬组织缺损的一种疾病，发病范围极广，任何地区、年龄、性别的人都可能患病。调查结果表明，我国大多数地区的龋病发病率都在50%以上。根据龋洞的深浅，可以分为浅龋、中龋、深龋。浅龋只局限于牙本质和牙釉质，患者无自觉症状，只有在牙科检查时才能发现，浅龋在X光片上表现通常不明显；中龋时龋坏已进展至牙本质浅层，检查时可发现牙齿内已形成较深的龋洞，洞内有软化牙本质，患者一般无自觉状态；深龋是病变已经发展至牙本质深层，临床上有较深的龋洞，患者对冷、热、甜、酸等刺激能感到明显疼痛，食物嵌入洞内也可因压迫感到严重的疼痛，但无自发性疼痛，此时龋坏部位在X光片上呈现较明显的低密度阴影。龋病在X线片上有较显著的诊断特征，表现为破坏区密度减低，形状多为口小底大，龋洞底常呈圆弧形，中心密度最低，边缘密度逐渐增高。  尽管发生于牙合面及颊舌面的龋洞在临床检查时容易被发现，牙科X光片对龋病的诊断仍有重要的意义，是临床医生进行龋病诊断时重要的参照依据。牙科X光片可以早期发现邻面或牙颈部龋病，此部位龋病临床检查有时不容易发现，尤其是牙邻面接触较紧时，探针无法探入，而X线片可以清晰显示邻面有无龋病存在；牙科X光片可以发现继发龋，在充填体的边缘或其下方洞底处发生的新的龋病称为继发龋，填充体边缘龋洞在临床检查时可以发现，而其下方洞底发生的继发龋只有依靠X线片才能够确诊，如有继发龋存在，在致密的填充体下方可以观察到不规则的密度减低的影像；X线片可以帮助检查龋洞底距离髓腔的距离，方便确定龋洞的深度、检查有无穿髓，以便确定治疗方案，若龋洞底于髓腔之间有一层较致密的影像隔开，则表示没有穿髓；若龋洞与髓腔密度低的影像完全通连，则表示已经出现穿髓，对治疗方案有一定的提示作用。  根尖周炎的主要来源是感染，急剧的外力、长期的创伤牙合及治疗牙髓病时使用药物或操作不当也会引起根尖周炎，临床常见有根端肉芽肿、根端脓肿、根端囊肿等。由于发生在牙根部，X线片成为根尖周炎诊断的重要标准。根端肉芽肿在X线片上表现为发生在病源牙根端/根侧/根分叉处圆形或椭圆形的低密度区，其边缘清晰，但无致密线条围绕，周围骨质正常稍有致密，一般范围较小，直径多不超过1cm；急性根端脓肿较晚期可见根端周骨质有弥散性的破坏，以病源牙为中心，骨质破坏最明显，逐渐移行至正常骨质，而慢性根端脓肿急性发作时，X线片上可见根端周有不同程度的牙槽骨破坏所形成的密度减低区，边缘多不整齐，外周常有骨质致密反应；根端囊肿在患牙周围可见或小或大的圆形、卵圆形密度减低的影像，边缘清晰，常在低密度区边缘形成一致密的线条。在进行根管治疗数月或数年后，还可以根据X线片判断病变区骨性修复情况。  当能够将医学图像扫描并加载到计算机中的技术出现时，研究人员便建立了用于医学图像自动分析的系统。最初从1970年代到1990年代，医学图像分析是通过顺序应用低级像素处理和数学建模构建解决特定任务的基于复合规则的系统。这些if-then-else语句在同时期被比喻为专家系统。这些专家系统被描述为GOFAI(good oldfashioned artificial intelligence)。显而易见的是，这些基于规则的图像处理系统在通常的情况下通常很脆弱。  但是随着计算机的快速发展与其在各个领域的广泛应用,在医学研究中,利用计算机进行医学分析的应用越来越多。通过计算机进行数据采集,对数据进行压缩以及对生物医学信号进行处理以其极大的方便、准确而逐渐取代了以往人工采集数据、数据分析,用模拟信号采取数据等方法，与以往的实验数据采样、处理、分析方法相比,其准确性提高了百倍。  深度学习可以自动从大量数据中学习以获得有效的特征表示，从而有效地提高各种机器学习任务的性能。它已被广泛用于医学成像的各个领域。智能医疗已成为深度学习的重要应用领域，是解决以下临床问题的有效方法：1）由于医疗资源有限，经验丰富的放射科医生尚不具备足够的精力，无法满足临床需求的快速发展; 2）缺乏经验丰富的放射科医生，无法满足医疗需求的快速增长。当前，基于深度学习的智能医学成像系统是智能医疗中的典型场景。目前，深度学习已广泛应用于医学图像分割任务中，与传统的图像分割方法相比，其性能得到了显着提高。  在齿科疾病诊断领域利用计算机辅助诊断技术来代替人工检测方式能够提高诊断的效率以及精确度，使得齿科疾病检测技术沿着CAD（computer aided diagnosis）的方向发展。结合深度学习图像识别技术，使得齿科医学图像的特征能够被尽可能的提取，从而使齿科疾病的分类尽可能脱离人为主观性的误差，成为目前推进齿科疾病检测识别的有效途径。  **2.主要研究内容**  **2.1项目概要**  由于现阶段优秀的能够直接辨别病症的牙科医生仍旧存在人数不足，精力不足，病症诊断的主观性随着工作时间的上升而上升，从而导致误诊甚至医疗事故的研究背景：我们的项目旨在设计出一个自动化的具有判断分类精确性，快速性的全景齿科X光相片分类模型。在移动端部署微信小程序，在PC端部署web应用进行远程模型的调用，加快齿科疾病的预分诊速度，助力于智能医疗的发展。  这时我们提出了基于全景齿科X光相片的牙齿疾病分析检测技术研究如何搭建全景齿科X光相片的图像识别分类模型。  具体研究内容：  （一）对全景齿科X光相片进行诊断分析通过LabelMe等标注工具进行人工标注工作；  （二）通过Faster R-CNN算法进行ROI区域提取的模型训练；  （三）通过GhostNet算法进行特征提取；  （四）通过图神经网络GNN进行特征提取  （五）分别对两个特征提取模型进行测试结果及分析:准确率 召回率 F值 宏评价 微平均；  （六）成果应用：将训练完毕的模型部署于云服务器，开发web应用以及微信小程序分别实现移动端以及PC端的检测分类服务。  本项目总体的研究框架示意图如图2-1-1所示：    图2-1-1 项目总体研究框架  **2.2项目应用技术简述**  **2.2.1卷积神经网络特征提取技术的分析**  **2.2.1.1 卷积神经网络简介**  卷积神经网络（Convolutional Neural Network）在近年取得了辉煌的成就，已然成为深度学习领域当中最具有代表性的神经网络之一 。卷积神经网络作为一种前馈神经网络，能够跳过传统特征提取方法的手动提取特征步骤，自动从具有卷积结构的数据当中自动进行特征的提取。图像作为一种特殊的卷积数据其带有一个显著的特征：其像素之间的距离与其相似性有很强的关系，两个距离较近的像素相比于距离较远的像素更为相似。而当卷积神经网络处理图像数据时其以下方面展现出了其优势所在：  1）CNN采用了局部连接（local connection），每一个神经元不再连接到上一层的全部神经元，而是仅对上一层的部分神经元进行连接，如图2.2-1所示，上层神经元中偏左侧的三个神经元被卷积后同下层的第一个神经元进行连接。由于在图像当中相邻近的两个像素存在较大的相似性，在普通的神经网络当中将每一个像素连接至一个神经元，并在层与层之间采用神经元的全连接，导致了极多相似且不重要的连接。这使得计算负荷大大增大从而导致了不精确性，卷积神经网络通过对神经元之间的连接根据相似性进行过滤，有效的减少了参数，加速了收敛。  2）权重共享，为了进一步减少参数，在卷积神经网络当中一种卷积核仅捕捉一种特定的局部特征，从而使得一组神经元的连接共享相同的权重，与此同时如果要提取多种特征就需要使用多个不同的卷积核。如图2.2-1所示，由公式（2-2-2）可知同一层中使用的卷积核都是相同的，所以所有的同颜色连接上的权重都是相同的。    图2-2-2卷积层局部连接与权重共享性质  3）降低采样维数，为减少数据量以及保证数据的有效性，卷积神经网络结构中的池化层利用图像的局部相关性对图像进行下采样。[]卷积神经网络的基本工作流程：作为一种多层神经网络，搭建一个卷积神经网络需要四个基本的部分（如图2.2-2所示）：第一部分为输入层，第二部分为交替出现N次的M层连续卷积层+B层池化层（也成为下采样层），第三部分为K层全连接层。  图2-2-1卷积神经网络的一个示例  **2.2.1.2卷积层**  **2.2.1.2.1 卷积运算**  卷积运算是卷积神经网络中特征提取的重要步骤。由于图像时二维结构，所以我们以二维卷积为例，假设图像输入层提供的图像，我们使用的卷积核为则其卷积结果为：  (2-2-1)  一幅图像经过卷积运算之后得到的结果称为特征映射(Feature Map)，二维卷积的基本运算如图2.1-2所示，其中\*表示二维卷积运算    图2-2-3二维卷积示例  **2.2.1.2 多层深度卷积**  在卷积层当中第层的净输入为第层活性值和第层的卷积核进行卷积运算的结果，其中为可学习的偏置:  (2-2-2)  **2.2.1.3 池化层**  相比较普通全连接前馈神经网络，卷积层虽然能够显著的减少神经网络中层与层之间神经元连接数量，但是在经过卷积层之后，特征映射组中的特征映射数量并没有显著减少，大量的特征映射输入分类器后由于分类器输入维数过高容易引起过拟合问题。而池化层的作用就在于进行特征选择，消除冗余特征映射，从而减少参数数量。常见的池化方法有最大汇聚和平均汇聚，以最大汇聚为例，假设输入映射组为，对于其中每一个特征映射，将其划分为很多区域，选取区域当中神经元最大的活性值作为整个区域的表示：  如图2.2-4所示对于每一个输入特征映射进行进行池化获得输出映射从而达到了减少神经元的效果。    图2-2-4 池化层最大池化过程  **2.2.1.4 全连接层**  经过了卷积层以及池化层的高层抽象输入到全连接层并进行映射，最终实现分类，即全连接层实现了基于下层神经网络提取的特征进行分类的功能。由于全连接层有一个非常致命的弱点就是参数量过大，我们将采用GAP代替传统CNN神经网络的全连接层，此处不再赘述全连接层的原理。  **2.2.2 GNN研究现状以及图像的应用**  **2.2.2.1 图结构**  **2.2.2.1.1 图的概述**  图的概念起源于18世纪著名的柯尼斯堡七桥问题，到了20世纪中期，拟阵理论、超图理论、极图理论等研究的蓬勃发展使得图论在电子计算机诞生前就已成为了重要的数学研究领域。  相比于传统的关系型数据结构面对大量复杂的数据所暴露出的建模缺陷多、计算速度慢等问题，图结构能够有效且抽象地表达信息和数据中的实体以及实体之间关系，这使图数据库也成为了非常热门的研究领域。图结构可以将结构化数据点通过边的形式，依照数据间的关系将不同类型和结构的数据节点连接起来，因而被广泛地应用在数据的存储、检索以及计算应用中。基于图结构数据，知识图谱可以通过点和边的语义关系，来实现精确地描述现实世界中实体之间的关联关系，作为人工智能非常重要的研究领域，知识图谱的研究方向包括知识抽取、知识推理、知识图谱可视化等。同时，基于图结构的图计算具有数据规模量大、局部性低、计算性能高等特性，图计算算法主要可以分为路径搜索算法、中心性算法、社群发现算法等三类，实现了在关系复杂的大规模数据上高时效性和准确度的表现，在社交网络、团体反欺诈和用户推荐等领域有着重要的应用。  与图计算不同，图神经网络的研究主要是集中在相邻节点信息的传播与聚合上，从图神经网络的概念提出到受深度学习中卷积神经网络的启发。20198年DeepMind提出图网络（Graph Network）的概念，希望能够将深度学习端到端的学习方式与图结构关系归纳推理的理论结合解决深度学习无法处理关系推理的问题。  **2.2.2.1.2 图结构的定义**  图神经网路所处理的数据为在欧氏空间内特征表示为不规则网络的图结构数据，这里定义基本的图结构为：    其中图G由数据节点集合Vi∊V连接节点集合eij = (Vi,Vj)∈E,其映射到高维特征空间fG->f\*所得到的邻接举证通过ANxN 来表示，其中Aij = 𝓌ij，𝓌ij表示邻接矩阵Aij中的元素。  **2.2.2.1.3 不同图的结构**  从图的构成上来区分，图结构护腰可以分为空姐和时间两个角度。空间上图结构的变化可以从节点和边来区分，如边异构的有向图、权重图和边信息图以及节点异构图。时间上则引入节点在时序变化中的差异从而形成了时空图结构。  1）：有向图是指在图结构中，连接节点意见的边包含指向性关系，即节点之间的关联包含了方向的传递性关系，这种传递性关系和深度学习神经网络神经元中信号传递的结构近似，有向图的输入是各个节点所对应的参数。针对单向图的处理方式，Niepert等人提出了适用于有向图的无监督判断不同节点标签方式的理论。而就可能存在的双向关系，Kampffmeyer等人在利用知识图谱解决零样本学习的方法中提出了通过双向权重对应的双向领结矩阵表示双向关系，从而实现给神经网络传递更多的信息。  2）：权重图是指图结构中的边包含权重信息，可以有效地描述节点之间相互作用的可靠程度，定量地表现关系的连接程度。对此，Duan等人提出了通过对动态权重有向图进行归一化处理，利用节点之间的关联关系权重动态实现了信息挖掘的方法  3）：边信息图是对于存在不同结构边的图结构，节点之间的关联关系可以包含权重、方向以及异构的关系。对于包含复杂边信息的图结构而言，复杂的关联关系不能直接通过简单的权重约束来表示，G2S提出了一种将原始图转换成二分图的方式，在处理自然语言处理任务中，将每一个词节点之间的关联关系采用独立分开编码方式，从而大幅提升语义理解的效率  4）：节点异构图是指在图G中的节点属于多个不同的类型的图结构，这种图结构往往可以根据异构节点的类型。对节点进行向量表示（可以通过独热编码等编码方式来实现节点的向量表示）。MetaGraph2Vec提出了一种通过元路径对异构图结构的文本进行编码的方式，这种方法根据异构节点的类型对邻居节点进行分组，可以应用于节点分类、节点聚类以及相似度搜索等问题。  5）：时空图是一种属性图结构，其特点是高维特征空间f \* 中的特征矩阵X会随着时间而变化，这里我们定义为G \* = (V,E,A,X)。图结构随着时间序列的引入，可以有效地处理包含动态和时序关系类型的任务，Yan等人提出了一种基于时空图卷积神经网络的骨架运动检测方法，You等人基于视频标签节点之间的邻接关系相似度，利用提出了一种多标签视频分类的图神经网络方法。  **2.2.2.2 图神经网络**  图神经网络对于非欧几里德数据在深度学习中 的应用有着非常重要的地位，尤其是利用图结构在 传统贝叶斯因果网络上可解释的特点，在定义深度 神经网络关系可推理、因果可解释的问题上有很大的研究意义。如何利用深度学习方法对图结构的数 据进行分析和推理吸引了非常多的研究和关注。  而图神经网络的生成和训练的基本步骤如下：  1）：图节点预表示：通过图嵌入（Graph Embedding）的方法对图中每一个节点进行嵌入表示；  2）：图节点采样：对图中每个节点或存在的节点对的正负样本进行采样  3）：子图提取：提取图中每一节点的邻节点构建N阶子图，其中n表示第n层的邻节点，从而形成通用的子图结构  4）：子图特征融合：对每一个输入神经网络的子图进行局部或全局的特征提取  5）：生成图神经网络和训练：定义网络的层数和输入输出的参数，并对图数据进行网络训练  **2.2.2.2.1图卷积神经网络**  图卷积神经网络是图神经网络中研究时间最长、研究成果最多的一种类型，从特征空间来看图卷积神经网络主要可以分为频域和空间域两个类型。  图卷积神经网络将原始图结构的数据G = （V,E）映射到一个新的特征空间。通过分层传播，图卷积神经网络将卷积神经网络局部参数共享的特征带入了图结构中，使得每一个节点的感受域的光对随着转播层数的增加而得更大的提升，从而取得更多邻节点的信息。  **2.2.2.2.1.1基于频域的图卷积神经网络**  频域的图卷积神经网络基于图信号处理问题，将图神经网络的卷积层定义为一个滤波器，即通过滤波器去除噪声信号从而得到输入信号的分类结果。但在实际的问题处理中，只能用于处理无向且边上无信息的图结构，将输入信号的图定义为可特征分解的拉普拉斯矩阵，归一化后的特征分解可以表示为通用结构使得其对角矩阵A就是特征值的按序排列组成的特征矩阵。Bruna等人提出的定义频域图卷积神经网络的卷积层函数是最早在频域实现的图卷积神经网络。  Henaff等人提出了基于插值内核的图卷积神经网络方法，在频域卷积神经网络的基础上提出了无监督和有监督两种新的通过图卷积神经网络来进行推理预测的方案。  而Defferrad等人提出的基于切比雪夫多项式的频域卷积滤波器ChebNet，其中切比雪夫多项式的组成是由特征值对角矩阵的项组成，通过切比雪夫展开式替换了原始GCN中通用频域卷积滤波器的特征分解部分，从而有效地避免了特征分解的计算部分，从而降低了计算复杂度。一阶切比雪夫图卷积神经网络则是利用了一阶切比雪夫展开更好的提升网络的计算效率。同时，针对包含复杂属性的节点异构图，可以通过卷积神经网络来实现节点的聚类。为了提升属性图的信息提取的性能和模型的效果，Zhang等人提出了AGC自适应图卷积方法，利用高阶图卷积来获取全局聚类的结构来定义K阶图卷积，从而实现了对于复杂异质图的处理。  **2.2.2.2.1.2基于频域的图卷积神经网络**  与深度学习中卷积神经网络对图像的像素点进行卷积运算类似，基于空间的图卷积神经网络通过计算中心单一节点与邻节点之间的卷积来表示邻节点间信息的传递和聚合，作为特征域的新节点表示。Scarselli等人提出了一种利用基于相同图卷积结构的循环函数递归实现了空间图卷积神经网络的手链方法，该方法可以支持节点和边上分别包 含特定属性契合传统卷积神经网络基本思想的方法。 Dai 等人提出的随机稳态图神经网络迭代算法 SSE 通过异步随机的方式，对于每个拥有不同数量邻节点的节点而言利用双向权重矩阵𝑾1, 𝑾2在每次卷积 迭代中更新节点的特征表示。而在图结构数据中节点存在极多的关系导致参数数量过多的情况下，引入基础分解和块对角分解两种方式可以有效解决过拟合的问题。关系图卷积神经网络可以有效地应用在以节点为中心的实体分类问题和以边为中心的链接预测问题上。  Atwood提出的基于图结构的传播卷积神经网络DCNN通过传播卷积的方式，扩散性地扫描图结构中的每一个顶点，替代了一般图卷积神经网络基于矩阵特征的卷积形式，DCNN的参数是根据搜索深度而不是节点在图结构中的位置决定的，可以用于节点、边及图结构等多种分类任务，但由于计算转移概率的事件复杂度较高，这种方法并不能适用于大规模的图结构数据。Zhuang和Ma在传播和邻接矩阵两种卷积结构的基础上提出了一种双路图卷积神经网络的方法，通过半监督图卷积和转移概率的正逐点信息矩阵作为卷积运算邻接矩阵来更好提升模型的信息抽取的效果。图卷积神经网络频域和空间两个方向分析对比如图2-2-5：  图2-2-5 图卷积神经网络频域和空间两个方向分析对比  **2.2.2.3 图神经网络**  在图像分类任务中，零样本和少样本学习任务往往需要借助知识图谱的先验知识来提升识别效果。图神经网络有效提升知识图谱的推理效率。Kampffmeyer等人发表于2019年CVPR上的论文《Rethinking Knowledge Graph Propagation for Zero-Shot Learning.》中通过深度图传播的方法将异构图结构用于知识梳理，利用中间节点的特征信息来优化知识的稀疏度，Zhang等人2018年发表于ACL上的论文《Sentence-state lstm for text representation》则是借助图神经网络将少样本学习的任务转化为可以端到端训练的监督学习任务。  **2.2.3** **Faster R-CNN技术分析**  **2.2.3.1** **Faster R-CNN简介**  Faster R-CNN在结构上将特征抽取、候选框抽取、边界框回归以及分类整合在一个网络中，可以用于快速的目标检测。第一阶段先找出图片中的目标检测框，第二阶段对框内的待检测物体进行分类。  基本结构由两个模块组成，第一个模块是负责候选框检测的深度全卷积网络，第二个模块是Fast R-CNN检测器，如图2-2-6所示：    图2-2-6 Fast R-CNN基本结构  其主要有以下方面的内容：  1）：Convolutional network（卷积网络），由候选检测框生成网络与感兴趣区池化层共享的基础卷积层，用于提取整张图片的特征；  2）：Region Proposal Networks(RPN, 候选检测框生成网络)，将一张图片的特征图(feature maps)作为输入，生成一组矩形的目标候选检测框(region proposals)，使用一个全卷积网络进行建模。  3）：Regions of interest pooling (RoI pooling, 感兴趣区域池化)，将原图特征图(feature maps)和候选框（proposals）作为输入，综合信息之后提取出大小一致的候选特征图，送入之后的全连接层判定目标类别。  4）：Classification(分类)，对候选检测框进行分类，再次微调候选框坐标，获得检测框最终的精确位置。  **2.2.3.2卷积网络（Conv layers）**  包含了卷积层、ReLu(Rectified Linear Units)层、池化层，提取出输入图像的特征图，用于之后的候选框检测生成网络和全连接层。  在Conv layers中：所有的卷积层，通过设置其卷积核大小(kernel size)，特征图填充宽度(padding)与卷积步长(stride)，对所有的卷积都进行扩边处理，mxn的原图卷积之后输出为mxn，卷积层将不会改变输入和输出矩阵的大小。  所有的池化层，通过设定kernel size， padding与stride，将导致每一个经过池化层的mxn矩阵大小会发现变化。所以只有池化层改变图像的大小。最终使得Conv layers生成原图像的同种大小的特征图。  **2.2.3.3** **RPN，候选框检测生成网络**  将特征图作为输入，输出一组矩形的候选框，使用全卷积网络建模，是一种基于滑窗的无类别对象检测器，与Fast R-CNN目标检测网络共享同一个基础卷积层。  经典的检测方法如，OpenCV adaboost与R-CNN生成检测框非常耗时。前者使用滑动窗口与图像金字塔生成检测框，后者使用选择性搜索的方法生成检测框。而Faster R-CNN直接使用RPN生成检测框，能够极大提升检测框的生成速度。其网络结构如图2-2-7所示：    图2-2-6 RPN网络结构  首先生成一组矩形，称他们为anchors,在特征图的每一个点处(事实上在原图中对应了一个一定大小的区域)，通过对长宽进行一系列的扩张得到k个称为anchors box的矩形框。特征图中每一个点都将有一组anchors作为初始的检测框。此时检测框数量庞大而且很不准确，而且每一个anchor又要分成positive和negative，假设positive anchor中包含目标，而negative anchor中不包含目标。因此需要对cls\_num = 2k scores个矩形进行分类，每一个anchor都有四个偏移量:中心点坐标(x,y)以及矩形的宽度与高度(w,h)，这导致回归的坐标数为 4k。  之后使用卷积神经网络判断哪些anchor是有目标的positive anchor,哪些是没有目标的negative anchor.明显是一个二分类问题。初步提取出positive anchor作为候选区。另一方面使用bounding box regression对anchors的坐标回归，修正anchors的位置与边界。  最后，在proposal layer计算出精准的候选区，送入后续的RoI Pooling。这一层通过前面分类的结果与回归的坐标变换量，综合原图的信息，输出候选框(proposals)。  **2.2.3.4** **RoI pooling, 感兴趣区域池化**  利用RPN生成的大小不一的候选框(proposals)以及卷积层生成的原图的特征图，计算出候选框特征图，送入后续网络中再处理。  传统的CNN，当网络训练好之后输入的图象尺寸必须是固定值，网络输出也是大小固定的矩阵。如果输入的图像大小不一致，处理过程中将会破坏图象原有的结构信息。Faster R-CNN提出了RoI Pooling来解决这一问题。  首先将候选框从对应原图的mxn尺度映射回原图特征图的的尺度。这时每一个候选框对应一个特征图区域，将这些区域水平分为固定大小的网格。再对网格的每一份进行最大值池化。最终使得大小不同的候选框均为一致的大小。  **2.2.3.5分类（Classification）**  利用已经获得的候选框特征图(proposal feature maps)，通过全连接层与softmax函数计算每一个候选框属于哪一个类别。之后再次利用bounding box regression获得的每个候选框的位置偏移量，来回归更加精确的目标检测框。  **2.3 全景牙片诊断示例**  如图2-3-1全景牙片1所示，患者26、27缺失，46牙合面见填充，填充部分脱落缺损，近中颊根根尖周围可见圆形低密度阴影，密度欠均匀，边界清晰（如箭头所示），考虑为填充材料脱落或继发龋致牙髓感染，蔓延至根尖周组织产生根尖周肉芽肿。本患者在可以诊断为46根尖周肉芽肿。  8.png  图2-3-1 全景牙片1  1.png如图2-3-2全景牙片，患者33、37可见根管填充，其中34、35牙合面可见低密度阴影，且与牙髓低密度影相连，表示34、35牙合面均存在深龋，且已经穿通髓腔（如箭头所示），34、35、36牙根可见吸收，周围有一近圆形边界清楚密度均匀的低密度影（如线条所示），提示存在根尖周脓肿，其病原牙为34、35（龋齿）。  图2-3-2 全景牙片2  **2.4深度学习图像识别应用于齿科疾病检测**  医学图像具有种类繁多、分辨率低下、严重依赖成像设备和成像环境等缺点，这些缺点在一定程度上限制了医生对患者症状做出有效诊断。利用图像处理技术并结合深度学习实现对人体患病部位的诊断是当下最前沿的医学诊断方法之一。  随着计算机技术、图像处理技术和机器学习技术的发展，使用计算机进行牙科疾病检测成为了可能。大量的研究人员针对计算机牙科疾病检测问题，展开了广泛的研究。其中主要分为两个阶段，第一个阶段为传统牙科疾病检测阶段，该阶段对牙科全景X光图像处理采用的是传统的算法，对于牙科疾病的表征，采用的是人工定义特征以构建特征工程，第二个阶段为深度学习牙科疾病检测阶段，该阶段对牙科医学图像处理采用的是神经网络技术，对牙科疾病信息的表征，采用的是从图像数据中自动提取的特征。随着深度学习技术的发展，基于深度学习的牙科疾病检测展开了大量研究，相比于传统牙科疾病检测算法中人工定义牙科疾病特征的特征提取方式，深度学习通过卷积网络自动提取。  基于深度学习的牙科疾病检测中的输入层大多数采用整张全景齿科医学图像，相比较于传统牙科疾病中需要分割出多个齿科局部图像，减少了错误分割或者无法分割导致评测鲁棒性降低的可能性，基于深度学习的牙科疾病检测全部采用卷积网络自动提取齿科疾病特征，由于卷积神经网络可以同时利用牙齿的局部和全局信息，并且从图像数据中自动提取最能代表齿科疾病特点的特征。  **【目的意义】**  **3.研究目的**  **4.研究意义**  **4.1学习意义**  **4.2科学意义**  **4.3社会意义**  **【具体目标】**  **5.具体目标**  **【国内外研究现状及评价】**  **6.国外研究现状及评价** **6.1研究概要**  近年来对于牙科X射线影像的研究迅速增加。早在2010年，Patanachai等人提出先通过形态学图像处理对图像进行增强，再使用小波变换来进行牙齿全景图像分割，通过边缘检测方法进行牙齿特征标记。2011年，Modi和Desai提出先使用区域增长方法，再使用Canny边缘检测算法分割牙科X射线咬翼影像。2012年，Al-Sherif等人提出基于seam-carving技术的牙齿分割方法。在应用分割算法之前，先通过两步阈值技术对牙齿X射线影像进行预处理，然后使用迭代阈值技术，自适应阈值技术对牙齿影像进行二值化，接着在水平与垂直方向对二进制图像使用seam-carving技术单独分开每个牙齿。同样在2012年，Barboza等人也提出半自动分割法，这种算法基于图的差分图像森林变换（DIFT）分割算法进行牙齿轮廓的提取。同时，使用Sobel算子对牙齿全景影像进行预处理以增强牙齿轮廓，使用两个数学形态学运算符对分割后的图像进行处理得到更为平滑的轮廓。Lira等人在2012年采用迭代分层分割和直方图分析法从牙齿全景X射线影像中分割牙齿，在2014年提出基于监督学习的纹理识别方法进行影像分割。2014年底，Trivedi等人将牙齿X射线影像进行分类匹配，用Canny算法识别牙齿轮廓。2015年，Amer和Aqel使用基于阈值的分割方法进行了97张影像进行分割提取智齿。2016年，Hasan等人使用K均值聚类和阈值化方法来检测颌骨的点来初始化GVF Snake后进行分割，再将分割区域椭圆化来校正。2018年，Alsmadi在牙齿全景X射线影像上通过模糊C均值与中智学结合的方法进行分割颌骨并检测颌骨病变区域。Wang等人利用小波滤波和双边滤波方法对提取的牙齿CT图像进行去噪和三维重建。Gan等人先利用全局凸水平集模型从CT图像中提取牙齿与牙槽骨的连接区域，再基于Radon变换和局部水平集模型，将牙齿和牙槽骨从连接区域中分离出来。同年，Jader等人利用卷积神经网络(CNN)在牙齿X射线全景影像上进行牙齿分割，在牙齿平均为32颗的影像上达到了一个高的准确率。Choi等人和Patil等人提出了多维投影及变分法结合与神经网络的方法用于龋齿检测，其相对传统CNN方法在一定程度上提高了龋齿检测准确。Ronneberger等人在FCN的基础上提出了U-net网络模型用于医学图像分割，它同时具有捕捉上下文信息的收缩路径和允许精确定位的对称扩展路径，另外该网络使用随机弹性形变进行数据增强，使用少量数据即可获得相对高质量的结果。2019年，Chen等人开始使用深度学习方法进行研究牙齿X射线根尖片上的牙齿位置标识，且使用了国际牙科联盟提出的世界通用的牙位表示法。  **6.2研究评价**  虽然国外对齿科图像的智能识别已有过研究与测试，但在疾病监测方面范围并不算广。同时，虽然国外研究的较成功，但却并未将其实用化并应用于医学等实际领域。  **7.国内研究现状及评价**  **7.1研究概要**  2017年，闫凯文针对牙齿X射线影像的对比度低和噪声干扰问题使用了数字图像处理方法进行研究。近年，随着深度神经网络的发展，越来越多的研究利用也开始深度神经网络进行医学诊断。厉谨，康涛等人提出通过图像分割技术来进行癌细胞识别；北京大学医学院的游文喆，夏斌开发计算机辅助的牙菌斑智能判读系统，以达到能对家庭用口腔内窥镜所拍摄的口内牙齿照片进行菌斑量及附着部位的初步判断。口腔放射影像数字化技术在口腔临床诊断及治疗过程中应用也显著提升医护人员对口腔病患诊疗的精准性及准确性。目前国内对于牙齿X射线影像处理的研究较少，但随着深度学习技术的不断进步，在未来影像识别技术的应用会越来越广。  **7.2研究评价**  国内对齿科图像的识别大多有一定的局限性，比如上述的计算机辅助的牙菌斑智能判读系统，**适用面极其受限**。国内对齿科图像的研究大都针对牙菌斑的识别，在医学领域的应用并不适用。 |

|  |
| --- |
| **二、研究技术路线及可行性分析** |
| **【技术路线】**      ,        **【可行性分析】**  **6.可行性分析**  **6.1从社会层面来看的应用可行性分析**  口腔疾病是我国最常见的疾病，年龄跨度大、地区分布广，且发病率呈逐年上升的趋势。根据我国卫生和计划生育委员2015-2016年的调查，我国口腔疾病发病率在90%以上， 5岁儿童乳牙龋患率66%，比十年前上升5.8%，65-74岁老年人中龋患率达98.4%，平均龋患颗数达到14.65颗，比十年前都有大幅增加。近年来，我国卫健委出台一系列措施，将口腔健康检查纳入常规体检的范畴。而与高居不下的发病率不匹配的是我国口腔医疗机构仍较少，人均拥有牙医数量仍无法与发达国家相比。在此背景下，本项目具有广阔的市场前景，患者可以通过上传全景牙片得到对于疾病的初步诊断，节省诊疗时间，缓解了挂号难，看病难，等待久的问题；同时医生也可以将该项目作为诊断辅助，进行二次确认，避免误诊，从而制定更翔实的治疗方案。该项目还可以用于法医身份鉴定的工作，通过口腔的标志性病变/特点确定进行身份信息的确定等。随着人们逐渐认识到口腔健康的重要性，该项目还可以帮助大众完成口腔状况的自查。  **6.2技术部分可行性分析**  牙齿健康一直是医学界和社会重点关注的健康领域之一，而口腔全景片在解决了过去X线技术检查方法和应用范围局限等问题的基础上，具有图像清晰、成像速度快、图像后期可处理性高和便于存储等特点，在临床上具有极大的应用价值和应用前景，同时口腔全景片还可以用于法医学中对协助辨别死者身份。  但由于医学图像具有种类繁多、分辨率低下、严重依赖成像设备和成像环境等缺点，这些缺点在一定程度上限制了医生对患者症状做出有效诊断。传统的医疗系统因为人力以及物质资源的短缺，无法很好地解决这一问题，这从侧面上导致了医生极高的工作压力和紧张的医患关系。随着深度学习的发展，利用深度学习进行图像处理并以此作为辅助医生判断的重要工具的方法已经逐步被社会和医学界所接受。  自上世纪90年代开始，计算机图像处理技术便开始运用于对医学图像分析，从早期的专家系统到近几年应用广泛的深度学习方法，计算机技术在识别和检测医学图像领域上的精度不断提高，2010年，Patanachai等人提出了通过形态学图像处理对图像进行增强后使用小波变换进行牙齿全景图像分割并利用边缘计算对牙齿特征进行标记的方法，2011年，Modi和Desai使用区域增长方法，使用Canny边缘检测算法分割牙科X射线咬翼影像，而在之后的2012年，Al-Sherif和Barboza等人先后提出了基于seam-carving技术的牙齿分割和基于图的差分图像森林变换分割算法的半自动分割法，进一步加深了这一领域的研究。而随后，迭代分层、直方图分析、监督学习、基于阈值的K均值聚类、卷积神经网络等方法相继被应用于这一领域的研究之中，对齿科分割的精度也进一步得到了提升，而Ronneberger等人在FCN基础上提出的U-net网络模型用于医学图像分割则使得模型具有了捕捉上下文信息的收缩路径和允许精确定位的对称扩展路径能力，并且使用了该网络使用随机弹性形变进行数据增强，使得使用少量数据即可获得相对高质量的结果成为可能，而深度学习也称为更好解决这一领域问题的下一个关键方法。  我们计划利用最新提出的GhostNet对这一问题进行分析和研究，以更低的成本操作更多的特征图，并综合利用北京大学和华为诺亚方舟实验室的开源代码和Pytorch开源框架，综合设计算法 ，实现一个可行的PC端web应用和移动端的微信小程序应用，PC端面主要设计向医生和医院，移动端微信小程序则主要设计面向患者进行预分诊结果查询以及医学生进行学习数据集的调用以及专业学习，由四川大学华西口腔医学院以及成都第六人民医院提供的来自真实患者的全景齿科X光相片数据集作为训练和测试数据集，经过华西口腔医学专业人士进行人工标注之后，符合应用于深度学习的数据精确度标准，能够使得模型训练完毕之后达到较高的精度。该项目可以实现并且丰富的技术啊支持和应用前景，并可以作为初步齿科疾病鉴别结果提供给医生和患者作为参考，缓解口腔医生工作强度高压力大和患者口腔就诊周期长成本高的问题。  **6.3数据获取可行性分析**  应用于深度学习模型训练的训练以及测试的图像数据主要来源于四川大学华西口腔医学院以及成都第六人民医院提供的来自真实患者的全景齿科X光相片，具有较大的真实度以及拍摄的专业性，经过华西口腔医学专业人士进行人工标注之后，符合应用于深度学习的数据精确度标准，能够使得模型训练完毕之后达到较高的精度。  初期模型搭建阶段将采用Fashion-MNIST数据库进行算法的测试，Fashion-MNIST是由Kashif Rasul以及Han Xiao 教授于2017年搭建并发表的数据集。Fashion-MNIST中的数据为28×28灰度图像，其中包含10个类别共70000种时尚产品的图像，其中训练集数据包含60000张图像，测试集包含10000张图像，被深度学习研究人员广泛应用于算法的检查以及原型化，数据库在以下github中可以进行下载<https://github.com/zalandoresearch/fashion-mnist>，其论文可在Arxiv数据库索引得到<https://arxiv.org/abs/1708.07747>。  项目参考论文来源丰富，来源渠道不局限于中国知网，维普，万方等国内网站，还来自Nature，Arxiv，IEEE digital library等国际论文数据库以及期刊。  **6.4组织可行性分析**  小组在2020年11月就已经组建，并陆续加入成员。我们认真分析了当今对智能医疗的需求，和老师积极交流，深入探讨，形成了良好的学习氛围。之后在老师的指导下，进行了技术探索，成员们分工明确，目的清晰，都对此项目有浓厚的兴趣及极大的热情，每一阶段都有明确的目的及计划，确保能够掌控项目的完成进度。  **6.5时间可行性分析**  距离项目结题还有一年时间，并且有寒暑假。五位小组成员们态度认真，学习、实践能力强。ROI选取模型训练采用Faster RCNN，特征提取模型训练共有三种方案可供选择，分别为GhostNet， GNN以及结合两种模型优势的联合评分系统。我们认为2021年的时间足够我们使用最有效的方案并完成预定任务，具体计划的时间表安排于研究计划与进度可见。 | |

|  |
| --- |
| **三、研究基础（对项目的参与动机、已有知识储备、相关研究和训练基础）** |
| **【项目参与兴趣】**  我们团队对于图像识别和深度学习技术都有浓厚的兴趣，因此对该项目有很高的热情和积极性。小组成员已经查阅了大量论文，通过多次的面对面会议及讨论进行了长时间的构思与设计，完成了初步设想，并且进行了初步的分工。通过参考论文中的数据获取、数据处理、数据分析的过程，对该项目中需要使用的工具、需要掌握的技术和具体操作步骤已经有了足够的了解。我们相信经过一段时间的学习，能够逐步掌握、应用我们所了解到的东西，而且本项目具有较高的操作性，因此整个团队对本项目充满信心。并且本次大创可以很好地锻炼小组的团队合作能力、协调与沟通能力，对每个队员的技术、对软件开发过程的了解程度都有积极意义，因此，对于本次项目，我们团队都有很大的兴趣参与，并十分有信心将项目做好。  **【已有知识积累或实践基础】**  本研究小组由2018级的计算机学院、华西口腔医学院、商学院（ACCA），两名2019级软件学院的同学组成，并在各自学习中分别学习了C/JAVA/Python/MatLab等语言，并且组员之间互相学习，并凭自己的兴趣了解MySQL、数据库操作、前端等的基本内容，并有部分组员也已经具备项目实践的经验。  后期我们将充分利用小组成员的课余时间对医学图像处理，深度学习图像识别操作进行深入学习，更加广泛的查询文献并深入研究数据处理、机器学习、神经网络以及其训练模型，同时各个步骤算法的优化方案，并将所学的知识应用在齿科疾病检测分析上。  **张麒翔**：对待学术研究态度认真，对项目进度极具责任心，对不熟悉的领域愿意花大量时间探索，已掌握的语言有C/C++/Java/Python编程语言，同时掌握web前后端Vue，Spring，SpringMVC，MyBatis框架，在深度学习方面基本掌握pytorch框架的使用  **胡斌**：熟悉C/Python/Web设计，具有较强的深度学习基础，熟悉开源深度学习开源框架Pytorch和一定的GNN基础  **刘一璇**：熟悉C/Python以及 相关语言，能较好掌握数论以及离散数学  。如今正对机器学习和神经网络进行深入学习。  **高宏宇**：擅长Python/C语言，基本掌握Web设计语言，同时具有较好的线性代数、概率统计等数理基础。  **刘一霖**：擅长java/数据库/web，思维严密，对于前端的架构和开发具有极大的兴趣和主观能动性。 |
| **四、研究计划和进度（就文献查询、社会调查、方案设计、实验研究、数据处理、研制开发、撰写论文或研究报告、结题和答辩、成果推广、论文发表、专利申请等工作逐项计划时间，时间节点精确到月份）** |
| **1、研究计划流程图**  本计划的项目流程图如图4-1-1所示：    图4-1-1 研究计划流程图  **研究计划时间表**  本项目的研究计划时间表如下表所示：   |  |  |  | | --- | --- | --- | | **研究阶段** | **进度及时间安排** | **具体任务** | | **查询相关文献确定项目技术方法** | **已完成** | **根据我们要实现的目的查相关的技术方法，进行理解和学习** | | **与导师交流构建项目大体思路** | **已完成** | **调查开源平台的安全性问题，了解相关问题的研究现状和解决方案** | | **写申报书，清楚项目流程方法并准备答辩** | **进行中** | **进行项目分工，书写申报书，加深理解并准备答辩** | | **对所使用到的模型和技术进行深入学习** | **2021.1** | **深入了解我们使用的技术，掌握其原理和算法，知道如何去运用它** | | **数据处理** | **2021.1** | **利用图像增强工具以及其他手段对数据集进行图像增强后存入数据库** | | **相片医学诊断以及人工标注** | **2021.01-02** | **口腔专业同学利用专业知识根据相片给出医学诊断，并利用图像标注工具对数据集进行标注** | | **CNN模型实现以及训练** | **2021.03-05** | **使用GhostNet算法模型处理已标注的数据集进行特征提取。** | | **ROI精确定位模型的训练** | **2021.03-05** | **使用FasterR-CNN模型处理已标注的数据集进行感兴趣区域的确定** | | **GNN模型实现以及训练** | **2021.03-06** | **使用GhostNet算法模型处理已标注的数据集进行特征提取。** | | **结果测试分析准确率并优化模型** | **2021.07-08** | **进入测试阶段，不断进行样本的测试，并不断修改参数，对误判漏判等情况进行分析，对算法进行优化改进** | | **搭建前端平台，构建功能性软件并优化** | **2021.08-09** | **搭建可视化查询判断结果以及医学学习系统和Web平台搭建，实现端云结合方式的模型的调用。** | | **撰写论文，阐明我们的实验成果** | **2021.09-10** | **总结研究成果，完成项目后期工作** | | **结题答辩** | **2021.11** | **完成答辩，并进行成果的初步推广** | |

|  |  |
| --- | --- |
| **五、项目研究支撑条件（项目所依托的重点实验室（中心、平台）、双创平台、课题组等各类单位能提供的直接支持项目开展的软硬件设施和其他校内外资源）** | |
| **1.现有技术支撑**  1）机器学习、神经网络领域的研究比较广泛，相关文献和研究成果提供一定指导；  2）各类技术博客和开源社区（如CSDN，GitHub）可以对于研究中的问题提供帮助；  3）丰富的开发工具（如爬虫，MSQL，Python各类库），以及数据库软件；  4）已有的CVE漏洞库可以提供一定的借鉴，同时其使用的标记语言也是该项目研究过程中的必备工具；  5）广泛的开源代码以及漏洞更新使得我们的海量数据来源成为可能。  **2.项目经费支撑**  国家和学校大力支持学生的科研创新活动，项目会获得一定的经费支持。本项目的经费将用于支撑本次项目中技术学习、开发工具、计算资源、IP代理、数据库建立、文档印刷和论文发表等带来的开销。  **3.经验知识支撑**  小组成员来自网络空间安全学院和软件学院，对于代码编写，数据库，数据挖掘，漏洞分析等有一定经验以及知识储备。此外，我们还将进行机器学习和神经网络的相关知识，为后续的研究做好了准备。  **4.老师指导支撑**  指导老师的研究领域为数据挖掘，情报分析，知识图谱构建，人工智能，神经网络，具有丰富的相关经验。我们的研究方向与老师的研究方向相契合。研究过程中出现的问题可以得到老师充分的帮助与指导。同时老师有着较丰富的指导经验，在与老师的沟通中我们也可以及时调整方向，更好更快的完成项目。  **5．文献支撑**  [1]李跃鹏,金翠,及俊川.基于word2vec的关键词提取算法[J].科研信息化技术与应用,2015,6(04):54-59  [2]满春涛,刘博,曹永成.粒子群与遗传算法优化支持向量机的应用[J].哈尔滨理工大学学报,2019,24(03):87-92.  [3]李芳芳,田志军.数据库快速查询方法研究与应用[J].微电子学与计算机,2012,29(03):163-166. [4]温涛. 安全漏洞危害评估研究暨标准漏洞库的设计与实现[D].西安电子科技大学,2016.  [5]兴艳云. 基于机器学习的文本分类技术研究[D].青岛科技大学,2019.  [6]高岭,申元,高妮,雷艳婷,孙骞.基于文本挖掘的漏洞信息聚类分析[J].东南大学学报(自然科学版),2015,45(05):845-850.  [7]牛婷芝. 一种Java源代码安全分析系统的设计与实现[D].北京邮电大学,2009.  [8] Snyk.io, “The state of open-source security,” 2017. [Online].  [9] H. Perl, S. Dechand, M. Smith, D. Arp, F. Yamaguchi, K. Rieck, S. Fahl, and Y. Acar, “Vccﬁnder: Finding potential vulnerabilities in open-source projects to assist code audits,” in Proceedings of the 22Nd ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security, ser. CCS ’15. New York, NY, USA: ACM, 2015, pp. 426–437.  [10]李元诚,崔亚奇,吕俊峰,来风刚,张攀.开源软件漏洞检测的混合深度学习方法[J].计算机工程与应用,2019,55(11):52-59.  [11]刘春刚. 基于文本挖掘的计算机漏洞自动分类技术.上海交通大学,2013 | |
|  |  |
|  | |
| **六、预期成果形式（可多选）** | |
| 1.□SCI论文 篇  2.☑核心期刊论文 1 篇  3.□会议论文 篇  4.□内部编印期刊论文 篇  5.□授权发明专利 项  6.☑申请发明专利 1 项  7.☑创新类竞赛获奖  8.□创业类竞赛获奖  9.□其他 名称： | |
|  |  |
| **七、项目经费概算（按申报项目目标任务需要进行预算，经费执行情况将与结题考核成绩挂钩）** | |
| **1.经费来源（单位：元）**  申请项目专项经费 12000  **2.经费支出（项目总经费的65%，单位：元）**   1. （1）仪器设备费 0   （2）耗材费 0  （3）测试加工费 0  （4）国内会务及差旅费 3000  （5）国外会务及差旅费 0  （6）文献/知识产权事务费 3600  （7）办公费（含文印、办公用品等） 850  （8）其他费用 1000  **合计 8450**  3.**绩效奖励**（项目总经费的35%，单位：元）  学生不填 | |

|  |
| --- |
| **八、评审情况** |
| **指导教师意见：** |
|  |
| **指导教师（签名）： 年 月 日** |
| **学院推荐意见：** |
|  |
| **主管院长签名： 年 月 日** |
| **学校专家评审意见：** |
|  |
| **组长签名： 年 月 日** |
| **学校认定意见及批准经费：** |
|  |
| **学校负责人签名： 年 月 日** |