

人工智能创新综合设计

(2021- 2022 学年第1学期)

题	目 基于	飞桨的护	"心"	健康	種期	<u>听诊</u>	系统
学生姓	名	王荣胜					
专业班	E级	计实验 1	801 班	<u> </u>			
学生学	2号	31180900	00608				
任课教	如师	芦碧波	<u> </u>				
成	绩:						
评	语:						

教师签名:

日期:

专业综合实训任务书

实训名称	人工智能创新综合设计				项目	6	
					组号		
指导教师	芦碧波	电	13939102824	E-mail	274	27453714@qq.com	
		话					
项目组成员	王荣胜、尹一帆、曹刘坤						

实训任务: (包括功能描述、完成内容、技术要求、任务要求)

心音诊断信息是心音中可用于诊断个体心脏或身体其他部分病理情况的信息。由于在临床听诊时, 医生只能对病人当时的心脏跳动情况进行分析, 极易因病人当时的情绪、身体动作等引起心脏跳动方式的改变而产生误判。因此, 长时间记录的心音信号已受到重视。但对于长时间心音信号的识别, 其工作量无疑是巨大的。考虑到机器学习以及深度学习算法的优良特性, 本文将深度学习算法、机器学习算法与心音诊断进行结合, 研究了高效识别异常心音的过程和方法, 主要研究内容包括: 首先, 为了研究深度学习网络对心音信号的识别, 将心音信号转为二维图像, 利用深度学习网络进行训练建模。其次, 针对图片数据进行网络的搭建以及相关参数的调整, 直接利用卷积神经网络对这两种格式的图片进行分类。

项目组成员以及工作任务分配						
班级	姓名	工作内容	联系方式			
计实验 1801	王荣胜	模型架构、模型训练	13734416339			
计实验 1801	尹一帆	模型测试、数据清洗与标注	15670880115			
计实验 1801	曹刘坤	文档编写、硬件部署与测试	18339432537			

指导老师意见:

年 月 日

基于飞桨的护"心"健康辅助听诊系统

王荣胜 尹一帆 曹刘坤

(河南理工大学, 计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454003)

摘 要:心音诊断信息是心音中可用于诊断个体心脏或身体其他部分病理情况的信息。由于在临床听诊时,医生只能对病人当时的心脏跳动情况进行分析,极易因病人当时的情绪、身体动作等引起心脏跳动方式的改变而产生误判。因此,长时间记录的心音信号已受到重视。但对于长时间心音信号的识别,其工作量无疑是巨大的。考虑到机器学习以及深度学习算法的优良特性,本文将深度学习算法、机器学习算法与心音诊断进行结合,研究了高效识别异常心音的过程和方法,主要研究内容包括:首先,为了研究深度学习网络对心音信号的识别,将心音信号转为二维图像,利用深度学习网络进行训练建模。其次,针对图片数据进行网络的搭建以及相关参数的调整,直接利用卷积神经网络对这两种格式的图片进行分类。

关键词:深度学习;卷积神经网络;图片分类

Auxiliary Auscultation System For Protecting "Heart" Health Based On Flying Propeller

WangRongsheng YinYifan CaoLiukun

(School of computer science and technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: heart sound diagnostic information is the information in heart sound that can be used to diagnose the pathological conditions of individual heart or other parts of the body. During clinical auscultation, doctors can only analyze the patient's heart beat at that time, which is very easy to misjudge due to the change of heart beat mode caused by the patient's emotion and body movement at that time. Therefore, the heart sound signal recorded for a long time has been paid attention to. However, for the recognition of heart sound signals for a long time, its workload is undoubtedly huge. Considering the excellent characteristics of machine learning and deep learning algorithm, this paper combines deep learning algorithm, machine learning algorithm and heart sound diagnosis, and studies the process and method of efficient recognition of abnormal heart sound. The main contents include: firstly, in order to study the recognition of heart sound signal by deep learning network, the heart sound signal is transformed into two-dimensional image, and the deep learning network is used for training modeling. Secondly, for the image data, the network is built and the relevant parameters are adjusted, and the convolutional neural network is directly used to classify the two formats of images.

Key words: deep learning; Convolutional neural network; Picture classification;

一、项目背景

早在 2017 年 10 月 18 日举行的中国共产党第十九次全国代表大会中,习近平总书记就提出了"健康中国"发展战略:要完善国民健康政策,为人民群众提供全方位全周期健康服务。它是人民健康、民族昌盛和国家富强的重要标志。同时,人工智能正在深入医疗民生领域,让科技普惠大众。

近年来心血管疾病的防治工作卓有成效,但心血管疾病防控形势依然严峻,心血管疾病死亡率高且患病人数呈现上升趋势。由于心血管疾病发病急,如今,它已经成为全球病人的头号杀手,患病死亡率达到全球首位。我国人口多,且地域资源分配不均匀,各地的医疗水平参差不齐,尤其是小县城以及偏远的农村地区问题突出,存在误诊率高、诊断不及时等问题。数据显示,我国现有心血管病患病人数约 2.9 亿,1990~2016 年中国心血管病死亡人数从 250 多万人上升到近 400 万人;1990~2016 年中国心血管病死亡率从 220.8/10万人上升到 290.8/10 万人。除了死亡危险,心血管病的高发病率和高致残率还给社会、家庭和患者个人带来沉重的经济负担和心理负担。

概括来说,由于我国地域资源分配不均,一些地区普遍存在心血管疾病知晓率、治疗率和控制率较差的问题,我们有必要设法降低各种心血管疾病的误诊率,及时发现病情、尽早治疗,缓解个人、家庭和社会压力。

二、项目概况

2.1 项目简介

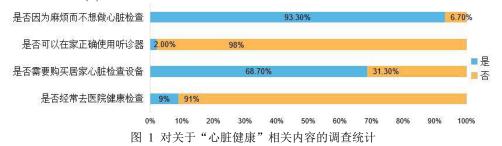
心电图是诊断心脏性疾病的重要手段。自 50 年前问世以来,计算机辅助解释在临床 ECG 工作流程中已变得越来越重要,它在许多临床环境中成为医生解释的重要辅助手段。然而,现有的商业心电图解释算法仍然存在较高的误诊率。近些年来,以深度学习为核心的人工智能技术,几乎可以在当前社会各领域中都能看到人工智能的身影。国内外也有试图结合传统机器学习进行疾病监测。传统的机器学习算法需要手工进行滤波、特征提取、小波变换等复杂操作,这些数据操作很大程度上依赖于医疗经验,而且对最终的模型训练影响较大。

为了进一步利用人工智能技术辅助疾病监测,我们考虑用深度学习技术来对原始的 ECG 数据进行分类帮助医生进行诊断。相较于传统的机器学习,深度学习的卷积神经网络 可以自动提取特征,不需要手工提取,避免了因缺乏行业经验而对模型的分类结果造成影响, 对最终的模型训练影响较小。

我们选取具有易用性、本土性、快速业务集成性等众多优点的 PaddlePaddle 深度学习框架作为我们的开发工具,它支持我们从模型构建、模型训练、模型预测到端侧云部署的一整套开发流程,这也使得我们采用多模型多部署方式的策略,优化更迭后期模型,以便对不同人群进行精准服务。对于使用该工具的医疗工作者,提供服务给各大医疗机构等使用我们云端部署的模型;对于使用该工具的非医疗工作者,我们采取使用价格比较便宜的树莓派或者 EdgeBoard 作为边缘设备进行服务,从而做到方便、及时、准确的心脏健康初步筛查。我们设计的理念是减少心脏检测的开销,产品经济实用,普惠大众。

2.2 项目设计意义

为了保证我们想法是否可行,我们进行了一次大范围的关于心脏健康相关问题的调查。 调查统计如下图(1):



调查结果显示民众大多因为麻烦而不想去医院检查,因为缺少专业知识没法在家正确使

用听诊器做出初步判断。而我们的项目设计目的就是弥补这方面的短板,提高医院与民众的效率,能够满足人们对健康身"心"的现实需求,具有远大的现实意义和社会价值:

从社会层面来说,该项目可以辅助医疗工作者更快速、准确、简便地对患者进行心脏状况诊断。降低疾病的误诊率,有利于精确发现病情、尽早治疗。同时该项目帮助普通民众进行日常的心脏健康检测,做到"小病在家养,大病及时就诊"的状态。这样一方面缓解医院就诊的压力,另一方面有利于民众及时发现问题采取代价较小的有效的措施。

从国家层面来说,我们项目的实施可以帮助更进一步地推动人工智能与医学的交叉融合,更加精准地落实习近平总书记关于"健康中国"发展战略政策的落地实施。

2.3 项目特点

2.3.1 利用深度学习技术进行心脏患病的识别分类

目前深度学习技术的研究与应用集中在人脸识别、无人驾驶等领域,在医学领域现今主要应用于医疗影像识别。本项目研究有助于丰富深度学习的研究应用领域,为深度学习技术的落地提供实际的应用场景,同时也可以提高对心电图解释的精度,降低误诊率。

2.3.2 疾病诊断"分流",缓解医院就诊压力

该设备使用简单,方便,经济。在家即可做一下简单的检查,若诊断出有比较大的疾病才去医院进一步做治疗,小问题可在家休养,避免人们因小毛病而感到不适去医院做检查带来的花销,缓解医院医生就诊压力。

2.3.3 人工智能与传统医学诊断交叉融合

教育部支持高校在"双一流"建设中,加大对人工智能领域相关学科的投入,促进相关 交叉学科发展。此项目的实施,有助于将人工智能与我校传统优势学科进行深度交叉和融合, 并起到一定的示范作用。

2.3.4 践行习近平总书记提出的"健康中国"发展战略

在医院方面,该项目辅助医疗工作者更快速准确的对患者进行心脏状况诊断,降低在现实医疗诊断中误诊率。应用于日常生活中,边缘的检测设备帮助普通民众进行日常的心脏健康检测,帮助尽早就医确诊,帮助实现"早发现,早治疗",精准地落实习近平总书记关于"健康中国"发展战略的落地实施。

三、项目实现

3.1 数据获取

心音就是心脏收缩舒张时产生的声音,可用耳或听诊器在胸壁听到,这也是传统的医生可以进行听诊的原因,它亦可用电子仪器记录下来。心音信号,顾名思义,就是心脏跳动的声音所构成的音频信号。心音信号反映的是从心血管系统发出的声音。对于某一条心音数据,人的心脏在每个心动周期中发出的声音通常根据其在心动周期内的短暂出现而被识别为第一(S1),第二(S2),第三(S3)和第四(S4)心音。S1 和 S2 心音具有较明显的特征,分别标志着心脏收缩期和舒张期心动周期的开始;而 S3、S4 心音不易被监测到。在心脏每次舒张早期和晚期,如果听到第三(S3)和第四(S4)心音,则可能表示成年人充血性心力衰竭。一个分阶段的心音信号如下图(2):

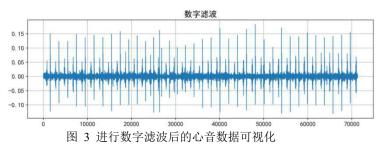


针对心音数据,我们收集了当前在心声方面的四个权威数据集,并且对数据进行了融合处理。

3.2 数据收集与预处理

收集而来的数据来源于 kaggle 与 github,由于不同数据集的音频数据制作标准差异很大,这种差异包括:音频采样率,通道数,长短,降噪法等等。我们在融合数据集之前需要最大可能地统一这些标准。因此,我们需要对所有的音频文件进行数据预处理,下面我们会逐一介绍我们的处理过程。

Step1.数字滤波:由于音频在制作时不可避免地会保存一部分噪声,我们需对音频文件进行数字滤波,旨在滤除高频噪声以及直流噪声,同时尽可能保留心音信号。我们把音频送入二阶 25-400hz 的巴特沃斯中值滤波器进行滤波。数字滤波如下图(3):



Step2.下采样:为了降低模型的计算量,我们对所有的音频信号进行下采样,考虑到我们已经对音频进行了 25-400hz 的中值滤波,根据奈奎斯特采样定律,我们把信号下采样到

1000hz。下采样如下图(4):

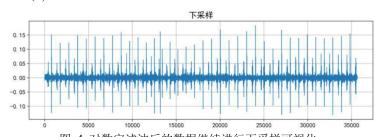
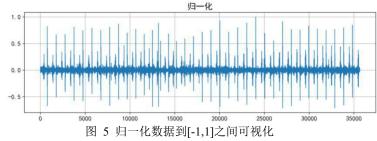


图 4 对数字滤波后的数据继续进行下采样可视化

Step3.归一化:由于不同数据集中的音频文件尺度差异较大,我们对所有的音频信号进行归一化,使其范围在[-1,1]区间内。归一化如下图(5):



Step4.切割音频: 为了尽可能多利用已有的数据集,我们对较长的音频(经统计,存在有超过 2000 条超过 10s 以上的心音数据)进行切割。我们以 2.5s 为单位对音频进行切割。同时,为了尽可能多获取一些信息,我们选择了带有 50%的 overlap 进行切割。Overlap 定义与采用该方法进行切割数据如下图(6):

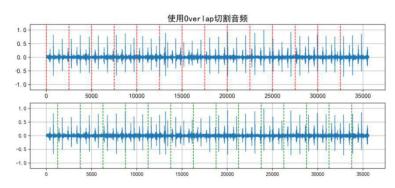


图 6 使用 overlap 进行数据切割可视化展示

Step5.二阶谱分析法进行特征提取:该分析法适用于心音信号,并且在特征提取的过程中,尽可能多保留信号中的有用特征,降低噪声。四种不同类的音频的二阶谱特征图如下图(7):

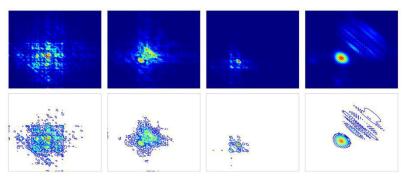


图 7 对四种不同心脏疾病对应心音提取二阶谱后的对比展示

通过上图直观的展示,我们看出不同类别的心音信号的二阶谱图差异是很大。这将有利于帮助我们进行心音分类。我们在实验中,也证实了这是一种有效的特征提取法。型。

3.3 模型开发

为了能够让使用者得到高效、准确的诊断,又根据 3.1 中数据集的状况,我们选择多个分类模型,并最终确定出效率高,准确率高的两种模型:正常与异常心音分类模型和异常疾病四分类模型。

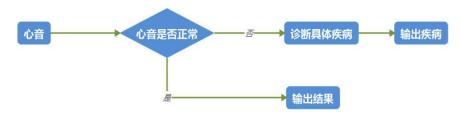


图 8 两种模型的两阶段应用过程图

对于分类模型训练,我们借助于百度 PaddlePaddle 深度学习框架,进行了自设计神经 网络和采用经典的 ResNet 网络两种思路用来完成我们的模型架构,并在其中选择合适模型 作为我们项目的最终模型,接下来简要介绍我们的两种模型及选择过程。

(1) 自设计模型网络结构: 该卷积神经网络可以非常好得提取出二阶谱中的特征,从而完成进行分类任务。网络中共使用了 4 个以卷积层、BN 层、激活函数为整体的卷积块,再将结果传入全连接层中得到最终结果。

(2) ResNet 网络结构:该网络是当前应用最为广泛的 CNN 特征提取网络。网络结构如图 (9):

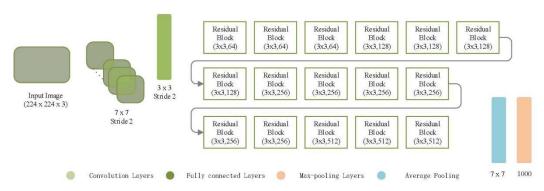


图 9 ResNet50 网络结构

经过模型的训练,我们设置模型的迭代阈值为 8000 次,我们自设计网络和经典的 ResNet 网络分别在 4931 次、2442 次收敛,迭代过程中的损失 loss 值与精确度变化如图 所示:

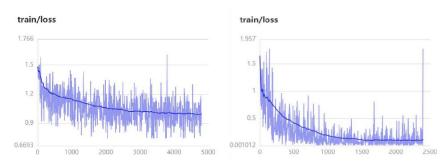


图 10 自设计网络(左)与 ResNet(右)的 loss 迭代对比图

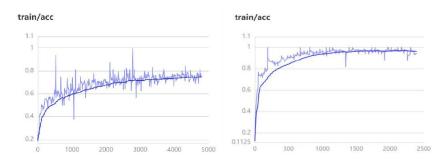


图 11 自设计网络(左)与 ResNet(右)的准确度迭代对比图

最终我们选择 ResNet50 作为我们项目的模型。对于后期的工作中,我们会继续优化我们的模型,希望可以改进模型算法,使得保证速率高的前提下提高模型准确度。同时考虑在模型训练中加入更多的 tricks,帮助模型精度的提升。

3.4 项目部署性

我们以树莓派或者 EdgeBoard 为模型计算的"大脑",用听诊器和 MAX9814 麦克风声音放大模块采集人体的心电数据,之后传给树莓派或者 EdgeBoard 进行边缘计算。如下图(12):

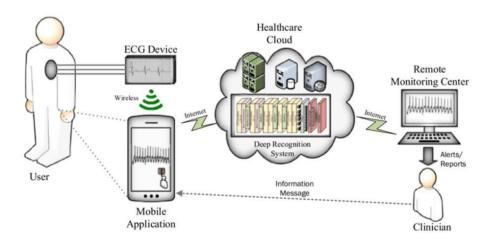


图 12 边缘设备与移动端相结合,辅助医生对患者进行诊断与跟踪

其中,声音采集模块通过 MAX9814 声音放大器接收来自听诊器的心脏声音并保存;边缘计算模块:树莓派是基于 Linux 的单片机电脑,其处理器为 ARM 架构,主要使用 SD 卡或者 TF 卡作为存储媒体。其最新系统预装了 python3.7,通过采集模块的数据首先进行数据的预处理,保证输入模型的数据的匹配性,同时我们采用模型转化,将更方便我们在树莓派上的部署。

四、未来工作

当前我们所做的工作仍然是有限的,例如我们的数据可能存在不符合中国人身体状态的特征、分类模型的效果仍然有改进空间等,但是对于我们项目的未来落地应用我们仍满怀期待,所以我们将继续改进我们的工作:

- 1.采取更合理的心音特征提取与更好的模型架构(如: SE-Net 网络),使得模型更准确完美;
 - 2.优化边缘计算与云端部署工作,保证使用的流畅性;
 - 3.与医院展开深度合作,投放心音辅助诊断设备使用:
- 4.建立家庭健康信息与医院的同步监控平台,保证家庭心脏健康信息获得深度学习模型 与专业人员合作的在线专业健康诊断;
- 5.依托我们的心音健康听诊设备,我们希望发展采集胸腔、腹部等的声音数据,建立全身的健康监护系统。

五、组内安排

学号	姓名	工作内容	成绩
311809000608	王荣胜	模型架构、模型训练	
311809001322	尹一帆	模型测试、数据清洗与标注	
311809001113	曹刘坤	文档编写、硬件部署与测试	