项目结题报告

一、研究背景和意义

1.1背景和意义

神经性疾病是以中枢神经系统、周围神经系统、植物神经系统的感觉、运动、意识、植物神经功能障碍为主要表现的疾病，其中包括癫痫病、帕金森综合征以及一些心理疾病或者情绪障碍等等很多种。以癫痫病、帕金森综合征以及一些心理疾病或者情绪障碍这三种类型的疾病在当今社会中很常见，严重影响身体健康。这三类疾病有一个共同特点，就是与人的交感神经有关联，人体的神经活动是及其复杂的，皮肤是人体器官中唯一受交感神经控制，同时又不受副交感神经干扰的组织，但由于人体的皮肤电参数受环境干扰变化大，很难进行量化研究，所以，在临床应用上很少应用，除了在测谎仪领域的应用外，国内关于皮肤电的临床研究很少。

随着新技术的不断发展，大数据和AI智能算法的不断成熟，基于皮肤电参数的人体生理参数健康监测逐渐被重新认识，特别是智能小型化可穿戴健康监测设备的广泛需求，基于腕部检测的皮肤电参数的检测技术相对于大型复杂的，在脑部检测的，一般在医疗机构完成的脑电检测过程优势明显。

因此研制一种小型腕带式的测量装置，基于测量人体的皮肤电信号、心率、温度、腕部运动状态信号，形成一个测量分析平台，通过与手机的数据通讯和有机结合，实现复杂的AI算法，可以对癫痫、帕金森和情绪心理状态进行数据检测和分析识别，作为可以日常佩带的小型监测装置，利用不同的APP程序，可以实现癫痫、帕金森和情绪心理状态的实时监测和辅助医疗服务，潜在应用范围广阔，适用人群庞大，意义重大。

1.1.1癫痫监测的背景和意义

癫痫属于慢性脑功能障碍综合症，它的发病病因复杂难测，主要特征表现为由脑部神经元异常放电所引起的突然性、反复性和短暂性的中枢神经系统功能失常[1]。在癫痫病人发作时，往往还会伴随着暂时性的意识模糊或不受控的剧烈抽搐，所以在此期间如果没有获得行之有效的救助，轻则损害神经，严重者或伤及生命，不容小觑。如今全球约有六千余万人正饱受癫痫疾病的折磨，在中国也有七百万到一千万人身患癫痫[2]。且中国的癫痫病患者与日俱增，每年约增长六十余万人。由于我国人口老龄化的日益严重，癫痫病发病率已呈现逐年上升的趋势，整体情况不容乐观。

癫痫病的发作病因繁杂多样，导致其主要发病机理目前仍没有被完全探明。同时因为脑部神经系统的难以观测，所以在很多情况下无法完全解释其对应症状的结构或代谢的异常。癫痫发作的临床表现症状有很多种，其中主要以三种类型为主：简单部分性发作、复杂部分性发作、全身强直阵挛发作，其中最常见且危害性最大的就是全身强直阵挛发作（generalized tonic-clonic seizures, GTCS）。在 GTCS 发作时，患者本身可以会因为高热不退或由神经元兴奋引起的毒性损伤等对大脑造成永久性伤害，且发作期间易产生电解质紊乱、循环衰竭等其它症状，严重者或伤及性命[3][4]。而除了癫痫自身带来的病痛之外，患者还可能在其突然发病时发生摔伤、晕倒等其它情况，从而对身体健康带来更多的伤害。所以癫痫病反复突然的发作使病人和家庭的正常生活都困苦不堪，很大程度上影响到了日常行为活动和身体健康状况。因此，对于癫痫发病机理的探究，在医学领域与社会生活中都有着重大意义。特别是快速而准确的癫痫发作识别能够帮助患者、家属与医护人员在第一时间内观察到病情发作，从而可以帮助患者脱离险情并及时用药来抑制癫痫小发作，避免 GTCS 的发生。

如今癫痫发作的主要诊断方式是通过记录和读取患者个人详实完整的病历，依此结合病人的临床表现与脑电图记录来诊断识别。常使用脑电图作为检查手段和识别依据，是由于脑电图本身能够记录出癫痫病人发作时的脑部神经元异常放电的活动数据。因此它成为了探索癫痫特征的重要工具，并被广泛应用于包括癫痫诊断、癫痫发作定位、定性研究、癫痫发作预测和癫痫发作控制在内的各项癫痫研究中[5]。目前在医院里的癫痫发作识别，主要仍是由专业医生观察病人临床表现和脑电图异常信号来做出判断。

但实际上通过人工来进行癫痫发作识别其实有诸多弊端。例如，伴随着癫痫病人的观察时间的增长，脑电图的采集数据会越来越多。医生在面对着这海量的脑电图数据时，在判断识别上极其耗费精力且效率相对较低。其次，医生本人也会受到精力下降的影响，在长时间的工作过后进行判断可能会导致误判病例的增加。此外脑电图显示的部分癫痫特征的表现都非常微小，只依据人眼很难区分辨别。而且癫痫发作的形式多样，发作期间常有如肌肉收缩、肢体抽搐、眨眼伪迹等运动的产生来干扰脑电癫痫特征的表现。不同个体的发作形式差异明显，同一患者的多次发作的发作机理和发作形式也不尽相同[6]。所以仅依靠医生个人的主观经验，也常难以进行准确判断。综上可见，进行癫痫发作的自动识别算法研究对于癫痫病的诊断治疗具有重大的现实意义。

近年来，许多科学家致力于通过机器学习和深度学习的方法来建立起基于脑电图信号的癫痫发作自动识别的智能系统。但因为脑电信号本身的高度复杂性、非线性和非平稳性等特点，使得对于脑电信号的有效分析始终是国内外研究的难点。且因为监测脑电信号的仪器往往多而繁杂，不能满足癫痫病人随时随地的空间适用性和方便性要求。所以本课题把焦点放在癫痫发作时的不受控抽搐的肢端动作特征上，试图通过肢端动作的多个维度信号来进行有效分析和发作识别。通过对手臂多个信号的分析处理与脑电信号的研究相结合，来共同完成对癫痫发病机理的认识和诊断，从而将癫痫病人从繁杂的脑电监测和病房中解放出来，减轻整个患者家庭的负担。

1.1.2帕金森综合征监测的背景和意义

帕金森病（Parkinson’s disease, PD），又称为震颤麻痹，是一种常见的多发于中老年人群的神经系统变性疾病，患者的主要疾病特征表现为静止性震颤、姿势步态异常、肌僵直以及运动迟缓等。由于其病因尚不明确，目前的治疗实质上主要是提高病人的生活质量和工作能力[7]，暂且不能根治。

我国帕金森患者患病人数居世界第一（注：2018年数据），65岁以上老年人帕金森病患病率为1.7%-5%，是继肿瘤、心脑血管疾病后中老年人群的第三杀手。随着近年来我国人口老龄化趋势的不断加深以及遗传、环境等相关因素影响，也使得帕金森病的发病率近年来出现了逐年递增的趋势，该疾病的发病早期比较隐匿，呈现出进行性的病情加重。但是公众对帕金森病认知不足，认为其主要患病特征（颤动、走路不稳和僵硬等）是人老了身体机能衰退的正常现象，以至于帕金森患者就诊率很低，进而导致其延诊率和误诊率较高，患者的治疗效果相对较差，并且这种情况在西部地区和农村极为严重。

目前对帕金森病的临床诊断仍然以临床表现、体征和对左旋多巴治疗的反应为主要依据，缺乏生物学指标[8]。临床研究显示，如果表现出静止性震颤、肌强直和运动迟缓中的任何两个症状, 同时排除了其他帕金森综合征的临床症状, 服用左旋多巴制剂后症状改善明显,在临床上可以诊断为帕金森病。但是要确定帕金森病的诊断则需要脑组织的病理诊断,即要在脑组织切片中找到帕金森病的特异性病理指标路易氏体(Louy body)[9]。这使得帕金森的诊断方法非常繁琐且准确率不高，无法在日常生活中进行便捷的实时检测与报警。针对帕金森患者这一需求，目前国内这一市场领域尚属空白。因此设计出一个稳健便携的分类系统的设计来实时监测和提醒帕金森患者就医治疗是非常有必要的，将其作为辅助医生诊断的方法，也有助于病人早期的诊断和之后的治疗效果评价。

1.2 面临的难点、挑战

1.2.1癫痫监测面临的难点、挑战

目前癫痫病患者的检测以及治疗都要依据患者的脑电图记录，要求患者长期住院监测，这是个比较耗时间过程，有时甚至需要持续数月的时间，长时间的临床脑电监测会给患者带来精神压力，影响患者情绪，给诊断带来影响[11]，因此亟需拥有一种更快速高效的癫痫识别手段[12]。

虽然存在一些便携式脑电监测装备，但是比较依赖专业人员来处理数据，不能实时分析。这几年自动化分析取得了一定的进展，但是发作间期癫痫放电阻碍了基于EEG的自动监测技术的应用。

癫痫的诊断在专业医院进行，然而癫痫病患者日常的发作和救护是个困扰癫痫病患者的大问题，一直没有很好的方法解决：

* 病因复杂，专业性强，无有效的长期监测手段
* 发病前医生、朋友、家属无法感知
* 发病无征兆无规律，患者也无自我感知
* 发病前没有有效的预警手段
* 发病时患者自己无法采施缓解或求助取措
* 癫痫病患者发病时，他人不明情况不敢施救
* 癫痫病患者发病时监护人不知道患者情况，没法救助

要解决以上困难，必须对癫痫病患者进行日常监测，遇到癫痫病发作必须进行介入式救助方式施救。

1.2.2帕金森综合征监测面临的难点、挑战

帕金森是中老年人的频发性疾病，患病者年龄也逐渐趋于年轻化，而且帕金森疾病是一种不可逆疾病，一旦发作变不可逆转，只能采用药物治疗缓解，而且逐渐有耐药性，所以越早发现，治疗控制的效果越好，合理用药治疗的效果越好。目前在检查、检测和诊断帕金森病人的状态和严重程度时，都是到专业的医院临床检测，基本已经比较严重了，如果有一个日常方便佩带和检测的小仪器，能够早期发现帕金森患者的发病，及时治疗，将是潜在的帕金森患者的福音。

* 患者不知道自己的发病状态
* 没有在日常家庭环境检测的设备
* 早期检测很少，到医院检查时一般病情都比较严重了，错过了最佳治疗期
* 患者无法确定帕金森病症的严重程度
* 患者对于帕金森药物的用量和服药周期没有概念

1.3 发展现状及发展前景

1.3.1癫痫监测的发展现状

国际上早在二十世纪七十年代就有了部分对于癫痫发作识别的研究。那时候最早的癫痫发作机制的研究主要是关注医学和生物层面的神经成分，例如神经递质受体或特定载体的研究等[13]。因为癫痫病的发作，本质上还是属于脑部神经异常，所以试图通过脑部神经生物信息来找到识别方法。例如 Niederhoefer 等人[14]就是从原始生物信号里提炼出有效信息来进行癫痫发作的判断。这一类方法的主要思想是试图在生物信号的参数分析中来找到癫痫发作的生物特征，以此来进行识别。

延续这条思路研究下去，科学家们很快就发现了对脑电图信号（Electroencephalogram, EEG）的分析可以更好地来探究癫痫病的发作机理，因为脑电图信号本身就是特定时间窗的脑电生理状况的直接反映。所以科学界就开始对脑电图信号与癫痫发作之间的关系进行了深入的研究。1975 年，Viglione 等人通过对多位患者的 7 次癫痫发作 EEG 数据进行统计分析和对比研究，提取出了部分能够进行有效预测癫痫发作的脑电特征。于是他们基于这些特征设计了癫痫预警电子装置，尽管该装置的确准确预判了部分发作，但同时漏报率和误报率也居高不下。1998 年，Osorio [15]等人通过时频分析的方法，对大量发作间期癫痫患者脑电信号样本进行实验分析，结果发现其中有92%的癫痫发作是可以通过时频分析的方法来预测到的，平均预测时间大约为 15.5s。所以依据以上研究可以发现，癫痫发作本身并不突然，它同样也是需要一个长时间的积累才会发病，只是这些特征过于微小而难以观察。实际上，癫痫的发作在脑电图信号上具有可预见性[16]。

所以基于 EEG 的癫痫发作识别实际上是属于模式识别的问题，只不过是具体应用的背景为癫痫发作。因此可以参考模式识别的方法，建立起学习算法模型来训练发作间期与发作前期的样本[17]，以此达到癫痫发作识别的目的。在2009 年，Ghosh Dastidar 等人[18]和 Subasiursoy 和 Acharya 等人[19]就使用主成分分析法来对癫痫患者的脑电信号进行分类，依次用 PCA、ICA 和 LDA 降维的方式来进行癫痫发作识别。而 O. Faust[20]等人则是通过基于 AR 自回归模型的参数估计法来对癫痫病患者的脑电图信号进行功率谱密度的计算和比较分析。2010 年，Chisci 等人[21]则通过 AR 模型、最小二乘参数估计器与二进制SVM 分类器三者结合，来对脑电信号进行特征提取和模型构建，以此对癫痫发作的发作前期、发作期和发作间期三个阶段进行分类。2012 年，Zandi[22]对患者脑电信号图进行移动滑窗后，通过对过零率和过零点的特征分析，以此来研究癫痫发作识别方法，他在测试了 561 小时的 EEG 信号之后，得到了 88.3%的准确率。2016 年，Supriya[23]依据图论的思想来进行癫痫发作研究，通过建立不同核函数的支持向量机与 k-近邻等分类学习器来做对比实验分析，发现该方法在发作识别上精度很高，但在预测的效果上精度较低。2017 年，Hamad[24]等人使用离散小波变换来对采集来的 EEG 信号进行特征提取，然后选取差异较大的特征来作为训练集和测试集数据输入给支持向量机进行分类学习，最终模型的分类正确率为 95%。与此同时，Sriraam 等人[25]对 Bern Barcelona 数据集进行了 EEG 信号的特征提取，并经过统计检验和综合考虑之后，最终提取出了 21 个特征作为支持向量输入 SVM 中进行训练学习，得到了 92.15%的癫痫发作识别准确率。

尽管基于脑电信号的癫痫发作识别方法已经到了一个成熟发展的时期，但是由于脑电信号的获取条件往往对传感器和设备的要求较高，所以不能满足病人癫痫发作实时检测的空间性要求和适应性要求。于是在此需求基础上，随着可穿戴式设备在小型化、智能化、运算速度加快等趋势上的不断发展，在癫痫、帕金森之类的精神病识别领域，众多科学家把目光聚焦于肢端动作信号上，依托可穿戴式设备采集的肢端动作信号来进行检测识别[26]。

在癫痫发作识别监测领域，美国MIT心理实验室走在了国际研究的前沿，早在 2007 年时，研究小组的 Marieke van Dooren 等人[27]就发现了使用皮肤电活动和运动信号来检测全身性强直-阵挛性癫痫发作的有效性。随后与Empatica 公司的研究人员合作，不断改进癫痫发作识别算法，于2018 年初推出了第一款癫痫发作监测手环 Embrace，被美国 FDA 批准为官方医疗设备[28]。该产品的主要特色是个人定制化，主要面向欧洲国家，在我国境内没法登陆网站，没有服务。

1.3.2帕金森综合征监测的发展现状

由于帕金森病症最明显的特征就是静止性震颤，近些年针对帕金森震颤信号的研究已经成为工程领域和医学领域交叉研究的热点问题。

帕金森震颤都存在个体的差异性和振动的非线性特征，国内外针对帕金森震颤得到了部分研究方法，根据不同的传感器采集到的不同的震颤信号，提取震颤信号的频率、功率谱等重要的特征信息，为实现通过帕金森震颤来诊断帕金森患者的病程提供了新的途径。

（1）采集震颤信号研究现状

手绘直线、螺旋线：手绘螺旋线方法的相关研究较少，西班牙K.Lopez-de-Ipina等人采用测试震颤患者画的螺旋线和直线，利用自动非线性分析螺旋线的扭曲和混乱程度，寻找出震颤患者的震颤特点，并进一步研究帕金森病震颤相关特征[29]。这种方法虽然操作非常简单，但判断存在主观性，对患者和医生的状态要求都比较高，在实际中实施比较困难。

利用光学和电学的原理结合提取震颤信号：该方法基本原理式基于光反馈效应。2002年骆清铭发表文章，介绍了一种无创、非接触光学方法来测量肌肉震颤的频率和幅度[30]。2003年沈涛虹利用试验人员手拿光笔照射目标十字中心时光点偏离目标得到的部分特征，定量分析患者手臂震颤[31]。2006年清华大学生物医学工程专业研制了一款基于光电结合的震颤行为定量检测仪[32]。此外Anne Beuter在2001年设计了一种低强度激光采集速度的方法[33]，利用食指覆盖反射纸得到反射的光信号，转化成校准电压输出进行分析。2010年J. Synnott利用计算机视觉技术，实现帕金森震颤检测量化可视化[34]。2015年Jen-Lin Yang采用激光三角测量方法进行离线分析，实现震颤检测分析[35]。但是由于光学检测设备受特定环境影响，图像处理计算复杂等因素，利用光学、电学原理结合震颤的特点进行检测的方法受到一定限制。

利用惯性传感器收集震颤信号：随着微电子技术的发展，利用惯性加速度传感器进行震颤信号检测的研究逐渐增多。2010年美国 Robert LeMoyne 利用iPhone 手机内置加速度传感器作为震颤检测器识别帕金森震颤[36]。他们设计了专门的手套将手机固定在手套背部，让患者带手套进行检测的方法。该方法方便快捷，但手机的重量未免会影响手部原本震颤，对检测帕金森病静止性震颤不利。2015年C.L.Pulliam采用惯性传感器实现在家无约束量化震颤，家庭实时监护，根据传感器数据设计数学模型来预测震颤等级[37]。

目前使用加速度传感器测量震颤的方法设备都是以测量手腕震颤信号为主，用加速度计采集信号具有轻便易用，采集准确度高，设备成本低等特点。

（2）震颤信号分析现状

关于震颤信号的分析，常见的是时域分析方法和频域分析方法。时域分析方法是将震颤信号与时间的函数，通过分析得到震颤信号的某些统计特征，如对震颤信号进行整形、滤波、相关性、平均、方差等处理后将其作为信号特征进行模式分类或生理机制分析。时域分析方法相对简单，所以仅做时域分析不能满足某些研究需求。

频域分析是通过傅里叶变换(FFT)将时域信号变换到频域对信号进行频谱、功率谱分析的方法。对震颤信号进行频域分析，对帕金森病震颤的检测与分析具有重要价值。在频域常对震颤信号做功率谱、互功率谱、相位谱、相干分析等。功率谱可衡量信号在频域能量随频率变化的情况。互功率谱描述的是两个信号在频域的相关程度及二者间的相位信息，相干是在频域描述两个信号的相关程度。

在国内，西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室艾玲梅等人对各种震颤的加速度信号进行了相关研究，针对特发性震颤、帕金森病、生理性等3种常见震颤，先后提出功率谱估计分析方法、基于双谱分析和支持向量机方法、基于EMD奇异值分解方法对特发性震颤、帕金森病震颤以及生理性震颤三种震颤的加速度信号进行了区分研究，并取得较好结果[38]-[41]。

法国研究者Paola Pierleoni在研究帕金森病患者震颤时，做了一个震颤检测仪，主要原理是是将加速度计置于手环内，方便人们日常使用。用它采集震颤数据后，做功率谱估计，引入影响因子参数，用这种方法分析功率谱能量分布，以此判断帕金森病患者在静止性震颤的情况下是否有姿势性震颤或运动性震颤[42]。Nowostawski采用了离散小波变换和支持向量机方法来识别帕金森震颤和特发性震颤的姿势震颤，准确率超过了96%[43]。Omid Bazgir利用短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)处理信号、频域特征提取、通过加速度计设备实现帕金森患者数据采集的实时系统及其相关的UPDRS评分[44]。

1.3.3发展前景

在癫痫监测方面：癫痫发作状态可以通过分析脑电图 EEG、病人体表皮肤电阻的变化以及发作时全身痉挛所带来的振动等信号来进行识别乃至预测。由于这些信号都是时序信号，所以国内外对它们的研究方法也是大致相同——首先进行时域分析、频域分析、时频域分析、非线性动力学分析、熵等特征构建和选择，然后通过支持向量机、K-近邻、决策树、神经网络、随机森林等机器学习方法来进行分类识别。

国内外对基于 EEG 的癫痫发作识别和基于肢端动作信号的运动状态识别研究等几个领域都有了一定的基础和发展。在基于脑电信号分析癫痫发作的方面，算法识别准确率已经高达 85%，而且很多研究也证明，癫痫发作前的确存在很多征兆可以用来预测。此外随着诸多基础技术的蓬勃发展，越来越多的可穿戴式设备向医疗监测方面进行扩展，已经出现了很多成熟的产品和技术手段。正因为这几个基础条件已经成熟，所以我们可以预见到，基于肢端动作信号的癫痫发作识别将会是医疗监测识别领域下个阶段的热点和难点。

在市场需求方面，众多癫痫病人和家属都亟待一款这样的产品来解放他们，以至于病人可以摆脱沉重的脑电监测仪器和病房，家属可以摆脱无时无刻的看护而仅需等待监测系统的预警即可。这块市场需求是很庞大的，目前已知的也仅有 embrace 一家公司有相关产品问世，因为种种原因也仅仅是服务于西方国家。

产品的主要目标客户是癫痫患者和专业医疗服务机构。目前国内癫痫患者就有近1000多万，并且每年新增患者近60万，患者群体很多，市场容量巨大。另外，基于大数据服务、衍生产品等，癫痫监测产品未来市场容量很可观。

在帕金森监测方面：帕金森病作为一种常见于老年人的神经系统变性疾病，在我国的患者数量多达数百万，其主要临床特征为运动障碍，例如静止性震颤、肌强直和运动缓慢等。帕金森病患者到了后期，随着病情加重，可能会出现行走跌倒、吞咽困难和说话障碍等，导致其无法实现生活自理，无疑加重了家庭负担。

本项目根据帕金森病震颤信号设计了对发病信号样本进行分类实验的算法，为广大的帕金森病者服务，能够及时监测出病状，及时就医治疗，减缓其恶化程度，易于使用，对患者病情跟踪与辅助康复等方面能起到良好的作用。

总之，本研究项目基于与副交感神经相关的皮肤电生理信号为基础，融合心率、肢端运动状态等生理参数，形成一个与人体神经性疾病发病有关的检测分析平台，通过可穿戴式的腕带手环采集患者生理信号，利用不同的AI算法，可以识别癫痫、帕金森综合征以及情绪和心理健康状态，并通过不同的APP对不同疾病的患者进行监测和医疗辅助指导，研究定位精准面向疾病群体，应用范围宽，市场潜力巨大，市场前景广阔。

**主要参考文献：**

1. Gotman J. Automatic recognition of epileptic seizures in the EEG[J]. Electroencephalography & Clinical Neurophysiology, 1982, 52(5): 530-540.
2. Epilepsy Foundation of America. About Epilepsy: The Basics[OL]. Epilepsy Foundation, 2014-03-19. http://www.epilepsy.com/learn/about-epilepsy-basics.
3. 刘莉莉. 基于神经网络的癫痫发作预测[D]. 北京：北京工业大学, 2018.
4. Gaitatzis A, Trimble MR, Sander JW. The psychiatric comorbidity of epilepsy[J]. Acta Neurologica Scandinavica, 2004, 110:207–20.
5. 杜沛冬. 结合卷积神经网络和随机森林的癫痫自动监测[D]. 济南：山东大学, 2018.
6. Snyder David E., Echauz Javier, Grimes David B., et al. The statistics of a practical seizure warning system. Journal of Neural Engineering[J], 2008. 5(4): 392.
7. 柏秀娟,尚延昌,王炜,王振福.帕金森病的研究进展[J].现代生物医学进展,2010,10(01):178-181.
8. 中华医学会神经病学分会帕金森病及运动障碍学组.中国帕金森病治疗指南(第三版)[J].中华神经科杂志,2014,47(6):428-433.
9. 陈茹.帕金森病研究进展[J].中国康复理论与实践,2007(07):637-639.
10. 崔东红,王丽萍.情绪对健康的影响及其生理机制[J].新疆大学学报(自然科学版),1997(02):90-94.
11. Garry H, Mcginley B, Jones E, et al. An evaluation of the wavelet coefficient quantisation in transform based EEG compression[J]. Computers in biology and medicine, 2013, 43(6): 661-669.
12. 耿敏行. 基于S变换和双向LSTM网络的癫痫自动检测研究[D]. 山东：山东大学电子科学与技术学科硕士学位论文，2020：1-5.
13. 孙涛, 王峰. 神经外科与癫痫[M]. 人民军医出版社, 2015.
14. Niederhoefer C, Gollas F, Chernihovskyi A, et al. Detection of seizure precursors in the EEG with cellular neural networks [J]. Epilepsia, 2004, 45(1):245-245.
15. Osorio I, Frei M G, and Wilkinson S B, Real-time automated detection and quantitative analysis of seizures and short-term prediction of clinical onset. Epilepsia[J], 1998. 39(6): 615-627.
16. Chu Hyunho, Chung Chun Kee, Jeong Woorim, et al., Predicting epileptic seizures from scalp EEG based on attractor state analysis. Computer Methods & Programs in Biomedicine[J], 2017. 143(C): 75-87.
17. 祁玉, 基于脑电的癫痫预警及预警—抑制诊疗系统关键技术研究[D], 浙 江, 浙江大学, 2015.
18. Ghosh-Dastidar S, Adeli H, Dadmehr N. Principal Component AnalysisEnhanced Cosine Radial Basis Function Neural Network for Robust Epilepsy and Seizure Detection[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(2):512-518.
19. Subasi A, Ismail Gursoy M. EEG signal classification using PCA, ICA, LDA and support vector machines[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12):8659-8666.
20. Faust O, Acharya R U, Allen A R, et al.Analysis of EEG signals during epileptic and alcoholic states using AR modeling techniques[J]. Irbm , 2008, 29(1):44-52.
21. Chisci L, Mavino A, Perferi G, et al. Real-time epileptic seizure prediction using AR models and support vector machines[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2010, 57(5):1124.
22. Zandi A S, Tafreshi R, Javidan M, et al. Predicting temporal lobe epileptic seizures based on zero-crossing interval analysis in scalp EEG[C] // Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2010:5537-5540.
23. Supriya S, Siuly S, Wang H, et al. Weighted Visibility Graph With Complex Network Features in the Detection of Epilepsy[J]. IEEE Access, 2016, 4(99):6554-6566.
24. Hamad Asmaa, Houssein Essam H., Hassanien Aboul Ella, et al. A Hybrid EEG Signals Classification Approach Based on Grey Wolf Optimizer Enhanced SVMs for Epileptic Detection. in International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics[C]. 2017. Cairo.
25. Sriraam N. and Raghu S., Classification of Focal and Non Focal Epileptic Seizures Using Multi-Features and SVM Classifier. Journal of Medical Systems[J], 2017. 41(10): 160.
26. Maxwell A. Global commercialization of the Parkinson's KinetiGraph[J]. Australasian Biotechnology, 2014, 24(2):45-46.
27. Van Dooren, De Vries, J. J., Janssen, J. H. (2012). Emotional sweating across the body:comparing 16 different skin conductance measurements locations. Physiology & Behavior, 106(2), 298-304. doi:10.1016/j.physbeh.2012.01.020.
28. Francesco Onorati, Chiara Caborni, et al. Performance of a wrist-worn multimodal seizure detection system for more than a year in real-life settings. Conference: 13th European congress on Epileptology, At Vienna.
29. Lopez-de-ipiña K, Bergareche A, Riva PL, et al. Automatic non-linear analysis of non-invasive writing signals: applied to essential tremor[J].Journal of Applied Logic, 2015,16(2): 50-59.
30. 骆清铭，张景，曾绍群．基于激光二级管光反馈效应的肌肉震颤测量系统[J]．光学学报，2002，22（4）：456-461.
31. 沈涛虹，浏丹，王坚，等．神经科患者手臂震颤的定量研究[J]．医用生物力学，2003，18（4）：202-205.
32. 孙志强，王广志，陈滨，et al.人体震颤定量检测仪在临床的初步应用[J].中国康复理论与实践，2006，12（6）：521-2.
33. BEUTER A, TITCOMBE M, RICHER F, et al. Effect of deep brain stimulation on amplitude and frequency characteristics of rest tremor in Parkinson’s disease[J].Thalamus & Related Systems,2001,1(3):203-11.
34. Synnott J, Chen L, Nugent CD, et al. Assessment and visualization of parkinson's disease tremor[C]//Proceedings of the 10th IEEE International Confere, 2010: 1-4.
35. Jen LY, Rong Seng-Chang, Chen FP, et al. Detection of hand tremor in patients with Parkinson’s disease using a non-invasive laser line triangulation measurement method[J]. Measurement, 2015(79): 20-28.
36. Robert L, Timothy M, Michael C, et al. Implementation of an iPhone for characterizing Parkinson’s disease tremor through a wireless accelerometer application[C]//IEEE, 2010,2010:4954-4958.
37. Pulliam CL, Eichenseer SR, Goetz CG, et al. Continuous in-home monitoring of essential tremor[J]. Parkinsonism & Related Disorders, 2014, 20(1):37-40.
38. 艾玲梅．震颤信号分析的研究现状及展望[J]．生物医学工程学杂志，2007，24（6）：1402-1405.
39. 艾玲梅，王珏．基于双谱分析和支持向量机的手震颤加速度信号识别[J]．电子学报，2008（11）：2165-2170.
40. 艾玲梅，王珏．基于 EMD 奇异值分解诊断震颤的新方法[J]．生物医学工程学杂志，2009（06）：1335-1339.
41. 李澍歆．帕金森病震颤信号频率的功率谱估计及分析[Z]，2007：4.
42. PIERLEONI P, PALMA L, BELLI A, et al. A real-time system to aid clinical classification and quantification of tremor in Parkinson’s disease; proceedings of the IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics(BHI),F,2014[C].IEEE.
43. WOODS A M, NOWOSTAWSKI M, FRANZ E A, et al. Parkinson’s disease and essential tremor classification on mobile device[J].Pervasive and Mobile Computing, 2014,13(1-12).
44. BAZGIR O, HABIBI S A H, PALMA L, et al. A classification system for assessment and home monitoring of tremor in patients with Parkinson’s disease[J].Journal of medical signals and sensors,2018,8(2):65.
45. Picard R W. Affective computing. Cambridge, MA: The MIT Press, 1997.
46. J.A. Domínguez-Jiménez, K.C. Campo-Landines, J.C. Martínez-Santos, E.J. Delahoz, S.H. Contreras-Ortiz, A machine learning model for emotion recognition from physiological signals, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 55, 2020, 101646, ISSN 1746-8094.
47. Ayata, D., Yaslan, Y. & Kamasak, M.E. Emotion Recognition from Multimodal Physiological Signals for Emotion Aware Healthcare Systems. J. Med. Biol. Eng. 40, 149–157 (2020).
48. S. Koelstra et al., "DEAP: A Database for Emotion Analysis ; Using Physiological Signals," in IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 3, no. 1, pp. 18-31, Jan.-March 2012.
49. 李洪伟. 音乐情感的脑电信号分析技术及神经机制研究[D].哈尔滨工业大学,2018.
50. 吴莹. 多生理信号的情感识别研究[D].哈尔滨工业大学,2019.
51. R.W. Picard, J. Healey. Affective wearables[J]. Personal Technologies, 1997, 1(4).

二、研究目标

2.1 硬件结构

（1）设计并完善硬件电路，结合所需要实现的功能开发嵌入式程序；

（2）腕带式手环与手机采用蓝牙通讯，采样和传输数据不间断，不丢数；

（3）手环电极的优化设计，适合长期佩戴而无不适感；

2.2 癫痫监测研究

（1）利用临床采集的大量癫痫患者生理数据，研究出适合患者情况的自学习算法模型，通过算法训练，得到能够分析识别癫痫病发作的算法；

（2）判断癫痫病刚发作时，手环能够激烈的振动报警，提醒患者；

（3）判断癫痫病刚发作时，手环能够立即发出指令给监护人的手机号码发送患者发病信息，发送位置定位；

（4）判断癫痫病刚发作后，手环能够立即发出声音救助信息，介绍病人的发病情况，介绍正确的救助方法，方便周围的人员施救而不至于恐慌，防止患者受伤或者窒息；

（5）网站和数据库留存患者的历史发病时的信息和数据，通过大数据学习算法，可以逐渐提高识别准确率；

2.3 帕金森综合症监测研究

（1）通过腕带式手环采集患者的生理信号和肢端运动信号进行监测，实现帕金森综合症的分析和识别；

（2）在一定误差范围内，尽可能提高识别的准确性和灵敏性；

（3）通过未发病的中老年日常佩戴，可以发现早期帕金森综合症的发病趋势和状态，提醒潜在患者及时就医，及时治疗；

（4）对于已发病患者，通过检测患者的发病状态程度，结合患者用药剂量，服药周期，形成一个最佳的服药策略，对患者进行合理的用药指导；

三、研究主要内容

3.1 腕带式多种神经性疾病监测平台硬件设计

腕带式多种神经性疾病监测装置采用高度集成的腕带结构，包括微控制器（MCU）、电源单元和多个外设单元（皮电检测单元、动作检测单元、心率检测单元、体温检测单元、存储单元、人机交互单元、报警单元、蓝牙通信单元）。其中，电源单元用于为装置提供工作电源；各外设单元接入MCU的输入/输出端口；MCU控制整个装置的工作流程，实时采集用户的皮电阻抗、肢体动作、心率和温度信号，由于癫痫监测有实时性要求，所以通过内置底层软件算法实时检测患者的癫痫发作状态，并在检测到癫痫发作时发出报警信号。对于非实时性要求的帕金森和情绪心理状态识别算法，由于算法比较复杂，在与平台数据通讯的手机端完成。

3.2 癫痫监测算法研究

每个癫痫患者的发病情况不尽相同，而且每一个患者的生理信号特征也不相同，所以要大量采集癫痫患者发病时的生理信号，包括皮肤电阻抗信号、心率信号、肢端振动信号以及位姿信号的融合，研究智能化的自学习算法，不断提取和优化完善患者的生理信号特征，形成一个最优的，适合患者情况的识别算法。

3.3 帕金森监测算法研究

本项目在现有的研究基础上，以帕金森震颤信号、心率信号和皮电信号为主要研究对象，对PD震颤信号的采集、特征提取和结果分析量化进行相关研究。主要研究内容包括：

(1) 对震颤采集信号进行滤波预处理；

(2) 对帕金森患者病发时的生理信号进行特征分析，包括信号处理、特征筛选、特征融合等；

(3) 基于筛选出的特征利用朴素贝叶斯分类器和K邻近算法分类器进行分类识别，达到对帕金森患者病发时的诊断和严重程度量化。

3.4 腕带式多种神经性疾病监测平台配套软件开发

由于监测平台采集海量数据，特别是情绪和心理健康监测需要通过大数据分析，腕带式手环和手机都不会有太大的储存空间，也不利于数据管理分析，所以采用云服务器存储患者阶段性的数据。

癫痫、帕金森和情绪行李健康监测患者群体庞大，而且是长期监测，为了方便患者，建立患者服务网站，患者可以注册登录网站，存留或者删除自己的数据信息。

关于云服务器的环境配置：云服务器采用购买或者租用华为云主机，安装上所需要的环境。由于后台代码是用JAVA编写的，所以安装上JDK，其次安装上服务器软件，比如Tomcat、nginx，还有数据库软件，比如MySQL、Redis等。其次还需要设计基本架构，数据库中存放数据的规划，以及业务逻辑的设计与规划等等，这部分的主要工作是设计出APP以及Web端的前台界面与后台接口。

关于Web端与APP端的后台接口：预计实现如下功能：管理员（比如算法开发人员、医生）的登录验证，普通用户的登录验证，数据上传，数据下载（导出Excel文件的形式），数据分析（在后台对数据进行简单处理得到前台可视化所需要的数据），合作医生信息介绍、健康推送与新闻推送、产品介绍、APP操作介绍等功能所需要的增删改查操作。考虑到后期存储的数据量可能非常大，因此在这一阶段将会从多方面考虑设计数据库结构，在开发接口时注意数据库事务的管理。

关于APP的开发：腕带式多种神经性疾病监测平台通过蓝牙信号和手机通讯，通过手机上的APP可以查看测量信号状态；如果检测到患者癫痫病或者帕金森综合征发作，则发出警报信号，并通过手机把预先设定的家属电话和GPS定位信息以短信形式发给相关监护人员；患者的发病信息及时的通过手机APP上传至数据库。

关于服务器的运行与维护：当Web端或APP访问量超过一定数目时，可能会造成服务器的短暂崩溃，将会影响Web端的访问、APP的正常使用甚至是数据的上传下载出现异常，因此在后期预计针对高并发的情况进行设计、开发。当用户量到达一定的数目，可能需要部署多台服务器，做集群开发，配置负载均衡，使得服务器能承担一定的压力。

四、研究方法

4.1腕带式多种神经性疾病监测平台硬件设计方法

手环终端通过动态PPG、高精密GSR等传感技术采集多种生理信号，通过蓝牙、移动网络实现终端手环、手机与云端数据服务器的高效交互通信，基于精准数据分析为患者提供健康护理指导推送及医疗咨询求助通道，实现患者癫痫发作的监测和预警。

4.2癫痫监测算法的研究方法

首先对采集来的生理数据进行简单处理、数据选择、数据分割、特征提取以及后续的数据集处理；对实验数据是否线性可分的问题进行分析，由此搭建了逻辑回归、支持向量机、随机森林三种机器学习算法模型以及卷积神经网络、LSTM神经网络两种深度学习算法模型，并分别进行训练学习；然后分别进行数据选择对比实验、窗口大小对分类器识别影响实验、数据均衡对比实验、各分类器识别对比实验、个人识别效果实验等五个实验，得到最佳识别方案。

4.3帕金森监测算法的研究方法

（1）数据采集

首先通过腕带式多种神经性疾病监测平台来进行数据采集，主要是联合省医院课题组对帕金森综合症患者进行采集临床数据和发病数据标定，数据来源真实有效，数据状态准确可靠。

（2）标准化处理

首先对采集的信号进行滤波降噪处理，并进行定标阈值处理以消除小振动干扰。然后对加速度信号进行归一化处理，进而方便后面数据分割处理。

（3）特征提取和融合

由于特征的选取会导致算法模型的分类识别效果的好坏，为了达到简便高效的分类效果，根据特征的重要性来进行选择确定。

本项目率先提出根据融合特征去识别帕金森症状，除了提取出震颤的特征外，将其他生理特征（皮电、心率等）融合在一起分析，提高识别准确率，但是特征融合方式需经过仔细处理及验证。

（4）算法模型构建

根据分析筛选出来的特征，进行帕金森病发作识别算法的设计。将研究对比朴素贝叶斯算法模型（Naive Bayesian algorithm）和K邻近算法模型（K-Nearest Neighbor，KNN），通过对训练学习的结果分析，综合提出一种能够进行高准确率实时监测的识别算法。

（5）实验验证测试

第一部分：在手环底层实现完成的算法，在临床阶段实验监测帕金森患者发病状态，与医生最后诊断做对比分析，不断完善算法的准确性和快速性。

第二部分：在振动试验台上将腕带式手环进行标准振动测试，验证准确度和灵敏性。

五、研究主要过程

5.1 腕带式多种神经性疾病监测平台硬件搭建过程

5.2 癫痫监测算法构建过程

5.2.1数据预处理

由于腕带式癫痫检测装置的硬件工艺水平限制以及少许环境噪声的影响， 本次采集得到的原始信号里不可避免地存在一些干扰噪声和精度损失。为了确 保算法训练学习样本的可用性，所以必须对原始数据进行一定量的数据预处理，以提取出干净有效的数据。

（1）对三轴加速度进行合成，来提取关键信息

其中在所有的信号中加速度最为关键，它常见于运动状态识别之中，但由于肢体动作的随机性，这会导致X、Y、Z轴各自的表现不是特别明显，所以提取各轴会导致对运动特征表征不够明显，因此我们采用了如下公式对X、Y、Z进行合成：



（2）抑制样本数据噪声—平滑滤波

因为采样环境热噪声与采集过程中手腕异常抖动的原因，原始数据不可避免地会有噪声和零漂现象的存在。所以针对 0.05 做了一个阈值过滤操作，把零漂的小振动干扰消除。随后为了不影响本身数据，考虑到后续滤波程序会移植到检测装置底层芯片上会有一定的计算资源要求，所以本次选用五点中值滤波的方式对加速度进行处理。

5.2.2数据选择与数据分割

（1）数据选择

本次数据采集的发病时间，是由知名医生通过脑电信号来进行诊断得到标注的，所以也不可避免地存在一定量的判断时间差。所以基于此，必须做好发病时间段的数据选择，才能够确保数据的准确性和模型训练效果。同时由于本次的研究对象为癫痫的大发作故而本次研究主要对癫痫的大发作数据进行单独划分研究。

（2）数据分割滑窗

对原始采集的数据进行了初步预处理和数据选择之后，为了适应后面的特 征提取和分类器数据格式要求，本课题选择使用滑动窗口的方式对数据进行分 割处理。而窗口大小设置是一个重要参数，对算法模型的性能有着重要的影响。经过多次实验对比最终确定了滑动窗口大小为6s。

5.2.3特征提取

初步选取了91个特征，通过随机森林算法特征重要性排序，去除重要性总不超过5%的20个特征，最终剩余71个特征。其中加速度30个特征、皮肤电25个特征、心率15个特征和腕动次数1个频域特征，见表1。

表1特征汇总

Tab.1 Summary of the feature

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 特征名称 | 加速度 | 皮肤电 | 心率 | 腕动次数 |
| 峰值 | √ | √ |  |  |
| 方差 | √ | √ | √ |  |
| 平均值 | √ | √ | √ |  |
| 能量 | √ | √ | √ |  |
| 四分位距 | √ | √ |  |  |
| 过零次数 | √ |  |  |  |
| 变异系数 | √ | √ | √ |  |
| 振幅对数 | √ | √ |  |  |
| 平均能量比 | √ | √ | √ |  |
| 峰值 | √ | √ | √ |  |
| 一阶差分均值 | √ | √ | √ |  |
| 二阶差分均值 | √ | √ | √ |  |
| 一阶差分四分位距 | √ | √ |  |  |
| 二阶差分四分位距 | √ | √ |  |  |
| 一阶差分标准差 | √ | √ | √ |  |
| 二阶差分标准差 | √ | √ | √ |  |
| 一阶差分峰峰值 | √ | √ |  |  |
| 二阶差分峰峰值 | √ | √ |  |  |
| 一阶差分绝对值均值 | √ | √ | √ |  |
| 二阶差分绝对值均值 | √ | √ |  |  |
| 一阶总体能量变化 | √ | √ |  |  |
| 二阶总体能量变化 | √ | √ |  |  |
| 平方均值 | √ | √ | √ |  |
| 平方峰峰值 | √ | √ | √ |  |
| 平方标准差 | √ | √ | √ |  |
| 平方四分位距 | √ |  | √ |  |
| 峰值幅值 | √ | √ |  | √ |
| 峰值频率 | √ |  |  |  |
| 功率谱密度 | √ |  |  |  |
| 能量谱密度 | √ |  |  |  |

5.2.4算法模型的构建

（1）基于传统机器学习的癫痫检测

将特征集分别贴标签后，送入机器学习算法中训练模型，模型训练过程见图1。选取5个人的 6条GTCs 发作数据作为训练数据，其余为验证数据。由于发病数据比例远小于正常数据，通过大量的实验表明，在训练样本比例接近于1：1时模型预测准确率最高，而在实际应用时结果较差，当正常样本比例较高时，模型会侧重识别正常样本，造成正常样本识别率高，发病样本识别率低的现象，此时实际应用效果好。本课题旨在开发癫痫识别手环，追求实际应用效果好，于是在训练模型时，经过大量实验发现参与训练的正常样本与发病样本的比例约300：1时模型的实际验证效果表现最好。

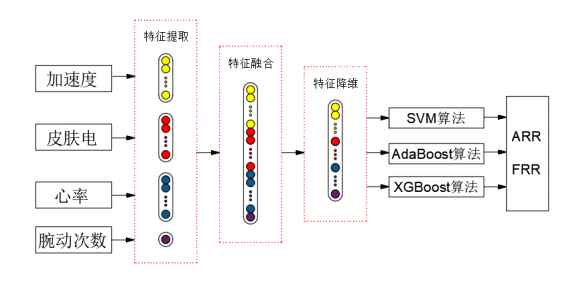


图 1 模型训练过程

Fig.1Model training process

在本次课题中，发病的这一类定义为正类，未发病的这一类定义为负类。准确率（accuracy，ACC）是表示判断正确的样本在所有样本中的占比，精确率（precision，PRE）是表示判断为正类中是真正类的占比，召回率（recall，REC）是指正类样本被正确分类的概率，准 确 识 别 率 (accurate recognition rate, ARR) 和错误 识 别 率 (false recognition rate, FRR)。ARR 是指能识别出癫痫发病的概率，FRR 是每小时发生误报的次数，公式如下：











式中，TP 表示正类样本被预测为正类；FN 表示正类样本被预测为负类；TN 表示负类样本被预测为负类；FP 表示负类样本被预测为正类。

预测正负样本比例为1：1时的模型效果如下表2所示：

表 2 模型训练结果

Tab.2 Model training results

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 算法 | 准确率/(%) | 精确率/(%) | 召回率/(%) |
| SVM | 65.2 | 99.7 | 30.6 |
| AdaBoost | 75.2 | 99.8 | 50.2 |
| XGBoost | 99.9 | 99.9 | 99.9 |

根据三项指标的结果，XGBoost效果最好，三项指标都较高，而 SVM 效果最差。三种算法正类 的精确率都达到了99%以上，具备少误报的特点，本次采取的方式为牺牲召回率来提高精确率，尽而降低误报率，尽管 SVM 的召回率仅有30.6%，远低于其余两种算法，但不代表实际识别时无法准确预测。将含有发病区间在内的10条数据作为测试集，验证训练模型的实际识别能力。选取 SVM、XGBoost 算法分别训练的模型，依次预测数据集。当模型预测连续出现n秒预测为发病时，则发病报警一次，每次报警完 10 分钟内不在报警。选取n为9和19两种情况，其中Y为True即可识别出发作，F为False即未识别出发作，模型的验证结果如表3~4所示。

表3 9s连续窗口识别效果

Tab.3 Continuous recognition results in 9-second windows

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 发病编号 | 验证时长/(h) | SVM识别结果 | 误报次数/(次) | XGBoost识别结果 | 误报次数/(次) |
| 0 | 24 | Y | 1 | Y | 2 |
| 1 | 24 | Y | 1 | Y | 3 |
| 2 | 24 | Y | 0 | Y | 1 |
| 3 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 4 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 5 | 24 | Y | 0 | Y | 1 |
| 6 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 7 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 8 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 9 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 总计 | 240 | 10 | 2 | 10 | 7 |

表4 19s连续窗口识别效果

Tab.4 Continuous recognition results in 19-second windows

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 发病编号 | 验证时长/(h) | SVM识别结果 | 误报次数/(次) | XGBoost识别结果 | 误报次数/(次) |
| 0 | 24 | F | 0 | Y | 0 |
| 1 | 24 | Y | 0 | Y | 1 |
| 2 | 24 | Y | 0 | Y | 1 |
| 3 | 24 | F | 0 | F | 0 |
| 4 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 5 | 24 | Y | 0 | F | 0 |
| 6 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 7 | 24 | Y | 0 | F | 0 |
| 8 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 9 | 24 | Y | 0 | Y | 0 |
| 总计 | 240 | 8 | 0 | 7 | 2 |

结果显示10条GTCs发作数据共240个小时，在n为9秒时，SVM算法能全部识别出10条癫痫发作，同时有2次误报；AdaBoost算法能识别出7条癫痫发作，同时有12次误报；XGBoost算法也能全部识别出，同时有7次误报。在n为19秒时，SVM 算法依旧能全部识别出癫痫发作，无误报；AdaBoost算法能识别出7条癫痫发作，同时有9次误报；XGBoost算法能识别出7条癫痫发作，误报次数为2次，并由此计算出ARR值。由于预测识别的样本量不足，于是在小发作数据中取了15条数据，其中每条均是24h，忽略是否能准确识别报警，只统计其误报次数，其结果见表5，根据共25天的数据结果计算出 FRR 值，如下表6所示。

表 5 误报次数汇总

Tab.5 Summary of false positives

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 算法 | 15条数据误报次数/(次) | 10条数据误报次数/(次) | 总计次数/(次) |
| 9秒SVM | 5 | 2 | 7 |
| 19秒SVM | 2 | 0 | 2 |
| 9秒XGBoost | 22 | 7 | 29 |
| 19秒XGBoost | 1 | 2 | 3 |

表 6 ARR 和 FRR 汇总

Tab.6 Summary of ARR and FRR

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 指标 | SVM | XGBoost |
| 9 秒预测敏感  性,ARR（%） | 100 | 100 |
| 9 秒错误预测  率,FRR（d -1） | 0.28 | 1.16 |
| 19 秒预测敏感  性,ARR（%） | 80 | 70 |
| 19 秒错误预测  率,FRR（d -1） | 0.08 | 0.12 |

根据表6，9秒SVM和XGboost算法的ARR值最大，能全部识别出发病，但XGboost算法FRR值较大，误报率较高。AdaBoost算法ARR值最低，仅为70%，并且其FRR值最大。当n值增大，FRR值成倍数降低，ARR值也可能会降低，产生漏报，并且报警识别的时间延长。

（2）基于卷积神经网络的癫痫检测

以前的腕部信号的癫痫检测研究基本都是基于传统机器学习，对于深度学习研究少之又少，其中主要原因在于之前的研究框架类似于Chen等人[55]提出一个用于早期癫痫发作检测和癫痫诊断的统一框架，这个框架概括了之前研究腕部信号的整体架构，在一定程度上收到了Embrace公司的影响，这个框架的优点在于手环可以及时的发出报警，并不需要其他辅助装备，其缺点在于由于手环内存的限制导致不能嵌入一个复杂的神经网络模型，因此本课题组提出了一个新的框架。如下图2所示：

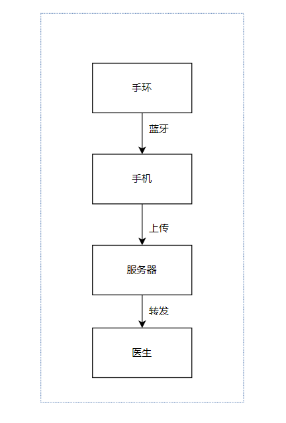


图2整体框架

Figure 2 Overall Framework

随着智能手机的逐步普及，我们采用智能手机进行辅助手环工作，对于之前手环既要采集信号又要实时进行识别，现在改为手环只需要进行采集信息，将采集的信息采用蓝牙传输的方式上传到手机，使用手机进行实时判别是否发病，这样手环底层不用嵌入机器学习算法的边界函数，只需将深度学习算法写入到手机中，这样就可以采用深度学习算法对腕部信号的癫痫检测进行研究。

下图3所示为目前课题组在癫痫检测上的第一个初步网络模型。

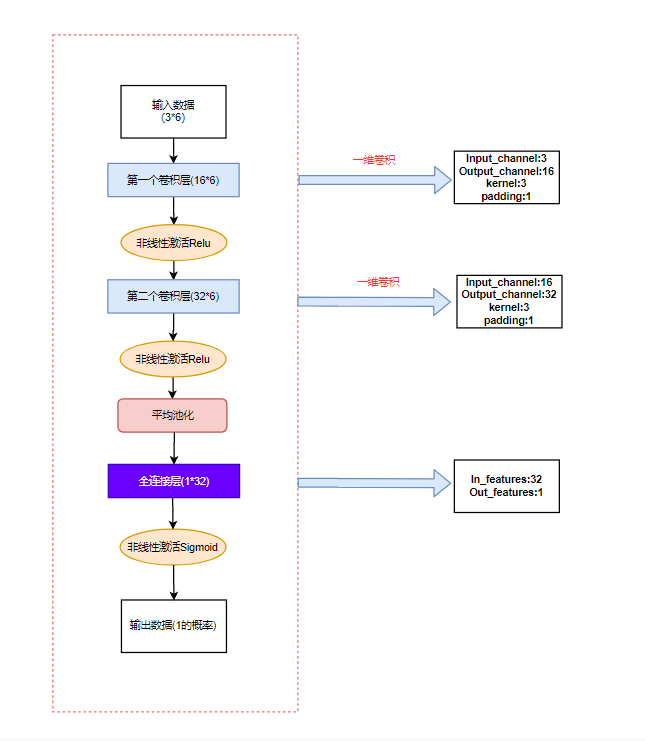


图3 三通道卷积神经网络

Figure 3 Three channel convolutional neural network

从大发作病人中选取一人分别提取出正常数据和发病数据的皮肤电导、心率、腕动次数，采样点同机器学习即对正常数据不采用重叠采用，对发病数据进行重叠采用，从而会形成皮肤电导、心率、加速度三个通道，每个通道为一个大小为6的向量，将采集的所有数据按7：3的样本比例划分训练集和测试集，其中训练集和测试集的正负样本比为1:1。假设共得到n组数据，对于n组数据采用16\*3\*3的一维卷积核对训练集进行卷积得到n\*16\*6的数据集，并对卷积后的数据采用Relu进行非线性激活，接着采用32\*16\*3的卷积核进行一维卷积得到的n\*32\*6的数据，并用Relu进行非线性激活，接着采用平均池化得到n\*32\*1的数据，接着采用将数据进行拉伸得到n\*32的数据，最后采用一层线性层和Sigmoid进行处理得到类别为1的概率。并采用BCELoss计算损失。该模型在测试集上的表现如下图4所示：

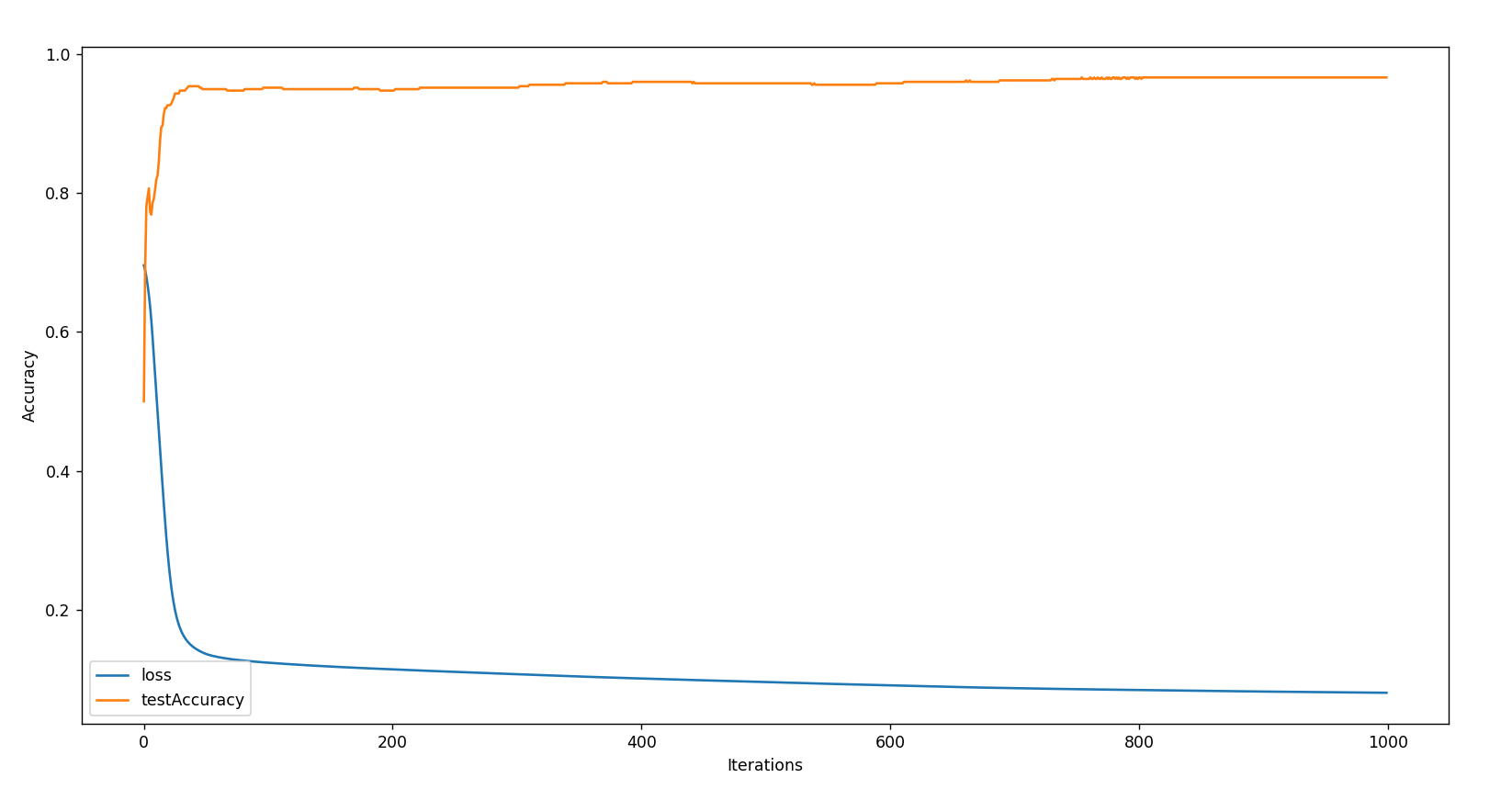


图4 1：1模型效果

Figure 4 1：1Model Effect

从上图可以看出模型在迭代35次左右时，模型的损失快速下降为0.15，整体的正确率上升为0.95。随着迭代次数的增多模型的损失缓步下降，当迭代次数达到800次时，模型的损失下降为0.008，模型的准确率上升为0.97。其中迭代次数为35次和800次时的模型分类效果如下表7所示：

表 7 1：1分类效果

Tab.7 1：1Classification effect

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 迭代次数 | 0的PRE | 0的REC | 1的PRE | 1的REC | ACC |
| 35 | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 0.95 |
| 800 | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 0.97 |

采用机器学习的调整样本比的方法进行改造模型，将训练集的正负样本比调整为2：1，测试集仍保持1：1，则模型的表现效果如下图5所示

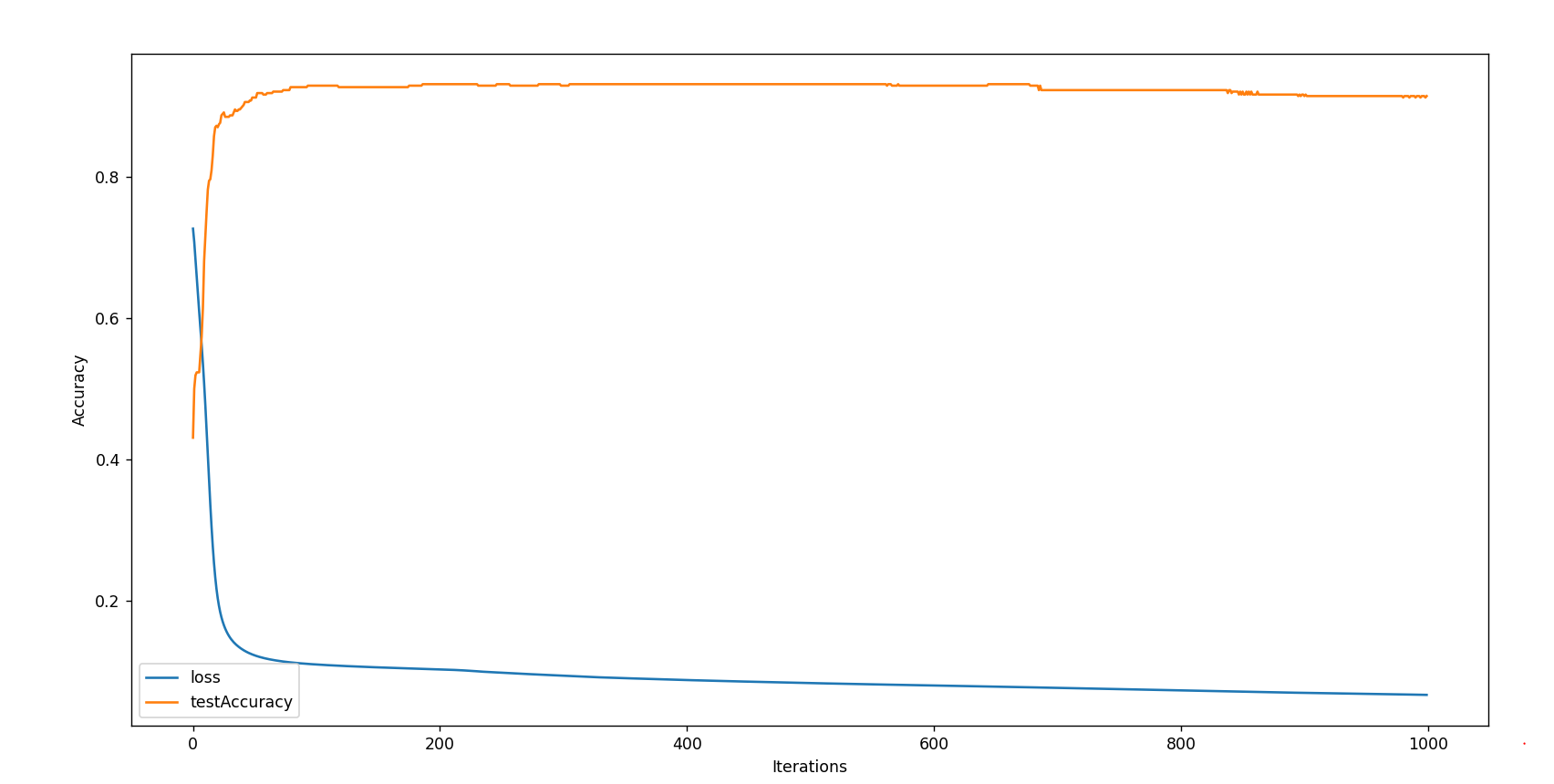


图4 2：1模型效果

Figure 4 2：1 Model Effect

从上图可以看出当迭代次数达到60次时模型的1的PRE趋近于1，当迭代次数达到185次时模型的性能达到最优，其中迭代次数为60和185次的模型分类效果如下表8所示：

表 8 2：1分类效果

Tab.8 2：1Classification effect

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 迭代次数 | 0的PRE | 0的REC | 1的PRE | 1的REC | ACC |
| 60 | 0.86 | 1 | 1 | 0.84 | 0.91 |
| 185 | 0.88 | 1 | 1 | 0.86 | 0.93 |

初步实验证明深度学习在性能和稳定上要优于传统机器学习。

5.3 帕金森监测算法构建过程

5.4 情绪监测算法构建过程

5.5 腕带式多种神经性疾病监测平台配套软件开发过程

六、研究成果

6.1 腕带式多种神经性疾病监测平台

6.2 癫痫监测功能

国外在癫痫便携式设备的研制上处于领先地位，本课题组的研究结果与国外做对比，识别敏感性相近的情况下，错误预测率与 Embrace 手环研发者Francesco Onorati 等的 GTCs 发作识别结果相接近，因此本次研究具备良好的 GTCs 识别性能，结果对比见表 7。

表 7 对比其他便携式设备监测性能

Tab.7 Monitor performance compared

to other portable devices

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 作者 | 方法 | 预测敏感  性,ARR/(%) | 错误预测  率,FRR/(d-1 ) |
| Sándor Beniczky | 肌电图设备 | 93.8 | 0.67 |
| Poh Ming-Zhe | 手环 | 94 | 0.74 |
| Francesco Onorati | 手环 | 94.55 | 0.2 |

本文利用腕部的加速度、皮肤电、心率和腕动次数信号，对癫痫患者GTCs发作进行识别，结果表明腕部信号可用来识别GTCs发作并取得较好结果。在n为9秒时，SVM 和 XGBoost 算法能全部识别出10条GTCs发作（中位数39.5s，范围5-69s），SVM算法错误识别率为0.28/d，XGBoost算法错误识别率较高为1.2/d。随着n的取值增大，准确识别率和错误识别率值均降低。n为19秒时，SVM 算法只能识别出10条数据中的8条GTCs，错误识别率为0.08/d，XGBoost算法能识别出7条，错误识别率降低了10倍。本次课题提出的方法， 有利于 GTCs 的快速检测识别，具有重要意义。

6.3 帕金森监测功能

6.4 情绪监测功能

七、研究存在的主要问题及今后的设想