

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2022.09.016

医学信号处理与医学仪器

基于嵌入式AI的癫痫发作监测系统实现

张宣, 刘安康, 张培玲

河南理工大学物理与电子信息学院, 河南 焦作 454000

【摘要】癫痫监测旨在防止患者在癫痫发作期间因失去意识而可能经历的事故。通过分析脑电信号来进行癫痫实时监测, 从而为癫痫的诊断、治疗和评估提供相应的参考。本研究设计了一款基于嵌入式AI的癫痫发作监测系统, 分为3部分: 训练模块、测试模块和报警模块。其中, 训练模块使用波恩数据集, 采用小波包分解和一维卷积神经网络进行训练, 最终模型准确率高达98.3%; 测试模块使用脑电波传感器采集信号, 通过蓝牙传输, 经单片机处理后与训练模型比对; 报警模块是将上述结果反馈至微信小程序, 如若异常及时报警。该系统基于嵌入式AI, 采用可穿戴式癫痫监测报警设备, 具有实时监测癫痫发作的功能, 能减小患者受到的伤害, 保护患者安全。

【关键词】癫痫; 脑电信号; 嵌入式AI; 小波包分解; 一维卷积神经网络; 微信小程序

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)09-1151-08

Implementation of seizure monitoring system based on embedded AI

ZHANG Xuan, LIU Ankang, ZHANG Peiling

School of Physics and Electronic Information, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China

Abstract: Epilepsy monitoring aims to prevent accidents that patients may experience due to unconsciousness during epileptic seizures. Epilepsy can be monitored in real time by analyzing EEG signals, so as to provide corresponding references for the diagnosis, treatment and evaluation of epilepsy. A seizure monitoring system based on embedded AI is designed in the study, and the system is divided into 3 modules, namely training module, test module and alarm module. Born data set is adopted in training module, and wavelet packet decomposition and one-dimensional convolutional neural network are used for training. The final accuracy of the model is up to 98.3%. The test module uses brainwave sensor to collect signals which are transmitted through Bluetooth, and then compared with the training model after the test model is processed by MCU. The alarm module will feedback the above results to the WeChat applet, and alarm in time if there is any abnormality. The system designed based on embedded AI can reduce the injury to patients and protect the safety of patients for it adopts wearable epilepsy monitoring and alarm equipment and is capable of real-time monitoring of epileptic seizures.

Keywords: epilepsy; electroencephalogram signal; embedded artificial intelligence; wavelet packet decomposition; one-dimensional convolutional neural network; WeChat applet

前言

癫痫是一种慢性、复发性和非传染性的神经系统疾病, 由大脑神经细胞异常放电引起^[1]。如今, 癫

痫已成为最常见的疾病之一, 其发作不规律, 常伴有意识丧失、持续严重的惊厥、心率加快、血压升高等临床表现, 甚至危及患者生命安全^[2]。

虽然大多数患者能使用抗癫痫药物来控制癫痫发作, 但约30%的患者对抗癫痫药物反应不佳, 称为难治性癫痫^[3]。对于此类患者, 一般用长程视频脑电监测的方式进行治疗, 通过观察患者的临床反应并分析癫痫发作时的脑电图(Electroencephalogram, EEG)异常波形来评估病情的发展, 但这种方法有很多弊端, 并不适合长期的监测^[4]。

如今癫痫发作检测受到许多学者的关注, 各种癫痫检测技术纷纷被提出。目前, 深度学习被认为是较为先进的模型, 普遍应用于模式识别和机器学习

【收稿日期】2022-05-05

【基金项目】国家自然科学基金(41904078); 河南省高校国家级大学生创新创业训练计划项目(202010460058); 河南理工大学光电传感与智能测控河南省工程实验室开放课题(HELPSIMC-2020-004)

【作者简介】张宣, 硕士研究生, 研究方向: 智能信号处理, E-mail: zhangx5658@163.com

【通信作者】张培玲, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向: 智能信号处理, E-mail: plzhang@hpu.edu.cn

习方面,特别是在医学 EEG 信号方面取得了显著的成就^[5]。Acharya 等^[6]开发了一种深度卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)来检测癫痫的发作,大大提升了检测的性能和准确率;Petrosian 等^[7]利用循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)与小波分解系数相结合的方法进行癫痫预测;Ruben 等^[8]分别使用傅里叶变换、小波变换和经验模式分解处理 EEG 信号,然后使用两层 CNN 进行特征提取和分类。目前,各种癫痫发作预测算法被提出以期达到高精度、低误报率的预测结果^[9]。但癫痫预测的最终目的是应用于临床,所以硬件的实现也极为重要。有研究表明实时嵌入式系统是可以实现的,结合人工智能(Artificial Intelligence, AI)算法与单片机或 FPGA 能为患者提供实时监测并报警的功能^[10-12]。目前,已有相关设备流入市场,如 SmartMonitor 生产的一款智能手表可以在患者睡眠或工作中进行监测,若癫痫发作,手表会向家属发出报警信号,其检出率可达 92.3%,但误报率为 1.3 次/d^[11]。癫痫发作检测系统在准确率、检测时延、误检率、功耗等方面不能达到临床要求,还需要进一步的研究。此外,关于可穿戴式设备虽然研究众多,但在应用方面仍有很多弊端,与临床的结合度还有待提高^[13]。本研究提出一种软硬件混合架构的实时癫痫发作监测系统,与以往研究不同,本研究采用单极片 EEG 电极接收的信号进行癫痫发作检测,同时采用可穿戴式设计,使其真正应用于实践,且不会影响患者的日常生活。为癫痫发作监测设计的可穿戴系统的最重要特征之一应该是系统上尽可能少的电极,因为患者将全天携带这样的系统在颅骨周围,而且考虑到脑电波传感器领域的发展,其目标也是使用单个电极。因此,本研究目的是开发一种在患者体内引起最小视觉差异并且注意力不集中的系统。该系统运用嵌入式 AI 技术,为患者提供精准检测、实时报警的癫痫监护。一方面,通过癫痫发作日志记录患者发作信息,为医生分析患者病情、评估病情发展提供参考依据;另一方面,癫痫发作报警为难治性癫痫患者提供一定安全保障、降低癫痫猝死风险。

1 整体设计

目前,AI 备受关注,而嵌入式 AI 是在嵌入式设备中执行 AI 算法,可以使设备更加智能,可实现对健康的实时监测^[14]。人的 EEG 波可按频率分为 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波 5 种基本波形,不同的波形支配着不同的心理状态。当相对高频成分的频率强度大且重复时,EEG 波呈现“棘波”和“尖波”,癫痫发生的概率很大^[10]。

基于此,该系统使用嵌入式 AI 技术,在单片机平台上开发,融合神经网络算法,并使用微信小程序进行实时监控、报警以及应急处理。整体的流程图见图 1,分成 3 个模块:(1)训练模块。采用波恩数据集,基于小波包分解和一维 CNN 的混合算法对模型进行训练,并将训练好的模型移植到单片机上。(2)测试模块。使用脑电波传感器采集受试者 EEG 信号,其传感器内部经小波包分解等操作后,可以提取出 δ 波、 θ 波等 8 种波形特征以及专注度、放松度和信号质量,并经蓝牙模块将数据传输给单片机,在单片机上对其进行与训练模块中类似的处理,最后检测是否异常,并将结果通过蓝牙反馈至手机的微信小程序。(3)报警模块。通过手机开发的微信小程序,分析由测试模块反馈来的结果,分为两个等级,一级:当检测到 EEG 信号处于兴奋状态时,手机发出振动以提示患者放松;二级:当频繁检测到高频波(或“棘波”)时,即有可能发生癫痫,此时会通过短信通知家属并发送位置信息^[15]。此外,小程序里还有患者的基本信息和发作日志,以便于医院及时掌握患者的情况并制定相应的治疗方案。

2 癫痫发作检测算法研究

2.1 数据集

本研究使用波恩数据集,共包含 5 组数据(分别命名为 A 组到 E 组),每组数据包含 100 个单通道 EEG 信号段,长度为 23.6 s,每段有 4 097 个采样频率为 173.61 Hz 的采样点^[16-17]。本研究使用数据集 A、D、E,其中 A 组为健康者睁眼时测量,D 组为癫痫患者发作间期测量,E 组为癫痫患者发作期测量。将以上每段信号分成 4 部分,获得正常 EEG 400 例、癫痫发作间期 EEG 400 例和癫痫发作期 EEG 400 例,每个样本的数据长度为 1 024 个采样点^[18]。其中训练集占 70%,测试集占 30%。

2.2 癫痫 EEG 信号特征

EEG 信号是检测癫痫发作的重要手段,分析 EEG 信号特征有利于癫痫的检测。图 2 为 A、D 和 E 组随机提取的单信道 EEG 信号。可以看出,相比于其他两种信号,癫痫发作期信号的波形、幅度、周期、节律都有较大的差异,并且常伴随着一些异常波形,癫痫发作期 EEG 信号异常波形及其特征见表 1^[19]。

2.3 数据处理

癫痫发作检测算法旨在区分正常人 EEG 信号、癫痫发作间期与发作期的 EEG 信号,属于多分类问题^[11]。将正常 EEG 信号标记为 0,癫痫发作间期标记为 1,癫痫发作期标记为 2。在训练模块中,对波恩数据集处理之后,经小波包分解和一维 CNN 以生成训练模型。

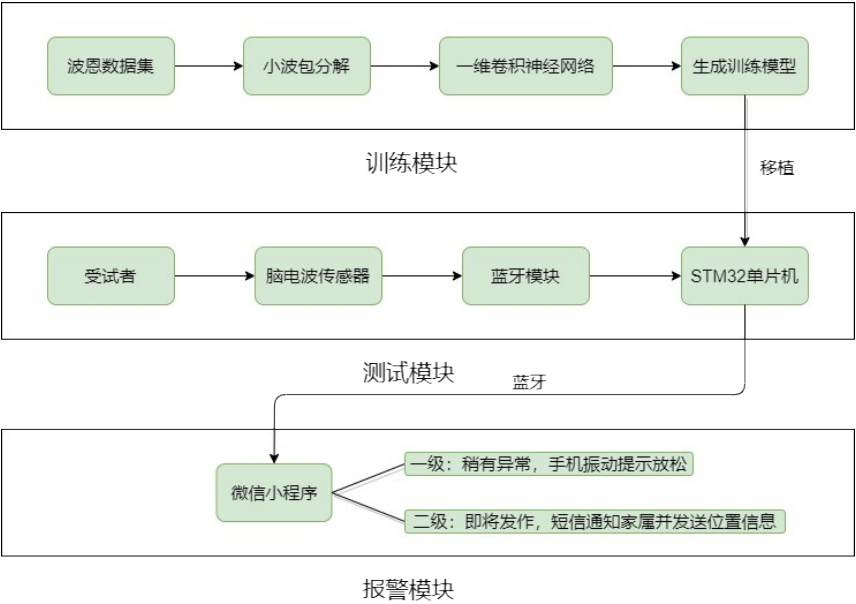


图1 癫痫发作监测系统整体流程图

Figure 1 Overall flowchart of the epileptic seizure monitoring system

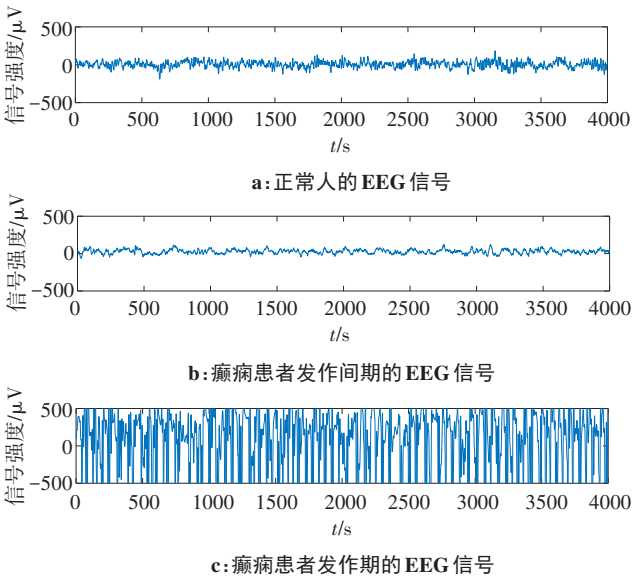


图2 A、D、E组单信道EEG对比

Figure 2 Comparison of single-channel EEG among groups A, D and E

2.4 癫痫发作检测原理

2.4.1 小波包分解 小波包分解是一种基于小波变换的信号分解与重构方法^[20]。小波变换可用于信号定位和多尺度分析,具有一定适应性^[21]。然而小波变换只能对低频部分信号进行分解和重构,而小波包变换是将频带多层次划分,不仅可以对以低频信息为主的癫痫EEG信号进行表征,还可以对高频信号进行更精确的分解^[22]。然后按照被分析信号的特点来选择相应的频带,使得信号的频带与频谱相匹配,从而提高信号的时频分辨率,是一种适用于癫痫EEG信号的分析方法^[23]。

表1 癫痫发作期EEG信号异常波形及其特征

Table 1 Abnormal EEG waveform and its characteristics during epileptic seizure

异常波形	特征
棘波	波形尖锐,幅值可达到100 μV,时限为20~70 ms,频率范围为14.5~50.0 Hz,多见于强直-阵挛发作、局部阵挛发作以及强直发作
尖波	波形为三角形,幅值一般大于200 μV,时限为70~200 ms,频率范围为5~10 Hz,在新生儿和婴儿EEG图中最常见
棘慢复合波	棘波和慢波形成的复合波形,振幅范围为150~300 μV,时限为200~500 ms,多见于典型的失神发作、肌阵挛发作以及强直-阵挛发作等
尖慢复合波	尖波和慢波形成的复合波形,时限为80~200 ms,常见于非惊厥性癫痫

EEG信号主要分成5个子频带:δ波(1~4 Hz)、θ波(4~7 Hz)、α波(7~12 Hz)、β波(12~30 Hz)、γ波(30 Hz~)^[12]。小波包可以对信号进行分解和重构,提取所需的信号频带特征^[24]。图3为3层小波包分解图,其中的每一层信号都被分解成低频和高频部分。

2.4.2 一维CNN 一维CNN模型的主要部分是卷积层,由多个通道构成,对前一层的输入信号或者特征映射与固定感受野的卷积核进行卷积运算的结果就是每个通道的输出神经元,通过这种信号分析方法,可以了解表征信息的层次结构^[25]。除此以外还有池化层,它将输入数据分成许多小的子区域,每次只提取子区域的最大值的方法称为最大池化。池化层的意义在于从数据中提取显著特征,忽略细节特征,从而减少网络中的参数和计算,控制过拟合^[26]。

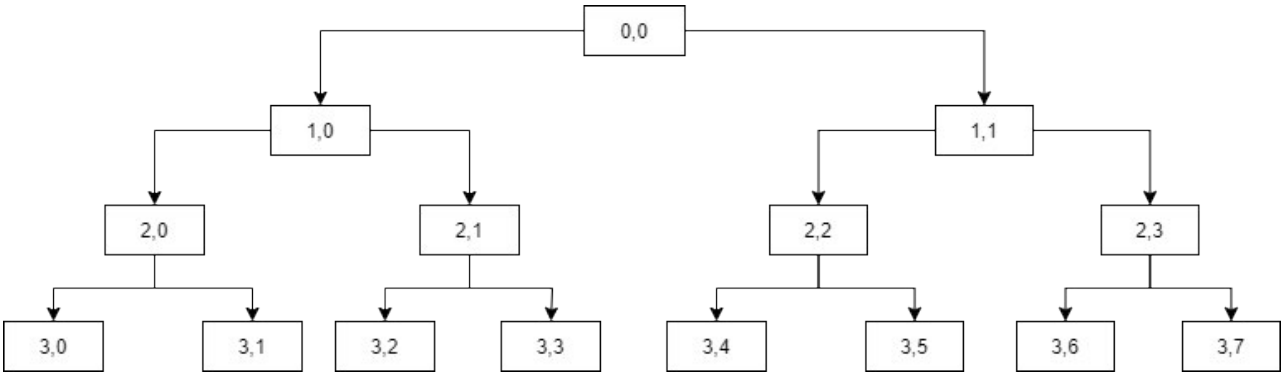


图3 3层小波包分解示意图

Figure 3 Schematic diagram of 3-layer wavelet packet decomposition

如图4所示,本研究的模型结构主要是由一维卷积层(conv1D)、线性整流函数(ReLU)、最大池化层(max_pooling1D)、全局平均池化层(global_average_pooling1D)、dropout层和全连接层(dense)等构成。将上述小波包分解后的波形输入,经一维CNN训练后输出。表2为实验中模型结构的具体参数,其总参数、训练参数和非训练参数个数分别为342 435、342 435和0。

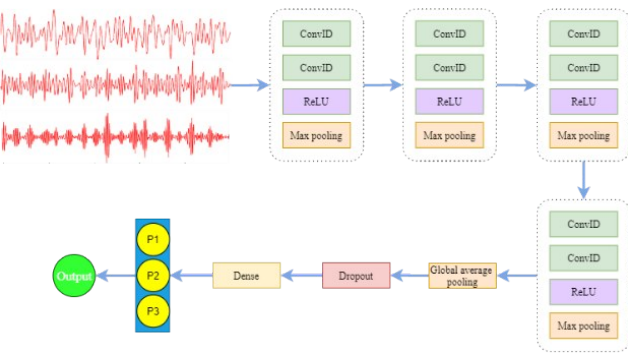


图4 多输入多输出一维CNN

Figure 4 Multi-input and multi-output one-dimensional convolutional neural network

3 硬件设计

由于单片机常以其低功耗的优势用于穿戴式设备,且成本低、易开发,因此,在癫痫监测算法的硬件设计上,采用以STM32单片机为核心实现算法映射。在测试模块中,重点是如何将AI训练模型移植到STM32单片机上以及如何将单片机上的检测结果通过蓝牙传输到微信小程序。

首先,将训练好的AI模型提前移植到STM32单片机上。将python语言转换成可以烧录到单片机上的C语言,利用STM32 Cube.AI工具包就可以在STM32 Nucleo上实现CNN^[27]。其次,采集受试者的

表 2 模型结构参数

Table 2 Model structural parameters

层级结构	输出矩阵	参数个数
conv1d	(None, 505, 16)	784
conv1d_1	(None, 253, 16)	4 112
max_pooling1d	(None, 126, 16)	0
conv1d_2	(None, 63, 64)	8 256
conv1d_3	(None, 32, 64)	32 832
max_pooling1d_1	(None, 16, 64)	0
conv1d_4	(None, 8, 128)	32 896
conv1d_5	(None, 4, 128)	65 664
max_pooling1d_2	(None, 2, 128)	0
conv1d_6	(None, 2, 256)	65 792
conv1d_7	(None, 2, 256)	131 328
max_pooling1d_3	(None, 1, 256)	0
global_aver- age_pooling1d	(None, 256)	0
dropout	(None, 256)	0
dense	(None, 3)	771

EEG 信号。受试者佩戴好 EEG 波传感器,其传感器内部经小波包分解等操作,提取出δ波、θ波等 8 种波形特征,而癫痫信号的异常波也主要集中在δ波和θ波,所以可以通过提取的特征检测癫痫发生与否。将采集的波形通过提前配对好的蓝牙模块传输到单片机上,在单片机上对其进行与训练模块类似的处理,再与提前移植的训练模型比对,判断是健康、发作间期还是发作期。最后,将上述结果通过蓝牙模块反馈到微信小程序。图 5 为单片机与蓝牙模块的实物图,鉴于单片机的性能、闪存、成本以及传输能力等多方面因素,本研究使用的型号是 STM32-H743ZI2,而蓝牙模块是 HC-08,它可以处于低功耗模式,连接到微信小程序。

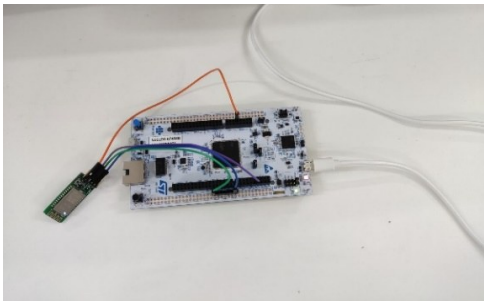


图5 单片机与蓝牙模块
Figure 5 MCU and Bluetooth module

但如果直接在STM32单片机上烧录串口通信程序会覆盖原有的AI模型,所以需要利用Cube.AI工具包,基于RT-Thread系统,在单片机上部署预先训练好的AI模型^[28],然后将预测模型导入单片机,用手机的蓝牙调试器来接收预测信号,发作期和发作间期的预测值如图6所示,其中癫痫发作间期标记为1,癫痫发作期标记为2(本实验中,发作间期和发作期的信号由数据集导入)。



图6 蓝牙调试器接收的预测信号
Figure 6 Predictive signal received by Bluetooth debugger

4 微信小程序

微信小程序的开发设计至关重要,它需要通过低功耗的蓝牙模块接收到STM32单片机的反馈信息,对其进行分析,并分成两个等级,一级:稍有异常,手机发出振动提示患者放松;二级:即将发作,短信通知家属并发送位置信息。

报警模块采用数据监听器,通过蓝牙传输到小程序的数据如果发生变化,会唤醒数据监听器^[29]。根据收到的信息,微信小程序会自行判断是一级指令还是二级指令。

当患者首次进入微信小程序时,需提前完善包括姓名、电话等个人信息,这些信息存入后台后,在需要时供系统查询和显示^[30]。此外,微信小程序里还有患者的发作日志和位置信息,日历上记录患者发病的时间,如图7所示,当患者发作时,获取到的位置信息就可以通过短信发送给患者家属,使其采取相应的措施。

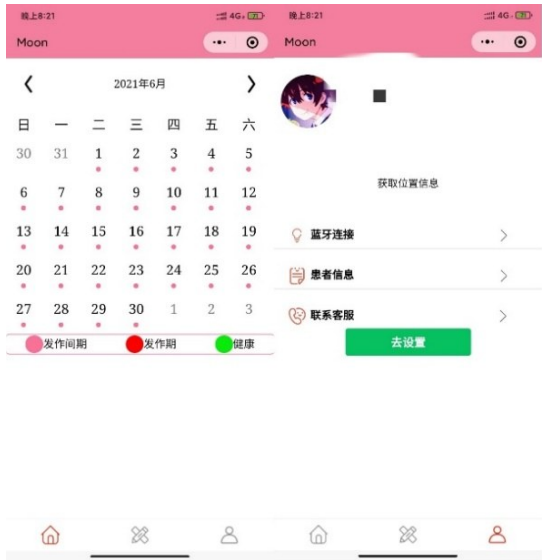


图7 微信小程序界面
Figure 7 WeChat applet interface

5 测试与分析

系统测试分为3部分:训练模型的准确率、采集的受试者EEG信号以及微信小程序的监测。

(1)训练模型的准确率。本研究使用小波包分解提取信号特征,采用一维CNN特征分类来对模型进行训练,其模型准确率和误差见图8、图9。随着样本训练次数的增加,模型的准确率也随之提高,但不能无限制地训练,否则会导致过拟合,其最终的准确率为98.3%;同样,随着训练次数的增加,模型的误差也随之减小。

表3为本文方法和其它方法的对比。本研究采用的EEG数据种类较多,对数据集采用三分类的方法有更好的鲁棒性^[18],分析结果表明本文方法相比于其它方法准确率稍有提升,更适合于移动设备和嵌入式设备。

(2)采集的受试者EEG信号。由受试者佩戴好脑电波传感器,如图10所示,通过单极片、干电极来采集信号,其传感器内部经小波包分解等操作后,不仅能保留原始的EEG波形,还可以提取出 δ 波等8种波形特征以及专注度、放松度和信号质量,便于后续分析,如图11所示。

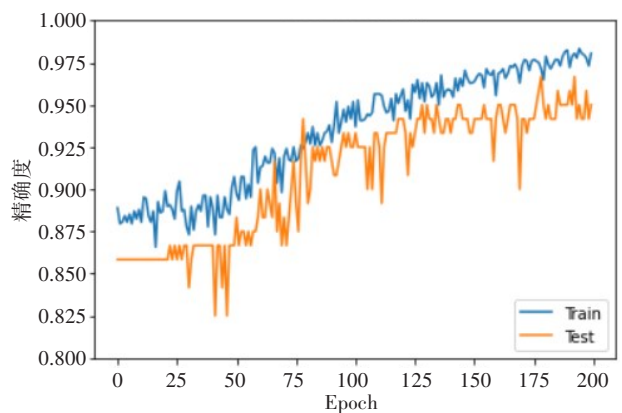


图 8 模型准确率
Figure 8 Model accuracy

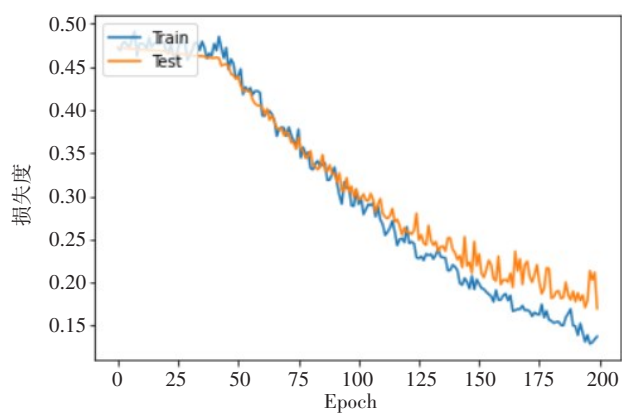


图 9 模型误差
Figure 9 Model error

表 3 本文方法与其它的对比
Figure3 Comparison between the proposed method and others

方法	数据集	准确率/%
连续小波变换+高阶谱+纹理 ^[31]	A/D/E	96.0
经验模式分解+SVM ^[32]	D/E	96.2
模糊近似熵+SVM ^[33]	ABCD/E	97.3
经验模式分解+二阶差分图+ANN ^[34]	CD/E	97.7
频率切片小波变换+SVM ^[18]	A/D/E	98.3
本文方法	A/D/E	98.3

/表示分类类别,如 A/D/E 表示在该方法中使用了 A 组、D 组和 E 组,并分成了 3 类;CD/E 表示在该方法中使用了 C 组、D 组和 E 组,并分成了两类,其中 C 组和 D 组算一类,E 组算一类



图 10 受试者佩戴 EEG 波传感器
Figure 10 Subject wearing EEG sensors

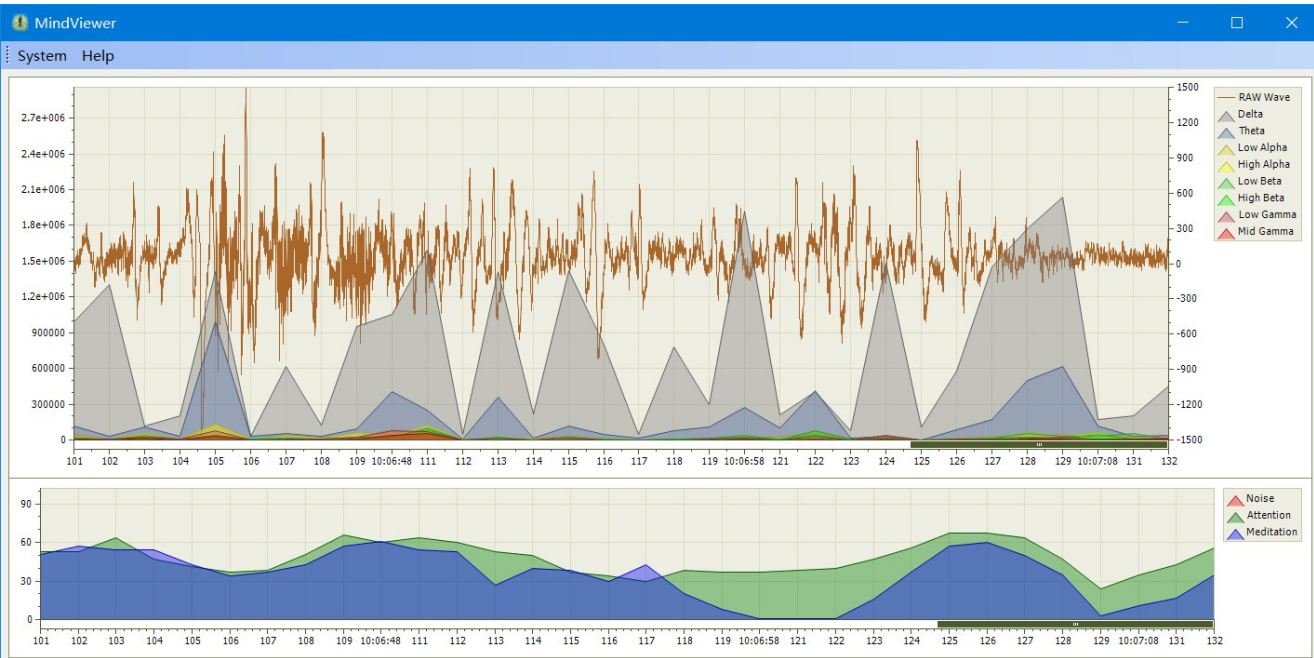


图 11 受试者的 EEG 波形
Figure 11 EEG waveform of the subject

(3)微信小程序的监测。一级报警模块:采用小程序含有的 API 指令,使手机发出较长时间的振动;

二级报警模块:通过微信小程序向 HTTP 服务器发送请求指令,收到指令后向指定的用户发送短信通知。

6 结 语

本研究提出的系统针对癫痫突发性和随机性的特点,解决了家属对患者实时有效护理的问题,且操作简单、易于携带,不会影响患者的日常生活,其市场的应用前景巨大。同时,微信小程序里还有患者的基本信息和发作日志,便于医院及时掌握患者的情况并制定相应的治疗方案。

目前,基于嵌入式AI的癫痫监测研究越来越多,本研究也只实现了一些基本功能,在某些方面还存在不足,实际运用普适应还有待提高,因此,后续的研究将从以下几个方面开展:(1)目前使用蓝牙进行通信,覆盖范围太小,时而不稳定,接下来会尝试使用WIFI或5G模块,通过WIFI模块将数据发送到MQTT服务器,可以更好地实现实时监控,并推送给多个用户。(2)穿戴式癫痫监测的最终目标是将其应用于临床实践,未来的研究将与医用的设备相结合,往高质量、高效率、深层次的方向发展,从而更好地为患者服务。(3)AI在智慧医疗领域应用广泛,但应用于临床仍有许多困难需要克服。为了获得患者及其家属的认可,需要更权威、更丰富的临床实验验证,并提供更好的医疗服务。

【参考文献】

- [1] Naghmeh M, Axel B, Michael F, et al. Epileptic seizure detection using cross-bispectrum of electroencephalogram signal[J]. *Seizure*, 2019, 66: 4-11.
- [2] Fisher RS, Cross JH, French JA, et al. Operational classification of seizure types by the international league against epilepsy: position paper of the ILAE commission for classification and terminology[J]. *Epilepsia*, 2017, 58(4): 522-530.
- [3] Padmaja RD, Chanda K. A short review on synthetic advances toward the synthesis of rufinamide, an antiepileptic drug[J]. *Org Process Res Dev*, 2018, 22(4): 457-466.
- [4] Beniczky S, Hamandi K, Diehl B, et al. Current practice and recommendations in UK epilepsy monitoring units. Report of a national survey and workshop[J]. *Seizure*, 2017, 6(15): 92-98.
- [5] Yi S, Chen Y, Wang X, et al. Deep learning face representation by joint identification-verification[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2014.
- [6] Acharya UR, Fujita H, Oh SL, et al. Deep convolutional neural network for the automated detection and diagnosis of seizure using EEG signals[J]. *Comput Biol Med*, 2018, 100: 270-278.
- [7] Petrosian A, Prokhorov D, Homan R. Recurrent neural network based prediction of epileptic seizures in intra- and extracranial EEG[J]. *Neurocomputing*, 2000, 30(1-4): 201-218.
- [8] Ruben S, Manuel G, Luis FD, et al. Classification of epileptic EEG recordings using signal transforms and convolutional neural networks[J]. *Comput Biol Med*, 2019, 109: 148-158.
- [9] Daoud H, Bayoumi MA. Efficient epileptic seizure prediction based on deep learning[J]. *IEEE Trans Biomed Circuits Syst*, 2019, 13(5): 804-813.
- [10] 杨振凯, 苗成林, 吴龙涛, 等. 智能癫痫病监测报警系统[J]. *物联网技术*, 2015, 5(9): 12-14.
Yang ZK, Miao CL, Wu LT, et al. Intelligent epilepsy monitoring and alarm system[J]. *Internet of Things*, 2015, 5(9): 12-14.
- [11] 孙雪娇. 穿戴式癫痫发作监测系统的关键技术研究[与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [12] Sun XJ. Research and implementation of wearable seizure monitoring system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [13] Cogun E, Elebi A. FPGA based real-time epileptic seizure prediction system[J]. *Biocybern Biomed Eng*, 2021, 41(1): 278-292.
- [14] 麻琛彬, 徐浩然, 李德玉, 等. 穿戴式生理参数监测及其临床应用研究进展[J]. *生物医学工程学杂志*, 2021, 38(3): 583-593.
Ma CB, Xu HR, Li DY, et al. Research progress of wearable physiological parameter monitoring and its clinical application[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2021, 38(3): 583-593.
- [15] 高风梅, 吴攀. 基于嵌入式AI的可穿戴健康管理系统设计[J]. *现代信息科技*, 2020, 4(15): 95-97.
Gao FM, Wu P. Design of wearable Health Management System based on Embedded AI[J]. *Modern Information Technology*, 2020, 4(15): 95-97.
- [16] 郭灿收, 付冬冬, 王彬, 等. 智能移动设备在癫痫管理中的研究进展[J]. *癫痫杂志*, 2018, 4(6): 513-516.
Guo CS, Fu DD, Wang B, et al. Research progress of intelligent mobile devices in epilepsy management[J]. *Journal of Epilepsy*, 2018, 4(6): 513-516.
- [17] Andrzejak RG, Lehnertz K, Mormann F, et al. Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: dependence on recording region and brain state[J]. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys*, 2001, 64(6): 061907.
- [18] 杨昌健, 邓赵红, 蒋亦樟, 等. 基于迁移学习的癫痫EEG信号自适应识别[J]. *计算机科学与探索*, 2014, 8(3): 329-337.
Yang CJ, Deng ZH, Jiang YZ, et al. Adaptive recognition of epileptic EEG signals based on transfer learning [J]. *Journal of Frontiers of Computer Sciences and Technology*, 2014, 8(3): 329-337.
- [19] 张涛, 陈万忠, 李明阳. 基于频率切片小波变换和支持向量机的癫痫脑电信号自动检测[J]. *物理学报*, 2016, 65(3): 403-409.
Zhang T, Chen WZ, Ling MY. Automatic seizure detection of electroencephalogram signals based on frequency slice wavelet transform and SVM [J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(3): 403-409.
- [20] 刘晓燕. 临床脑电图[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2006: 126-132.
Liu XY. Clinical electroencephalogram[M]. Beijing: People's Medical Publishing House, 2006: 126-132.
- [21] Ocak H, Loparo KA, Disenzo FM. Online tracking of bearing wear using wavelet packet decomposition and probabilistic modeling: a method for bearing prognostics [J]. *J Sound Vib*, 2000, 302(4-5): 951-961.
- [22] 王康, 翟弟华, 夏元清. 面向人机交互的运动想象脑电信号感知算法研究[J]. *无人系统技术*, 2020, 3(1): 31-37.
Wang K, Zhai DH, Xia YQ. Research on perceptual algorithm of motor imagery EEG for human-computer interaction[J]. *Unmanned Systems Technology*, 2020, 3(1): 31-37.
- [23] Gao R, Yan R. Wavelets[M]. Boston: Springer, 2011.
- [24] 朱宁宁, 李皓, 邓小乔, 等. 基于小波包变换的癫痫脑电棘波检测[J]. *中国医学物理学杂志*, 2020, 37(11): 1428-1435.
Zhu NN, Li H, Deng XQ, et al. Detection of epileptic spikes in EEG based on wavelet packet transform[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2020, 37(11): 1428-1435.
- [25] 楼剑阳, 南国防, 宋传冲. 基于小波包分解和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. *轻工学报*, 2021, 36(3): 9.
Lou JY, Nan GF, Song CC. Fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet packet decomposition and convolutional neural network[J]. *Journal of Light Industry*, 2021, 36(3): 9.
- [26] 费洪磊, 袁琦, 郑玉叶. 基于深度学习的癫痫脑电不平衡分类方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 6(8): 1-13.
Fei HL, Yuan Q, Zheng YY. Imbalanced classification for epileptic EEG signals based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 6(8): 1-13.
- [27] 张锦, 刘熔, 田森, 等. 面向癫痫脑电的简化深度学习模型[J]. *国防科技大学学报*, 2020, 42(6): 106-111.
Zhang J, Liu R, Tian S, et al. Simplified deep learning model for epilepsy electroencephalogram[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2020, 42(6): 106-111.
- [28] Sakr F, Bellotti F, Berta R, et al. Machine learning on mainstream microcontrollers[J]. *Sensors*, 2020, 20(9): 2638.
- [29] Guan X, Lou S, Li H, et al. Intelligent control of quad-rotor aircrafts with a STM32 microcontroller using deep neural networks [J]. *Industrial Robot*, 2021, ahead-of-print(ahead-of-print).

- [29] 郭磊, 鞠宏军. 基于微信小程序的单词游戏的设计与实现[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(26): 55-58.
Guo L, Ju HJ. Design and implementation of word game based on Wechat small program[J]. Computer Knowledge and Technology, 2020, 16(26): 55-58.
- [30] 石禹. “互联网+”模式120急救调度系统的设计与实现[D]. 江苏: 东南大学, 2019.
Shi Y. Design and implementation of 120 emergency dispatch system based on "Internet +" mode[D]. Jiangsu: Southeast University, 2019.
- [31] Acharya UR, Yanti R, Zheng JW, et al. Automated diagnosis of epilepsy using CWT, HOS and texture parameters[J]. Int J Neural Syst, 2013, 23(3): 1212-3827.
- [32] Li S, Zhou W, Yuan Q, et al. Feature extraction and recognition of ictal EEG using EMD and SVM[J]. Comput Biol Med, 2013, 43(7): 807-816.
- [33] Kumar Y, Dewal ML, Anand RS. Epileptic seizure detection using DWT based fuzzy approximate entropy and support vector machine[J]. Neurocomputing, 2014, 133(8): 271-279.
- [34] Pachori RB, Patidar S. Epileptic seizure classification in EEG signals using second-order difference plot of intrinsic mode functions[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2014, 113(2): 494-502.

(编辑:谭斯允)