



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110200624 A

(43)申请公布日 2019. 09. 06

(21)申请号 201910591947.7

(22)申请日 2019.07.02

(71)申请人 重庆大学

地址 400044 重庆市沙坪坝区沙正街174号

(72)发明人 陆彬春 符礼丹 艾海男

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

权利要求书2页 说明书4页 附图3页

(54)发明名称

基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病识别算法

(57)摘要

本发明专利设计了无创诊断系统中基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的识别算法,通过数据降噪等预处理方法得到数据集,第一次在此领域使用卷积神经网络和循环神经网络作为端对端特征提取器对样本进行特征提取,分别提取数据的时间和空间特征,最后使用支持向量机对提取的特征数据进行分类。该算法最终取得高准确率、高特异性和高灵敏度,可在无创检测领域得到广泛应用。



1. 本发明为无创检测系统中基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的模式识别算法,其特征设所述方法包括以下步骤:

步骤1:使用便携式脑电信号采集方法对脑电进行采集及数据预处理,得到初始历史数据样本集D;

步骤2:将初始历史数据样本集D输入卷积神经网络CNN进行训练后保存模型参数。

步骤3:将初始历史数据样本集D输入循环神经网络RNN进行训练后保存模型参数。

步骤4:将训练集数据重新输入CNN和RNN后将深层特征提取出后输入SVM进行训练;

步骤5:将未经训练的样本数据分别输入CNN和RNN并分别提取其深层特征,得到空间特征和时间特征。将空间特征和时间特征一起输入给支持向量机SVM进行最终分类,得到最终诊断结果。

2. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病无创诊断的模式识别算法,其特征是运用于无创诊断中,进行模式识别。

3. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病无创诊断的模式识别算法,其特征是所述步骤包括以下步骤1包括以下步骤:

步骤1.1:数据采集:使用便携式脑电信号采集方法对脑电进行数据采集;

步骤1.2:数据预处理:传感器的响应数据经过小波滤波构成初始历史数据样本集D。

4. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病无创诊断的模式识别算法,其特征是所述步骤包括所述步骤1.2中运用小波变换去噪,对脑电信号进行分解和重构,得到时域信息。

5. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病无创诊断的模式识别算法,其特征是所述步骤2包括以下步骤:

步骤2.1:将训练数据输入两层卷积网络和两层全连接网络构成的CNN网络进行训练;

步骤2.2:将训练后的CNN模型进行保存。

6. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病模式识别算法,其特征是所述步骤3包括以下步骤:

步骤3.1:将训练数据输入三层的RNN网络进行训练;

步骤3.2:将训练后的RNN模型进行保存。

7. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病无创诊断模式识别算法,其特征是所述步骤4包括以下步骤:

步骤4.1:将训练的数据输入保存的CNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为空间特征集 $F1[f_{11}, f_{12} \cdots f_{1n}]$ ;

步骤4.2:将训练的数据输入保存的RNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为时间特征集 $F2[f_{21}, f_{22} \cdots f_{2n}]$ ;

步骤4.3:将空间特征 $F1$ 和时间特征 $F2$ 合并后输入SVM进行参数的训练。

8. 根据权利要求1所述基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病无创诊断模式识别算法,其特征是所述步骤5包括以下步骤:

步骤5.1:将未训练的数据输入保存的CNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为空间特征集 $F1[f_{11}, f_{12} \cdots f_{1n}]$ ;

步骤5.2:将未训练的数据输入保存的RNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取

出来作为时间特征集F2[f21, f22...f2n];

步骤5.3:将空间特征F1和时间特征F2合并后输入SVM进行最终的预测。

## 基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病识别算法

### 【技术领域】

[0001] 本发明专利针对疾病无创检测领域,特别涉及癫痫筛查领域。

### 【背景技术】

[0002] 现有的疾病筛查方法虽然具有较高的检测灵敏度和准确度,但它们实际上依赖于昂贵的设备和复杂的操作,或对机体有一些不可逆转的损伤。因此,需要一种低成本、简单有效的无创手术方法对疾病进行筛查。

[0003] 脑电包含了大量的生理和病理信息,可以直接在人体上进行测量,适合于临床应用,能够为某些脑疾病提供诊断依据,甚至成为某些脑疾病有效的治疗手段。近年来,对认知功能的研究越来越受到人们的重视,有效的分析、评价认知功能,对认知障碍疾病的检测和治疗有着重大意义。癫痫是一种脑内神经元异常放电,导致部分或整个脑功能障碍的慢性疾病,脑电图蕴含丰富的大脑机能信息,对癫痫疾病诊断具备很高的参考价值。在传统诊断过程中,医生需要收集患者一天或者多天的脑电数据,大量的脑电数据使得医务人员劳动强度增加,检测效率降低,而且医务人员可能受主观因素干扰,存在检查标准不一的弊端。因此,对癫痫疾病的智能诊断变得尤为重要。目前国内外学者对癫痫疾病诊断做出一些研究分析,但仍存在分类类别少,分类准确率低的问题。

[0004] 针对上述现象,本申请人设计了高精度的卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病识别算法。此算法针对无创检测系统的后续数据处理及识别过程。实验表明,本文所用的方法能够有效地把脑电数据分类成健康期,癫痫发作期,而且分类准确率有较大提升。

### 【发明内容】

[0005] 本发明专利针对上述现有技术存在的缺陷,设计了卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的疾病识别算法。本发明专利第一次将机器学习与深度学习结合应用在脑检测无创诊断领域,系统能很好的实现疾病患者与健康人群的分类,并进行高精度的疾病检测。

[0006] 为实现疾病的有效诊断,本发明专利提出了基于卷积神经网络-循环神经网络-支持向量机混合模型的模式识别算法。此算法的特征提取过程为端到端系统,循环神经网络选择循环神经网络RNN,其特征是所述方法包括以下步骤,如图1所示:

[0007] 步骤1:使用便携式脑电信号采集方法对脑电数据进行采集;

[0008] 步骤2:采集的原始脑电数据输入卷积神经网络CNN进行空间特征的提取。

[0009] 步骤3:采集的原始脑电数据输入循环神经网络RNN进行时间特征的提取。

[0010] 步骤4:将空间特征和时间特征一起输入给支持向量机SVM进行最终分类,得到最终诊断结果。

[0011] 所述步骤1包括以下步骤:

- [0012] 步骤1.1:数据采集:使用便携式脑电信号采集方法对脑电数据进行采集;
- [0013] 步骤1.2:数据预处理:脑电数据滤波,采用小波进行滤波,对脑电信号进行分解和重构,得到时域的信息。
- [0014] 所述步骤2包括以下步骤:
- [0015] 步骤2.1:将数据输入进由两层卷积层,两层最大池化层,一层特征扁平化层和一层全连接层构成的CNN网络;
- [0016] 步骤2.2:将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为空间特征集 $F1[f_{11}, f_{12} \dots f_{1n}]$ 。
- [0017] 所述步骤3包括以下步骤:
- [0018] 步骤3.1:将数据输入三层的RNN网络;
- [0019] 步骤3.2:将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为时间特征集 $F2[f_{21}, f_{22} \dots f_{2n}]$ 。
- [0020] 所述步骤4包括以下步骤:
- [0021] 步骤4.1:将空间特征 $F1$ 和时间特征 $F2$ 合并后输入支持向量机SVM;
- [0022] 步骤4.2:由SVM进行最终的数据分类,输出患病还是健康的诊断结果。
- [0023] 本发明利用深度学习并行提取深层特征,再用传统机器学习作为强分类器进行最终的疾病诊断。采用本发明不仅克服了原有诊断算法基于小样本容易过拟合的缺陷,并且同时提高准确率、灵敏度和特异性均至94%以上。

#### 【附图说明】

- [0024] 图1算法流程图
- [0025] 图2算法实现过程图
- [0026] 图3算法训练过程图

#### 【具体实施方式】

- [0027] 下面结合附图,详细说明本发明方法的实施过程。应该强调的是,下述说明仅仅是示例性的,而不是为了限制本发明的范围及其应用。
- [0028] 本专利中的使用便携式脑电信号采集方法采集脑电数据,再利用数据分析方法对样本数据进行识别分类。本文采用CNN-RNN-SVM算法,先用CNN和RNN对时间特征和空间特征进行提取,然后将特征合并后一起给SVM进行分类,得到高准确率、灵敏度和特异性的结果。
- [0029] 图2是算法实施过程图,本发明包括如下步骤:
- [0030] 步骤1:使用便携式脑电信号采集方法进行脑电采集得到样本数据,数据进行数据预处理,得到初始历史数据样本集 $D$ ;
- [0031] 步骤2:将初始历史数据样本集 $D$ 中的子集作为训练集,输入卷积神经网络CNN进行训练后保存模型内部经过训练的参数;
- [0032] 步骤3:将初始历史数据样本集 $D$ 中的子集作为训练集,输入循环神经网络RNN进行训练后保存模型内部经过训练的参数;
- [0033] 步骤4:将训练样本数据重新输入CNN和RNN后将深层特征提取出后输入SVM进行模型内部参数的训练,并保存模型内部参数;

[0034] 步骤5:将历史数据中未经训练的样本数据作为测试集分别输入CNN和RNN并分别提取其深层特征,得到空间特征和时间特征。将空间特征和时间特征一起输入给支持向量机SVM进行最终分类,得到最终诊断结果。

[0035] 首先采集信号,在无创检测系统中输入脑电数据;

[0036] 其次,执行步骤1.2对采集数据进行滤波处理,采用小波进行滤波,对脑电信号进行分解和重构,得到时域的信息。

[0037] 然后数据输入卷积神经网络和循环神经网络。与传统机器学习方法不同的是,卷积神经网络和循环神经网络是一个端到端的系统,能对特征进行自动提取,不需要耗时耗力的手动特征提取过程。神经网络通过反向传播与梯度下降对内部参数进行调节,使得最终结果可以达到最优。

[0038] CNN的训练主要包括以下步骤:

[0039] 步骤2.1:将训练数据输入两层卷积网络和两层全连接网络构成的CNN网络;

[0040] 步骤2.2:网络通过反向传播和梯度下降,根据标签值对内部参数进行调节,使模型更好的拟合输入和输出。

[0041]  $\Delta F \approx \nabla F \cdot \Delta x = -\eta \|\nabla F\|^2$

[0042] 步骤2.3:将训练后的CNN模型进行保存。

[0043] RNN的训练主要包括以下步骤:

[0044] 步骤3.1:将训练数据输入三层的RNN网络;

[0045] 步骤3.2:网络通过反向传播和梯度下降,根据标签值对内部参数进行调节,使模型更好的拟合输入和输出;

[0046] 步骤3.3:将训练后的RNN模型进行保存。

[0047] 对SVM进行训练时,由于CNN和RNN特征提取器已经训练好,将训练集的样本重新输入两个网络,并将特征提取出来再给SVM进行分类。

[0048] SVM的训练主要包括以下步骤:

[0049] 步骤4.1:将训练的数据输入保存的CNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为空间特征集F1 $[f_{11}, f_{12} \cdots f_{1n}]$ ;

[0050] 步骤4.2:将训练的数据输入保存的RNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为时间特征集F2 $[f_{21}, f_{22} \cdots f_{2n}]$ ;

[0051] 步骤4.3:将空间特征F1和时间特征F2合并后输入SVM进行SVM参数的训练。

[0052] 最后,当模型训练好时,将测试数据输入模型验证其准确率、灵敏度和特异性。最终的模型保存后可用于实际的疾病诊断。

[0053] 步骤5.1:将未训练的数据输入保存的CNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为空间特征集F1 $[f_{11}, f_{12} \cdots f_{1n}]$ ;

[0054] 步骤5.2:将未训练的数据输入保存的RNN模型,将即将输入特征扁平化层的特征提取出来作为时间特征集F2 $[f_{21}, f_{22} \cdots f_{2n}]$ ;

[0055] 步骤5.3:将空间特征F1和时间特征F2合并后输入SVM进行最终的预测。算法训练图如图3所示。

[0056] 最终模型的评估结果如表1所示,准确率、灵敏度、特异性和F1分数均高于94%。F1分数,是统计学中用来衡量二分类模型精确度的一种指标。它同时兼顾了分类模型的准确

率和召回率。因此,综合各种指标,本专利中的算法拥有较好的实用前景和泛化能力。

[0057] 表1模型评估结果

CNN + RNN +SVM		
评价指标	十则交叉验证平均值	十则交叉验证标准差
[0058] 准确率	95.09 %	0.0295
灵敏度	94.09 %	0.0326
特异性	94.19 %	0.0318
F1 分数	94.54 %	0.0279

[0059] 应说明的是,以上实施例仅用以说明本发明专利混合模型算法在脑电无创诊断领域应用的说明,而不是对本发明专利的限定。本领域的普通技术人员应当理解,可以对本设计的技术方案进行修改或者等同替换,而不脱离本发明技术方案的精神和范围,其均应涵盖在本发明的权利要求范围当中。

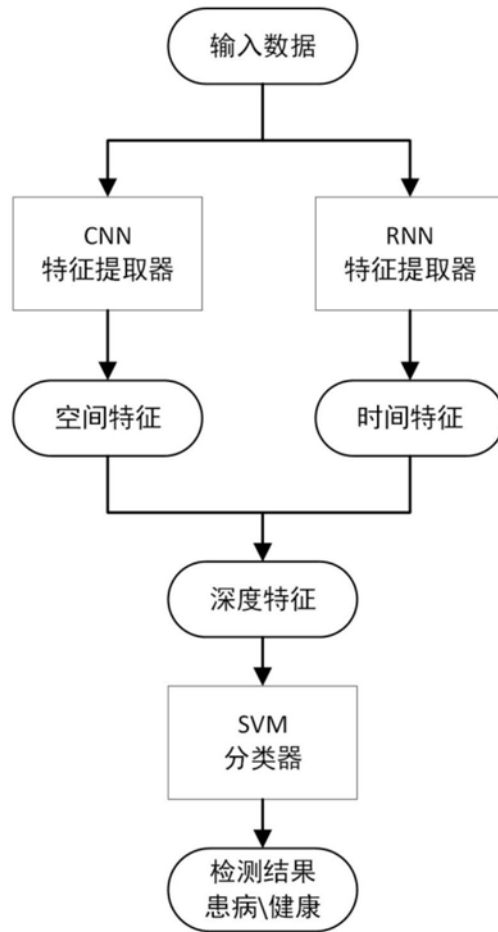


图1



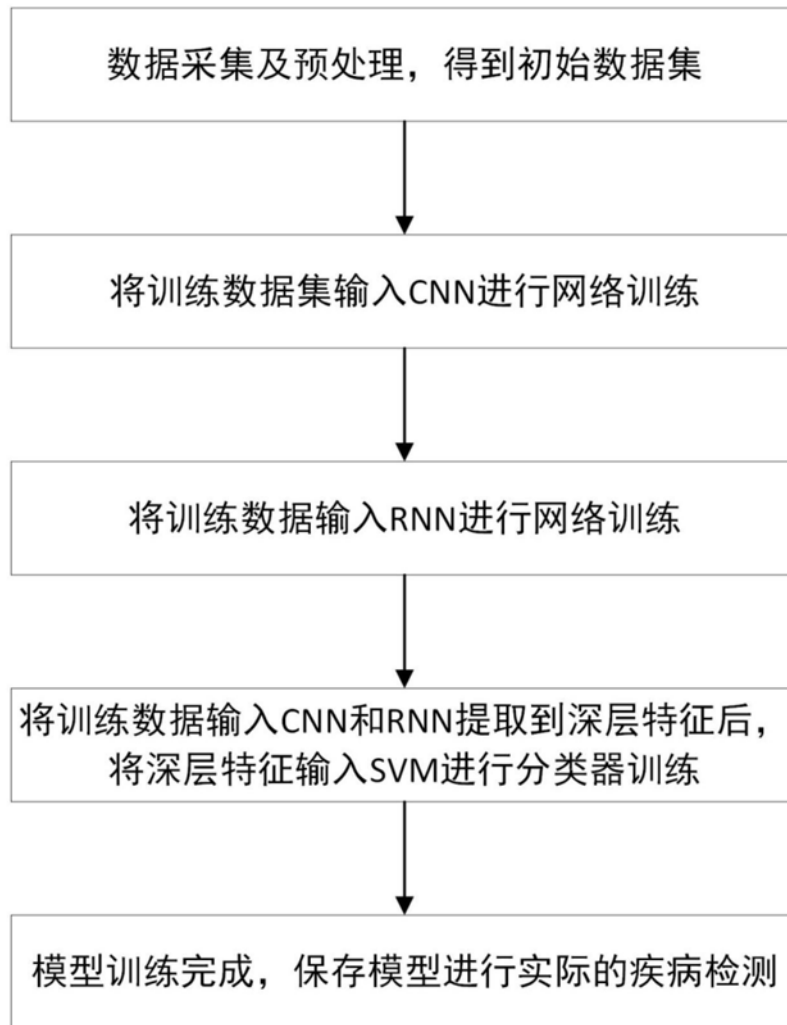


图2

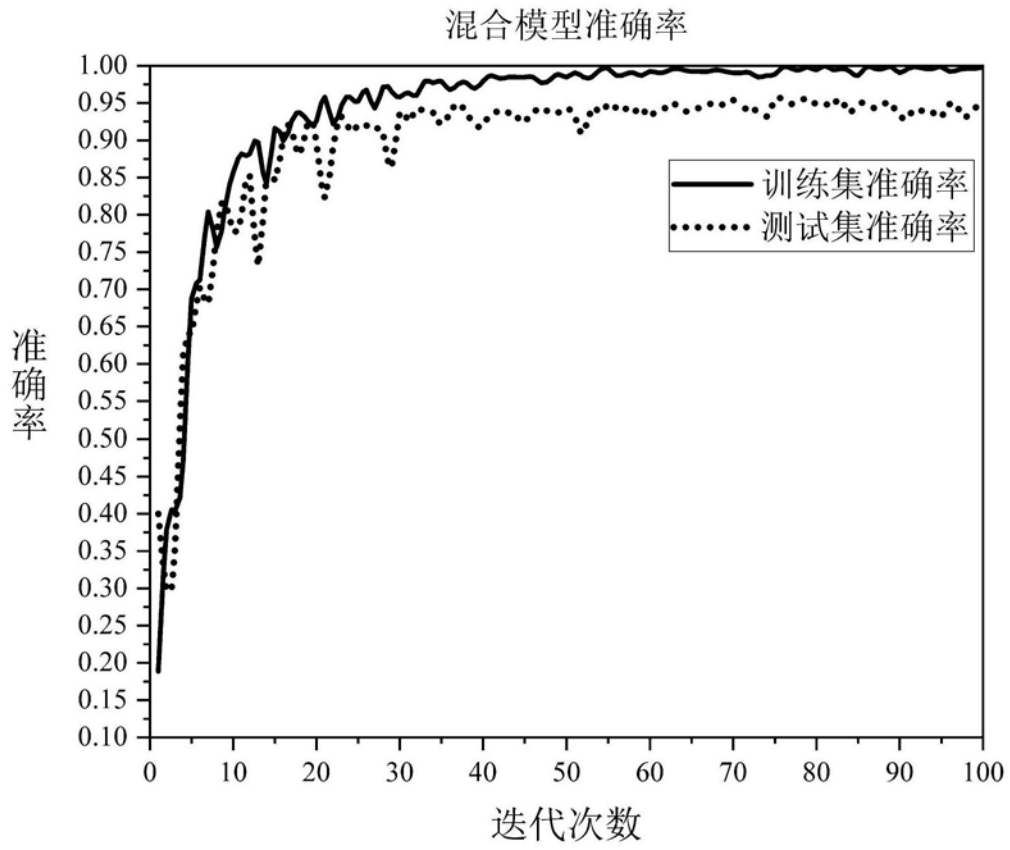


图3