



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109846477 A
(43)申请公布日 2019.06.07

(21)申请号 201910085487.0

(22)申请日 2019.01.29

(71)申请人 北京工业大学

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

(72)发明人 段立娟 肖莹 徐凡 乔元华

陈军成 苗军

(74)专利代理机构 北京思海天达知识产权代理有限公司 11203

代理人 刘萍

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

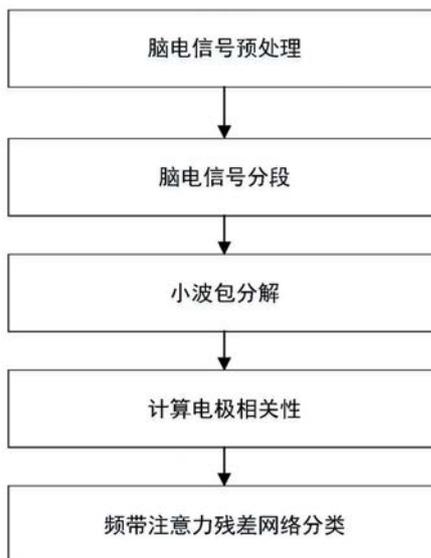
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法

(57)摘要

一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法,属于模式识别和生物信息学领域。首先,对原始脑电信号进行预处理来去除信号中的噪声和伪迹;然后,采用固定长度的滑动窗口对预处理后的N导脑电信号进行分段,总共得到S段N导子信号;再使用小波包分解对S段N导子信号进行分解和重构,每段数据的每一导信号均分解为F个子频带信号;之后,将每个频带的多导分解结果转化为电极相关矩阵;再以F个频带的电极相关矩阵作为频带注意力残差网络的输入来完成对脑电信号的分类。与现有的技术相比,本发明优点:使用频带注意力模块来获取频带重要性权值,为每个样本赋予个性化的频带注意力分布。



1. 基于频带注意力残差网络的脑电分类方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤一,对采样频率为M的原始N导脑电信号进行预处理以去除信号中的噪声以及伪迹,预处理包括:基线去除、带通滤波、独立成分分析以及伪迹去除;

步骤二,使用固定长度为W秒的滑动时间窗对步骤一得到的N导脑电信号进行分段,得到S段N导子信号,其中每一导信号均包含 $W*M$ 个采样点;

步骤三,通过小波包分解将步骤二得到的N导子信号的每一导数据转化为F个子频带信号,即每个N导子信号被转换成大小为 $N*F*(W*M)$ 的三维矩阵;

步骤四,依据步骤三得到的多电极分解结果计算每一个频带的电极相关矩阵,即每个维度为 $N*F*(W*M)$ 的三维矩阵被转换成F个 $N*N$ 的电极相关矩阵;

步骤五,以步骤四得到的F个 $N*N$ 的电极相关矩阵作为频带注意力残差网络的输入,完成脑电信号的分类,并使用K则交叉验证来评估分类效果。

2. 根据权利要求1所述的基于频带注意力残差网络的脑电分类方法,其特征在于,步骤五所述的建立基于频带注意力残差网络的脑电分类模型包括以下步骤:

整个模型包括两个部分,分别是频带注意力模块和残差网络模块;

(1) 构造频带注意力模块;

频带注意力模块依靠F个单路多层卷积模块获得每个频带的高阶特征,每一路的多层卷积模块包括2个卷积层和2个残差块;再通过拼接得到每个样本在F个频带上的高阶特征;之后,使用全局平均池化操作将每个频带的高阶特征压缩为1个值,由此,每个样本的F个频带的高阶特征被转化为一个F维的向量;再使用两个全连接操作将该向量转换为F维的权值向量,权值向量的每一个维度均反映了对应频带的重要性;最后将权值向量与多频带电极相关矩阵相乘,即权值向量的每一个维度上的值均与对应频带的电极相关矩阵中的每一个值相乘,由此得到一个维度为 $F*N*N$ 的加权多频带电极相关矩阵;

(2) 构造残差网络模块;

残差网络模块包括1个卷积层、6个残差块、1个全局平均池化层和1个全连接层,模块的输入为加权多频带电极相关矩阵;依次经过卷积层8和残差块9~14,得到 $4*F$ 个大小为 $(N/4)*(N/4)$ 的特征图;再经过全局平均池化操作, $4*F$ 个特征图被压缩为1个 $4*F$ 维的向量;最后,通过全连接,将该向量映射为D个值,D与类别数一致,每一个值反映将该样本判断为对应类别的概率,其中概率最大的一类即为类别判断结果。

一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及脑电信号处理技术、深度学习领域以及生物信息学领域。

背景技术

[0002] 随着机器学习领域的蓬勃发展,大量的分类模型被提出和优化。传统的分类模型包括随机森林(RF)、K-近邻(KNN)、逻辑回归(LR)、线性判别分析(LDA)等方法。近几年,由于设备计算能力的显著提升,越来越多的深度学习方法也被用到了脑电分类问题上。在脑电分类问题中,类别预测准确率的变化与分类模型的选择密不可分,误检率的下降依赖于模型的优化。目前,已有大量脑电分类算法被提出,这些方法从特征选择、模型优化等不同角度出发,通过特征的构造、框架的提出及改进来提升类别预测的准确率。

[0003] 为了获得有效的特征组合方式,一些脑电分类方法中添加了特征选择过程。然而,这些方法得到的特征组合模式大多是固定的,缺乏灵活性。近年来结合注意力机制的神经网络模型层出不穷,与简单的电极和特征选择相比,其不需要过多的人工介入,完全依靠模型的泛化能力,对样本局部关注程度的获取更为灵活。考虑到脑电信号分解结果对预测的贡献不同,在模型中引入频带注意力,依靠网络的学习能力获得当前样本的子频带关注度,为后面的判断提供一定的引导信息,能够进一步提升模型的泛化性。

发明内容

[0004] 针对上述问题,本发明采用一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法来完成多导脑电信号的类别区分任务,并提高其分类准确率。

[0005] 实现本发明方法的主要步骤如下:首先,对原始N导脑电信号进行预处理来去除信号中的噪声以及伪迹;再采用固定长度的滑动窗口对原始N导脑电信号的每一导脑电数据进行分段,总共得到S段N导子信号;然后,使用小波包分解对S段N导子信号进行分解和重构,每段信号的每一导数据均分解为F个子频带信号;再计算每个频带的电极相关性,将每段信号的分解结果转化为F个维度为N*N的电极相关矩阵;最后,将F个频带的电极相关矩阵送入频带注意力残差网络,得到最终的分类结果。

[0006] 一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤一,对采样频率为M的原始N导脑电信号进行预处理以去除信号中的噪声以及伪迹,步骤一包括的4个子步骤分别是:基线去除、带通滤波、独立成分分析以及伪迹去除;

[0008] 步骤二,使用固定长度为W秒的滑动时间窗对步骤一得到的N导脑电信号进行分段,得到S段N导子信号,其中每一导信号均包含W*M个采样点。

[0009] 步骤三,通过小波包分解将步骤二得到的N导子信号的每一导数据转化为F个子频带信号,即每个N导子信号被转换成大小为N*F*(W*M)的三维矩阵;

[0010] 步骤四,依据步骤三得到的多电极分解结果计算每一个频带的电极相关矩阵,即每个维度为N*F*(W*M)的三维矩阵被转换成F个N*N的电极相关矩阵;

[0011] 步骤五,以步骤四得到的F个N*N的电极相关矩阵作为频带注意力残差网络的输

入,完成脑电信号的分类,并使用K则交叉验证来评估分类效果。

[0012] 与现有技术相比,本发明的方法具有以下优点:

[0013] 与简单的电极和特征选择相比,在模型中引入频带注意力模块,依靠网络的学习能力获得当前样本的子频带关注度,不需要过多的人工介入,完全依靠模型的泛化能力,对样本局部关注程度的获取更为灵活。

附图说明

[0014] 图1为本发明所涉及方法的流程图;

[0015] 图2为本发明所提出的频带注意力残差网络分类方法的示意图;

具体实施方式

[0016] 下面结合附图和具体实施方式对本发明做进一步的描述。

[0017] 本发明所涉及方法的流程包括以下步骤:

[0018] (1) 脑电信号预处理。

[0019] 使用EEGLab对总时长为T秒、采样频率为M的原始N导脑电信号依次进行基线去除、带通滤波、独立成分分析和伪迹去除操作,其中带通滤波的范围为0.5Hz~47Hz之间。

[0020] (2) 脑电信号分段。

[0021] 使用段长为W秒的滑动窗口对(1)处理完的N导脑电信号进行分段,段与段之间无交叠,总共得到S个数据段,每个数据段的均是维度为 $N*(W*M)$ 的二维矩阵,其中S为原始数据时长T和滑动窗口段长W相除并向下取整的结果;

$$[0022] \quad S = \left\lfloor \frac{T}{W} \right\rfloor$$

[0023] (3) 获得频带分解结果。

[0024] 以db4作为小波基函数,使用R阶小波包分解将(2)得到的数据段的每一导信号都分解为F个子频带信号,由此每个数据段均被转化为 $N*F*(W*M)$ 的三维频带分解矩阵,其中:

$$[0025] \quad F=2^R$$

[0026] (4) 获得多频带电极相关矩阵。

[0027] 对(3)得到的每一个频带的多电极分解结果计算电极相关性矩阵,将每个三维频带分解矩阵转化为F个大小为 $N*N$ 的电极相关矩阵,即F个频带的电极相关矩阵,矩阵中的每一个元素都代表着电极之间的相关性。

[0028] (5) 建立基于频带注意力残差网络的脑电分类模型。

[0029] 按照图2的方法建立基于频带注意力残差网络的脑电分类模型。

[0030] 整个模型包括两个部分,分别是频带注意力模块和残差网络模块。

[0031] 频带注意力模块依靠F个单路多层卷积模块获得每个频带的高阶特征,每一路的多层卷积模块包括2个卷积层和2个残差块;再通过拼接得到每个样本在F个频带上的高阶特征;之后,使用全局平均池化操作将每个频带的高阶特征压缩为1个值,由此,每个样本的F个频带的高阶特征被转化为一个F维的向量;再使用两个全连接操作将该向量转换为F维的权值向量,权值向量的每一个维度均反映了对应频带的重要性;最后将权值向量与多频带电极相关矩阵相乘,即权值向量的每一个维度上的值均与对应频带的电极相关矩阵中的

每一个值相乘,由此得到一个维度为 $F*N*N$ 的加权多频带电极相关矩阵。

[0032] 残差网络模块包括1个卷积层、6个残差块、1个全局平均池化层和1个全连接层,模块的输入为加权多频带电极相关矩阵。依次经过卷积层8和残差块9~14,得到 $4*F$ 个大小为 $(N/4)*(N/4)$ 的特征图;再经过全局平均池化操作, $4*F$ 个特征图被压缩为1个 $4*F$ 维的向量;最后,通过全连接,将该向量映射为 D 个值, D 与类别数一致,每一个值反映将该样本判断为对应类别的概率,其中概率最大的一类即为类别判断结果。

[0033] 频带注意力残差网络所使用的残差块均使用深度学习库tflearn中的residual_block()函数来实现。

[0034] 将(4)中得到的 F 频带电极相关性特征输入到频带注意力残差网络中,利用 K 则交叉验证来统计模型的分类准确率,即:将样本分为 K 组,轮流使用 K 个分组中的1组作为测试,其余的 $K-1$ 组用于训练,通过 K 则交叉验证法得到 K 次的分类正确率,并取平均值,得到最终的分类正确率。

[0035] 表1为频带注意力残差网络的结构参数表,在频带注意力模块中使用 F 个单路多层卷积模块。

[0036] 表1频带注意力残差网络结构参数表

[0037]

结构名称	(卷积核/神经元)个数	卷积核大小	步长	激活函数
卷积层 1	4	3*3	1*1	ReLU
残差块 2	8	3*3	2*2	ReLU
残差块 3	8	3*3	1*1	ReLU
[0038]				
卷积层 4	1	3*3	1*1	ReLU
全连接层 6	F	-	-	ReLU
全连接层 7	F	-	-	Sigmoid
卷积层 8	F	3*3	1*1	ReLU
残差块 9	F	3*3	1*1	ReLU
残差块 10	F	3*3	1*1	ReLU
残差块 11	$2*F$	3*3	2*2	ReLU
残差块 12	$2*F$	3*3	1*1	ReLU
残差块 13	$4*F$	3*3	2*2	ReLU
残差块 14	$4*F$	3*3	1*1	ReLU
全连接层 16	D	-	-	Sigmoid

[0039] 使用安定医院的自采数据集来完成本发明方法的验证实验,小波包分解的阶数 R 取值为3,即频带数 $F=8$,经过(1)~(4)的操作,总共得到15290个大小为 $8*64*64$ 的多频带电极相关矩阵。样本类别数 $D=2$,在频带注意力模块中使用8个单路多层卷积模块。在训练

时,学习率初始化为0.1,L2正则项系数为0.0001,迭代次数为900。表2记录了本发明方法和仅使用残差网络模块的十则交叉验证结果。其中,本发明方法抑郁症检测的分类正确率为97.31%,比仅使用残差网络提高了0.40%。

[0040] 表2本发明方法与ResNet方法的比较结果

	方法	最终的分类正确率
[0041]	仅残差网络模块	96.91%
	本发明方法	97.31%

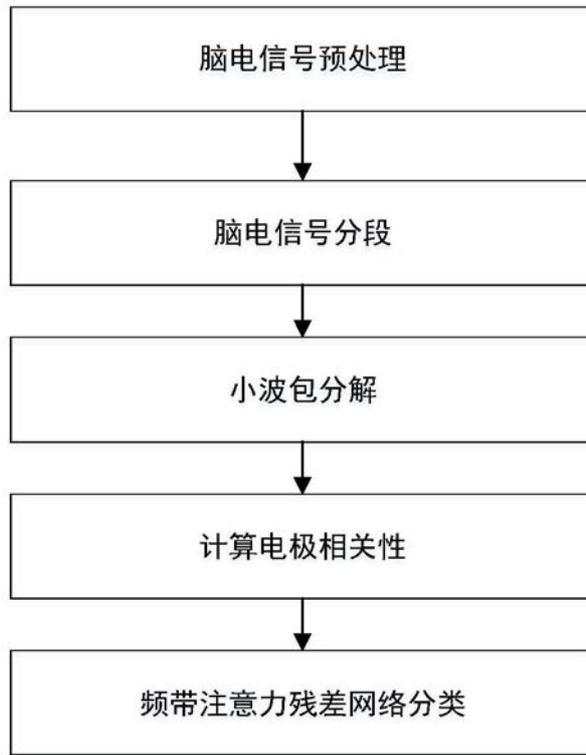


图1

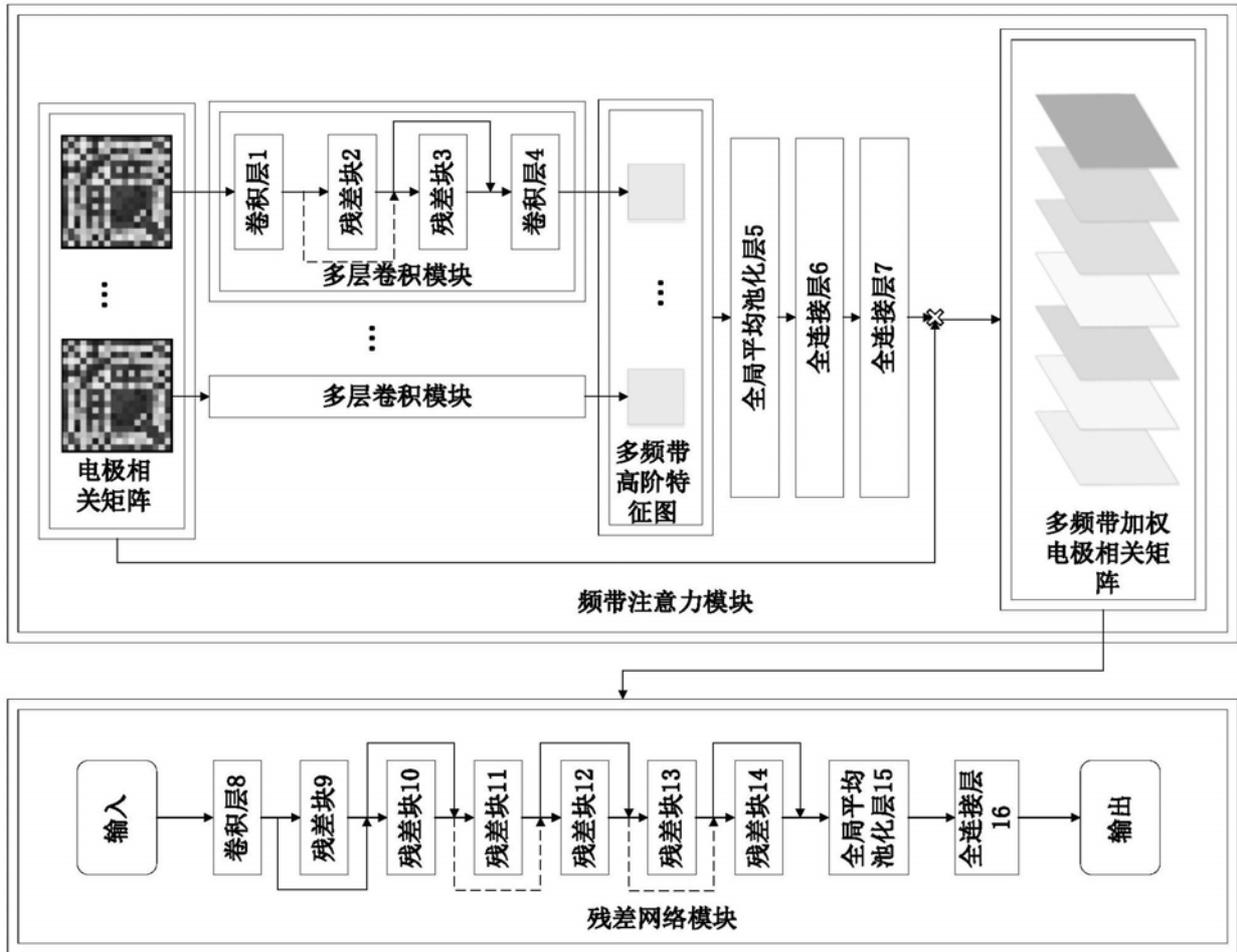


图2

专利名称(译)	一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法		
公开(公告)号	CN109846477A	公开(公告)日	2019-06-07
申请号	CN201910085487.0	申请日	2019-01-29
[标]申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
[标]发明人	段立娟 肖莹 徐凡 乔元华 陈军成 苗军		
发明人	段立娟 肖莹 徐凡 乔元华 陈军成 苗军		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06N3/04		
代理人(译)	刘萍		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于频带注意力残差网络的脑电分类方法，属于模式识别和生物信息学领域。首先，对原始脑电信号进行预处理来去除信号中的噪声和伪迹；然后，采用固定长度的滑动窗口对预处理后的N导脑电信号进行分段，总共得到S段N导子信号；再使用小波包分解对S段N导子信号进行分解和重构，每段数据的每一导信号均分解为F个子频带信号；之后，将每个频带的多导分解结果转化为电极相关矩阵；再以F个频带的电极相关矩阵作为频带注意力残差网络的输入来完成对脑电信号的分类。与现有的技术相比，本发明优点：使用频带注意力模块来获取频带重要性权值，为每个样本赋予个性化的频带注意力分布。

