



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109924990 A

(43)申请公布日 2019.06.25

(21)申请号 201910241797.7

(22)申请日 2019.03.27

(71)申请人 兰州大学

地址 730000 甘肃省兰州市兰州天水南路
222号

(72)发明人 胡斌 李小伟 张鑫 祝婧
蔡涵书

(74)专利代理机构 北京汇彩知识产权代理有限公司 11563

代理人 王键

(51)Int.Cl.

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

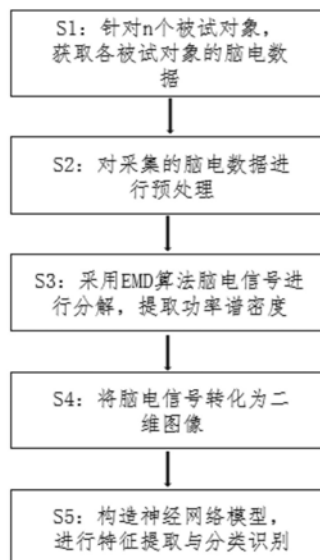
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统

(57)摘要

本发明提供一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,将脑电信号电极通道中隐含的空间信息与时域、频域信息相结合,提高分类准确率,对抑郁症的临床诊断起到辅助作用。所述系统包括脑电数据预处理模块、图像构建模块、特征提取和分类识别模块;脑电数据预处理模块用于将原始的脑电信号进行预处理,自动去除工频噪声、肌电、眼电伪迹;图像构建模块用于采用EMD算法将脑电信号分解成不同频域的IMF分量,提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧;将脑电信号电极通道的空间位置与IMF分量的功率谱密度时间帧相结合,生成对应于每个IMF分量的二维图像;特征提取和分类识别模块用于构造卷积神经网络模型对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。



1. 一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,其特征在于,包括脑电信号刺激采集模块、脑电数据预处理模块、图像构建模块、特征提取和分类识别模块;所述脑电信号刺激采集模块用于生成刺激任务呈现给被试,采集被试在刺激任务下产生的脑电信号;所述脑电数据预处理模块用于对采集的原始脑电信号进行预处理,自动去除工频噪声、肌电、眼电伪迹;所述图像构建模块用于采用EMD算法将脑电信号分解成不同频域的IMF分量,提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧,将电极通道的空间位置与IMF分量的功率谱密度时间帧相结合,生成对应于每个IMF分量的二维图像;所述特征提取和分类识别模块用于构造卷积神经网络模型对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。

2. 根据权利要求1所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,其特征在于,所述脑电信号刺激采集模块为情感脑电信号刺激采集模块,用于生成情感图片刺激任务呈现给被试,采集被试注视情感图片时的脑电信号;所述情感图片来源于中国面部情感图片系统CFAPS。

3. 根据权利要求2所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,其特征在于,所述脑电数据预处理模块的数据预处理包括:去噪,裁剪;

通过以下操作去除脑电数据中的噪声:

S21: 采用基于LMS算法的自适应噪声消除技术,把脑电信号中的噪声和原始脑电信号进行分离,降低或抑制环境噪声的影响,提高原始脑电信号清晰度;

S22: 对脑电信号进行频域0-40Hz的带通截取,获取2-35Hz能量集中区域的脑电信号;

S23: 采用FastICA算法去除频率范围在0-16Hz的眼电伪迹信号;

所述裁剪是指去除时域边界值,保留脑电信号中间的数据,将原始脑电信号的10s片段长度裁剪边界值,保留脑电信号中间8s的数据,消除滤波器等预处理操作对边界值的影响。

4. 根据权利要求3所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,其特征在于,所述图像构建模块采用EMD算法对脑电信号进行分解的步骤包括:

S31: 找到输入脑电信号X的极值点;使用三次样条算法分别将所有的极大值点、极小值点连接起来,从而得到了极大值和极小值的两条上下包络线 $\max(X)$ 和 $\min(X)$;

S32: 计算两条包络线在脑电信号各个时间点均值序列,即 $X_1 = (\max(X) + \min(X)) / 2$;

S33: 从原始脑电信号中减去 X_1 , $I_1 = X - X_1$;

S34: 检测所得到的 I_1 是不是满足IMF分量的定义,如果 I_1 满足IMF分量的定义,则保留 I_1 作为输入脑电数据分解的第一条IMF分量IMF1;如果 I_1 不满足IMF分量的定义,则将 I_1 作为输入信号即 $X = I_1$;重复S31-S33,直到得到一条IMF分量为止,得到原始脑电信号X的第一条IMF分量IMF1;

S35: 得到一条IMF分量后改变输入信号为 $X = X - I_1$,利用新的输入信号X,重复S31-S34,直到原始脑电信号变为一条单调函数信号为止。

5. 根据权利要求4所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,其特征在于,所述图像构建模块提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧的步骤包括:从分解的IMF分量中,按IMF分量频率分布范围的显著程度,选择若干条IMF分量为主要IMF分量,设置适当长度的滑动时间窗,在每个时间窗长度内,使用AR模型分别计算主要IMF分量的所有电极通道的功率谱密度:

$$P = \sum_w \left(\delta_w^2 \left(1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-jwk} \right)^{-2} \right) \quad (1)$$

其中, M 为AR模型的次序, δ_w^2 为白噪声方差, a 为AR模型的系数。

6. 根据权利要求5所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统, 其特征在于, 所述图像构建模块生成二维图像的步骤包括:

S41: 采用AEP算法将电极通道从三维空间映射到二维平面, 同时保留从投影中心到其他点的距离;

S42: 应用Clough-Tocher算法将每个IMF分量的电极通道的功率谱密度进行插值, 得到对应于每个IMF分量的脑拓扑图;

S43: 构建基于单IMF分量的灰度图像和基于三个IMF分量的RGB图像, 将三个IMF分量的脑拓扑图合并在一起形成RGB彩色图像; 灰度图像由单一的IMF分量生成。

7. 根据权利要求6所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统, 其特征在于, 所述特征提取和分类识别模块采用卷积层与非线性激活层交替的结构构造卷积神经网络模型, 进行特征提取和分类识别; 所构造的卷积神经网络模型包括若干个依次连接的提取单元, 每个提取单元包括若干层卷积层和1层最大池化层, 若干层卷积层用于提取脑拓扑图特征, 若干层最大池化层用于保留空间要素、减小过拟合; 若干个提取单元之后连接1层全连接层和1层softmax层, 全连接层用于进行分类识别, 区分抑郁症患者与正常被试; softmax层用于将全连接层的输出映射为0-1之间的实数, 并且归一化保证和为1。

8. 根据权利要求7所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统, 其特征在于, 所述若干个提取单元包括三个提取单元:

第一提取单元包括4层卷积层和1层最大池化层, 其中, 卷积核的大小设定为3 x 3, 步长设定为1, 每层卷积层过滤器的数量分别设置为32;

第二提取单元包括2层卷积层和1层最大池化层, 其中, 卷积核的大小设定为3 x 3, 步长设定为1, 每层卷积层过滤器的数量分别设置为64;

第三提取单元包括1层卷积层和1层最大池化层, 其中, 卷积核的大小设定为3 x 3, 步长设定为1, 每层卷积层过滤器的数量分别设置为128;

所述全连接层神经元的个数设置为512。

9. 根据权利要求7所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统, 其特征在于, 所述若干个提取单元包括四个提取单元, 每个提取单元分别由2层卷积层和1层最大池化层组成; 其中, 卷积核的大小设定为3 x 3, 步长设定为1;

四个提取单元的区别在于过滤器的数量不同: 第四提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为32; 第五提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为64; 第六提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为128; 第七提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为256;

所述全连接层神经元的个数设置为512。

10. 根据权利要求8或9之一所述的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统, 其特征在于, 所述卷积层与池化层之间为非线性激活层, 采用整流线性单元作为激活函数。

一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机辅助医疗技术领域,特别是涉及一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统。

背景技术

[0002] 抑郁症又称抑郁障碍,以显著而持久的心境低落为主要临床特征,是心境障碍的主要类型。目前抑郁症诊断的主要依据是医患问答和量表分析。该方法存在着较大的缺陷。例如:一些患者考虑到个人隐私问题,常常拒绝与心理医生进行面对面交流,如果交谈,也可能会隐藏自己的真实情绪。不同的医生可能会受到选取何种抑郁检测量表和医生的从业经验的影响,使用不同的诊断和测试标准,导致不同的诊断结果。

[0003] 脑电信号是一种多通道的时间序列,具有一定的规律性和非平稳性。它会随着个体的生理因素的变化而变化,当脑部尤其是皮层有病变时,规律性受到破坏,波形即发生变化,对其波形进行分析,可辅助临床对及脑部疾病进行诊断。目前,计算机辅助EEG诊断领域绝大多数基于癫痫、精神分裂症,在抑郁症方面的研究较少。传统的抑郁症诊断研究方法通常使用FFT算法对脑电信号进行分解,基于分解的脑电信号进行手动提取特征,进而使用该特征对抑郁症患者进行识别。然而,脑电信号是非线性、非稳态信号,FFT并不适用于脑电信号的分解。此外,同音频信号相似,脑电信号的特征不仅体现在时域和频域中,传统的研究方法通常只考虑脑电信号的时间的特性和频域的特性,而忽略电极通道中隐含的空间信息。此外,手动提取特征的方法主观性较大,并且消耗大量的时间。

[0004] EMD算法即经验模态分解(Empirical Mode Decomposition,EMD),是一种针对非线性、非平稳信号的自适应信号分解算法,可以对信号进行时间序列平稳化处理,它能够将所有时域信号转化为“线性稳态”。不同于FFT算法需要预先制定基函数,EMD分解信号取决于信号本身,它是自适应分解,且有很高的效率。深度学习是机器学习研究中的一个新的领域,与传统模式识别方法的最大不同在于它是从数据中自动学习特征。因此,本发明基于EMD算法,将脑电信号电极通道中隐含的空间信息与时间,频域信息相结合,采用深度学习的方法自动进行特征提取,提高对抑郁症临床诊断的辅助作用。

发明内容

[0005] 本发明的主要目的在于提供一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,将脑电信号电极通道中隐含的空间信息与时域、频域信息相结合,采用深度学习的方法自动进行特征提取,提高分类准确率,对抑郁症的临床诊断起到辅助作用。

[0006] 本发明的技术方案是:

[0007] 1.一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,其特征在于,包括脑电信号刺激采集模块、脑电数据预处理模块、图像构建模块、特征提取和分类识别模块;所述脑电信号刺激采集模块用于生成刺激任务呈现给被试,采集被试在刺激任务下产生的脑电信号;所述脑电数据预处理模块用于对采集的原始脑电信号进行预处理,自动去除工频噪声、肌电、

眼电伪迹；所述图像构建模块用于采用EMD算法将脑电信号分解成不同频域的IMF分量，提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧，将电极通道的空间位置与IMF分量的功率谱密度时间帧相结合，生成对应于每个IMF分量的二维图像；所述特征提取和分类识别模块用于构造卷积神经网络模型对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。

[0008] 2.所述脑电信号刺激采集模块为情感脑电信号刺激采集模块，用于生成情感图片刺激任务呈现给被试，采集被试注视情感图片时的脑电信号；所述情感图片来源于中国面部情感图片系统CFAPS。

[0009] 3.所述脑电数据预处理模块的数据预处理包括：去噪，裁剪；

[0010] 通过以下操作去除脑电数据中的噪声：

[0011] S21：采用基于LMS算法的自适应噪声消除技术，把脑电信号中的噪声和原始脑电信号进行分离，降低或抑制环境噪声的影响，提高原始脑电信号清晰度；

[0012] S22：对脑电信号进行频域0-40Hz的带通截取，获取2-35Hz能量集中区域的脑电信号；

[0013] S23：采用FastICA算法去除频率范围在0-16Hz的眼电伪迹信号；

[0014] 所述裁剪是指去除时域边界值，保留脑电信号中间的数据，将原始脑电信号的10s片段长度裁剪边界值，保留脑电信号中间8s的数据，消除滤波器等预处理操作对边界值的影响。

[0015] 4.所述图像构建模块采用EMD算法对脑电信号进行分解的步骤包括：

[0016] S31：找到输入脑电信号X的极值点；使用三次样条算法分别将所有的极大值点、极小值点连接起来，从而得到了极大值和极小值的两条上下包络线 $\max(X)$ 和 $\min(X)$ ；

[0017] S32：计算两条包络线在脑电信号各个时间点均值序列，即 $X_1 = (\max(X) + \min(X)) / 2$ ；

[0018] S33：从原始脑电信号中减去 X_1 ， $I_1 = X - X_1$ ；

[0019] S34：检测所得到的 I_1 是不是满足IMF分量的定义，如果 I_1 满足IMF分量的定义，则保留 I_1 作为输入脑电数据分解的第一条IMF分量；如果 I_1 不满足IMF分量的定义，则将 I_1 作为输入信号即 $X = I_1$ ；重复S31-S33，直到得到一条IMF分量为止，得到原始脑电信号X的第一条IMF分量IMF1；

[0020] S35：得到一条IMF分量后改变输入信号为 $X = X - I_1$ ，利用新的输入信号X，重复S31-S34，直到原始脑电信号变为一条单调函数信号为止。

[0021] 5.所述图像构建模块提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧的步骤包括：从分解的IMF分量中，按IMF分量频率分布范围的显著程度，选择若干条IMF分量为主要IMF分量，设置适当长度的滑动时间窗，在每个时间窗长度内，使用AR模型分别计算主要IMF分量的所有电极通道的功率谱密度：

$$[0022] \quad P = \sum_w \left(\delta_w^2 \left(1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-jwk} \right)^{-2} \right) \quad (1)$$

[0023] 其中，M为AR模型的次序， δ_w^2 为白噪声方差， α 为AR模型的系数。

[0024] 6.所述图像构建模块生成二维图像的步骤包括：

[0025] S41：采用AEP算法将电极通道从三维空间映射到二维平面，同时保留从投影中心

到其他点的距离；

[0026] S42:应用Clough-Tocher算法将每个IMF分量的电极通道的功率谱密度进行插值,得到对应于每个IMF分量的脑拓扑图；

[0027] S43:构建基于单IMF分量的灰度图像和基于三个IMF分量的RGB图像,将三个IMF分量的脑拓扑图合并在一起形成RGB彩色图像;灰度图像由单一的IMF分量生成。

[0028] 7.所述特征提取和分类识别模块采用卷积层与非线性激活层交替的结构构造卷积神经网络模型,进行特征提取和分类识别;所构造的卷积神经网络模型包括若干个依次连接的提取单元,每个提取单元包括若干层卷积层和1层最大池化层,若干层卷积层用于提取脑拓扑图特征,若干层最大池化层用于保留空间要素、减小过拟合;若干个提取单元之后连接1层全连接层和1层softmax层,全连接层用于进行分类识别,区分抑郁症患者与正常被试;softmax层用于将全连接层的输出映射为0-1之间的实数,并且归一化保证和为1。

[0029] 8.所述若干个提取单元包括三个提取单元:

[0030] 第一提取单元包括4层卷积层和1层最大池化层,其中,卷积核的大小设定为 3×3 ,步长设定为1,每层卷积层过滤器的数量分别设置为32;

[0031] 第二提取单元包括2层卷积层和1层最大池化层,其中,卷积核的大小设定为 3×3 ,步长设定为1,每层卷积层过滤器的数量分别设置为64;

[0032] 第三提取单元包括1层卷积层和1层最大池化层,其中,卷积核的大小设定为 3×3 ,步长设定为1,每层卷积层过滤器的数量分别设置为128;

[0033] 所述全连接层神经元的个数设置为512。

[0034] 9.所述若干个提取单元包括四个提取单元,每个提取单元分别由2层卷积层和1层最大池化层组成;其中,卷积核的大小设定为 3×3 ,步长设定为1;

[0035] 四个提取单元的区别在于过滤器的数量不同:第四提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为32;第五提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为64;第六提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为128;第七提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为256;

[0036] 所述全连接层神经元的个数设置为512。

[0037] 10.所述卷积层与池化层之间为非线性激活层,采用整流线性单元作为激活函数。

[0038] 本发明的技术效果:

[0039] 本发明提供了一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,针对传统时频分析方法在提取脑电信号特征时利用空间信息少、分类准确率低的问题,将脑电信号电极通道中隐含的空间信息与时域、频域信息相结合,在使用EMD算法分解脑电信号的基础之上,使用AR模型分别计算主要IMF分量的所有电极通道的功率谱密度,将IMF分量上所有电极通道的功率谱密度值作为特征向量;然后将电极通道从三维空间映射到二维平面,再将每个IMF分量的功率谱密度进行插值,生成二维图像,之后采用卷积神经网络模型对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。实验结果表明,所提供的系统能够有效地提取脑电信号的时-频-空域特征,提高分类准确率。

附图说明

[0040] 图1为本发明提供的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统实施例的工作流程

图；

- [0041] 图2为情感图片刺激实验流程图。
- [0042] 图3为采用EMD算法分解的脑电信号IMF分量示意图。
- [0043] 图4为电极通道二维投影图。
- [0044] 图5a为卷积神经网络模型实施例一示意图。
- [0045] 图5b为卷积神经网络模型实施例二示意图。

具体实施方式

[0046] 以下结合附图对本发明的实施例作进一步详细说明。

[0047] 本发明提供一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统,将脑电信号电极通道中隐含的空间信息与时域、频域信息相结合,采用EMD算法将脑电信号分解成不同频域的IMF分量,提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧;将电极通道的空间位置与功率谱密度时间帧相结合,生成对应于每个IMF分量的二维图像;之后采用卷积神经网络对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。包括脑电信号刺激采集模块、脑电数据预处理模块、图像构建模块、特征提取和分类识别模块;脑电信号刺激采集模块用于生成刺激任务呈现给被试,采集被试在刺激任务下产生的脑电信号;脑电数据预处理模块对原始的脑电信号进行预处理,自动去除工频噪声、肌电、眼电伪迹;图像构建模块采用EMD算法将脑电信号分解成不同频域的IMF分量,提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧,将电极通道的空间位置与IMF分量的功率谱密度时间帧相结合,生成对应于每个IMF分量的二维图像;特征提取和分类识别模块用于构造卷积神经网络模型对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。

[0048] 图1为本发明提供的基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统实施例的工作流程图。

[0049] 步骤S1:脑电信号刺激采集模块用于获取各被试对象的脑电数据。本实施例中,脑电信号刺激采集模块为情感脑电信号刺激采集模块,用于生成情感图片刺激任务呈现给被试,采集被试注视情感图片时的脑电数据。情感图片来源于中国面部情感图片系统CFAPS。脑电数据为基于情感图片刺激实验产生的脑电数据。情感图片刺激实验流程如图2所示。本实施例中,情感图片的情绪类型共分为5种:高兴,悲伤、惊讶、生气以及中性情绪;每次从这些情绪类型中选取四张情感图片,生成情感图片刺激任务呈现给被试,采集被试注视情感图片时的脑电数据。实验任务共分为5种:

[0050] (1) 四幅图片包括1种情绪类型。例如:四张图片中一张图片为高兴时的面部情感图片,其余三张为中性面部情感图片。

[0051] (2) 四幅图片包括2种情绪类型;例如:四张图片其中两张图片分别为高兴、悲伤时的面部情感图片,其余两张为中性面部情感图片。

[0052] (3) 四幅图片包括3种情绪类型;例如:四张图片其中三张图片分别为高兴、悲伤、惊讶时的面部情感图片,其余一张为中性面部情感图片。

[0053] (4) 四张图片包括4种情绪类型;四张图片分别为高兴,悲伤、惊讶、生气时的面部情感图片。

[0054] (5) 四幅图片都是中性情绪图片作为基线任务。

[0055] 步骤S2:脑电数据预处理模块对采集的脑电数据进行预处理。预处理包括:去噪,

裁剪。脑电信号是非常微弱,所以容易受到噪声干扰。脑电信号中包含大量的噪声,脑电信号的噪声可能源自周围环境所产生的静电或电磁场,除了这些外部噪声,脑电信号往往还会受到肌电信号或眼电信号的严重干扰。所以在处理、分析脑电数据之前,必须要对原始脑电数据进行去除噪声等预处理操作。同时,使用裁剪策略,将脑电信号划分成没有重叠的等长的片段,将片段用于后续的脑电信号的处理。

[0056] 我们通过以下操作去除脑电数据中的噪声:

[0057] S21采用基于LMS算法的自适应噪声消除技术,把脑电信号中的噪声和原始脑电信号进行有效的分离,降低或抑制环境噪声的影响,有效提高了原始脑电信号清晰度。

[0058] S22由于脑电信号的主要能量集中在频域2-35Hz,我们对脑电信号进行0-40Hz带通截取,减小其他噪声和肌电伪迹的对脑电信号的影响。

[0059] S23眼电信号的频率范围在0-16Hz之间,所以它会覆盖脑电信号的频段,我们使用FastICA算法来去除眼电伪迹。

[0060] 所述裁剪是指去除时域边界值,保留脑电信号中间的数据。原始脑电信号采样频率为250Hz,每一条脑电信号片段长度为10s.为了消除滤波器等预处理操作对边界值的影响,保留脑电信号中间8s的数据。

[0061] 步骤S3:图像构建模块采用EMD算法对上述脑电信号片段进行分解,包括以下步骤:

[0062] S31找到输入脑电信号X的极值点。使用三次样条算法分别将所有的极大值点、极小值点连接起来,从而得到了极大值和极小值的两条上下包络线 $\max(X)$ 和 $\min(X)$;

[0063] S32计算两条包络线在脑电信号各个时间点均值序列,即 $X_1 = (\max(X) + \min(X)) / 2$;

[0064] S33从原始脑电信号中减去 X_1 , $I_1 = X - X_1$;

[0065] S34检测所得到的 I_1 是不是满足IMF分量的定义,如果 I_1 满足IMF分量的定义,则保留 I_1 作为输入脑电数据分解的第一条IMF分量IMF1;如果 I_1 不满足IMF分量的定义则将 I_1 作为输入信号即 $X = I_1$;重复S31-S33,直到得到一条IMF分量为止;最终得到原始脑电信号X的第一条IMF分量IMF1;

[0066] S35得到一条IMF分量后改变输入信号为 $X = X - I_1$,利用新的输入信号X,重复S31-S34,直到原始脑电信号变为一条单调函数信号为止。

[0067] 如图3所示,为采用EMD算法分解的脑电信号IMF分量示意图。本实施例中,最终原始脑电信号自动分解成7条IMF分量。从分解的7条IMF分量中,按IMF分量频率分布范围的显著程度,选择3条IMF分量,即选择IMF1、IMF2、IMF3,设置一个长度为0.4s的滑动时间窗,在每个时间窗长度内使用AR模型分别计算IMF分量的每个电极通道的功率谱密度:

$$[0068] \quad P = \sum_w \left(\delta_w^2 \left(1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-jwk} \right)^{-2} \right) \quad (1)$$

[0069] 公式(1)中,M为AR模型的次序, δ_w^2 为白噪声方差, α 为AR模型的系数。

[0070] 然后将IMF分量上所有电极通道的功率谱密度值变成一个特征向量 $D = \{D1, D2, D3\}$,其中D1为IMF1的功率谱密度值,D2为IMF2的功率谱密度值,D3为IMF3的功率谱密度值。

[0071] 步骤S4:图像构建模块将脑电信号由时间序列转化为二维图像。通过将电极通道从三维空间映射到二维平面,对每个IMF分量电极通道的功率谱密度进行插值,生成对应于

每个IMF分量的脑拓扑图。其步骤包括，S41：脑电信号电极通道在三维空间中分布在头皮上，为了将脑电信号转换为二维图像，我们需要首先将电极通道的位置从三维空间投影到二维平面上。为此，我们使用AEP算法，将电极通道从三维空间映射到二维平面，同时，保留从投影中心到任何其他点的距离。投影位置如图4所示。投影位置计算步骤如下：

[0072] 1) 将脑电信号电极通道位置从空间坐标系转换为球坐标系：

$$[0073] \quad \phi = \arctan 2 \left(z_{3D}, \sqrt{x_{3D}^2 + y_{3D}^2} \right)$$

$$[0074] \quad \theta = \arctan 2 (y_{3D}, x_{3D})$$

[0075] 2) 使用AEP算法将电极通道从球坐标系映射到二维坐标系

$$[0076] \quad x_{2D} = \left(\frac{\pi}{2} - \phi \right) \cos(\theta)$$

$$[0077] \quad y_{2D} = \left(\frac{\pi}{2} - \phi \right) \sin(\theta)$$

[0078] 其中： X_{3D}, Y_{3D}, Z_{3D} 为空间直角坐标系中的坐标。 ϕ, θ 表示仰角和方位角。

[0079] S42：再应用Clough-Tocher算法对每个IMF分量电极通道的功率谱密度进行插值，对上述IMF1, IMF2, IMF3重复该过程，得到对应于每个IMF分量的脑拓扑图；

[0080] S43：然后构建基于单IMF分量的灰度图像和基于三个IMF分量的RGB图像，将三个IMF分量的脑拓扑图合并在一起以形成RGB图像，灰度图像由单一的IMF分量生成，图像的大小为32 x 32，图像的宽度和高度表示大脑皮层上活动的空间分布。

[0081] 步骤S5：特征提取和分类识别模块构造卷积神经网络模型，基于二维图像进行特征提取和分类识别。卷积神经网络具有三个突出特征，即稀疏交互，参数共享和等变表示。稀疏交互允许我们通过较小的卷积核发现一些有意义的特征。参数共享可以减少我们需要学习的参数数量，并允许我们仅学习一组参数，而不是为每个位置学习一组参数。同时，参数共享使神经网络层具有转换的等价性。这三个特征使得卷积神经网络在图像识别领域具有多种明显的优势。为此，我们采用卷积神经网络对生成的二维图像进行特征提取，采用全连接神经网络对提取的特征进行分类识别。所构造的卷积神经网络模型包括若干个依次连接的提取单元，每个提取单元包括若干层卷积层和1层最大池化层，若干层卷积层用于提取脑拓扑图特征，若干层最大池化层用于保留空间要素、减小过拟合；若干个提取单元之后连接1层全连接层和1层softmax层，全连接层用于进行分类识别，区分抑郁症患者与正常被试；softmax层用于将全连接层的输出映射为0-1之间的实数，并且归一化保证和为1。本实施例，构建两种神经网络结构：

[0082] 图5a为卷积神经网络模型实施例一示意图。包括三个提取单元：

[0083] 第一提取单元包括4层卷积层和1层最大池化层，其中，卷积核的大小设定为3 x 3，步长设定为1，每层卷积层过滤器的数量分别设置为32；

[0084] 第二提取单元包括2层卷积层和1层最大池化层，其中，卷积核的大小设定为3 x 3，步长设定为1，每层卷积层过滤器的数量分别设置为64；

[0085] 第三提取单元包括1层卷积层和1层最大池化层，其中，卷积核的大小设定为3 x 3，步长设定为1，每层卷积层过滤器的数量分别设置为128；

[0086] 全连接层神经元的个数设置为512。

[0087] 图5b为卷积神经网络模型实施例二示意图。包括四个提取单元，每个提取单元分别由2层卷积层和1层最大池化层组成；其中，卷积核的大小设定为3 x 3，步长设定为1；四个提取单元的区别在于过滤器的数量不同：第四提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为32；第五提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为64；第六提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为128；第七提取单元每层卷积层过滤器的数量分别设置为256；全连接层神经元的个数设置为512。实施例二通过深度增加卷积神经网络模型的性能，深度增加的同时过滤器的数量也增加了，提高了模型的拟合能力。

[0088] 由于较小的卷积核可以在输入数据中获得更强大的特征并模仿更大的感受域的影响，我们应用了多个3 x 3卷积核。同时，采用卷积层与非线性激活层交替的结构以提取比单个卷积层结构更深和更好的特征，本实施例中，非线性激活层位于卷积层与池化层之间，采用整流线性单元作为激活函数，并使用最大池化层来保留空间要素。在训练神经网络的过程中，我们将批处理大小设置为32。为了防止过度拟合，我们应用了Dropout方法，并使用Adam算法即自适应时刻估计方法 (Adaptive Moment Estimation)，来训练神经网络。训练集和测试集必须严格按照被试进行划分，训练集中的数据不能同时用作测试集中的数据，防止出现高分类准确率的假象。根据分类准确率完成对抑郁症的辅助诊断。分类结果如下表所示。

[0089]

#	EMD		传统分解算法 FFT	
	神经网络结构 1	神经网络结构 2	神经网络结构 1	神经网络结构 2
RGB 图像	75.85%	77.09%	70.61%	70.38%
灰度图 1	79.59%	73.26%	78.73%	79.46%
灰度图 2	80.23%	79.34%	63.22%	70.21%
灰度图 3	60.41%	59.27%	57.21%	61.82%

[0090] 应当指出，以上所述具体实施方式可以使本领域的技术人员更全面地理解本发明创造，但不以任何方式限制本发明创造。一切不脱离本发明创造的精神和范围的技术方案及其改进，其均涵盖在本发明创造的保护范围当中。

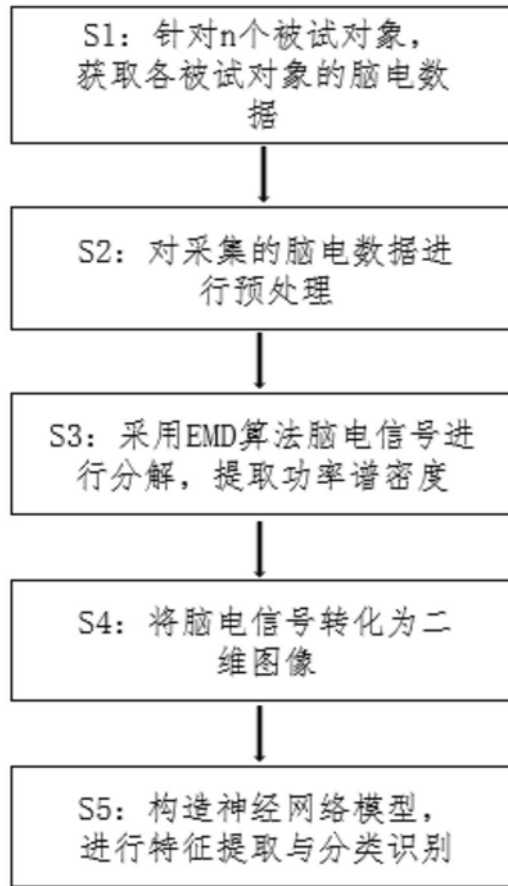


图1

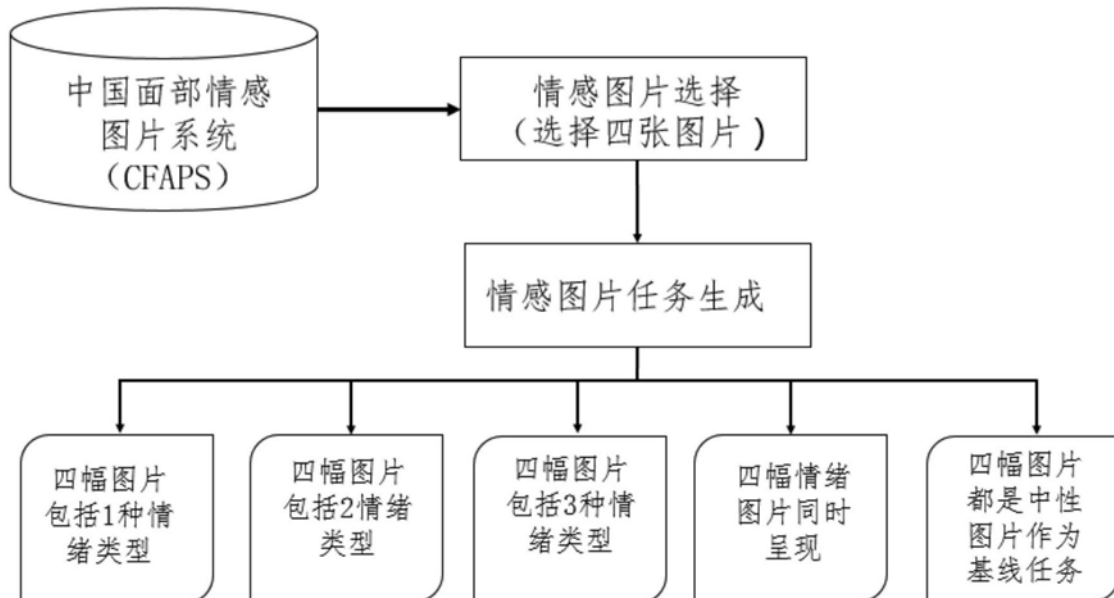


图2

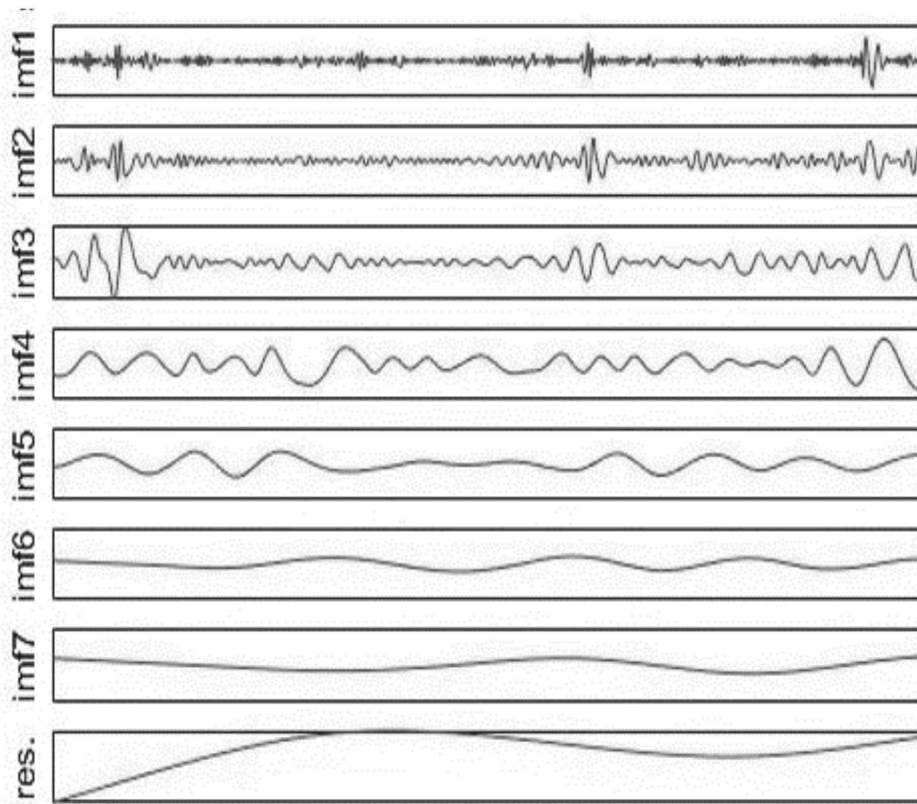


图3

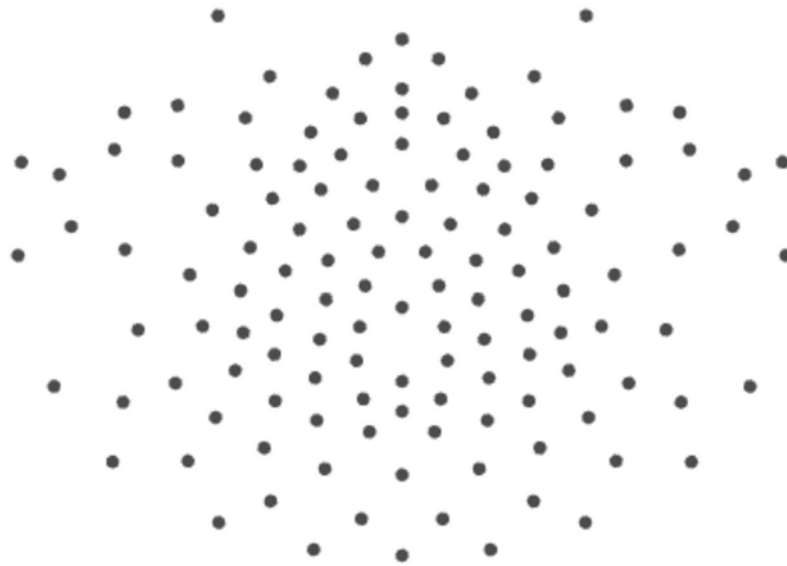


图4

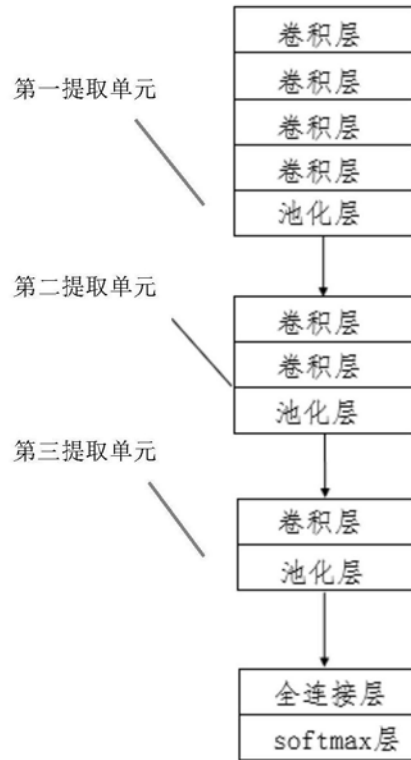


图5a

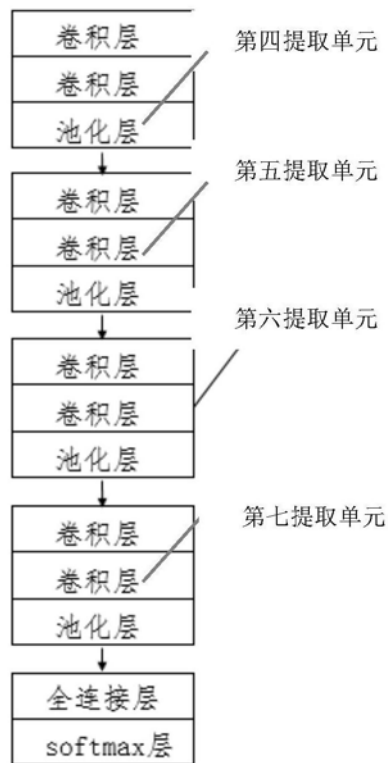


图5b

专利名称(译)	一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统		
公开(公告)号	CN109924990A	公开(公告)日	2019-06-25
申请号	CN201910241797.7	申请日	2019-03-27
[标]申请(专利权)人(译)	兰州大学		
申请(专利权)人(译)	兰州大学		
当前申请(专利权)人(译)	兰州大学		
[标]发明人	胡斌 李小伟 张鑫 祝婧 蔡涵书		
发明人	胡斌 李小伟 张鑫 祝婧 蔡涵书		
IPC分类号	A61B5/16 A61B5/0476 A61B5/00		
代理人(译)	王键		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供一种基于EMD算法的脑电信号抑郁症识别系统，将脑电信号电极通道中隐含的空间信息与时域、频域信息相结合，提高分类准确率，对抑郁症的临床诊断起到辅助作用。所述系统包括脑电数据预处理模块、图像构建模块、特征提取和分类识别模块；脑电数据预处理模块用于将原始的脑电信号进行预处理，自动去除工频噪声、肌电、眼电伪迹；图像构建模块用于采用EMD算法将脑电信号分解成不同频域的IMF分量，提取主要IMF分量的功率谱密度时间帧；将脑电信号电极通道的空间位置与IMF分量的功率谱密度时间帧相结合，生成对应于每个IMF分量的二维图像；特征提取和分类识别模块用于构造卷积神经网络模型对生成的二维图像进行特征提取和分类识别。

