



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106580319 A

(43)申请公布日 2017. 04. 26

(21)申请号 201611184948.2

(22)申请日 2016.12.20

(71)申请人 广州视源电子科技股份有限公司
地址 510530 广东省广州市黄埔区云埔四路6号

(72)发明人 胡静 赵巍 韩志

(74)专利代理机构 广州三环专利代理有限公司
44202
代理人 麦小婵 郝传鑫

(51) Int. Cl.
A61B 5/0482(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)
A61B 5/16(2006.01)
A61M 21/02(2006.01)

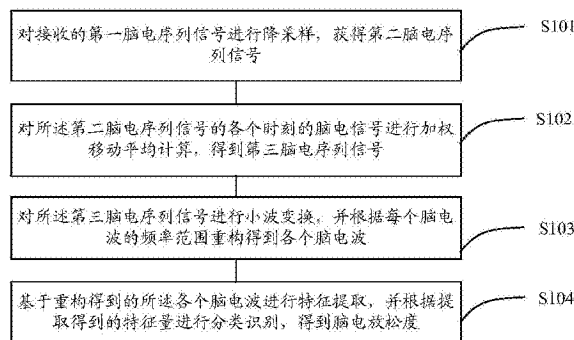
权利要求书2页 说明书13页 附图3页

(54)发明名称

一种基于小波变换的脑电放松度识别方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于小波变换的脑电放松度识别方法,包括如下步骤:对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号;对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号;对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波;基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。本发明还提供了一种基于小波变换的脑电放松度识别装置,可实现准确的脑电放松度识别。



1. 一种基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,包括如下步骤:

对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号;

对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号;

对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波;

基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

2. 根据权利要求1所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号,具体包括:

基于当前的第 j 个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-(N-1)/2)$ 个时刻至第 $(j+(N-1)/2)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量;其中, N 为预设的影响数,且 N 为奇数, j 为大于 $(N+1)/2$ 的整数;

根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值;其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1;

对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和,得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量;

依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后,根据所有时刻的新的脑电信号的能量,生成第三脑电序列信号。

3. 根据权利要求1所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号,具体包括:

基于当前的第 j 个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-N)$ 个时刻至第 $(j-1)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量;其中, N 为预设的影响数, j 为大于 N 的整数;

根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值;其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1;

对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和,得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量;

依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后,根据的所有时刻的新的脑电信号的能量,生成第三脑电序列信号。

4. 根据权利要求2或3所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述权值分布函数为正态分布函数。

5. 根据权利要求1所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波具体为:

根据香农-奈奎斯特采样原理及所述第三脑电序列信号的采样频率进行频段分层,计算得到每层的频率范围;

依据所述频段分层中每层的频率范围及每个脑电波的频率范围,确定与每个脑电波对

应的小波分解和重构所需的层数；

根据与每个脑电波对应的所述小波分解所需的层数及预先选择的母小波进行信号分解,得到与每个脑电波对应的按频段划分的多层波形；

根据与所述小波重构所需的层数对应的系数及分解得到的与每个脑电波对应的所述多层波形,重构得到各个脑电波。

6.根据权利要求5所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述母小波为coif3小波,且所述coif3小波的中心频率-带宽比经小波熵自适应优化。

7.根据权利要求1所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,在基于加权移动平均算法对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行处理,得到第三脑电序列信号之前,还包括:

以所述第三脑电序列信号为原始信号,以与所述第三脑电序列信号同步采集得到的伪迹序列信号为参考信号,采用经函数链神经网络优化的自适应滤波器对所述第三脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的第三脑电序列信号。

8.根据权利要求1所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述基于所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到当前的脑电放松度,具体包括:

计算各个脑电波的能量和能量分布密度,并基于各个脑电波的能量及每个脑电波的等电位线能量比率,计算得到每个脑电波的等电位线能量基线;

根据各个脑电波的能量及等电位线能量基线,统计能量小于所述电位线能量基线的点的个数;

根据各个脑电波的能量、能量分布密度、能量小于电位线能量基线的点的个数及第一脑电序列信号的等电位线能量,得到所述第一脑电序列信号的特征量;

基于预先训练好的分类器对所述特征量进行分类,识别得到与所述第一脑电序列信号对应的脑电放松度。

9.根据权利要求8所述的基于小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,在根据各个脑电波的能量、能量分布密度、能量小于电位线能量基线的点的个数及第一脑电序列信号的等电位线能量,得到所述第一脑电序列信号的特征量之后,在基于预先训练好的分类器对所述特征量进行分类,识别得到与所述第一脑电序列信号对应的脑电放松度之前,还包括:

基于主成分分析法对所述特征量进行特征选择和特征降维。

10.一种基于小波变换的脑电放松度识别装置,其特征在于,包括:

降采样单元,用于对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号;

加权移动平均单元,用于基于加权移动平均算法对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行计算,得到第三脑电序列信号;

小波变换单元,用于对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波;

放松度识别单元,用于基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

一种基于小波变换的脑电放松度识别方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及放松治疗领域,尤其涉及一种基于小波变换的脑电放松度识别方法及装置。

背景技术

[0002] 放松训练是行为疗法中使用最广的技术之一,是在心理学实验的基础上建立和发展起来的咨询和治疗方法,其在治疗焦虑抑郁症、神经性头痛、失眠、高血压病,减轻更年期综合征和转变不良行为模式等方面取得了较好的疗效。

[0003] 现有的放松训练主要有录音指导、口头指导和生物反馈指导。其中,录音指导方法僵化、没有变化,无法根据受训者的状态变化内容;口头指导则要求对口头指导的对象要求很高,且受到时间、场地限制;生物反馈指导以脑电反馈为主,能够结合前两种方式的优点,因而受到广泛关注。

[0004] 进行生物反馈指导需要识别用户的放松度,而计算放松度首先需要从用户的脑电信号中提取各个频段的脑电波(包括Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波),但实际脑电信号极其微弱,且非常容易受到外界工频,磁场扰动,低频直流、舌电伪迹,出汗伪迹,眼电伪迹,脉搏伪迹以及肌电伪迹等因素的干扰。其中,工频干扰相对固定,较易去除;低频直流虽然可以通过滤波器滤除,但考虑到滤波器带来的频带衰减,直接通过滤波器精确滤除低频直流信息会对脑电信号产生影响;此外,在提取脑电波时,由于各个脑电波的频率比较接近,因此如何准确的分离各个脑电波也关系到最终放松度识别的准确度。

发明内容

[0005] 针对上述问题,本发明的目的在于提供一种基于小波变换的脑电放松度识别方法及装置,可在不干扰脑电信号的情况下去除低频直流信号,并可准确的分离出脑电信号中的各个脑电波。

[0006] 本发明提供了一种基于小波变换的脑电放松度识别方法,包括如下步骤:

[0007] 对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号;

[0008] 对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号;

[0009] 对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波;

[0010] 基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0011] 优选地,所述对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号,具体包括:

[0012] 基于当前的第 j 个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-(N-1)/2)$ 个时刻至第 $(j+(N-1)/2)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量;其中, N 为预设的影响

数,且 N 为奇数, j 为大于 $(N+1)/2$ 的整数;

[0013] 根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值;其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1;

[0014] 对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和,得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量;

[0015] 依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后,根据所有时刻的新的脑电信号的能量,生成第三脑电序列信号。

[0016] 优选地,所述对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号,具体包括:

[0017] 基于当前的第 j 个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-N)$ 个时刻至第 $(j-1)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量;其中, N 为预设的影响数, j 为大于 N 的整数;

[0018] 根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值;其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1;

[0019] 对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和,得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量;

[0020] 依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后,根据的所有时刻的新的脑电信号的能量,生成第三脑电序列信号。

[0021] 优选地,所述权值分布函数为正态分布函数。

[0022] 优选地,所述对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波具体为:

[0023] 根据香农-奈奎斯特采样原理及所述第三脑电序列信号的采样频率进行频段分层,计算得到每层的频率范围;

[0024] 依据所述频段分层中每层的频率范围及每个脑电波的频率范围,确定与每个脑电波对应的小波分解和重构所需的层数;

[0025] 根据与每个脑电波对应的所述小波分解所需的层数及预先选择的母小波进行信号分解,得到与每个脑电波对应的按频段划分的多层波形;

[0026] 根据与所述小波重构所需的层数对应的系数及分解得到的与每个脑电波对应的所述多层波形,重构得到各个脑电波。

[0027] 优选地,所述母小波为coif3小波,且所述coif3小波的中心频率-带宽比经小波熵自适应优化。

[0028] 优选地,在基于加权移动平均算法对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行处理,得到第三脑电序列信号之前,还包括:

[0029] 以所述第三脑电序列信号为原始信号,以与所述第三脑电序列信号同步采集得到的伪迹序列信号为参考信号,采用经函数链神经网络优化的自适应滤波器对所述第三脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的第三脑电序列信号。

[0030] 优选地,所述基于所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到当前的脑电放松度,具体包括:

[0031] 计算各个脑电波的能量和能量分布密度,并基于各个脑电波的能量及每个脑电波

的等电位线能量比率,计算得到每个脑电波的等电位线能量基线;

[0032] 根据各个脑电波的能量及等电位线能量基线,统计能量小于所述电位线能量基线的点的个数;

[0033] 根据各个脑电波的能量、能量分布密度、能量小于电位线能量基线的点的个数及第一脑电序列信号的等电位线能量,得到所述第一脑电序列信号的特征量;

[0034] 基于预先训练好的分类器对所述特征量进行分类,识别得到与所述第一脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0035] 优选地,在根据各个脑电波的能量、能量分布密度、能量小于电位线能量基线的点的个数及第一脑电序列信号的等电位线能量,得到所述第一脑电序列信号的特征量之后,在基于预先训练好的分类器对所述特征量进行分类,识别得到与所述第一脑电序列信号对应的脑电放松度之前,还包括:

[0036] 基于主成分分析法对所述特征量进行特征选择和特征降维。

[0037] 本发明还提供了一种基于小波变换的脑电放松度识别装置,包括:

[0038] 降采样单元,用于对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号;

[0039] 加权移动平均单元,用于对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号;

[0040] 小波变换单元,用于对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波;

[0041] 放松度识别单元,用于基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0042] 本发明提供的基于小波变换的脑电放松度识别方法及装置,通过采用加权移动平均去除所述第二脑电序列信号中的低频直流信息,保证了在去低频直流信息的同时不会对所述第二脑电序列信号产生任何影响,保证所述第二脑电序列信号的平滑,同时采用小波变换的方法准确提取各个脑电波,保证了基于这些提取的脑电波计算得到的特征量的准确性,进而保证了最终的脑电放松度的准确识别,为准确的生物反馈指导提供了数据基础和依据。

附图说明

[0043] 为了更清楚地说明本发明的技术方案,下面将对实施方式中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施方式,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0044] 图1是本发明实施例提供的基于小波变换的脑电放松度识别方法的流程示意图。

[0045] 图2是通过切片得到第一脑电序列信号的示意图。

[0046] 图3是本发明实施例提供的Shannon小波熵与中心频率-带宽比的关系图。

[0047] 图4是本发明实施例提供的对第二脑电序列信号进行加权移动平均计算的原理图。

[0048] 图5是自适应滤波器的工作原理图。

[0049] 图6是本发明实施例提供的基于小波变换的脑电放松度识别装置的结构示意图。

具体实施方式

[0050] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0051] 请参阅图1,本发明实施例提供了一种基于小波变换的脑电放松度识别方法,其可包括如下步骤:

[0052] S101,对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号。

[0053] 在本发明实施例中,所述第一脑电序列信号可通过脑电电极采集获得,其中,一般地,脑电电极采集的原始脑电信号的持续时间比较长(如数小时甚至更长),因此进行需要对原始脑电信号进行切片,以得到所述第一脑电序列信号,例如,如图2所示,每个切片的片段为30秒,即每段所述第一脑电序列信号的长度为30秒。

[0054] 在本发明实施例中,一般地,所述第一脑电序列信号的采样频率为500HZ,为了减少后续的小波分解的计算量,需进行降采样(如将采样至100HZ),获得第二脑电序列信号。

[0055] 在本发明实施例中,还可对所述第二脑电序列信号进行高低通滤波。其中,脑电波的目标频段在0.1-60Hz之间,因此可采用FIR低通滤波器滤除所述第二脑电序列信号中的高于100Hz的脑电信息,抑制高频噪声;同时采用FIR高通滤波器滤除所述第二脑电序列信号中低于0.05Hz脑电信息,以抑制0.05Hz以下的基线漂移。

[0056] S102,对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号。

[0057] 在本发明实施例中,所述第二脑电序列信号一般包括低频直流信息,这些低频直流信息可能与各个脑电波的频段重叠,因此为了保证脑电波提取的准确度,需进行去除这些低频直流信息。

[0058] 在本发明实施例中,可采用加权移动平均算法来去除所述低频直流信息。其中,使用移动平均法进行预测能平滑掉需求的突然波动对预测结果的影响,因此能起到去除所述低频直流信息的作用。

[0059] 具体地,在一个实施例中,步骤S102包括:

[0060] S1021,基于当前的第j个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-(N-1)/2)$ 个时刻至第 $(j+(N-1)/2)$ 个时刻之间的N个脑电信号的能量;其中,N为预设的影响数,且N为奇数,j为大于 $(N+1)/2$ 的整数。

[0061] 例如,假设当前要预测的脑电信号 $x(j)$ 的时刻为第10个时刻(即 $j=10$),影响数N为5,则对当前要预测的脑电信号有影响的脑电信号为第8个至第12个时刻的脑电信号,即 $x(8) \sim x(12)$ 。此时,先获取这5个时刻的脑电信号的能量。

[0062] S1022,根据预设的权值分布函数为获取的N个脑电信号的能量分配权值;其中,N个脑电信号的能量的权值之和为1。

[0063] 在本发明实施例中,优选地,所述权值分布函数为正态分布函数,如可为:

$w(i) = \exp\left(-\frac{(t(i)-t(j))^2}{2\tau^2}\right)$,其中, $w(i)$ 为第i个时刻的脑电信号的权值值, $t(i)$ 为第i个时刻的脑

电信号的时间, τ 表示需要放大的局部信息量。如图3所示, 采用这种权值分布, 避免了将第 j 点附近所有点都看成是一样的比重, 而是按照距离(时间差) 赋予其一个比重, 实现局部信息量的放大, 减弱了距离太远的信息对当前点的影响。

[0064] 需要说明的是, 在计算得到各个脑电信号的能量的权值后, 还需要进行归一化, 保证 N 个脑电信号的能量的权值之和为1。

[0065] S1023, 对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和, 得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量。

$$[0066] \quad \text{即: } x(j) = \sum_{i=j-(N+1)/2}^{j+(N+1)/2} w(i)x(i)$$

[0067] S1024, 依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后, 根据所有时刻的新的脑电信号的能量, 生成第三脑电序列信号。

[0068] 本发明实施例中, 对脑电信号进行去低频直流时, 同时考虑了位于其时刻前与时刻后的脑电信号对自身的影响, 因此, 在去除直流信息的同时, 还能起到避免时刻后的脑电信号对当前时刻的信号起不到影响的作用, 无法体现信号的变化的问题。

[0069] 在另一个实施例中, 步骤S102具体包括:

[0070] S1025, 基于当前的第 j 个时刻的脑电信号, 获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-N)$ 个时刻至第 $(j-1)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量; 其中, N 为预设的影响数, j 为大于 N 的整数。

[0071] 例如, 假设当前要修正的脑电信号 $x(j)$ 的时刻为第10个时刻(即 $j=10$), 影响数为5, 则对当前要修正的脑电信号有影响的脑电信号为第5个至第9个时刻的脑电信号, 即 $x(5) \sim x(9)$ 。此时, 先获取这5个时刻的脑电信号的能量。

[0072] S1026, 根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值; 其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1。

[0073] S1027, 对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和, 得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量。

[0074] S1028, 依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后, 根据所有时刻的新的脑电信号的能量, 生成第三脑电序列信号。

[0075] 本发明实施例中, 对脑电信号进行去低频直流时, 仅考虑了其时刻前的脑电信号对自身的影响, 因此, 保证信号的平滑。

[0076] S103, 对所述第三脑电序列信号进行小波变换, 并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波。

[0077] 具体地, 可包括如下步骤:

[0078] S1031, 根据香农-奈奎斯特采样原理及所述第三脑电序列信号的采样频率进行频段分层, 计算得到每层的频率范围。

[0079] 根据香农-奈奎斯特采样原理, 设所述第三脑电序列信号的采样频率为 f_s , 目标频段为 f_1-f_2 (Hz), 运用小波变换分解的层数为 N , 由奈奎斯特定律可知:

$$[0080] \quad f_1 = (f_s/2) / N_1 \quad (1)$$

$$[0081] \quad f_2 = (f_s/2) / N_2 \quad (2)$$

$$[0082] \quad N > N_1 \quad (N_1 > N_2) \quad (3)$$

[0083] 即需要重构的小波的层数为 $N_2 \sim N_1$ 层。

[0084] S1032, 依据所述频段分层中每层的频率范围及每个脑电波的频率范围, 确定与每个脑电波对应的小波分解和重构所需的层数。

[0085] 在本发明实施例中, 所述脑电波包括频率范围为 $0.5 \sim 3\text{Hz}$ 的Delta波、频率范围为 $3 \sim 7\text{Hz}$ 的Theta波、频率范围为 $8 \sim 13\text{Hz}$ 的Alpha波、频率范围为 $14 \sim 17\text{Hz}$ 的Beta波、频率范围为 $34 \sim 50\text{Hz}$ 的Gamma波。

[0086] 其中, Delta波: 深度睡眠脑波状态:

[0087] 当人们的大脑频率处于Delta波时, 为深度睡眠、无意识状态。人的睡眠品质好坏与Delta波有非常直接的关系。Delta波睡眠是一种很深沉的睡眠状态, 如果在辗转难眠时自己召唤出近似Delta波状态, 就能很快地摆脱失眠而进入深沉睡眠。

[0088] Theta波: 深度放松、无压力的潜意识状态

[0089] 当人们的大脑频率处于Theta波时, 人的意识中断, 身体深沉放松, 对于外界的信息呈现高度的受暗示状态, 即催眠状态。Theta波对于触发深沉记忆、强化长期记忆等帮助极大, 所以Theta波被称为“通往记忆与学习的闸门”。

[0090] Alpha波: 学习与思考的最佳脑波状态

[0091] 当人们的大脑频率处于Alpha波时, 人的意识清醒, 但身体却是放松的, 它提供意识与潜意识的“桥梁”。在这种状态下, 身心能量耗费最少, 相对的脑部获得的能量较高, 运作就会更加快速、顺畅、敏锐。Alpha波被认为是人们学习与思考的最佳脑波状态。

[0092] Beta波: 紧张、压力、脑疲劳时的脑波状态

[0093] 人们清醒时, 大部分时间大脑频率处于Beta波状态。随着Beta波的增加, 身体逐渐呈紧张状态, 因而削减了体内免疫系统能力, 此时人的能量消耗加剧, 容易疲倦, 若不充分休息, 容易堆积压力。适当的Beta波对注意力提升以及认知行为的发展有积极作用。

[0094] 在本发明实施例中, 假设所述待处理心电信号已被降采样至 100Hz , 则 f_s 为 100Hz , 信号最高频率为 50Hz , 根据公式(1)、(2)、(3)可知, 每一层对应的频段如下:

[0095]

频段	频率范围/Hz	频段	频率范围/Hz
A1	$0 \sim 25$	D1	$25 \sim 50$
A2	$1 \sim 12.5$	D2	$12.5 \sim 25$
A3	$0 \sim 6.25$	D3	$6.25 \sim 12.5$
A4	$0 \sim 3.125$	D4	$3.125 \sim 6.25$
A5	$0 \sim 1.625$	D5	$1.625 \sim 3.125$
A6	$0 \sim 0.8125$	D6	$0.8125 \sim 1.625$
A7	$0 \sim 0.40625$	D7	$0.40625 \sim 0.8125$
A8	$0 \sim 0.203125$	D8	$0.203125 \sim 0.40625$
A9	$0 \sim 0.10156$	D9	$0.10156 \sim 0.203125$

[0096] 以Delta波为例, 其频段范围为 $0.5 \sim 3\text{Hz}$ 。因此, 选用第5、6、7层的近似系数(D5/D6/D7)来重构信号。

[0097] S1033, 根据与每个脑电波对应的所述小波分解所需的层数及预先选择的母小波进行信号分解, 得到与每个脑电波对应的按频段划分的多层波形。

[0098] 在本发明实施例中,经验证,coifN小波和dmey小波的提取效果较佳,且优选地,以coif3小波基作为母小波时,具有最佳的提取效果。因而本发明实施例采用coif3小波基作为母小波进行小波分解。当然,可以理解的是,在本发明的其他实施例中,也可选取其他的母小波,如db小波等,本发明不做具体限定。

[0099] 需要说明的是,当以coif3小波基作为母小波时,中心频率和带宽是影响coif3小波时频分辨率关键因素。改变中心频率-带宽比就可以改变coif3小波变换的时频分辨率。当中心频率-带宽比达到最优时,coif3小波变换的时频分辨率最高。

[0100] 具体地,优化过程如下:

[0101] 首先,coif3小波的母小波表达式如公式(4)所示。其中, f_c 表示母波 $\psi(t)$ 的特征频率,也是中心频率, σ_t 为高斯窗的标准差,通常取值为1, σ_f 为带宽,通常 $\sigma_f = 1/2\pi \cdot \sigma_t$ 。分析coif3小波的母小波可知,小波波形振荡衰减的快慢由带宽 σ_f 决定,波形的振荡频率由中心频率 f_c 决定。根据公式1可以计算coif3小波的频率分辨率(公式5)和时间分辨率(公式6),其中, f_s 为采样频率, f_c 为中心频率, σ_f 为带宽, f_i 为信号分析频率。

[0102] 接着,利用Shannon熵优化coif3小波变换中心频率-带宽比的核心思想,就是用概率分布序列 p_i 来表示小波系数,然后计算 p_i 的值,表达式如公式7所示。其中, p_i 是一个概率分布序列,通过小波系数转换得到,具有不确定性。其转换公式如公式8所示, $X(f_i, t)$ 为小波系数。中心频率-带宽比 f_c/σ_f 和Shannon小波熵之间的曲线关系,如图4所示。本次实验中,当中心频率-带宽比 $f_c/\sigma_f = 4.43$ 时,基于Shannon小波熵概率最优理论,可知当Shannon小波熵达到最小值时,coif3小波中心频率-带宽比参数达到最优,对应的基小波就是与特征成分最匹配的小波。

$$[0103] \quad \psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot \sigma_t^2}} e^{i2\pi f_c t} e^{-\frac{t^2}{2\sigma_t^2}} \quad (4)$$

$$[0104] \quad \Delta f_i = \frac{f_i}{f_c f_s} \cdot \frac{1}{2\pi \sqrt{\sigma_f}} \quad (5)$$

$$[0105] \quad \Delta t_i = \frac{f_c f_s}{f_i} \cdot \frac{\sqrt{\sigma_f}}{2} \quad (6)$$

$$[0106] \quad H(p) = -\sum_{i=1}^n p_i \log p_i, \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (7)$$

$$[0107] \quad p_i = |X(f_i, t)| / \sqrt{\sum_{j=1}^M |X(f_j, t)|} \quad (8)$$

[0108] S1034,根据与所述小波重构所需的层数对应的系数及分解得到的与每个脑电波对应所述多层波形,重构得到各个脑电波。

[0109] 由步骤S1032可知,小波重构所需的层数为第5、6、7层,此时,即可根据与所述小波重构所需的层数对应的系数及分解得到的所述多层波形进行信号重构,得到Delta波。

[0110] 在本发明实施例中,只需要根据各个脑电波的频率范围选择相应的层数即可用重构得到各个脑电波,本发明在此不做赘述。

[0111] S104,基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0112] 本发明实施例提供的基于小波变换的脑电放松度识别方法,通过采用加权移动平均法去除所述第二脑电序列信号中的低频直流信息,保证了在去低频直流信息的同时不会对所述第二脑电序列信号产生任何影响,保证所述第二脑电序列信号的平滑,同时采用小波变换的方法准确提取各个脑电波,保证了基于这些提取的脑电波计算得到的特征量的准确性,进而保证了最终脑电放松度的准确识别,为准确的生物反馈指导提供了数据基础和依据。

[0113] 优选地,在步骤S102之前,还包括:

[0114] 以所述第三脑电序列信号为原始信号,以与所述第三脑电序列信号同步采集得到的伪迹序列信号为参考信号,采用经函数链神经网络优化的自适应滤波器对所述第三脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的第三脑电序列信号。

[0115] 在本优选实施例中,考虑到第三脑电序列信号中还包含有各种伪迹序列信号,如舌电伪迹,出汗伪迹,眼电伪迹,脉搏伪迹以及肌电伪迹等干扰。其中,以眼电伪迹和肌电伪迹难以去除的问题,这主要是由于其伪迹信号的幅值较高,是脑电信号的几倍甚至几十倍,而且与脑电信号在频域有混叠。

[0116] 本优选实施例提出一种经函数链神经网络优化的自适应滤波器,滤除放松脑电信号中的各种伪迹信号。

[0117] 具体地,首先,构造自适应滤波器,其中自适应滤波器的原理框图如图4所示,其由原始信号(即所述第三脑电序列信号)和参考信号(与所述第三脑电序列信号同步采集得到的伪迹序列信号,如舌电伪迹,出汗伪迹,眼电伪迹,脉搏伪迹以及肌电伪迹中的任意一种)两个输入组成。滤波时,参考信号经自适应滤波后,与原始信号进行比较,得到所需脑电序列信号的预估信号(较为纯净的脑电序列信号),其中,滤波器不断地自我重新调整其权值,从而使目标误差达到最小。

[0118] 其次,将函数链神经网络(Function Link Neural Network,FLNN)应用到自适应滤波器,利用一组正交基函数将原输入矢量进行维数扩展,将线性参数扩展为非线性,来增强自适应滤波器的非线性处理能力。FLNN由函数扩展和单层感知器两部分组成,函数链神经网络的正交基采用切比雪夫正交多项式,如公式9所示。FLNN的基函数T如公式10所示,网络输出如公式11所示,通过FLNN实现了对输入的非线性扩展,更有助于描述脑电信号的非线性特性。

$$\begin{aligned}
 Ch_0(x) &= 1 \\
 Ch_1(x) &= x \\
 [0119] \quad Ch_2(x) &= 2x^2 - 1 \\
 &\dots \\
 Ch_{m+1}(x) &= 2xCh_m(x) - Ch_{m-1}(x)
 \end{aligned} \tag{9}$$

$$[0120] \quad T = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_M]^T = \begin{bmatrix} 1 \\ Ch_1(x_1) \\ Ch_2(x_1) \\ \vdots \\ Ch_1(x_r) \\ Ch_2(x_r) \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$[0121] \quad \begin{aligned} w_j &= \alpha_{1j} T_1 + \alpha_{2j} T_2 + \dots + \alpha_{Mj} T_M \\ &= \sum_{i=1}^M \alpha_{ij} T_i \end{aligned} \quad (11)$$

[0122] 优选地,步骤S104具体为:

[0123] S1041,计算各个脑电波的能量和能量分布密度,并基于各个脑电波的能量及每个脑电波的等电位线能量比率,计算得到每个脑电波的等电位线能量基线。

[0124] S1042,根据各个脑电波的能量及等电位线能量基线,统计能量小于电位线能量基线的点的个数。

[0125] S1043,根据各个脑电波的能量、能量分布密度、能量小于电位线能量基线的点的个数及第一脑电序列信号的等电位线能量,得到所述第一脑电序列信号的特征量。

[0126] S1044,基于预先训练好的分类器对所述特征量进行分类,识别得到与所述第一脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0127] 其中,根据步骤S103提取得到的Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波可得到各个脑电波的幅度A,由于其随时间变化,因此幅度可表示为A(t)。Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波的幅度分别为A1(t)~A5(t)。

[0128] (1)计算能量P,如公式12所示,其中积分范围为-T/2到T/2。那么Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波的能量分别为P1~P5,此时能量P1~P5就代表Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波信号。

$$[0129] \quad P = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T |A(t)|^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} |A_T(\omega)|^2 d\omega \quad (12)$$

[0130] (2)计算能量分布密度S,如公式13所示,其中, $\omega = 2\pi f = 2\pi/T$,f为频率,T=1/f;那么Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波的能量分布密度分别为S1~S5。

$$[0131] \quad S(\omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} |A_T(\omega)|^2 \quad (13)$$

[0132] 在本发明实施例中,得到各个脑电波的能量之后,就可以计算得到每个脑电波的等电位线能量基线。

[0133] 首先,自学习得到等电位线能量比率fdepsRate。

[0134] 其中,fdepsRate通过大量数据参数自学习得到,且针对Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波的fdepsRate值都不一样。

[0135] 其次:计算等电位线能量基线fdeps。

[0136] $fdeps = \max(P) * fdepsRate$ (14)

[0137] 再次:统计切片内能量 p 小于电位线能量基线 f_{deps} 的点的个数 f_{dcount} 。

[0138] 即:

[0139] if $p < f_{deps}$

[0140] $f_{lcount} = f_{lcount} + 1;$ (15)

[0141] 最后:计算 f_{dcount} 与数据片段总点数的比值 $f_{dcountP}$,该比值 $f_{dcountP}$ 就是所需的特征量。

[0142] 分别计算得到每个波(Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波)的等电位线能量特征 $f_{dcountP1} \sim f_{dcountP5}$,并计算脑电原始信号的等电位线能量特征 $f_{dcountEEG}$ 。

[0143] 这里, $S1 \sim S5, P1 \sim P5, f_{dcountP1} \sim f_{dcountP5}$ 及 $f_{dcountEEG}$ 就是所述第一脑电序列信号的特征量,一共有16个。

[0144] 在本发明实施例中,将所述特征量输入到预先训练好的分类器(如神经网络模型或支持向量机中),就可以识别出其分类,并根据分类得到脑电放松度。在得到脑电放松度后,就可以根据脑电放松度进行放松治疗,如可以根据脑电放松度进行放松引导内容的选择、标记和播放,能够精准地选取最适合用户的放松引导内容,搭配耳机,播放给用户;同时伴随着基于放松度的放松引导内容播放音量调制,帮助用户放松身心,缓解焦虑抑郁,陶冶情操、改善个性弱点、消除心理行为障碍、保持心理和躯体健康。

[0145] 优选地,在步骤S1043之后,步骤S1044之前,还包括:

[0146] 基于主成分分析法对所述特征量进行特征选择和特征降维。

[0147] 通过上述步骤我们得到的特征量分别为 $P1 \sim P5, S1 \sim S5, f_{dcountEEG}, f_{dcountP1} \sim f_{dcountP5}$,共16维特征,特征的维度较大且含有线性相关的输入项,因此考虑进行特征选择和降维。

[0148] 在本发明实施例中,可采用主成分分析算法实现特征选择和降维。

[0149] 具体地,利用主成分分析算法进行特征降维的原理如下:

[0150] 首先,对所述特征量进行数据标准化处理。

[0151] 具体地,

$$[0152] \quad X'_j = \frac{X_j - M_j}{S_j} \quad (16)$$

[0153] 其中:

$$[0154] \quad M_j = \frac{1}{n} \sum_1^n X_j \quad (17)$$

$$[0155] \quad S_j = \sqrt{\left[\frac{1}{n-1} \sum_1^n (X_j - M_j)^2 \right]} \quad (18)$$

[0156] 其中, X'_j 是标准化后的特征量; M_j, S_j 分别表示原始数据某一列的算术平均值和标准(偏)差。

[0157] 然后,根据数据标准化处理后的所述特征量得到协方差矩阵。

[0158] 其中,协方差矩阵 $D = X^T X$,即:

$$[0159] \quad D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1p} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{p1} & d_{p2} & \cdots & d_{pp} \end{bmatrix} \quad (19)$$

[0160] 其中:

$$[0161] \quad d_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}} \quad (20)$$

[0162] 接着,计算所述协方差矩阵的特征根和与每个特征根对应的特征向量;其中,所述特征根的数量为 p 个,且所述的 p 个特征根按照大小排序。

[0163] 其中, $DP = P\lambda$ (21)

[0164] 当只考虑第 j 个特征值时,有 $DP_j = P_j\lambda_j$,即求解 $|D - \lambda_j I| = 0$ 。依次解出各个 λ ,并使其按大小顺序排列,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots, \geq \lambda_p \geq 0$;然后可求出各特征值对应的特征向量 P ,进而特征方程求解完成。

[0165] 再接着,获取所述的 p 个特征根中,贡献率之和大于预定阈值的前 m 个特征根;其中,每个特征根的贡献率等于所述特征根的值除以全部的 p 个特征根的值之和。

[0166] 首先,计算单个主成分的贡献率并进行累计,根据累计贡献率确定主成分的个数 m ,从而确定所需要选取的主成分。贡献率的计算公式如公式(22)所述。累计贡献率即前 m 个贡献率的累积和,如公式(23)所示。所述阈值 D_{max} 一般取在85%~95%之间。根据上一步骤中的特征根排序可知, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots, \geq \lambda_p \geq 0$,从前往后(也是从大到小)依次对特征根进行累加,当累计贡献率 $\sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i$ 大于 D_{max} 时,停止计算,此时累计计算的特征根 λ 的数目为 m ,则只需要选取前 m 个主成分即可。

$$[0167] \quad \lambda_j / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (22)$$

$$[0168] \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (23)$$

[0169] 最后,根据与所述的前 m 个特征根对应的特征向量及所述输入样本空间,得到主成分得分矩阵。

[0170] 其中,所述主成分得分矩阵

$$[0171] \quad T = X^T P = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1m} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \cdots & t_{nm} \end{bmatrix} \quad (24)$$

[0172] 请参阅图6,本发明实施例还提供一种基于下小波变换的脑电放松度识别装置100,包括:

[0173] 降采样单元10,用于对接收的第一脑电序列信号进行降采样,获得第二脑电序列信号;

[0174] 加权移动平均单元20,用于对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算,得到第三脑电序列信号;

[0175] 小波变换单元30,用于对所述第三脑电序列信号进行小波变换,并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波;

[0176] 放松度识别单元40,用于基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0177] 优选地,在一个实施例中,所述加权移动平均单元20,具体包括:

[0178] 第一脑电信号获取模块,用于基于当前的第 j 个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-(N-1)/2)$ 个时刻至第 $(j+(N-1)/2)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量;其中, N 为预设的影响数,且 N 为奇数, j 为大于 $(N+1)/2$ 的整数;

[0179] 第一权值分配模块,用于根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值;其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1;

[0180] 第一加权求和模块,用于对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和,得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量,其中,依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后,根据所有时刻的新的脑电信号的能量,生成第三脑电序列信号。

[0181] 优选地,在另一个实施例中,所述加权移动平均单元20,具体包括:

[0182] 第二脑电信号获取模块,基于当前的第 j 个时刻的脑电信号,获取所述第二脑电序列信号中的位于第 $(j-N)$ 个时刻至第 $(j-1)$ 个时刻之间的 N 个脑电信号的能量;其中, N 为预设的影响数, j 为大于 N 的整数;

[0183] 第二权值分配模块,根据预设的权值分布函数为获取的 N 个脑电信号的能量分配权值;其中, N 个脑电信号的能量的权值之和为1;

[0184] 第二加权求和模块,对所述 N 个脑电信号的能量根据分配的权值进行加权求和,得到新的第 j 个时刻的脑电信号的能量;其中,依次对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号的能量进行加权求和后,根据的所有时刻的新的脑电信号的能量,生成第三脑电序列信号。

[0185] 优选地,所述权值分布函数为正态分布函数。

[0186] 优选地,所述小波变换单元30具体为:

[0187] 频率分层模块,用于根据香农-奈奎斯特采样原理及所述第三脑电序列信号的采样频率进行频段分层,计算得到每层的频率范围;

[0188] 层数确定模块,用于依据所述频段分层中每层的频率范围及每个脑电波的频率范围,确定与每个脑电波对应的小波分解和重构所需的层数;

[0189] 分解模块,用于根据与每个脑电波对应的所述小波分解所需的层数及预先选择的母小波进行信号分解,得到与每个脑电波对应的按频段划分的多层波形;

[0190] 重构模块,用于根据与所述小波重构所需的层数对应的系数及分解得到的与每个脑电波对应的所述多层波形,重构得到各个脑电波。

[0191] 优选地,还包括:

[0192] 伪迹去除单元,用于以所述第三脑电序列信号为原始信号,以与所述第一脑电序列信号同步采集得到的伪迹序列信号为参考信号,采用经函数链神经网络优化的自适应滤波器对所述第三脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的第三脑电序列信号。

[0193] 优选地,所述放松度识别单元40具体包括:

[0194] 能量基线计算模块,用于计算各个脑电波的能量和能量分布密度,并基于各个脑电波的能量及每个脑电波的等电位线能量比率,计算得到每个脑电波的等电位线能量基线;

[0195] 统计模块,用于根据各个脑电波的能量及等电位线能量基线,统计能量小于所述电位线能量基线的点的个数;

[0196] 特征量获取模块,用于根据各个脑电波的能量、能量分布密度、能量小于电位线能量基线的点的个数及第一脑电序列信号的等电位线能量,得到所述第一脑电序列信号的特征量;

[0197] 识别分类单元,用于基于预先训练好的分类器对所述特征量进行分类,识别得到与所述第一脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0198] 优选地,还包括:

[0199] 特征降维模块,用于对所述特征量进行特征选择和特征降维;其中,所述特征选择和特征降维通过主成分分析算法或者通过ANOVA分析和F检验结合算法实现。

[0200] 优选地,所述脑电波包括频率范围为0.5~3Hz的Delta波、频率范围为3~7Hz的Theta波、频率范围为8~13Hz的Alpha波、频率范围为14~17Hz的Beta波、频率范围为34~50Hz的Gamma波。

[0201] 本发明实施例提供的基于小波变换的脑电放松度识别装置100,通过采用加权移动平均算法去除所述第二脑电序列信号中的低频直流信息,保证了在去低频直流信息的同时不会对所述第二脑电序列信号产生任何影响,保证所述第二脑电序列信号的平滑,同时采用小波变换的方法准确提取各个脑电波,保证了基于这些提取的脑电波计算得到的特征量的准确性,进而保证了最终脑电放松度的准确识别,为准确的生物反馈指导提供了数据基础和依据。

[0202] 以上所揭露的仅为本发明一种较佳实施例而已,当然不能以此来限定本发明之权利范围,本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分流程,并依本发明权利要求所作的等同变化,仍属于发明所涵盖的范围。

[0203] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory,ROM)或随机存储记忆体(Random Access Memory, RAM)等。

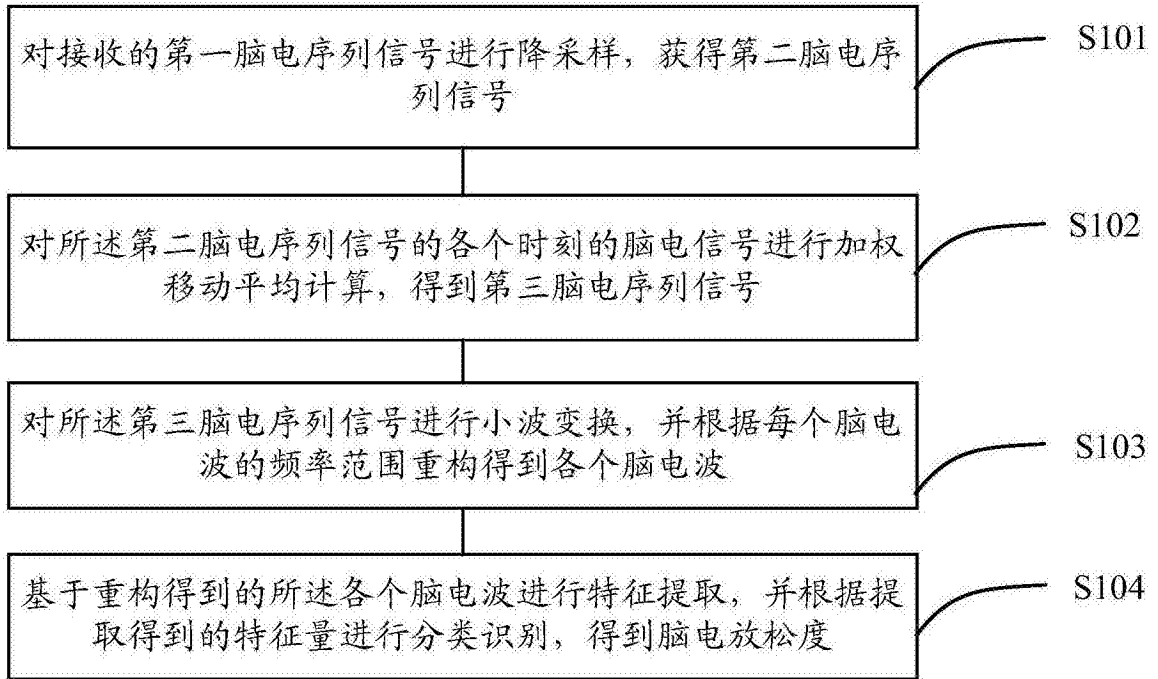


图1

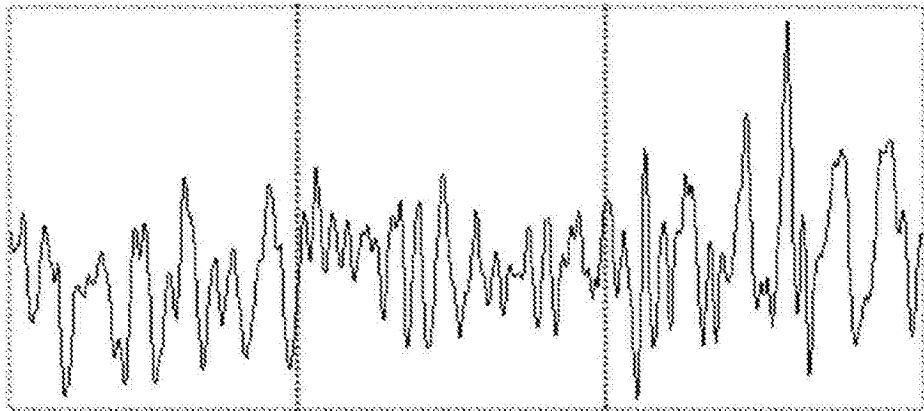


图2

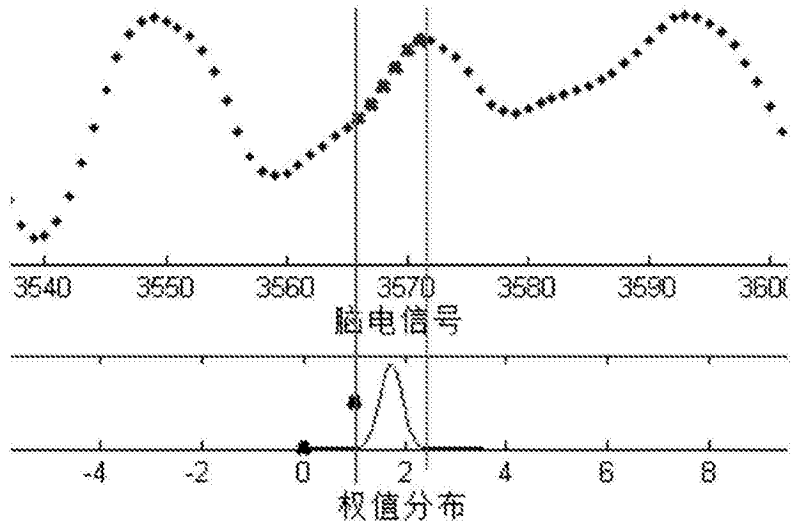


图3

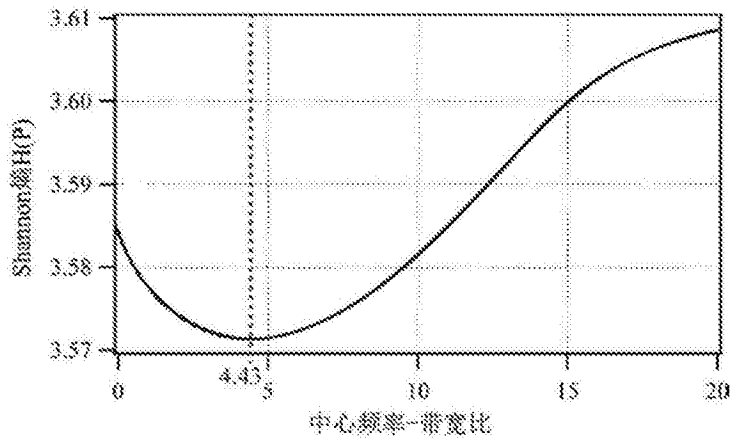


图4

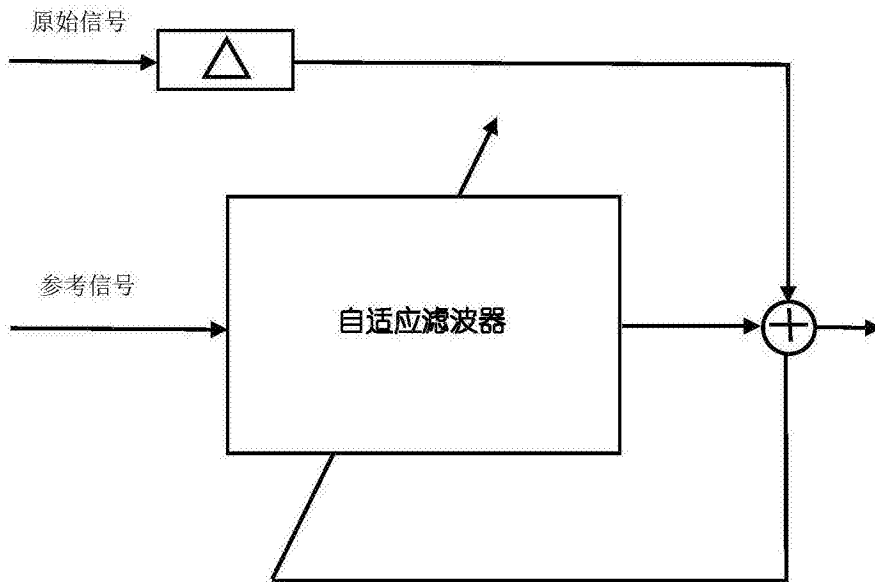


图5

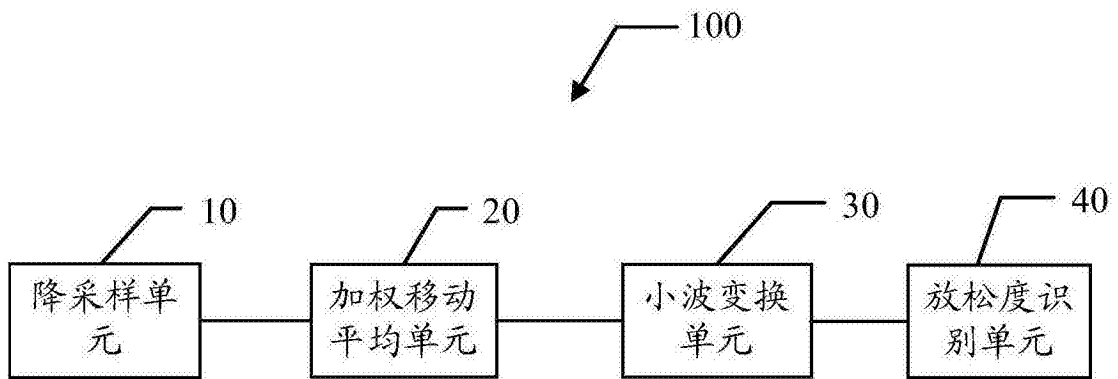


图6

专利名称(译)	一种基于小波变换的脑电放松度识别方法及装置		
公开(公告)号	CN106580319A	公开(公告)日	2017-04-26
申请号	CN201611184948.2	申请日	2016-12-20
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
[标]发明人	胡静 赵巍 韩志		
发明人	胡静 赵巍 韩志		
IPC分类号	A61B5/0482 A61B5/00 A61B5/16 A61M21/02		
CPC分类号	A61B5/0482 A61B5/165 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/725 A61B5/7253 A61B5/7267 A61M21/02 A61M2021/0027		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于小波变换的脑电放松度识别方法，包括如下步骤：对接收的第一脑电序列信号进行降采样，获得第二脑电序列信号；对所述第二脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行加权移动平均计算，得到第三脑电序列信号；对所述第三脑电序列信号进行小波变换，并根据每个脑电波的频率范围重构得到各个脑电波；基于重构得到的所述各个脑电波进行特征提取，并根据提取得到的特征量进行分类识别，得到脑电放松度。本发明还提供了一种基于小波变换的脑电放松度识别装置，可实现准确的脑电放松度识别。

