



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106691445 A

(43)申请公布日 2017.05.24

(21)申请号 201611185371.7

(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)

权利要求书3页 说明书13页 附图4页

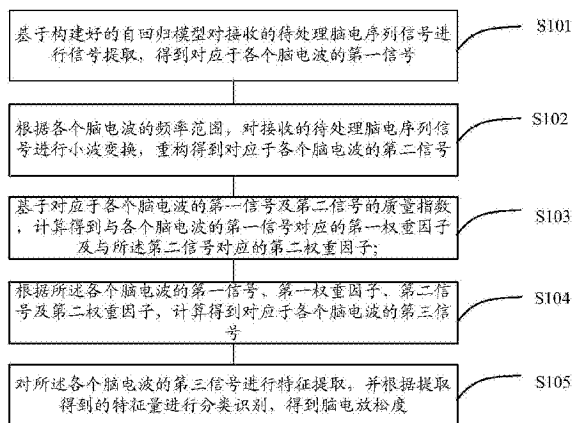
(54)发明名称

基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,包括:基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号;根据脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,得到各个脑电波的第二信号;基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与所述第二信号对应的第二权重因子;根据第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到第三信号;对各个脑电波的第三信号进行特征提取,并根据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自回归模型和小波变换的脑电放松度识别系统,可准确提取脑电波,从而实现准确的脑电放松度识别。

CN 106691445 A



1. 一种基于自回归模型和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:

基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号;

根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号;

基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与各个脑电波的第二信号对应的第二权重因子;

根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号;

对所述各个脑电波的第三信号进行特征提取,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所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,在基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号之前,还包括:

以待处理脑电序列信号为原始信号,以与所述待处理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原始脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的待处理脑电序列信号。

3. 根据权利要求1所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号具体包括:

基于待处理脑电序列信号构建得到自回归模块;

估计与各个脑电波对应的自回归模块中的加权参数,计算与各个脑电波对应的系数矩阵,得到对应的各个脑电波的特征;

根据各个脑电波的特征,采用自相关分离算法,对待处理脑电序列信号进行抽取,提取得到对应的脑电波的第一信号。

4. 根据权利要求3所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述自回归模型经滑动平均法优化。

5. 根据权利要求1所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号具体包括:

根据香农-奈奎斯特采样原理及所述待处理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各个脑电波对应的所述多层波形,重构得到对应于各个脑电波的第二信号。

6. 根据权利要求1所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号具体包括:

根据所述第一权重因子及所述第二权重因子对所述第一信号和第二信号进行加权求和,计算得到对应于各个脑电波的第三信号。

7. 根据权利要求1所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号具体包括:

当判断一个脑电波的第一权重因子大于预设的基准值且该脑电波的第二权重因子小于所述基准值时,将该脑电波的第三信号设置为该脑电波的第一信号;

当判断所述脑电波的第二权重因子小于预设的基准值且所述脑电波的第二权重因子大于所述基准值时,将该脑电波的第三信号设置为该脑电波的第二信号;

当判断所述脑电波的第一权重因子及所述第二权重因子均大于预设的基准值时,根据所述第一权重因子及所述第二权重因子对所述第一信号和第二信号进行加权求和,计算得到对应于各个脑电波的第三信号。

8. 根据权利要求1所述的基于自回归模型和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:

根据对应于各个脑电波的第三信号,计算得到所述待处理脑电序列信号的特征量;

基于预先训练好的支持向量机对所述特征量进行分类,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

9. 根据权利要求8所述的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述根据对应于各个脑电波的第三信号,计算得到所述待处理脑电序列信号的特征量,具体包括:

根据所述各个脑电波的第三信号及待处理脑电序列信号形成对应的二维图表;

用 $m*m$ 的网格完整覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的格子数;其中, $m$ 为大于1的整数,且 $m$ 的取值由信号的长度决定;

根据覆盖有信号的格子数与总格子数计算各个脑电波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,得到待处理脑电序列信号的特征量。

10. 一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别系统,其特征在于,包括:

自回归提取单元,用于基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号;

小波变换单元,用于根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号;

权重计算单元,用于基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与各个脑电波的第二信号对应的第二权重因子;

加权单元,用于根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号;

脑电放松度识别单元,用于对所述各个脑电波的第三信号进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

## 基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及放松治疗领域,尤其涉及一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法及系统。

### 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),脑电波能否准确提取关系到最终脑电放松度识别的精确度。虽然每个脑电波都有自己的特征频率,但由于各个脑电波的特征频率比较接近,因此如何准确的分离提取各个频段脑电波就显得至关重要。

[0005] 现有方式一般直接采用单一的滤波方式进行脑电波的提取,但是这种提取方法提取效果不稳定,容易受到外界因素干扰以及滤波器本身的性能或波动性的影响,进而影响到最终的脑电放松度的识别精度。

### 发明内容

[0006] 针对上述问题,本发明的目的在于提供一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法及系统,可准确的分离提取出脑电信号中的各个脑电波。

[0007] 本发明提供了一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,包括如下步骤:

[0008] 基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号;

[0009] 根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号;

[0010] 基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与各个脑电波的第二信号对应的第二权重因子;

[0011] 根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号;

[0012] 对所述各个脑电波的第三信号进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0013] 优选地,在基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号之前,还包括:

[0014] 以待处理脑电序列信号为原始信号,以与所述待处理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原始脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的待处理脑电序列信号。

[0015] 优选地,所述基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号具体包括:

[0016] 基于待处理脑电序列信号构建得到自回归模块;

[0017] 估计与各个脑电波对应的自回归模块中的加权参数,计算与各个脑电波对应的系数矩阵,得到对应的各个脑电波的特征;

[0018] 根据各个脑电波的特征,采用自相关分离算法,对待处理脑电序列信号进行抽取,提取得到对应的脑电波的第一信号。

[0019] 优选地,所述自回归模型经滑动平均法优化。

[0020] 优选地,所述根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号具体包括:

[0021] 根据香农-奈奎斯特采样原理及所述待处理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;

[0022] 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;

[0023] 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;

[0024] 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各个脑电波对应的所述多层波形,重构得到对应于各个脑电波的第二信号。

[0025] 优选地,所述根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号具体包括:

[0026] 当判断一个脑电波的第一权重因子大于预设的基准值且该脑电波的第二权重因子小于所述基准值时,将该脑电波的第三信号设置为该脑电波的第一信号;

[0027] 当判断所述脑电波的第二权重因子小于预设的基准值且所述脑电波的第二权重因子大于所述基准值时,将该脑电波的第三信号设置为该脑电波的第二信号;

[0028] 当判断所述脑电波的第一权重因子及所述第二权重因子均大于预设的基准值时,根据所述第一权重因子及所述第二权重因子对所述第一信号和第二信号进行加权求和,计算得到对应于各个脑电波的第三信号。

[0029] 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:

[0030] 根据对应于各个脑电波的第三信号,计算得到所述待处理脑电序列信号的特征量;

[0031] 基于预先训练好的基于支持向量机对所述特征量进行分类,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0032] 优选地,所述根据对应于各个脑电波的第三信号,计算得到所述待处理脑电序列

信号的特征量,具体包括:

[0033] 根据所述各个脑电波的第三信号及待处理脑电序列信号形成对应的二维图表;

[0034] 用 $m*m$ 的网格完整覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的格子数;其中, $m$ 为大于1的整数,且 $m$ 的取值由信号的长度决定;

[0035] 根据覆盖有信号的格子数与总格子数计算各个脑电波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,得到待处理脑电序列信号的特征量。

[0036] 本发明还提供了一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别系统,包括:

[0037] 自回归提取单元,用于基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号;

[0038] 小波变换单元,用于根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号;

[0039] 权重计算单元,用于基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与各个脑电波的第二信号对应的第二权重因子;

[0040] 加权单元,用于根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号;

[0041] 放松度识别单元,用于对所述各个脑电波的第三信号进行特征提取,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] 本发明提供的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法及系统,通过利用自回归技术与小波变换技术相结合的方式处理脑电信号,得到各个脑电波的第一信号及第二信号,并根据与所述第一信号对应的第一权重因子和与所述第二信号对应的第二权重因子得到最终用于特征提取的第三信号,如此,可避免由于单一方式提取时出现偏差过大而导致的提取分离的脑电波不够准确,进而影响了最终脑电放松度识别的精确性的问题。即通过本发明提取的各个脑电波,其信号稳定性更高,从而保证了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自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法的流程示意图。

[0045] 图2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。

[0046] 图3是通过切片得到待处理脑电序列信号的示意图。

[0047] 图4是本发明实施例提供的对原始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SVM的最优超平面分类的示意图。

[0050] 图7是SVM高维映射的示意图。

[0051] 图8是本发明实施例提供的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别系统的结构示意图。

### 具体实施方式

[0052] 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。

[0053] 请参阅图1,本发明实施例提供了一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,其可包括如下步骤:

[0054] S101,基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号。

[0055] 在本发明实施例中,一般地,所述待处理脑电序列信号为6秒长度的国际通用切片。

[0056] 具体地,步骤S101可包括如下步骤:

[0057] S1011,基于待处理脑电序列信号构建得到自回归模块。

[0058] 在本发明实施例中,首先需要构建与自回归模型(Autoregressive Model,ARM)。其中,自回归模型是用自身做回归变量的过程,即利用前期若干时刻的随机变量的线性组合来描述以后某时刻随机变量的线性回归模型,它是时间序列中的一种常见形式。

[0059] 如公式(1)所示,对于一个自回归模型,B为延迟算子,且满足 $By_t = y_{t-1}$ ;p为模型的阶数,表示自回归项数, $y_t$ 为时间序列的当前值, $y_{t-1}$ 为时间序列的上一个时刻的值, $a_t$ 为随机干扰。 $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ ,且满足平稳性条件。在ARM中,当前时刻的观测 $y_t$ 由过去p个历史时刻的观测值和一个当前时刻的随机干扰来表示,即:

$$[0060] \quad \phi(B) y_t = a_t \quad (1)$$

[0061] 在本发明实施例中,为了更好的进行降噪,尤其是降低白噪声,还可利用滑动平均法来优化自回归模型,优化手段是使ARM的残差最小。假设滑动平均法的阶数为q,则 $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$ ,滑动平均模型MA(q)如公式2所示,当前时刻的观测 $y_t$ 由过去q个历史时刻的观测值和一个当前时刻的随机干扰来表示, $y_t$ 为时间序列的当前值; $a_t$ 为随机干扰。利用该模型对自回归模型进行优化,则可得到如公式3所示的自回归-滑动平均模型ARMA(p,q),其中,p、q为模型阶数(p为自回归项数,q为滑动平均项数)。

$$[0062] \quad y_t = \theta(B) \cdot a_t \quad (2)$$

$$[0063] \quad \phi(B) y_t = \theta(B) \cdot a_t \quad (3)$$

[0064] S1012,估计与各个脑电波对应的自回归模块中的加权参数,计算与各个脑电波对应的系数矩阵,得到对应的各个脑电波的特征。

[0065] S1013,根据各个脑电波的特征,采用自相关分离算法,对待处理脑电序列信号进行抽取,提取得到对应的脑电波的第一信号。

[0066] 在本发明实施例中,构建好自回归模型后,就可以进行脑电波提取了,其中,所述的各个脑电波包括频率范围Delta波、Theta波、Alpha波、Beta波、Gamma波。其中一般地,Delta波的频率范围为0.5~3Hz,Theta波的频率范围为3~7Hz、Alpha波的频率范围为8~

13Hz、Beta波的频率范围为14~17Hz、Gamma波的频率范围为34~50Hz。具体地,以Delta波提取为例,通过估计与Delta波对应的加权参数,并计算待处理脑电序列信号的ARMA(p,q)模型的系数矩阵,作为Delta波的特征,然后,结合估计得到的Delta波的特征,采用自相关分离算法,对待处理脑电序列信号进行抽取,就可以提取得到Delta波了。

[0067] 在本发明实施例中,使用同样的方法就可以提取到其他脑电波的第一信号,本发明在此不做赘述。

[0068] S102,根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号。

[0069] 具体地,可包括如下步骤:

[0070] S1021,根据香农-奈奎斯特采样原理及所述待处理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。

[0071] S1022,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。

[0072] 根据香农-奈奎斯特采样原理,设所述待处理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:

$$[0073] \quad f_1 = (f_s/2) / N_1 \quad (4)$$

$$[0074] \quad f_2 = (f_s/2) / N_2 \quad (5)$$

$$[0075] \quad N > N_1 \quad (N_1 > N_2) \quad (6)$$

[0076] 即需要重构的小波的层数为 $N_2 \sim N_1$ 层。

[0077] 在本发明实施例中,假设所述待处理脑电信号的采样频率为100Hz,即 $f_s$ 为100Hz,信号最高频率为50Hz,根据公式(4)、(5)、(6)可知,每一层对应的频段如下:

[0078]

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

[0079] 以Delta波为例,其频段范围为0.5~3Hz。因此,选用第5、6、7层的近似系数(D5/D6/D7)来重构信号。若是Theta波(3~7Hz),则选用第3、4层的近似系数(D3/D4)来重构信号、若是Alpha波(8~13Hz),则选用第2、3层的近似系数(D2/D3)来重构信号,以此类推。

[0080] S1023,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。

[0081] 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。

[0082] 需要说明的是,当以coif3小波作为母小波时,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。

[0083] 具体地,优化过程如下:

[0084] 首先,coif3小波的母小波表达式如公式(7)所示。其中, $f_c$ 表示母波 $\psi(t)$ 的特征频率,也是中心频率, $\sigma_t$ 为高斯窗的标准差,通常取值为1, $\sigma_f$ 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 $\sigma_f$ 决定,波形的振荡频率由中心频率 $f_c$ 决定。根据公式(7)可以计算coif3小波的频率分辨率(公式8)和时间分辨率(公式9),其中, $f_s$ 为采样频率, $f_c$ 为中心频率, $\sigma_f$ 为带宽, $f_i$ 为信号分析频率。

[0085] 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10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11所示, $X(f_i, t)$ 为小波系数。中心频率-带宽比 $f_c/\sigma_f$ 和Shannon小波熵之间的曲线关系,如图2所示。在本发明实施例中,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。

$$[0086] \quad \psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot \sigma_t^2}} e^{i2\pi f_c t} e^{-\frac{t^2}{2\sigma_t^2}} \quad (7)$$

$$[0087] \quad \Delta f_i = \frac{f_i}{f_c f_s} \cdot \frac{1}{2\pi \sqrt{\sigma_f}} \quad (8)$$

$$[0088] \quad \Delta t_i = \frac{f_c f_s}{f_i} \cdot \frac{\sqrt{\sigma_f}}{2} \quad (9)$$

$$[0089] \quad H(p) = -\sum_{i=1}^n p_i \log p_i, \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (10)$$

$$[0090] \quad p_i = |X(f_i, t)| / \left| \sum_{j=1}^M |X(f_j, t)| \right| \quad (11)$$

[0091] S1024,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各个脑电波对应的所述多层波形,重构得到对应于各个脑电波的第二信号。

[0092] 由步骤S1022可知,Delta波进行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小波系数及分解得到的所述多层波形进行信号重构,得到Delta波的第二信号。

[0093] 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的第二信号,本发明在此不做赘述。

[0094] S103,基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与各个脑电波的第二信号对应的第二权重因子。

[0095] 在本发明实施例中,具体的,可通过对各个脑电波的第一信号及第二信号进行功率谱分析,分析其谱分布,得到与所述第一信号对应的第一权重因子及与所述第二信号对应的第二权重因子。

[0096] 当然,也可通过分析所述第一信号及所述第二信号的峰值谱或其他谱的分布来计算得到相应的权重因子,本发明不做具体限定。

[0097] S104,根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号。

[0098] 在本发明实施例中,可通过加权平均来计算得到当前时刻的各个脑电波的第三信号。

[0099] 即:

$$R=\mu_1*R_1+\mu_2*R_2 \quad (12)$$

[0101] 其中, $R_1$ 为任一个脑电波的第一信号, $\mu_1$ 为该脑电波的第一权重因子, $R_2$ 为该脑电波的第二信号, $\mu_2$ 为其第二权重因子。

[0102] 需要说明的是,在进行加权平均之前,需先对 $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 进行归一化处理,具体地,假设 $\mu_1+\mu_2=a$ ,则需要分别对 $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 乘以归一化系数 $1/a$ 进行归一化,保证归一化后的 $\mu_1+\mu_2=1$ 。

[0103] S106,对所述各个脑电波的第三信号进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0104] 本发明实施例提供的基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法,通过利用自回归技术与小波变换技术相结合的方式处理脑电信号,得到各个脑电波的第一信号及第二信号,并根据与所述第一信号对应的第一权重因子和与所述第二信号对应的第二权重因子得到最终用于特征提取的第三信号,如此,可避免由于单一方式提取时出现偏差过大而导致的提取分离的脑电波不够准确,进而影响了最终脑电放松度识别的精确性的问题。即通过本发明实施例提取的各个脑电波,其信号稳定性更高,从而保证了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。

[0105] 优选地,在步骤S101之前,还包括:

[0106] S01,对接收的原始脑电序列信号进行降采样。

[0107] S02,基于加权移动平均算法对降采样后的原始脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行计算,得到去除低频直流信息后的待处理脑电序列信号。

[0108] 在本优选实施例中,为了保证提取和滤波的效率和准确性,还可对脑电序列信号进行相应的预处理。

[0109] 在本优选实施例中,原始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,例如,如图3所示,每个切片的片段为30秒,即每段所述原始脑电序列信号的长度为30秒。

[0110] 在本优选实施例中,一般地,所述原始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。

[0111] 在本优选实施例中,为了去除原始脑电序列信号中的低频直流信息,还可基于加权移动平均算法对降采样后的原始脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行计算,得到所

述待处理脑电序列信号。具体地：

[0112] 首先,基于当前的第j个时刻的脑电信号,获取所述原始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。

[0113] 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)~x(12)。此时,先获取这5个时刻的脑电信号的能量。

[0114] 接着,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。

[0115] 在本优选实施例中,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,t(i)为第i个时刻的脑电信号的时间, $\tau$ 表示需要放大的局部信息量。如图4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。

[0116] 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。

[0117] 然后,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。

[0118] 即:
$$x(j) = \sum_{i=j-(N+1)/2}^{j+(N+1)/2} w(i)x(i)$$

[0119] 最后,依次对所述原始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,生成待处理脑电序列信号。

[0120] 在本发明实施例中,一般地,还需要对30秒的待处理脑电序列信号进行再次切片,如切成6秒的待处理脑电序列信号切片。

[0121] 本优选实施例中,一方面,通过降采样减少了小波变换所需的时间,加快了变换的速度,并减轻了数据处理量;另一方面,对脑电信号进行去低频直流信息,避免了这些低频直流信息与脑电波的频率发生重叠而影响提取的效果。

[0122] 优选地,在步骤S101之前,还包括:

[0123] S03,以待处理脑电序列信号为原始信号,以与所述待处理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原始脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的待处理脑电序列信号。

[0124] 在本优选实施例中,考虑到待处理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。

[0125] 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,滤除待处理脑电信号中的各种伪迹信号。

[0126] 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5所示,其由

原始信号(即所述待处理脑电序列信号)和参考信号(与所述待处理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。

[0127] 其次,将函数链神经网络(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13所示。FLNN的基函数 $T$ 如公式14所示,网络输出如公式15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。

$$\begin{aligned}
 Ch_0(x) &= 1 \\
 Ch_1(x) &= x \\
 [0128] \quad Ch_2(x) &= 2x^2 - 1 \\
 &\dots \\
 Ch_{m+1}(x) &= 2xCh_m(x) - Ch_{m-1}(x)
 \end{aligned} \tag{13}$$

$$[0129] \quad T = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_M]^T = \begin{bmatrix} 1 \\ Ch_1(x_1) \\ Ch_2(x_1) \\ \vdots \\ Ch_1(x_r) \\ Ch_2(x_r) \\ \vdots \end{bmatrix} \tag{14}$$

$$\begin{aligned}
 w_j &= \alpha_{1j}T_1 + \alpha_{2j}T_2 + \dots + \alpha_{Mj}T_M \\
 [0130] \quad &= \sum_{i=1}^M \alpha_{ij}T_i
 \end{aligned} \tag{15}$$

[0131] 优选地,步骤S105具体包括:

[0132] S1051,当判断一个脑电波的第一权重因子大于预设的基准值且该脑电波的第二权重因子小于所述基准值时,将该脑电波的第三信号设置为该脑电波的第一信号;

[0133] S1052,当判断所述脑电波的第二权重因子小于预设的基准值且所述脑电波的第二权重因子大于所述基准值时,将该脑电波的第三信号设置为该脑电波的第二信号;

[0134] S1053,当判断所述脑电波的第一权重因子及所述第二权重因子均大于预设的基准值时,根据所述第一权重因子及所述第二权重因子对所述第一信号和第二信号进行加权求和,计算得到对应于各个脑电波的第三信号。

[0135] 本优选实施例中,如果某个权重因子归一化后小于预设的基准值,则说明这个权重因子对应的信号可能信号质量比较差,为了避免影响最终的放松度识别结果,直接去掉这个权重因子对应的信号,而采用另一个信号作为最终输出的信号,这样可以保证提取分离的脑电波具有较高的准确度,保证最终放松度的准确识别。

[0136] 优选地,所述步骤S106具体包括:

[0137] S1061,根据对应于各个脑电波的第三信号,计算得到所述待处理脑电序列信号的特征量。

[0138] 具体地:

[0139] 首先,根据所述各个脑电波的第三信号及待处理脑电序列信号形成对应的二维图表。

[0140] 其次,用 $m*m$ 的网格完整覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的格子数;其中, $m$ 为大于1的整数,且 $m$ 的取值由信号的长度决定。

[0141] 最后,根据覆盖有信号的格子数与总格子数计算各个脑电波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,得到待处理脑电序列信号的特征量。

[0142] S1062,基于预先训练好的支持向量机对所述特征量进行分类,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0143] 在本发明实施例中,在得到待处理脑电序列信号的特征量后,将其输入到基于支持向量机(Support Vector Machine,SVM),对所述特征量进行分类,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0144] 具体地,支持向量机的基本思想是在样本空间或特征空间中构造出最优超平面,使得超平面与不同类样本集之间的距离最大,从而达到最大的泛化能力,如图6所示。

[0145] 下面将介绍SVM的原理。

[0146] 首先,针对给定二分类样本对 $\{(x_i, y_i), x_i \in \mathbb{R}^N, y_i = \pm 1\}$ (以此类推五分类样本对为 $\{(x_i, y_i), x_i \in \mathbb{R}^N, y_i = 1, 2, 3, 4, 5\}$ ), $x_i$ 为训练样本, $x$ 为待判决样本。训练样本集为线性不可分时,需引入非负松弛变量 $\alpha_i, i = 1, 2, \dots, l$ ;分类超平面的优化问题转化为公式16所示。其中, $2/\|w\|$ 表示分类间隔,使分类间隔最大等价于使 $\|w\|^2$ 最小。使 $\|w\|^2$ 最小的分类就成为最优分类面。 $C$ 为误差惩罚参数,是SVM中最重要的可调参数之一。

$$[0147] \quad \min\left(\frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \alpha_i\right) \quad \text{s.t. } \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, l \quad (16)$$

[0148] 其次,选取径向基(Radial Basis Function RBF)核函数,如公式17所示。其中 $\gamma$ 为RBF核函数的宽度,是SVM中另一个重要的可调参数。

$$[0149] \quad K_{x, x_i} = \exp(-\gamma * \|x - x_i\|^2) \quad (17)$$

[0150] 最后,应用核函数技术,将输入空间中的非线性问题,通过函数映射到高维特征空间中,在高维空间中构造线性判别函数,求解最优超平面,使得超平面与不同类样本集之间的距离最大,从而达到最大的泛化能力,如图7所示。

[0151] 在本发明实施例中,构造好SVM后,就可以进行训练了,具体地,将提取得到的特征量作为训练SVM的输入样本 $X$ ,将神念设备同步采集得到的“放松度”作为金标准,也就是SVM的输出 $Y$ 。 $(X, Y)$ 共同组成SVM的训练样本对,进行SVM训练。

[0152] 在训练好SVM后,就可以利用该SVM进行分类,从而实现放松度的分类识别。

[0153] 需要说明的是,SVM的分类性能受到诸多因素影响,其中误差惩罚参数 $C$ 和RBF核函数的宽度 $\gamma$ 两个因素最为关键。 $C$ 为误差惩罚参数,是SVM中最重要的可调参数之一,表示对错分样本比例和算法复杂度折衷,即在确定的特征子空间中调节学习机器置信范围和经验风险比例,使学习机器的推广能力最好。核函数及参数的选择也直接影响到SVM分类好坏。

[0154] 在具体使用时,可对这两个参数进行参数寻优,如通过结合交叉验证法与网格搜

索算法、结合留一法与遗传算法、结合交叉验证法与遗传算法、结合交叉验证法与粒子群算法进行参数寻优,这些技术方案均在本发明的保护范围之内,本发明在此不做赘述。

[0155] 请参阅图6,本发明还提供一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别系统100,包括:

[0156] 自回归提取单元10,用于基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取,得到对应于各个脑电波的第一信号;

[0157] 小波变换单元20,用于根据各个脑电波的频率范围,对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换,重构得到对应于各个脑电波的第二信号;

[0158] 权重计算单元30,用于基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数,计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与各个脑电波的第二信号对应的第二权重因子;

[0159] 加权单元40,用于根据所述各个脑电波的第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子,计算得到对应于各个脑电波的第三信号;

[0160] 放松度识别单元50,用于对所述各个脑电波的第三信号进行特征提取,并根据提取得到的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0161] 优选地,还包括:

[0162] 降采样单元,用于对接收的原始脑电序列信号进行降采样;

[0163] 加权移动平均计算单元,用于基于加权移动平均算法对降采样后的原始脑电序列信号的各个时刻的脑电信号进行计算,得到去除低频直流信息后的待处理脑电序列信号。

[0164] 本优选实施例中,一方面,通过降采样单元进行降采样减少了小波变换所需的时间,加快了变换的速度,并减轻了数据处理量;另一方面,通过加权移动平均计算单元对脑电信号进行去低频直流信息,避免了这些低频直流信息与脑电波的频率发生重叠而影响提取的效果。

[0165] 优选地,还包括:

[0166] 自适应滤波单元,用于以待处理脑电序列信号为原始信号,以与所述待处理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原始脑电序列信号进行滤波,得到去除伪迹序列信号后的待处理脑电序列信号。

[0167] 优选地,所述自回归提取单元10具体包括:

[0168] 自回归模型构建模块,用于基于待处理脑电序列信号构建得到自回归模块;

[0169] 特征计算模块,用于估计与各个脑电波对应的自回归模块中的加权参数,计算与各个脑电波对应的系数矩阵,得到对应的各个脑电波的特征;

[0170] 自相关分离模块,用于根据各个脑电波的特征,采用自相关分离算法,对待处理脑电序列信号进行抽取,提取得到对应的脑电波的第一信号。

[0171] 优选地,所述小波变换单元20具体包括:

[0172] 频段分层模块,用于根据香农-奈奎斯特采样原理及所述待处理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。

[0173] 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。

[0174] 信号分解模块,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;

[0175] 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各个脑电波对应的所述多层波形,重构得到对应于各个脑电波的第二信号。

[0176] 优选的,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。

[0177] 优选地,所述加权单元40具体包括:

[0178] 第一判断模块,用于当判断一个脑电波的第一权重因子大于预设的基准值且该脑电波的第二权重因子小于所述基准值时,将该脑电波的第二信号设置为该脑电波的第一信号;

[0179] 第二判断模块,用于当判断所述脑电波的第二权重因子小于预设的基准值且所述脑电波的第二权重因子大于所述基准值时,将该脑电波的第二信号设置为该脑电波的第二信号;

[0180] 第三判断模块,用于当判断所述脑电波的第一权重因子及所述第二权重因子均大于预设的基准值时,根据所述第一权重因子及所述第二权重因子对所述第一信号和第二信号进行加权求和,计算得到对应于各个脑电波的第二信号。

[0181] 本优选实施例中,如果某个权重因子归一化后小于预设的基准值,则说明这个权重因子对应的信号可能信号质量比较差,为了避免影响最终的放松度识别结果,直接去掉这个权重因子对应的信号,而采用另一个信号作为最终输出的信号,这样可以保证提取分离的脑电波具有较高的准确度,保证最终放松度的准确识别。

[0182] 优选地,所述放松度识别单元50具体包括:

[0183] 特征量计算模块,用于根据对应于各个脑电波的第二信号,计算得到所述待处理脑电序列信号的特征量;

[0184] 分类模块,用于基于预先训练好的基于支持向量机对所述特征量进行分类,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0185] 优选地,所述特征量计算模块具体包括:

[0186] 二维图表生成子模块,用于根据所述各个脑电波的第二信号及待处理脑电序列信号形成对应的二维图表;

[0187] 格子数统计子模块,用于用 $m*m$ 的网格完整覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的格子数;其中, $m$ 为大于1的整数,且 $m$ 的取值由信号的长度决定;

[0188] 特征量生成子模块,用于根据覆盖有信号的格子数与总格子数计算各个脑电波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,得到待处理脑电序列信号的特征量。

[0189] 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。

[0190] 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

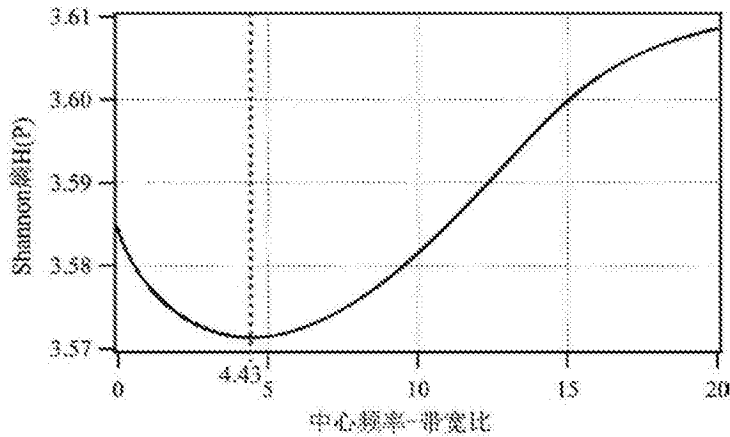


图2

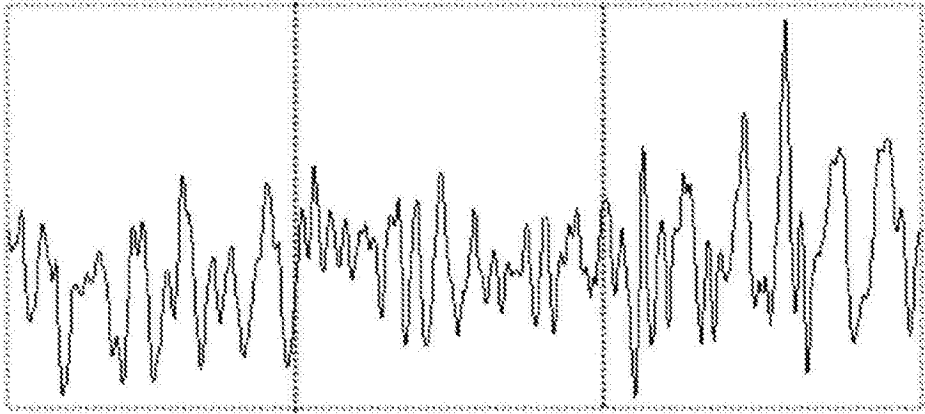


图3

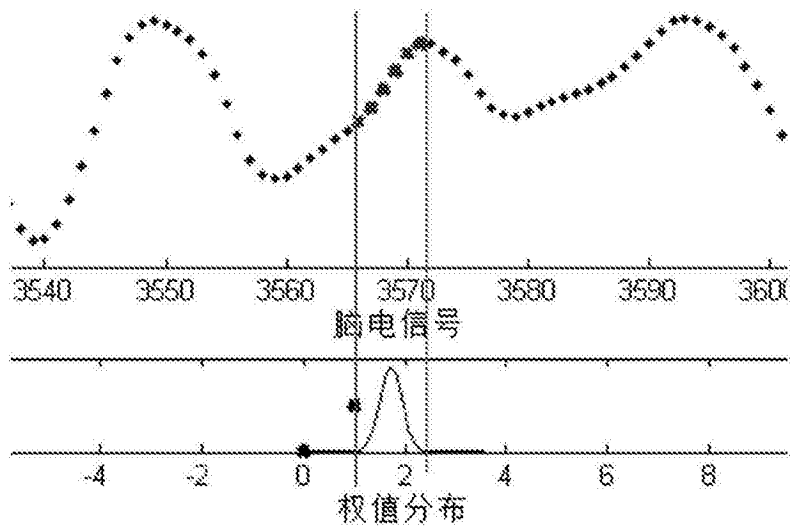


图4

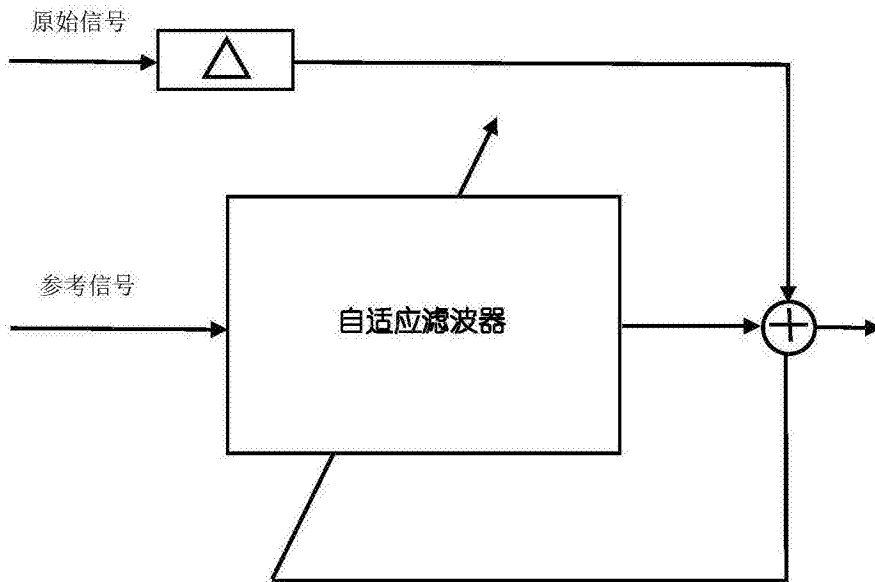


图5

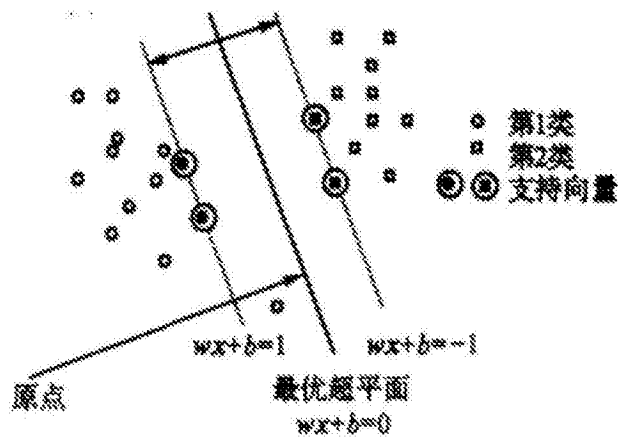


图6

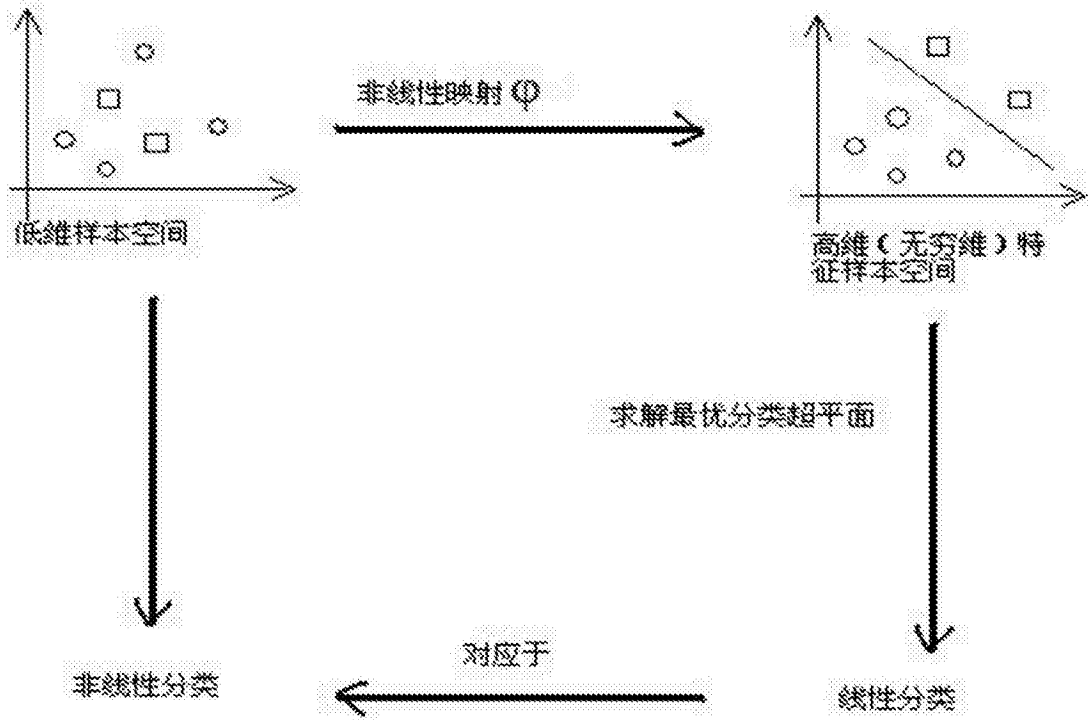


图7

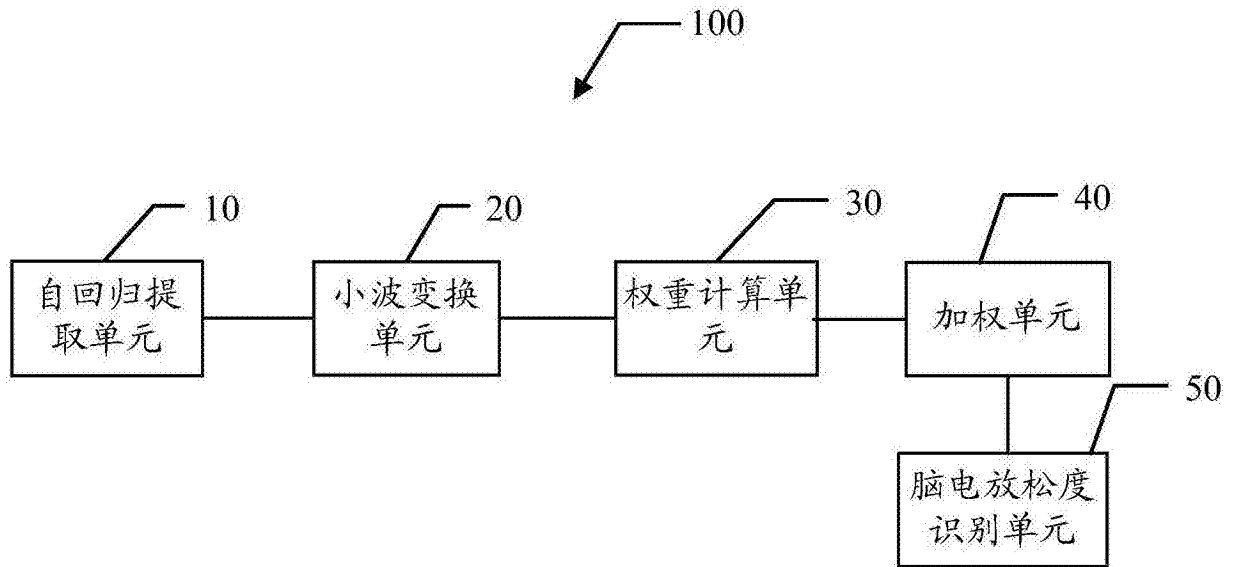


图8

专利名称(译)	基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法及系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN106691445A</a>	公开(公告)日	2017-05-24
申请号	CN201611185371.7	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		
CPC分类号	A61B5/0482 A61B5/165 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7253 A61B5/7267		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于自回归模型和小波变换的脑电放松度识别方法，包括：基于构建好的自回归模型对接收的待处理脑电序列信号进行信号提取，得到对应于各个脑电波的第一信号；根据脑电波的频率范围，对接收的待处理脑电序列信号进行小波变换，得到各个脑电波的第二信号；基于对应于各个脑电波的第一信号及第二信号的质量指数，计算得到与各个脑电波的第一信号对应的第一权重因子及与所述第二信号对应的第二权重因子；根据第一信号、第一权重因子、第二信号及第二权重因子，计算得到第三信号；对各个脑电波的第三信号进行特征提取，并根据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自回归模型和小波变换的脑电放松度识别系统，可准确提取脑电波，从而实现准确的脑电放松度识别。

