



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106923824 A

(43)申请公布日 2017.07.07

(21)申请号 201710187187.4

(22)申请日 2017.03.27

(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

申请人 广州希科医疗器械科技有限公司

(72)发明人 胡静 赵巍

(74)专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司 44202

代理人 麦小婵 郝传鑫

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

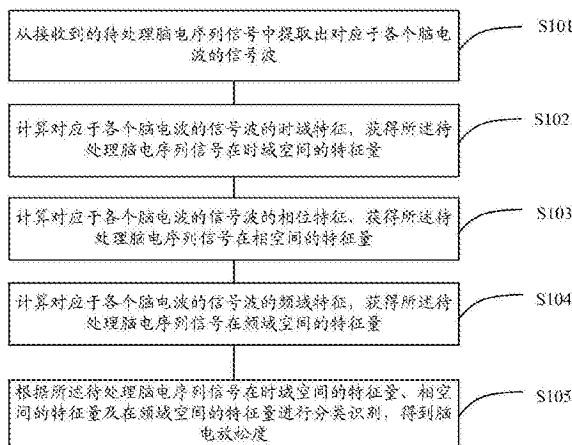
权利要求书3页 说明书14页 附图4页

(54)发明名称

基于多空间信号特征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多空间信号特征的脑电放松度识别方法及装置,所述方法包括:从待处理脑电序列信号中提取信号波;获取信号波的采样点数及各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算其幅度平均值,根据采样点数及幅度平均值计算幅度概率密度,获得在时域空间的特征量;计算信号波的相空间分布密度,获得在相空间的特征量;计算信号波的能量,并根据能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得在频域空间的特征量;根据在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。本发明可全面提取各个脑电波的不同空间的特征,从而实现准确的脑电放松度识别。



1. 一种基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,其特征在于,包括如下步骤:

从接收到的待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波;

获取每个信号波的采样点数及所述信号波的各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量;

计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量;

计算与各个脑电波对应的信号波的能量,并根据各个信号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量;

根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间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所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述获取每个信号波的采样点数及所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量具体包括:

统计每个信号波的采样点数 $n$ ;

查找所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值并且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值 $AmpMaxAverrage$ ;

统计幅度值在 $(-AmpMaxAverrage \times k, +AmpMaxAverrage \times k)$ 区间的点的数目 $Ampnum$ ,其中 $k$ 为经验值;

根据采样点数 $n$ 及 $Ampnum$ 计算各个形变的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

3. 根据权利要求1所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度具体包括:

利用至少一个训练好的支持向量机和至少一个神经网络模型对所述特征量进行分类,得到所述待处理脑电序列信号在各个支持向量机及各个神经网络模型下的分类;

将出现次数最多的分类设置为所述待处理脑电序列信号的分类;

根据所述分类与脑电放松度的对应关系,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

4. 根据权利要求1所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,其特征在于,所述计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量具体包括:

根据所述各个脑电波的信号波及待处理脑电序列信号形成对应的包含有信号的二维图表;

用与二维图表等大小的 $m \times m$ 的网格对应覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的网格数;其中, $m$ 为大于1的整数;

根据覆盖有信号的网格数与所述网格的全部网格数,计算各个信号波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,获得待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

5. 根据权利要求1所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,其特征在于,在所述根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度之前,还包括:

对所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行特征选取及特征降维。

6. 一种基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置,其特征在于,包括:

信号提取单元,用于从接收到的待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波;

时域特征提取单元,用于获取每个信号波的采样点数及所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量;

相空间特征提取单元,用于计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量;

频域特征提取单元,用于计算与各个脑电波对应的信号波的能量,并根据各个信号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量;

脑电放松度识别单元,用于根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

7. 根据权利要求6所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置,其特征在于,所述时域特征提取单元具体包括:

采样点数统计模块,用于统计每个信号波的采样点数 $n$ 。

幅度平均值计算模块,用于查找所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值并且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值 $AmpMaxAverage$ 。

点数统计模块,用于统计幅度值在 $(-AmpMaxAverage \times k, +AmpMaxAverage \times k)$ 区间的点的数目 $Ampnum$ ,其中 $k$ 为经验值。

幅度概率密度计算模块,根据采样点数 $n$ 及 $Ampnum$ 计算各个形变的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

8. 根据权利要求6所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置,其特征在于,所述脑电放松度识别单元具体包括:

分类模块,用于利用至少一个训练好的支持向量机和至少一个神经网络模型对所述特征量进行分类,得到所述待处理脑电序列信号在各个支持向量机及各个神经网络模型下的分类。

分类统计模块,用于将出现次数最多的分类设置为所述待处理脑电序列信号的分类;

放松度识别模块,用于根据所述分类与脑电放松度的对应关系,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6所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置,其特征在于,所述相空间特征提取单元具体包括:

二维图表生成模块,用于根据所述各个脑电波的信号波及待处理脑电序列信号形成对

应的包含有信号的二维图表。

网格数统计模块,用与二维图表等大小的 $m*m$ 的网格对应覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的网格数;其中, $m$ 为大于1的整数。

特征量计算模块,用于根据覆盖有信号的网格数与所述网格的全部网格数,计算各个信号波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,获得待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

10.根据权利要求6所述的基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置,其特征在于,还包括:

特征选取降维单元,用于对所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行特征选取及特征降维。

## 基于多空间信号特征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,尤其涉及一种基于多空间信号特征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),再提取各个脑电波的特征,将这些特征输入到分类器进行分类识别。

[0005] 现有的特征提取方法一般只能从单一角度提取脑电波的特征,评价方式单一,不能保证分类结果的准确性。而且现有的特征提取算法的计算和处理过程复杂,一方面,增加了对硬件的要求,另一方面,由于计算复杂,也无法及时得到分类结果,进而影响了放松治疗的效果。

### 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多空间信号特征的脑电放松度识别方法及装置,可全面的提取出各个脑电波的特征。

[0007] 本发明提供了一种基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,包括如下步骤:

[0008] 从接收到的待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波;

[0009] 获取每个信号波的采样点数及所述信号波的各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量;

[0010] 计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量;

[0011] 计算与各个脑电波对应的信号波的能量,并根据各个信号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量;

[0012] 根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0013] 优选地,所述获取每个信号波的采样点数及所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈

值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量具体包括:

[0014] 统计每个信号波的采样点数 $n$ ;

[0015] 查找所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值并且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值 $AmpMaxAverrage$ ;

[0016] 统计幅度值在 $(-AmpMaxAverrage \times k, +AmpMaxAverrage \times k)$ 区间的点的数目 $Ampnum$ ,其中 $k$ 为经验值;

[0017] 根据采样点数 $n$ 及 $Ampnum$ 计算各个形变的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

[0018] 优选地,所述根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度具体包括:

[0019] 利用至少一个训练好的支持向量机和至少一个神经网络模型对所述特征量进行分类,得到所述待处理脑电序列信号在各个支持向量机及各个神经网络模型下的分类;

[0020] 将出现次数最多的分类设置为所述待处理脑电序列信号的分类;

[0021] 根据所述分类与脑电放松度的对应关系,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0022] 优选地,所述计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量具体包括:

[0023] 根据所述各个脑电波的信号波及待处理脑电序列信号形成对应的包含有信号的二维图表;

[0024] 用与二维图表等大小的 $m \times m$ 的网格对应覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的网格数;其中, $m$ 为大于1的整数;

[0025] 根据覆盖有信号的网格数与所述网格的全部网格数,计算各个信号波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,获得待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

[0026] 优选地,在所述根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度之前,还包括:

[0027] 对所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行特征选取及特征降维。

[0028] 本发明还提供了一种基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置,包括:

[0029] 信号提取单元,用于从接收到的待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波;

[0030] 时域特征提取单元,用于获取每个信号波的采样点数及所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量;

[0031] 相空间特征提取单元,用于计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量;

[0032] 频域特征提取单元,用于计算与各个脑电波对应的信号波的能量,并根据各个信

号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量;

[0033] 脑电放松度识别单元,用于根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0034] 优选地,所述时域特征提取单元具体包括:

[0035] 采样点数统计模块,用于统计每个信号波的采样点数n。

[0036] 幅度平均值计算模块,用于查找所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值并且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值AmpMaxAverrage。

[0037] 点数统计模块,用于统计幅度值在 $(-AmpMaxAverrage \times k, +AmpMaxAverrage \times k)$ 区间的点的数目Ampnum,其中k为经验值。

[0038] 幅度概率密度计算模块,根据采样点数n及Ampnum计算各个形变的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

[0039] 优选地,所述脑电放松度识别单元具体包括:

[0040] 分类模块,用于利用至少一个训练好的支持向量机和至少一个神经网络模型对所述特征量进行分类,得到所述待处理脑电序列信号在各个支持向量机及各个神经网络模型下的分类。

[0041] 分类统计模块,用于将出现次数最多的分类设置为所述待处理脑电序列信号的分

类;

[0042] 放松度识别模块,用于根据所述分类与脑电放松度的对应关系,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0043] 优选地,所述相空间特征提取单元具体包括:

[0044] 二维图表生成模块,用于根据所述各个脑电波的信号波及待处理脑电序列信号形成对应的包含有信号的二维图表。

[0045] 网格数统计模块,用与二维图表等大小的 $m \times m$ 的网格对应覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的网格数;其中,m为大于1的整数。

[0046] 特征量计算模块,用于根据覆盖有信号的网格数与所述网格的全部网格数,计算各个信号波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,获得待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

[0047] 优选地,还包括:

[0048] 特征选取降维单元,用于对所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行特征选取及特征降维。

[0049] 本发明提供的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法及装置,同时从时域空间、相空间、频域空间三个空间提取待处理脑电序列序号的特征量并基于提取得到的特征量进行分类识别得到最终的脑电放松度。相比于单一角度的特征提取,对信号的评价方式更多样化,能更全面的体现信号的特性,避免了单一角度的特征提取容易导致的特征过于片面的问题而影响最终识别精度的问题。本发明可以大大提高识别分类的精度和准确度,为放松治疗提供准确的依据。

## 附图说明

[0050] 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。

[0051] 图1是本发明实施例提供的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法的流程示意图。

[0052] 图2是通过切片得到待处理脑电序列信号的示意图。

[0053] 图3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。

[0054] 图4是自适应滤波器的工作原理图。

[0055] 图5是SVM的最优超平面分类的示意图。

[0056] 图6是SVM高维映射的示意图。

[0057] 图7是本发明实施例提供的基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置的结构示意图。

### 具体实施方式

[0058] 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。

[0059] 请参阅图1,本发明实施例提供了一种基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,其可包括如下步骤:

[0060] S101,从接收到的待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波。

[0061] 在本发明实施例中,所述的各个脑电波可包括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。

[0062] 其中,Delta波:深度睡眠脑波状态。

[0063] 当人的大脑频率处于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。

[0064] Theta波:深度放松、无压力的潜意识状态。

[0065] 当人的大脑频率处于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,即被催眠状态。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”。

[0066] Alpha波:学习与思考的最佳脑波状态。

[0067] 当人的大脑频率处于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。

[0068] Beta波:紧张、压力、脑疲劳时的脑波状态。

[0069] 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。

[0070] 在本发明实施例中,在获得所述待处理脑电序列信号后,可根据每个脑电波的频率范围通过滤波(如卡尔曼滤波)、小波变换或者自回归模型等提取算法从所述待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波。其中,提取时可仅用一个算法提取得到对应于各个脑电波的信号波,也可同时通过多个算法进行提取,再对不同算法提取得到的结果进行加权求和,得到最终的信号波。利用多个提取算法进行信号波的提取,可避免单一算法提取出现的误差偏大或稳定性不高的问题。

[0071] S102,获取每个信号波的采样点数及所述信号波的各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

[0072] 在本发明实施例中,可通过幅度概率密度算法提取各个信号波的幅度概率密度来获取各个信号波的时域特征。

[0073] 首先,统计每个信号波的采样点数 $n$ 。

[0074] 然后,查找所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值并且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值 $AmpMaxAverrage$ ;其中,幅度阈值通过全部切片自学习得到,其为经验参数。

[0075] 接着,统计幅度值在 $(-AmpMaxAverrage \times k, +AmpMaxAverrage \times k)$ 区间的点的数目 $Ampnum$ ,其中 $k$ 为经验值,例如可选取0.4。

[0076] 最后,根据采样点数 $n$ 及 $Ampnum$ 计算各个形变的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量 $AmpPD$ ,即 
$$AmpPD = \frac{Ampnum}{n}$$
。

[0077] 在本发明实施例中,分别计算得到每个信号波(Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma波)的幅度概率密度 $AmpPDP1 \sim AmpPDP5$ ;按照同样的方法可以计算脑电切片信号的幅度概率密度 $AmpPDEEG$ ,即得到所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

[0078] S103,计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

[0079] 具体地:

[0080] S1031,根据所述各个脑电波的信号波及待处理脑电序列信号形成对应的包含有信号的二维图表。

[0081] 其中,二维图表的横坐标为时间,纵坐标为信号的幅值。

[0082] S1032,用与二维图表等大小的 $m \times m$ 的网格对应覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的网格数。

[0083] 其中, $m$ 为大于1的整数,且 $m$ 的取值由信号的长度决定。

[0084] S1033,根据覆盖有信号的网格数与所述网格的全部网格数,计算各个信号波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,获得待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

[0085] 即,相空间分布密度 $=md/m^2$ 。其中, $md$ 为覆盖有信号的网格数。

[0086] 在本发明实施例中,在得到各个信号波及所述待处理脑电序列信号的相空间分布

密度后,就得到了所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

[0087] S104,计算与各个脑电波对应的信号波的能量,并根据各个信号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量。

[0088] 在本发明实施例中,可通过中心频率算法提取各个信号波的中心频率,得到所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量。

[0089] 具体地:

[0090] S1041,计算与各个脑电波对应的信号波的能量。

[0091] S1042,根据各个信号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量。

[0092] 如公式1所示,中心频率FC:

$$FC = \frac{\sum_{f_L}^{f_H} f * P(f)}{\sum_{f_L}^{f_H} P(f)} \quad (1)$$

[0094] 其中, $f_H$ 为对应的脑电波的上限频率, $f_L$ 为对应的脑电波的下限频率,例如Delta波的上限频率为3Hz,下限频率为0.5Hz。

[0095] 在本发明实施例中,依次计算各个信号波的中心频率,就得到所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量。

[0096] S105,根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0097] 在本发明实施例中,在得到所述待处理脑电序列信号在时域空间、相空间及频域空间的特征量之后,将其输入到预先设置好的分类器中,就可以得到当前的脑电放松度。

[0098] 本发明实施例提供的基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法,同时从时域空间、相空间及频域空间三个空间提取各个脑电波的特征,得到待处理脑电序列信号的特征量,并基于提取得到的特征量进行分类识别得到最终的脑电放松度。相比于单一角度的特征提取,对信号的评价方式更多样化,能更全面的体现信号的特性,避免了单一角度的特征提取容易导致的特征过于片面的问题而影响最终识别精度的问题。本发明可以大大提高识别分类的精度和准确度,为放松治疗提供准确的依据。此外,本发明实施例提供的特征提取方法计算简单、快速,对硬件要求低,因而能及时输出分类结果,便于实时的放松治疗。

[0099] 优选地,在步骤S104之后,步骤S105之前,还可以包括:

[0100] S106,基于主成分分析法对所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、在相空间的特征量及在频域空间的特征量进行降维处理,获得降维后的特征量。

[0101] 具体地:

[0102] S1061,将所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、在相空间的特征量及在频域空间的特征量设置为输入样本空间中的特征量,并对所述输入样本空间进行数据标准化处理。

[0103] 具体地,将待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、在相空间的特征量及在频

域空间的特征量设置为输入样本空间X中的元素。对该样本空间X进行数据标准化处理具体为:

$$[0104] \quad X'_{ij} = \frac{X_{ij} - M_j}{S_j} \quad (2)$$

[0105] 其中:

$$[0106] \quad M_j = \frac{1}{n} \sum_1^n X_{ij} \quad (3)$$

$$[0107] \quad S_j = \sqrt{\left[ \frac{1}{n-1} \sum_1^n (X_{ij} - M_j)^2 \right]} \quad (4)$$

[0108] 其中,  $X'_{ij}$  是标准化后的新数据;  $M_j$ 、 $S_j$  分别表示原始数据某一列的算术平均值和标准(偏)差。

[0109] S1062, 根据数据标准化处理后的所述输入样本空间得到协方差矩阵。

[0110] 其中, 协方差矩阵  $D = X^T X$ , 即:

$$[0111] \quad D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1p} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{p1} & d_{p2} & \cdots & d_{pp} \end{bmatrix} \quad (5)$$

[0112] 其中:

$$[0113] \quad d_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}} \quad (6)$$

[0114] S1063, 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。

[0115] 其中,  $DP = P\lambda$  (7)

[0116] 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  $\lambda$ , 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。

[0117] S1064, 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。

[0118] 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。

[0119] 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8所述。累计贡献率即前  $m$  个贡献率的累积和, 如公式9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  $\lambda$  的数目为  $m$ , 则只需要选取前  $m$  个主成分即可。

$$[0120] \quad \lambda_j / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (8)$$

$$[0121] \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (9)$$

[0122] S1065,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。

[0123] 其中,所述主成分得分矩阵中的特征量为所述降维后的特征量。

[0124] 其中,所述主成分得分矩阵

$$[0125] \quad T = X^T P = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1m} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \cdots & t_{nm} \end{bmatrix} \quad (10)$$

[0126] 其中,该主成分得分矩阵T中的各个元素即为经过降维后的特征量。

[0127] 需要说明的是,在本发明实施例中,还可计算主成分的载荷,其中,所述主成分载荷主要反映主成分得分与原变量 $x_j$ 的关联程度,计算公式为: $l_{ij} = p(z_i, x_j) = \sqrt{\lambda_i} p_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, p)$ ,得到各主成分的载荷以后,就可以知道选取的每一个主成分分别对应的原始特征,如有需要,可以根据原始特征的量纲转换回去。

[0128] 在本发明实施例中,在采用主成分分析法筛选出所获得的待处理脑电序列信号在时域空间、相空间及频域空间的特征量中较为重要的特征量后,即可得到降维后的待处理脑电序列信号的特征量。通过对待处理脑电序列信号在时域空间、相空间和频域空间的特征量进行降维处理,使得后续进行脑电放松度识别时的数据计算量减小,从而提高脑电放松度识别的速度,实现脑电放松度的实时识别。

[0129] 优选地,在步骤S104之后,步骤S105之前,还可以包括:

[0130] S107,结合方差分析和F检验计算每个特征量的显著性指标,并选取显著性指标大于预设阈值的特征量。

[0131] 具体地:

[0132] 首先,根据所述特征量、由标准设备同步采集得到的脑电放松度及预先拟合的与每个特征量对应的线性拟合曲线进行方差分析,计算得到每个特征量的拟合值与期望的平方和及原值与拟合值的平方和。

[0133] 在本发明实施例中,在准备阶段,在采集脑电切片信号的同时,还会利用标准设备(如神念设备)同步采集脑电放松度作为标准的脑电放松度。这样当采集一系列脑电切片信号( $A_1, A_2, A_3 \dots A_n$ )后,就可以同时得到一系列标准脑电放松度( $Y_1, Y_2 \dots Y_n$ )。其中,在采集脑电切片信号时,可从所述脑电切片信号提取多个特征量,例如,对于脑电切片信号 $A_1$ ,其可提取特征量( $X_{11}, X_{11}, X_{11} \dots$ ),对于脑电切片信号 $A_2$ ,其可提取特征量( $X_{21}, X_{21}, X_{21} \dots$ )。这样,对于同一种特征量(例如,这里设 $X_{11}, X_{21}, \dots X_{n1}$ 是同一种特征量),可拟合出其与脑电放松度的函数关系,即对坐标点( $X_{11}, Y_1$ )、( $X_{21}, Y_2$ )、 $\dots$  ( $X_{n1}, Y_n$ )进行拟合,这里假设放松度与特征量的关系均是线性关系的,因此每种特征量对应的线性拟合曲线可表示为 $Y_i = X\beta_i + \epsilon_i$ 。

[0134] 在选取特征量阶段,在计算得到特征量后,将当前的所述特征量及由标准设备同

步采集得到的脑电放松度代入到与每个特征量对应的线性拟合曲线中进行方差分析,即可分别计算得到对应的拟合值与期望的平方和(SSR),原值与拟合值的平方和(SSE)。

[0135] 然后,根据拟合值与期望的平方和、原值与拟合值的平方和及自由度,计算得到每个特征量的显著性指标。

[0136] 其中,显著性指标 $F = MSR/MSE$ ,且 $MSR = SSR/1$ ;  $MSE = SSE/n-2$ ;其中,1和 $n-2$ 表示自由度。

[0137] 最后,根据每个特征量的显著性指标,选取出显著性指标大于预设阈值的特征量。

[0138] 在本发明实施中,设定显著性指标的阈值 $F_{min}$ 。选取所述特征量中, $F > F_{min}$ 的特征量作为需要输入的特征量。

[0139] 本优选实施例中,结合方差分析与F检验对所述特征量进行选取,选出较为显著的特征,从而可以提高分类的精确度和速度。

[0140] 优选地,在步骤S101之前,还包括:

[0141] S01,对原始脑电信号进行切片,获得时间长度为30秒的待处理脑电序列信号,并对所述待处理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,得到去除低频直流信息后的待处理脑电序列信号。

[0142] 如图2所示,在本发明实施例中,所述待处理脑电序列信号可通过对原始脑电信号进行切片获得。其中,所述原始脑电信号可通过脑电电极采集获得。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,每个切片的片段为30秒,即每段所述待处理脑电序列信号的长度为30秒。

[0143] 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,例如,通过预处理去除待处理脑电序列信号中的低频直流信息,以避免这些低频直流信息对脑电波提取的干扰。

[0144] 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,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:

[0145] 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。

[0146] 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。

[0147] 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。

[0148] 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。

[0149] 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。

[0150] 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。

$$[0151] \quad \text{即: } x(j) = \sum_{i=j-(N+1)/2}^{j+(N+1)/2} w(i)x(i)$$

[0152] 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。

[0153] 在本发明实施例中,一般地,需要将所述待处理脑电序列信号进行再次切片,如切成时间长度为6秒的片段。

[0154] 本优选实施例中,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,而且对待处理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,可以避免去除低频直流信息时,造成信号失真,保证信号的真实度。

[0155] 优选地,在步骤S101之前,还可以包括:

[0156] S02,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。

[0157] 需要说明的是,在S101之前,可以单独采用步骤S01对待处理脑电序列信号进行处理,也可以单独采用步骤S02对待处理脑电序列信号进行处理,还可以同时采用步骤S01和步骤S02对待处理脑电序列信号进行处理。当同时采用步骤S01和步骤S02对待处理脑电序列信号进行处理时,步骤S01与步骤S02无特定的先后顺序。

[0158] 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。

[0159] 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。

[0160] 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。

[0161] 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11所示。FLNN的基函数T如公式12所示,网络输出如公式13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。

$$\begin{aligned}
&Ch_0(x) = 1 \\
&Ch_1(x) = x \\
[0162] \quad &Ch_2(x) = 2x^2 - 1 \\
&\dots \\
&Ch_{m+1}(x) = 2xCh_m(x) - Ch_{m-1}(x)
\end{aligned} \tag{11}$$

$$[0163] \quad T = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_M]^T = \begin{bmatrix} 1 \\ Ch_1(x_1) \\ Ch_2(x_1) \\ \vdots \\ Ch_1(x_r) \\ Ch_2(x_r) \\ \vdots \end{bmatrix} \tag{12}$$

$$\begin{aligned}
&w_j = \alpha_{1j}T_1 + \alpha_{2j}T_2 + \dots + \alpha_{Mj}T_M \\
[0164] \quad &= \sum_{i=1}^M \alpha_{ij}T_i
\end{aligned} \tag{13}$$

[0165] 优选地,所述步骤S105具体包括:

[0166] S1051,利用至少一个训练好的支持向量机和至少一个神经网络模型对所述特征量进行分类,得到所述待处理脑电序列信号在各个支持向量机及各个神经网络模型下的分类;

[0167] S1052,将出现次数最多的分类设置为所述待处理脑电序列信号的分类;

[0168] S1053,根据所述分类与脑电放松度的对应关系,识别得到当前的脑电放松度。

[0169] 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,将其输入到训练好的至少一个支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和至少一个神经网络模型内,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。

[0170] 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5所示。

[0171] 下面将介绍SVM的原理。

[0172] 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14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。

$$[0173] \quad \min\left(\frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^l \alpha_i\right) \quad \text{s.t. } \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \tag{14}$$

[0174] 其次,选取径向基(Radial Basis Function RBF)核函数,如公式15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。

$$[0175] \quad K_{x, x_i} = \exp(-\gamma * \|x - x_i\|^2) \tag{15}$$

[0176] 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6所示。

[0177] 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。

[0178] 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。

[0179] 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。

[0180] 在本发明实施例中,不同的支持向量机的误差惩罚参数和核函数的宽度参数可由不同的参数寻优算法进行优化得到,如此,每个支持向量机都将识别得到一个分类的结果。

[0181] 其中,优选地,所述参数寻优算法包括: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。

[0182] 在本优选实施例中,所述的至少一个神经网络模型可采用Levenberg-Marquart算法、标准BP算法、增加动量项的BP算法、改进的GA-BP算法进行训练得到,其中,每个算法训练得到一个神经网络模型,即对应一个分类器。

[0183] 训练时,将提取得到的各个特征量作为训练神经网络的输入样本X,将神念设备(或其他标准设备)同步采集得到的“放松度”作为金标准,也就是神经网络的输出Y。(X,Y)共同组成神经网络的训练样本对,再根据训练算法进行神经网络训练。

[0184] 在本优选实施例中,利用训练得到的神经网络模型,就可以作为分类器进行脑电放松度识别,识别得到脑电放松度的等级,如可以分别为弱、较弱、中、较强、强五级(即1~5级)。当前也可以分为更其他等级数,如4级,7级等,本发明不做具体限定。

[0185] 在本优选实施例中,在得到SVM和神经网络模型之后,将各个空间的特征量输入到每个SVM和神经网络模型中,获得这些特征量在每个SVM和神经网络模型中的分类,并统计每个分类出现的次数,再将出现次数最多的分类作为最终的分类,并根据与分类对应的脑电放松度的等级,识别得到脑电放松度。

[0186] 本优选实施例中,通过支持向量机与神经网络模型的组合进行特征量的识别分类,并将出现最多的分类作为最终的分类来识别脑电放松度。由于同时兼顾了支持向量机与神经网络模型两种分类器,因而这种分类方式同时具有支持向量机与神经网络模型的优点,对于某些情况或特征,单独使用支持向量机或者神经网络模型可能分类效果不佳或不准确,而同时采样这两种分类器来分类,可最大程度的避免一种分类器识别效果不佳对最终分类结果的影响,因而分类效果更稳定,不易出现偏差。

[0187] 请参阅图7,本发明还提供一种基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置100,包括:

[0188] 信号提取单元10,用于从接收到的待处理脑电序列信号中提取出对应于各个脑电波的信号波;

[0189] 时域特征提取单元20,用于获取每个信号波的采样点数及所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值,并根据所述采样点数

及所述幅度平均值计算各个信号波的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量;

[0190] 相空间特征提取单元30,用于计算对应于各个脑电波的信号波的相空间分布密度,获得所述待处理脑电序列信号在相空间的特征量;

[0191] 频域特征提取单元40,用于计算与各个脑电波对应的信号波的能量,并根据各个信号波的能量及各个脑电波的频率范围,计算各个信号波的中心频率,获得所述待处理脑电序列信号在频域空间的特征量;

[0192] 脑电放松度识别单元50,用于根据所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别,得到脑电放松度。

[0193] 优选地,还包括:

[0194] 加权移动平均单元,用于对原始脑电信号进行切片,获得时间长度为30秒的待处理脑电序列信号,并对所述待处理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,得到去除低频直流信息后的待处理脑电序列信号;或/及

[0195] 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。

[0196] 优选地,所述时域特征提取单元20具体包括:

[0197] 采样点数统计模块,用于统计每个信号波的采样点数n。

[0198] 幅度平均值计算模块,用于查找所述信号波内各秒中幅度小于幅度阈值并且幅度绝对值最大的点,计算这些点的幅度平均值AmpMaxAverrage。

[0199] 点数统计模块,用于统计幅度值在 $(-AmpMaxAverrage \times k, +AmpMaxAverrage \times k)$ 区间的点的数目Ampnum,其中k为经验值。

[0200] 幅度概率密度计算模块,根据采样点数n及Ampnum计算各个形变的幅度概率密度,获得所述脑电切片信号在时域空间的特征量。

[0201] 优选地,所述相空间特征提取单元30具体包括:

[0202] 二维图表生成模块,用于根据所述各个脑电波的信号波及待处理脑电序列信号形成对应的包含有信号的二维图表。

[0203] 网格数统计模块,用与二维图表等大小的 $m \times m$ 的网格对应覆盖在各个二维图表上,并统计覆盖有信号的网格数;其中,m为大于1的整数。

[0204] 特征量计算模块,用于根据覆盖有信号的网格数与所述网格的全部网格数,计算各个信号波及待处理脑电序列信号的相空间分布密度,获得待处理脑电序列信号在相空间的特征量。

[0205] 优选地,所述基于多空间信号特征的脑电放松度识别装置还包括特征选取降维单元,用于对所述待处理脑电序列信号在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行特征选取及特征降维。

[0206] 其中,可基于主成分分析法进行特征降维,基于方差分析和F检验进行特征选取。

[0207] 优选地,所述脑电放松度识别单元50具体包括:

[0208] 分类模块,用于利用至少一个训练好的支持向量机和至少一个神经网络模型对所

述特征量进行分类,得到所述待处理脑电序列信号在各个支持向量机及各个神经网络模型下的分类。

[0209] 分类统计模块,用于将出现次数最多的分类设置为所述待处理脑电序列信号的分

类;

[0210] 放松度识别模块,用于根据所述分类与脑电放松度的对应关系,识别得到与所述待处理脑电序列信号对应的脑电放松度。

[0211] 本优选实施例中,通过支持向量机与神经网络模型的组合进行特征量的识别分类,并将出现最多的分类作为最终的分类来识别脑电放松度。由于同时兼顾了支持向量机与神经网络模型两种分类器,因而这种分类方式同时具有支持向量机与神经网络模型的优点,对于某些情况或特征,单独使用支持向量机或者神经网络模型可能分类效果不佳或不准确,而同时采样这两种分类器来分类,可最大程度的避免一种分类器识别效果不佳对最终分类结果的影响,因而分类效果更稳定,不易出现偏差。

[0212] 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。

[0213] 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。

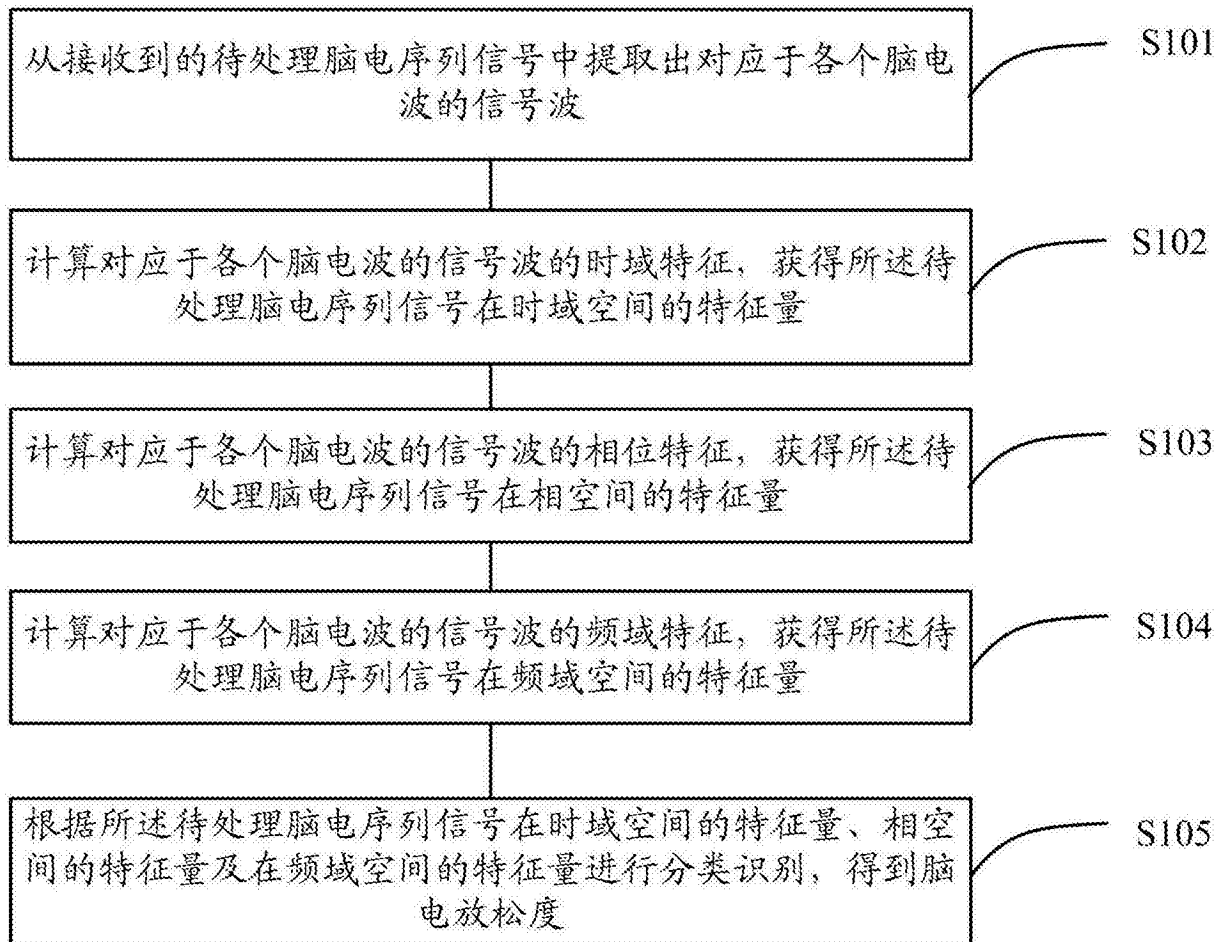


图1

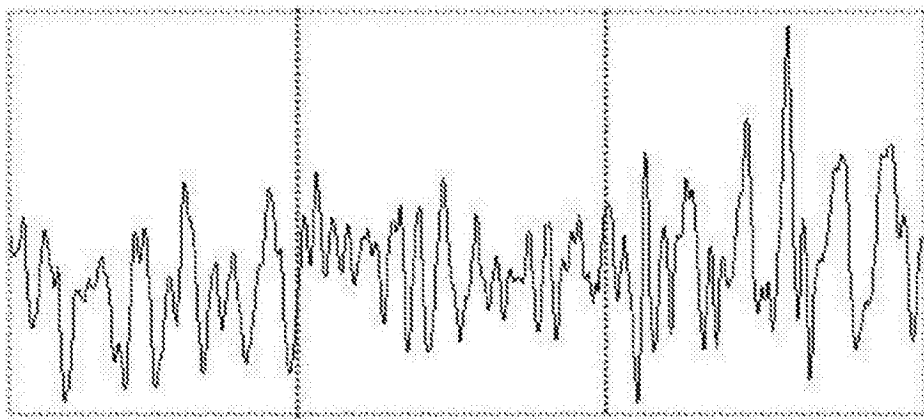


图2

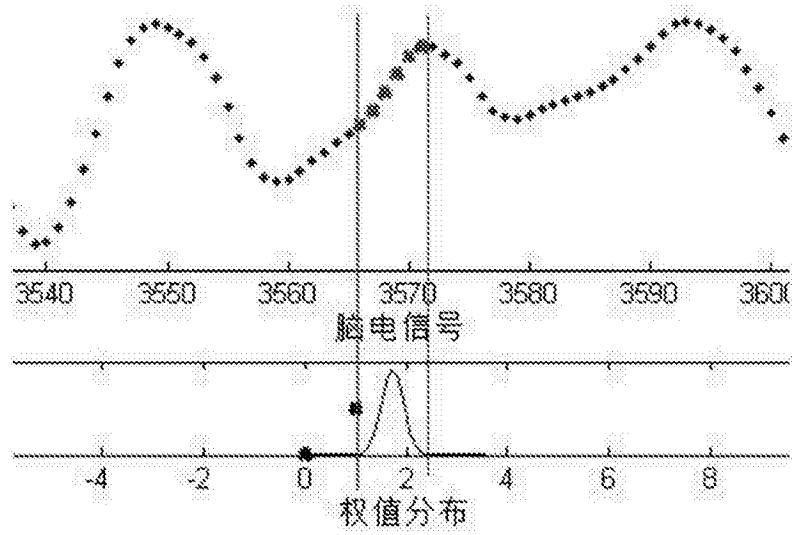


图3

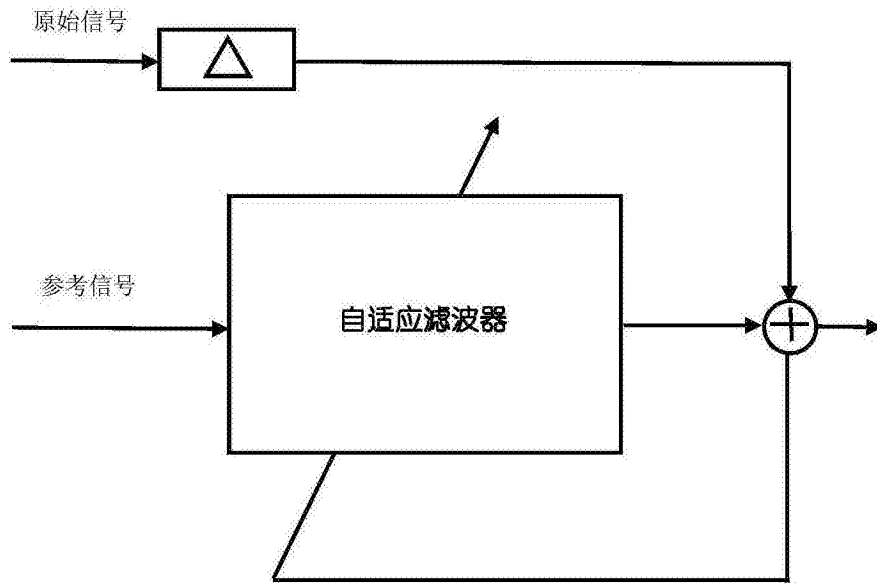


图4

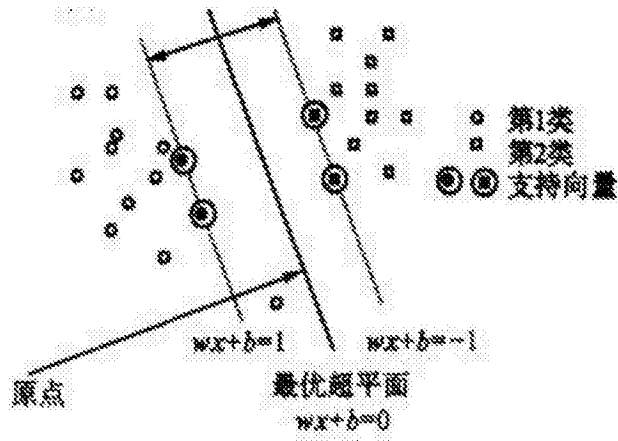


图5

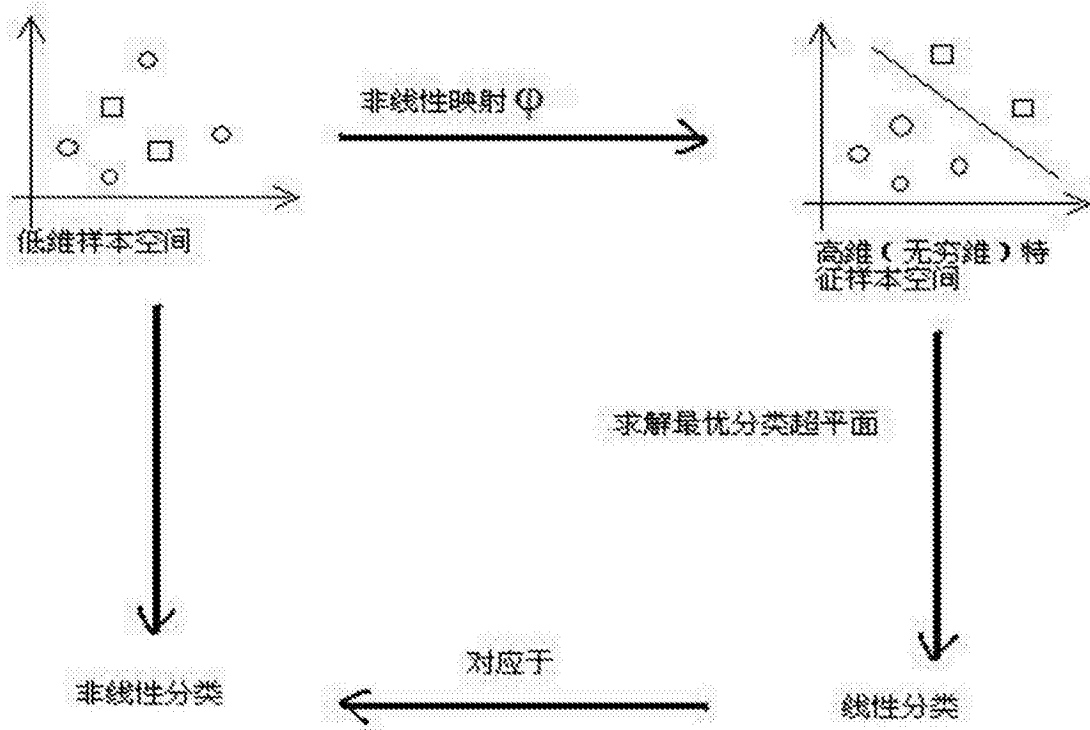


图6

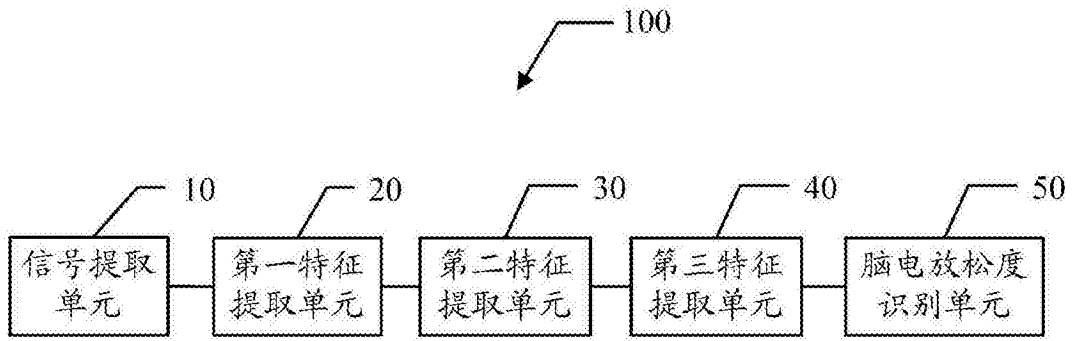


图7

专利名称(译)	基于多空间信号特征的脑电放松度识别方法及装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN106923824A</a>	公开(公告)日	2017-07-07
申请号	CN201710187187.4	申请日	2017-03-27
[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		
发明人	胡静 赵巍		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/16 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/4812 A61B5/4815 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7253 A61B5/7267		
其他公开文献	CN106923824B		
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多空间信号特征的脑电放松度识别方法及装置，所述方法包括：从待处理脑电序列信号中提取信号波；获取信号波的采样点数及各秒中幅度小于幅度阈值且幅度绝对值最大的点，计算其幅度平均值，根据采样点数及幅度平均值计算幅度概率密度，获得在时域空间的特征量；计算信号波的相空间分布密度，获得在相空间的特征量；计算信号波的能量，并根据能量及各个脑电波的频率范围，计算各个信号波的中心频率，获得在频域空间的特征量；根据在时域空间的特征量、相空间的特征量及在频域空间的特征量进行分类识别，得到脑电放松度。本发明可全面提取各个脑电波的不同空间的特征，从而实现准确的脑电放松度识别。

