



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111616680 A

(43)申请公布日 2020.09.04

(21)申请号 202010452922.1

(22)申请日 2020.05.26

(71)申请人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 庞丽萍 曲洪权 完颜笑如

曹晓东 王锡玥

(74)专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569

代理人 杜阳阳

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

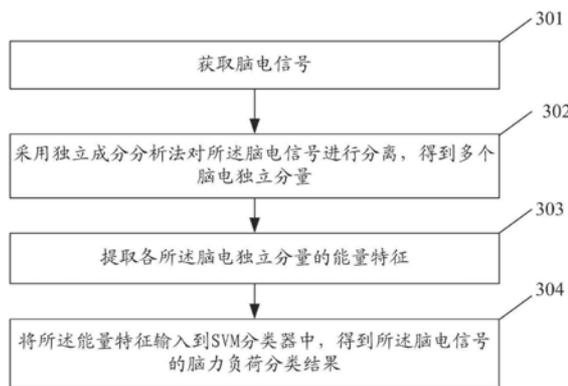
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54)发明名称

一种脑力负荷自动辨识方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种脑力负荷自动辨识方法及系统。该脑力负荷自动辨识方法包括：获取脑电信号；采用独立成分分析法对脑电信号进行分离，得到多个脑电独立分量；提取各脑电独立分量的能量特征；将能量特征输入到SVM分类器中，得到脑电信号的脑力负荷分类结果。本发明能够提高脑力负荷的辨识准确率。



1. 一种脑力负荷自动辨识方法,其特征在于,包括:

获取脑电信号;

采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量;

提取各所述脑电独立分量的能量特征;

将所述能量特征输入到SVM分类器中,得到所述脑电信号的脑力负荷分类结果。

2. 根据权利要求1所述的一种脑力负荷自动辨识方法,其特征在于,所述采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量,具体包括:

构建计算模型

$$X(t) = AS(t);$$

其中, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, m 表示电极点的个数, $S(t)$ 表示脑电独立分量集合, $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, n 表示脑电独立分量的个数, A 表示混合矩阵, $A = \{a_{ij}\}$, $i=1, 2, \dots, m$; $j=1, 2, \dots, n$;

构建对数似然函数

$$L(w) \approx -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

$p_s(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$;

以所述对数似然函数最大为目标,对所述解混合矩阵求解,得到解混合矩阵的最优解;

由所述解混合矩阵的最优解计算混合矩阵的最优解;

将所述混合矩阵的最优解代入到所述计算模型中,得到脑电信号分离模型;

采用所述脑电信号分离模型对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量。

3. 根据权利要求1所述的一种脑力负荷自动辨识方法,其特征在于,所述提取各所述脑电独立分量的能量特征,具体包括:

对所述脑电独立分量进行分段处理,得到多个脑电独立分量片段;

对所述脑电独立分量片段进行傅里叶变换,得到脑电独立分量频域片段;

计算所述脑电独立分量频域片段的功率谱密度;

由所述功率谱密度计算各频段的能量特征。

4. 根据权利要求3所述的一种脑力负荷自动辨识方法,其特征在于,所述由所述功率谱密度计算各频段的能量特征,具体包括:

$$E_\alpha = \sum_{freq=8}^{13} p_{freq}$$

$$E_\beta = \sum_{freq=14}^{30} p_{freq}$$

$$E_\theta = \sum_{freq=4}^7 p_{freq},$$

$$E_\delta = \sum_{freq=0.5}^3 p_{freq}$$

其中, E_{α} 表示8Hz-13Hz频段的能量特征, E_{β} 表示14Hz-30Hz频段的能量特征, E_{θ} 表示4Hz-7Hz频段的能量特征, E_{δ} 表示0.5Hz-3Hz频段的能量特征, p_{freq} 表示对应频段的功率谱密度。

5. 根据权利要求1所述的一种脑力负荷自动辨识方法, 其特征在于, 在所述获取脑电信号之后, 还包括:

对所述脑电信号进行滤波, 得到滤波后的脑电信号。

6. 一种脑力负荷自动辨识系统, 其特征在于, 包括:

脑电信号获取模块, 用于获取脑电信号;

信号分离模块, 用于采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离, 得到多个脑电独立分量;

能量特征提取模块, 用于提取各所述脑电独立分量的能量特征;

分类模块, 用于将所述能量特征输入到SVM分类器中, 得到所述脑电信号的脑力负荷分类结果。

7. 根据权利要求6所述的一种脑力负荷自动辨识系统, 其特征在于, 所述信号分离模块, 具体包括:

计算模型构建单元, 用于构建计算模型

$$X(t) = AS(t);$$

其中, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, m 表示电极点的个数, $S(t)$ 表示脑电独立分量集合, $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, n 表示脑电独立分量的个数, A 表示混合矩阵, $A = \{a_{ij}\}$, $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$;

似然函数构建单元, 用于构建对数似然函数

$$L(w) \approx -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

$p_s(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$;

第一求解单元, 用于以所述对数似然函数最大为目标, 对所述解混合矩阵求解, 得到解混合矩阵的最优解;

第二求解单元, 用于由所述解混合矩阵的最优解计算混合矩阵的最优解;

分离模型构建单元, 用于将所述混合矩阵的最优解代入到所述计算模型中, 得到脑电信号分离模型;

分离单元, 用于采用所述脑电信号分离模型对所述脑电信号进行分离, 得到多个脑电独立分量。

8. 根据权利要求6所述的一种脑力负荷自动辨识系统, 其特征在于, 所述能量特征提取模块, 具体包括:

分段单元, 用于对所述脑电独立分量进行分段处理, 得到多个脑电独立分量片段;

傅里叶变换单元, 用于对所述脑电独立分量片段进行傅里叶变换, 得到脑电独立分量频域片段;

功率谱密度计算单元, 用于计算所述脑电独立分量频域片段的功率谱密度;

能量特征计算单元, 用于由所述功率谱密度计算各频段的能量特征。

9. 根据权利要求8所述的一种脑力负荷自动辨识系统, 其特征在于, 所述能量特征计算

单元,具体包括:

$$E_{\alpha} = \sum_{freq=8}^{13} p_{freq}$$

$$E_{\beta} = \sum_{freq=14}^{30} p_{freq}$$

$$E_{\theta} = \sum_{freq=4}^{7} p_{freq} ,$$

$$E_{\delta} = \sum_{freq=0.5}^3 p_{freq}$$

其中, E_{α} 表示8Hz-13Hz频段的能量特征, E_{β} 表示14Hz-30Hz频段的能量特征, E_{θ} 表示4Hz-7Hz频段的能量特征, E_{δ} 表示0.5Hz-3Hz频段的能量特征, p_{freq} 表示对应频段的功率谱密度。

10. 根据权利要求6所述的一种脑力负荷自动辨识系统,其特征在于,还包括:
滤波模块,用于对所述脑电信号进行滤波,得到滤波后的脑电信号。

一种脑力负荷自动辨识方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及脑力负荷辨识领域,特别是涉及一种脑力负荷自动辨识方法及系统。

背景技术

[0002] 现有的脑力负荷辨识方法首先对采集的脑电信号(electroencephalogram, EEG)进行滤波处理,再对滤波后脑电信号进行特征提取,最后将得到的特征向量作为输入,利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)实现脑力负荷分类。图1为现有的脑力负荷辨识方法的流程图。参见图1,步骤101为采集的原始脑电信号(EEG);步骤102为脑电信号预处理;步骤103为特征提取;步骤104为SVM分类器。

[0003] 现有的脑力负荷辨识方法均是基于脑电信号展开研究,将采集的原始脑电信号进行滤波处理,得到滤波后的脑电信号,对其提取不同频段对应的能量特征,最后将所提特征作为输入,利用SVM进行脑力负荷分类。脑电图电极记录的通道信号是一组脑信号的混合信号,混合过程中导致部分脑信号特征被掩盖,直接分析混合信号不利于区分脑电信号的特性,导致辨识准确率较低。

发明内容

[0004] 基于此,有必要提供一种脑力负荷自动辨识方法及系统,以提高辨识准确率。

[0005] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0006] 一种脑力负荷自动辨识方法,包括:

[0007] 获取脑电信号;

[0008] 采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量;

[0009] 提取各所述脑电独立分量的能量特征;

[0010] 将所述能量特征输入到SVM分类器中,得到所述脑电信号的脑力负荷分类结果。

[0011] 可选的,所述采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量,具体包括:

[0012] 构建计算模型

[0013] $X(t) = AS(t)$;

[0014] 其中, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, T 表示转置, m 表示电极点的个数, $S(t)$ 表示脑电独立分量集合, $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, n 表示脑电独立分量的个数, A 表示混合矩阵, $A = \{a_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$;

[0015] 构建对数似然函数

[0016]
$$L(w) \approx \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

[0017] $p_s(w_i X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$;

[0018] 以所述对数似然函数最大为目标,对所述解混合矩阵求解,得到解混合矩阵的最

优解；

[0019] 由所述解混合矩阵的最优解计算混合矩阵的最优解；

[0020] 将所述混合矩阵的最优解代入到所述计算模型中，得到脑电信号分离模型；

[0021] 采用所述脑电信号分离模型对所述脑电信号进行分离，得到多个脑电独立分量。

[0022] 可选的，所述提取各所述脑电独立分量的能量特征，具体包括：

[0023] 对所述脑电独立分量进行分段处理，得到多个脑电独立分量片段；

[0024] 对所述脑电独立分量片段进行傅里叶变换，得到脑电独立分量频域片段；

[0025] 计算所述脑电独立分量频域片段的功率谱密度；

[0026] 由所述功率谱密度计算各频段的能量特征。

[0027] 可选的，所述由所述功率谱密度计算各频段的能量特征，具体包括：

$$E_{\alpha} = \sum_{freq=8}^{13} P_{freq}$$

$$E_{\beta} = \sum_{freq=14}^{30} P_{freq}$$

[0028]

$$E_{\theta} = \sum_{freq=4}^{7} P_{freq} ,$$

$$E_{\delta} = \sum_{freq=0.5}^{3} P_{freq}$$

[0029] 其中， E_{α} 表示8Hz-13Hz频段的能量特征， E_{β} 表示14Hz-30Hz频段的能量特征， E_{θ} 表示4Hz-7Hz频段的能量特征， E_{δ} 表示0.5Hz-3Hz频段的能量特征， p_{freq} 表示对应频段的功率谱密度。

[0030] 可选的，在所述获取脑电信号之后，还包括：

[0031] 对所述脑电信号进行滤波，得到滤波后的脑电信号。

[0032] 本发明还提供了一种脑力负荷自动辨识系统，包括：

[0033] 脑电信号获取模块，用于获取脑电信号；

[0034] 信号分离模块，用于采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离，得到多个脑电独立分量；

[0035] 能量特征提取模块，用于提取各所述脑电独立分量的能量特征；

[0036] 分类模块，用于将所述能量特征输入到SVM分类器中，得到所述脑电信号的脑力负荷分类结果。

[0037] 可选的，所述信号分离模块，具体包括：

[0038] 计算模型构建单元，用于构建计算模型

[0039] $X(t) = AS(t)$ ；

[0040] 其中， $X(t)$ 表示脑电信号， $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ ， m 表示电极点的个数， $S(t)$ 表示脑电独立分量集合， $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ ， n 表示脑电独立分量的个数， A 表示混合矩阵， $A = \{a_{ij}\}$ ， $i=1, 2, \dots, m$ ； $j=1, 2, \dots, n$ ；

[0041] 似然函数构建单元，用于构建对数似然函数

$$[0042] \quad L(w) \approx -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

[0043] $p_s(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$;

[0044] 第一求解单元, 用于以所述对数似然函数最大为目标, 对所述解混合矩阵求解, 得到解混合矩阵的最优解;

[0045] 第二求解单元, 用于由所述解混合矩阵的最优解计算混合矩阵的最优解;

[0046] 分离模型构建单元, 用于将所述混合矩阵的最优解代入到所述计算模型中, 得到脑电信号分离模型;

[0047] 分离单元, 用于采用所述脑电信号分离模型对所述脑电信号进行分离, 得到多个脑电独立分量。

[0048] 可选的, 所述能量特征提取模块, 具体包括:

[0049] 分段单元, 用于对所述脑电独立分量进行分段处理, 得到多个脑电独立分量片段;

[0050] 傅里叶变换单元, 用于对所述脑电独立分量片段进行傅里叶变换, 得到脑电独立分量频域片段;

[0051] 功率谱密度计算单元, 用于计算所述脑电独立分量频域片段的功率谱密度;

[0052] 能量特征计算单元, 用于由所述功率谱密度计算各频段的能量特征。

[0053] 可选的, 所述能量特征计算单元, 具体包括:

$$[0054] \quad \begin{aligned} E_\alpha &= \sum_{freq=8}^{13} P_{freq} \\ E_\beta &= \sum_{freq=14}^{30} P_{freq} \\ E_\theta &= \sum_{freq=4}^7 P_{freq} \quad , \\ E_\delta &= \sum_{freq=0.5}^3 P_{freq} \end{aligned}$$

[0055] 其中, E_α 表示 8Hz-13Hz 频段的能量特征, E_β 表示 14Hz-30Hz 频段的能量特征, E_θ 表示 4Hz-7Hz 频段的能量特征, E_δ 表示 0.5Hz-3Hz 频段的能量特征, p_{freq} 表示对应频段的功率谱密度。

[0056] 可选的, 所述脑力负荷自动辨识系统还包括:

[0057] 滤波模块, 用于对所述脑电信号进行滤波, 得到滤波后的脑电信号。

[0058] 与现有技术相比, 本发明的有益效果是:

[0059] 本发明提出了一种脑力负荷自动辨识方法及系统, 采用独立成分分析法对脑电信号进行分离, 得到多个脑电独立分量; 提取各脑电独立分量的能量特征; 将能量特征输入到 SVM 分类器中, 得到脑电信号的脑力负荷分类结果。本发明对脑电独立分量进行特征提取, 可以避免混合脑电信号中信号混叠导致部分源信号特征被掩盖的问题, 得到的能量特征具有更大的差异性, 从而提高了脑力负荷辨识的准确率。

附图说明

[0060] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例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例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

- [0061] 图1为现有的脑力负荷辨识方法的流程图;
- [0062] 图2为多源脑电信号混合过程的示意图;
- [0063] 图3为本实施例脑力负荷自动辨识方法的流程图;
- [0064] 图4为本实施例脑力负荷自动辨识方法具体过程示意图;
- [0065] 图5为本发明实施例脑力负荷自动辨识系统的结构示意图。

具体实施方式

[0066] 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。

[0067] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0068] 本发明借鉴分离多源混合语音信号进而获得纯信号的方法——独立分量分析,针对视觉和操作类任务,提出了一种基于脑电独立分量的脑力负荷辨识方法,直接分析脑电信号的独立成分,每个独立成分代表一个源(神经元)发出的信号,即独立脑电信号。对独立分量进行特征提取更易得到具有差异性的能量特征,从而提高脑力负荷辨识准确率。本发明中的脑力负荷自动辨识方法的构思如下:

[0069] 利用非侵入式的测量技术采集脑电信号,将传感器(电极点)设置在头部表面的位置。人的思维过程,会激活很多神经元,从而产生脑活动信号。每个传感器测量的信号都是多个神经元所产生信号的混合信号,且混合方式取决于神经元到传感器的距离,而且同一个人佩戴同一种脑电帽对应固定的混合方式。多源脑电信号混合过程示意图如图2所示。

[0070] 分离混合脑电信号是将混合信号分离,得到独立纯信号再进行后续分析。脑电图电极记录的通道信号可以认为是的一组脑信号的混合信号,直接分析混合信号不利于区分脑信号的特性。因此,本发明借鉴分离多源混合语音信号进而获得纯信号的方法——独立分量分析,针对视觉和操作类任务,提出一种基于脑电独立分量的脑力负荷辨识方法,该方法可以通过如下四个步骤实现:对测量的脑电信号进行滤波;采用独立成分分析法(ICA)获得脑电独立分量;提取脑电独立分量的能量特征;利用SVM进行脑力负荷分类。本实施例脑力负荷自动辨识方法的流程图和具体过程示意图如图3和图4所示。

[0071] 参见图3和图4,本实施例的脑力负荷自动辨识方法,包括:

- [0072] 步骤301:获取脑电信号。
- [0073] 步骤302:采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量。
- [0074] 步骤303:提取各所述脑电独立分量的能量特征。

[0075] 步骤304:将所述能量特征输入到SVM分类器中,得到所述脑电信号的脑力负荷分类结果。

[0076] 其中,步骤301,具体包括:

[0077] 采用DSI-24可穿戴传感脑电系统自带的软件DSI-Streamer采集30个电极点的脑电数据。

[0078] 其中,步骤302,所具体包括:

[0079] 1) 构建计算模型

[0080] $X(t) = AS(t)$;

[0081] 其中, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, T 表示转置, m 表示电极点的个数, $S(t)$ 表示脑电独立分量集合, $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, n 表示脑电独立分量的个数, A 表示混合矩阵, $A = \{a_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$ 。

[0082] 2) 构建对数似然函数

[0083]
$$L(w) \approx -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

[0084] $p_s(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$ 。

[0085] 3) 以所述对数似然函数最大为目标,对所述解混合矩阵求解,得到解混合矩阵的最优解。

[0086] 4) 由所述解混合矩阵的最优解计算混合矩阵的最优解。

[0087] 5) 将所述混合矩阵的最优解代入到所述计算模型中,得到脑电信号分离模型。

[0088] 6) 采用所述脑电信号分离模型对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量。

[0089] 在实际应用中,步骤302更为具体的实现方法为:

[0090] 对脑电信号进行独立分量分析,对脑电独立源信号(独立分量)进行估计。原理为基于线性变换用矩阵分解的方法将未知信号源分解为独立的估计源信号(脑电独立分量集合) $S(t)$ 。计算模型为:

[0091] $X(t) = AS(t)$,

[0092] 这里,需要假设 $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 且每一个分量相互独立, n 表示独立估计源(脑电独立分量)的个数, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, m 表示电极点的个数, A 为混合矩阵。设混合矩阵 A 的逆矩阵(解混合矩阵) $W = A^{-1}$ 是混合的逆向过程,表示为 $W = \{w_{ij}\}$, $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$ 。那么找到解混合矩阵 W 就可以得到独立估计源 $S(t)$ 。设 $S(t)$ 可以通过密度函数 p_s 给出,则联合分布 $p(s)$ 为:

[0093]
$$p(s) = \prod_{j=1}^n p_s(s_j),$$

[0094] $p_s(s_j)$ 表示第 j 个独立估计源的概率密度, s_j 表示第 j 个独立估计源量。

[0095] 通过将联合分布拆解为边界分布的乘积,就能得出每个估计源都是独立的假设,利用公式:

[0096] $p(x) = p(WX(t)) \cdot |W|,$

[0097] $p(x)$ 表示脑电信号的概率密度, $p(WX(t))$ 表示独立估计源的概率密度, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, m 表示电极点的个数, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$ 。

[0098] 可得到 $X(t) = AS(t) = W^{-1}S(t)$ 的概率密度为:

$$[0099] \quad p(x) = \prod_{j=1}^n p(w_j X(t)) \cdot |W|,$$

[0100] $p(x)$ 表示脑电信号的概率密度, $p(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立估计源的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$ 。

[0101] 模型中参数为 W , 给定 $X(t)$, 则对数似然函数为:

$$[0102] \quad L(w) \approx \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

[0103] $p_s(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$ 。

[0104] 求解最大化似然函数就可以得到参数 W 的最佳估计, 从而得到 $S(t)$, $p_s(a_{ij}x_i)$ 表示独立估计源的概率密度。

[0105] 为保证每个被试解混后的独立成分具有一致性, 本发明针对每个被试采用统一的解混合矩阵, 且分离的独立成分个数设置为 30。

[0106] 其中, 步骤 303, 具体包括:

[0107] 1) 对所述脑电独立分量进行分段处理, 得到多个脑电独立分量片段。

[0108] 2) 对所述脑电独立分量片段进行傅里叶变换, 得到脑电独立分量频域片段。

[0109] 3) 计算所述脑电独立分量频域片段的功率谱密度。

[0110] 4) 由所述功率谱密度计算各频段的能量特征,

$$[0111] \quad \begin{aligned} E_\alpha &= \sum_{freq=8}^{13} P_{freq} \\ E_\beta &= \sum_{freq=14}^{30} P_{freq} \\ E_\theta &= \sum_{freq=4}^7 P_{freq}, \\ E_\delta &= \sum_{freq=0.5}^3 P_{freq} \end{aligned}$$

[0112] 其中, E_α 表示 8Hz-13Hz 频段的能量特征, E_β 表示 14Hz-30Hz 频段的能量特征, E_θ 表示 4Hz-7Hz 频段的能量特征, E_δ 表示 0.5Hz-3Hz 频段的能量特征, p_{freq} 表示对应频段的功率谱密度。

[0113] 在实际应用中, 步骤 303 更为具体的实现方法为:

[0114] 对脑电独立分量依次进行分段处理、傅里叶 (FFT) 变换、功率谱估计和能量计算, 得到相应特征。进行分段处理时, 为了把时域上的脑电信号看作是准平稳的, 每一个片段的长度为 1s (即 1000 个采样点) 且相邻片段重叠一半的数据 (即 500 个采样点), 每一个片

段用 $f(t)$ 表示,即每一个片段为一个样本。对每个样本进行 nT 点的FFT转换,其中 $nT=1000$,得到频域样本,用 $F(nT)$ 表示,公式为:

$$[0115] \quad F(nT) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-inTt} dt。$$

[0116] 之后,计算 $F(nT)$ 的功率谱密度 $P(nT)$,公式为:

$$[0117] \quad p(nT) = \frac{F(nT)F^*(nT)}{N},$$

[0118] 其中, $F^*(nT)$ 是 $F(nT)$ 的共轭, N 是信号长度。

[0119] 根据脑电信号频段分布,独立分量可以分为 δ (0.5Hz-3Hz)、 θ (4Hz-7Hz)、 α (8Hz-13Hz)、 β (14Hz-30Hz)四种频段,计算每个频段的能量特征,得到 E_α 、 E_β 、 E_θ 和 E_δ 。

[0120] 其中,步骤304,具体为:

[0121] 将提取的4种能量特征 E_α 、 E_β 、 E_θ 和 E_δ 作为输入,利用SVM算法实现脑力负荷分类。通过网格搜索筛选出SVM分类器的最优参数并进行交叉验证,保证模型的鲁棒性,减少过拟合。SVM算法是通过找到几何间隔最大的超平面对数据进行划分的算法,公式为:

$$[0122] \quad \begin{aligned} & \max_{w,b} \frac{2}{\|w\|} \\ & s.t. y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, 3, \dots, n \end{aligned}$$

[0123] 其中, w 为超平面法向量, b 为位移, y_i 为样本标签, x_i 为样本, i 为样本数量。

[0124] 作为一种可选的实施方式,在步骤302之后,还包括:

[0125] 对所述脑电信号进行滤波,得到滤波后的脑电信号。具体的,对脑电信号进行1Hz-30Hz的带通滤波,得到滤波后的脑电信号。

[0126] 本实施例针对视觉和操作类脑力负荷分类提出的基于脑电独立分量的全自动脑力负荷辨识方法,解决了基于脑电信号的脑力负荷辨识准确率低的难题。

[0127] 本发明还提供了一种脑力负荷自动辨识系统,图5为本发明实施例脑力负荷自动辨识系统的结构示意图。

[0128] 参见图5,本实施例的脑力负荷自动辨识系统包括:

[0129] 脑电信号获取模块501,用于获取脑电信号。

[0130] 信号分离模块502,用于采用独立成分分析法对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量。

[0131] 能量特征提取模块503,用于提取各所述脑电独立分量的能量特征。

[0132] 分类模块504,用于将所述能量特征输入到SVM分类器中,得到所述脑电信号的脑力负荷分类结果。

[0133] 作为一种可选的实施方式,所述信号分离模块502,具体包括:

[0134] 计算模型构建单元,用于构建计算模型

[0135] $X(t) = AS(t)$;

[0136] 其中, $X(t)$ 表示脑电信号, $X(t) = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, m 表示电极点的个数, $S(t)$ 表示脑电独立分量集合, $S(t) = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, n 表示脑电独立分量的个数, A 表示混合矩阵, $A = \{a_{ij}\}$, $i=1, 2, \dots, m$; $j=1, 2, \dots, n$ 。

[0137] 似然函数构建单元,用于构建对数似然函数

$$[0138] \quad L(w) \approx -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \{ \log p_s(w_j X(t)) \} + \log |\det W|;$$

[0139] $p_s(w_j X(t))$ 表示第 j 个独立分量的概率密度, W 表示解混合矩阵, $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T = A^{-1}$ 。

[0140] 第一求解单元,用于以所述对数似然函数最大为目标,对所述解混合矩阵求解,得到解混合矩阵的最优解。

[0141] 第二求解单元,用于由所述解混合矩阵的最优解计算混合矩阵的最优解。

[0142] 分离模型构建单元,用于将所述混合矩阵的最优解代入到所述计算模型中,得到脑电信号分离模型。

[0143] 分离单元,用于采用所述脑电信号分离模型对所述脑电信号进行分离,得到多个脑电独立分量。

[0144] 作为一种可选的实施方式,所述能量特征提取模块503,具体包括:

[0145] 分段单元,用于对所述脑电独立分量进行分段处理,得到多个脑电独立分量片段。

[0146] 傅里叶变换单元,用于对所述脑电独立分量片段进行傅里叶变换,得到脑电独立分量频域片段。

[0147] 功率谱密度计算单元,用于计算所述脑电独立分量频域片段的功率谱密度。

[0148] 能量特征计算单元,用于由所述功率谱密度计算各频段的能量特征。

[0149] 作为一种可选的实施方式,所述能量特征计算单元,具体包括:

$$[0150] \quad \begin{aligned} E_\alpha &= \sum_{freq=8}^{13} p_{freq} \\ E_\beta &= \sum_{freq=14}^{30} p_{freq} \\ E_\theta &= \sum_{freq=4}^7 p_{freq} \quad , \\ E_\delta &= \sum_{freq=0.5}^3 p_{freq} \end{aligned}$$

[0151] 其中, E_α 表示8Hz-13Hz频段的能量特征, E_β 表示14Hz-30Hz频段的能量特征, E_θ 表示4Hz-7Hz频段的能量特征, E_δ 表示0.5Hz-3Hz频段的能量特征, p_{freq} 表示对应频段的功率谱密度。

[0152] 作为一种可选的实施方式,所述脑力负荷自动辨识系统还包括:

[0153] 滤波模块,用于对所述脑电信号进行滤波,得到滤波后的脑电信号。

[0154] 本实施例中的脑力负荷自动辨识系统,对脑电独立分量进行特征提取,可以避免混合脑电信号中信号混叠导致部分源信号特征被掩盖的问题,本系统更易得到具有差异性的 E_α 、 E_β 、 E_θ 和 E_δ 特征,从而提高了脑力负荷分类的准确率。

[0155] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。对于实施例公开的系统

而言,由于其与实施例公开的方法相对应,所以描述的比较简单,相关之处参见方法部分说明即可。

[0156] 本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处。综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

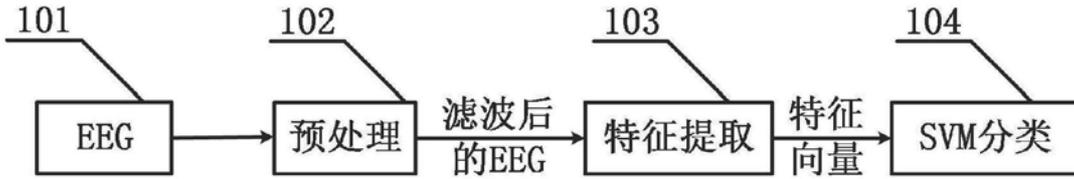


图1

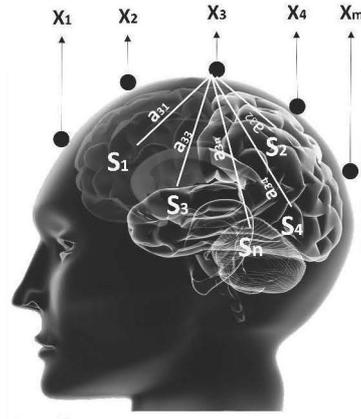


图2

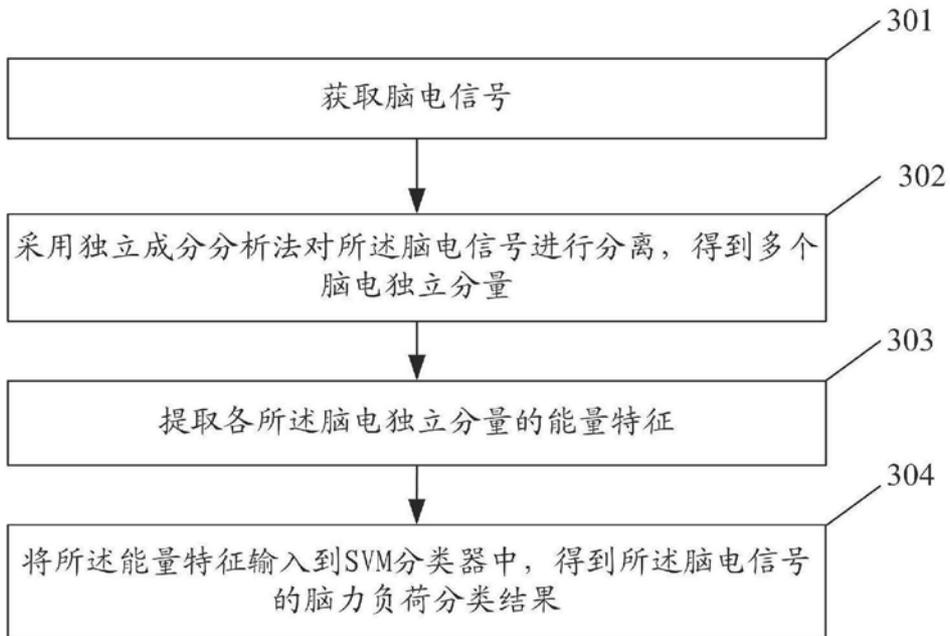


图3

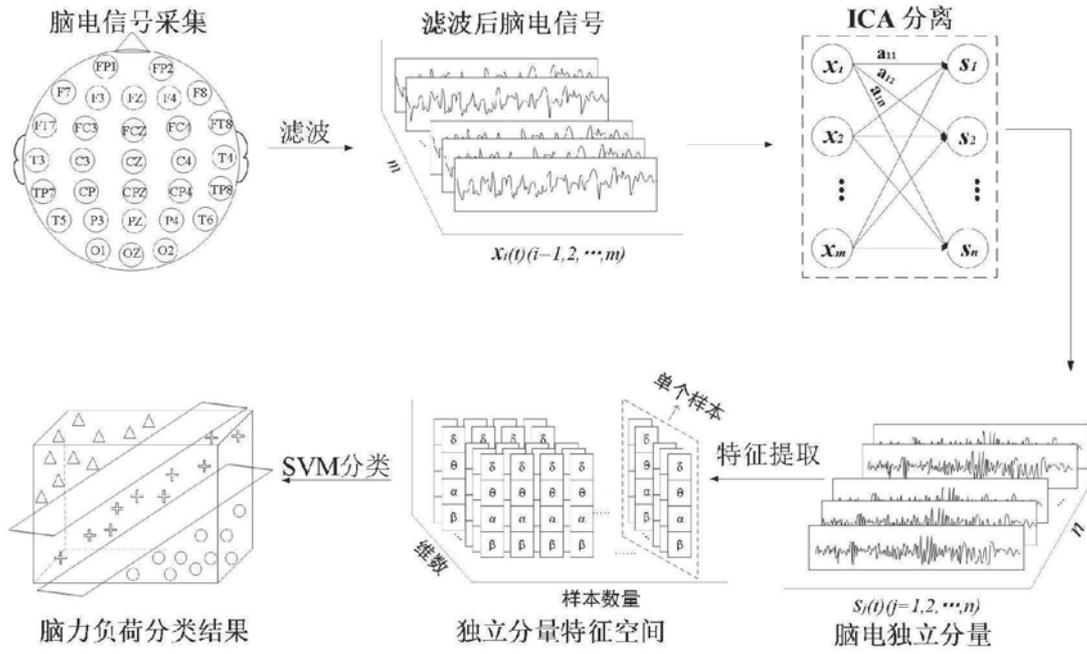


图4



图5