



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107219927 A

(43)申请公布日 2017.09.29

(21)申请号 201710407597.5

(22)申请日 2017.06.02

(71)申请人 辽宁工业大学

地址 121001 辽宁省锦州市古塔区士英街  
169号

(72)发明人 李畅 张兴 颜飞 史伟 李万杰

(74)专利代理机构 北京远大卓悦知识产权代理  
事务所(普通合伙) 11369

代理人 周明飞

(51) Int. Cl.

G06F 3/01(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

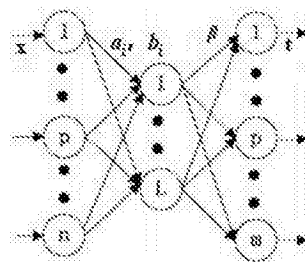
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

## (54)发明名称

一种模式识别方法和脑电波信号处理方法  
以及基于脑电波智能家居控制系统

## (57)摘要

本发明公开了一种基于极限学习机算法的模式识别方法,其特征在于,包括训练阶段:给定训练集 $N = \{(x_i, t_i) | x_i \in R^n, t_i \in R^n, i = 1, 2, 3, \dots, L\}$ ,激励函数 $g(x) = \frac{1}{1 + e^{-100x}}$ ,隐层节点数L,设定单隐层前向网络;拟合训练样本;并调整 $(a_i, b_i, \beta_i)$ ;最后计算输出权值矩阵 $\beta$ 。本发明还提供一种脑电波信号处理方法,包括:采用盲源分离去噪预处理方法对脑电波信号进行去噪预处理;采用小波包变换特征提取方法对脑电波信号进行特征提取;采用上述的基于极限学习机算法的模式识别方法对脑电波信号进行模式识别。本发明可以将采集的脑电波信号处理的纯净无污染,快速、正确的生成控制指令。



1. 一种基于极限学习机算法的模式识别方法,其特征在於,包括训练阶段:

步骤1: 给定训练集  $N = \{(x_i, t_i) \mid x_i \in \mathbb{R}^n, t_i \in \mathbb{R}^n, i = 1, 2, 3, \dots, L\}$ , 激励函数

$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-1.08x}}$ , 隐层节点数  $L$ , 通过公式 (1) 设定单隐层前向网络:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i G(a_i, b_i, x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i * x_j + b_i) = y_j \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

其中,  $x_i$  为第  $i$  个样本,  $\beta_i$  为第  $i$  隐层节点的输出权值,  $a_i$  和  $b_i$  分别为随机生成的输入神经元与第  $i$  个隐层节点的输入权值和偏置,  $y_j$  为第  $j$  个隐含层的单隐层前向网络的输出,  $t_i$  表示第  $i$  个样本的实际标签;

步骤2: 根据步骤1中的单隐层前向网络, 并通过公式 (2) 拟合训练样本;

$$\sum_{j=1}^N |y_j - t_j| = 0 \quad (2)$$

步骤3: 通过公式 (3) 调整  $(a_i, b_i, \beta_i)$ ;

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i * x_j + b_i) = t_j, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

步骤4: 通过公式 (4) 计算输出权值矩阵  $\beta$ ,

$$t = H\beta \quad (4)$$

其中,  $H$  为隐含层输出矩阵,

$$H = \begin{bmatrix} g(a_1 x_1 + b_1) & g(a_2 x_1 + b_2) & \dots & g(a_L x_1 + b_L) \\ g(a_1 x_2 + b_1) & g(a_2 x_2 + b_2) & \dots & g(a_L x_2 + b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(a_1 x_N + b_1) & g(a_2 x_N + b_2) & \dots & g(a_L x_N + b_L) \end{bmatrix}$$

$\beta$  为输出权值矩阵,

$$\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]^T$$

$t$  为目标矩阵:

$$t = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T.$$

2. 如权利要求1所述的基于极限学习机算法的模式识别方法,其特征在於,根据公式 (5) 对所述训练阶段进行优化:

$$\hat{\beta} = \min_{\beta} \|H\beta - t\| \quad (5)$$

3. 如权利要求1所述的基于极限学习机算法的模式识别方法,其特征在於,

(1) 当  $L=N$  时, 通过公式 (6) 计算  $\beta$ ;

$$\beta = H^{-1}t \quad (6)$$

(2) 当  $L \ll N$ , 通过公式 (7) 计算  $\beta$ 。

$$\beta = H^+t \quad (7)。$$

4. 一种脑电波信号处理方法,其特征在於,包括:

步骤1: 采用盲源分离去噪预处理方法对脑电波信号进行去噪预处理;

步骤2:采用小波包变换特征提取方法对脑电波信号进行特征提取;

步骤3:采用如权利要求1-3任意一项所述的基于极限学习机算法的模式识别方法对脑电波信号进行模式识别。

5.如权利要求4所述的脑电波信号处理方法,其特征在于,所述盲源分离去噪预处理方法包括以下步骤:

步骤1:

一组含噪声的混合信号 $x(t)$ ,给定其数学期望为 $E[x(t)]$ ,对混合信号 $x(t)$ 进行中心化处理得到观测矢量 $\tilde{x}(t)$ :

$$\tilde{x}(t) = x(t) - E[x(t)] \quad (8)$$

其中, $t$ 为时间序列;

步骤2:

通过公式(9)将去均值后的观测矢量 $\tilde{x}(t)$ 进行线性变换排列矩阵 $P$ ,得:

$$v(t) = P\tilde{x}(t) \quad (9)$$

其中, $v(t)$ 中各个分量互不相关,且满足 $E[v(t)v^T(t)] = I$ , $I$ 为单位矩阵;

根据得到的观测矢量 $\tilde{x}(t)$ 和给定的数学期望 $E[x(t)]$ ,通过公式(10)得到协方差矩阵

$C_x$ :

$$C_x = E[\tilde{x}(t)\tilde{x}^T(t)] \quad (10)$$

通过公式(11)对协方差矩阵 $C_x$ 其进行特征值分解得:

$$C_x = FDF^T \quad (11)$$

得白化矩阵:

$$P = D^{(-1/2)}F^T$$

其中, $F$ 为特征矢量矩阵, $D$ 为对角线上为特征值的对角矩阵。

6.如权利要求4所述的脑电波信号处理方法,其特征在于,所述小波包变换特征提取方法包括以下步骤:

步骤1:根据脑电波信号和干扰频带确定脑电波的分解层数;

步骤2:给定一个脑电波信号 $f(t)$ ,对其进行连续小波变化得:

$$W_f(a,t) = \langle f(t), \Psi(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \Psi^* \left( \frac{t-\tau}{a} \right) dt$$

其中, $W_f(a,t)$ 为小波变化系数, $\Psi(t)$ 为小波函数, $\Psi^*(t)$ 为复共轭函数, $a$ 为尺度因子, $\tau$ 为平移因子, $t$ 为时间;

步骤3:根据步骤2对脑电波信号进行离散小波分解,计算出各个频带上相对应的小波变化系数;

步骤4:通过公式(12)提取各个频段小波系数的平均能量作为特征:

$$E(j,k) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N [d_l(j,k)]^2 \quad l=1,2,3,\dots,N \quad (12)$$

其中, $j$ 为分解层数, $k$ 为第 $j$ 层第 $k$ 个子带, $l$ 为节点所含的小波系数的个数, $d_l(j,k)$ 为第

j层上第k个子带的小波系数, $E(j,k)$ 为第j层上第k个子带的小波系数的平均能量。

7. 如权利要求6所述的小波包变换特征识别方法,其特征在于,所述步骤2还包括:

当 $a>1$ 时,采用伸展的 $\Psi(t)$ 观察整个 $f(t)$ ;

当 $0<a<1$ 时,采用压缩的 $\Psi(t)$ 观察 $f(t)$ 的局部。

8. 一种基于脑电波的智能家居控制系统,其特征在于,包括:

脑电波采集系统,用于采集用户脑电波信号,并发送到中央控制系统;

中央控制系统,与所述脑电波采集系统连接,其包括信息处理模块,特征库模块和家电控制模块,所述信息处理模块采用如权利要求4-7任意一项所述的脑电波信号处理方法,所述特征库模块用于存储控制指令数据库,所述家电控制模块用于接收所述处理过的脑电波信号,并根据所述特征库模块存储的数据库产生对应的控制指令;

智能家电系统,其与所述中央控制系统连接,用于接收所述控制指令,并根据所述控制指令工作。

9. 如权利要求8所述的基于脑电波的智能家居控制系统,其特征在于,所述脑电波采集系统采集的脑电波信号包括 $\theta$ 波段、 $\alpha$ 波段和 $\beta$ 波段的脑电波信号。

## 一种模式识别方法和脑电波信号处理方法以及基于脑电波的智能家居控制系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种脑-机接口技术领域,更具体的是,本发明涉及一种模式识别方法和脑电波信号处理方法以及基于脑电波的智能家居控制系统。

### 背景技术

[0002] 脑-机接口(Brain Computer Interface,BCI)技术是在人脑与计算机或其它电子设备之间建立的直接的交流和控制通道,通过这种通道,人就可以直接通过大脑来表达想法或操纵设备,而不需要语言或动作,这可以有效增强身体严重残疾的患者与外界交流或控制外部环境的能力,以提高患者的生活质量。

[0003] 脑电信号是大脑组织电活动和大脑功能状态的综合反映,是一种机理相当复杂的随机信号,传统智能家居系统中,采集脑电波信号后,采用BP神经网络或者小波变换方法对脑电波信号进行处理,往往处理过的脑电波信号并非纯净无污染,导致用户通过脑电波控制智能家电时,系统不能清楚的识别用户的控制指令,控制智能家电过程较漫长,甚至生成错误指令,正确率低。

### 发明内容

[0004] 为解决脑电信号控制智能家电过程较长,正确率低这一技术问题,本发明设计开发了一种基于极限学习机算法的模式识别方法,本方法仅需要设置网络的隐层节点个数,在算法执行过程中不需要调整网络的输入权值以及隐元的偏置,产生唯一的最优解。

[0005] 本发明还提供了一种脑电波信号处理方法,可以将采集的脑电波信号处理。

[0006] 本发明还设计了一种基于脑电波的智能家居控制系统,根据处理后的脑电信号,可以快速、正确对家居设备生成控制指令。

[0007] 本发明提供的技术方案为:

[0008] 一种基于极限学习机算法的模式识别方法,其特征在于,包括训练阶段:

[0009] 步骤1:给定训练集 $N = \{(x_i, t_i) \mid x_i \in R^n, t_i \in R^n, i = 1, 2, 3, \dots, L\}$ ,激励函数

$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-1.08x}}$ ,隐层节点数 $L$ ,通过公式(1)设定单隐层前向网络:

$$[0010] \quad \sum_{i=1}^L \beta_i G(a_i, b_i, x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i * x_j + b_i) = y_j \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

[0011] 其中, $x_i$ 为第 $i$ 个样本, $\beta_i$ 为第 $i$ 隐层节点的输出权值, $a_i$ 和 $b_i$ 分别为随机生成的输入神经元与第 $i$ 个隐层节点的输入权值和偏置, $y_j$ 为第 $j$ 个隐含层的单隐层前向网络的输出, $t_i$ 表示第 $i$ 个样本的实际标签;

[0012] 步骤2:根据步骤1中的单隐层前向网络,并通过公式(2)拟合训练样本;

$$[0013] \quad \sum_{j=1}^N |y_j - t_j| = 0 \quad (2)$$

[0014] 步骤3:通过公式(3)调整  $(a_i, b_i, \beta_i)$ ;

$$[0015] \quad \sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i * x_j + b_i) = t_j, \quad j=1,2,3,\dots,N \quad (3)$$

[0016] 步骤4:通过公式(4)计算输出权值矩阵 $\beta$ ,

$$[0017] \quad t = H\beta \quad (4)$$

[0018] 其中,H为隐含层输出矩阵,

$$[0019] \quad H = \begin{bmatrix} g(a_1 x_1 + b_1) & g(a_2 x_1 + b_2) & \dots & g(a_L x_1 + b_L) \\ g(a_1 x_2 + b_1) & g(a_2 x_2 + b_2) & \dots & g(a_L x_2 + b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(a_1 x_N + b_1) & g(a_2 x_N + b_2) & \dots & g(a_L x_N + b_L) \end{bmatrix}$$

[0020]  $\beta$ 为输出权值矩阵,

$$[0021] \quad \beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]^T$$

[0022]  $t$ 为目标矩阵。

$$[0023] \quad t = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$$

[0024] 优选的是,根据公式(5)对所述训练阶段进行优化:

$$[0025] \quad \hat{\beta} = \min_{\beta} \|H\beta - t\| \quad (5)$$

[0026] 优选的是,

[0027] (1)当 $L=N$ 时,通过公式(6)计算 $\beta$ ;

$$[0028] \quad \beta = H^{-1}t \quad (6)$$

[0029] (2)当 $L \ll N$ ,通过公式(7)计算 $\beta$ 。

$$[0030] \quad \beta = H^+t \quad (7)$$

[0031] 相应地,本发明提供一种脑电波信号处理方法,包括:

[0032] 步骤1:采用盲源分离去噪预处理方法对脑电波信号进行去噪预处理;

[0033] 步骤2:采用小波包变换特征提取方法对脑电波信号进行特征提取;

[0034] 步骤3:采用上述的基于极限学习机算法的模式识别方法对脑电波信号进行模式识别。

[0035] 优选的是,所述盲源分离去噪预处理方法包括以下步骤:

[0036] 步骤1:去均值

[0037] 一组含噪声的混合信号 $x(t)$ ,给定其数学期望为 $E[x(t)]$ ,对混合信号 $x(t)$ 进行中心化处理得到观测矢量 $\tilde{x}(t)$ :

$$[0038] \quad \tilde{x}(t) = x(t) - E[x(t)] \quad (8)$$

[0039] 其中, $t$ 为时间序列;

[0040] 步骤2:白化

[0041] 通过公式(9)将去均值后的观测矢量 $\tilde{x}(t)$ 进行线性变换排列矩阵 $P$ ,得:

$$[0042] \quad v(t) = P\tilde{x}(t) \quad (9)$$

[0043] 其中, $v(t)$ 中各个分量互不相关,且满足 $E[v(t)v^T(t)] = I$ , $I$ 为单位矩阵;

[0044] 根据得到的观测矢量  $\tilde{x}(t)$  和给定的数学期望  $E[x(t)]$ , 通过公式 (10) 得到协方差矩阵  $C_x$ :

$$[0045] \quad C_x = E[\tilde{x}(t)\tilde{x}^T(t)] \quad (10)$$

[0046] 通过公式 (11) 对协方差矩阵  $C_x$  其进行特征值分解得:

$$[0047] \quad C_x = FDF^T \quad (11)$$

[0048] 得白化矩阵:

$$[0049] \quad P = D^{(-1/2)} F^T$$

[0050] 其中,  $F$  为特征矢量矩阵,  $D$  为对角线上为特征值的对角矩阵。

[0051] 优选的是, 所述小波包变换特征提取方法包括以下步骤:

[0052] 步骤1: 根据脑电波信号和干扰频带确定脑电波的分解层数;

[0053] 步骤2: 给定一个脑电波信号  $f(t)$ , 对其进行连续小波变化得:

$$[0054] \quad W_f(a, t) = \langle f(t), \Psi(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi^* \left( \frac{t-\tau}{a} \right) dt$$

[0055] 其中,  $W_f(a, t)$  为小波变化系数,  $\Psi(t)$  为小波函数,  $\Psi^*(t)$  为复共轭函数,  $a$  为尺度因子,  $\tau$  为平移因子,  $t$  为时间;

[0056] 步骤3: 根据步骤2对脑电波信号进行离散小波分解, 计算出各个频带上相对应的小波变化系数。

[0057] 步骤4: 通过公式 (12) 提取各个频段小波系数的平均能量作为特征:

$$[0058] \quad E(j, k) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N [d_l(j, k)]^2 \quad l = 1, 2, 3, \dots, N \quad (12)$$

[0059] 其中,  $j$  为分解层数,  $k$  为第  $j$  层第  $k$  个子带,  $l$  为节点所含的小波系数的个数,  $d_l(j, k)$  为第  $j$  层上第  $k$  个子带的小波系数,  $E(j, k)$  为第  $j$  层上第  $k$  个子带的小波系数的平均能量。

[0060] 优选的是, 上述所述步骤2还包括:

[0061] 当  $a > 1$  时, 采用伸展的  $\Psi(t)$  观察整个  $f(t)$ ;

[0062] 当  $0 < a < 1$  时, 采用压缩的  $\Psi(t)$  观察  $f(t)$  的局部。

[0063] 相应地, 本发明提供了一种基于脑电波智能家居控制系统, 包括:

[0064] 脑电波采集系统, 用于采集用户脑电波信号, 并发送到中央控制系统;

[0065] 中央控制系统, 与所述脑电波采集系统连接, 其包括信息处理模块, 特征库模块和家电控制模块, 所述信息处理模块采用上述的脑电波信号处理方法, 所述特征库模块用于存储控制指令数据库, 所述家电控制模块用于接收所述处理过的脑电波信号, 并根据所述特征库模块存储的数据库产生对应的控制指令;

[0066] 智能家电系统, 其与所述中央控制系统连接, 用于接收所述控制指令, 并根据所述控制指令工作。

[0067] 优选的是, 所述脑电波采集系统采集的脑电波信号包括  $\theta$  波段、 $\alpha$  波段和  $\beta$  波段的脑电波信号。

[0068] 本发明至少具备以下有益效果:

[0069] (1) 本发明采用 ELM 算法进行模式识别, 识别性能有了明显的提高;

[0070] (2) 本发明提供的脑电波信号处理方法, 通过盲源分离进行去噪预处理, 再通过小

波包变换进行特征识别,最后通过ELM进行模式识别,使得脑电波信号处理得更加纯净,无噪音,识别速度更快,识别正确率更高;

[0071] (3)采用上述脑电波信号处理方法的智能家居控制系统,家电控制指令能够快速、正确生成,提高了人们的生活质量。

### 附图说明

[0072] 图1为本发明所述极限学习计算法的网络结构示意图。

[0073] 图2为本发明所述一原始脑电波信号经小波包变换后在各频带的能量分布图。

[0074] 图3为本发明所述基于脑电波识别的智能家居控制系统的结构图。

[0075] 图4为本发明基于脑电波的智能家居控制系统的工作流程图。

### 具体实施方式

[0076] 下面结合附图对本发明做进一步的详细说明,以令本领域技术人员参照说明书文字能够据以实施。

[0077] 本发明可以有许多的形式实施,而不应该理解为限于再次阐述的实施例,相反,提供这些实施例,使得本公开将是彻底和完整的。

[0078] 本发明提供一种基于极限学习机算法(ELM)的模式识别方法,与传统神经网络相比,ELM的训练速度非常快,在算法执行过程中不需要调整网络的输入权值以及隐元的偏置,并且产生唯一的最优解,泛化性能更强。ELM包括三层:输入层、隐含层和输出层。网络结构如图1所示。

[0079] 本实施例中,包括训练阶段:

[0080] 步骤1:给定训练集 $N = \{(x_i, t_i) \mid x_i \in R^n, t_i \in R^n, i = 1, 2, 3, \dots, L\}$ ,激励函数

$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-1.08x}}$ ,隐层节点数 $L$ ,通过公式(1)设定单隐层前向网络:

$$[0081] \quad \sum_{i=1}^L \beta_i G(a_i, b_i, x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i * x_j + b_i) = y_j \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

[0082] 其中, $x_i$ 为第 $i$ 个样本, $\beta_i$ 为第 $i$ 隐层节点的输出权值, $a_i$ 和 $b_i$ 分别为随机生成的输入神经元与第 $i$ 个隐层节点的输入权值和偏置, $y_j$ 为第 $j$ 个隐含层的单隐层前向网络的输出, $t_i$ 表示第 $i$ 个样本的实际标签;

[0083] 步骤2:根据步骤1中的单隐层前向网络,并通过公式(2)拟合训练样本;

$$[0084] \quad \sum_{j=1}^N |y_j - t_j| = 0 \quad (2)$$

[0085] 步骤3:通过公式(3)调整 $(a_i, b_i, \beta_i)$ ;

$$[0086] \quad \sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i * x_j + b_i) = t_j, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

[0087] 步骤4:通过公式(4)计算输出权值矩阵 $\beta$ ,

$$[0088] \quad t = H\beta \quad (4)$$

[0089] 其中, $H$ 为隐含层输出矩阵,



$$[0090] \quad H = \begin{bmatrix} g(a_1x_1+b_1) & g(a_2x_1+b_2) & \cdots & g(a_Lx_1+b_L) \\ g(a_1x_2+b_1) & g(a_2x_2+b_2) & \cdots & g(a_Lx_2+b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(a_1x_N+b_1) & g(a_2x_N+b_2) & \cdots & g(a_Lx_N+b_L) \end{bmatrix}$$

[0091]  $\beta$ 为输出权值矩阵,

$$[0092] \quad \beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]^T$$

[0093]  $t$ 为目标矩阵。

$$[0094] \quad t = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$$

[0095] 本实施例中,根据公式(5)对所述训练阶段进行优化:

$$[0096] \quad \hat{\beta} = \min_{\beta} \|H\beta - t\| \quad (5)$$

[0097] 当 $L=N$ 时, $H$ 为可逆矩阵,通过公式(6)计算 $\beta$ ;

$$[0098] \quad \beta = H^{-1}t \quad (6)$$

[0099] 在实际中,通常 $L \ll N$ ,此时 $H$ 不再是方阵,需要通过 $H$ 的伪逆求解 $H$ ,再通过公式(7)计算 $\beta$ 。

$$[0100] \quad \beta = H^+t \quad (7)$$

[0101] 实验数据和设计

[0102] 实验将在以下两个数据库上进行测试:

[0103] ORL人脸数据库:该库包含40个人400张人脸图像,包含了他们不同姿态和面部饰物的变化,每人10张图像,该库人脸图像已进行过简单的对齐处理,大小为 $64 \times 64$ 。实验时,将其下采样为 $28 \times 28$ 维大小,并分别选择4、6和8张为训练样本,则剩余的6、4和2张为测试样本。

[0104] BWB脑电波生物数据库:该库包含30个人450个脑电波图形,包含了他们不同的想象控制指令,每人15个脑电波图形,该库脑电波图像已经进行去噪处理。实验时,分别选择8、10和12个为训练样本,剩余7、5个和3个为测试样本。

[0105] 识别结果及分析

[0106] 由于ELM算法模型中初始的输入权值和隐单元偏置是随机赋值的,因此会对实验效果具有一定的影响。为了更好的说明原始ELM算法及改进后的效果,在每个数据库上进行15次实验,识别率取其平均值,并记录下这15组数据的标准差以说明算法的稳定性,结果如表1所示。

[0107]

数据库	训练样本个数	识别率 (%)	
		ELM	BP
ORL	4	70.03( $\pm 1.36$ )	60.30( $\pm 1.54$ )
	6	82.81( $\pm 1.05$ )	73.76( $\pm 1.31$ )
	8	92.62( $\pm 0.86$ )	85.53( $\pm 1.02$ )
BWB	8	75.82( $\pm 1.06$ )	69.85( $\pm 1.28$ )
	10	83.94( $\pm 0.85$ )	79.33( $\pm 1.03$ )
	12	96.38( $\pm 0.46$ )	88.16( $\pm 0.75$ )

[0108] 上述结果表明,无论是在ORL人脸数据库还是在BEB脑电波生物数据库,当选择ELM算法进行模式识别时,识别性能有了明显的提高。

[0109] 基于上述识别方法,本发明又提供了一种脑电波信号处理方法,包括:

[0110] 步骤1:采用盲源分离去噪预处理方法对脑电波信号进行去噪预处理;

[0111] 步骤2:采用小波包变换特征提取方法对脑电波信号进行特征提取;

[0112] 步骤3:采用上述的基于极限学习机算法的模式识别方法对脑电波信号进行模式识别。

[0113] 所述盲源分离去噪预处理方法包括以下步骤:

[0114] 步骤1:去均值

[0115] 一组含噪声的混合信号 $x(t)$ ,给定其数学期望为 $E[x(t)]$ ,对混合信号 $x(t)$ 进行中心化处理得到观测矢量 $\tilde{x}(t)$ :

$$[0116] \quad \tilde{x}(t) = x(t) - E[x(t)] \quad (8)$$

[0117] 其中, $t$ 为时间序列;

[0118] 步骤2:白化

[0119] 通过公式(9)将去均值后的观测矢量 $\tilde{x}(t)$ 进行线性变换排列矩阵 $P$ ,得:

$$[0120] \quad v(t) = P\tilde{x}(t) \quad (9)$$

[0121] 其中, $v(t)$ 中各个分量互不相关,且满足 $E[v(t)v^T(t)] = I$ , $I$ 为单位矩阵;

[0122] 根据得到的观测矢量 $\tilde{x}(t)$ 和给定的数学期望 $E[x(t)]$ ,通过公式(10)得到协方差矩阵 $C_x$ :

$$[0123] \quad C_x = E[\tilde{x}(t)\tilde{x}^T(t)] \quad (10)$$

[0124] 通过公式(11)对协方差矩阵 $C_x$ 其进行特征值分解得:

$$[0125] \quad C_x = FDF^T \quad (11)$$

[0126] 得白化矩阵:

$$[0127] \quad P = D^{(-1/2)}F^T$$

[0128] 其中, $F$ 为特征矢量矩阵, $D$ 为对角线上为特征值的对角矩阵。

[0129] 仅利用源信号之间相互独立这一微弱已知条件,便可从一组传感器测量所得的混合信号中分离出独立源信号。

[0130] 所述小波包变换特征提取方法包括以下步骤:

[0131] 步骤1:根据脑电波信号和干扰频带确定脑电波的分解层数;

[0132] 步骤2:给定一个脑电波信号 $f(t)$ ,对其进行连续小波变化得:

$$[0133] \quad W_f(a, t) = \langle f(t), \Psi(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi^* \left( \frac{t - \tau}{a} \right) dt$$

[0134] 其中, $W_f(a, t)$ 为小波变化系数, $\Psi(t)$ 为小波函数, $\Psi^*(t)$ 为复共轭函数, $a$ 为尺度因子, $\tau$ 为平移因子, $t$ 为时间;

[0135] 步骤3:根据步骤2对脑电波信号进行离散小波分解,计算出各个频带上相对应的小波变化系数。

[0136] 本实施例中,将脑电波信号使用小波包分解法分解到第六层,其频带宽度为4Hz,

信号分解后的频带范围见表2:

[0137]

小波系数	频带/Hz
d(6,0)	0~4
d(6,1)	4~8
d(6,2)	8~12
d(6,3)	12~16
d(6,4)	16~20
d(6,5)	20~24
d(6,6)	24~28

[0138] 当人处于疲劳或麻醉状态时,可检测到 $\delta$ 波(1-3Hz);当成年人产生抑郁情绪时会出现 $\theta$ 波(4-7Hz);正常人的脑电波状态为 $\alpha$ 波(8-13Hz),当没有外界刺激时,该波段较为稳定;当人处于极度亢奋状态下,以 $\beta$ 波(14-25Hz)为主,所以,在基于脑电波想象动作时,主要在 $\theta$ 波段、 $\alpha$ 波段和 $\beta$ 波段。

[0139] 步骤4:通过公式(12)提取各波段小波系数的平均能量作为特征:

$$[0140] \quad E(j,k) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N [d_l(j,k)]^2 \quad l=1,2,3,\dots,N \quad (12)$$

[0141] 其中,j为分解层数,k为第j层第k个子带,l为节点所含的小波系数的个数, $d_l(j,k)$ 为第j层上第k个子带的小波系数, $E(j,k)$ 为第j层上第k个子带的小波系数的平均能量。图3为一原始脑电波信号经小波包变换后在各频带的能量分布。

[0142] 本实施例中,当 $a>1$ 时,采用伸展的 $\Psi(t)$ 观察整个 $f(t)$ ;当 $0<a<1$ 时,采用压缩的 $\Psi(t)$ 观察 $f(t)$ 的局部。

[0143] 小波包分析能够为信号提供一种更加精细的分析方法,小波包分析将时频平面划分得更为细致,它对信号的高频部分的分辨率比二进小波要高。

[0144] 本发明提供的脑电波信号处理方法,通过盲源分离进行去噪预处理,再通过小波包变换进行特征识别,最后通过ELM进行模式识别,使得脑电波信号处理得更加纯净,无噪音,识别速度更快,识别正确率更高。

[0145] 如图3所示,基于上述脑电波信号处理方法,本发明提供了一种基于脑电波识别的智能家居控制系统,包括:脑电波采集系统110,用于采集用户脑电波信号,并发送到中央控制系统;中央控制系统120,与所述脑电波采集系统连接,其包括信息处理模块121,特征库模块122和家电控制模块123,所述信息处理模块121采用上述的脑电波信号处理方法,所述特征库模块122用于存储控制指令数据库,所述家电控制模块123用于接收所述处理过的脑电波信号,并根据所述特征库模块122存储的数据库产生对应的控制指令;智能家电系统130,其与所述中央控制系统120连接,用于接收所述控制指令,并根据所述控制指令工作。所述脑电波采集系统采集的脑电波信号包括 $\theta$ 波段、 $\alpha$ 波段和 $\beta$ 波段的脑电波信号。

[0146] 如图4所示,基于脑电波控制智能家电过程中,脑电波采集系统110多次采集用户想象动作的脑电波信号,并发送给中央控制系统120,经过信息处理模块121分析形成稳定波形,匹配所述控制指令数据库中相同波形对应的控制指令,特征库模块122根据该控制指令生成对家电控制模块123的控制命令,家电控制模块123接收到该控制指令,发送给智能

家电系统130,控制智能家电工作。

[0147] 本发明公开的基于脑电波的智能家居控制系统,采用上述脑电波信号处理方法,可以将采集的脑电波信号处理的纯净无污染,使得在基于脑电波控制智能家电时,识别速度快,并正确的生成控制指令。

[0148] 尽管本发明的实施方案已公开如上,但其并不仅仅限于说明书和实施方式中所列运用,它完全可以被适用于各种适合本发明的领域,对于熟悉本领域的人员而言,可容易地实现另外的修改,因此在不背离权利要求及等同范围所限定的一般概念下,本发明并不限于特定的细节和这里示出与描述的图例。

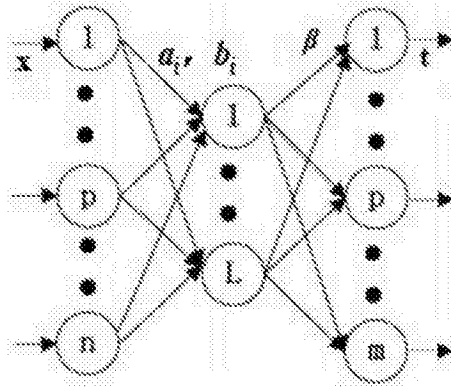


图1

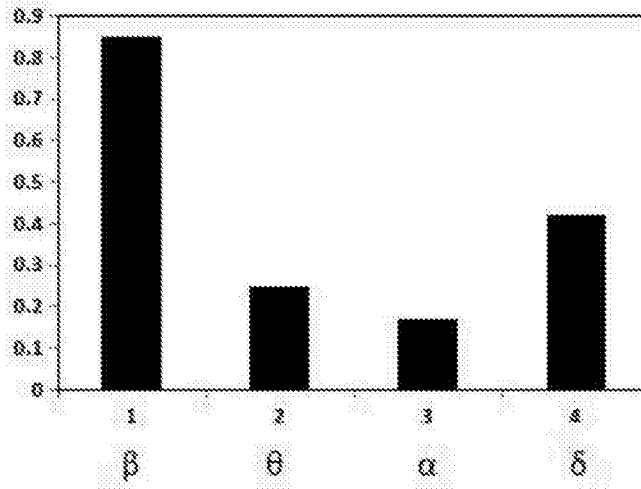


图2

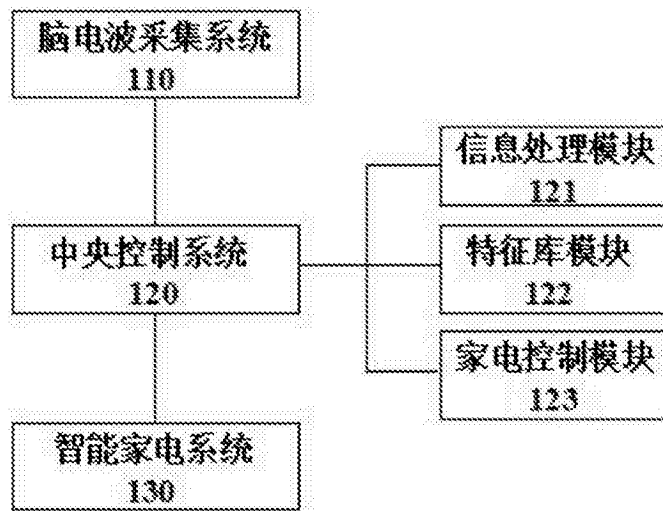


图3

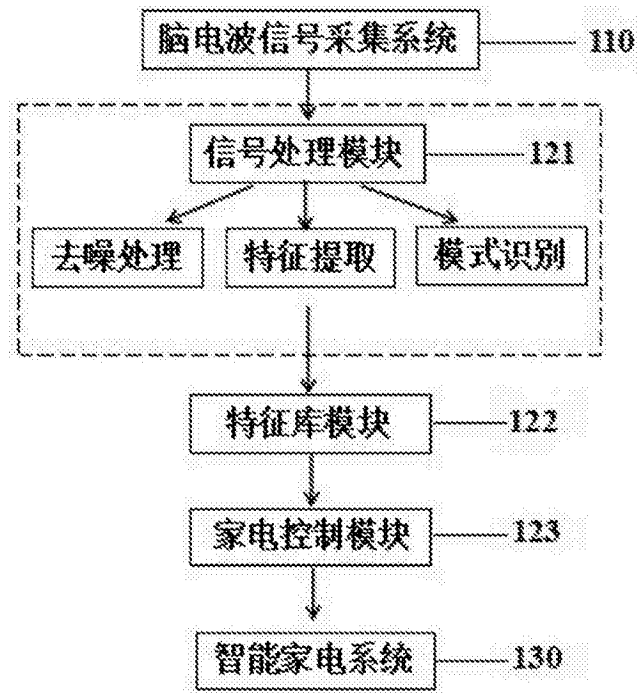


图4