



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108742603 A

(43)申请公布日 2018.11.06

(21)申请号 201810291888.7

(22)申请日 2018.04.03

(71)申请人 山东大学

地址 250061 山东省济南市历下区经十路
17923号

(72)发明人 马昕 喻娜娜 周卫东

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

代理人 李圣梅

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

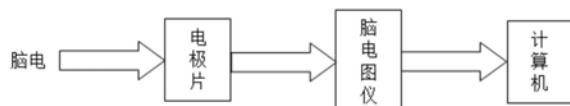
权利要求书3页 说明书8页 附图5页

(54)发明名称

一种利用核函数和字典对学习模型的脑电
检测方法和装置

(57)摘要

本发明公开了一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法和装置,获得脑电信号并对脑电信号进行分段和滤波处理;对分段和滤波处理之后的脑电信号采用核函数处理,实现将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分;将核函数处理后得到的脑电训练样本用来训练字典对学习模型,随后采用训练好的字典对学习模型对核函数处理后的脑电测试样本进行检测,得到重构误差;将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较,并对比较结果进行后处理获得脑电检测结果并标记输出。本发明利用核函数对采集并经预处理后的脑电数据进行处理,与传统的脑电检测方法不同,该方法不需要人为选择特征进行特征提取。



1. 一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法, 其特征是, 包括:
 获得脑电信号并对脑电信号进行分段和滤波处理;
 对分段和滤波处理之后的脑电信号采用核函数处理, 实现将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分;
 将核函数处理后得到的脑电训练样本用来训练字典对学习模型, 随后采用训练好的字典对学习模型对核函数处理后的脑电测试样本进行检测, 得到重构误差;
 将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较, 并对比较结果进行后处理获得脑电检测结果并标记输出。

2. 如权利要求1所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法, 其特征是, 对脑电信号进行分段和滤波的方法步骤如下:

将采集到的脑电信号分割成数据段, 且这些数据段之间无重叠;

利用小波进行S层小波分解, 选择细节系数 D_3, D_4 和 D_5 来重构脑电信号 S_1, S_2 和 S_3 , 再将重构信号 S_1, S_2 和 S_3 相加, 获得滤波后信号 $S=S_1+S_2+S_3$;

然后对脑电数据进行微分滤波。

3. 如权利要求1所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法, 其特征是, 对脑电数据进行微分滤波时, 优选一阶导数计算, 定义为:

$$x'(t) = x(t_2) - x(t_1)$$

其中, $x(t)$ 是一段脑电信号, t_1 和 t_2 是连续的时间点。

4. 如权利要求3所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法, 其特征是, 对微分值进行归一化操作, 归一化定义如下:

$$X(t) = \exp\left(\frac{1}{w}|x'(t)|\right)$$

这里 x' 表示微分值, w 是一个正常数。

5. 如权利要求1所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法, 其特征是, 对脑电数据进行核函数处理的方法如下:

对于一对向量 $x, y \in \mathbb{R}^m$, 向量的内积的定义如下:

$$K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle = \Phi(x)^T \Phi(y)$$

其中, K 是在空间 \mathbb{R}^m 里的核函数, 高斯径向基函数作为核函数, 它的表达式为

$$K(a, b) = \exp\left(-\gamma \|a - b\|_2^2 / 2\right)$$

给定脑电数据训练样本 $X = [X_1, X_2, \dots, X_K]$, X_K 是 K 类训练样本集, $X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^{n_k}]$, n_k 是每类样本的数量, 测试样本 $y \in \mathbb{R}^m$ 可以表示为

$$y = X\alpha$$

这里 $\alpha = [\alpha_1^T, \alpha_2^T, \dots, \alpha_k^T]^T$, α_k 是原始空间的系数向量;

当训练和测试样本被映射到高维空间的时, 上式变成

$$\Phi(y) = \Phi(x)\beta$$

其中, β 是高维空间中的新的系数向量, 然后该式等号两边同时乘以一个矩阵, 得到

$$\Phi(X_C)^T \Phi(y) = \Phi(X_C)^T \Phi(x)\beta$$

根据内积的定义,上式改写为

$$K(X_C, y) = K(X_C, X) \beta$$

其中, X_C 表示中心样本矩阵。

6. 如权利要求5所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法,其特征是,所述中心样本矩阵 X_C 由训练样本通过下列步骤产生:

对于每一类数据 X_k , $X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^{n_k}]$, 计算该类数据训练样本的平均值, 得到一个平均向量 $\mu_k = \sum_{j=1}^{n_k} X_k^j$, 其中, j 表示 X 的阶数;

根据类别中的各个训练样本与平均向量 μ_k 的距离, 按照距离的大小对训练样本进行排序, 然后选择距离平均向量 μ_k 最近的一半训练样本和平均向量 μ_k 一起构造中心样本子矩阵 $X_{C_i} = [\mu_k, X_{C_i}^1, X_{C_i}^2, \dots, X_{C_i}^{(n_k/2)}]$;

通过组合每一个类别的 X_{C_i} , 得到 $X_C = [X_{C_1}, X_{C_2}, \dots, X_{C_K}]$ 。

7. 如权利要求1所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法,其特征是,所述字典对学习模型的定义如下:

$$\{P^*, D^*\} = \arg \min_{P, D} \|X - PDX\|_F^2 + \Psi(D, P, X, Y)$$

其中, X 是脑电数据样本, $\Psi(D, P, X, Y)$ 是某种判别力函数, $D = [D_1, L, D_k, L, D_K]$ 和 $P = [P_1, L, P_k, L, P_K]$ 组成了一个字典对: 解析字典 P 用来编码 X , 合成字典 D 用来重建 X ; 对于每一个类别 k , $\{D_k \in \mathcal{R}^{p \times m}, P_k \in \mathcal{R}^{m \times p}\}$ 构成了一个子字典对, m 是子字典对中的原子个数, Y 是样本标签, R 表示空间二维集合。

8. 如权利要求7所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法,其特征是,字典对学习分类模型的训练步骤为:

解析字典 P 的构造应该满足 $P_k X_i \approx 0, \forall k \neq i$, 由于上述条件的限制, 类别 k 相关的解析字典 P_k 不适用于除了类别 k 之外的其他类别, 它仅仅用来产生类别 k 样本的编码系数, 重构误差的最小化为 $\min_{P, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k P_k X_k\|_F^2$, 在此基础上, 字典对学习模型将转化为

$$\{P^*, D^*\} = \arg \min_{P, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k P_k X_k\|_F^2 + \lambda \|P_k \overline{X}_k\|_F^2, \text{ s.t. } \|d_i\|_2^2 \leq 1$$

这里 $\lambda > 0$ 是一个常量, \overline{X}_k 是矩阵 X_k 的互补矩阵, d_i 是合成字典 D 的第 i 个原子。

求解时, 引入了变量矩阵 A , $A = PX$, 整个问题转变为

$$\{P^*, A^*, D^*\} = \arg \min_{P, A, D} \sum_{k=1}^K \|X_i - D_k A_k\|_F^2 + \tau \|P_k X_k - A_k\|_F^2 + \lambda \|P_k \overline{X}_k\|_F^2, \text{ s.t. } \|d_i\|_2^2 \leq 1$$

这里 τ 是常量;

优选的最优化规则是交替更新法, 定义如下:

固定 D 和 P , 更新 A :

$$A_k^* = (D_k^T D_k + \tau I)^{-1} (\tau P_k X_k + D_k^T X_k)$$

固定 A , 更新 D 和 P :

$$P_k^* = \tau A_k X_k^T \left(\tau X_k X_k^T + \lambda \overline{X}_k \overline{X}_k^T + \alpha I \right)$$

为了求解D, 变量S被引入

$$\min_{D,S} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2, \quad s.t. D = S, \|s_i\|_2^2 \leq 1$$

然后D由交替方向乘子法最优化得到:

$$\begin{cases} D^{(r+1)} = \arg \min_D \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2 + \rho \|D_k - S_k^{(r)} + T_k^{(r)}\|_F^2, \\ S^{(r+1)} = \arg \min_S \sum_{k=1}^K \rho \|D_k^{(r+1)} - S_k + T_k^{(r)}\|_F^2, \quad s.t. \|s_i\|_2^2 \leq 1, \\ T^{(r+1)} = T^{(r)} + D_k^{(r+1)} - S_k^{(r+1)}. \end{cases}$$

交替更新A和字典D和P, 直到收敛, 获得最优字典对学习分类模型。

9. 如权利要求1所述的一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法, 其特征是, 每一段脑电数据与子字典对相对应的重构误差: $r_i(y) = \|y - D_i^* P_i^* y\|_2^2$;

所述判决值是相对于间歇期子字典对的重构误差减去发作期子字典对的重构误差得到的。

10. 一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测装置, 包括计算机, 脑电图仪将采集的脑电信号传输至计算机, 所述计算机被配置为执行如下流程:

获得脑电信号并对脑电信号进行分段和滤波处理;

对分段和滤波处理之后的脑电信号采用核函数处理, 实现将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分;

将核函数处理后得到的脑电训练样本用来训练字典对学习模型, 随后采用训练好的字典对学习模型对核函数处理后的脑电测试样本进行检测, 得到重构误差;

将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较, 并对比较结果进行后处理获得脑电检测结果并标记输出。

一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及脑电检测技术领域,特别是涉及一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法和装置。

背景技术

[0002] 脑电图 (electroencephalogram, EEG) 体现的是颅内细胞组织功能状态的变化情况,所以从20世纪30年代被提出以后,其在诊断检查神经系统相关的疾病方面一直起着十分重要的作用。癫痫是一种脑部神经元群阵发性异常放电所致神经功能异常的慢性精神疾病,它具有短暂性、突发性与反复性。一旦癫痫发作,患者会丧失意识、全身抽搐、精神失常等,严重的还会导致患者死亡或者残疾。因此,癫痫不仅会影响患者的正常工作和家庭生活,也会对社会造成负担。据统计,80%左右的癫痫患者都表现出脑电图异常,主要表现为棘波、尖波、棘-慢波、尖-慢波、多棘波等。目前为止,脑电图是研究癫痫发作以及诊断治疗癫痫的重要辅助工具。

[0003] 目前的癫痫诊断的工作主要是由经验丰富的医疗工作者肉眼分析脑电图来完成。人工肉眼分析大量的脑电图是一项繁杂而又耗时的工作,检测效率低且存在主观性,计算机自动检测癫痫脑电信号是一种极有价值的诊断手段,不仅可以减轻医疗人员的负担,提高癫痫发作的诊断效率,还能够有助于加深对癫痫发作的内在机理及其规律的认识。

[0004] 传统的癫痫检测时关于脑电信号的处理是先进行特征提取再送入分类器,特征提取主要靠人为选择特征,主观性及误差均比较大。

[0005] 脑电信号的处理所存在的具体的技术问题是:目前脑电分析中采用的非线性特征大部分计算量较大,普遍非常耗时,不适合实时癫痫自动检测系统;许多分析方法都是对单个导联的脑电记录孤立分析,而没有考虑多个导联脑电信号之间的相互影响,这与大脑的实际活动并不相符;除此之外,由于脑电记录的数据量较大,在保证算法性能的同时还需要考虑整体算法的复杂度,使其满足实时性的要求;目前已有一些癫痫自动检测算法在医疗设备上得到实际应用,但是效果不甚理想。综上所述,目前脑电检测存在的缺陷是:现有的脑电检测方法不能将多通道脑电数据联合起来,而且检测算法复杂、运算量大,从而不能快速高效的进行脑电检测。

发明内容

[0006] 为了解决现有技术的不足,本发明提供了一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法,该方法不需要进行脑电特征提取,而是采用核函数将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分,然后采用字典对学习模型进行检测。

[0007] 一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法,包括:

[0008] 获得脑电信号并对脑电信号进行分段和滤波处理;

[0009] 对分段和滤波处理之后的脑电信号采用核函数处理,实现将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分;

- [0010] 将核函数处理后得到的脑电训练样本用来训练字典对学习模型,随后采用训练好的字典对学习模型对核函数处理后的脑电测试样本进行检测,得到重构误差;
- [0011] 将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较,并对比较结果进行后处理获得脑电检测结果并标记输出。
- [0012] 进一步优选的技术方案,对脑电信号进行分段和滤波的方法步骤如下:
- [0013] 将采集到的脑电信号分割成数据段,且这些数据段之间无重叠;
- [0014] 利用小波进行S层小波分解,选择细节系数D₃,D₄和D₅来重构脑电信号S₁,S₂和S₃,再将重构信号S₁,S₂和S₃相加,获得滤波后信号S=S₁+S₂+S₃;
- [0015] 然后对脑电数据进行微分滤波。
- [0016] 进一步优选的技术方案,对脑电数据进行微分滤波时,优选一阶导数计算,定义为:
- [0017] $x'(t) = x(t_2) - x(t_1)$
- [0018] 其中, $x(t)$ 是一段脑电信号, t_1 和 t_2 是连续的时间点。
- [0019] 进一步优选的技术方案,对微分值进行归一化操作,归一化定义如下:
- [0020] $X(t) = \exp\left(\frac{1}{w}|x'(t)|\right)$
- [0021] 这里 x' 表示微分值, w 是一个正常数。
- [0022] 进一步优选的技术方案,对脑电数据进行核函数处理的方法如下:
- [0023] 对于一对向量 $x, y \in \mathbb{R}^m$, 向量的内积的定义如下:
- [0024] $K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle = \Phi(x)^T \Phi(y)$
- [0025] 其中, K 是在空间 \mathbb{R}^m 里的核函数, 高斯径向基函数作为核函数, 它的表达式为 $K(a, b) = \exp(-\gamma \|a - b\|_2^2 / 2)$ 。
- [0026] 给定脑电数据训练样本 $X = [X_1, X_2, \dots, X_K]$, X_K 是 k 类训练样本集, $X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^{n_k}]$, n_k 是每类样本的数量, 测试样本 $y \in \mathbb{R}^m$ 可以表示为
- [0027] $y = X\alpha$
- [0028] 这里 $\alpha = [\alpha_1^T, \alpha_2^T, \dots, \alpha_k^T]^T$, α_k 是原始空间的系数向量;
- [0029] 当训练和测试样本被映射到高维空间的时, 上式变成
- [0030] $\Phi(y) = \Phi(x)\beta$
- [0031] 其中, β 是高维空间中的新的系数向量, 然后该式等号两边同时乘以一个矩阵, 得到
- [0032] $\Phi(X_C)^T \Phi(y) = \Phi(X_C)^T \Phi(x)\beta$
- [0033] 根据内积的定义, 上式改写为
- [0034] $K(X_C, y) = K(X_C, X)\beta$
- [0035] 其中, X_C 表示中心样本矩阵。
- [0036] 进一步优选的技术方案, 所述中心样本矩阵 X_C 由训练样本通过下列步骤产生:
- [0037] 对于每一类数据 X_k , $X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^{n_k}]$, 计算该类数据训练样本的平均值, 得到

一个平均向量 $\mu_k = \sum_{j=1}^{n_k} X_k^j$, 其中, j表示X的阶数。

[0038] 根据类别中的各个训练样本与平均向量 μ_k 的距离, 按照距离的大小对训练样本进行排序, 然后选择距离平均向量 μ_k 最近的一半训练样本和平均向量 μ_k 一起构造中心样本子矩阵 $X_{C_i} = [\mu_k, X_{C_i}^1, X_{C_i}^2, \dots, X_{C_i}^{(n_k/2)}]$;

[0039] 通过组合每一个类别的 X_{C_i} , 得到 $X_C = [X_{C_1}, X_{C_2}, \dots, X_{C_K}]$ 。

[0040] 进一步优选的技术方案, 所述字典对学习模型的定义如下:

$$[0041] \{P^*, D^*\} = \arg \min_{P, D} \|X - PDX\|_F^2 + \Psi(D, P, X, Y)$$

[0042] 其中, X是k类脑电数据样本, $\Psi(D, P, X, Y)$ 是某种判别力函数, $D = [D_1, L, D_k, L, D_K]$ 和 $P = [P_1, L, P_k, L, P_K]$ 组成了一个字典对: 解析字典P用来编码X, 合成字典D用来重建X; 对于每一个类别k, $\{D_k \in \mathbb{R}^{p \times m}, P_k \in \mathbb{R}^{m \times p}\}$ 构成了一个子字典对, m是子字典对中的原子个数, Y是样本标签, R表示空间二维集合。

[0043] 进一步优选的技术方案, 字典对学习分类模型的训练步骤为:

[0044] 解析字典P的构造应该满足 $P_k X_i \approx 0, \forall k \neq i$, 由于上述条件的限制, 类别k相关的解析字典 P_k 不适用于除了类别k之外的其他类别, 它仅仅用来产生类别k样本的编码系数, 重构误差的最小化为 $\min_{P, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k P_k X_k\|_F^2$, 在此基础上, 字典对学习模型将转化为

$$[0045] \{P^*, D^*\} = \arg \min_{P, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k P_k X_k\|_F^2 + \lambda \|P_k \bar{X}_k\|_F^2, \text{s.t. } \|d_i\|_2^2 \leq 1$$

[0046] 这里 $\lambda > 0$ 是一个常量, \bar{X}_k 是矩阵 X_k 的互补矩阵, d_i 是合成字典D的第i个原子。

[0047] 求解时, 引入了变量矩阵A, $A = PX$, 整个问题转变为

$$[0048] \{P^*, A^*, D^*\} = \arg \min_{P, A, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2 + \tau \|P_k X_k - A_k\|_F^2 + \lambda \|P_k \bar{X}_k\|_F^2, \text{s.t. } \|d_i\|_2^2 \leq 1$$

[0049] 这里 τ 是常量;

[0050] 优选的最优化规则是交替更新法, 定义如下:

[0051] 固定D和P, 更新A:

$$[0052] A_k^* = (D_k^T D_k + \tau I)^{-1} (\tau P_k X_k + D_k^T X_k)$$

[0053] 固定A, 更新D和P:

$$[0054] P_k^* = \tau A_k X_k^T (\tau X_k X_k^T + \lambda \bar{X}_k \bar{X}_k^T + \alpha I)$$

[0055] 为了求解D, 变量S被引入

$$[0056] \min_{D, S} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2, \quad \text{s.t. } D = S, \|s_i\|_2^2 \leq 1$$

[0057] 然后D由交替方向乘子法最优化得到:

$$\begin{aligned}
 [0058] \quad & \begin{cases} D^{(r+1)} = \arg \min_D \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2 + \rho \|D_k - S_k^{(r)} + T_k^{(r)}\|_F^2, \\ S^{(r+1)} = \arg \min_S \sum_{k=1}^K \rho \|D_k^{(r+1)} - S_k + T_k^{(r)}\|_F^2, \quad s.t. \|S_i\|_2^2 \leq 1, \\ T^{(r+1)} = T^{(r)} + D_k^{(r+1)} - S_k^{(r+1)}. \end{cases}
 \end{aligned}$$

[0059] 交替更新A和字典D和P,直到收敛,获得最优字典对学习分类模型。

[0060] 进一步优选的技术方案,每一段脑电数据与子字典对相对应的重构误差:

$$r_i(y) = \|y - D_i^* P_i^* y\|_2^2.$$

[0061] 进一步优选的技术方案,所述判决值是相对于间歇期子字典对的重构误差减去发作期子字典对的重构误差得到的。

[0062] 一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测装置,包括计算机,脑电图仪将采集的脑电信号传输至计算机,所述计算机被配置为执行如下流程:

[0063] 获得脑电信号并对脑电信号进行分段和滤波处理;

[0064] 对分段和滤波处理之后的脑电信号采用核函数处理,实现将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分;

[0065] 将核函数处理后得到的脑电训练样本用来训练字典对学习模型,随后采用训练好的字典对学习模型对核函数处理后的脑电测试样本进行检测,得到重构误差;

[0066] 将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较,并对比较结果进行后处理获得脑电检测结果并标记输出。

[0067] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0068] 1. 本发明利用核函数对采集并经预处理后的脑电数据进行处理,与传统的脑电检测方法不同,该方法不需要人为选择特征进行特征提取。

[0069] 2. 本发明采用3通道的脑电数据进行分析检测,提高了脑电检测的准确性。

[0070] 3. 本发明采用合成词典和分析词典来同时进行表示和判别,通过交替最小化方法从训练样本集中获得最优字典对,并且通过线性投影获得稀疏系数,大大减少了训练和测试阶段花费的时间。

[0071] 4. 本发明不但减轻了医护工作者的负担,而且在确保准确性的情况下提高了异常脑电检测的时效性,相比其他算法能够节省大量的时间,这使得本发明在实时检测系统或便携式设备中更为可行。

附图说明

[0072] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解,本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请,并不构成对本申请的不当限定。

[0073] 图1(a)为本发明的脑电数据处理的流程图;

[0074] 图1(b)是字典对学习算法步骤;

[0075] 图2(a)-图2(e)为实施例1中所述脑电信号的小波滤波;

[0076] 图3(a)-图3(b)为实施例1中所述脑电信号的微分滤波,其中两竖线间为异常脑电持续时间;

- [0077] 图4为后处理中的多通道融合框图；
- [0078] 图5为本发明的脑电检测装置的硬件连接图；
- [0079] 图6 (a)–图6 (f) 为实施例1中所述脑电信号的分类结果以及后处理。

具体实施方式

[0080] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本申请提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本申请所属技术领域的普通技术人员通常理解的相同含义。

[0081] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0082] 实施例1、

[0083] 如图1 (a)–图2 (b) 所示,一种利用核函数和字典对学习模型的多通道脑电检测方法,步骤如下:

[0084] 1) 采用128通道数字视频脑电图仪Neurofile NT系统采集患者的脑电信号,将采集到的脑电信号通过A/D转换存储到计算机中,采样频率为256Hz;

[0085] 2) 在计算机上对采集到的脑电信号进行分段和滤波,步骤如下:

[0086] a) 将采集到的脑电信号分割成长为Len的数据段,且这些数据段之间无重叠,优选Len=4s (1024点);

[0087] b) 利用Daubechies-4小波进行S层小波分解,优选S=5;选择细节系数D₃,D₄和D₅来重构脑电信号S₁,S₂和S₃,再将重构信号S₁,S₂和S₃相加,获得频率为4–32Hz的滤波后信号S=S₁+S₂+S₃。

[0088] 图2 (a)–图2 (e) 为脑电信号一个通道的小波滤波效果图。其中,图2 (a) 为原始脑电信号波形图,图2 (b) 为重构脑电信号S₁波形图,图2 (c) 为重构脑电信号S₂波形图,图2 (d) 为重构脑电信号S₃波形图,图2 (e) 为滤波后信号S波形图。

[0089] c) 随后对脑电数据进行微分操作,增强癫痫发作波形,同时抑制背景波。优选一阶导数计算,简单地定义为:

[0090] $x'(t) = x(t_2) - x(t_1)$

[0091] 这里x(t)是一段脑电信号,t₁和t₂是连续的时间点。如果有一个棘波发生在时刻t₂,微分值将会较大;如果这两个点属于背景波,微分值就会比较小。因此,优选对微分值进行归一化操作。归一化定义如下:

[0092]
$$X(t) = \exp\left(\frac{1}{w}|x'(t)|\right)$$

[0093] 这里x'表示微分值,w是一个正常数。优选w=10⁵,X(t)为归一化操作后的脑电信号。

[0094] 图3 (a)–图3 (b) 为脑电信号一个通道的微分滤波效果图。

[0095] 3) 在计算机上对滤波后的脑电数据进行核函数处理,方法如下:

[0096] a) 对于一对向量x,y $\in \mathbb{R}^m$,向量的内积的定义如下:

[0097] $K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle = \Phi(x)^T \Phi(y)$

[0098] 这里的K是在空间R^m里的核函数, Φ 为映射函数。一般来说, 常用的核函数有线性核, RBF核和polynomial核等等。优选高斯径向基函数 (RBF) 作为核函数, 它的表达式为 $K(a, b) = \exp(-\gamma \|a - b\|_2^2 / 2)$ 。式中, a和b是两个样本, γ 是一个参数, 优选 $\gamma = 1$ 。

[0099] b) 给定脑电数据训练样本 $X = [X_1, X_2, \dots, X_K]$, X_K 是K类训练样本集, $X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^{n_k}]$, n_k 是每类样本的数量。测试样本 $y \in \mathbb{R}^m$ 可以表示为

[0100] $y = X\alpha$

[0101] 这里 $\alpha = [\alpha_1^T, \alpha_2^T, \dots, \alpha_k^T]^T$, α_k 是原始空间的系数向量。

[0102] c) 当训练和测试样本被映射到高维空间的时, 上式变成

[0103] $\Phi(y) = \Phi(x)\beta$

[0104] 这里 β 是高维空间中的新的系数向量。然后该式等号两边同时乘以一个矩阵, 得到

[0105] $\Phi(X_C)^T \Phi(y) = \Phi(X_C)^T \Phi(x)\beta$

[0106] 根据内积的定义, 上式可以改写为

[0107] $K(X_C, y) = K(X_C, X)\beta$

[0108] 这里 X_C 表示中心样本矩阵, 它由训练样本通过下列步骤产生:

[0109] i. 对于每一类数据 X_k , $X_k = [X_k^1, X_k^2, \dots, X_k^{n_k}]$, 计算该类数据训练样本的平均值, 得到一个平均向量 $\mu_k = \sum_{j=1}^{n_k} X_k^j$ 。其中, j表示X的阶数。

[0110] ii. 根据类别中的各个训练样本与平均向量 μ_k 的距离, 按照距离的大小对训练样本进行排序, 然后选择距离平均向量 μ_k 最近的一半训练样本和平均向量 μ_k 一起构造中心样本子矩阵 $X_{C_i} = [\mu_k, X_{C_i}^1, X_{C_i}^2, \dots, X_{C_i}^{(n_k/2)}]$ 。

[0111] iii. 通过组合每一个类别的 X_{C_i} , 得到 $X_C = [X_{C_1}, X_{C_2}, \dots, X_{C_K}]$ 。

[0112] 4) 采用脑电训练样本对字典对学习模型进行训练:

[0113] a) 字典对学习模型的定义如下:

[0114] $\{P^*, D^*\} = \arg \min_{P, D} \|X - PDX\|_F^2 + \Psi(D, P, X, Y)$

[0115] 这里的X是脑电数据样本, $\Psi(D, P, X, Y)$ 是某种判别力函数。D = [D₁, L, D_k, L, D_K] 和 P = [P₁, L, P_k, L, P_K]组成了一个字典对: 解析字典P用来编码X, 合成字典D用来重建X。对于每一个类别k, $\{D_k \in \mathbb{R}^{p \times m}, P_k \in \mathbb{R}^{m \times p}\}$ 构成了一个子字典对, R表示空间二维集合, m是子字典对中的原子个数。优选m=50。

[0116] b) 为了提高算法效率和分类准确率, 解析字典P的构造应该满足 $P_k X_i \approx 0, \forall k \neq i$ 。由于上述条件的限制, 类别k相关的解析字典P_k不适用于除了类别k之外的其他类别, 它仅仅用来产生类别k样本的编码系数。重构误差的最小化为 $\min_{P, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k P_k X_k\|_F^2$ 。在此基础上, 字典对学习模型将转化为

[0117] $\{P^*, D^*\} = \arg \min_{P, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k P_k X_k\|_F^2 + \lambda \|P_k \bar{X}_k\|_F^2, \text{s.t. } \|d_i\|_2^2 \leq 1$

[0118] 这里 $\lambda > 0$ 是一个常量, \bar{X}_k 是矩阵 X_k 的互补矩阵, d_i 是合成字典 D 的第 i 个原子。

[0119] c) 上述目标函数是非凸的, 为了便于求解, 引入了变量矩阵 A , $A = P X$, 整个问题转变为

[0120] $\{P^*, A^*, D^*\} = \arg \min_{P, A, D} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2 + \tau \|P_k X_k - A_k\|_F^2 + \lambda \|P_k \bar{X}_k\|_F^2, \text{s.t. } \|d_i\|_2^2 \leq 1$

[0121] 这里 τ 是常量, 优选 $\tau = 0.05$ 。

[0122] d) 最优化规则定义如下:

[0123] 固定 D 和 P , 更新 A :

[0124] $A_k^* = (D_k^T D_k + \tau I)^{-1} (\tau P_k X_k + D_k^T X_k)$

[0125] 固定 A , 更新 D 和 P :

[0126] $P_k^* = \tau A_k X_k^T (\tau X_k X_k^T + \lambda \bar{X}_k \bar{X}_k^T + \alpha I)$

[0127] 上面两个式子中的 I 为中间变量, 便于求解。优选 $\alpha = 10e^{-4}$ 。为了求解 D , 变量 S 被引入

[0128] $\min_{D, S} \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2, \quad \text{s.t. } D = S, \|s_i\|_2^2 \leq 1$

[0129] 然后 D 由交替方向乘子法 (ADMM) 最优化得到:

[0130]
$$\begin{cases} D^{(r+1)} = \arg \min_D \sum_{k=1}^K \|X_k - D_k A_k\|_F^2 + \rho \|D_k - S_k^{(r)} + T_k^{(r)}\|_F^2, \\ S^{(r+1)} = \arg \min_S \sum_{k=1}^K \rho \|D_k^{(r+1)} - S_k + T_k^{(r)}\|_F^2, \quad \text{s.t. } \|s_i\|_2^2 \leq 1, \\ T^{(r+1)} = T^{(r)} + D_k^{(r+1)} - S_k^{(r+1)}. \end{cases}$$

[0131] 其中, 上式中的 T 为中间转换变量, 便于求解, r 为迭代次数, ρ 为参数。

[0132] 交替更新 A 和 字典 D 和 P , 直到收敛, 获得最优字典对学习检测模型。

[0133] e) 最后, 采用训练好的字典对学习检测模型检测脑电测试样本, 得到每一段脑电

数据与子字典对相对应的重构误差: $r_i(y) = \|y - D_i^* P_i^* y\|_2^2$ 。

[0134] 5) 判决值是由对应于间歇期子字典对的重构误差减去发作期子字典对的重构误差得到的, 采用的后处理包括平滑滤波、阈值比较、多通道整合和领子技术等, 最后得到检测结果并标记。判决值大于阈值, 标记为2; 判决值小于或等于阈值, 标记为1。

[0135] 图4为多通道融合流程图。

[0136] 实施例2、

[0137] 一种利用实施例1所述方法进行脑电检测的装置, 流程如图5所示, 包括以电路连接的脑电图仪和计算机, 所述计算机中内置有利用核函数和字典对学习模型检测脑电的脑电检测模块, 利用脑电图仪对脑电信号进行采集后传输到计算机中, 利用核函数和字典对学习模型检测脑电的脑电检测模块对脑电信号进行分段和滤波处理; 采用脑电数据训练样本训练字典对学习模型; 将测试样本送入以交替更新最小化方法所获得的字典对学习模型

分类器中,获得重构误差;将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较并进行后处理,得到脑电检测结果并加以标记。

[0138] 图6(a)-图6(f)为实施例1中一位患者脑电数据的一段检测结果。其中图6(a)为原始脑电信号波形图;图6(b)为判决值信号波形图;图6(c)为平滑滤波后信号波形图;图6(d)为阈值比较后信号波形图;图6(e)为多通道数据整合后信号波形图;图6(f)为领子技术处理后的信号波形图。

[0139] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已,并不用于限制本申请,对于本领域的技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。

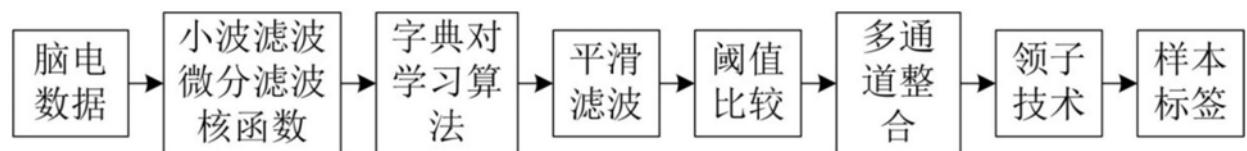


图1 (a)

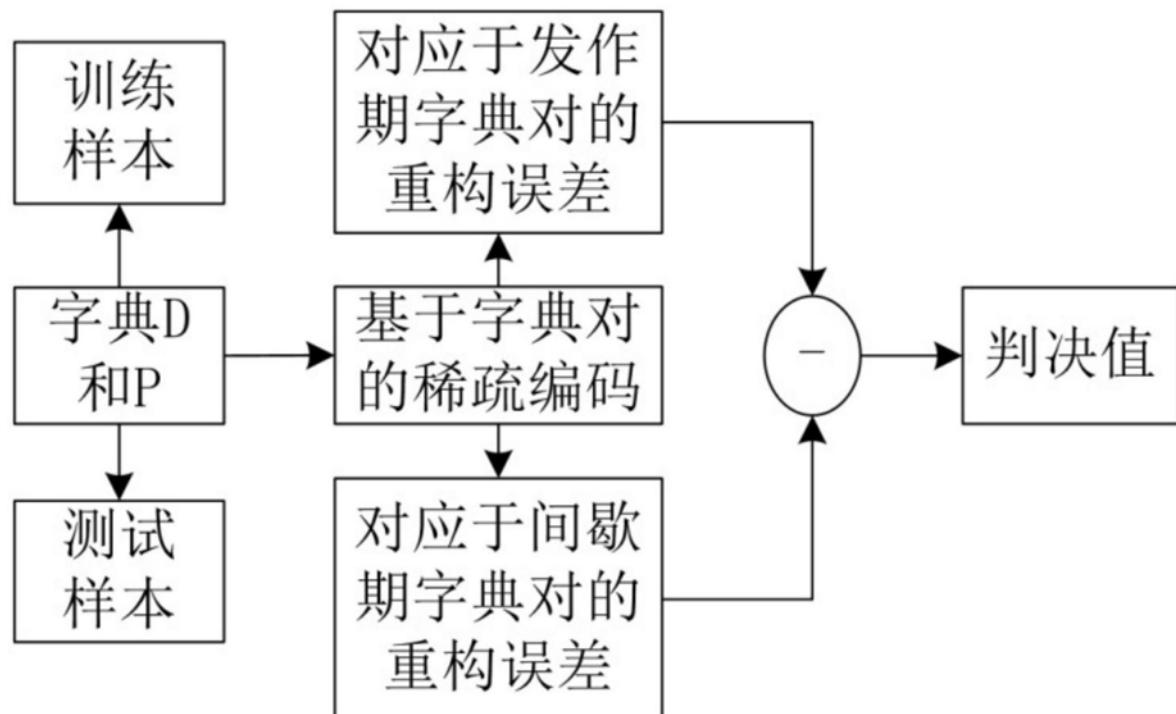


图1 (b)



图2 (a)

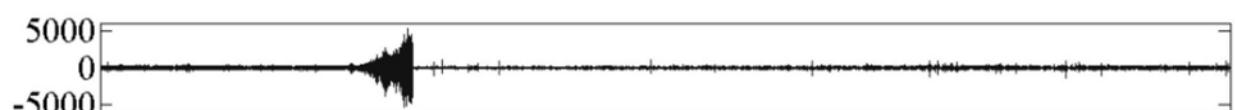


图2 (b)

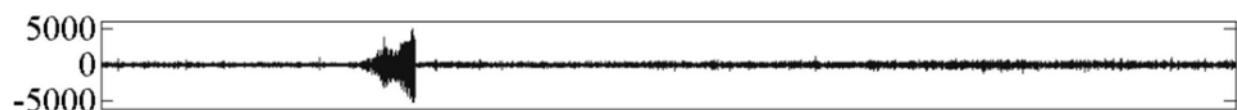


图2 (c)

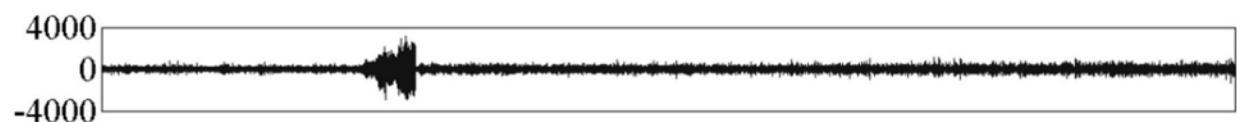


图2 (d)

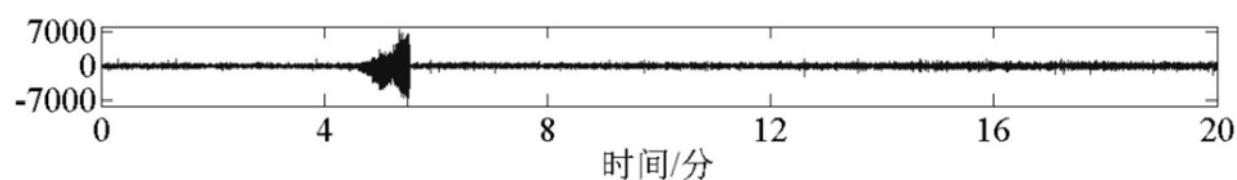


图2 (e)

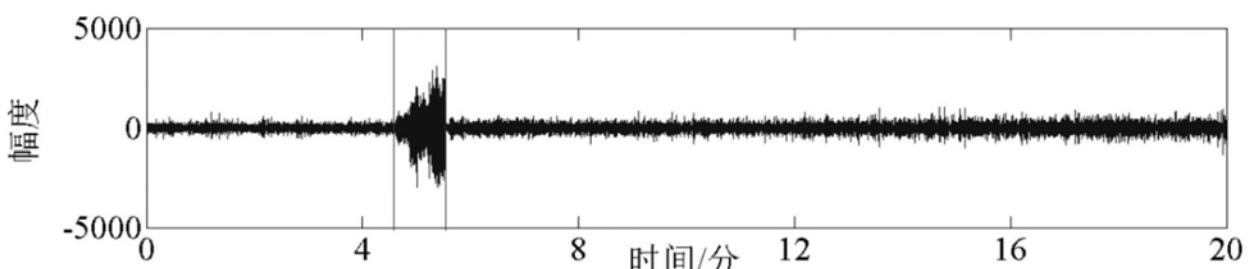


图3 (a)

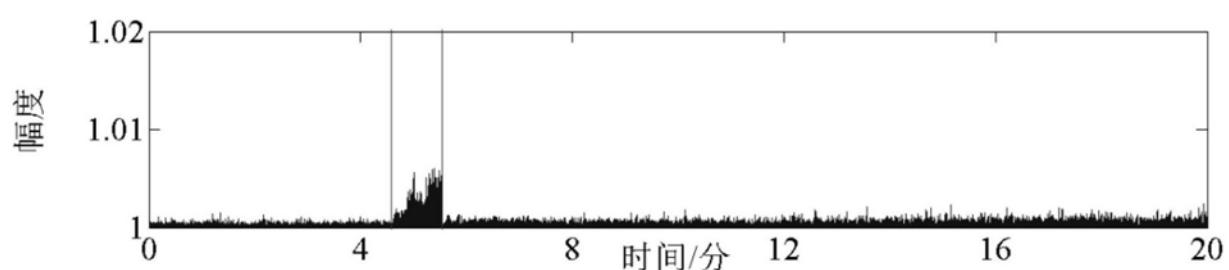


图3 (b)

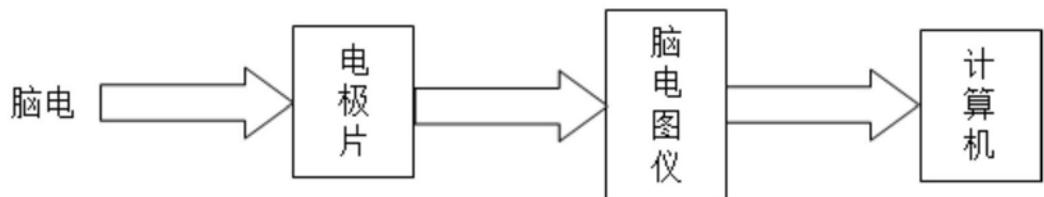


图4

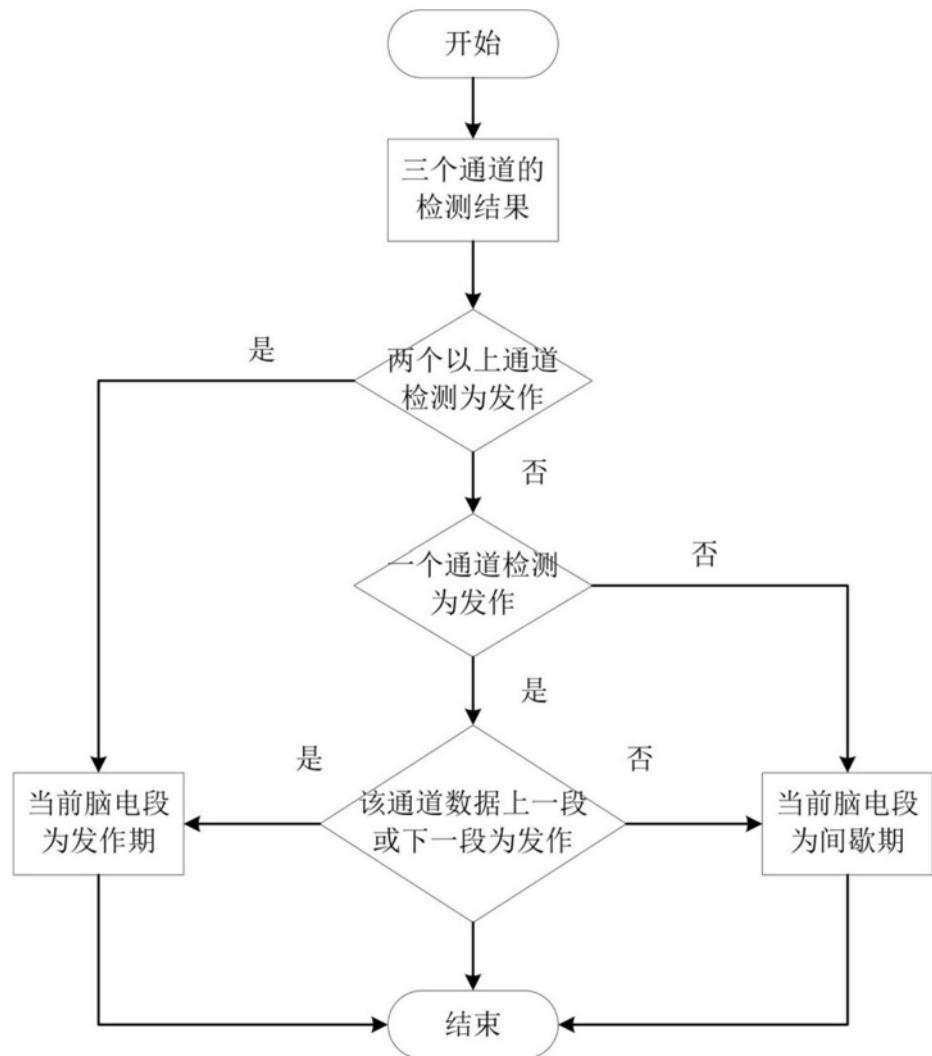


图5

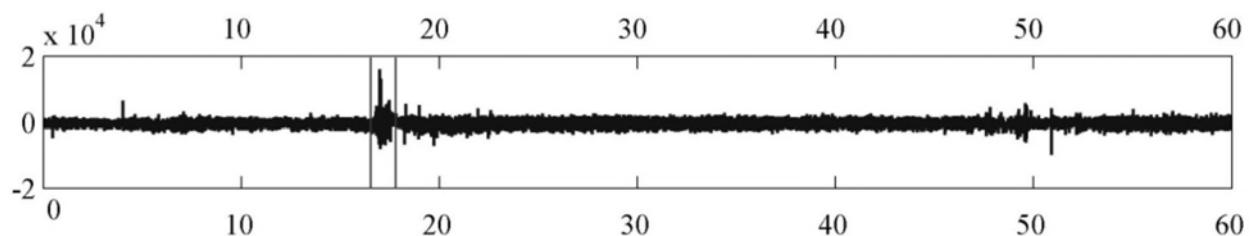


图6 (a)

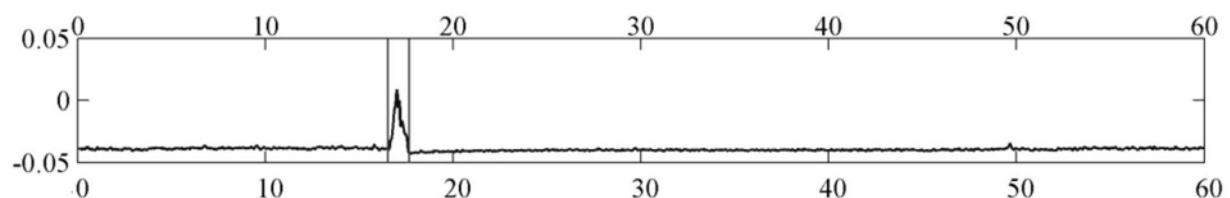


图6 (b)

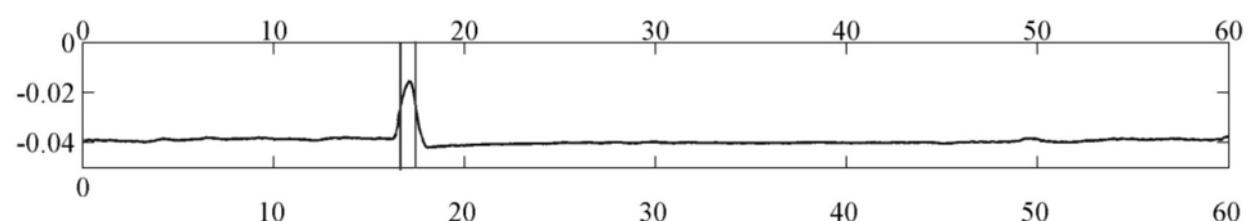


图6 (c)

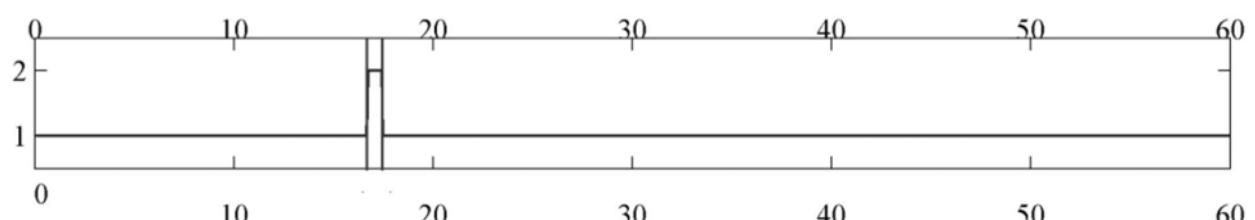


图6 (d)

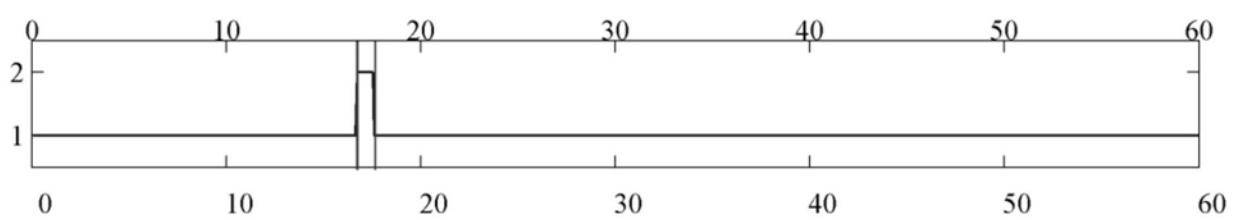


图6 (e)

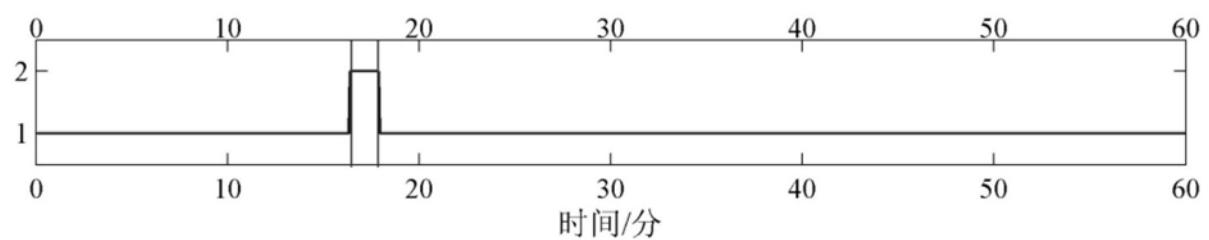


图6 (f)

专利名称(译)	一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法和装置		
公开(公告)号	CN108742603A	公开(公告)日	2018-11-06
申请号	CN201810291888.7	申请日	2018-04-03
[标]申请(专利权)人(译)	山东大学		
申请(专利权)人(译)	山东大学		
当前申请(专利权)人(译)	山东大学		
[标]发明人	马昕 喻娜娜 周卫东		
发明人	马昕 喻娜娜 周卫东		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/04 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04017 A61B5/0476 A61B5/7235 A61B5/725		
外部链接	Espacenet Sipo		

摘要(译)

本发明公开了一种利用核函数和字典对学习模型的脑电检测方法和装置，获得脑电信号并对脑电信号进行分段和滤波处理；对分段和滤波处理之后的脑电信号采用核函数处理，实现将低维空间线性不可分的脑电信号映射到高维空间变得线性可分；将核函数处理后得到的脑电训练样本用来训练字典对学习模型，随后采用训练好的字典对学习模型对核函数处理后的脑电测试样本进行检测，得到重构误差；将重构误差的差值作为判决值与阈值进行比较，并对比较结果进行后处理获得脑电检测结果并标记输出。本发明利用核函数对采集并经预处理后的脑电数据进行处理，与传统的脑电检测方法不同，该方法不需要人为选择特征进行特征提取。

