



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107569228 B

(45)授权公告日 2020.02.21

(21)申请号 201710721649.6

G06K 9/62(2006.01)

(22)申请日 2017.08.22

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 107569228 A

CN 102413871 A,2012.04.11,  
CN 102413871 A,2012.04.11,  
CN 104173045 A,2014.12.03,  
CN 101690659 A,2010.04.07,

(43)申请公布日 2018.01.12

CN 106264519 A,2017.01.04,  
CN 103190904 A,2013.07.10,

(73)专利权人 北京航空航天大学  
地址 100191 北京市海淀区学院路37号

WO 2010115939 A2,2010.10.14,

(72)发明人 张冀聪 杨宝山 胡业刚

吴敏 等.基于SVM 算法癫痫脑电的研究初探.《医疗卫生装备》.2007,第28卷(第12期),

(74)专利代理机构 北京律诚同业知识产权代理有限公司 11006

审查员 陈尧

代理人 王玉双

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

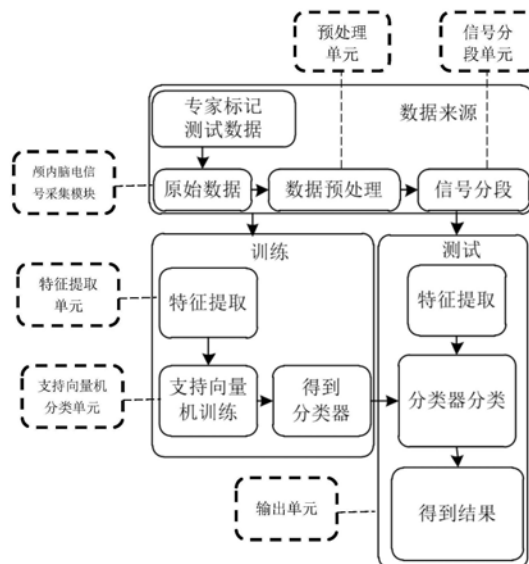
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波识别装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,包括颅内脑电信号采集模块和脑电信号特征波识别模块,颅内脑电信号采集模块用于采集颅内脑电信号,并由脑电信号特征波识别模块进行对特征波识别,脑电信号特征波识别模块包括特征提取单元和支持向量机分类单元特征提取单元对采集到的颅内脑电信号提取多个频带的能量值组成特征向量;支持向量机分类单元对得到特征向量采用支持向量机方法进行分类并训练,得到分类器模型,并实现对颅内脑电信号中特征波的识别,本发明采用经典可靠地频带信息和支持向量机分类方法相结合实现了癫痫颅内脑电信号的特征波形检测,方法的整体准确率稳定平均可达99%,具有较强的鲁棒性。



1. 一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,包括颅内脑电信号采集模块和脑电信号特征波识别模块,颅内脑电信号采集模块用于采集颅内脑电信号,并由脑电信号特征波识别模块对所述颅内脑电信号进行特征波识别,所述脑电信号特征波识别模块包括特征提取单元和支持向量机分类单元;所述特征提取单元对采集到的颅内脑电信号提取多个频带的能量值组成特征向量;所述的支持向量机分类单元对所述特征向量采用支持向量机方法进行分类并训练,得到分类器模型,并实现对颅内脑电信号中特征波的识别;

其中,所述的特征提取单元对颅内脑电信号进行如下操作:

首先对某一时间序列的信号片段进行时域向频域转换,该时间序列中共包含N个采样点的信号, $x(n)$ 表示该时间序列中第n个采样点的时域信号向量,范围为 $x(0)$ 至 $x(N-1)$ ,转换公式如下:

$$X(k) = DFT[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi}{N} kn} \quad (1)$$

其中 $X(k)$ 为转换后的频域信号向量, $k$ 代表第 $k$ 个采样点, $k$ 的取值范围为: $0 \leq k \leq N-1$ , $j$ 为虚数单位,

之后继续对转换后的频域信号向量 $X(k)$ 分别进行五个频带的能量特征提取,提取公式如下:

$$Y = \sum_{k=f1}^{f2} |X(k)| \quad (2)$$

式中, $f1, f2$ 分别为所要进行能量特征提取的频带的下限频率和上限频率,其中 $0 \leq f1 \leq f2 \leq N-1$ , $Y$ 为能量值,通过以上方法,针对每一个信号片段得到5个能量值,上述5个能量值组成特征向量 $q$ ,以 $q_i$ 表示第 $i$ 个脑电信号片段所得到的特征向量,其中 $q_i \in R^m$ ,用于分类器的分类训练。

2. 根据权利要求1所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,所述的脑电信号特征波识别模块还包括预处理单元,所述的预处理单元在特征提取单元之前,对采集到的颅内脑电信号进行预处理操作,得到较为干净整洁的颅内脑电信号。

3. 根据权利要求2所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,所述的预处理操作包括去漂移、工频干扰和带通滤波处理。

4. 根据权利要求3所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,带通滤波处理中,带通滤波器保留频率在0.5-49Hz之间的信号,所用带通滤波器为带通FIR滤波器。

5. 根据权利要求1所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,所述的脑电信号特征波识别模块还包括信号分段单元,用于在特征提取单元之前,对预处理后的颅内脑电信号进行信号分段操作,分段后每个片段的长度 $L = \min(2^n)$ , $n$ 为正整数,且 $L \geq Fs * 0.07$ ,其中 $Fs$ 为信号的采样率。

6. 根据权利要求1所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,所述的多个频带的能量值是指 $\delta$ :1-4Hz, $\theta$ :大于4Hz且小于8Hz, $\alpha$ :8-13Hz, $\beta$ :大于13Hz且小于30Hz和 $\gamma$ :30Hz-higher五个频带的能量值。

7. 根据权利要求1所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,颅内脑电信号为癫痫颅内脑电信号,特征波为棘波。

8. 根据权利要求1所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,所述支持向量机分类单元对特征向量 $q$ 进行如下操作:

以 $q_i$ 为训练样本, $q_i$ 由一定数量的包含特征波形的脑电信号的特征向量和不包含特征波的脑电信号片段对应的特征向量组成,以 $y_i \in \{-1, 1\}$ 为数据的标,-1代表该脑电信号片段不包含特征波形,1代表该脑电信号片段包含特征波形,以 $q_i$ 和标签 $y_i$ 组成训练数据集 $\{q_i, y_i\}$ ,使用如下的函数进行判别:

$$w^T q + b = 0 \quad (3)$$

其中 $w$ 是权重矩阵, $b$ 是偏移量, $T$ 表示矩阵或向量的转置,最终得到一个可以使边缘与最近的点距离最大化的超平面,等价于如下二次优化问题:

$$\min_w \frac{1}{2} (w^T w) \quad (4)$$

其中:

$$y_i ((w^T q_i) + b) \geq 1 \quad (5)$$

其中 $i = 1, \dots, k$ ;

最终的确定函数为:

$$\text{sgn}(w^T \phi(q) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^k y_i \alpha_i K(q_i, q) + b\right) \quad (6)$$

根据上述确定函数,得到分类器模型,并使用此模型对颅内脑电信号进行特征波形的识别。

9. 根据权利要求8所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,脑电信号特征波识别模块还包括输出单元,所述的输出单元使用分类器模型,根据输入的原始颅内脑电信号片段,对颅内脑电信号进行特征波形的识别,并输出判断结果。

10. 根据权利要求9所述的一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,其特征在于,所述输入的原始颅内脑电信号片段为与训练数据等长的原始颅内脑电信号片段。

## 基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波识别装置

### 技术领域

[0001] 本发明主要属于生物信息领域中的医学神经病学的特征波检测辅助诊断领域,尤其是涉及一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波识别装置。

### 背景技术

[0002] 癫痫患者颅内脑电信号是癫痫辅助诊断的重要手段之一,是病灶区定位的一种精标准方法,一般癫痫患者在进行手术切除之前都需要进行长时间的颅内信号监测,以确定病灶区的具体位置,从而决定手术切除位置。因为特征波形是癫痫疾病的典型象征波形,因此癫痫的特征波形检测对于临床癫痫疾病诊断具有很重要的辅助意义,目前利用颅内脑电信号进行癫痫病灶区定位的方法中,主要是采用人工的方式观察信号特征波形出现的位置,整个过程长,诊断速度慢,针对个体患者的判断标准无法统一,诊断精度不高。

[0003] 近十年来,已经有很多癫痫特征波检测方法被提出,但主要都是针对于头皮脑电信号进行的检测方法,然而头皮脑电信号和颅内脑电信号具有一定的差别,因此将适合头皮脑电的诊断设备直接应用于颅内脑电信号并不适合,效果不佳。因此寻找一种专门针对癫痫颅内脑电信号的特征波形检测装置对于临床癫痫术前评估诊断等具有十分重要的意义。

### 发明内容

[0004] 为解决上述技术问题,本发明提供了一种基于频带信息和支持向量机的癫痫颅内脑电信号特征波识别装置。

[0005] 本发明完整的技术方案包括:

[0006] 一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,包括颅内脑电信号采集模块和脑电信号特征波识别模块,颅内脑电信号采集模块用于采集颅内脑电信号,并由脑电信号特征波识别模块进行对特征波识别,所述脑电信号特征波识别模块包括特征提取单元和支持向量机分类单元;所述特征提取单元对采集到的颅内脑电信号提取多个频带的能量值组成特征向量;所述的支持向量机分类单元对得到特征向量采用支持向量机方法进行分类并训练,得到分类器模型,并实现对颅内脑电信号中特征波的识别。

[0007] 所述的脑电信号特征波识别模块还包括预处理单元,所述的预处理单元在特征提取单元之前,对采集到的颅内脑电信号进行预处理操作,得到较为干净整洁的脑电信号;

[0008] 优选的,所述的预处理操作包括去漂移,工频干扰和带通滤波处理,

[0009] 优选的,带通滤波器保留频率在0.5-49Hz之间的信号,所用带通滤波器为带通FIR滤波器。

[0010] 所述的脑电信号特征波识别模块还包括信号分段单元,用于在特征提取单元之前,对预处理后的颅内脑电信号进行信号分段操作;

[0011] 优选的,分段后每个片段的长度 $L = \min(2^n)$ ,  $n$ 为正整数,且 $L \geq F_s * 0.07$ ,其中 $F_s$ 为信号的采样率;

[0012] 所述的多个频带的能量值是指 $\delta$ :1-4Hz,  $\theta$ :4-8Hz,  $\alpha$ :8-13Hz,  $\beta$ :13-30Hz和 $\gamma$ :30Hz-higher五个频带的能量值;

[0013] 颅内脑电信号为癫痫颅内脑电信号。特征波为棘波。

[0014] 所述的特征提取单元对颅内脑电信号进行如下操作:

[0015] 首先对某一时间序列的信号片段进行时域向频域转换,该时间序列中共包含N个采样点的信号, $x(n)$ 表示该时间序列中第n个采样点的时域信号向量,范围为 $x(0)$ 至 $x(N-1)$ ,转换公式如下:

$$[0016] \quad X(k) = DFT[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (1)$$

[0017] 其中 $X(k)$ 为转换后的频域信号向量, $k$ 代表第 $k$ 个采样点, $k$ 的取值范围为: $0 \leq k \leq N-1$ , $j$ 为虚数单位。

[0018] 之后继续对转换后的频域信号向量 $X(k)$ 分别进行五个频带的能量特征提取,提取公式如下:

$$[0019] \quad Y = \sum_{k=f1}^{f2} |X(k)| \quad (2)$$

[0020] 式中, $f1$ , $f2$ 分别为所要进行能量特征提取的频带的下限频率和上限频率,其中 $0 \leq f1 \leq f2 \leq N-1$ , $Y$ 为能量值,通过以上方法,针对每一个信号片段得到5个能量值,上述5个能量值组成特征向量 $q$ ,以 $q_i$ 表示第 $i$ 个脑电信号片段所得到的特征向量,其中 $q_i \in R^m$ ,用于分类器的分类训练。

[0021] 所述支持向量机分类单元对特征向量 $q$ 进行如下操作:

[0022] 以 $q_i$ 位训练样本, $q_i$ 由一定数量的包含特征波形的脑电信号的特征向量和不包含特征波的脑电信号片段对应的特征向量组成,以 $y_i \in \{-1, 1\}$ 为数据的标,-1代表该脑电信号片段不包含特征波形,1代表该脑电信号片段包含特征波形,以 $q_i$ 和标签 $y_i$ 组成训练数据集 $\{q_i, y_i\}$ .使用如下的函数进行判别:

$$[0023] \quad w^T q + b = 0 \quad (3)$$

[0024] 其中 $w$ 是权重矩阵, $b$ 是偏移量, $T$ 表示矩阵或向量的转置,最终得到一个可以使边缘与最近的点距离最大化的超平面,等价于如下二次优化问题:

$$[0025] \quad \min_w \frac{1}{2} (w^T w) \quad (4)$$

[0026] 其中:

$$[0027] \quad y_i ((w^T q_i) + b) \geq 1 \quad (5)$$

[0028] 其中, $i=1, \dots, k$

[0029] 最终的决策函数为:

$$[0030] \quad \text{sgn}(w^T \phi(q) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^k y_i \alpha_i K(q_i, q) + b\right) \quad (6)$$

[0031] 根据上述决定函数,得到分类器模型,并使用此模型对颅内脑电信号进行特征波形的识别。

[0032] 脑电信号特征波识别模块还包括输出单元,所述的输出单元使用分类器模型,根据输入的原始颅内脑电信号片段,对颅内脑电信号进行特征波形的识别,并输出判断结果。

[0033] 所述输入的原始颅内脑电信号片段为与训练数据等长的原始颅内脑电信号片段。

[0034] 本发明相对于现有技术的优点在于:采用经典可靠地频带信息和支持向量机分类方法相结合实现了癫痫颅内脑电信号的特征波形检测。方法的整体准确率稳定平均可达99%,具有较强的鲁棒性。

### 附图说明

[0035] 图1为本发明公开的颅内脑电信号特征波识别装置的特征波处理装置工作流程示意图。

[0036] 图2为特征波形示意图,其中纵轴为幅值,横轴为采样点数。

[0037] 图3为特征波识别结果示意图,纵线之间为特征波形。

### 具体实施方式

[0038] 下面结合附图和具体实施方式对本发明做进一步说明。该部分将详细地描述本发明的具体实施方案,具体到本实施方式,所用颅内脑电信号为癫痫颅内脑电信号,所用特征波为棘波。如图1所示,本发明公开的装置为一种基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置,包括颅内脑电信号采集模块和脑电信号特征波识别模块,颅内脑电信号采集模块用于采集颅内脑电信号,并由脑电信号特征波识别模块进行对特征波识别,所述脑电信号特征波识别模块包括、信号分段单元、特征提取单元和支持向量机分类单元;

[0039] 信号预处理是十分必要的环节,因而需要预处理单元首先对采集到的原始颅内脑电信号进行去漂移,工频干扰和带通滤波预处理操作,滤波器采用FIR滤波器,频带为0.5-49Hz,经预处理单元后得到较为干净整洁的脑电信号。

[0040] 随后信号分段单元对每个通道预处理后的信号进行片段提取即信号分段操作;根据临床经验和相关资料证实,癫痫的特征波形的周期一般为20ms-70ms,因而经过优化选择,分段后每个片段的长度 $L = \min(2^n)$ ,n为正整数,且 $L >= F_s * 0.07$ ,其中 $F_s$ 为信号的采样率。

[0041] 特征提取单元对分段操作后的颅内脑电信号提取 $\delta: 1-4\text{Hz}$ , $\theta: 4-8\text{Hz}$ , $\alpha: 8-13\text{Hz}$ , $\beta: 13-30\text{Hz}$ 和 $\gamma: 30\text{Hz-higher}$ 共5个频带的能量值,分别提取特征波片段和非特征波片段,长度为L个采样点,首先对某一时间序列的信号片段进行时域向频域转换,该时间序列中共包含N个采样点的信号, $x(n)$ 表示该时间序列中第n个采样点的时域信号向量,范围为 $x(0)$ 至 $x(N-1)$ ,转换公式如下:

$$[0042] \quad X(k) = DFT[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (1)$$

[0043] 其中 $X(k)$ 为转换后的频域信号向量,k代表第k个采样点,k的取值范围为: $0 \leq k \leq$

$N-1$ ,  $j$ 为虚数单位。

[0044] 之后继续对转换后的频域信号向量 $X(k)$ 分别进行五个频带的能量特征提取,提取公式如下:

$$[0045] \quad Y = \sum_{k=f1}^{f2} |X(k)| \quad (2)$$

[0046] 式中, $f1, f2$ 分别为所要进行能量特征提取的频带的下限频率和上限频率,其中 $0 \leq f1 \leq f2 \leq N-1$ ,  $Y$ 为能量值,通过以上方法,针对每一个信号片段得到5个能量值,上述5个能量值组成特征向量 $q$ ,以 $q_i$ 表示第 $i$ 个脑电信号片段所得到的特征向量,其中 $q_i \in R^m$ ,结构化数据和标签,得到用于分类器的训练数据。

[0047] 支持向量机分类单元对得到特征向量采用支持向量机方法进行分类并训练,得到分类器模型,并实现对颅内脑电信号中特征波的识别。图2为典型的特征波形示意图,其中纵轴为幅值,横轴为采样点数。具体为以 $q_i$ 位训练样本, $q_i$ 是由一定数量的包含特征波形的脑电信号的特征向量和不包含特征波的脑电信号片段对应的特征向量组成,以 $y_i \in \{-1, 1\}$ 为数据的标, $-1$ 代表该脑电信号片段不包含特征波形, $1$ 代表该脑电信号片段包含特征波形,以 $q_i$ 和标签 $y_i$ 组成训练数据集 $\{q_i, y_i\}$ 。使用如下的函数进行判别:

$$[0048] \quad w^T q + b = 0 \quad (3)$$

[0049] 其中 $w$ 是权重矩阵, $b$ 是偏移量, $T$ 表示矩阵或向量的转置,最终得到一个可以使边缘与最近的点距离最大化的超平面,等价于如下二次优化问题:

$$[0050] \quad \min_w \frac{1}{2} (w^T w) \quad (4)$$

[0051] 其中:

$$[0052] \quad y_i ((w^T q_i) + b) \geq 1 \quad (5)$$

$$[0053] \quad i = 1, \dots, k$$

[0054] 最终的决策函数为:

$$[0055] \quad \text{sgn}(w^T \phi(q) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^k y_i \alpha_i K(q_i, q) + b\right) \quad (6)$$

[0056] 式中, $\phi(q)$ 为泛指核函数, $\alpha_i$ 为权值系数, $K(q_i, q)$ 为具体化的核函数;

[0057] 根据上述决策函数,得到分类器模型,

[0058] 采用使用此模型,输入与训练数据等长的原始颅内脑电信号片段,对颅内脑电信号进行特征波形的识别。并输出判断结果,即是否有特征波。如图3所示,为采用本发明装置得到的特征波识别结果示意图,纵线之间为特征波形。

[0059] 以上所述,仅是本发明的较佳实施例,并非对本发明作任何限制,凡是根据本发明技术实质对以上实施例所作的任何简单修改、变更以及等效结构变化,均仍属于本发明技术方案的保护范围内。

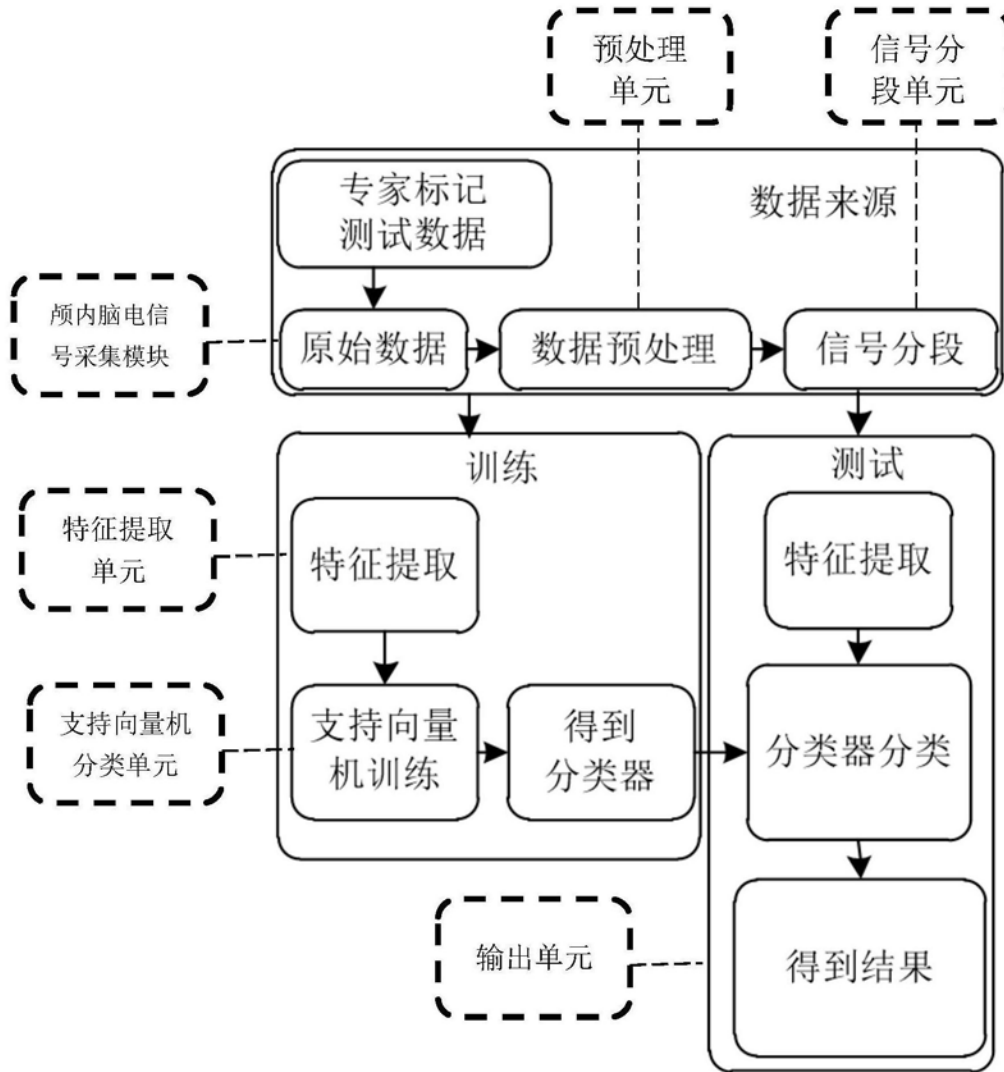


图1

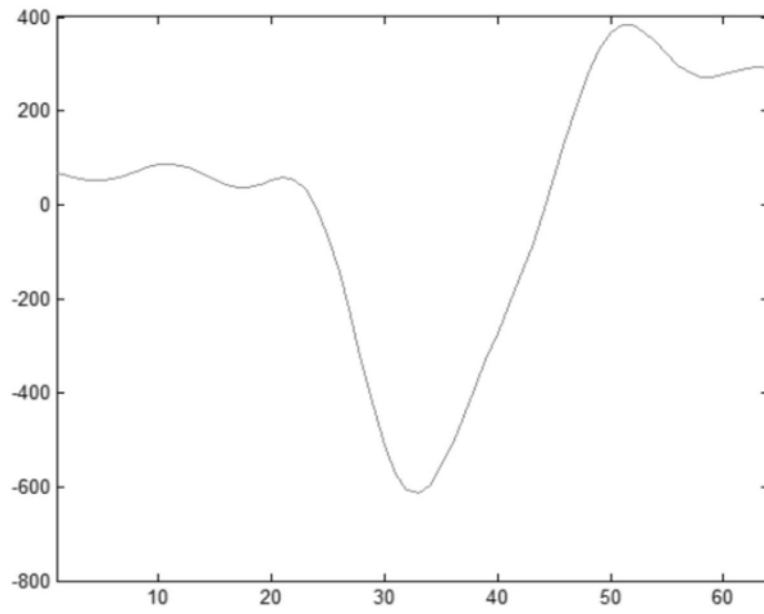


图2

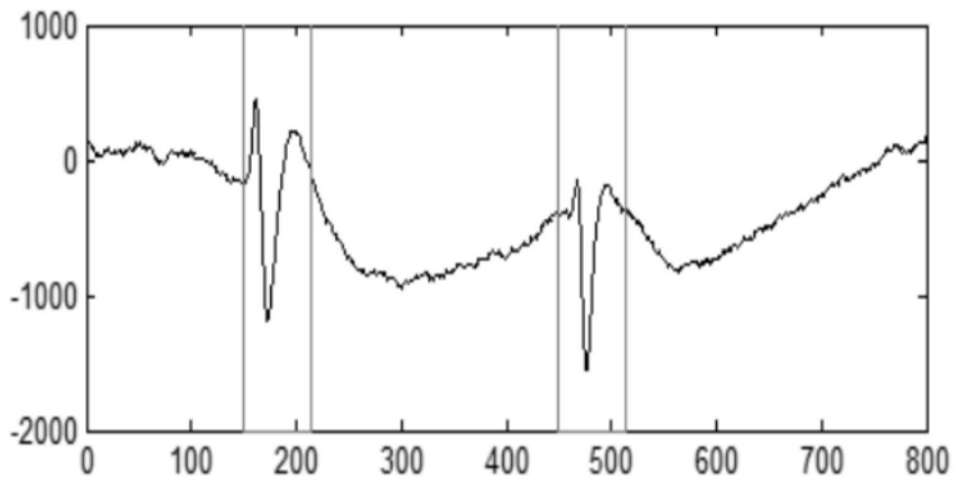


图3

专利名称(译)	基于频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波识别装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN107569228B</a>	公开(公告)日	2020-02-21
申请号	CN201710721649.6	申请日	2017-08-22
[标]申请(专利权)人(译)	北京航空航天大学		
申请(专利权)人(译)	北京航空航天大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京航空航天大学		
[标]发明人	张冀聪 杨宝山 胡业刚		
发明人	张冀聪 杨宝山 胡业刚		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/00 G06K9/62		
代理人(译)	王玉双		
审查员(译)	陈尧		
其他公开文献	CN107569228A		
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频带信息和支持向量机的颅内脑电信号特征波处理装置，包括颅内脑电信号采集模块和脑电信号特征波识别模块，颅内脑电信号采集模块用于采集颅内脑电信号，并由脑电信号特征波识别模块进行对特征波识别，脑电信号特征波识别模块包括特征提取单元和支持向量机分类单元特征提取单元对采集到的颅内脑电信号提取多个频带的能量值组成特征向量；支持向量机分类单元对得到特征向量采用支持向量机方法进行分类并训练，得到分类器模型，并实现对颅内脑电信号中特征波的识别，本发明采用经典可靠地频带信息和支持向量机分类方法相结合实现了癫痫颅内脑电信号的特征波形检测，方法的整体准确率稳定平均可达99%，具有较强的鲁棒性。

