



(43)申请公布日 2017.09.22

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书4页 说明书10页 附图1页

1. 一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,包括在各种环境状态下,人体由于疼痛引起的大脑脑电波中关于疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的特征成分的提取方法和表达方式;其特征在于:利用脑电波作为原始信号处理单元,离散化采集到计算机中,施加数学计算分析,将脑电波分解成低频、中频、高频、超高频单元,提取其中和疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适相关的特征成分,经过归一化处理,表达为0-100的无量纲数据,实时反应人的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的实时客观定量深度;利用脑电传感器,佩戴于头部的前额部和耳部部位,无创采集脑部多个部位的电位信号,信号经由前置放大器和多级整合电路、以及模数转换器进入计算单元,信号带宽包含脑电波中的超过30hz以上的超高频成分,脑电采集导联设置为最少包含左右脑前额叶的两个导联或以上,经由前置放大、模数转换,进入单片计算机系统,再通过数据加密、压缩后,经由有线方式直接传送到计算机单元,或经由无线通讯控制单元的TCP/IP协议包装并发送到互联网数据服务器,计算机或服务器中的软件系统对接收到的脑电信号实时处理计算、显示、存储、转发,其中计算部分采用小波分析、波形识别算法,分解脑电波中的各种相关于频率和时域的有效成分和伪差成分,并组合成为新的数据流,再经由模糊识别分析、拟合回归分析、相关性分析、多维谱分析,提取出疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的特征指标,经过归一化处理,获得从0-100的多个定量数据,实时客观定量反映人体的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的程度,得到疼痛深度、镇痛深度、焦虑深度、紧张深度、瞻妄深度、遗忘深度、舒适深度指数。

2. 如权利要求1所述的一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,脑电信号采集单元具备有线及无线通讯能力,可以和计算机组合成为一体的疼痛深度测量系统,也可以通过互联网平台和服务器组合成为云计算模式的疼痛深度测量系统,形成对疼痛测量数据的远程医疗服务共享平台,形成疼痛测量的大数据收集新模式,其特征在于:利用232接口标准、3G、4G、蓝牙、WIFI通讯技术,实现近远程、多环境、实时的脑电采集传输终端,对于采集放大的脑电波模拟信号,单片计算机对其实现模数转换的离散化处理,将多路脑电波离散信号实时压缩、加密、打包,实现动态存储队列管理,识别通讯线路,自动切换通讯模式,控制通讯发送,实时数据包或者直接通过232通讯接口传送到计算机中或经由无线互联网平台,直接发送到云计算服务器中,经由计算机或云计算服务器的计算处理,形成的疼痛深度指数、镇痛深度指数、焦虑深度指数、紧张深度指数、瞻妄深度指数、遗忘深度指数、舒适深度指数显示在计算机终端或移动手机端。

3. 如权利要求1所述的一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,疼痛数值伴随镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的心理精神状态的定量测量,其特征在于:自脑电波中同步提取出镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的定量表达,于疼痛深度的定量表达一起,完成疼痛测量的过程,达到疼痛测量的完整性和精准性。

4. 如权利要求1所述的一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,在小波处理计算中,可以分解出这两种生物电信号序列,作为信号强度和干扰信号的标记特征使用;采用小波公式:

$$WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int X(\omega) \psi(a\omega) e^{i\omega\tau} d\omega$$

对脑电向量组

$$f_i(x) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \cdots \ x_{m-2} \ x_{m-1} \ x_m]$$

$i$ : 脑电波导联数量,  $m$ : 向量元素数量,  $x$ : 脑电波数据

实时计算处理, 以多尺度滤波器组算法, 分解出各尺度窗口下的小波基函数

$$(Wf(2^j, f_j(x))) \quad j \in z$$

$$(Wf(2^0, f_0(x))), (Wf(2^1, f_1(x))), \dots, (Wf(2^N, f_N(x)))$$

$j$ : 小波基数量

由小波基函数和各尺度数据的反变换, 获得一组时域重构函数如下:

$$f_{i,j}(x) = \sum Wf(2^j, x) * X2^j(x)$$

$f_{i,1}(x), f_{i,2}(x), \dots, f_{i,N}(x)$ ; 重构函数,  $X2^1(x), X2^2(x), \dots, X2^N(x)$ , 各尺度小波数据点;  $N$ : 阶数;  $j$ : 尺度数量,  $i$ : 导联数;

各个重构函数代表了不同尺度下的脑电波, 眼动电波和肌电波的表现; 尺度也对应信号的频率成分, 分布于脑电图的常规节律和高频节律; 对于分解的重构函数的各个序列数据, 采用模式识别算法中的波形识别算法提取出数据的特征点:

$$T_j(x) \in z;$$

$T$ : 特征值向量,  $j$ : 尺度,  $x$ : 离散数据, 代表波形特点;  $z$ : 时域空间;

向量  $T_j(x)$  中的特征数据包含特异点、幅度、变异、斜率、面积、自相关、互相关等计算结果, 计算来自于基本算法:

$$\text{数据序列: } y(t, i) = (f(j) - f(j-1)) / \Delta t$$

$j$ : 离散数据下标,  $i$ : 尺度;

获取序列  $y(t, i)$  中最大数值, 可以获得特征指数之一, 其中的正负反相点, 就是特异点, 特异点的数量由  $t$  值的大小表示;

对  $f(x)$  序列数据施加迭代微分算法:

$$d(j, i) = \sum (f(j+i) - f(j+i-1)) / (\Delta t + i)$$

$i$ :  $\Delta t$  的增量, 从  $1 \dots N$ ,  $j$ : 数值序号;

对于矩阵  $d(j, i)$  中的各个向量, 将向量中的数据点排序以及相加, 选取每个向量中的最大值和相加和, 作为斜率和幅度;

针对重构函数中的各个尺度向量  $f_i(x) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \cdots \ x_{m-2} \ x_{m-1} \ x_m]$ , 将处理得到的结果向量  $y(t, i)$ 、 $d(j, i)$  生成模式类  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ , 然后利用模式之间的距离函数计算各个重构函数的距离; 得到重构函数的变异、自相关、互相关数值;

计算重构函数的积分:

$$S_i(t) = \int f(j, i) * \Delta t$$

求得各个函数的面积数值;

$T_j(x)$  向量表达了重构函数的波形特点和规律; 对于采集的脑电波中的眼动电信号和额肌电信号, 分布于特定尺度的重构函数中, 针对这些重构函数, 首先, 求取其中的一阶导数:

$$D_i(x) = (f_i(x) - f_i(x+m)) / \Delta x$$

$x$ : 横坐标,  $\Delta x$ : 横坐标增量;

对  $D_i(x)$  排序, 得到极大值和极小值, 设定阈值  $a$ , 可以求取

$D_i(x)$  的正负极性变异点,得到一组极值点向量:

$M_i(j)$ ;高点;

$m_i(j)$ ;低点;

$j$ :极值点的数量;

对相关重构函数采用积分算法:

$$E = \int f_i(t)^2 \Delta t$$

$$E1 = \int f_j(t)^2 \Delta t$$

得到肌电和眼动的功率值大小;针对上述结果数据,经过归一组合算法:

$$Sq = \exp(a * \text{abs}(M_i - m_i) + b * E);$$

$a, b$ :加权系数,由信号表达范围决定;

可以得到指示干扰的信号强度的定量表达 $Sq$ ,作为显示结果之一;

重构函数中消除了眼动和肌电的脑电波重构成分,采用功率谱算法:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-j\omega x} dx$$

$f(x)$ :时域脑电波离散数据, $X(\omega)$ :频谱功率大小;

可以获得脑电波中功率谱的各个成分,包括 $\alpha\beta\delta\theta$ 波段的数值, $sef, mef$ 等边缘频率,优势频率等数值:

$$F_j = \{\alpha, \beta, \delta, \theta, sef, mef\};$$

结合波形识别所得到的特征向量,组合成为一组涵盖了时域和频域,以及非线性复杂度结果的数据向量组:

$$G_i(x) = \{T_j, F_j\};$$

$i$ :尺度数量;

数据向量 $G_i(x)$ 组,作为脑电波的一次处理结果,被命名为脑电波一级处理的元数据组,元数据组中包含了数百个脑电波中的规律性的特征成分,可以被作为二次计算的基础数据;

提取各尺度重构函数元数据中的某些特征数据,计算其中各尺度相对应的数据的比率、各尺度数据的斜率、变化率以及积分面积:

$$Y(x, t) = \{G_i(x, t) - G_i(x, t-1) / \Delta t\} \in z;$$

$$Z_{i,j}(x) = \{G_i(x1) / G_j(x1)\} \in z;$$

$$S(x, t) = \{\int G(x, t) * \Delta t\} \in z;$$

$$D(x, t) = \{\text{abs}(G(x, t1) - G(x, t2))\} \in z;$$

$t$ :计算时间点, $i, j$ :尺度序列, $x$ :特征向量下标; $z$ :计算空间大小;

对于上述各个数据序列,经过数据加权,得到一系列数据计算公式:

$$E_i = \{a, b, c, d, n\} * \{Y_i, Z_i, S_i, D_i\};$$

$i$ :数据指标序号;

对 $E_i$ 数据施加归一化计算:

$$\text{疼痛指数} = (\text{esp}(E0)) \times 100$$

$$\text{镇痛指数} = (\text{esp}(E1)) \times 100$$

$$\text{紧张指数} = (\text{esp}(E2)) \times 100$$

$$\text{谵妄指数} = (\text{esp}(E3)) \times 100$$

焦虑指数 =  $(\text{esp}(E4)) \times 100$

遗忘指数 =  $(\text{esp}(E5)) \times 100$

舒适指数 =  $(\text{esp}(E5)) \times 100$ ;

得到脑电波中的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的实时客观定量特征指标。

## 一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种疼痛成分的脑电波特征指标的提取方法和表达方式,可以是一体机或架构在无线物联网平台,可应用于居家、医院一体化的疼痛测量方法的实现。

### 背景技术

[0002] 当今时代脑科学是人们重点关注的领先科学。脑科学中,脑状态的测量技术发展是其中的重要内容,也是脑科学应用研究的目标之一。在临床医学领域,直到目前,并没有一种能够实时客观定量度量疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适等等脑状态的测量方法应用于实践。由于这种实时客观定量测量技术的缺失,临床疼痛治疗中,人们对于疼痛的度量只能依赖于疼痛的主观量表完成,主观量表是人们用主观的自我判断,以0-10个刻度,形容自己的疼痛程度。这样的方法充满了不确定性和不可重复性,致使有关疼痛的治疗效果无法准确度量,镇痛程度(疼痛阈值)也无法测量,对于药物的使用也无法实现客观和适度。特别是疼痛带来的焦虑、紧张、谵妄、遗忘更加无法度量和施加相应的处理。其次,互联网技术和通讯技术是引领科学技术进步的支撑力量之一,结合临床医疗服务,在互联网平台上以无线通讯手段实现医疗信息集成交换,对于慢性疼痛患者,比如癌痛病人,在家庭环境下的镇痛治疗并不充分,没有实时客观定量的疼痛指标,往往使医生无法根据患者的客观疼痛程度施加药物治疗,患者往往是在极度疼痛中去世。对于急性疼痛患者,如术后患者的疼痛治疗,更加需要包含疼痛深度在内的脑状态定量数据作为医生治疗疼痛的客观依据,互联网技术的发展,为医生实时了解居家化或病床上的患者的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适程度提供了一种可以被应用的技术手段。

[0003] 基于互联网通讯的急、慢性疼痛治疗、监护信息管理平台的建立,可以对于疼痛治疗和管理方法的科学研究提供强有力的支持手段。特别是对于患者的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适程度的定量数据的掌握,对于分析药物疗效、总结治疗方法、调整治疗方案、研究分析疼痛机理、收集大样本长时间临床疼痛相关信息等方面有重要的实用价值。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,以解决通过采集脑电波信号,提取出其中的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适程度的特征成分的方法和表达方式,并形成疼痛测量设备,实现临床医疗服务和居家化健康管理中疼痛管理的应用的技术问题。

[0005] 为了实现上述发明目的,本发明所采用的技术方法如下:

[0006] 一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,包括在各种环境状态下,人体由于疼痛引起的大脑脑电波中关于疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适的特征成分的提取方法和表达方式;利用脑电波作为原始信号处理单元,离散化采集到计算机中,施加数学计算分析,将脑电波分解成低频、中频、高频、超高频单元,提取其中和疼痛、镇痛、焦虑、紧

张、瞻妄、遗忘、舒适相关的特征成分,经过归一化处理,表达为0-100 的无量纲数据,实时反应人的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的实时客观 定量深度;利用脑电传感器,佩戴于头部的前额部和耳部部位,无创采集脑部多个部位 的电位信号,信号经由前置放大器和多级整合电路、以及模数转换器进入计算单元,信号带宽包含脑电波中的超过30hz以上的超高频成分,脑电采集导联设置为最少包含左右 脑前额叶的两个导联或以上,经由前置放大、模数转换,进入单片计算机系统,再通过 数据加密、压缩后,经由有线方式直接传送到计算机单元,或经由无线通讯控制单元的 TCP/IP协议包装并发送到互联网数据服务器,计算机或服务器中的软件系统对接收到的 脑电信号实时处理计算、显示、存储、转发,其中计算部分采用小波分析、波形识别算法,分解脑电波中的各种相关于频率和时域的有效成分和伪差成分,并组合成为新的数据流,再经由模糊识别分析、拟合回归分析、相关性分析、多维谱分析,提取出疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的特征指标,经过归一化处理,获得从0-100的 多个定量数据,实时客观定量反映人体的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适 的程度,得到疼痛深度、镇痛深度、焦虑深度、紧张深度、瞻妄深度、遗忘深度、舒适 深度指数。

[0007] 脑电信号采集单元具备有线及无线通讯能力,可以和计算机组合成为一体的疼痛深度测量系统,也可以通过互联网平台和服务器组合成为云计算模式的疼痛深度测量系统,形成对疼痛测量数据的远程医疗服务共享平台,形成疼痛测量的大数据收集新模式,

[0008] 利用232接口标准、3G、4G、蓝牙、WIFI通讯技术,实现近远程、多环境、实时的 脑电采集传输终端,对于采集放大的脑电波模拟信号,单片计算机对其实现模数转换的 离散化处理,将多路脑电波离散信号实时压缩、加密、打包,实现动态存储队列管理, 识别通讯线路,自动切换通讯模式,控制通讯发送,实时数据包或者直接通过232通讯 接口传送到计算机中或经由无线互联网平台,直接发送到云计算服务器中,经由计算机 或云计算服务器的计算处理,形成的疼痛深度指数、镇痛深度指数、焦虑深度指数、紧张深度指数、瞻妄深度指数、遗忘深度指数、舒适深度指数显示在计算机终端或移动手机端。

[0009] 疼痛数值伴随镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的心理精神状态的定量测量,自脑电波中同步提取出镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的定量表达,于疼痛深度 的定量表达一起,完成疼痛测量的过程,达到疼痛测量的完整性和精准性。

[0010] 在小波处理计算中,可以分解出这两种生物电信号序列,作为信号强度和干扰信号的标记特征使用;采用小波公式:

$$[0011] \quad WT_s(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int X(\omega) \psi(a\omega) e^{-i\omega\tau} d\omega$$

[0012] 对脑电向量组

$$[0013] \quad f_i(x) = [x_1 x_2 x_3 \cdots x_{m-2} x_{m-1} x_m]$$

[0014] i:脑电波导联数量,m:向量元素数量,x:脑电波数据

[0015] 实时计算处理,以多尺度滤波器组算法,分解出各尺度窗口下的小波基函数

$$[0016] \quad (Wf(2^j, f_j(x)))_{j \in \mathbb{Z}}$$

$$[0017] \quad (Wf(2^0, f_j(x))), (Wf(2^1, f_0(x))), \dots, (Wf(2^N, f_N(x)))$$

[0018] j:小波基数量

[0019] 由小波基函数和各尺度数据的反变换,获得一组时域重构函数如下:

[0020]  $f_{i,j}(x) = \sum W_f(2^j, x) * X_{2^j}(x)$

[0021]  $f_{i,1}(x), f_{i,2}(x), \dots, f_{i,N}(x)$ ; 重构函数,  $X_{2^1}(x), X_{2^2}(x), \dots, X_{2^N}(x)$ , 各尺度小波数据点;  $N$ : 阶数;  $j$ : 尺度数量;  $i$ : 导联数;

[0022] 各个重构函数代表了不同尺度下的脑电波, 眼动电波和肌电波的表现; 尺度也对应信号的频率成分, 分布于脑电图的常规节律和高频节律; 对于分解的重构函数的各个序列数据, 采用模式识别算法中的波形识别算法提取出数据的特征点:

[0023]  $T_j(x) \in z$ ;

[0024]  $T$ : 特征值向量,  $j$ : 尺度,  $x$ : 离散数据, 代表波形特点;  $z$ : 时域空间;

[0025] 向量  $T_j(x)$  中的特征数据包含特异点、幅度、变异、斜率、面积、自相关、互相关等计算结果, 计算来自于基本算法:

[0026] 数据序列:  $y(t, i) = (f(j) - f(j-1)) / \Delta t$

[0027]  $j$ : 离散数据下标,  $i$ : 尺度;

[0028] 获取序列  $y(t, i)$  中最大数值, 可以获得特征指数之一, 其中的正负反相点, 就是特异点, 特异点的数量由  $t$  值的大小表示;

[0029] 对  $f(x)$  序列数据施加迭代微分算法:

[0030]  $d(j, i) = \sum (f(j+i) - f(j+i-1)) / (\Delta t + i)$

[0031]  $i$ :  $\Delta t$  的增量, 从  $1 \dots N$ ,  $j$ : 数值序号;

[0032] 对于矩阵  $d(j, i)$  中的各个向量, 将向量中的数据点排序以及相加, 选取每个向量中的最大值和相加和, 作为斜率和幅度;

[0033] 针对重构函数中的各个尺度向量  $f_i(x) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \dots x_{m-2} \ x_{m-1} \ x_m]$ , 将处理得到的结果向量  $y(t, i)$ 、 $d(j, i)$  生成模式类  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ , 然后利用模式之间的距离函数计算各个重构函数的距离; 得到重构函数的变异、自相关、互相关数值;

[0034] 计算重构函数的积分:

[0035]  $S_i(t) = \int f(j, i) * \Delta t$

[0036] 求得各个函数的面积数值;

[0037]  $T_j(x)$  向量表达了重构函数的波形特点和规律; 对于采集的脑电波中的眼动电信号和额肌电信号, 分布于特定尺度的重构函数中, 针对这些重构函数, 首先, 求取其中的一阶导数:

[0038]  $D_i(x) = (f_i(x) - f_i(x+m)) / \Delta x$

[0039]  $x$ : 横坐标,  $\Delta x$ : 横坐标增量;

[0040] 对  $D_i(x)$  排序, 得到极大值和极小值, 设定阈值  $a$ , 可以求取

[0041]  $D_i(x)$  的正负极性变异点, 得到一组极值点向量:

[0042]  $M_i(j)$ ; 高点;

[0043]  $m_i(j)$ ; 低点;

[0044]  $j$ : 极值点的数量;

[0045] 对相关重构函数采用积分算法:

[0046]  $E = \int f_i(t)^2 * \Delta t$

[0047]  $E1 = \int f_j(t)^2 * \Delta t$

[0048] 得到肌电和眼动的功率值大小; 针对上述结果数据, 经过归一组合算法:

[0049]  $Sq = \exp(a * \text{abs}(Mi - mi) + b * E)$ ;

[0050]  $a, b$ : 加权系数, 由信号表达范围决定;

[0051] 可以得到指示干扰的信号强度的定量表达  $Sq$ , 作为显示结果之一;

[0052] 重构函数中消除了眼动和肌电的脑电波重构成分, 采用功率谱算法:

[0053] 
$$X(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-jwx} dx$$

[0054]  $f(x)$ : 时域脑电波离散数据,  $X(w)$ : 频谱功率大小;

[0055] 可以获得脑电波中功率谱的各个成分, 包括  $\alpha\beta\delta\theta$  波段的数值,  $sef, mef$  等边缘频率, 优势频率等数值:

[0056]  $Fj = \{\alpha, \beta, \delta, \theta, \dots, sef, mef\}$ ;

[0057] 结合波形识别所得到的特征向量, 组合成为一组涵盖了时域和频域, 以及非线性复杂度 结果的数据向量组:

[0058]  $Gi(x) = \{Tj, Fj\}$ ;

[0059]  $i$ : 尺度数量;

[0060] 数据向量  $Gi(x)$  组, 作为脑电波的一次处理结果, 被命名为脑电波一级处理的元数据 组, 元数据组中包含了数百个脑电波中的规律性的特征成分, 可以被作为二次计算的基础数据;

[0061] 提取各尺度重构函数元数据中的某些特征数据, 计算其中各尺度相对应的数据的比 率、各尺度数据的斜率、变化率以及积分面积:

[0062]  $Y(x, t) = \{Gi(x, t) - Gi(x, t-1) / \Delta t\} \in z$ ;

[0063]  $Zi, j(x) = \{Gi(x1) / Gj(x1)\} \in z$ ;

[0064]  $S(x, t) = \{\int G(x, t) * \Delta t\} \in z$ ;

[0065]  $D(x, t) = \{\text{abs}(G(x, t1) - G(x, t2))\} \in z$ ;

[0066]  $t$ : 计算时间点,  $i, j$ : 尺度序列,  $x$ : 特征向量下标;  $z$ : 计算空间大小;

[0067] 对于上述各个数据序列, 经过数据加权, 得到一系列数据计算公式:

[0068]  $Ei = \{a, b, c, d, \dots, n\} * \{Yi, Zi, Si, Di\}$ ;

[0069]  $i$ : 数据指标序号;

[0070] 对  $Ei$  数据施加归一化计算:

[0071] 疼痛指数 =  $(\text{esp}(E0)) \times 100$

[0072] 镇痛指数 =  $(\text{esp}(E1)) \times 100$

[0073] 紧张指数 =  $(\text{esp}(E2)) \times 100$

[0074] 谵妄指数 =  $(\text{esp}(E3)) \times 100$

[0075] 焦虑指数 =  $(\text{esp}(E4)) \times 100$

[0076] 遗忘指数 =  $(\text{esp}(E5)) \times 100$

[0077] 舒适指数 =  $(\text{esp}(E5)) \times 100$ ;

[0078] 得到脑电波中的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适的实时客观定量特征指标。

[0079] 本发明的优点:

[0080] 本发明通过实时采集脑电波信号, 利用离散信号处理的数学计算算法, 提取出脑电波中有关疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适感觉的特征成分的方法, 并表达 成为

0-100的无量纲数据的表达方式。利用电生理的信号传感技术采集脑电波信号,并对信号施加多种数学计算算法,找到并提取其中的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适成分的特征指标,经过归一化处理,得到测量以上特征指标的定量数值,形成实时疼痛测量的技术手段和应用设备。本发明对于疼痛治疗和管理方法的科学研究提供强有力的支持手段,对于分析药物疗效、总结治疗方法、调整治疗方案、研究分析疼痛机理、收集大样本长时间临床疼痛相关信息等方面有重要的实用价值。

## 附图说明

[0081] 图1为本发明的脑电信号采集电路。

[0082] 图2为本发明的移动信息采集传输设备各部分之间的连接关系。

## 具体实施方式

[0083] 本发明的原理及结构参见图1、2所示。一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式,包括在各种环境状态下,人体由于疼痛引起的大脑脑电波中关于疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的特征成分的提取方法和表达方式;利用脑电波作为原始信号处理单元,离散化采集到计算机中,施加多种数学计算算法,将脑电波分解成低频、中频、高频、超高频单元,提取其中和疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适相关的特征成分,经过归一化处理,表达为0-100的无量纲数据,实时反应人的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的实时客观定量深度;

[0084] 利用脑电传感器,佩戴于头部的前额部和耳部部位,无创采集脑部多个部位的电位信号,信号经由前置放大器和多级整合电路、以及模数转换器进入计算单元,信号带宽包含脑电波中的超高频成分(超过30hz以上的脑电波成分),脑电采集导联设置为最少包含左右脑前额叶的两个导联或以上,经由前置放大、模数转换,进入单片计算机系统,再通过数据加密、压缩后,经由有线方式直接传送至计算机单元,或经由无线通讯控制单元的TCP/IP协议包装并发送到互联网数据服务器,计算机或服务器中的专用软件系统对接收到的脑电信号实时处理计算、显示、存储、转发,其中计算部分采用小波分析、波形识别算法,分解脑电波中的各种相关于频率和时域的有效成分和伪差成分,并组合成为新的数据流,再经由模糊识别分析、拟合回归分析、相关性分析、多维谱分析等多种算法,提取出疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的特征指标,经过归一化处理,获得从0-100的多个定量数据,实时客观定量反映人体的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适的程度,得到疼痛深度、镇痛深度、焦虑深度、紧张深度、瞻妄深度、遗忘深度、舒适深度指数。

[0085] 脑电信号采集单元具备有线及无线通讯能力,可以和计算机组合成为一体的疼痛深度测量系统,也可以通过互联网平台和服务器组合成为云计算模式的疼痛深度测量系统,形成对疼痛测量数据的远程医疗服务共享平台,形成疼痛测量的大数据收集新模式,利用232接口标准、3G、4G、蓝牙、WIFI通讯技术,实现近远程、多环境、实时的脑电采集传输终端,对于采集放大的脑电波模拟信号,单片计算机对其实现模数转换的离散化处理,将多路脑电波离散信号实时压缩、加密、打包,实现动态存储队列管理,识别通讯线路,自动切换通讯模式,控制通讯发送,实时数据包或者直接传送到计算机中(利用232通讯接口)或经由无线互联网平台,直接发送到云计算服务器中,经由计算机或云计算服务器的计算

处理,形成的疼痛深度指数、镇痛深度指数、焦虑深度指数、紧张 深度指数、谵妄深度指数、遗忘深度指数、舒适深度指数显示在计算机终端或移动手机端。

[0086] 疼痛数值伴随镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适的心理精神状态的定量测量,自脑电波中同步提取出镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适的定量表达,于疼痛深度 的定量表达一起,完成疼痛测量的过程,达到疼痛测量的完整性和精准性;疼痛是一种 脑状态的表现,镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适也是脑状态的表现,疼痛可以引起人们的焦虑、紧张和谵妄、遗忘;焦虑、紧张又具有加强疼痛程度的作用,特别是在 紧张和焦虑状态,人们承受疼痛的阈值(镇痛)将会随之下降;焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适的程度可以伴随疼痛的发生,也可以发生在没有疼痛的状态下。

[0087] 本发明涉及制造一个模块或一台设备,移动信息采集传输终端以及相关移动通讯终端、固定终端、计算和数据管理软件等,包含多导脑电波的采集处理部分和无创电极、通讯控制模块以及计算机、服务器的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适程度 的脑电波特征成分提取方法和归一化表达方式。

[0088] 移动信息采集传输设备包含了前置放大电路、单片机控制电路、动态数据链路缓存 电路、组合式无线通讯接入控制电路、电源电路等部分。

[0089] 通过病人身上的脑电波感受器电极(生物电信号传感器),将患者的多导脑电波信号采集传送至前置放大电路的滤波、噪音控制、放大输入部分,经相应通道分别送入终端的单片计算机控制部分的模、数转换电路中。单片计算机控制部分获得数字化的脑电波(包括超过30hz以上的高频脑电波后)数据,经过加密、压缩的数据处理过程,得到 处理后的数据流,送入动态数据链路缓存队列中。动态数据链路缓存队列是变化的数据 存储和输出结构。根据网络状态的不同,数据在存储区域内的结构不同。由单片机控制 电路在获得网络状态变化的中断事件触发后,控制采集到的数据的不同排列组合。在写 指令控制下,写入存储队列数据。队列中的数据在单片控制电路的读指令控制下,经数 据端口输出到蓝牙、wifi和3G、4G互联网络通讯模块。互联网络通讯模块完成对网络的 自动拨号、网络状态识别、TCP模式信号调制、分包、输出的功能。采集的多导脑电数据可以直接以有线、无线方式送入到计算机中,并同时通过互联网平台自动传输至云计算服务器中。

[0090] 数据中心服务器管理所有的移动信息采集传输终端发送的数据,每个终端设定唯一的地址编码,由机器号、服务器号加服务器的固定IP地址组成:

[0091] 终端机器地址=服务器号范围内的唯一地址号+服务器号+组网服务器的固定IP地址

[0092] 组网内最大机器数量=65535

[0093] 移动信息采集传输终端对于转换成数字信号的数据实施加密化处理和压缩。整合的数据流进入链路存储队列中。数据窗口为7-15个byte

[0094] L流窗口=m+addr+asyn+data

[0095] m为模块传送的加密标记,addr为机器地址,asyn为同步,data为加密数据,包括数值型数据和波形数据

[0096] 终端数据发送和状态接受、命令接受是系统实用化的根本保证。也是系统能够安全 使用的关键环节之一。当利用近距离的计算机作为处理平台时,终端数据直接通过计算机上配置的wifi或蓝牙通讯端口接收数据,并由计算机的操作系统和疼痛测量应用软件

完成数据计算、显示、存储的所有工作。同时终端将原始脑电波数据发送到互联网平台，设定的云处理服务器链中，数据被配有专用webserver应用数据流控制管理软件的相对应服务器接受、计算、存储、显示，并以相同的加密格式将结果数据发送至互联网平台，供相关人员在不同地理位置、不同的终端上共享。由于GPRS或3G、4G通讯技术在移动中并不是一个完全稳定的无线通讯平台。诸多环节可以影响数据传送的效果。对于数值型数据的传送，可以使用UDP包。采用多次发送的方式，保证服务器可以接受到一次有效数据实体。对于波形图像的传输，要求连续性和排他性。波形图像的传送必须采用TCP包。利用单片计算机的流控制能力，实时处理数据发送的状态和内部缓存大小。自动识别和自我修正网络通讯的实时进程，进而控制数据流的方向和网络呼叫拨号。设置了多达六分钟的数据链路动态队列区。保证数据的完整和容错能力的提高。

[0097] 数据在链路存储队列中等待入网。网络状态触发电路触发一个网络状态事件，计算控制单元的事件处理流程根据事件性质，分别进入不同的线程处理单元。在正常状态下，取得链路数据，以TCP协议分包，通过无线网络向网络中设置的网址和端口发送协议包。

[0098] TCP协议包+= (save\_point++)\*real\_data→save\_point++

[0099] save\_point为数据地址指针，real\_data为实时数据。

[0100] 动态数据链路管理包含了内存数据队列管理，数据加密管理，数据压缩管理。涵盖了当前数据发送的动态相互协调的功能。

[0101] 系统的数据传输，采用公网和无线模式，数据的加密采用数据结构随数据内容动态改变的方法，改变规则其一：是根据各导联数值的动态大小，自动排列各导联在数据流中的位置。其二，采用16位二进制码加权算法，对数据流实时加权计算，生成加密的数据流发送至互联网平台。其三，数据流不包含使用者的个人信息，对应信息在中心工作站的使用登录系统中绑定。

[0102] 针对移动应用，各个移动信息采集传输终端的实时数据首先传输到终端地址指定的云计算服务器链中的某一台服务器中，服务器运行专用的云计算处理实时软件包、数据转发管理软件包、用户身份同步管理软件包。服务器完成数据的计算、身份匹配、原始和结果数据存储、转发、命令生成等等智能化信息处理监控软件。服务器云计算实时提取疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适等等脑状态的定量表达，分布于不同地点的计算机、手机、移动平板等等智能终端负责数据的实时显示和报警。服务器需要连接公共internet互联网，要求在路由器上配置固定IP地址。服务器可以和医院内网实现互联，建立内外网的VPN通道，在多重防火墙保护下使计算结果信息进入医院的内网，连接医院内网的计算机（包括台式计算机、手机、平板电脑等等）都可以作为数据显示终端使用，由使用人员的权限控制进入本系统的软件服务。云计算服务器链路中配置一台用户身份管理服务器，作为使用者（包括医生、关注者、患者）的身份登记工作站使用，通常此服务器设置于医院的内网中。其上的软件将数据采集传输终端地址与使用者身份绑定，并分配权限。所有使用过程的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适深度的测量结果数据和使用者的时间、身份等等所有信息统一存储于其相应的数据库中保存。

[0103] 对于医疗实时监护的非移动应用场合，为了满足及时性的数据显示表达的需求，采用数据实时上传到互联网平台的上述数据处理模式，同时，终端通过其上配置的wifi或

蓝牙通讯模块和近距离的计算机(包括台式计算机、平板等等)的wifi、蓝牙通讯接口 实现数据交换。计算机上的数据计算本地版软件对数据实施计算处理,获得的结果显示 在计算机屏幕上,完成医疗用监护仪的传统功能模式的应用。同时,云计算结果同步的 传送到医务人员的手机上,实现随身手机监护仪的应用模式。

[0104] 医务人员的个人电脑、手机可以通过internet互联网在相应权限下直接获取不同患者 的疼痛诊疗信息,个人电脑上要安装专用软件包,手机需要下载专用的APP应用软件。权限管理要划入医院整体管理权限范围。同时,所有操作记录将发回云计算服务器,作 为追踪、挖掘、分析的原始数据保存。医患之间和一线二线医生之间的实时在线互动由 连接在服务器端的计算机或个人移动通讯终端之间实现,交流信息通过服务器的双向转 发,达到实时双向通讯的目的。实时互动功能由系统软件功能实现。

[0105] 数据采集传输终端所采用的无线通讯控制接入模块,可以采用手机代替,手机通过 其上配置的蓝牙功能,在疼痛测量应用APP软件的支持下,接受终端发送的加密数据流。并经过显示、呼叫、转发的过程,将数据实时同步发送至互联网平台。手机和终端之间 设置蓝牙通讯,配对,手机APP中采用Socket线程,初始化蓝牙通道,进入接收流程,对 于接收到的数据信号,解码,并实时显示在手机屏幕上。同时对于解码的数据,提取出 其中的云计算服务器地址和端口地址,将接受的原始数据不加任何处理,向相应的云计 算服务器发送,APP利用另一个Socket线程接受相应服务器发送的命令数据和结果数据, 数据的解密计算格式相同于终端发送的数据计算格式。对于结果数据,APP将数据实时 显示在手机的固定屏幕位置,供使用者或医生实时观察疼痛深度等身体状态的变化。疼 痛测量应用软件的下 载需要用户设定相应的真实身份信息,利用身份证号作为唯一用户 识别码,在下载的同时,在用户管理服务器中建立使用者的个人档案,其中包含患者和 使用的医生的身份信息,如果有数据保密和归属要求,服务器架构可以设置在医院的内 网上,再通过VPN加密防护通道进入互联网平台。一旦生成了用户信息后,手机APP软 件就可以成为数据的转发和结果显示终端了。下载疼痛应用软件的手机数量不限。

[0106] 对于脑电波的处理,以采样频率为1400/s、采样时间窗口为1.25s、采样精度为10 位 bite的离散化处理,采用波形识别、小波分析算法,计算出大脑的不同成分序列和各序 列的时域特征、多尺度复杂度特征。并采用功率谱算法,提取出脑电波中的节律成分和 各节律波段的功率大小,得到一级处理计算的计算结果序列,本序列对应脑电波中的数 百个独立或弱相关的规律特征。对于额部双侧采集的脑电波中,包含有眼动电成分和额 肌电成分。在小波处理计算中,可以分解出这两种生物电信号序列,作为信号强度和干 扰信号的标记特征使用。采用小波公式:

$$[0107] \quad WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int X(\omega) \psi(a\omega) e^{j\omega\tau} d\omega$$

[0108] 对脑电向量组

$$[0109] \quad f_i(x) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \cdots x_{m-2} \ x_{m-1} \ x_m]$$

[0110]  $i$ :脑电波导联数量, $m$ :向量元素数量, $x$ :脑电波数据

[0111] 实时计算处理,以多尺度滤波器组算法,分解出各尺度窗口下的小波基函数

$$[0112] \quad (Wf(2^j, f_j(x))) \quad j \in z$$

$$[0113] \quad (Wf(2^0, f_0(x))), (Wf(2^1, f_1(x))), \dots, (Wf(2^N, f_N(x)))$$

[0114]  $j$ :小波基数量

[0115] 由小波基函数和各尺度数据的反变换,获得一组时域重构函数如下:

[0116]  $f_{i,j}(x) = \sum W_f(2^j, x) * X_{2^j}(x)$

[0117]  $f_{i,1}(x), f_{i,2}(x), \dots, f_{i,N}(x)$ ; 重构函数,  $X_{2^1}(x), X_{2^2}(x), \dots, X_{2^N}(x)$ , 各尺度小波数据点。 $N$ :阶数; $j$ :尺度数量, $i$ :导联数。

[0118] 各个重构函数代表了不同尺度下的脑电波,眼动电波和肌电波的表现。尺度也对应信号的频率成分,分布于脑电图的常规节律和高频节律。对于分解的重构函数的各个序列数据,采用模式识别算法中的波形识别算法提取出数据的特征点:

[0119]  $T_j(x) \in z$ ;

[0120]  $T$ :特征值向量, $j$ :尺度, $x$ :离散数据,代表波形特点。 $z$ :时域空间。

[0121] 向量 $T_j(x)$ 中的特征数据包含特异点、幅度、变异、斜率、面积、自相关、互相关等计算结果,计算来自于基本算法:

[0122] 数据序列: $y(t, i) = (f(j) - f(j-1)) / \Delta t$

[0123]  $j$ :离散数据下标, $i$ :尺度。

[0124] 获取序列 $y(t, i)$ 中最大数值,可以获得特征指数之一,其中的正负反相点,就是特异点,特异点的数量由 $t$ 值的大小表示。

[0125] 对 $f(x)$ 序列数据施加迭代微分算法:

[0126]  $d(j, i) = \sum (f(j+i) - f(j+i-1)) / (\Delta t + i)$

[0127]  $i$ :  $\Delta t$ 的增量,从 $1 \dots N$ ,  $j$ :数值序号。

[0128] 对于矩阵 $d(j, i)$ 中的各个向量,将向量中的数据点排序以及相加,选取每个向量中的最大值和相加和,作为斜率和幅度。

[0129] 针对重构函数中的各个尺度向量 $f_i(x) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \dots x_{m-2} \ x_{m-1} \ x_m]$ ,将处理得到的结果向量 $y(t, i)$ 、 $d(j, i)$ 生成模式类 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ ,然后利用模式之间的距离函数计算各个重构函数的距离。得到重构函数的变异、自相关、互相关数值。

[0130] 计算重构函数的积分:

[0131]  $S_i(t) = \int f(j, i) * \Delta t$

[0132] 求得各个函数的面积数值。

[0133]  $T_j(x)$ 向量表达了重构函数的波形特点和规律。对于采集的脑电波中的眼动电信号和额肌电信号,分布于特定尺度的重构函数中,针对这些重构函数,首先,求取其中的一阶导数:

[0134]  $D_i(x) = (f_i(x) - f_i(x+m)) / \Delta x$

[0135]  $x$ :横坐标,  $\Delta x$ :横坐标增量。

[0136] 对 $D_i(x)$ 排序,得到极大值和极小值,设定阈值 $a$ ,可以求取

[0137]  $D_i(x)$ 的正负极性变异点,得到一组极值点向量:

[0138]  $M_i(j)$ ;高点。

[0139]  $m_i(j)$ ;低点。

[0140]  $j$ :极值点的数量。

[0141] 对相关重构函数采用积分算法:

[0142]  $E = \int f_i(t)^2 * \Delta t$

[0143]  $E1 = \int f_j(t)^2 \Delta t$

[0144] 得到肌电和眼动的功率值大小。针对上述结果数据,经过归一组合算法:

[0145]  $Sq = \exp(a * \text{abs}(Mi - mi) + b * E)$ ;

[0146]  $a, b$ : 加权系数,由信号表达范围决定。

[0147] 可以得到指示干扰的信号强度的定量表达 $Sq$ ,作为显示结果之一。

[0148] 重构函数中消除了眼动和肌电的脑电波重构成分,采用功率谱算法:

[0149] 
$$X(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-jwx} dx$$

[0150]  $f(x)$ : 时域脑电波离散数据,  $X(w)$ : 频谱功率大小。

[0151] 可以获得脑电波中功率谱的各个成分,包括 $\alpha\beta\delta\theta$ 波段的数值,  $sef, mef$  等边缘频率,优势频率等数值:

[0152]  $Fj = \{\alpha, \beta, \delta, \theta, sef, mef\}$ ;

[0153] 结合波形识别所得到的特征向量,组合成为一组涵盖了时域和频域,以及非线性复杂度 结果的数据向量组:

[0154]  $Gi(x) = \{Tj, Fj\}$ ;

[0155]  $i$ : 尺度数量。

[0156] 数据向量 $Gi(x)$ 组,作为脑电波的一次处理结果,被命名为脑电波一级处理的元数据 组,元数据组中包含了数百个脑电波中的规律性的特征成分,可以被作为二次计算的基础数据。

[0157] 提取各尺度重构函数元数据中的某些特征数据,计算其中各尺度相对应的数据的比 率、各尺度数据的斜率、变化率以及积分面积:

[0158]  $Y(x, t) = \{Gi(x, t) - Gi(x, t-1) / \Delta t\} \in z$ ;

[0159]  $Zi, j(x) = \{Gi(x1) / Gj(x1)\} \in z$ ;

[0160]  $S(x, t) = \{\int G(x, t) * \Delta t\} \in z$ ;

[0161]  $D(x, t) = \{\text{abs}(G(x, t1) - G(x, t2))\} \in z$ ;

[0162]  $t$ : 计算时间点,  $i, j$ : 尺度序列,  $x$ : 特征向量下标。  $z$ : 计算空间大小。

[0163] 对于上述各个数据序列,经过数据加权,得到一系列数据计算公式:

[0164]  $Ei = \{a, b, c, d, n\} * \{Yi, Zi, Si, Di\}$ ;

[0165]  $i$ : 数据指标序号。

[0166] 对 $Ei$ 数据施加归一化计算:

[0167] 疼痛指数 =  $(\text{esp}(E0)) \times 100$

[0168] 镇痛指数 =  $(\text{esp}(E1)) \times 100$

[0169] 紧张指数 =  $(\text{esp}(E2)) \times 100$

[0170] 谵妄指数 =  $(\text{esp}(E3)) \times 100$

[0171] 焦虑指数 =  $(\text{esp}(E4)) \times 100$

[0172] 遗忘指数 =  $(\text{esp}(E5)) \times 100$

[0173] 舒适指数 =  $(\text{esp}(E5)) \times 100$ ;

[0174] 得到脑电波中的疼痛、镇痛、焦虑、紧张、谵妄、遗忘、舒适的实时客观定量特征指标。

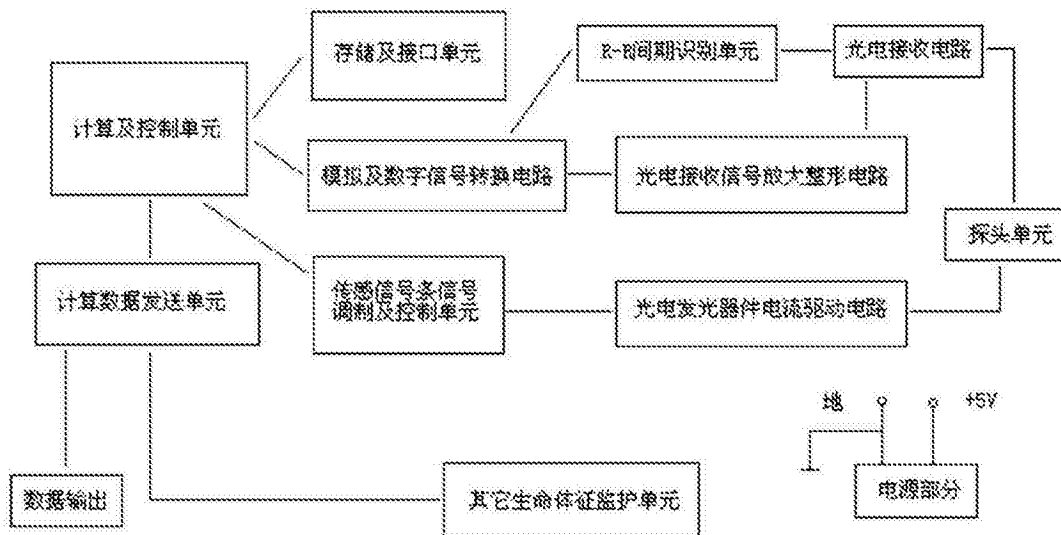


图1

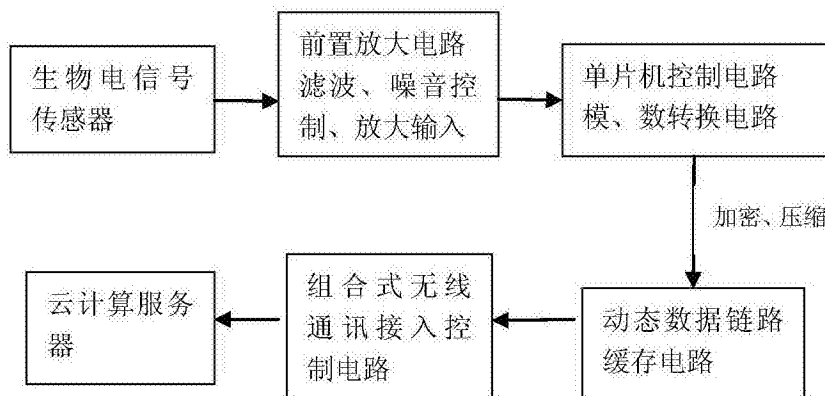


图2

|                |                                                                    |         |            |
|----------------|--------------------------------------------------------------------|---------|------------|
| 专利名称(译)        | 一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式                                                 |         |            |
| 公开(公告)号        | <a href="#">CN107184204A</a>                                       | 公开(公告)日 | 2017-09-22 |
| 申请号            | CN201710290734.1                                                   | 申请日     | 2017-04-28 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 北京易飞华通科技发展有限公司                                                     |         |            |
| 申请(专利权)人(译)    | 北京易飞华通科技发展有限公司                                                     |         |            |
| 当前申请(专利权)人(译)  | 北京易飞华通科技发展有限公司                                                     |         |            |
| [标]发明人         | 吴一兵                                                                |         |            |
| 发明人            | 吴一兵                                                                |         |            |
| IPC分类号         | A61B5/0476 A61B5/00                                                |         |            |
| CPC分类号         | A61B5/0476 A61B5/04012 A61B5/4824 A61B5/7203 A61B5/7264 A61B5/7282 |         |            |
| 代理人(译)         | 张亚军                                                                |         |            |
| 外部链接           | <a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>                     |         |            |

#### 摘要(译)

本发明公开了一种脑电波中疼痛成分的提取和表达方式，通过实时采集脑电波信号，利用离散信号处理的数学计算算法，提取出脑电波中有关疼痛、镇痛、焦虑、紧张、瞻妄、遗忘、舒适感觉的特征成分的方法，并表达成为0-100的无量纲数据的表达方式。利用电生理的信号传感技术采集脑电波信号，并对信号施加计算分析，找到并提取上述特征指标，经过归一化处理，得到测量以上特征指标的定量数值，形成实时疼痛测量的技术手段和应用设备。本发明对于疼痛治疗和管理方法的科学研究提供强有力的支持手段，对于分析药物疗效、总结治疗方法、调整治疗方案、研究分析疼痛机理、收集大样本长时间临床疼痛相关信息等方面有重要的实用价值。

