



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110680315 A

(43)申请公布日 2020.01.14

(21)申请号 201910999637.9

(22)申请日 2019.10.21

(71)申请人 西安交通大学

地址 710049 陕西省西安市碑林区咸宁西路28号

(72)发明人 徐光华 张凯 陈晓璧

(74)专利代理机构 西安智大知识产权代理事务所 61215

代理人 贺建斌

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/0488(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G16H 50/20(2018.01)

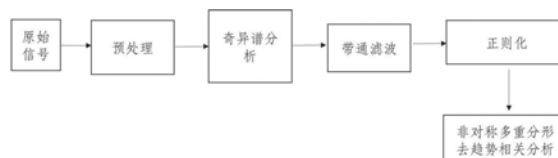
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法

(57)摘要

基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法,先通过奇异谱分析、带通滤波和正则化,实现对脑肌电信号的预处理;然后再通过非对称多重分形去趋势相关分析,完成对脑肌电信号多重分形特征的提取和脑肌电耦合关系的解释,同时,根据多重分形特征表达运动过程中,不同阶段的脑肌电信号特征,并对比正常人与患者的特征区别,完成诊断;本发明实现了对脑肌电耦合关系的有效评估。



1. 基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法, 其特征在于: 先通过奇异谱分析、带通滤波和正则化, 实现对脑肌电信号的预处理; 然后再通过非对称多重分形去趋势相关分析, 完成对脑肌电信号多重分形特征的提取和脑肌电耦合关系的解释, 同时, 根据多重分形特征表达运动过程中, 不同阶段的脑肌电信号特征, 并对比正常人与患者的特征区别, 完成诊断。

2. 根据权利要求1所述的基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

1) 设计运动策略, 搭建脑肌电信号监测系统, 通过受试者在执行运动策略的同时采集脑肌电信号, 并实时传输到计算机进行分析;

2) 设计脑肌电信号预处理方法, 通过奇异谱分析法, 去除脑电信号和肌电信号中的伪迹和噪声; 通过带通滤波, 将去噪后的信号过滤到8-45Hz; 然后, 通过对脑电信号和肌电信号进行正则化处理, 计算出标准度量区间的信号数据;

3) 采用非对称多重分形去趋势相关分析, 对正则化后的信号进行处理, 具体操作步骤如下:

3.1) 计算脑电信号和肌电信号两个时间序列的累计离差, 构建信号的趋势轮廓;

$$px(j) = \sum_{t=1}^j (x(t) - \text{mean}(x(t)))$$

$$py(j) = \sum_{t=1}^j (y(t) - \text{mean}(y(t)))$$

公式中, x 和 y 分别表示脑电信号和肌电信号的原始一维时间序列信号, $\text{mean}(x(t))$ 和 $\text{mean}(y(t))$ 分别表示脑电信号和肌电信号的均值; 通过计算不同时刻原始信号与信号均值的差值, 得到 $p(x)/p(y)$ 即为的脑电信号和肌电信号的变化趋势的轮廓;

3.2) 将趋势轮廓信号 $px(j)$ 和 $py(j)$ 划分到 k 个等长的小盒子里, 每一段信号没有重叠,

$$pS_x^r = \{ps_{x,k}^r, k = 1, \dots, n\}$$

$$pS_y^r = \{ps_{y,k}^r, k = 1, \dots, n\}$$

将累计生成的不同时刻的趋势轮廓, 划分到等长的 s 个小盒子里, 其中, pS_y^r 和 pS_x^r 代表这些盒子的集合;

3.3) 在每个等长的小盒子 s 中, 通过运用阶数为 r 的多项式来拟合 fpS_x 和 fpS_y , 拟合后的方程称作盒子趋势;

$$fpS_x^r(k) = pa_x^r + pb_x^r \times k$$

$$fpS_y^r(k) = pa_y^r + pb_y^r \times k$$

fpS_x^r 和 fpS_y^r 分别代表脑电信号和肌电信号在某一时刻第 k 个盒子的分形趋势, a 和 b 分别代表多项式的参数, r 为多项式的阶数;

3.4) 计算每个盒子剩余部分的协方差, 确定各个分段的波动函数:

$$F_r(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| ps_{x,k}^r - fps_x^r(k) \right| \left| ps_{y,k}^r - fps_y^r(k) \right|$$

其中, $F_r(n)$ 代表不同阶段的波动函数;

3.5) 如果分析的两个信号是不对称信号, 则计算 q 阶波动函数:

$$F_q^+ = \frac{1}{M^+} \sum_{r=1}^M \frac{\text{sign}(b_x^r) + 1}{2} [F_r(n)^{q/2}]^{1/q}$$

$$F_q^- = \frac{1}{M^-} \sum_{r=1}^M \frac{-[\text{sign}(b_x^r) - 1]}{2} [F_r(n)^{q/2}]^{1/q}$$

其中, b_x^r 代表斜率, $F_r(n)$ 代表不同阶段的波动函数;

然后, 分别计算正负波动趋势

$$M^- = \sum_{r=1}^M \frac{-[\text{sign}(b_x^r) - 1]}{2}$$

$$M^+ = \sum_{r=1}^M \frac{\text{sign}(b_x^r) + 1}{2}$$

M^+ 和 M^- 分别代表正负两种趋势的子序列的数量;

3.6) 为了测量信号互相关的不对称程度, 采用如下的公式进行计算:

$$\Delta H_{xy}(q) = H_{xy}^+(q) - H_{xy}^-(q),$$

其中, H_{xy}^+ 和 H_{xy}^- 分别代表上升和下降的标度指数。

基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法

技术领域

[0001] 本发明属于生物电信号运动功能检测技术领域,具体涉及基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法。

背景技术

[0002] 近年来,生物电信号作为一种诊断手段和交互形式,已经广泛的应用在神经系统疾病和运动功能障碍相关疾病上。脑-机接口(BCI)实质上是一套实现人和外部设备通信的人机接口系统,它不依赖于正常的外围神经肌肉通道,而是将脑电信号作为大脑意图的载体与外界进行交互。肌电信号作为最常用的人体生物电信号之一,能够充分体现肌肉的运动状态,并且易于获取脑电信号和表面肌电信号的相互关系和协同机制,在运动神经疾病诊断和人机一体化智能康复机器人研究领域,都具有重要的研究价值。

[0003] 但是脑电信号和肌电信号,具有信号微弱、噪声干扰严重,且具有强的非平稳性和非线性,所以,传统的信号处理方法,难以有效的提取大脑活动意图,尤其是肢体运动行为过程中,多种生物电信号的干扰和生物信号的复杂耦合,导致有用信号特征被淹没,从而无法对运动意图进行精确捕捉。

[0004] 脑疾病与意外伤害造成的人体运动功能损伤形式与程度各不相同,临床表现具有显著的个性化特征,而肢体作为人的运动器官,在脑部运动中中枢皮层面积占比大,神经功能构成复杂,迫切需要实现肢体功能个性化损伤的对症施治。因此,根据运动中枢神经环路的基本构成,分别针对大脑运动中枢、外周神经和肢体的功能表现,具体研究肢体功能的脑神经中枢、脑肌外周神经传导和行动功能的评估方法,进行神经环路不同环节功能的损伤分析与综合评估是亟需进行研究的一项课题。

发明内容

[0005] 为了克服上述现有技术的缺点,本发明的目的在于提供了基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法,实现了对脑肌电耦合关系的有效评估。

[0006] 为了达到上述目的,本发明采取的技术方案为:

[0007] 基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法,先通过奇异谱分析、带通滤波和正则化,实现对脑肌电信号的预处理;然后再通过非对称多重分形去趋势相关分析,完成对脑肌电信号多重分形特征的提取和脑肌电耦合关系的解释,同时,根据多重分形特征表达运动过程中,不同阶段的脑肌电信号特征,并对比正常人与患者的特征区别,完成诊断。

[0008] 基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法,包括以下步骤:

[0009] 1) 设计运动策略,搭建脑肌电信号监测系统,通过受试者在执行运动策略的同时采集脑肌电信号,并实时传输到计算机进行分析;

[0010] 2) 设计脑肌电信号预处理方法,通过奇异谱分析法,去除脑电信号和肌电信号中的伪迹和噪声;通过带通滤波,将去噪后的信号过滤到8-45Hz;然后,通过对脑电信号和肌

电信号进行正则化处理,计算出标准度量区间的信号数据;

[0011] 3) 采用非对称多重分形去趋势相关分析,对正则化后的信号进行处理,具体操作步骤如下:

[0012] 3.1) 计算脑电信号和肌电信号两个时间序列的累计离差,构建信号的趋势轮廓;

$$[0013] \quad px(j) = \sum_{t=1}^j (x(t) - \text{mean}(x(t)))$$

$$[0014] \quad py(j) = \sum_{t=1}^j (y(t) - \text{mean}(y(t)))$$

[0015] 公式中, x 和 y 分别表示脑电信号和肌电信号的原始一维时间序列信号, $\text{mean}(x(t))$ 和 $\text{mean}(y(t))$ 分别表示脑电信号和肌电信号的均值;通过计算不同时刻原始信号与信号均值的差值,得到 $p(x)/p(y)$ 即为的脑电信号和肌电信号的变化趋势的轮廓;

[0016] 3.2) 将趋势轮廓信号 $px(j)$ 和 $py(j)$ 划分到 k 个等长的小盒子里,每一段信号没有重叠,

$$[0017] \quad pS_x^r = \{ps_{x,k}^r, k = 1, \dots, n\}$$

$$[0018] \quad pS_y^r = \{ps_{y,k}^r, k = 1, \dots, n\}$$

[0019] 将累计生成的不同时刻的趋势轮廓,划分到等长的 s 个小盒子里,其中, pS_y^r 和 pS_x^r 代表这些盒子的集合;

[0020] 3.3) 在每个等长的小盒子 s 中,通过运用阶数为 r 的多项式来拟合 fpS_x 和 fpS_y ,拟合后的方程称作盒子趋势;

$$[0021] \quad fpS_x^r(k) = pa_x^r + pb_x^r \times k$$

$$[0022] \quad fpS_y^r(k) = pa_y^r + pb_y^r \times k$$

[0023] fpS_x^r 和 fpS_y^r 分别代表脑电信号和肌电信号在某一时刻第 k 个盒子的分形趋势, a 和 b 分别代表多项式的参数, r 为多项式的阶数;

[0024] 3.4) 计算每个盒子剩余部分的协方差,确定各个分段的波动函数:

$$[0025] \quad F_r(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |ps_{x,k}^r - fpS_x^r(k)| |ps_{y,k}^r - fpS_y^r(k)|$$

[0026] 其中, $F_r(n)$ 代表不同阶段的波动函数;

[0027] 3.5) 如果分析的两个信号是不对称信号,则计算 q 阶波动函数:

$$[0028] \quad F_q^+ = \frac{1}{M^+} \sum_{r=1}^M \frac{\text{sign}(b_x^r) + 1}{2} [F_r(n)^{q/2}]^{1/q}$$

$$[0029] \quad F_q^- = \frac{1}{M^-} \sum_{r=1}^M \frac{-[\text{sign}(b_x^r) - 1]}{2} [F_r(n)^{q/2}]^{1/q}$$

[0030] 其中, b_x^r 代表斜率, $F_r(n)$ 代表不同阶段的波动函数;

[0031] 然后,分别计算正负波动趋势

$$[0032] \quad M^{-} = \sum_{r=1}^M \frac{-[\text{sign}(b_x^r) - 1]}{2}$$

$$[0033] \quad M^{+} = \sum_{r=1}^M \frac{\text{sign}(b_x^r) + 1}{2}$$

[0034] M^{+} 和 M^{-} 分别代表正负两种趋势的子序列的数量;

[0035] 3.6) 为了测量信号互相关的不对称程度,采用如下的公式进行计算:

$$[0036] \quad \Delta H_{xy}(q) = H_{xy}^{+}(q) - H_{xy}^{-}(q),$$

[0037] 其中, H_{xy}^{+} 和 H_{xy}^{-} 分别代表上升和下降的标度指数。

[0038] 本发明的有益效果为:

[0039] 本发明针对脑肌电信号的特点,应用了非对称多重分形去趋势相关分析的方法,有效地从特定任务的肌肉活动中,提取到有效的脑肌电信号特征,从而实现了脑肌电耦合关系的有效评估,揭示了部分肌肉运动行为中,脑肌电动力学变化的规律,也为脑损伤导致的运动功能障碍问题提供了一种简易的诊断方案。

附图说明

[0040] 图1为本发明实施例运动策略的流程图。

[0041] 图2为本发明实施例脑肌电信号处理流程示意图。

[0042] 图3为本发明实施例的应用效果图。

具体实施方式

[0043] 下面结合附图和实施例对本发明作详细描述。

[0044] 基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法,包括以下步骤:

[0045] 1) 设计运动策略,搭建脑肌电信号监测系统,通过受试者在执行运动策略的同时采集脑肌电信号,并实时传输到计算机进行分析;

[0046] 受试者佩戴脑电帽和肌电采集设备,端坐在椅子上前臂弯曲平放在桌面上,肌电采集设备的贴片布于腕屈肌处,压力传感器放置在桌面上;参照图1,本实施例运动策略一次实验时长为4秒,通过让受试者在0~2s保持运动静止状态,即前2秒受试者保持放松状态;在2~3s内进行上臂发力,即2到3秒受试者用手指按压传感器,持续增加到10N;3~4s内完成力的维持,即3到4秒保持发力状态;在受试者执行任务的同时,通过脑电采集设备和肌电采集设备完成对原始信号的采集;

[0047] 实验前,需要对受试者进行预训练,保证施力和维持的标准化;

[0048] 2) 设计脑肌电信号预处理方法,通过奇异谱分析法,去除脑电信号和肌电信号中的伪迹和噪声,包括工频干扰、串扰和其他无关生物信号;通过带通滤波,将去噪后的信号过滤到8-45Hz;然后,通过对脑电和肌电信号进行正则化处理,计算出标准度量区间的信号数据;

[0049] 参照图2,本实施例对于采集到的信号将按照如下步骤进行信号处理:首先,对采

集到的信号,进行剔除误差较大和试验任务无关的信号,然后利用奇异谱分析,对信号进行去噪处理,奇异谱的具体实施步骤分为以下几部分:第一,选择0.5s的窗长,将所观测到的一维时间序列数据转化为多维时间序列,得到轨迹矩阵;第二,对转化后的信号实施奇异值分解,得到轨迹矩阵的奇异值;第三,在奇异值贡献率之后满足阈值要求的前提下,对奇异值按照贡献率进行排序,然后针对排序结果,进行信号重组,实现了奇异值分解重构,通过奇异谱分析,可以实现对无关噪声信号和干扰信号的有效剔除;接着考虑到脑肌电信号特征分布规律,利用带通滤波,将去噪后的信号中8—45Hz的成分提取出来,为了保证提高信号计算的效率和减小误差,再将信号进行正则化处理,计算出标准度量区间的信号数据;

[0050] 3) 采用非对称多重分形去趋势相关分析,对正则化后的信号进行处理,具体操作步骤如下:

[0051] 3.1) 分别对任务中的脑电信号和肌电信号进行均值计算,然后通过用原始信号减去均值,分别计算出两种时间信号的累计离差,构建信号的趋势轮廓:

$$[0052] \quad px(j) = \sum_{t=1}^j (x(t) - \text{mean}(x(t)))$$

$$[0053] \quad py(j) = \sum_{t=1}^j (y(t) - \text{mean}(y(t)))$$

[0054] 公式中, x 和 y 分别表示脑电信号和肌电信号的原始一维时间序列信号, $\text{mean}(x(t))$ 和 $\text{mean}(y(t))$ 分别表示脑电信号和肌电信号的均值;通过计算不同时刻原始信号与信号均值的差值,得到 $p(x)/p(y)$ 即为的脑电信号和肌电信号的变化趋势的轮廓;

[0055] 3.2) 将趋势轮廓信号 $px(j)$ 和 $py(j)$ 平均划分到 k 个等长的小盒子里,每一段信号没有重叠,

$$[0056] \quad pS_x^r = \{ps_{x,k}^r, k = 1 \dots, n\}$$

$$[0057] \quad pS_y^r = \{ps_{y,k}^r, k = 1 \dots, n\}$$

[0058] 将累计生成的不同时刻的趋势轮廓,划分到等长的 s 个小盒子里,其中, pS_y^r 和 pS_x^r 代表这些盒子的集合;

[0059] 3.3) 对于每一个小盒子 s , 利用最小二乘法,用运动阶数为 r 的多项式进行拟合,拟合后的方程称作盒子趋势;

$$[0060] \quad fpS_x^r(k) = pa_x^r + pb_x^r \times k$$

$$[0061] \quad fpS_y^r(k) = pa_y^r + pb_y^r \times k$$

[0062] 其中, fpS_x^r 和 fpS_y^r 分别代表脑电信号和肌电信号在某一时刻第 k 个盒子的分形趋势, a 和 b 分别代表多项式的参数, r 为多项式的阶数; $fpS_x^r(k)$ 是 pS_x^r 的线性趋势,

[0063] 3.4) 计算每个盒子剩余部分的协方差,通过 b_x^r 可以判断分形趋势,确定各个分段的波动函数:

$$[0064] \quad F_r(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |ps_{x,k}^r - fps_x^r(k)| |ps_{y,k}^r - fps_y^r(k)|$$

[0065] 其中, $F_r(n)$ 代表不同阶段的波动函数;

[0066] 3.5) 如果分析的两个信号是不对称信号, 则计算 q 阶波动函数:

$$[0067] \quad F_q^+ = \frac{1}{M^+} \sum_{r=1}^M \frac{\text{sign}(b_x^r) + 1}{2} [F_r(n)^{q/2}]^{1/q}$$

$$[0068] \quad F_q^- = \frac{1}{M^-} \sum_{r=1}^M \frac{-[\text{sign}(b_x^r) - 1]}{2} [F_r(n)^{q/2}]^{1/q}$$

[0069] 其中, b_x^r 代表斜率, $F_r(n)$ 代表不同阶段的波动函数;

[0070] 然后, 分别计算正负波动趋势

$$[0071] \quad M^- = \sum_{r=1}^M \frac{-[\text{sign}(b_x^r) - 1]}{2}$$

$$[0072] \quad M^+ = \sum_{r=1}^M \frac{\text{sign}(b_x^r) + 1}{2}$$

[0073] 其中, M^+ 和 M^- 分别代表正负两种趋势的子序列的数量;

[0074] $H_{xy}^+(q)$ 和 $H_{xy}^-(q)$ 通过将 $F_q^+(n)$ 和 $F_q^-(n)$ 进行对数运算求得, $H_{xy}(q)$ 的正负趋势分别代表两种信号的对称情况; 如果 $q > 0$, $H_{xy}^+(q)$ 和 $H_{xy}^-(q)$ 可以分别描述序列在大波动时向上或者向下的缩放行为; 如果 $q < 0$, $H_{xy}^+(q)$ 和 $H_{xy}^-(q)$ 可以分别描述序列在小波动下的缩放行为; 如果这两个参数受 q 的影响变化大, 则两个被分析信号具有多重分形特征; 相反, 则不具有分形特征;

[0075] 3.6) 如果两个信号具有不对称关系, 为了测量信号互相关的不对称程度, 则不对称程度可以通过以下公式来量化:

$$[0076] \quad \Delta H_{xy}(q) = H_{xy}^+(q) - H_{xy}^-(q)$$

[0077] 参照图3, 该图是通过对健康受试者, 在标准实验环境下完成实验后的结果分析图, 由图3可知, 两个被分析信号具有多重分形特征, 且信号在肌肉静止—发力—维持任务中, 脑肌电信号具有不对称性。由图3可分析得: 脑电信号和肌电信号在运动静止状态几乎没有关联性, 且在波动行为下没有明显的缩放行为, 两种信号几乎为对称关系;

[0078] 在肌肉持续发力的阶段, 脑肌电信号具有强的相关性, 且这种动力学耦合的关系, 集中在8-26Hz的低频段, 这种动力学特征, 表现在大波动下有明显的缩放行为, 而且两种信号具有高的不对称度和多重分形现象;

[0079] 在肌肉保持力维持的阶段, 脑肌电信号在27-45Hz高频段具有明显的相关性, 这种动力学特征, 体现在小波动下有明显的缩放行为, 并且这两种信号在这种任务下也具有高的不对称度和多重分形现象;

[0080] 对于运动功能损伤患者而言, 通过这种任务设计和信号监测策略, 可以通过对肌

肉持续发力阶段和力维持阶段的任务信号进行分析。

[0081] 对于脑功能正常但是神经通路阻断的患者,其脑电信号能体现出肌肉发力阶段在大波动下的缩放行为动力学变化和力维持阶段小波动下的缩放行为,但是肌电信号仍与肌肉静止肌电信号一致;

[0082] 对于脑功能已经受损的患者,其脑肌电信号在整个任务状态中都呈现不相关性,动力学特征与静息态一致。

[0083] 对于恢复期的患者,其发力阶段的脑肌电信号特征与正常人差异不大,但是力维持阶段可能与正常人的特征具有明显差异,通过对比差异大小,可以量化其康复程度。



图1

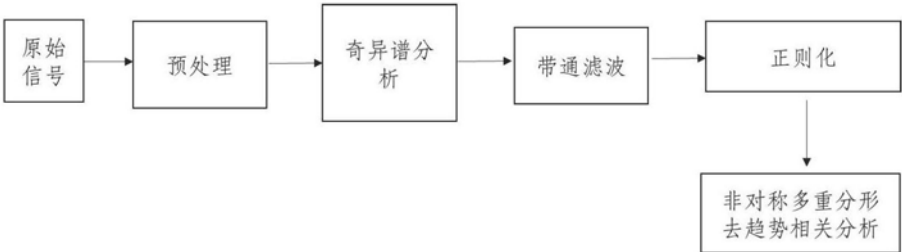


图2

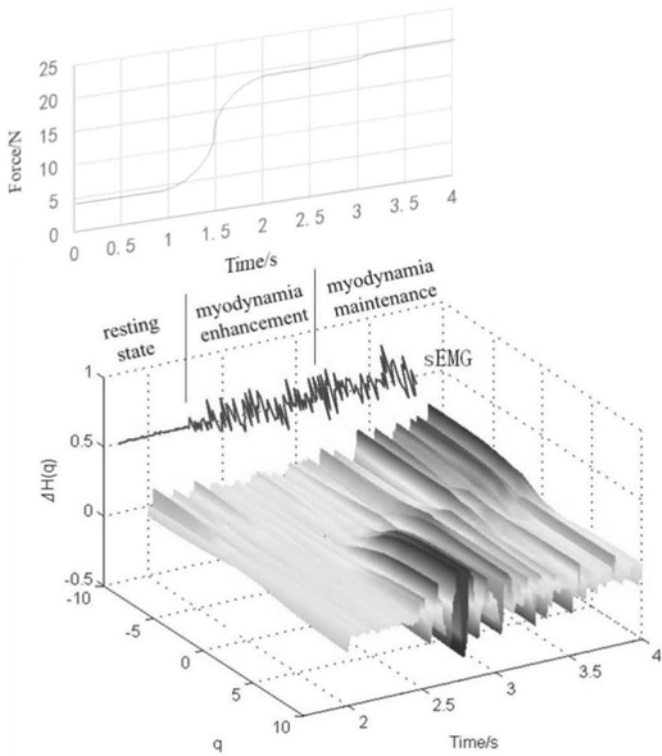


图3

专利名称(译)	基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法		
公开(公告)号	CN110680315A	公开(公告)日	2020-01-14
申请号	CN201910999637.9	申请日	2019-10-21
[标]申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
[标]发明人	徐光华 张凯 陈晓壁		
发明人	徐光华 张凯 陈晓壁		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/0488 A61B5/00 G16H50/20		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/0488 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7271 G16H50/20		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

基于非对称多重分形去趋势相关分析脑肌电信号监测方法，先通过奇异谱分析、带通滤波和正则化，实现对脑肌电信号的预处理；然后再通过非对称多重分形去趋势相关分析，完成对脑肌电信号多重分形特征的提取和脑肌电耦合关系的解释，同时，根据多重分形特征表达运动过程中，不同阶段的脑肌电信号特征，并对比正常人与患者的特征区别，完成诊断；本发明实现了对脑肌电耦合关系的有效评估。

