



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106777972 B

(45)授权公告日 2019.04.05

(21)申请号 201611160468.2

(22)申请日 2016.12.15

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 106777972 A

(43)申请公布日 2017.05.31

(73)专利权人 清华大学
地址 100084 北京市海淀区清华园1号

(72)发明人 史文彬 叶建宏 洪阳 朱仪芳

(74)专利代理机构 北京华进京联知识产权代理
有限公司 11606

代理人 王程

(51)Int.Cl.
G16H 50/20(2018.01)
A61B 5/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 104970773 A,2015.10.14,
CN 103584840 A,2014.02.19,
CN 102488516 A,2012.06.13,
CN 105999508 A,2016.10.12,
CN 102274022 A,2011.12.14,
CN 104812300 A,2015.07.29,
王群等.一种新的脑电信号睡眠分期方法.
《航天医学与医学工程》.2015,第28卷(第1期),
李怀胜等.基于 EMD 和样本熵的脑电信号
睡眠分期研究.《微机处理》.2016,(第5期),

审查员 李绅龙

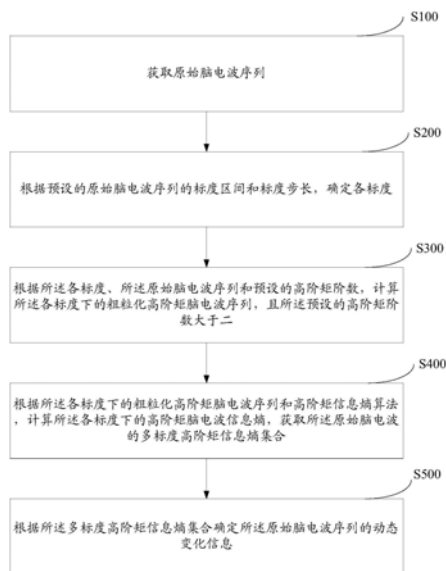
权利要求书2页 说明书8页 附图5页

(54)发明名称

脑电波分析方法和系统

(57)摘要

本发明涉及一种脑电波分析方法和系统,所述方法包括:获取原始脑电波序列;根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度;根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二;根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合;根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。本发明避免了传统脑电波分析方法中,因采用均值的计算方式导致的序列粗粒化过程中的波动性损失过大的问题。



1. 一种脑电波分析方法,其特征在于,所述方法包括:

获取原始脑电波序列;

根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度;

根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二;

根据预设的嵌入维数、预设的匹配阈值和所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,通过高阶矩样本熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合;

根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。

2. 根据权利要求1所述的脑电波分析方法,其特征在于:

所述标度包括:大标度和小标度,所述大标度大于所述小标度;

所述根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度,包括:

根据预设的大标度区间和大标度步长,确定各大标度,以及根据预设的小标度区间和小标度步长,确定各小标度。

3. 根据权利要求1所述的脑电波分析方法,其特征在于,所述根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,包括:

根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据;

根据所述各标度下的所述各标度区间内的高阶矩脑电波数据,获取所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列。

4. 根据权利要求1所述的脑电波分析方法,其特征在于,在根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵的步骤之后,所述方法还包括:

根据所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵和复杂度算法,计算脑电波复杂度指标。

5. 一种脑电波分析系统,其特征在于,包括:

原始脑电波序列获取模块,用于获取原始脑电波序列;

标度确定模块,用于根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度;

粗粒化高阶矩计算模块,用于根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二;

信息熵计算模块,用于根据预设的嵌入维数、预设的匹配阈值和所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,通过高阶矩样本熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合;

脑电波动态变化信息确定模块,用于根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始

脑电波序列的动态变化信息。

6. 根据权利要求5所述的脑电波分析系统,其特征在于:

所述标度确定模块,用于确定的所述标度包括:大标度和小标度,所述大标度大于所述小标度;

所述标度确定模块,包括:

大标度确定单元,用于根据预设的大标度区间和大标度步长,确定各大标度,以及

小标度确定单元,用于根据预设的小标度区间和小标度步长,确定各小标度。

7. 根据权利要求5所述的脑电波分析系统,其特征在于,所述粗粒化高阶矩计算模块,包括:

粗粒化高阶矩计算单元,用于根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据;

粗粒化高阶矩序列获取单元,用于根据所述各标度下的所述各标度区间内的高阶矩脑电波数据,获取所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列。

8. 根据权利要求5所述的脑电波分析系统,其特征在于,还包括:

脑电波复杂度指标计算模块,用于根据所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵和复杂度算法,计算脑电波复杂度指标。

脑电波分析方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠分析技术领域,特别是涉及脑电波分析方法和系统。

背景技术

[0002] 高质量的睡眠能保证日常生活的良好运作,比如精神健康、创新能力和工作表现等,睡眠不充足或无效的睡眠会导致白天嗜睡,易怒,情绪困扰,抑郁或焦虑,甚至会增加事故率。脑电图代表了大脑活动的丰富信息,睡眠/唤醒分为三个阶段:清醒,非快速眼动睡眠以及快速眼动睡眠阶段。了解睡眠周期中睡眠的结构变化至关重要。

[0003] 然而,由于脑电信号的高度复杂特性,无论是信号的振幅还是频率都展现非线性和非平稳的模式,睡眠研究领域中各睡眠阶段的确定是一个挑战,传统的脑电波算法中,脑电波序列本身波动特征的损失较大,无法直接的描述人体睡眠状态的动态变化,也就无法准确的区分各睡眠阶段。

发明内容

[0004] 基于此,有必要针对脑电波的传统分析方法无法准确划分人体各睡眠阶段的问题,提供一种脑电波分析方法和系统,其中,所述方法包括:

[0005] 获取原始脑电波序列;

[0006] 根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度;

[0007] 根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二;

[0008] 根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合;

[0009] 根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。

[0010] 在其中一个实施例中,所述标度包括:大标度和小标度,所述大标度大于所述小标度;

[0011] 所述根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度,包括:

[0012] 根据预设的大标度区间和大标度步长,确定各大标度,以及根据预设的小标度区间和小标度步长,确定各小标度。

[0013] 在其中一个实施例中,所述根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,包括:

[0014] 根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据;

[0015] 根据所述各标度下的所述各标度区间内的高阶矩脑电波数据,获取所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列。

[0016] 在其中一个实施例中,所述根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶

矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,包括:

[0017] 根据预设的嵌入维数、预设的匹配阈值和所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,通过高阶矩样本熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波样本熵。

[0018] 在其中一个实施例中,在根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵的步骤之后,所述方法还包括:

[0019] 根据所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵和复杂度算法,计算脑电波复杂度指标。

[0020] 本发明所提供的脑电波分析方法,将原始脑电波序列,根据确定的各标度进行粗粒化后,根据预设的高阶矩阶数计算所述原始脑电波的多标度的高阶矩信息熵,其中,所述的高阶矩用于确定所述原始脑电波序列的动态变化信息,其中,所述预设的高阶矩阶数大于二,二阶矩代表所述原始脑电波序列的方差,三阶矩代表所述原始脑电波序列的偏差,因此,利用本方法所计算多标度的高阶矩信息熵,更好的保留了原始脑电波序列的波动性,避免了传统脑电波分析方法中,因采用均值的计算方式导致的序列粗粒化过程中的波动性损失过大的问题。

[0021] 在其中一个实施例中,所述标度分为大标度和小标度,其中,所述大标度用于分析脑电波中的慢波,所述小标度用于分析脑电波中的快波,同时利用大标度和小标度的脑电波分析方法,能够将脑电波中的快波和慢波进行分析,使得脑电波的分析结果更加全面。

[0022] 在其中一个实施例中,根据确定的各标度,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据,并组成各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,所采用的粗粒化及高阶矩的分析方法,能够更好的突出脑电波相关噪声的复杂度,增加脑电波分析的可行性,提高脑电波分析的效率。

[0023] 在其中一个实施例中,利用样本熵的分析方法,计算所述原始脑电波序列在各标度下的高阶矩脑电波信息熵,所述的样本熵的分析方法,符合脑电波的生物特点,分析结果具有更好的相关性,使得脑电波的分析结果更加准确。

[0024] 在其中一个实施例中,本方法还提供脑电波复杂度指标的计算,使得脑电波的计算结果更加直观,高效。

[0025] 本发明还提供一种脑电波分析系统,包括:

[0026] 原始脑电波序列获取模块,用于获取原始脑电波序列;

[0027] 标度确定模块,用于根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度;

[0028] 粗粒化高阶矩计算模块,用于根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二;

[0029] 信息熵计算模块,用于根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合;

[0030] 脑电波动态变化信息确定模块,用于根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。

[0031] 在其中一个实施例中,所述标度确定模块,用于确定的所述标度包括:大标度和小

标度,所述大标度大于所述小标度;

[0032] 所述标度确定模块,包括:

[0033] 大标度确定单元,用于根据预设的大标度区间和大标度步长,确定各大标度,以及

[0034] 小标度确定单元,用于根据预设的小标度区间和小标度步长,确定各小标度。

[0035] 在其中一个实施例中,所述粗粒化高阶矩计算模块,包括:

[0036] 粗粒化高阶矩计算单元,用于根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据;

[0037] 粗粒化高阶矩序列获取单元,用于根据所述各标度下的所述各标度区间内的高阶矩脑电波数据,获取所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列。

[0038] 在其中一个实施例中,所述信息熵计算模块,用于根据预设的嵌入维数、预设的匹配阈值和所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,通过高阶矩样本熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波样本熵。

[0039] 在其中一个实施例中,还包括:

[0040] 脑电波复杂度指标计算模块,用于根据所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵和复杂度算法,计算脑电波复杂度指标。

[0041] 本发明所提供的脑电波分析系统,将原始脑电波序列,根据确定的各标度进行粗粒化后,根据预设的高阶矩阶数计算所述原始脑电波的多标度的高阶矩信息熵,其中,所述的高阶矩用于确定所述原始脑电波序列的动态变化信息,其中,所述预设的高阶矩阶数大于二,二阶矩代表所述原始脑电波序列的方差,三阶矩代表所述原始脑电波序列的偏差,因此,利用本系统所计算多标度的高阶矩信息熵,更好的保留了原始脑电波序列的波动性,避免了传统脑电波分析方法中,因采用均值的计算方式导致的序列粗粒化过程中的波动性损失过大的问题。

[0042] 在其中一个实施例中,所述标度分为大标度和小标度,其中,所述大标度用于分析脑电波中的慢波,所述小标度用于分析脑电波中的快波,同时利用大标度和小标度的脑电波分析方法,能够将脑电波中的快波和慢波进行分析,使得脑电波的分析结果更加全面。

[0043] 在其中一个实施例中,根据确定的各标度,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据,并组成各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,所采用的粗粒化及高阶矩的分析,能够更好的突出脑电波相关噪声的复杂度,增加脑电波分析的可行性,提高脑电波分析的效率。

[0044] 在其中一个实施例中,利用样本熵的分析系统,计算所述原始脑电波序列在各标度下的高阶矩脑电波信息熵,所述的样本熵的分析,符合脑电波的生物特点,分析结果具有更好的相关性,使得脑电波的分析结果更加准确。

[0045] 在其中一个实施例中,本系统还提供脑电波复杂度指标的计算,使得脑电波的计算结果更加直观,高效。

附图说明

[0046] 图1为一个实施例中的脑电波分析方法的流程示意图;

[0047] 图2为另一个实施例中的脑电波分析方法的流程示意图;

- [0048] 图3为原始脑电波序列示意图；
[0049] 图4为小标度的示意图；
[0050] 图5为小标度下高阶矩样本熵的计算示意图；
[0051] 图6为一个实施例中的脑电波分析系统的结构示意图。

具体实施方式

[0052] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

[0053] 图1为一个实施例中的脑电波分析方法的流程示意图，如图1所示的脑电波分析方法包括：

[0054] 步骤S100，获取原始脑电波序列。

[0055] 具体的，所述原始脑电波序列，举例如图3所示，图3为REM期的脑电波的原始走势图，具有数据波动大、频率组成成分多样，无法从中直接分析出需要的脑电波动态波动信息，用于描述人体睡眠状态的动态变化。

[0056] 步骤S200，根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长，确定各标度。

[0057] 具体的，为更好的在所述的原始脑电波序列中提取有用的信息，将原始数据进行粗粒化的处理，所述各标度，代表了粗粒化的不同程度。

[0058] 所述标度包括：大标度和小标度，所述大标度大于所述小标度；所述根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长，确定各标度，包括：根据预设的大标度区间和大标度步长，确定各大标度，以及根据预设的小标度区间和小标度步长，确定各小标度。

[0059] 由于脑电波中，有快波和慢波，所述大标度用于分析脑电波中的慢波，所述小标度用于分析脑电波中的快波。

[0060] 通常，小标度的取值区间为1-20，默认标度步长为1，即，小标度取值为：以1个数据为标度步长，则确定的各小标度分别为：1、2、3、4、5、6、7……18、19、20，分别代表以1个数据为重构区间，以2个数据为重构区间，以3个数据为重构区间……以20个数据为重构区间。若小标度的取值区间为2-10，标度步长为2，则确定的各小标度分别为：2、4、6、8、10，分别代表以2个数据为重构区间，以4个数据为重构区间……以10个数据为重构区间。由于小标度确定的重构区间较小，因此可以将原始脑电波序列中的快波的因素考虑进去。图4为小标度等于2和3时的相空间重构示意图。

[0061] 相应的，为考虑慢波的因素，大标度的取值区间和标度步长的设定要大于小标度的相应取值。例如，将所述大标度取值区间定为100-1000，标度步长定位100。

[0062] 由于脑电波的采样通常采用频率为单位，在实际使用中，大标度通常也可以秒为单位，例如，大标度区间为0.25s-2s，大标度为0.25s，根据原始脑电波序列的取样频率的不同，如采样频率为512Hz，则换算出大标度的重构区间为 $0.25 \times 512 = 128$ ，以及 $2 \times 512 = 1024$ ，及，以128个数据至1024个数据为大标度的标度区间，以128个点为标度步长，即，各大标度为：128, 256, 384, 512……1024。

[0063] 步骤S300，根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数，计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列，且所述预设的高阶矩阶数大于二。

[0064] 具体的,所述高阶矩的计算中,二阶矩计算的是方差,三阶矩计算的是偏度,四阶矩计算的是峰度。

[0065] 根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据;根据所述各标度下的所述各标度区间内的高阶矩脑电波数据,获取所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列。

[0066] 将一个已知的时序列 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$,分割成具有相等长度 τ 的无重叠区间后,使用不同阶矩方法对每个区间进行粗粒化,得到新数列 $\{y^{(\tau)}\}$:

$$[0067] \quad y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} (x_i - \bar{x}_j)^n$$

[0068] 其中,

$$[0069] \quad y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \text{ 一阶矩}$$

$$[0070] \quad y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau-1} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} (x_i - \bar{x}_j)^2 \text{ 二阶矩}$$

$$[0071] \quad y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} (x_i - \bar{x}_j)^3 \text{ 三阶矩}$$

[0072] 如图5表示了在不同标度值下,前三阶矩的粗粒化脑电波时间序列。前三阶矩分别表示为: MSE_{μ} (均值), MSE_{σ^2} (方差), MSE_{skew} (偏差)。

[0073] 步骤S400,根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合。

[0074] 具体的,所述的信息熵包括样本熵和近似熵,其中所述样本熵计算结果的相关性较好,近似熵的计算过程则考虑不全面。

[0075] 以样本熵为例,根据预设的嵌入维数、预设的匹配阈值和所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,通过高阶矩样本熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波样本熵。

[0076] 所述样本熵的计算方法如下:

[0077] 对于数列 $\{y^{(\tau)}\}$,其长度为 N/τ ,对其构造 $\frac{N}{\tau} - m + 1$ 个模板向量

$\mathbf{y}_m^{(\tau)} = (y_i^{(\tau)}, y_{i+1}^{(\tau)}, \dots, y_{i+m-1}^{(\tau)})$,其中 $1 \leq i \leq N/\tau - m + 1$, m 为嵌入维数(参数), r 表示接受匹配的阈值。定义模板向量之间的距离为向量内元素之间的最大差值

$$[0078] \quad d[\mathbf{y}_m^{(\tau)}(i), \mathbf{y}_m^{(\tau)}(j)] = \max |y_{i+k}^{(\tau)} - y_{j+k}^{(\tau)}| : 0 \leq k \leq m-1$$

[0079] 设 B_i 为所有使得 $\mathbf{y}_m^{(\tau)}(i)$ 与 $\mathbf{y}_m^{(\tau)}(j)$ 之间距离小于一个给定阈值 r 的 j 的个数,且 $i \neq j$;设 A_i 为所有使得 $\mathbf{y}_{m+1}^{(\tau)}(i)$ 与 $\mathbf{y}_{m+1}^{(\tau)}(j)$ 之间距离小于 r 的 j 的个数,且 $i \neq j$ 。那么使得模板向量 $\mathbf{y}_m^{(\tau)}(i)$ 与 $\mathbf{y}_m^{(\tau)}(j)$ 之间的距离小于 r 的概率为:

$$[0080] \quad B_i^m(\mathbf{r}) = \frac{B_i}{N/\tau - m - 1}$$

[0081] 对上式求均值,得到:

$$[0082] \quad B^m(\mathbf{r}) = \frac{1}{N/\tau - m} \sum_{i=1}^{N/\tau - m} B_i^m(\mathbf{r})$$

[0083] 类似地, $A_i^m(\mathbf{r}) = \frac{A_i}{N/\tau - m - 1}$ 为使得模板向量 $\mathbf{y}_{m+1}^{(\tau)}(\mathbf{i})$ 与 $\mathbf{y}_{m+1}^{(\tau)}(\mathbf{j})$ 之间的距离小于 r

的概率, $A^m(\mathbf{r}) = \frac{1}{N/\tau - m} \sum_{i=1}^{N/\tau - m} A_i^m(\mathbf{r})$ 为 $A_i^m(\mathbf{r})$ 的均值。因此在 m 维和 $m+1$ 维相空间中,满足模板向量之间的距离小于 r 的模板总对数为:

$$[0084] \quad B(\mathbf{r}) = \frac{1}{2}(N/\tau - m - 1)(N - m)B^m(\mathbf{r})$$

[0085] 与

$$[0086] \quad A(\mathbf{r}) = \frac{1}{2}(N/\tau - m - 1)(N - m)A^m(\mathbf{r})$$

[0087] 最后,样本熵定义为:

$$[0088] \quad \text{SampEn}(m, r, N) = -\log\left(\frac{A(r)}{B(r)}\right)$$

[0089] 表示时间序列的数据点在 m 维相空间中模式重现的条件下,也会在 $m+1$ 维相空间中模式重现的条件概率的负自然对数。

[0090] 计算所述各标度下的高阶矩样本熵后,将所述各标度下的高阶矩样本熵组成多标度高阶矩信息熵集合。

[0091] 步骤S500,根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。

[0092] 具体的,所述多标度高阶矩信息熵集合,可以用于分析脑电波的动力学变化信息,如根据睡眠各阶段的脑电波波动特征,区分人体睡眠的不同阶段。

[0093] 本发明所提供的脑电波分析方法,将原始脑电波序列,根据确定的各标度进行粗粒化后,根据预设的高阶矩阶数计算所述原始脑电波的多标度的高阶矩信息熵,其中,所述的高阶矩用于确定所述原始脑电波序列的动力学变化信息,其中,所述预设的高阶矩阶数大于二,二阶矩代表所述原始脑电波序列的方差,三阶矩代表所述原始脑电波序列的偏差,因此,利用本方法所计算多标度的高阶矩信息熵,更好的保留了原始脑电波序列的波动性,避免了传统脑电波分析方法中,因采用均值的计算方式导致的序列粗粒化过程中的波动性损失过大的问题。

[0094] 在本实施例中,所述标度分为大标度和小标度,其中,所述大标度用于分析脑电波中的慢波,所述小标度用于分析脑电波中的快波,同时利用大标度和小标度的脑电波分析方法,能够将脑电波中的快波和慢波进行分析,使得脑电波的分析结果更加全面。

[0095] 在本实施例中,根据确定的各标度,计算所述各标度下的高阶矩脑电波数据,并组

成各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,所采用的粗粒化及高阶矩的分析方法,能够更好的突出脑电波相关噪声的复杂度,增加脑电波分析的可行性,提高脑电波分析的效率。

[0096] 在本实施例中,利用样本熵的分析方法,计算所述原始脑电波序列在各标度下的高阶矩脑电波信息熵,所述的样本熵的分析方法,符合脑电波的生物特点,分析结果具有更好的相关性,使得脑电波的分析结果更加准确。

[0097] 图2为另一个实施例中的脑电波分析方法的流程示意图,如图2所示的脑电波分析方法包括:

[0098] 步骤S100,获取原始脑电波序列。

[0099] 步骤S200,根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度。

[0100] 步骤S300,根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二。

[0101] 步骤S400,根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合。

[0102] 步骤S500,根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。

[0103] 步骤S600,根据所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵和复杂度算法,计算脑电波复杂度指标。

[0104] 具体的,所述复杂度指标公式为:

$$[0105] \quad C = \text{mean}(\sum_{\tau} \text{SampEn})$$

[0106] 一整晚的睡眠脑电波数据,按照30秒一个间期,每个间期内都可以得出一个复杂度指标,根据标度取值的不同,复杂度的取值可以代表睡眠质量的好坏。

[0107] 在本实施例中,本方法还提供脑电波复杂度指标的计算,使得脑电波的计算结果更加直观,高效。

[0108] 图6为一个实施例中的脑电波分析系统的结构示意图,如图6所示的脑电波分析系统包括:

[0109] 原始脑电波序列获取模块100,用于获取原始脑电波序列。

[0110] 标度确定模块200,用于根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长,确定各标度;用于确定的所述标度包括:大标度和小标度,所述大标度大于所述小标度;所述标度确定模块,包括:大标度确定单元,用于根据预设的大标度区间和大标度步长,确定各大标度,以及小标度确定单元,用于根据预设的小标度区间和小标度步长,确定各小标度。

[0111] 粗粒化高阶矩计算模块300,用于根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,且所述预设的高阶矩阶数大于二;包括:粗粒化高阶矩计算单元,用于根据所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列、所述各标度的各标度区间内所有所述原始脑电波序列的均值、所述各标度的各标度区间和预设的高阶矩阶数,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据;粗粒化高阶矩序列获取单元,用于根据所述各标度下的所述各标度区间内的高阶矩脑电波数据,获取所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列。

[0112] 信息熵计算模块400,用于根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵,获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合;用于根据预设的嵌入维数、预设的匹配阈值和所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,通过高阶矩样本熵算法,计算所述各标度下的高阶矩脑电波样本熵。

[0113] 脑电波动态变化信息确定模块500,用于根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。

[0114] 脑电波复杂度指标计算模块600,用于根据所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵和复杂度算法,计算脑电波复杂度指标。

[0115] 本发明所提供的脑电波分析系统,将原始脑电波序列,根据确定的各标度进行粗粒化后,根据预设的高阶矩阶数计算所述原始脑电波的多标度的高阶矩信息熵,其中,所述的高阶矩用于确定所述原始脑电波序列的动态变化信息,其中,所述预设的高阶矩阶数大于二,二阶矩代表所述原始脑电波序列的方差,三阶矩代表所述原始脑电波序列的偏差,因此,利用本系统所计算多标度的高阶矩信息熵,更好的保留了原始脑电波序列的波动性,避免了传统脑电波分析方法中,因采用均值的计算方式导致的序列粗粒化过程中的波动性损失过大的问题。

[0116] 在本实施例中,所述标度分为大标度和小标度,其中,所述大标度用于分析脑电波中的慢波,所述小标度用于分析脑电波中的快波,同时利用大标度和小标度的脑电波分析方法,能够将脑电波中的快波和慢波进行分析,使得脑电波的分析结果更加全面。

[0117] 在本实施例中,根据确定的各标度,计算所述各标度的各标度区间内的高阶矩脑电波数据,并组成各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列,所采用的粗粒化及高阶矩的分析,能够更好的突出脑电波相关噪声的复杂度,增加脑电波分析的可行性,提高脑电波分析的效率。

[0118] 在本实施例中,利用样本熵的分析系统,计算所述原始脑电波序列在各标度下的高阶矩脑电波信息熵,所述的样本熵的分析,符合脑电波的生物特点,分析结果具有更好的相关性,使得脑电波的分析结果更加准确。

[0119] 在本实施例中,本系统还提供脑电波复杂度指标的计算,使得脑电波的计算结果更加直观,高效。

[0120] 以上所述实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0121] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,本发明的保护范围应以所附权利要求为准。

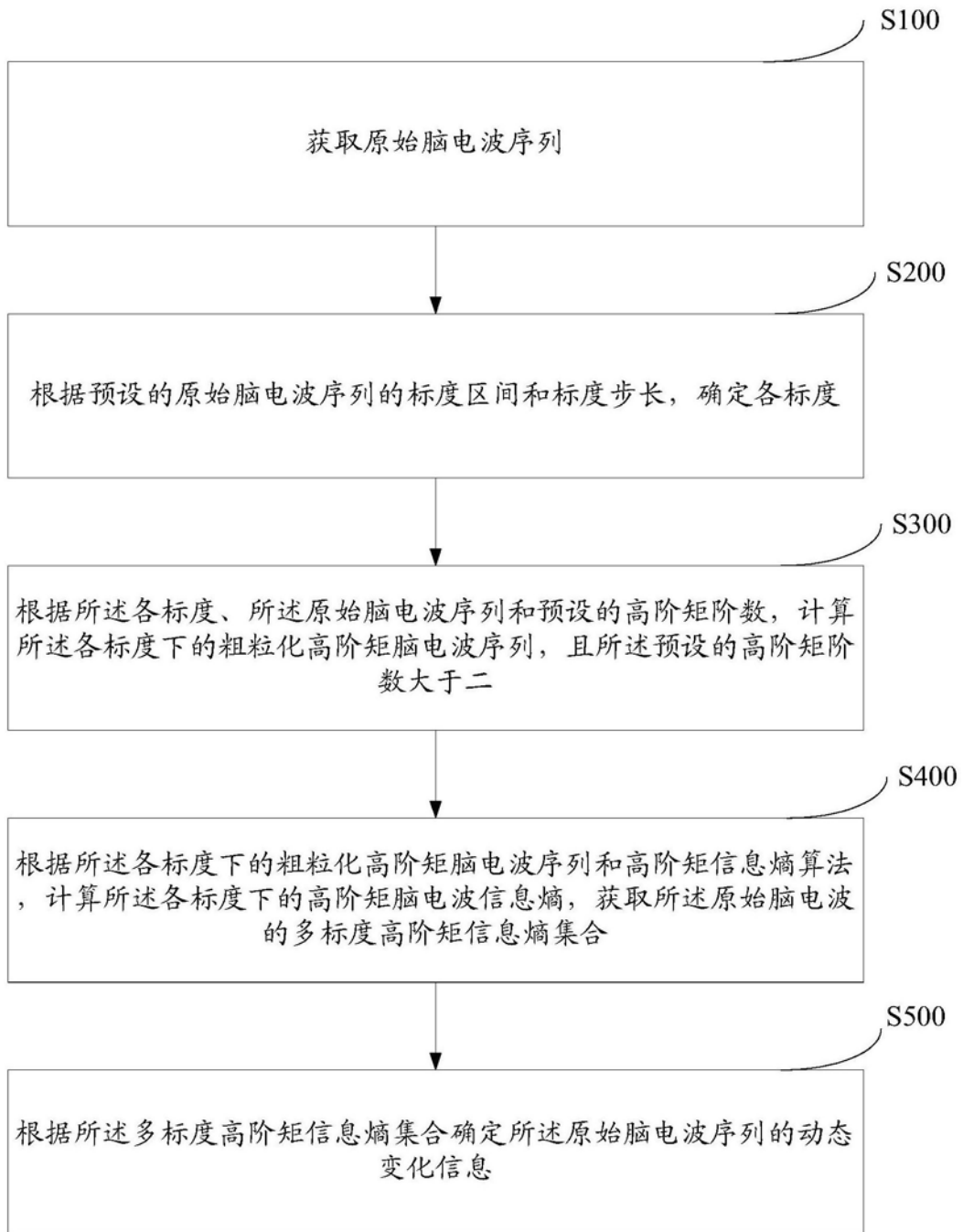


图1

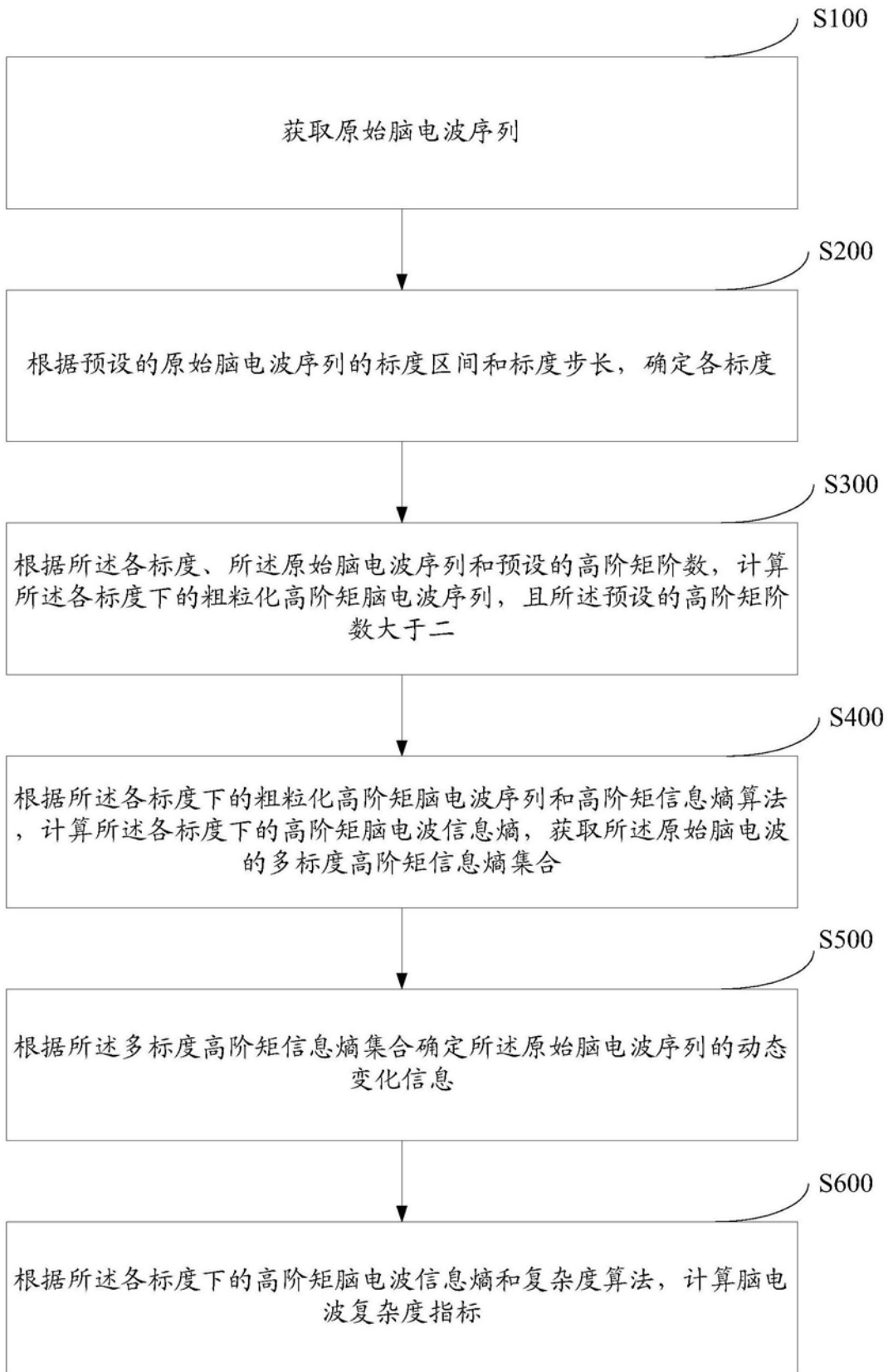


图2

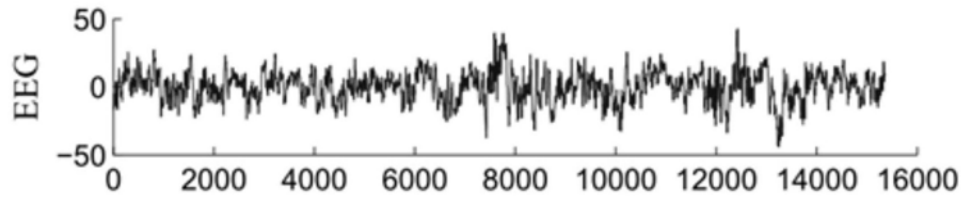


图3

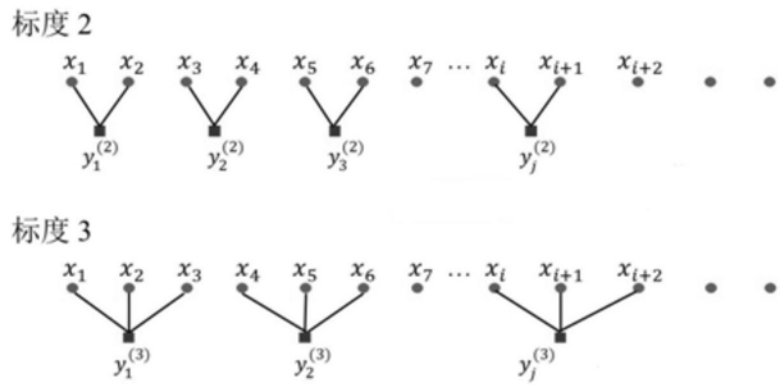
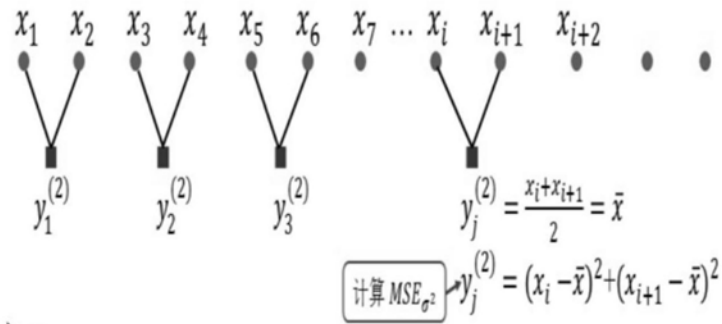


图4

标度2



标度3

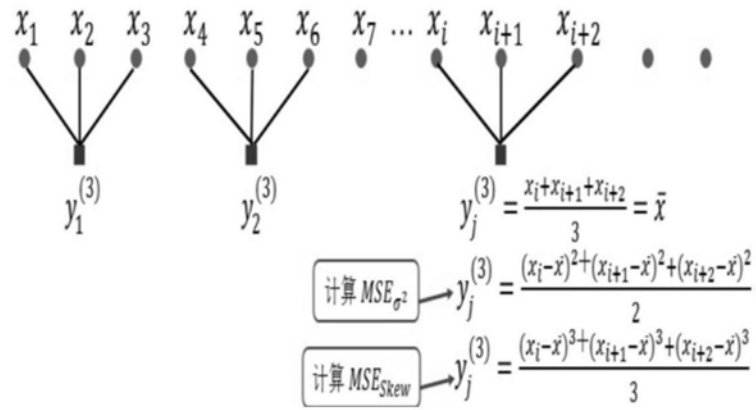


图5

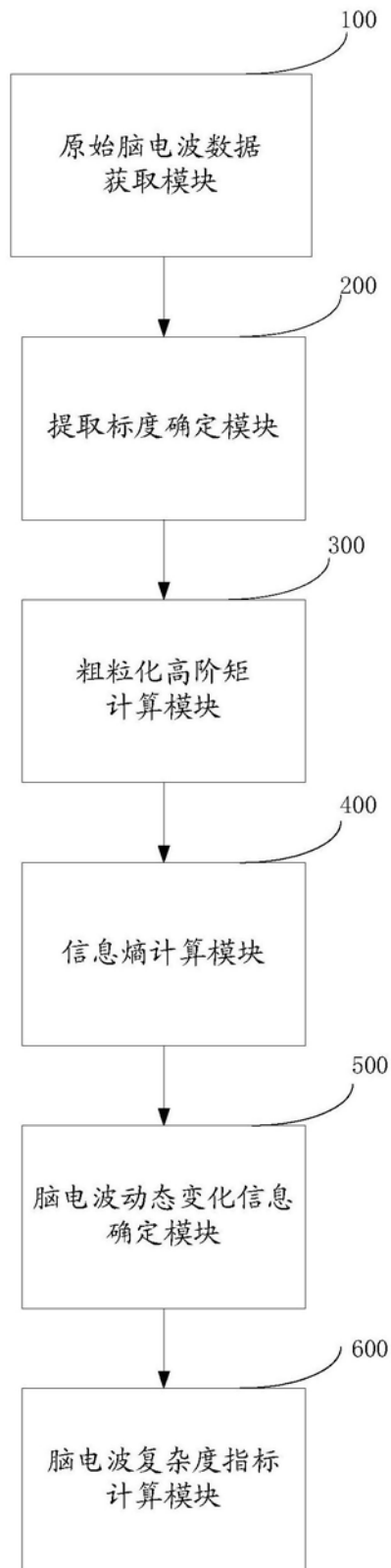


图6

专利名称(译)	脑电波分析方法和系统		
公开(公告)号	CN106777972B	公开(公告)日	2019-04-05
申请号	CN201611160468.2	申请日	2016-12-15
[标]申请(专利权)人(译)	清华大学		
申请(专利权)人(译)	清华大学		
当前申请(专利权)人(译)	清华大学		
[标]发明人	史文彬 叶建宏 洪阳 朱仪芳		
发明人	史文彬 叶建宏 洪阳 朱仪芳		
IPC分类号	G16H50/20 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4812 G16H50/20		
代理人(译)	王程		
其他公开文献	CN106777972A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种脑电波分析方法和系统，所述方法包括：获取原始脑电波序列；根据预设的原始脑电波序列的标度区间和标度步长，确定各标度；根据所述各标度、所述原始脑电波序列和预设的高阶矩阶数，计算所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列，且所述预设的高阶矩阶数大于二；根据所述各标度下的粗粒化高阶矩脑电波序列和高阶矩信息熵算法，计算所述各标度下的高阶矩脑电波信息熵，获取所述原始脑电波的多标度高阶矩信息熵集合；根据所述多标度高阶矩信息熵集合确定所述原始脑电波序列的动态变化信息。本发明避免了传统脑电波分析方法中，因采用均值的计算方式导致的序列粗粒化过程中的波动性损失过大的问题。

