



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107423682 A

(43)申请公布日 2017.12.01

(21)申请号 201710432360.2

(22)申请日 2017.06.09

(71)申请人 北京工业大学

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

(72)发明人 陈萌 钟宁 刘岩 何强 周海燕

(74)专利代理机构 北京思海天达知识产权代理有限公司 11203

代理人 沈波

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种非线性脑电信号的复杂度分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种非线性脑电信号的复杂度分析方法。排列熵与样本熵算法大量被运用在非线形复杂度分析中,但其均存在一定的缺点。样本熵虽然具有很好的鲁棒性并且在准确度上有一定的优势,但其计算效率缺不尽如人意;而排列熵虽然计算不如样本熵精确但其具有计算快速的特性。针对以上问题,发明一种对脑电信号进行非线性复杂度分析的方法,首先对脑电信号进行滤波处理,提取有效频段,之后进行排序并按照两个规则进行等分符号化赋值,最后分别进行m维及m+1维相空间构造进行熵值的计算。本发明对之前非线性方法排列熵提高了准确度,对样本熵方法提高了计算效率。



1. 一种非线性脑电信号的复杂度分析方法,该方法需满足下面二个条件来确定符号化的分界值,假设符号化后序列为 $S(j)$;

- 1) 不同符号 $s(j)$ 在重构后的符号序列 $S(i)$ 中出现的数目尽可能相等;
- 2) 原序列中等值的数据在重构后的符号序列中必须对应于相同的符号;

其特征在于:本方法的实现步骤如下,

首先对时间序列进行等分符号化处理,然后进行相空间的重构及进行熵值的计算,与传统样本熵计算不同的是,相空间矢量相似的判断条件改为用符号矢量的相等来替代;

1) 设脑电时间序列 $X = \{x(i)\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$; n 取正整数将序列 $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 按从小到大顺序进行排列:

$$x(k_1) \leq x(k_2) \leq x(k_3) \leq \dots \leq x(k_n)$$

其中 $x(k_1)$ 为最小值, $x(k_n)$ 为最大值, $k_1, k_2, \dots, k_n$ 为排序后的序号2) 对排序后的序号进行 L 等分,用 $n_1, n_2, n_3, \dots$ 表示分割点对应的序号;

$$\text{即 } n_1 = 0, n_L = n$$

$$n_j = \left\lfloor \frac{n - n_{j-1}}{L - (j - 1)} \right\rfloor \quad j = 1, 2, \dots, L - 1$$

则 n_j 为满足条件1的分割点,分割后序列可能不满足第二个条件,即划分点附近有相同的值,符号化后并不一定相等,需做以下处理;设与 $x(k)$ 相等的数据有 m 个,即相同数据的第一个与最后一个对应时序序列序号分别为 j_1 和 j_m ;

$$n_j = \begin{cases} n_{j_1} - 1 & j \leq \frac{1 + m}{2} \\ n_{j_2} & j > \frac{1 + m}{2} \end{cases}$$

分割点序号全部确定后进行符号化处理:

$$S(k_i) = s(j) \quad j = 1, 2, \dots, L; i = 1, 2, \dots, n; n_{j-1} + 1 \leq i \leq n_j$$

即得到符号化序列,当 $m \neq 1$ 且 $j_1 \neq j$ 或 $j_1 \neq j$ 时符号可能并不一定严格等分,在 $n \gg L$ 时,可以做到不同字符在重构的符号序列中出现的数目相等或基本相等;

3) 转化后的符号序列 $S = \{s(i)\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$;将序列 $s(1), s(2), \dots, s(N)$ 按顺序组成 m 维矢量,即

$$S_m(i) = [s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)],$$

$$1 \leq i \leq N - m + 1$$

对于每个 $1 \leq i \leq N - m$,统计出与 $S_m(i)$ 相等的数目 n_i^m 并与矢量总数 $N - m + 1$ 的比值,记作

$$B_i^m(r) : B_i^m(r) = \frac{n_i^m}{N - m - 1}$$

式中;

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

4) 对于 $m+1$ 点矢量,同样有

$$A_i^m(r) = \frac{n_i^{m+1}}{N - m - 1}$$

式中;

$$A^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r)$$

5) 此序列的熵值为

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A^m(r)/B^m(r)]\}$$

但是在实际计算中N不可能为 ∞ ,当N取有限值时,约等于

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[A^m(r)/B^m(r)]。$$

2. 根据权利要求1所述的一种非线性脑电信号的复杂度分析方法,即以matlab2016作为仿真工具,用Logistic映射模拟时序信号,Logistic映射是一个时间离散的动力系统,即按照如下方程进行反复迭代:

$$x(t+1) = \mu x(t) (1-x(t))$$

其中,t为迭代时间步,对于任意的t, $x(t) \in [0, 1]$, μ 为一可调参数,为了保证映射得到的x(t)始终位于[0,1]内, $\mu \in [0, 4]$;当变化不同的参数 μ 的时候,该方程会展现出不同的动力学极限行为;当 $0 < \mu < 3$ 时,最终x(t)为稳定点,当 $3 \leq \mu < 3.58$ 时,x(t)最终会在2个或者多个数值之间跳跃,此阶段为周期阶段,当 $3.5 \leq \mu < 4$ 时,迭代运行的轨道就会在周期类型和混沌类型之间来回切换;直到 $\mu = 4$,系统处于完全混沌的状态;取序列长度为2000, μ 从3.5到4以0.001的步长分别得到501条x(t)的最终形态;

以采样率1000Hz,模拟7000个信号点的信号,取后5000作为稳定信号;首先对上述的每条时间序列信号进行等分符号化处理,然后进行相空间的重构及进行熵值的计算,与传统样本熵计算不同的是,相空间矢量相似的判断条件改为用符号矢量的相等来替代;

其具体算法如下:

1) 对于时间序列 $X = \{x(i)\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$;将序列 $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 按从小到大顺序进行排列:

$$x(k_1) \leq x(k_2) \leq x(k_3) \leq \dots \leq x(k_n)$$

其中 $x(k_1)$ 为最小值, $x(k_n)$ 为最大值, k_1, k_1 ,为排序后的序号;对排序后的序号进行L等分,用 $n_1, n_2, n_3 \dots$ 表示分割点对应的序号;

$$\text{即 } n_1 = 0, n_L = n$$

$$n_j = \left\lfloor \frac{n - n_{j-1}}{L - (j - 1)} \right\rfloor \quad j = 1, 2, \dots, L - 1$$

则 n_j 为满足条件1的分割点,分割后序列可能不满足上述第二个条件,即划分点附近有相同的值,符号化后并不一定相等,需做以下处理;设与 $x(k)$ 相等的数据有m个,即相同数据的第一个与最后一个对应时序序列序号分别为 j_1 和 j_m ;

$$n_j = \begin{cases} n_{j_1} - 1 & j \leq \frac{1+m}{2} \\ n_{j_2} & j > \frac{1+m}{2} \end{cases}$$

分割点序号全部确定后进行符号化处理:

$$S(k_i) = s(j) \quad j=1, 2, \dots, L; i=1, 2, \dots, n; n_{j-1}+1 \leq i \leq n_j$$

2) 转化后的符号序列 $S = \{s(i)\}$, $i=1, 2, 3, \dots, n$; 将序列 $s(1), s(2), \dots, s(N)$ 按顺序组成 m 维矢量, 即

$$S_m(i) = [s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)],$$

$$1 \leq i \leq N-m+1$$

对于每个 $1 \leq i \leq N-m$, 统计出与 $S_m(i)$ 相等的数目 n_i^m 并与矢量总数 $N-m-1$ 的比值, 记作

$$B_i^m(r):B_i^m(r) = \frac{n_i^m}{N-m-1}$$

式中;

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

对于 $m+1$ 点矢量, 同样有

$$A_i^{m+1}(r) = \frac{n_i^{m+1}}{N-m-1}$$

式中;

$$A^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r)$$

3) 此序列的熵值为

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A^m(r)/B^m(r)]\}$$

但是在实际计算中 N 不可能为 ∞ , 当 N 取有限值时, 约等于 $\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[A^m(r)/B^m(r)]$ 。

一种非线性脑电信号的复杂度分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及非线性信号分析领域,特别是涉及一维时序脑电信号复杂度分析技术。

背景技术

[0002] 脑电信号记录和描述大脑活动的电波变化,是大脑神经细胞电活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。传统的脑电分析方法主要提取脑电信号时域和频域的特征。近些年研究表明大脑是一个非线性动力学系统,相应的脑电分析也从传统的时频方法转向非线性的方法,因此如关联维数、李亚普诺夫指数、小波熵和复杂度等有关非线性动力学参数被用于脑电信号的研究。由于脑电反映了具有非线性系统特征的大脑电活动,因此能够产生混沌特性。在大多数物理和生物系统中,绝大多数系统的运动具有混沌特性,完全确定的系统在自然界中几乎不存在,与传统的线性系统描述方法相比,非线性系统更适合描述自然界中的物理和生物行为。

[0003] 在脑电的非线性特征方法中,排列熵与样本熵大量的被应用,然而排列熵与样本熵均存在一定的缺点。样本熵虽然具有很好的鲁棒性并且在准确度上有一定的优势,但其计算效率缺不尽如人意,由于在相空间重构后,重构分量的相似分量个数是通过将其他所有分量以一定的阈值进行一一比较而得出,因此计算时间复杂度将会很大,当数据量过大的时候表现的尤为明显。而排列熵因为在相空间重构后,对重构分量进行了排列计算,将分量中的不同值归为几个特定的排列模式,虽然计算不如样本熵精确但其具有计算快速的特性。

[0004] 另一方面,样本熵重构分量采用与标准差线性成比例的容限取阈值 r 进行比较, r 值太小,样本熵易受异常值干扰的影响, r 值太大,结果会失去敏感性。

发明内容

[0005] 为了克服上述现有技术的不足,本发明提供了一种非线性脑电信号的复杂度分析方法。在相空间重构前采用排列熵方法对信号进行符号化,计算重构分量相等时采用样本熵的计算方法,兼顾到计算的效率及准确性。

[0006] 该方法需满足下面二个条件来确定符号化的分界值,假设符号化后序列为 $S(j)$ 。

[0007] 1) 不同符号 $s(j)$ 在重构后的符号序列 $S(i)$ 中出现的数目尽可能相等。2) 原序列中等值的数据在重构后的符号序列中必须对应于相同的符号。

[0008] 本发明采用了如下的技术方案及实现步骤:

[0009] 首先对时间序列进行等分符号化处理,然后进行相空间的重构及进行熵值的计算,与传统样本熵计算不同的是,相空间矢量相似的判断条件改为用符号矢量的相等来替代。

[0010] 1) 设脑电时间序列 $X = \{x(i)\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, n 取正整数将序列 $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 按从小到大顺序进行排列:

[0011] $x(k_1) \leq x(k_2) \leq x(k_3) \leq \dots \leq x(k_n)$

[0012] 其中 $x(k_1)$ 为最小值, $x(k_n)$ 为最大值, $k_1, k_2, \dots, k_n$ 为排序后的序号2) 对排序后的序号进行 L 等分, 用 $n_1, n_2, n_3, \dots$ 表示分割点对

[0013] 应的序号。

[0014] 即 $n_1=0, n_L=n$

$$[0015] \quad n_j = \left\lfloor \frac{n - n_{j-1}}{L - (j - 1)} \right\rfloor \quad j = 1, 2, \dots, L - 1$$

[0016] 则 n_j 为满足条件1的分割点, 分割后序列可能不满足第二个条件, 即划分点附近有相同的值, 符号化后并不一定相等, 需做以下处理。设与 $x(k)$ 相等的数据有 m 个, 即相同数据的第一个与最后一个对应 时序序列序号分别为 j_1 和 j_m 。

$$[0017] \quad n_j = \begin{cases} n_{j_1} - 1 & j \leq \frac{1+m}{2} \\ n_{j_2} & j > \frac{1+m}{2} \end{cases}$$

[0018] 分割点序号全部确定后进行符号化处理:

[0019] $S(k_i) = s(j) \quad j=1, 2, \dots, L; i=1, 2, \dots, n; n_{j-1}+1 \leq i \leq n_j$

[0020] 即得到符号化序列, 当 $m \neq 1$ 且 $j_1 \neq j$ 或 $j_1 \neq j$ 时符号可能并不一定 严格等分, 在 $n > L$ 时, 可以做到不同字符在重构的符号序列中出现 的数目相等或基本相等。

[0021] 3) 转化后的符号序列 $S = \{s(i)\}, i=1, 2, 3, \dots, n$ 。将序列 $s(1), s(2), \dots, s(N)$ 按顺序组成 m 维矢量, 即

[0022] $S_m(i) = [s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)],$

[0023] $1 \leq i \leq N-m+1$

[0024] 对于每个 $1 \leq i \leq N-m$, 统计出与 $S_m(i)$ 相等的数目 n_i^m 并与矢量总数 $N-m+1$ 的比值, 记作

$$[0025] \quad B_i^m(r) : B_i^m(r) = \frac{n_i^m}{N - m + 1}$$

[0026] 式中: $1 \leq j \leq N-m, i \neq j$ 。求其对 i 所有的平均值

$$[0027] \quad B^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

[0028] 4) 对于 $m+1$ 点矢量, 同样有

$$[0029] \quad A_i^{m+1}(r) = \frac{n_i^{m+1}}{N - m - 1}$$

[0030] 式中: $1 \leq j \leq N-m, i \neq j$ 。求其对 i 所有的平均值

$$[0031] \quad A^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r)$$

[0032] 5) 此序列的熵值为

$$[0033] \quad \text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A^m(r)/B^m(r)]\}$$

[0034] 但是在实际计算中N不可能为 ∞ ,当N取有限值时,约等于

$$[0035] \quad \text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[A^m(r)/B^m(r)]$$

[0036] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0037] 1:相比与样本熵提高了计算效率,相比于排列熵提高了准确率。

[0038] 2:使结果不受非平稳信号突变干扰的影响,因而很好的处理了极端 异常值的问题。

[0039] 3:实现了一种值域的变分辨率,即在稀疏区域采用较少的符号以降低冗余信息,提高了信息的利用率。在值域范围较小的区域采用更多的符号以提高信息分辨率,

附图说明

[0040] 图1为本发明的方法流程图;

[0041] 图2为Logistic映射系数从3.5以步长0.001到4.0时,系统稳态 总序列;

[0042] 图3为李雅普诺夫指数对应系统结果;

[0043] 图4为样本熵算法在Logistic映射各系数所求的序列值;

[0044] 图5为排列熵算法在Logistic映射各系数所求的序列值;

[0045] 图6为不同分割参数时,Logistic映射系数为3.6,3.8,4.0三个 信号的熵值曲线。

[0046]

具体实施方式

[0047] 本实验即以matlab2016作为仿真工具,用Logistic映射模拟时序 信号,Logistic映射是研究动力系统、混沌、分形等复杂系统行为的一个经典模型,是一个时间离散的动力系统,即按照如下方程进行反复迭代:

$$[0048] \quad x(t+1) = \mu x(t) (1-x(t))$$

[0049] 其中,t为迭代时间步,对于任意的t, $x(t) \in [0,1]$, μ 为一可调参数,为了保证映射得到的 $x(t)$ 始终位于 $[0,1]$ 内, $\mu \in [0,4]$ 。当变化不同的参数 μ 的时候,该方程会展现出不同的动力学极限行为。当 $0 < \mu < 3$ 时,最终 $x(t)$ 为稳定点,当 $3 \leq \mu < 3.58$ 时, $x(t)$ 最终会在2个或者多个 数值之间跳跃,此阶段为周期阶段,当 $3.5 \leq \mu < 4$ 时,迭代运行的轨道就会在周期类型和混沌类型之间来回切换。直到 $\mu = 4$,系统处于完全混沌的状态。取序列长度为2000, μ 从3.5到4以0.001的步长分别得到501条 $x(t)$ 的最终形态如图1所示:

[0050] 以采样率1000Hz,模拟7000个信号点的信号,取后5000作为稳定信号。首先对上述的每条时间序列信号进行等分符号化处理,然后 进行相空间的重构及进行熵值的计算,与传统样本熵计算不同的是,相空间矢量相似的判断条件改为用符号矢量的相等来替代。

[0051] 其具体算法如下:

[0052] 1) 对于时间序列 $X = \{x(i)\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。将序列 $x(1)$, $x(2)$, $\dots$, $x(N)$ 按从小到大顺序进行排列:

$$[0053] \quad x(k_1) \leq x(k_2) \leq x(k_3) \leq \dots \leq x(k_n)$$

[0054] 其中 $x(k_1)$ 为最小值, $x(k_n)$ 为最大值, k_1, k_1 ,为排序后的序号。对排序后的序号进行L等分,用 $n_1, n_2, n_3 \dots$ 表示分割点对应的序号。

[0055] 即 $n_1=0, n_L=n$

$$[0056] \quad n_j = \left\lfloor \frac{n - n_{j-1}}{L - (j - 1)} \right\rfloor \quad j = 1, 2, \dots, L - 1$$

[0057] 则 n_j 为满足条件1的分割点,分割后序列可能不满足上述第二个条件,即划分点附近有相同的值,符号化后并不一定相等,需做以下处理。设与 $x(k)$ 相等的数据有 m 个,即相同数据的第一个与最后一个对应时序序列序号分别为 j_1 和 j_m 。

$$[0058] \quad n_j = \begin{cases} n_{j_1} - 1 & j \leq \frac{1+m}{2} \\ n_{j_2} & j > \frac{1+m}{2} \end{cases}$$

[0059] 分割点序号全部确定后进行符号化处理:

[0060] $S(k_i) = s(j) \quad j=1, 2, \dots, L; i=1, 2, \dots, n; n_{j-1}+1 \leq i \leq n_j$

[0061] 2) 转化后的符号序列 $S = \{s(i)\}, i=1, 2, 3, \dots, n$ 。将序列 $s(1), s(2), \dots, s(N)$ 按顺序组成 m 维矢量,即

[0062] $S_m(i) = [s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)],$

[0063] $1 \leq i \leq N-m+1$

[0064] 对于每个 $1 \leq i \leq N-m$,统计出与 $S_m(i)$ 相等的数目 n_i^m 并与矢量总数 $N-m+1$ 的比值,记作

$$[0065] \quad B_i^m(r): B_i^m(r) = \frac{n_i^m}{N-m+1}$$

[0066] 式中: $1 \leq j \leq N-m, i \neq j$ 。求其对 i 所有的平均值

$$[0067] \quad B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

[0068] 对于 $m+1$ 点矢量,同样有

$$[0069] \quad A_i^{m+1}(r) = \frac{n_i^{m+1}}{N-m+1}$$

[0070] 式中: $1 \leq j \leq N-m, i \neq j$ 。求其对 i 所有的平均值

$$[0071] \quad A^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r)$$

[0072] 3) 此序列的熵值为

$$[0073] \quad \text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A^m(r)/B^m(r)]\}$$

[0074] 但是在实际计算中 N 不可能为 ∞ ,当 N 取有限值时,约等于

[0075] $\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[A^m(r)/B^m(r)]$

[0076] 为了研究等分符号化熵算法的可靠性,采用李雅普诺夫指数作为参照。李雅普诺夫指数是一项非常有效的衡量系统离散型的指标。如果一个系统的指数是大于零的,那么

整个系统就是指数发散的,是个混沌的系统,如果小于零,那么系统不具备混沌的特征。为了做参照,同时加入样本熵,排列熵,得到3个算法针对Logistic映射不同 μ 相应的结果序列,如图2,3,4,5,6所示:

[0077] 我们可以看到Logistic映射的李雅普诺夫指数总体趋势是随着 μ 值的变大而增加的,也验证随着 μ 的增加,系统的终态是由周期类型进入混沌类型。同时等分符号熵算法可以捕捉到Logistic映射的特征,走势与李雅普诺夫指数相近。为了量化判定效果,采用了皮尔森相关系数作为指标。皮尔森相关系数是一种线性相关系数,用来反应两个变量相关程度的统计量,或者说可以用来计算两个向量的相似度。分别求出样本熵,排列熵,等分符号化熵序列与李雅普诺夫指数序列的相关系数如表1所示:

[0078] 表1三个算法与李雅普诺夫指数相关系数

算法	相关系数
样本熵	0.914
排列熵	0.840
等分符号化熵	0.932

[0080] 排列熵的相关系数为最小,也说明了之前提到的排列熵在算法的准确度上不敌样本熵,基于等分符号化熵的相关系数最高,最接近李雅普诺夫指数的走势。达到了0.932。

[0081] 同时为了消除等分符号化熵参数L的影响,使L取3,5……, 20,Logistic映射系数取3.6,3.8,4.0分别计算其熵值,由图6所示

[0082] 可以看到,在随着L的增大,三条序列的熵值先增大后趋于平缓趋势, μ 为4.0时特别明显,这表明随着L的增大使各子信号的复杂性在熵值中表现出来的越来越明显,即随着L的增大熵值的表现力在增强。 $\mu=4.0$ 与 $\mu=3.8$ 两条序列它们的最大差值为0.45,最小差值为0.28。 $\mu=3.8$ 与 $\mu=3.6$ 它们的最大差值为0.19,最小差值为0.102。

[0083] 这样的结果与三条序列混沌程度是一致的,这表明L在3到21之间任意取值时,均能正确表征Logistic映射这3个信号的复杂性的差异。

[0084] 等分符号化熵算法出发点之一是为了减小样本熵的计算复杂度,统计上述501条序

[0085] 列的计算所用的总体时间及平均时间如表所示

[0086] 表2三个算法时间复杂度

	算法	时间复杂性	总时间	平均时间
[0087]	样本熵	$O(n^2)$	2337s	4.66s
	排列熵	$O(n)$	302s	0.60s
	等分符号化熵	$O(n)$	322s	0.64s

[0088] 由上表可知,样本熵计算效率最低,是因为在相空间统计相似矢量时算法要用到两次循环,排列熵与等分符号化熵时间复杂度均低。样本熵一级,排列熵效率提高了8倍,等分符号化熵算法平均时间于排列熵基本平,达到了优化样本熵效率的问题。

[0089] 通过上述Logistic映射仿真可以得到,等分符号化熵解决了排列熵计算准确度低,样本熵计算效率不高的缺点。同时也验证了此方法可以稳定地表征信号的复杂度,有效区别含有不同混沌程度的有效信息,也说明了用它分析情感脑电信号的合理性。

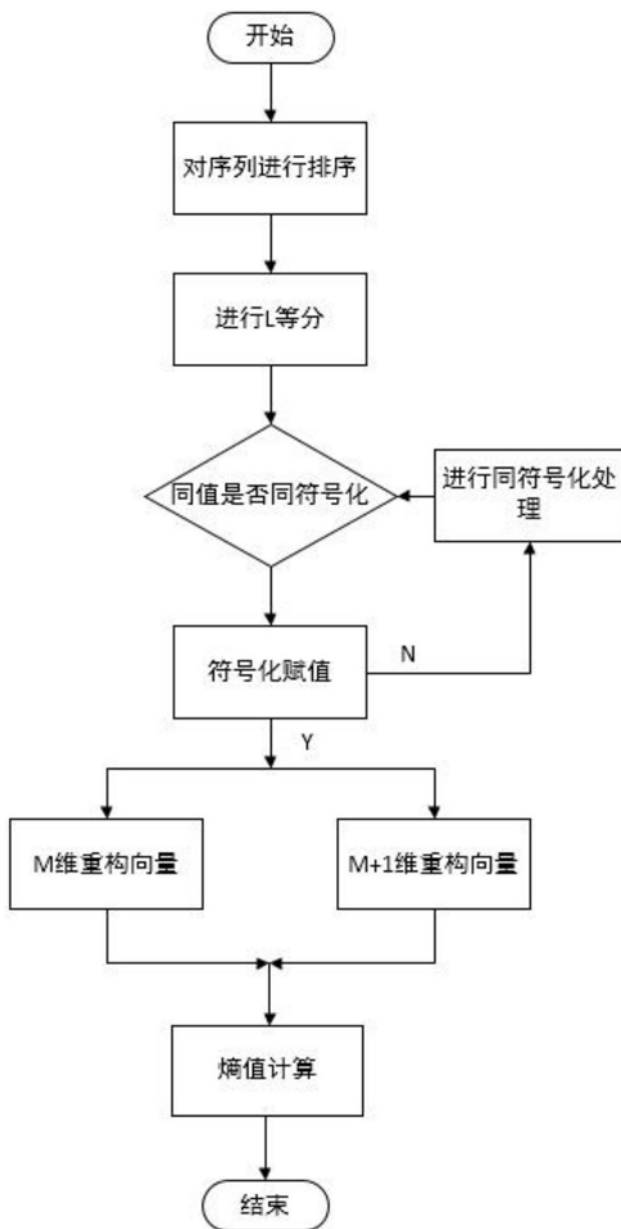


图1

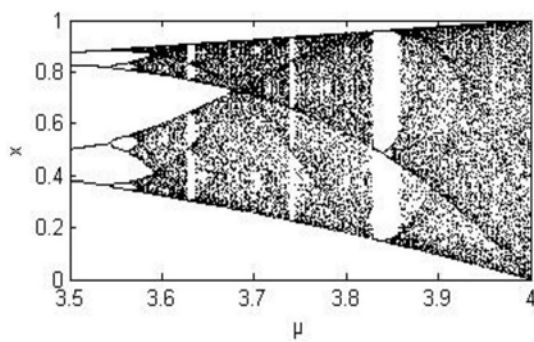


图2

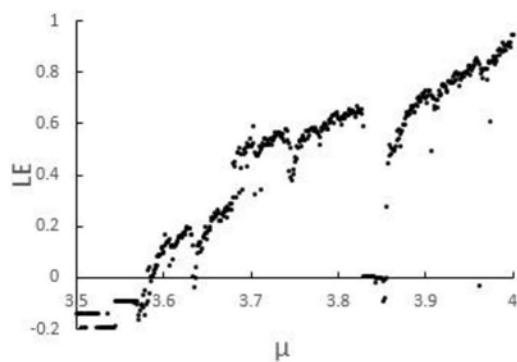


图3

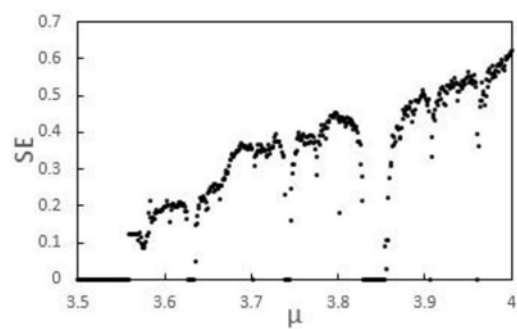


图4

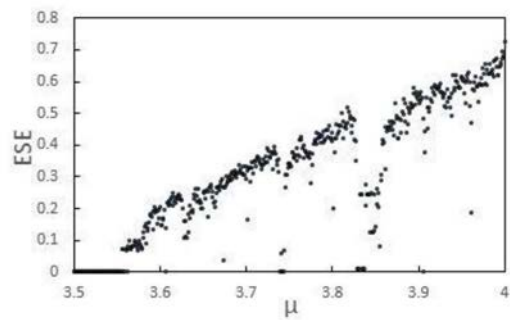
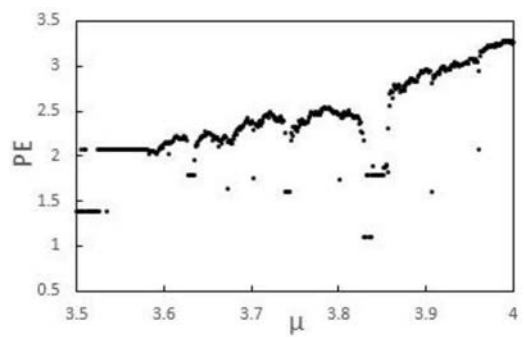


图5

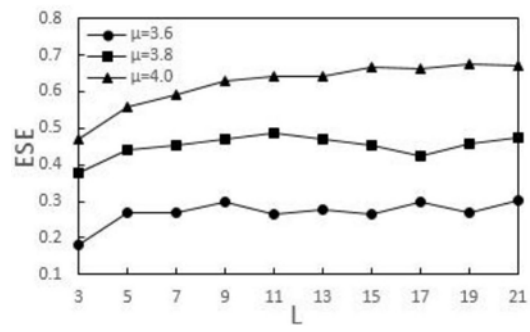


图6

专利名称(译)	一种非线性脑电信号的复杂度分析方法		
公开(公告)号	CN107423682A	公开(公告)日	2017-12-01
申请号	CN2017110432360.2	申请日	2017-06-09
[标]申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
[标]发明人	陈萌 钟宁 刘岩 何强 周海燕		
发明人	陈萌 钟宁 刘岩 何强 周海燕		
IPC分类号	G06K9/00 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/72 G06K9/00523		
代理人(译)	沉波		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种非线性脑电信号的复杂度分析方法。排列熵与样本熵算法大量被运用在非线性复杂度分析中，但其均存在一定的缺点。样本熵虽然具有很好的鲁棒性并且在准确度上有一定的优势，但其计算效率缺不尽如人意；而排列熵虽然计算不如样本熵精确但其具有计算快速的特性。针对以上问题，发明一种对脑电信号进行非线性复杂度分析的方法，首先对脑电信号进行滤波处理，提取有效频段，之后进行排序并按照两个规则进行等分符号化赋值，最后分别进行m维及m+1维相空间构造进行熵值的计算。本发明对之前非线性方法排列熵提高了准确度，对样本熵方法提高了计算效率。

