



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105249962 B

(45)授权公告日 2019.04.30

(21)申请号 201510736832.4

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2015.11.03

G06F 17/15(2006.01)

G06F 17/16(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 105249962 A

(56)对比文件

(43)申请公布日 2016.01.20

CN 102429657 A,2012.05.02,

CN 103690160 A,2014.04.02,

(73)专利权人 北京联合大学

CN 102835955 A,2012.12.26,

地址 100101 北京市朝阳区北四环东路97号

US 2002173729 A1,2002.11.21,

WO 2014152565 A1,2014.09.25,

(72)发明人 沈晋慧 张罡 杨芳 邵明刚 杭和平

沈晋慧 等.基于遗传算法的多通道癫痫脑电信号盲源分离.《中国医学物理学杂志》.2013,第30卷(第6期),第4547-4552页.

(74)专利代理机构 北京驰纳智财知识产权代理事务所(普通合伙) 11367

审查员 李尹岑

代理人 谢亮

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

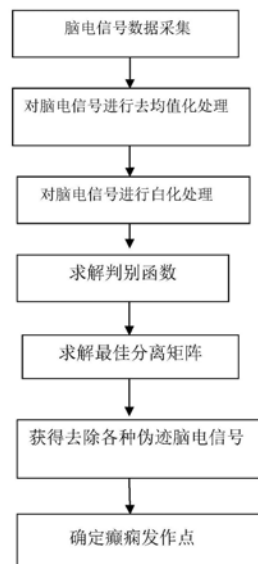
权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统

(57)摘要

本发明属于头皮脑电信号技术领域,提出了一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统。本发明方法是对去除了各种伪迹脑电信号,通过非线性动力学样本熵阈值检测法,进行回顾性分析确定癫痫发作点的。本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统,包括脑电信号接收模块、癫痫发作点确定模块,信息输出模块。其中,脑电信号接收模块用于接收临床采集到的原始脑电信号。癫痫发作点确定模块用于通过脑电信号接收模块接收的脑电信号分析确定回顾性癫痫发作点。信息输出模块用于将癫痫发作点确定模块确定的回顾性癫痫发作点输出。采用本发明方法或者系统脑电信号数据可在10秒内完成解混,快速确定癫痫发作点,效果显著。



1. 一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,包括采集原始脑电信号,其特征在于:

获得去除各种伪迹脑电信号;

对去除伪迹的脑电信号通过非线性动力学样本熵阈值检测法,进行回顾性分析确定癫痫发作点;

所述非线性动力学样本熵阈值检测法具体包括如下步骤:

(1)、选取去除各种伪迹的脑电信号,所述脑电信号要求包括发作前期和发作期两部分数据;

(2)、根据所述脑电信号计算单个的样本熵;

(3)、多个样本熵点绘制成样本熵曲线,数据长度 $D = \text{样本熵个数} M * \text{窗口大小} N$;

(4)、定义阈值,当样本熵达到指定阈值时,记录该点为发作点。

2. 根据权利要求1所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述获得去除各种伪迹脑电信号方法如下:

(1)对脑电信号进行去均值化处理;

(2)对去均值化处理后的脑电信号进行白化处理;

(3)求解最佳分离矩阵;

(4)将步骤(2)获得的脑电信号与步骤(3)得到的最佳分离矩阵相乘,获得去除各种伪迹脑电信号。

3. 根据权利要求2所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述脑电信号均值化处理如下:

$$X = (X_j - m_j) / S_j$$

其中, X 为脑电信号均值化处理后的脑电信号, X_j 为原始脑电信号, m_j 和 S_j 分别为每个脑电信号样本的均值和标准差。

4. 根据权利要求2所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述白化处理是对任意多维信号施加一个线性变换,使多维信号变为白色信号的处理过程。

5. 根据权利要求2所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述求解最佳分离矩阵方法如下:建立优化算法与求解判别函数,用判别函数判断优化算法何时收敛,求解出分离矩阵。

6. 根据权利要求5所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述判别函数如下:

$$\phi_{NM}(W) = -\log|\det W| - \sum_{i=1}^n J(Y_i) + H(Y_{gauss}) - H(Y)$$

其中,其中 W 是待求的解混矩阵, $H(Y)$ 随机变量 Y 的熵, $J(Y)$ 随机变量 Y 的负熵, Y_{gauss} 是 n 个高斯随机变量组成的随机矢量,与随机变量 Y 有相同的均值和协方差阵, N 为窗口大小, M 为样本熵个数。

7. 根据权利要求5所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述优化算法是混合编码的遗传算法。

8. 根据权利要求7所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:

所述混合编码的遗传算法具体如下：

- (1) 随机产生矩阵的初始种群,将随机生成的种群按实数编码的方式进行编码,计算初始种群的适应度函数即负熵最大化的代价函数,对适应度值排序,进行种群的实数交叉和变异操作,进入迭代运算;
- (2) 达到指定的遗传代数或者负熵的变化达到阈值,停止遗传操作,获得种群用格雷码;
- (3) 对得到的种群用格雷码进行重新编码;
- (4) 对适应度值排序,进行种群的二进制交叉和变异操作,进入迭代运算;
- (5) 达到指定的遗传代数或者负熵的变化达到阈值,停止遗传操作,获得最佳分离矩阵。

9. 根据权利要求8所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述混合编码的遗传算法中的步骤(2)与步骤(5)中的阈值均是经验值。

10. 根据权利要求1所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:单个样本熵的计算包括如下步骤:

(1) 设定窗口的大小N,该段信号即为 $[x_1(t)', x_2(t)', \dots, x_N(t)']$ $x(1), x(2), x(3) \dots x(N)$,按顺序组成一组m维矢量, $X_{m,i}'(t) = [x'_m(t), x'_{m+1}(t), \dots, x'_{m+i-1}(t)]$,其中: $1 < i < N-m$;

(2) 定义矢量 $X'_{m,i}(t)$ 与 $X'_{m,j}(t)$ 之间的距离 $d[X'_{m,i}(t), X'_{m,j}(t)]$,为两者对应元素中差值最大的一个,即: $d[X'_{m,i}(t), X'_{m,j}(t)] = \max[|x(i+k) - x(j+k)|]$,其中, $0 < k < m-1, i < j, 1 < i, j < N-m$;

(3) 定义阈值r为脑电信号序列的相似容限,用序列的标准差SD来表示,则 $r = 0.15 * \text{std}(N)$;对于给定阈值r,对每一个i值,统计 $d[X'_{m,i}(t), X'_{m,j}(t)]$ 小于r的数目,并计算该数目与距离总数的比值,用 $B_i^m(r)$ 表示,即:

$$B_i^m(r) = \frac{1}{N-m-1} \{d[X'_{m,i}(i), X'_{m,j}(j)] < r \text{ 的数目, } i, j\};$$

同时用 $B^m(r)$ 表示其对于所有的i的平均值,即: $B^m(r) = \frac{1}{N-m-1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$;

(4) 维数加1并不断重复上述步骤,计算得到 $A_i^m(r)$ 与 $A^m(r)$;则该序列的样本熵为: $\text{SampEn}(m, r) = \lim_N \{-\ln[A^m(r)/B^m(r)]\}$,当窗口N确定时,即为有限值时, $\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[A^m(r)/B^m(r)]$;

其中N为计算样本熵所取用的窗口长度值,m为组成矢量矩阵时所使用的矩阵维度,r为相似性容限, $B^m(r)$ 为某个窗口中符合相似性容限的数据平均值, $B^m(r)$ 为某个窗口中符合相似性容限的数据平均值, $A^m(r)$ 为相邻窗口中符合相似性容限的数据平均值。

11. 根据权利要求10所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,其特征在于:所述确定癫痫发作点具体如下:

取样本熵 $\text{SampEn}(m, r, N)$ 为 $-\ln(A/B)$,当所述样本熵达到指定阈值时,确定该点为癫痫发作点;

其中, $B = \{[(N-m-1)(N-m)]/2\} B^m(r)$, $A = \{[(N-m-1)(N-m)]/2\} A^m(r)$,

其中N为计算样本熵所取用的窗口长度值,m为组成矢量矩阵时所使用的矩阵维度,r为

相似性容限, $B^m(r)$ 为某个窗口中符合相似性容限的数据平均值, $B^n(r)$ 为某个窗口中符合相似性容限的数据平均值, $A^m(r)$ 为相邻窗口中符合相似性容限的数据平均值。

12. 根据权利要求11所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法, 其特征在于: 所述指定阈值为15。

13. 根据权利要求11所述的一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法, 其特征在于: 所述相似性容限 r 取信号0.15倍的标准差。

14. 一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统, 其特征在于: 包括脑电信号接收模块、癫痫发作点确定模块, 信息输出模块, 其中, 脑电信号接收模块用于接收临床采集到的原始脑电信号, 癫痫发作点确定模块用于通过脑电信号接收模块接收的脑电信号分析确定回顾性癫痫发作点, 信息输出模块用于将癫痫发作点确定模块确定的回顾性癫痫发作点输出;

所述癫痫发作点确定模块包括脑电信号伪迹去除模块与发作点分析确定模块;

癫痫发作点确定模块对去除伪迹的脑电信号通过非线性动力学样本熵阈值检测法, 进行回顾性分析确定癫痫发作点;

所述非线性动力学样本熵阈值检测法具体包括如下步骤:

(1)、选取去除各种伪迹的脑电信号, 所述脑电信号要求包括发作前期和发作期两部分数据;

(2)、根据所述脑电信号计算单个的样本熵;

(3)、多个样本熵点绘制成样本熵曲线, 数据长度 $D = \text{样本熵个数} M * \text{窗口大小} N$;;

(4)、定义阈值, 当样本熵达到指定阈值时, 记录该点为发作点。

15. 根据权利要求14所述的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统, 其特征在于: 所述脑电信号伪迹去除模块包括去均值化处理模块、白化处理模块、求解最佳分离矩阵模块、获得无伪迹脑电信号模块。

16. 根据权利要求14所述的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统, 其特征在于: 所述信息输出模块包括显示接口输出、音频接口输出、网络接口输出。

头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及头皮脑电信号技术领域,尤其涉及头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统。

背景技术

[0002] 癫痫是一种神经系统紊乱的疾病,据文献报道该病在人群中的发病率约为0.5%~2%,以大脑神经细胞群反复超同步放电引起的发作性、突然性、短暂性脑功能紊乱为特征,为患者的生活带来极大的不便。脑电图(EEG)检查是目前临床上癫痫诊断和病灶定位的常用技术,通过脑电图分析癫痫,容易为医生和患者所接受。脑电图信号的时间分辨率高,能在毫秒级水平上精确地反映大脑的时变特性。而24小时长程脑电信号是癫痫诊断的重要依据,但面对该海量数据,目前依然靠人工目测搜寻发作点进行下一步的分析,工作量巨大且误判率高。

[0003] 但由于人体是一个复杂的网络系统,脑电图中不可避免的会受到一些无关的电生理信号如眼电、肌电和心电的干扰,因此临床采集到的脑电信号中经常会含有大量的伪迹影响,而且由于大脑神经网络是互联网络,不同通道的脑电信号也会存在相互串扰,使得每一通道的脑电最终都表现为一种混叠信号。串扰现象给脑电的分析带来不便,甚至有可能可出错误的结果。目前已有的一些癫痫定位检测方法会因为信号质量的影响而降低准确性。

[0004] 对于脑电信号中信息的研究方法有时域频域分析与概率统计分析,但时域的方法如棘波、尖波的检测,概率统计的方法如神经网络、主成分分析,都无法涵盖癫痫脑电的大部分特征。

发明内容

[0005] 本发明需要解决的问题是:针对上述缺陷,本发明提出了一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,包括采集原始脑电信号,获得去除各种伪迹脑电信号;

[0006] 对去除伪迹的脑电信号通过非线性动力学样本熵阈值检测法,进行回顾性分析确定癫痫发作点。

[0007] 优选的是,所述获得去除各种伪迹脑电信号方法如下:

[0008] (1) 对脑电信号进行去均值化处理;

[0009] (2) 对去均值化处理后的脑电信号进行白化处理;

[0010] (3) 求解最佳分离矩阵;

[0011] (4) 将步骤(2)获得的脑电信号与步骤(3)得到的最佳分离矩阵相乘,获得去除各种伪迹脑电信号。

[0012] 上述任意实施方式中优选的是,所述脑电信号均值化处理如下:

[0013] $X = (X_j - m_j) / S_j$

[0014] 其中, X 为脑电信号均值化处理后的脑电信号, X_j 为原始脑电信号, m_j 和 S_j 分别为每

个脑电信号样本的均值和标准差。

[0015] 上述任意实施方式中优选的是,所述白化处理是对任意多维信号施加一个线性变换,使多维信号变为白色信号的处理过程。

[0016] 上述任意实施方式中优选的是,所述求解最佳分离矩阵方法如下:建立优化算法与求解判别函数,用判别函数判断优化算法何时收敛,求解出分离矩阵。

[0017] 上述任意实施方式中优选的是,所述判别函数如下:

$$[0018] \quad \phi_{NM}(W) = -\log|\det W| - \sum_{i=1}^n J(Y_i) + H(Y_{gauss}) - H(Y)$$

[0019] 其中,其中W是待求解的解混矩阵,H(Y)随机变量Y的熵,J(Y)随机变量Y的负熵, Y_{gauss} 是n个高斯随机变量组成的随机矢量,与随机变量Y有相同的均值和协方差阵。

[0020] 上述任意实施方式中优选的是,所述优化算法是混合编码的遗传算法。

[0021] 上述任意实施方式中优选的是,所述混合编码的遗传算法具体如下:

[0022] (1) 随机产生矩阵的初始种群,将随机生成的种群按实数编码的方式进行编码,

[0023] 计算初始种群的适应度函数即负熵最大化的代价函数,

[0024] 对适应度值排序,进行种群的实数交叉和变异操作,进入迭代运算;

[0025] (2) 达到指定的遗传代数或者负熵的变化达到阈值,停止遗传操作,获得种群用格雷码;

[0026] (3) 对得到的种群用格雷码进行重新编码;

[0027] (4) 对适应度值排序,进行种群的二进制交叉和变异操作,进入迭代运算;

[0028] (5) 达到指定的遗传代数或者负熵的变化达到阈值,停止遗传操作,获得最佳分离矩阵。

[0029] 上述任意实施方式中优选的是,所述步骤(2)与步骤(5)中的阈值均是经验值。

[0030] 上述任意实施方式中优选的是,所述确定癫痫发作点具体如下:

[0031] 取样本熵SampEn(m,r,N)为 $-\ln(A/B)$,当本熵达到指定阈值时,确定该点为癫痫发作点;

[0032] 其中, $B = \{[(N-m-1)(N-m)]/2\} B^m(r)$, $A = \{[(N-m-1)(N-m)]/2\} A^m(r)$,N为计算样本熵所取用的窗口长度值,m为组成矢量矩阵时所使用的矩阵维度,r为相似性容限, $B^m(r)$ 为某个窗口中符合相似性容限的数据平均值, $B^m(r)$ 为某个窗口中符合相似性容限的数据平均值, $A^m(r)$ 为相邻窗口中符合相似性容限的数据平均值。

[0033] 上述任意实施方式中优选的是,所述阈值为15。

[0034] 上述任意实施方式中优选的是,所述相似性容限r取信号0.15倍的标准差。

[0035] 为解决上述技术问题,本发明又提出了一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统,包括脑电信号接收模块、癫痫发作点确定模块,信息输出模块,其中,脑电信号接收模块用于接收临床采集到的原始脑电信号,癫痫发作点确定模块用于通过脑电信号接收模块接收的脑电信号分析确定回顾性癫痫发作点,信息输出模块用于将癫痫发作点确定模块确定的回顾性癫痫发作点输出。

[0036] 优选的是,所述癫痫发作点确定模块包括脑电信号伪迹去除模块与发作点分析确定模块。

[0037] 上述任意实施方式中优选的是,所述脑电信号伪迹去除模块包括去均值化处理模

块、白化处理模块、求解最佳分离矩阵模块、获得无伪迹脑电信号模块。

[0038] 上述任意实施方式中优选的是,所述信息输出模块包括显示接口输出、音频接口输出、网络接口输出。

[0039] 本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统,通过脑电信号的负熵及两阶段遗传优化算法快速实现盲源分离,由于脑电信号数据量及其庞大,一般算法均无法做到实时运算,本发明由于使用了遗传算法,优化效果显著,经过测试20秒24导联的脑电数据可在10秒内完成解混,快速确定癫痫发作点,效果显著。

[0040] 本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统,通过脑电的非线性动力学样本熵阈值检测法,对患者海量脑电信号进行回顾性分析,实现癫痫监测的全程自动化。

[0041] 本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统中,所使用的样本熵是条件概率的负平均自然对数的精确值,因此它的计算不依赖数据长度,具有良好的广泛适用性。

附图说明

[0042] 图1为按照本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法在实施例中的流程图。

[0043] 图2为按照本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统在实施例中的组成示意图。

具体实施方式

[0044] 下面结合附图对本发明作进一步详细描述,有必要在此指出的是,以下具体实施方式只用于对本发明进行进一步的说明,不能理解为对本发明保护范围的限制,该领域的技术人员可以根据上述发明内容对本发明作出一些非本质的改进和调整。

[0045] 如图1所示,本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法,包括如下步骤:

[0046] 步骤一、获取去除各种伪迹脑电信号

[0047] 通过脑电信号的负熵及两阶段遗传优化算法实现快速盲源分离,去除脑电信号

[0048] 各种伪迹,尤其是心电噪声的影响。盲源快速分离算法可大致描述为:

[0049] $S \rightarrow$ 混合矩阵 $A \rightarrow X = AS \rightarrow$ 解混矩阵 $W \rightarrow Y = WX$

[0050] 其中, S 为理想的独立源信号, X 为实际可以采集到的观测信号(混合信号),可以看作是独立源信号和混合矩阵 A 的乘积,盲源快速分离算法就是要找到一个解混矩阵 W ,让采集信号通过后得到分离信号 Y ,以期望 Y 能尽量接近 S 。因为盲源快速分离算法无法区分噪声和独立源信号,所以采用该方法对信号进行盲源分离时,需要对观测数据进行去均值化和白化两项预处理,用以简化盲源快速分离算法,而且对比试验中表明,经过上述两项预处理的数据,在优化迭代的时候,能体现出更加优良的收敛性能。

[0051] 如图1所示,获取去除各种伪迹脑电信号具体过程如下:

[0052] 1、对脑电信号进行去均值化处理。

[0053] 对采集到的脑点信号 $X_j = [x_{j1}(t), x_{j2}(t), \dots, x_{jn}(t)]$,进行去均值化处理,即 $X = (X_j - m_j) / S_j$,其中, m_j 和 S_j 分别为每个脑电信号样本的均值和标准差。去均值化的目的是从脑

电信号中减去信号的均值向量,使得脑电信号成为零均值矢量。

[0054] 2、对去均值化处理后的脑电信号进行白化处理

[0055] 白化就是对任意多维信号施加一个线性变换,使其变为白色信号的处理过程,白化也称为球化或者归一化解相关,对应的变换矩阵称为白化矩阵,白化后的矩阵各分量互不相关,具有独立性且具有单位方差。

[0056] 令Q为X的白化矩阵,则有 $\text{cov}(QX) = I$,其中,I为单位矩阵。再将 $X=AS$ 代入上式并令矩阵 $B=QA$,则 $\text{cov}(BS) = I$ 。由于S是白色的随机向量,因而矩阵B一定是正交矩阵。白化就是使原来的混合矩阵A简化为一个正交矩阵B。可见白化可以有效地降低问题的复杂度。

[0057] 3、求解判别函数

[0058] 快速盲源分离算法的基本目标就是要找到一个线性变换矩阵W,W也称为解混矩阵或分离矩阵,使变换后的各信号之间尽可能统计独立。可以分解为两个基本问题:建立最优化算法和判别函数,用判别函数判断优化算法何时收敛并求解出分离矩阵W。

[0059] 由信息论理论可知,在所有等方差的随机变量中,高斯变量的熵最大。因而利用熵来度量非高斯性,为得到一种对高斯分布为零、总是非负的非高斯性的度量,常用熵的修正形式,即负熵。

[0060] 设随机变量Y的概率密度函数为 $p(Y)$,则它的熵为: $H(Y) = -\int p_Y(y) \lg p_Y(y) dy$,

[0061] 信号的负熵定义如下:

[0062] $J(Y) = H(Y_{\text{gauss}}) - H(Y)$,

[0063] 其中 Y_{gauss} 是n个高斯随机变量组成的随机矢量,与Y有相同的均值和协方差阵。可见负熵总是非负。负熵完全可以度量信号之间的独立性。

$$\begin{aligned}
 J(Y) &= \int p(Y) \log p(Y) dY - \int p_{\text{gauss}}(Y) \log p_{\text{gauss}}(Y) dY \\
 &= \int p(Y) \log p(Y) dY - \int p(Y) \log p_{\text{gauss}}(Y) dY \\
 &= + \int p(Y) \log p_{\text{gauss}}(Y) dY - \\
 [0064] \quad &\int p_{\text{gauss}}(Y) \log p_{\text{gauss}}(Y) dY \\
 &= \int p(Y) \log \left(\frac{p(Y)}{p_{\text{gauss}}(Y)} \right) dY + \\
 &\int (p(Y) - p_{\text{gauss}}(Y)) \log p_{\text{gauss}}(Y) dY
 \end{aligned}$$

[0065] 输出的互信息可以用负熵表示为: $I(Y) = J(Y) - \sum_{i=1}^n J(Y_i)$ 。最小化互信息就等于最大化负熵。因而基于负熵最大化的代价函数为:

$$[0066] \quad \phi_{NM}(W) = -\log |\det W| - \sum_{i=1}^n J(Y_i) + H(Y_{\text{gauss}}) - H(Y)$$

[0067] 其中,其中W是待求的解混矩阵,H(Y)随机变量Y的熵,J(Y)随机变量Y的负熵, Y_{gauss} 是n个高斯随机变量组成的随机矢量,与随机变量Y有相同的均值和协方差阵。

[0068] 上述的代价函数即确定为判别函数。

[0069] 4、求解最佳分离矩阵

[0070] 用基于负熵最大化的代价函数作为遗传算法的适应度函数,可用于判断是否达到

收敛条件。

[0071] 混合编码的遗传算法:是本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法采用的优化算法,具体步骤如下

[0072] (1) 随机产生矩阵 $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 的初始种群;

[0073] 将随机生成的种群按实数编码的方式进行编码。

[0074] 计算初始种群的适应度函数-负熵最大化的代价函数;

[0075] 对适应度值排序,进行种群的实数交叉和变异操作,进入迭代运算;

[0076] (2) 达到指定的遗传代数或者负熵的变化达到阈值,停止遗传操作,获得种群用格雷码。阈值是一个经验值,一般为一个很小的数,代表几乎没有变化。

[0077] (3) 对得到的种群用格雷码进行重新编码。

[0078] (4) 对适应度值排序,进行种群的二进制交叉和变异操作,进入迭代运算;

[0079] (5) 达到指定的遗传代数或者负熵的变化达到阈值,停止遗传操作,获得最佳分离矩阵。

[0080] 上述步骤中的阈值是一个经验值,一般为一个很小的数,代表几乎没有变化。

[0081] 5、获得去除各种伪迹脑电信号

[0082] 将去均值化和白化后的脑电信号 $X = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ 和最佳矩阵 $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 相乘,解混获得无伪迹信号的干扰的脑电信号 $X' = [x_1(t)', x_2(t)', \dots, x_n(t)']$ 。

[0083] 步骤二、对去除伪迹的脑电信号通过非线性动力学样本熵阈值检测法,进行回顾性分析确定癫痫发作点

[0084] 将去处各种伪迹的脑电信号 $X' = [x_1(t)', x_2(t)', \dots, x_n(t)']$ 通过非线性动力学样本熵阈值检测法进行回顾性分析,在长程脑电数据中找到癫痫发作的数据段,提示可能出现癫痫发作,以辅助医生的完成海量数据筛选和分析,实现癫痫监测的全程自动化。具体实施步骤如下:

[0085] 选取去处各种伪迹的脑电信号计算样本熵,该数据要求包括发作前期和发作期两部分数据。样本熵曲线是由多个样本熵点绘制而成,数据长度 $D = \text{样本熵个数} M * \text{窗口大小} N$ 。下面介绍单个样本熵的计算。

[0086] 设定窗口的大小 N ,即这该段信号即为 $[x_1(t)', x_2(t)', \dots, x_N(t)']$ $x(1), x(2), x(3) \dots x(N)$,按顺序组成一组 m 维矢量, $X_{m,i}'(t) = [x'_m(t), x'_{m+1}(t), \dots, x'_{m+i-1}(t)]$, $1 < i < N - m$ 。参数 m 的设定在本实验中以经验值来确定。

[0087] 定义矢量 $X'_{m,i}(t)$ 与 $X'_{m,j}(t)$ 之间的距离 $d[X'_{m,i}(t), X'_{m,j}(t)]$,为两者对应元素中差值最大的一个,即: $d[X'_{m,i}(t), X'_{m,j}(t)] = \max[|x(i+k) - x(j+k)|]$, $0 < k < m - 1, i < j, 1 < i, j < N - m$ 。

[0088] 定义阈值 r 为脑电信号序列的相似容限,常用序列的标准差 SD 来表示,则 $r = 0.15 * \text{std}(N)$ 。对于给定阈值 r ,对每一个 i 值统计 $d[X'_{m,i}(t), X'_{m,j}(t)]$ 小于 r 的数目(模板匹配数),并计算该数目与距离总数的比值,用 $B_i^m(r)$ 表示,即:

[0089]
$$B_i^m(r) = \frac{1}{N - m - 1} \{d[X'_{m,i}(i), X'_{m,j}(j)] < r \text{ 的数目, } i, j\}$$
。同时用 $B^m(r)$ 表示其对于所

有的i的平均值,即:
$$B^m(r) = \frac{1}{N-m-1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

[0090] 维数加1并不断重复上述步骤,计算得到 $A_i^m(r)$ 与 $A^m(r)$ 。这该序列的样本熵为: $\text{SampEn}(m, r) = \lim_N \{-\ln[A^m(r)/B^m(r)]\}$, 当窗口N确定时,即为有限值时, $\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[A^m(r)/B^m(r)]$ 。对取定的模板向量参数,当模板长度为m,阈值为r时,设B为此时模板匹配的总数,即: $B = \{[(N-m-1)(N-m)]/2\} B^m(r)$ 。当维数加1时,对于此时的阈值r,设A为此时的模板匹配的总数,即: $A = \{[(N-m-1)(N-m)]/2\} A^m(r)$ 。取样本熵 $\text{SampEn}(m, r, N)$ 为 $-\ln(A/B)$ 。当样本熵达到指定阈值时,记录该点为发作点。具体是:由于本算法为回顾性算法,经多次对比实验,本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法中此处的阈值设置为15时,预测准确率最高时,记录该点为发作点。

[0091] 如图2所示,本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统,包括脑电信号接收模块、癫痫发作点确定模块,信息输出模块。其中,脑电信号接收模块用于接收临床采集到的原始脑电信号。癫痫发作点确定模块用于通过脑电信号接收模块接收的脑电信号分析确定回顾性癫痫发作点。信息输出模块用于将癫痫发作点确定模块确定的回顾性癫痫发作点输出。

[0092] 癫痫发作点确定模块包括脑电信号伪迹去除模块、发作点分析确定模块,脑电信号伪迹去除模块包括去均值化处理模块、白化处理模块、求解最佳分离矩阵模块、获得无伪迹脑电信号模块。其中,均值化处理模块是对原始脑电信号进行均值处理。白化处理模块是对均值化处理模块处理后的脑电信号进行白化处理。求解最佳分离矩阵模块用于求解最佳分离矩阵,首先求解代价函数,求解代价函数作为遗传算法的适应度函数,可用于判断是否达到收敛条件,最终求得最佳分离矩阵。获得无伪迹脑电信号模块是将白化处理模块的到的脑电信号与求解最佳分离矩阵模块获得的最佳分离矩阵相乘获得无伪迹脑电信号。发作点分析确定模块是对去除伪迹的脑电信号通过非线性动力学样本熵阈值检测法,进行回顾性分析确定癫痫发作点。

[0093] 信息输出模块将确定的癫痫发作点可以以不同方式输出。包括显示接口输出、音频接口输出、网络接口输出。当确定为发作点时,在显示上以红色竖线标记方式通过显示接口输出至显示器,同时通过音频接口输出声音报警,还可通过网络接口通过3G网络或wifi无线网发送报警信息。

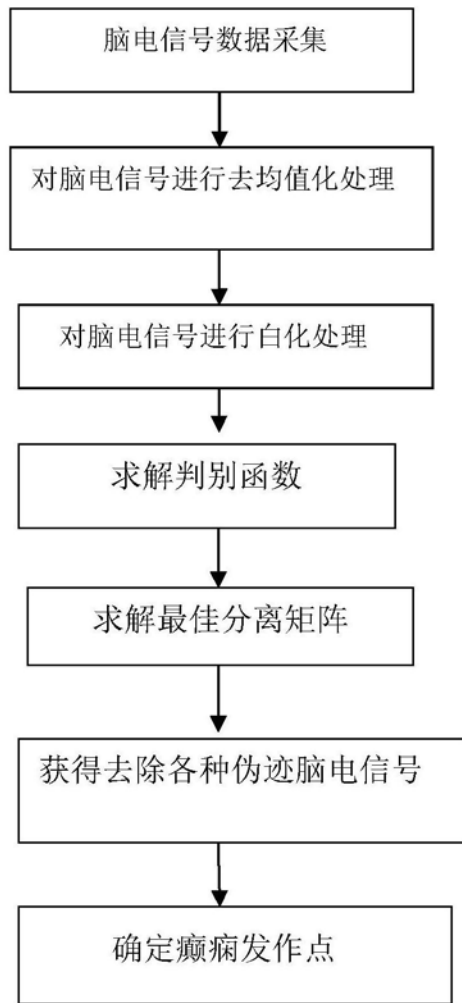


图1

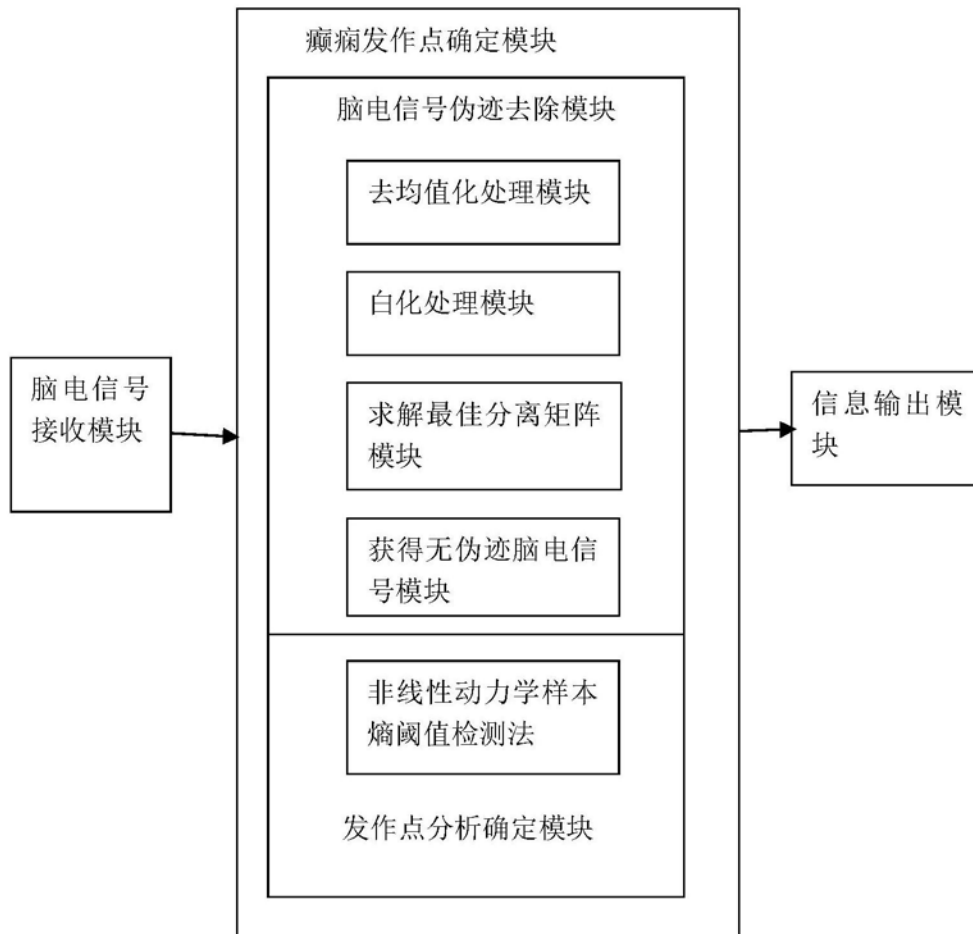


图2

专利名称(译)	头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统		
公开(公告)号	CN105249962B	公开(公告)日	2019-04-30
申请号	CN201510736832.4	申请日	2015-11-03
[标]申请(专利权)人(译)	北京联合大学		
申请(专利权)人(译)	北京联合大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京联合大学		
[标]发明人	沈晋慧 张罡 杨芳 邵明刚 杭和平		
发明人	沈晋慧 张罡 杨芳 邵明刚 杭和平		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06F17/15 G06F17/16		
代理人(译)	谢亮		
其他公开文献	CN105249962A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明属于头皮脑电信号技术领域，提出了一种头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测方法及系统。本发明方法是对去除了各种伪迹脑电信号，通过非线性动力学样本熵阈值检测法，进行回顾性分析确定癫痫发作点的。本发明的头皮脑电信号回顾性癫痫发作点检测系统，包括脑电信号接收模块、癫痫发作点确定模块，信息输出模块。其中，脑电信号接收模块用于接收临床采集到的原始脑电信号。癫痫发作点确定模块用于通过脑电信号接收模块接收的脑电信号分析确定回顾性癫痫发作点。信息输出模块用于将癫痫发作点确定模块确定的回顾性癫痫发作点输出。采用本发明方法或者系统脑电信号数据可在10秒内完成解混，快速确定癫痫发作点，效果显著。

