



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110584600 B

(45) 授权公告日 2021.08.27

(21) 申请号 201910747243.4

CN 107220708 A, 2017.09.29

(22) 申请日 2019.08.14

CN 108606781 A, 2018.10.02

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2012245481 A1, 2012.09.27

申请公布号 CN 110584600 A

WO 2013185775 A1, 2013.12.19

(43) 申请公布日 2019.12.20

O.L. Smart等. Automatic detection of high frequency epileptiform oscillations from intracranial EEG recordings of patients with neocortical epilepsy.《Proc. IEEE Denver Section Technical, Professional and Student Development Workshop》.2005,

(73) 专利权人 中国地质大学(武汉)

地址 430000 湖北省武汉市洪山区鲁磨路388号

Z. Fang等. Fast automatic localization of epileptic seizure onset zones using complex morlet wavelet transform-based singular value decomposition.《Proc. 37th Chinese Control Conf》.2018,

(72) 发明人 吴敏 万雄波 方泽林 杜玉晓

(74) 专利代理机构 武汉知产时代知识产权代理有限公司 42238

代理人 万文广

白莉媛等. 一种基于模拟退火和遗传算法的模糊聚类方法.《计算机工程与应用》.2005,

(51) Int. Cl.

A61B 5/00 (2006.01)

A61B 5/369 (2021.01)

审查员 王珊珊

(56) 对比文件

CN 108932476 A, 2018.12.04

CN 108875604 A, 2018.11.23

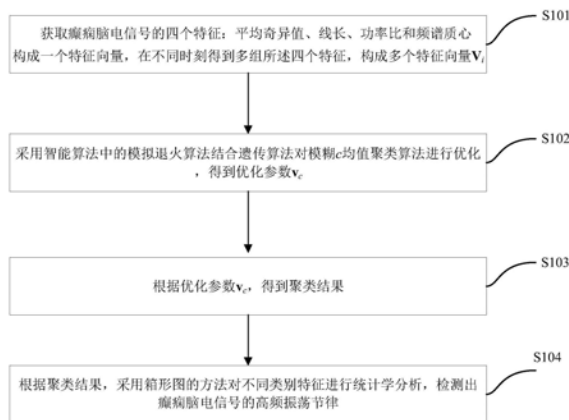
权利要求书3页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法

(57) 摘要

本发明提供一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,基于模糊聚类方法对高频振荡节律进行检测。其基本步骤如下:选取平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ 为癫痫脑电信号的特征,将其构成特征向量作为聚类算法的输入;采用智能算法中的模拟退火遗传算法,优化模糊聚类算法,得到优化参数 $v_c$ ;根据优化参数 $v_c$ ,得到优化结果;选取中位数和四分位距分析每类的统计学特征,检测出高频振荡节律。本发明的有益效果:提高癫痫脑电信号的高频振荡节律的检测精度,帮助医生进行癫痫诊断和致痫灶切除。



1. 一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,其特征在于:包括以下步骤:

S101:获取癫痫病人的癫痫脑电信号时间序列,并在不同时刻计算所述脑电信号时间序列的四个特征:平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ ,进而构成多个特征向量 $V_i$ ;每个所述特征向量由一个时刻的四个特征组成;

S102:采用模拟退火算法结合遗传算法对模糊c均值聚类算法进行优化,并根据所述多个特征向量 $V_i$ 得到优化的聚类中心 $v_c$ ;

S103:根据优化的聚类中心 $v_c$ ,得到聚类结果;

S104:根据聚类结果,采用箱形图的方法对聚类后每个类中的四个特征进行统计学分析,检测出癫痫脑电信号的高频振荡节律;所述每个类中的四个特征,是指在获取聚类后的每一个类种的平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ 。

2. 如权利要求1所述的一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,其特征在于:步骤S101中,所述平均奇异值MSV的具体计算步骤如下:

S201:使用S变换获取癫痫脑电信号时间序列 $x(t)$ 的时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ ,其计算式如公式(1)所示:

$$S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{\frac{-(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

上式中, $f$ 为频率, $j$ 为虚数单位, $\tau$ 为时域 $t$ 上的位置参数;

S202:将时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ 进行奇异值分解,获取奇异值,计算公式如式(2)所示:

$$S(\tau, f) = U \Gamma V^T \quad (2)$$

其中, $S(\tau, f)$ 大小为 $M \times N$ , $U$ 和 $V$ 分别为大小为 $M \times M$ 、 $N \times N$ 的正交矩阵; $\Gamma$ 的大小为 $M \times N$ ,

其形式为 $\Gamma = \begin{bmatrix} \Lambda_{r \times r} & \mathbf{0}_{r \times (N-r)} \\ \mathbf{0}_{(M-r) \times r} & \mathbf{0}_{(M-r) \times (N-r)} \end{bmatrix}_{M \times N}$ ,  $\Lambda_{r \times r} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_e, \dots, \sigma_r)$ ,  $\sigma_e$ 称为时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ 的奇异值, $r$ 为奇异值总个数;

S203:使用k-medoids算法确定奇异值的有效值及其个数;

S204:计算有效奇异值的平均值,得到平均奇异值MSV。

3. 如权利要求2所述的一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,其特征在于:在步骤S203中,使用k-medoids算法确定奇异值的有效个数,其具体步骤如下:

S301:从S202所得的奇异值 $\sigma_e$  ( $e=1, 2, \dots, r$ )中,选择 $o_1 = \sigma_1$ 和 $o_2 \in \{\sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r\}$ 作为k-medoids算法的中心;

S302:按公式(3)分别计算剩下的奇异值到中心 $o_1$ 和 $o_2$ 的距离

$$d_a(s_b, o_a) = \sqrt{(s_b - o_a)^2}, a=1, 2 \quad (3)$$

式(3)中, $s_b \in \{\sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r\}$ 且 $s_b \neq o_2$ ;若 $d_1(s_b, o_1) \leq d_2(s_b, o_2)$ ,将 $s_b$ 分配到以 $o_1$ 为中心的聚类 $C_1$ 中;否则将 $s_b$ 分配到以 $o_2$ 为中心的聚类 $C_2$ 中;

S303:从聚类 $C_2$ 中,随机选择一个值 $o_2'$ ,作为聚类中心,聚类 $C_1$ 中的中心为 $o_1' = o_1$ ;按S302中方法计算新的以 $o_1'$ 和 $o_2'$ 聚类 $C_1'$ 和 $C_2'$ ;并计算如下值:

$$J = \sum_{w=1}^2 \sum_{s \in C'_w} |s - o'_w|^2 - \sum_{w=1}^2 \sum_{s \in C_w} |s - o_w|^2 \quad (4)$$

其中,若 $J < 0$ ,用 $o'_2$ 作为新的聚类中心代替 $o_2$ ;否则,保留原始的中心 $o_2$ ;

S304:循环步骤S302和S303,直到新生成的聚类中心不再变化;包含 $\sigma_1$ 的聚类是所需要的,获取其聚类的个数为 $q$  ( $1 \leq q \leq r-1$ ),即为 $q$ 个有效奇异值 $\sigma_m$  ( $m=1,2,\dots,q$ )。

4.如权利要求3所述的一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,其特征在于:在步骤S204中,所述有效奇异值的平均值计算公式如式(5)所示:

$$MSV = \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q \sigma_m \quad (5)$$

在步骤S101中,所述线长 $f_l$ 的计算公式如式(6)所示:

$$f_l = \frac{1}{L_l} \sum_{u=1}^{L_l-1} |x(u+1) - x(u)| \quad (6)$$

式(6)中, $L_l$ 为 $x(u)$ 长度, $x(u)$ 为癫痫脑电信号时间序列的幅值;

所述功率比 $R$ 的计算公式如式(7)所示:

$$R = \frac{P_{[80-200]}}{P_{[250-500]}} \quad (7)$$

式(7)中, $P_{[80-200]}$ 是疑似高频振荡节律在涟波(ripples,80~200Hz)带宽内的功率, $P_{[250-500]}$ 是疑似高频振荡节律在快速涟波(fastripples,250~500Hz)带宽内的功率;所述涟波带宽为80~200Hz;所述快速涟波带宽为250~500Hz;

所述频谱质心 $f_c$ 的计算公式如式(8)所示:

$$f_c = \frac{\sum_{z=0}^{L/2} \frac{z}{LT} |M(z)|^2}{\sum_{z=0}^{L/2} |M(z)|^2} \quad (8)$$

式(8)中, $T$ 是采样周期, $L$ 是窗长, $M(z)$ 是多窗口功率谱密度估计值,且

$$M(z) = \sum_{l=0}^{L-1} w(l)x(l)e^{-j(2\pi/L)lz}, w(l) \text{ 是长度为 } L \text{ 的汉明窗。}$$

5.如权利要求1所述的一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,其特征在于:在步骤S102中,采用模拟退火算法结合遗传算法对模糊 $c$ 均值聚类算法进行优化并根据所述多个特征向量 $V_i$ 得到优化的聚类中心 $v_c$ 的具体步骤为:

S401:初始化控制参数:种群个体大小 $N_p$ ,最大进化次数 $N_{max}$ ,交叉概率 $P_c$ ,变异概率 $P_m$ ,退火初始温度 $T_0$ ,冷却系数 $t_k$ ,终止温度 $T_{end}$ ;

S402:随机产生 $N_p$ 组初始聚类中心 $v_c$ , $c=1,2,\dots,C$ , $C$ 是聚类数目,并生成初始种群Chrom,按照公式(9)计算第 $i$ 个特征向量属于第 $c$ 类的隶属度值 $u_{ic}$ :

$$u_{ic} = \left( \sum_{k=1}^c \left( \frac{\|V_i - v_k\|}{\|V_i - v_c\|} \right)^{\frac{2}{p-1}} \right)^{-1} \quad (9)$$

式(9)中,  $u_{ic}$  满足条件:  $\mu_{ic} \in [0,1], \forall i,c, \sum_{c=1}^C \mu_{ic} = 1, \forall i, 0 < \sum_{i=1}^{N_f} \mu_{ic} < N_f, \forall c, C$  是聚类数目,  $p$  是加权模糊参数,  $V_i$  是提取的四维特征向量, 且由提取的所述平均奇异值、所述线长、所述功率比和所述频谱质心构成,  $i=1,2,\dots,N_f, N_f$  为预设的四维特征向量的长度; 计算得到隶属度值  $u_{ic}$  后, 按照公式(10) 计算第  $j$  ( $j=1,2,\dots,N_p$ ) 组个体的适应度  $f_j$ :

$$f_j = \sum_{i=1}^{N_f} \sum_{c=1}^C u_{ic}^p \|V_i - v_c\|^2 \quad (10)$$

S403: 设循环计数变量  $gen=0$ ;

S404: 对群体 Chrom 实施选择交叉和变异遗传操作, 对新的  $N_p$  组个体计算聚类中心、隶属度及其适应度值  $f'_j$ ; 若  $f'_j > f_j$ , 则以新个体替换旧个体, 并到步骤 S405; 否则, 以概率

$P = e^{-\frac{(f_j - f'_j)}{T_0}}$  接受新个体, 舍弃旧个体;

S405: 若  $gen < N_{max}$ , 则  $gen = gen + 1$ , 转至 S404; 否则, 转至 S406;

S406: 若  $T_{gen} < T_{end}$ , 则算法成功返回全局最优解, 到步骤 S407; 否则, 执行降温操作  $T_{gen+1} = t_k T_{gen}$ , 转至 S403;

S407: 最后得到优化的聚类中心  $v_c$ 。

6. 如权利要求 5 所述的一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法, 其特征在于: 在步骤 S103 中, 根据优化的聚类中心  $v_c$ , 得到聚类结果的具体步骤如下:

S501: 根据优化的聚类中心, 通过公式(11) 计算四维特征向量  $V_i$  对类  $c$  ( $c=1,2,\dots,C$ ) 的隶属度  $u_{ic}$ :

$$u_{ic} = \left( \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|V_i - v_c\|^2}{\|V_i - v_k\|^2} \right)^{\frac{2}{p-1}} \right)^{-1} \quad (11)$$

上式中,  $v_c$  指的是聚类  $c$  的中心,  $v_k$  指的是聚类  $k$  的中心;

S502: 根据所得到的四维特征向量  $V_i$  的隶属度  $u_{ic}$ , 将特征向量  $V_i$  归为最大隶属度所属的类中, 得到聚类结果。

7. 如权利要求 1 所述的一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法, 其特征在于: 在步骤 S104 中, 使用箱型图得到聚类后每个类中四个特征的每个特征的中位数和四分位距, 分析得到的中位数和四分位距, 确定类别随时间变化的波形状态, 从而检测出高频振荡节律。

## 一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及癫痫脑电信号处理领域,尤其涉及一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法。

### 背景技术

[0002] 癫痫是一种常见的神经系统疾病,具有自发性和不可预测性等特征。癫痫发作时,患者常表现出运动和行为等异常。全世界癫痫患病率为0.5%-1%,其中我国为0.7%,且仍在逐年增长。大部分癫痫患者可以通过抗癫痫药物进行治疗,但仍有约30%的患者不能通过药物控制癫痫发作,从而被确诊为难治性癫痫患者。

[0003] 难治性癫痫是指经过常规的、系统的抗癫痫药物治疗,其血液内抗癫痫药物浓度保持在有效的范围内,但仍不能控制病人的癫痫发作,并严重影响病人的工作、学习或正常生活者;其发作频率在每月2-4次以上,病程在4年以上。对于难治性癫痫,控制及治愈的有效措施之一是手术切除癫痫病灶,而手术成功的关键是病灶的精确定位。目前,癫痫病灶定位的主要手段有脑电图检查、神经电生理学检查、核医学检查、脑磁图检查等。其中脑电图检查是最常用的癫痫病灶定位手段,它通常需要通过植入颅内或硬膜下大电极来长时间记录脑电信号,捕捉癫痫患者发病过程中的脑电变化,形成脑电图,然后由有经验的医学专家进行即时观测分析。医学专家通过检查癫痫脑电信号,实现癫痫诊断。

[0004] 致痫灶是患者癫痫发作期或者发作间期的病变脑皮质区。通常致痫灶分为发作始发区,激惹灶,致痫病变和功能缺失区,其中发作始发区是最为有效和显著的标志,可以看做是致痫灶的替代指标。

[0005] 传统的脑电图方法重点关注的是40Hz以下的脑电信号,通过提取该频段脑电频率成分来定位癫痫发作始发区。但是该方法检测的低频频率成分很容易受到其他信号的干扰,使得定位结果出错,导致切除手术失败。同时,该方法非常耗时,定位时间大约为24-72小时,加大了手术风险。因此,寻找一种新的标志物或者快速定位方法迫在眉睫。

[0006] 近二十年来,越来越多的研究者们开始关注80Hz以上癫痫脑电信号的高频振荡节律。在癫痫发作潜伏期,患者大脑开始发生病理性变化。在病变前后的大脑中,高频振荡节律有着显著的不同。大量研究表明高频振荡节律可以作为癫痫发作始发区的生物标志,它们在癫痫发作始发区的发生率更高,具有明显的特异性,所以可以通过检测高频振荡节律来实现发作始发区的快速精确定位。通过发作始发区的精确定位,可以明确癫痫病灶切除手术目的,降低术中因损伤功能区而造成不可恢复的脑神经损伤的风险。

### 发明内容

[0007] 为了解决上述问题,本发明提供了一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法。一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法,主要包括以下步骤:

[0008] S101:获取癫痫病人的癫痫脑电信号时间序列,并在不同时刻计算所述脑电信号

时间序列的四个特征：平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ ，进而构成多个特征向量 $V_i$ ；每个所述特征向量由一个时刻的四个特征组成；

[0009] S102：采用模拟退火算法结合遗传算法对模糊c均值聚类算法进行优化，并根据所述多个特征向量 $V_i$ 得到优化的聚类中心 $v_c$ ；

[0010] S103：根据优化的聚类中心 $v_c$ ，得到聚类结果；

[0011] S104：根据聚类结果，采用箱形图的方法对聚类后每个类中的四个特征进行统计学分析，检测出癫痫脑电信号的高频振荡节律；所述每个类中的四个特征，是指在获取聚类后的每一个类种的平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ 。

[0012] 进一步地，在步骤S101中，所述平均奇异值的具体计算步骤如下：

[0013] S201：使用S变换获取癫痫脑电信号时间序列 $x(t)$ 的时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ ，其计算式如公式(1)所示：

$$[0014] \quad S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-\frac{-(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

[0015] 上式中， $f$ 为频率， $j$ 为虚数单位， $\tau$ 为时域 $t$ 上的位置参数；

[0016] S202：将上述所得时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ 进行奇异值分解，获取奇异值，计算公式如式(2)所示：

$$[0017] \quad S(\tau, f) = U \Gamma V^T \quad (2)$$

[0018] 其中， $S(\tau, f)$ 大小为 $M \times N$ ， $U$ 和 $V$ 的大小分别为 $M \times M$ 、 $N \times N$ 的正交矩阵； $\Gamma$ 的大小为

$$\times N, \text{其形式为 } \Gamma = \begin{bmatrix} \Lambda_{r \times r} & \mathbf{0}_{r \times (N-r)} \\ \mathbf{0}_{(M-r) \times r} & \mathbf{0}_{(M-r) \times (N-r)} \end{bmatrix}_{M \times N}, \Lambda_{r \times r} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r), \sigma_e \text{ 称为时频信息}$$

矩阵 $S(\tau, f)$ 的奇异值， $r$ 为奇异值总个数；

[0019] S203：使用k-medoids算法确定奇异值的有效值及其个数；

[0020] S204：计算有效奇异值的平均值，得到平均奇异值MSV。

[0021] 进一步地，在步骤S203中，使用k-medoids算法确定奇异值的有效个数，其具体步骤如下：

[0022] S301：从S202所得的奇异值 $\sigma_e (e=1, 2, \dots, r)$ 中，选择 $o_1 = \sigma_1$ 和 $o_2 \in \{\sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r\}$ 作为k-medoids算法的中心；

[0023] S302：按公式(3)分别计算剩下的奇异值到中心 $o_1$ 和 $o_2$ 的距离

$$[0024] \quad d_a(s_b, o_a) = \sqrt{(s_b - o_a)^2}, a = 1, 2 \quad (3)$$

[0025] 式(3)中， $s_b \in \{\sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r\}$ 且 $s_b \neq o_2$ ；若 $d_1(s_b, o_1) \leq d_2(s_b, o_2)$ ，将 $s_b$ 分配到以 $o_1$ 为中心的聚类 $C_1$ 中；否则将 $s_b$ 分配到以 $o_2$ 为中心的聚类 $C_2$ 中；

[0026] S303：从聚类 $C_2$ 中，随机选择一个值 $o_2'$ ，作为聚类中心，聚类 $C_1$ 中的中心为 $o_1' = o_1$ ；按S302中方法计算新的以 $o_1'$ 和 $o_2'$ 聚类 $C_1'$ 和 $C_2'$ ；并计算如下值：

$$[0027] \quad J = \sum_{w=1}^2 \sum_{s \in C_w'} |s - o_w'|^2 - \sum_{w=1}^2 \sum_{s \in C_w} |s - o_w|^2 \quad (4)$$

[0028] 其中，若 $J < 0$ ，用 $o_2'$ 作为新的聚类中心代替 $o_2$ ；否则，保留原始的中心 $o_2$ ；

[0029] S304：循环步骤S302和S303，直到新生成的聚类中心不再变化；包含 $\sigma_1$ 的聚类是所

需要的,获取其聚类的个数为 $q$  ( $1 \leq q \leq r-1$ ),即为 $q$ 个有效奇异值 $\sigma_m$  ( $m=1, 2, \dots, q$ )。进一步地,在步骤S204中,所述有效奇异值的平均值计算公式如式(5)所示:

$$[0030] \quad MSV = \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q \sigma_m \quad (5)$$

[0031] 在步骤S101中,所述线长 $f_1$ 的计算公式如式(6)所示:

$$[0032] \quad f_l = \frac{1}{L_l} \sum_{u=1}^{L_l-1} |x(u+1) - x(u)| \quad (6)$$

[0033] 式(6)中, $L_l$ 为 $x(u)$ 长度, $x(u)$ 为癫痫脑电信号时间序列的幅值;

[0034] 所述功率比 $R$ 的计算公式如式(7)所示:

$$[0035] \quad R = \frac{P_{[80-200]}}{P_{[250-500]}} \quad (7)$$

[0036] 式(7)中, $P_{[80-200]}$ 是疑似高频振荡节律在涟波(ripples, 80~200Hz)带宽内的功率, $P_{[250-500]}$ 是疑似高频振荡节律在快速涟波(fastripples, 250~500Hz)带宽内的功率;所述涟波带宽为80~200Hz;所述快速涟波带宽为250~500Hz;

[0037] 所述频谱质心 $f_c$ 的计算公式如式(8)所示:

$$[0038] \quad f_c = \frac{\sum_{z=0}^{L/2} \frac{z}{LT} |M(z)|^2}{\sum_{z=0}^{L/2} |M(z)|^2} \quad (8)$$

[0039] 式(8)中, $T$ 是采样周期, $L$ 是窗长, $M(z)$ 是多窗口功率谱密度估计值,且

$$M(z) = \sum_{l=0}^{L-1} w(l)x(l)e^{-j(2\pi/L)lz}, w(l) \text{ 是长度为 } L \text{ 的汉明窗。}$$

[0040] 进一步地,在步骤S102中,采用模拟退火算法结合遗传算法对模糊 $c$ 均值聚类算法进行优化并根据所述多个特征向量 $V_i$ 得到优化的聚类中心 $v_c$ 的具体步骤为:

[0041] S401:初始化控制参数:种群个体大小 $N_p$ ,最大进化次数 $N_{\max}$ ,交叉概率 $P_c$ ,变异概率 $P_m$ ,退火初始温度 $T_0$ ,冷却系数 $t_k$ ,终止温度 $T_{\text{end}}$ ;

[0042] S402:随机产生 $N_p$ 组初始聚类中心 $v_c$ ,  $c=1, 2, \dots, C$ ,  $C$ 是聚类数目,并生成初始种群Chrom,按照公式(9)计算第 $i$ 个特征向量属于第 $c$ 类的隶属度值 $\mu_{ic}$ :

$$[0043] \quad \mu_{ic} = \left( \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|V_i - v_c\|}{\|V_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{p-1}} \right)^{-1} \quad (9)$$

[0044] 式(9)中, $\mu_{ic}$ 满足条件: $\mu_{ic} \in [0, 1], \forall i, c, \sum_{c=1}^C \mu_{ic} = 1, \forall i, 0 < \sum_{i=1}^{N_f} \mu_{ic} < N_f, \forall c, C$ 是聚

类数目, $p$ 是加权模糊参数, $V_i$ 是提取的二维特征向量,且由提取的所述平均奇异值、所述线长、所述功率比和所述频谱质心构成, $i=1, 2, \dots, N_f$ ,  $N_f$ 为预设的二维特征向量的长度;计算得到隶属度值 $\mu_{ic}$ 后,按照公式(10)计算第 $j$  ( $j=1, 2, \dots, N_p$ )组个体的适应度 $f_j$ :

$$[0045] \quad f_j = \sum_{i=1}^{N_f} \sum_{c=1}^C u_{ic}^p \|V_i - v_c\|^2 \quad (10)$$

[0046] S403: 设循环计数变量  $gen=0$ ;

[0047] S404: 对群体  $Chrom$  实施选择交叉和变异遗传操作, 对新的  $N_p$  组个体计算聚类中心、隶属度及其适应度值  $f'_j$ ; 若  $f'_j > f_j$ , 则以新个体替换旧个体, 并到步骤 S405; 否则, 以概率  $P = e^{-\frac{(f_j - f'_j)}{T_0}}$  接受新个体, 舍弃旧个体;

[0048] S405: 若  $gen < N_{max}$ , 则  $gen = gen + 1$ , 转至 S404; 否则, 转至 S406;

[0049] S406: 若  $T_{gen} < T_{end}$ , 则算法成功返回全局最优解, 到步骤 S407; 否则, 执行降温操作  $T_{gen+1} = t_k T_{gen}$ , 转至 S403;

[0050] S407: 最后得到优化的聚类中心  $v_c$ 。

[0051] 进一步地, 在步骤 S103 中, 根据优化的聚类中心  $v_c$ , 得到聚类结果的具体步骤如下:

[0052] S501: 采用模拟退火算法结合遗传算法优化得到基于模糊  $c$  均值聚类算法的初始化参数;

[0053] S502: 根据所述初始化参数, 通过公式 (11) 计算四维特征向量  $V_i$  对类  $c$  ( $c=1, 2, L, C$ ) 的隶属度  $\mu_{ic}$ :

$$[0054] \quad \mu_{ic} = \left( \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|V_i - v_c\|^2}{\|V_i - v_k\|^2} \right)^{\frac{2}{p-1}} \right)^{-1} \quad (11)$$

[0055] 上式中,  $v_c$  指的是聚类  $c$  的中心,  $v_k$  指的是聚类  $k$  的中心。

[0056] S503: 根据所得到的四维特征向量  $V_i$  的隶属度  $\mu_{ic}$ , 将特征向量  $V_i$  归为最大隶属度所属的类中, 得到聚类结果。

[0057] 在步骤 S104 中, 使用箱型图得到聚类后每个类中四个特征的每个特征的中位数和四分位距, 分析得到的中位数和四分位距, 确定类别随时间变化的波形状态, 从而检测出高频振荡节律。

## 附图说明

[0058] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明, 附图中:

[0059] 图1是本发明实施例中一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法的流程图;

[0060] 图2是本发明实施例中高频振荡节律和非高频振荡节律两种状态下平均奇异值特征的曲线示意图;

[0061] 图3是本发明实施例中高频振荡节律和非高频振荡节律两种状态下线长特征的曲线示意图;

[0062] 图4是本发明实施例中高频振荡节律和非高频振荡节律两种状态下功率比特征的曲线示意图;

[0063] 图5是本发明实施例中高频振荡节律和非高频振荡节律两种状态下频谱质心特征

的曲线示意图。

### 具体实施方式

[0064] 为了对本发明的技术特征、目的和效果有更加清楚的理解,现对照附图详细说明本发明的具体实施方式。

[0065] 本发明的实施例提供了一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法。

[0066] 请参考图1,图1是本发明实施例中一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法的流程图,具体包括以下步骤:

[0067] S101:获取癫痫病人的癫痫脑电信号时间序列,并在不同时刻计算所述脑电信号时间序列的四个特征:平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ ,进而构成多个特征向量 $V_i$ ;每个所述特征向量由一个时刻的四个特征组成;

[0068] S102:采用模拟退火算法结合遗传算法对模糊c均值聚类算法进行优化,并根据所述多个特征向量 $V_i$ 得到优化的聚类中心 $v_c$ ;

[0069] S103:根据优化的聚类中心 $v_c$ ,得到聚类结果;

[0070] S104:根据聚类结果,采用箱形图的方法对聚类后每个类中的四个特征进行统计学分析,检测出癫痫脑电信号的高频振荡节律;所述每个类中的四个特征,是指在获取聚类后的每一个类种的平均奇异值MSV、线长 $f_1$ 、功率比R和频谱质心 $f_c$ 。

[0071] 进一步地,在步骤S101中,所述平均奇异值的具体计算步骤如下:

[0072] S201:使用S变换获取癫痫脑电信号时间序列 $x(t)$ 的时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ ,其计算式如公式(1)所示:

$$[0073] \quad S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{\frac{-(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

[0074] 上式中, $f$ 为频率, $j$ 为虚数单位, $\tau$ 为时域 $t$ 上的位置参数;

[0075] S202:将上述所得时频信息矩阵 $S(\tau, f)$ 进行奇异值分解,获取奇异值,计算公式如式(2)所示:

$$[0076] \quad S(\tau, f) = U \Gamma V^T \quad (2)$$

[0077] 其中, $S(\tau, f)$ 大小为 $M \times N$ , $U$ 和 $V$ 的大小分别为 $M \times M$ 、 $N \times N$ 的正交矩阵; $\Gamma$ 的大小为

$$\times N, \text{其形式为 } \Gamma = \begin{bmatrix} \Lambda_{r \times r} & \mathbf{0}_{r \times (N-r)} \\ \mathbf{0}_{(M-r) \times r} & \mathbf{0}_{(M-r) \times (N-r)} \end{bmatrix}_{M \times N}, \Lambda_{r \times r} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r), \sigma_e \text{ 称为时频信息}$$

矩阵 $S(\tau, f)$ 的奇异值, $r$ 为奇异值总个数;

[0078] S203:使用k-medoids算法确定奇异值的有效值及其个数;

[0079] S204:计算有效奇异值的平均值,得到平均奇异值MSV。

[0080] 进一步地,在步骤S203中,使用k-medoids算法确定奇异值的有效个数,其具体步骤如下:

[0081] S301:从S202所得的奇异值 $\sigma_e (e=1, 2, \dots, r)$ 中,选择 $o_1 = \sigma_1$ 和 $o_2 \in \{\sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r\}$ 作为k-medoids算法的中心;

[0082] S302:按公式(3)分别计算剩下的奇异值到中心 $o_1$ 和 $o_2$ 的距离

$$[0083] \quad d_a(s_b, o_a) = \sqrt{(s_b - o_a)^2}, a = 1, 2 \quad (3)$$

[0084] 式(3)中,  $s_b \in \{\sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r\}$  且  $s_b \neq o_2$ ; 若  $d_1(s_j, o_1) \leq d_2(s_j, o_2)$ , 将  $s_b$  分配到以  $o_1$  为中心的聚类  $C_1$  中; 否则将  $s_b$  分配到以  $o_2$  为中心的聚类  $C_2$  中;

[0085] S303: 从聚类  $C_2$  中, 随机选择一个值  $o_2'$ , 作为聚类中心, 聚类  $C_1$  中的中心为  $o_1' = o_1$ ; 按S302中方法计算新的以  $o_1'$  和  $o_2'$  聚类  $C_1'$  和  $C_2'$ ; 并计算如下值:

$$[0086] \quad J = \sum_{w=1}^2 \sum_{s \in C'_w} |s - o'_w|^2 - \sum_{w=1}^2 \sum_{s \in C_w} |s - o_w|^2 \quad (4)$$

[0087] 其中, 若  $J < 0$ , 用  $o_2'$  作为新的聚类中心代替  $o_2$ ; 否则, 保留原始的中心  $o_2$ ;

[0088] S304: 循环步骤S302和S303, 直到新生成的聚类中心不再变化; 包含  $\sigma_1$  的聚类是所需要的, 获取其聚类的个数为  $q$  ( $1 \leq q \leq r-1$ ), 即为  $q$  个有效奇异值  $\sigma_m$  ( $m=1, 2, \dots, q$ )。进一步地, 在步骤S204中, 所述有效奇异值的平均值计算公式如式(5)所示:

$$[0089] \quad MSV = \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q \sigma_m \quad (5)$$

[0090] 在步骤S101中, 所述线长  $f_1$  的计算公式如式(6)所示:

$$[0091] \quad f_1 = \frac{1}{L_1} \sum_{u=1}^{L_1-1} |x(u+1) - x(u)| \quad (6)$$

[0092] 式(6)中,  $L_1$  为  $x(u)$  长度,  $x(u)$  为癫痫脑电信号时间序列的幅值;

[0093] 所述功率比  $R$  的计算公式如式(7)所示:

$$[0094] \quad R = \frac{P_{[80-200]}}{P_{[250-500]}} \quad (7)$$

[0095] 式(7)中,  $P_{[80-200]}$  是疑似高频振荡节律在涟波(ripples, 80~200Hz)带宽内的功率,  $P_{[250-500]}$  是疑似高频振荡节律在快速涟波(fastripples, 250~500Hz)带宽内的功率; 所述涟波带宽为80~200Hz; 所述快速涟波带宽为250~500Hz;

[0096] 所述频谱质心  $f_c$  的计算公式如式(8)所示:

$$[0097] \quad f_c = \frac{\sum_{z=0}^{L/2} \frac{z}{LT} |M(z)|^2}{\sum_{z=0}^{L/2} |M(z)|^2} \quad (8)$$

[0098] 式(8)中,  $T$  是采样周期,  $L$  是窗长,  $M(z)$  是多窗口功率谱密度估计值, 且

$$M(z) = \sum_{l=0}^{L-1} w(l)x(l)e^{-j(2\pi/L)lz}, w(l) \text{ 是长度为 } L \text{ 的汉明窗。}$$

[0099] 进一步地, 在步骤S102中, 采用模拟退火算法结合遗传算法对模糊  $c$  均值聚类算法进行优化并根据所述多个特征向量  $V_i$  得到优化的聚类中心  $v_c$  的具体步骤为:

[0100] S401: 初始化控制参数: 种群个体大小  $N_p$ , 最大进化次数  $N_{\max}$ , 交叉概率  $P_c$ , 变异概率  $P_m$ , 退火初始温度  $T_0$ , 冷却系数  $t_k$ , 终止温度  $T_{\text{end}}$ ;

[0101] S402: 随机产生  $N_p$  组初始聚类中心  $v_c$ ,  $c=1, 2, \dots, C$ ,  $C$  是聚类数目, 并生成初始种群 Chrom, 按照公式(9)计算第  $i$  个特征向量属于第  $c$  类的隶属度值  $\mu_{ic}$ :

$$[0102] \quad u_{ic} = \left( \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|V_i - v_c\|}{\|V_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{p-1}} \right)^{-1} \quad (9)$$

[0103] 式(9)中,  $\mu_{ic}$  满足条件:  $\mu_{ic} \in [0,1], \forall i, c, \sum_{c=1}^C \mu_{ic} = 1, \forall i, 0 < \sum_{i=1}^{N_f} \mu_{ic} < N_f, \forall c, C$  是聚类数目,  $p$  是加权模糊参数, 通常取值为2,  $V_i$  是提取的四维特征向量, 且由提取的所述平均奇异值、所述线长、所述功率比和所述频谱质心构成,  $i=1, 2, \dots, N_f, N_f$  为预设的四维特征向量的长度; 计算得到隶属度值  $\mu_{ic}$  后, 按照公式(10) 计算第  $j$  ( $j=1, 2, \dots, N_p$ ) 组个体的适应度  $f_j$ :

$$[0104] \quad f_j = \sum_{i=1}^{N_f} \sum_{c=1}^C u_{ic}^p \|V_i - v_c\|^2 \quad (10)$$

[0105] S403: 设循环计数变量  $gen=0$ ;

[0106] S404: 对群体 Chrom 实施选择交叉和变异遗传操作, 对新的  $N_p$  组个体计算聚类中心、隶属度及其适应度值  $f'_j$ ; 若  $f'_j > f_j$ , 则以新个体替换旧个体, 并到步骤 S405; 否则, 以概率  $P = e^{-\frac{(f_j - f'_j)}{T_0}}$  接受新个体, 舍弃旧个体;

[0107] S405: 若  $gen < N_{max}$ , 则  $gen = gen + 1$ , 转至 S404; 否则, 转至 S406;

[0108] S406: 若  $T_{gen} < T_{end}$ , 则算法成功返回全局最优解, 到步骤 S407; 否则, 执行降温操作  $T_{gen+1} = t_k T_{gen}$ , 转至 S403;

[0109] S407: 最后得到优化的聚类中心  $v_c$ 。

[0110] 进一步地, 在步骤 S103 中, 根据优化参数, 得到聚类结果的具体步骤如下:

[0111] S501: 根据优化的聚类中心, 通过公式(11) 计算四维特征向量  $V_i$  对类  $c$  ( $c=1, 2, \dots, C$ ) 的隶属度  $u_{ic}$ :

$$[0112] \quad u_{ic} = \left( \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|V_i - v_c\|}{\|V_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{p-1}} \right)^{-1} \quad (11)$$

[0113] 上式中,  $v_c$  指的是聚类  $c$  的中心,  $v_k$  指的是聚类  $k$  的中心。

[0114] S502: 根据所得到的四维特征向量  $V_i$  的隶属度  $u_{ic}$ , 将特征向量  $V_i$  归为最大隶属度所属的类中, 得到聚类结果。

[0115] 在步骤 S104 中, 使用箱型图得到聚类后每个类中四个特征的每个特征的中位数和四分位距, 分析得到的中位数和四分位距, 确定类别随时间变化的波形状态, 从而检测出高频振荡节律。

[0116] 四个特征分别在高频振荡节律和非高频振荡节律两种不同状态下的曲线图如图2到图5 所示。

[0117] 请参考图2, 图2是平均奇异值在高频振荡节律和非高频振荡节律两种状态下的曲线图, 从中可以看出平均奇异值在高频振荡节律状态下的值高于在非高频振荡节律状态下的值;

[0118] 请参考图3,图3是线长在不同状态下的曲线图,线长在高频振荡节律的值明显高于在非高频振荡节律的值;

[0119] 请参考图4,图4是功率比在不同状态下的曲线图,功率比在高频振荡节律的值明显高于在非高频振荡节律的值;

[0120] 请参考图5,图5是频谱质心在不同状态下的曲线图,从中可以看出频谱质心在高频振荡节律状态下的值总体高于在非高频振荡节律状态下的值。通过图2到图5可知,在高频振荡节律和非高频振荡节律两种状态下,平均奇异值、线长、功率比和频谱质心有着显著不同,可以用于高频振荡节律分类。

[0121] 为了验证从病人数据中提取的特征也可以用来区分高频振荡节律和非高频振荡节律,这里采用曼惠特尼U检验来分析从不同病人高频振荡节律和非高频振荡节律状态下提取的4个特征是否有显著性差异。曼惠特尼U检验得到的统计量绝对值 $|Z|$ 如表1所示:

[0122] 表1:5个病人高频振荡节律和非高频振荡节律状态下曼惠特尼U检验

病人	平均奇异值的 $ Z $ 值	线长的 $ Z $ 值	功率比的 $ Z $ 值	频谱质心的 $ Z $ 值
1	9.993	9.985	8.829	9.219
[0123] 2	9.911	9.962	9.126	8.478
3	9.880	10.036	6.057	8.038
4	9.995	9.951	9.126	9.490
5	9.674	10.072	7.998	8.914

[0124] 从表1可以看出,统计量绝对值 $|Z|$ 都超过 $Z_{\alpha/2}$  ( $\alpha$ 为显著性水平,设为0.05,此时 $Z_{\alpha/2}$  值为1.96),落在否定域内,拒绝原假设,因此,5个病人高频振荡节律和非高频振荡节律状态下提取的4个特征有显著性差异,即这4个特征可以用来从癫痫脑电信号中区分出高频振荡节律。

[0125] 采用模糊聚类算法对从病人癫痫脑电信号中提取的特征向量进行聚类,得到不同类别;为了对每个类别给出可描述的统计量,根据所述一种基于智能算法优化模糊聚类的高频振荡节律检测方法得到的聚类结果,最后使用箱形图的方法得到中位数和四分位距两个指标,对不同类别特征进行统计学分析,检测出癫痫脑电信号的高频振荡节律。不同类别指标如表2 所示:

[0126] 表2不同类别指标

特征	类别 1		类别 2		类别 3	
	中位数	四分位距	中位数	四分位距	中位数	四分位距
[0127] 平均奇异值	132	92.4	37.2	39.3	36.3	31.9
线长	5.44	4.25	2.81	1.70	1.82	1.35
功率比	406	192	1.81	2.38	74.1	104
频谱质心	141	27.1	260	34.0	167	26.5

[0128] 从表2可以看出:类别2功率比中位数最小,频谱质心中位数最大,且频谱质心的中位数为260Hz,因此类别2是FRs;类别1平均奇异值、线长、功率比中位数最大,且频谱质心的中位数为141Hz,因此类别1是ripples;类别3中平均奇异值和线长相较于类别1和2 更低,因此,类别3是伪影;其中,Ripples和FRs (ripples+FRs) 均为高频振荡节律。

[0129] 本发明的有益效果是:提高癫痫脑电信号的高频振荡节律的检测速度,帮助医生进行癫痫诊断和致痫灶切除。

[0130] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

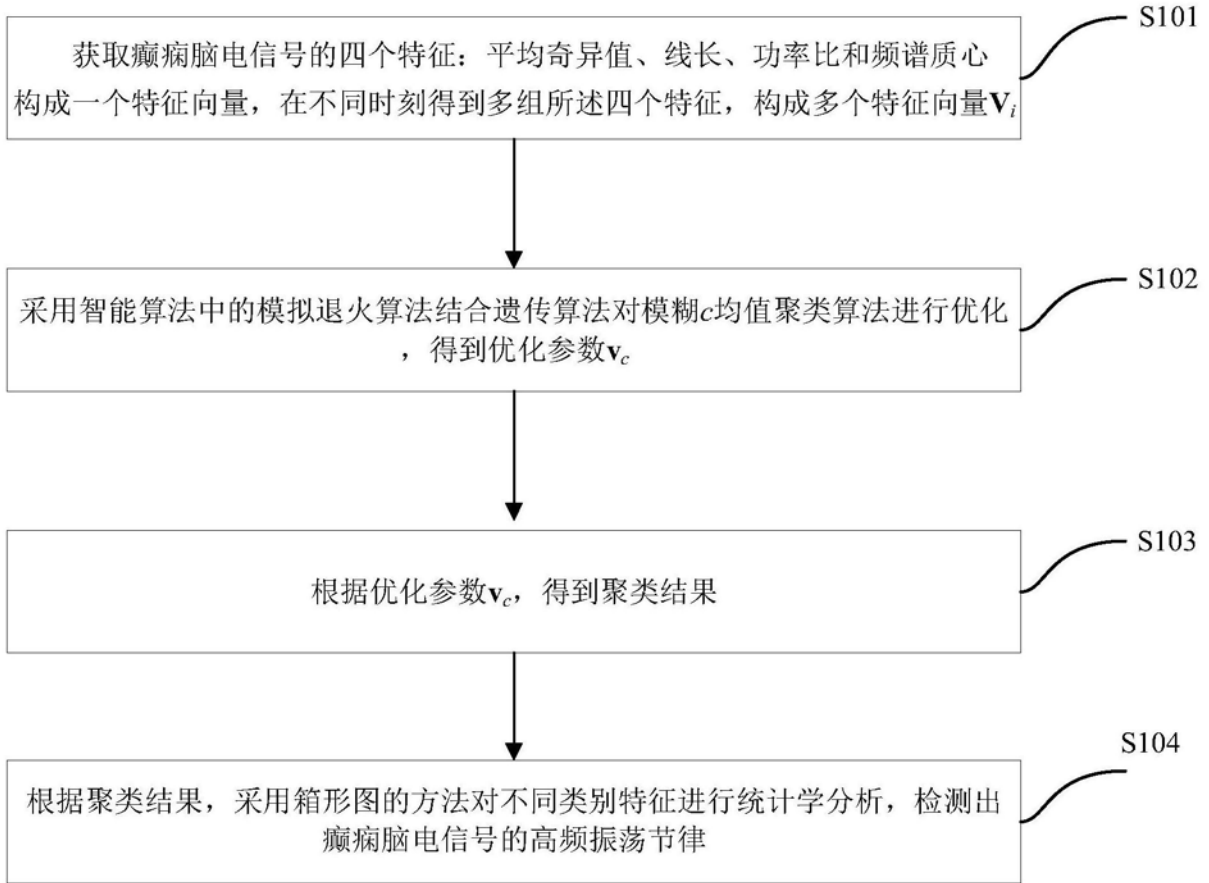


图1

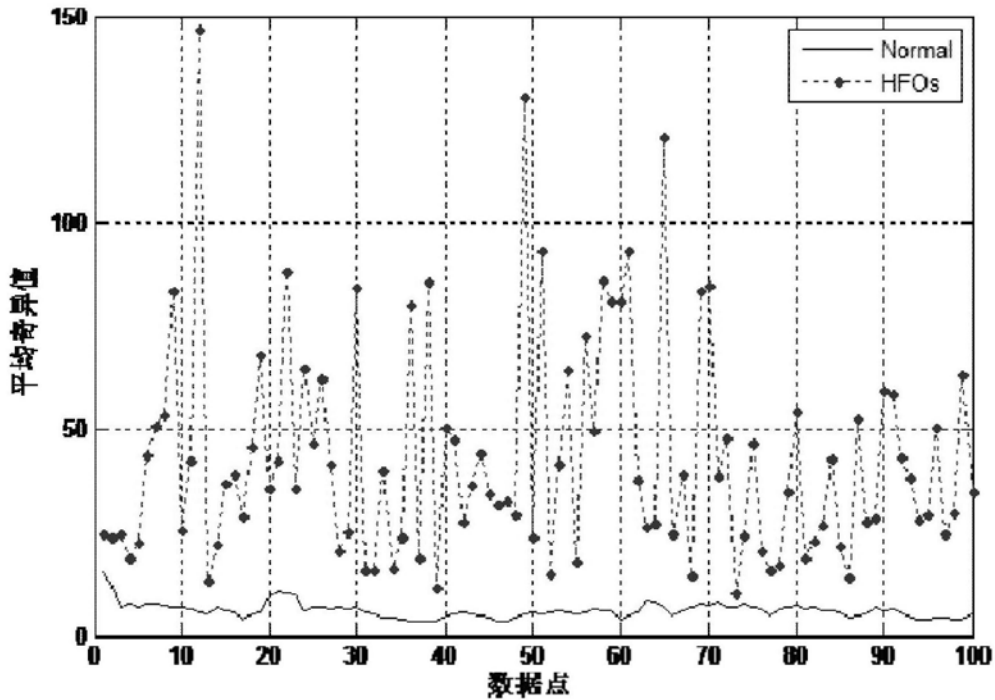


图2

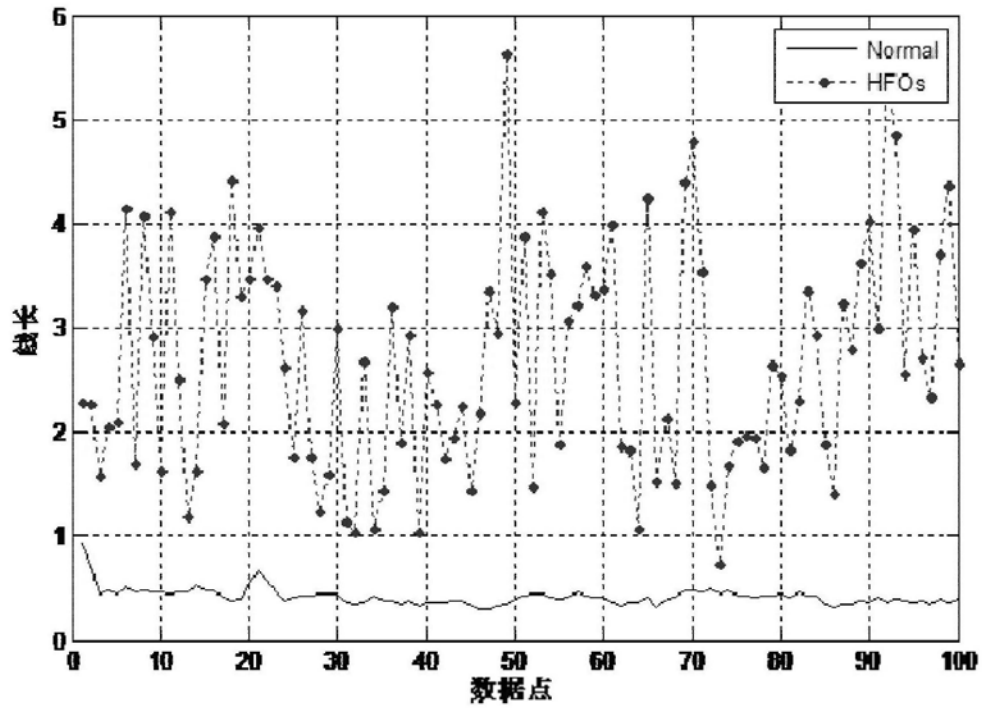


图3

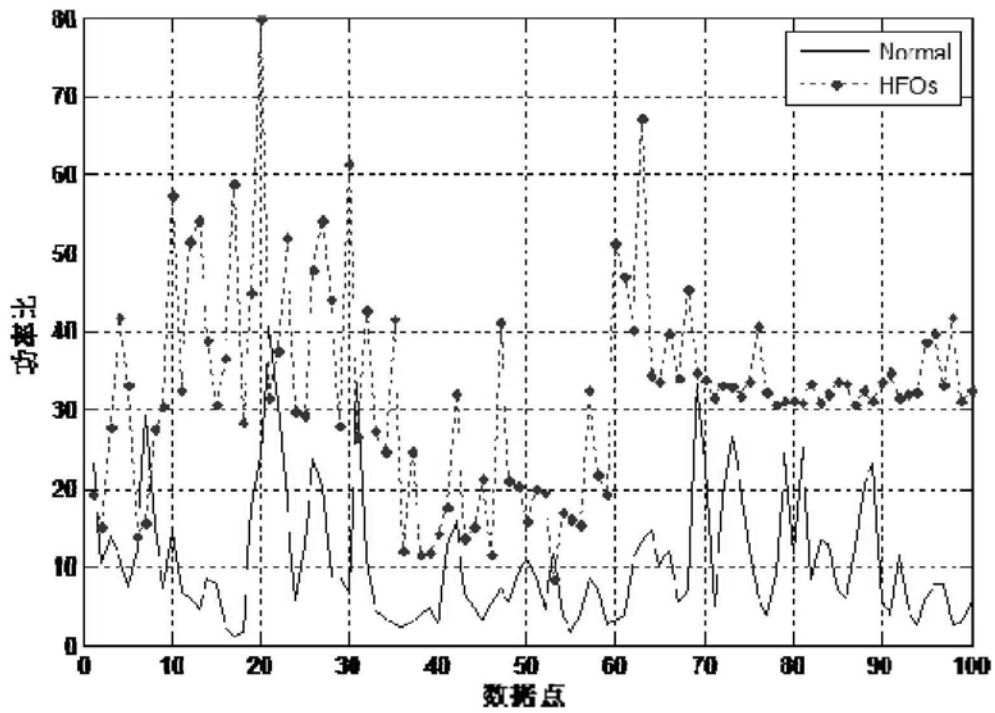


图4

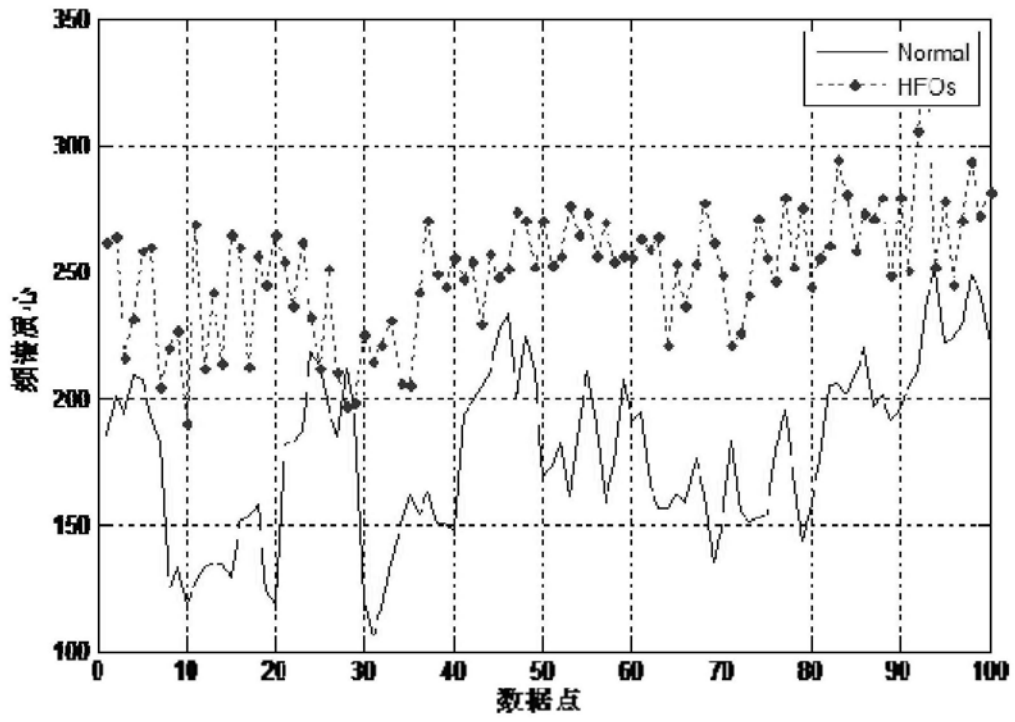


图5