



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105640502 B

(45)授权公告日 2018.08.14

(21)申请号 201511021806.X

(22)申请日 2015.12.29

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 105640502 A

(43)申请公布日 2016.06.08

(73)专利权人 深圳先进技术研究院  
地址 518000 广东省深圳市南山区西丽大  
学城学苑大道1068号

(72)发明人 李鑫 李烨

(74)专利代理机构 深圳中一专利商标事务所  
44237

代理人 张全文

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/08(2006.01)

(56)对比文件

CN 104133199 A,2014.11.05,

CN 103169449 A,2013.06.26,

黎海涛 等.基于广义似然比的高分辨率雷  
达目标检测.《系统工程与电子技术》.2000,第22  
卷(第11期),第5-6、13页.

向新 等.基于广义似然比检验的差分超宽  
带信号接收机.《西安电子科技大学学报(自然科  
学版)》.2007,第34卷(第1期),第26-28、48页.

审查员 王传利

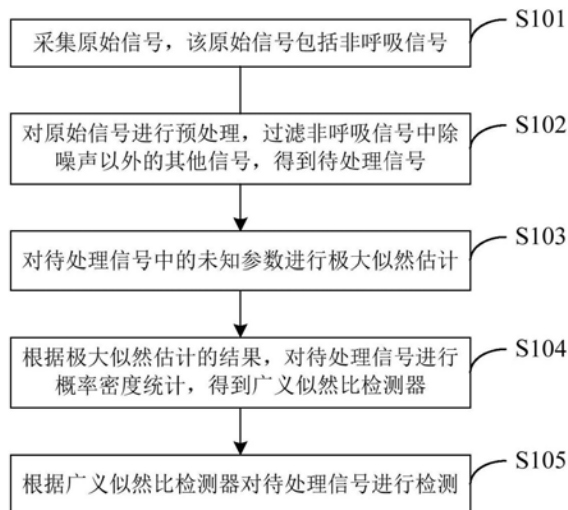
权利要求书4页 说明书13页 附图3页

(54)发明名称

一种呼吸信号检测方法和装置

(57)摘要

本发明涉及信号检测技术领域,提供了一种呼吸信号检测方法和装置,旨在解决现有技术在进行生命探测过程中没有充分利用呼吸信号波形中的信息,导致对呼吸信号检测概率不高的问题。所述方法包括:采集原始信号并进行预处理,得到待处理信号;对待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;根据广义似然比检测器对待处理信号进行检测。本发明通过对原始信号中包含的各种未知参数进行极大似然估计,从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息,并基于极大似然估计进行概率密度统计得到广义似然比检测器,利用该检测器进行信号检测,从而达到对呼吸信号更高的检测概率。



1. 一种呼吸信号检测方法,其特征在于,包括:

采集原始信号,所述原始信号包括非呼吸信号;

对所述原始信号进行预处理,过滤所述非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号;

对所述待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;

根据所述极大似然估计的结果,对所述待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;

根据所述广义似然比检测器对所述待处理信号进行检测;

所述对所述待处理信号中的未知参数进行极大似然估计包括:

对信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率进行极大似然估计;

所述呼吸频率、所述占空比因子和所述随机相位的极大似然估计为:

$$\hat{V} = \langle \hat{\omega}, \hat{\eta}, \hat{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \eta, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta, \varphi \rangle)\}$$

$$K(\langle \omega, \eta, \varphi \rangle) = \sum_{q=1}^Q H_q^{(\eta)} \mathbb{A}(q\omega) \cos(q\varphi + \theta + \mathbb{P}(q\omega))$$

$$\mathbb{A}(q\omega) = |\mathbb{X}(q\omega)|$$

其中,  $\hat{\omega}$  为所述呼吸频率  $\omega$  的极大似然估计,  $\hat{\eta}$  为所述占空比因子  $\eta$  的极大似然估计,  $\hat{\varphi}$  为所述随机相位  $\varphi$  的极大似然估计,  $q$  为呼吸谐波阶次,  $Q$  为预置的所述呼吸谐波阶次的上限值,  $\theta$  为预置参数且取值范围为  $\theta \in \{0, \pi\}$ ,  $H_q^{(\eta)}$  为根据  $q$  和  $\eta$  的组合得到的预置的函数值,  $\mathbb{X}(q\omega)$  为所述待处理信号中慢时间域观测信号能量的离散时间傅里叶变换,  $\mathbb{P}(q\omega)$  为所述  $\mathbb{X}(q\omega)$  的相位;

所述信号功率的极大似然估计为:

$$\hat{P} = \left( K(\hat{V}) / N \right)^2$$

其中,  $\hat{P}$  为所述信号功率  $P$  的极大似然估计,  $N$  为所述慢时间域的预置的最大值;

当存在所述呼吸信号时,所述噪声功率的极大似然估计为:

$$\hat{\sigma}^2 = \Lambda(\hat{P}, \hat{V}) / N$$

$$\Lambda(\hat{P}, \hat{V}) = E_M - 2\sqrt{\hat{P}}K(\hat{V}) + N\hat{P}$$

其中,  $\hat{\sigma}^2$  为所述噪声功率  $\sigma^2$  在存在所述呼吸信号时的极大似然估计,  $E_M$  为所述待处理信号中慢时间域观测信号能量;

当不存在所述呼吸信号时,所述噪声功率的极大似然估计为:

$$\check{\sigma}^2 = E_M / N$$

其中,  $\check{\sigma}^2$  为所述噪声功率  $\sigma^2$  在不存在所述呼吸信号时的极大似然估计。

2. 根据权利要求1所述的呼吸信号检测方法,其特征在于,所述对所述原始信号进行预

处理,过滤所述非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号包括:

对所述原始信号进行快时间线性相位滤波,消除所述原始信号在快时间域的不稳定快时间直流信号;

对所述原始信号进行线性趋势消除,抑制所述原始信号中的杂波信号和线性趋势信号。

3. 根据权利要求1所述的呼吸信号检测方法,其特征在于,所述根据所述极大似然估计的结果,对所述待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器包括:

根据所述信号功率、所述呼吸频率、所述占空比因子、所述随机相位和所述噪声功率的所述极大似然估计的结果,对所述待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器的检测统计量为:

$$\tilde{T}(x) = \ln(E_M) - \ln\left(\Lambda\left(\hat{P}, \hat{V}\right)\right) \begin{matrix} \mathcal{H}_1 \\ > \\ < \\ \mathcal{H}_0 \end{matrix} \tilde{\gamma}$$

其中,  $\mathcal{H}_1$  表示存在所述呼吸信号,  $\mathcal{H}_0$  表示不存在所述呼吸信号,  $\tilde{\gamma}$  为预置的第一门限值。

4. 根据权利要求3所述的呼吸信号检测方法,其特征在于,设置所述占空比因子  $\eta$  为固定预设值  $\eta_0$ , 用  $\eta_0$  代替所述占空比因子的极大似然估计,代入所述广义似然比检测器,得到改进后的广义似然比检测器的检测统计量为:

$$\bar{T}(x) = \ln(E_M) - \ln\left(\Lambda\left(\bar{P}, \bar{V}\right)\right) \begin{matrix} \mathcal{H}_1 \\ > \\ < \\ \mathcal{H}_0 \end{matrix} \bar{\gamma}$$

$$\bar{P} = \left(K(\bar{V})/N\right)^2$$

$$\bar{V} = \langle \bar{\omega}, \bar{\eta}_0, \bar{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta_0, \varphi \rangle)\}$$

其中,  $\bar{\gamma}$  为预置的第二门限值。

5. 一种呼吸信号检测装置,其特征在于,包括:

采集模块,用于采集原始信号,所述原始信号包括非呼吸信号;

预处理模块,用于对所述原始信号进行预处理,过滤所述非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号;

估计模块,用于对所述待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;

统计模块,用于根据所述极大似然估计的结果,对所述待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;

检测模块,用于根据所述广义似然比检测器对所述待处理信号进行检测;

所述估计模块还用于:

对信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率进行极大似然估计;

所述呼吸频率、所述占空比因子和所述随机相位的极大似然估计为:

$$\hat{V} = \langle \hat{\omega}, \hat{\eta}, \hat{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \eta, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta, \varphi \rangle)\}$$

$$K(\langle \omega, \eta, \varphi \rangle) = \sum_{q=1}^Q H_q^{(\eta)} \mathbb{A}(q\omega) \cos(q\varphi + \theta + \mathbb{P}(q\omega))$$

$$\mathbb{A}(q\omega) = |\mathbb{X}(q\omega)|$$

其中,  $\hat{\omega}$  为所述呼吸频率  $\omega$  的极大似然估计,  $\hat{\eta}$  为所述占空比因子  $\eta$  的极大似然估计,  $\hat{\varphi}$  为所述随机相位  $\varphi$  的极大似然估计,  $q$  为呼吸谐波阶次,  $Q$  为预置的所述呼吸谐波阶次的上限值,  $\theta$  为预置参数且取值范围为  $\theta \in \{0, \pi\}$ ,  $H_q^{(\eta)}$  为根据  $q$  和  $\eta$  的组合得到的预置的函数值,  $\mathbb{X}(q\omega)$  为所述待处理信号中慢时间域观测信号能量的离散时间傅里叶变换,  $\mathbb{P}(q\omega)$  为所述  $\mathbb{X}(q\omega)$  的相位;

所述信号功率的极大似然估计为:

$$\hat{P} = \left( K(\hat{V}) / N \right)^2$$

其中,  $\hat{P}$  为所述信号功率  $P$  的极大似然估计,  $N$  为所述慢时间域的预置的最大值;

当存在所述呼吸信号时, 所述噪声功率的极大似然估计为:

$$\hat{\sigma}^2 = \Lambda(\hat{P}, \hat{V}) / N$$

$$\Lambda(\hat{P}, \hat{V}) = E_M - 2\sqrt{\hat{P}}K(\hat{V}) + N\hat{P}$$

其中,  $\hat{\sigma}^2$  为所述噪声功率  $\sigma^2$  在存在所述呼吸信号时的极大似然估计,  $E_M$  为所述待处理信号中慢时间域观测信号能量;

当不存在所述呼吸信号时, 所述噪声功率的极大似然估计为:

$$\check{\sigma}^2 = E_M / N$$

其中,  $\check{\sigma}^2$  为所述噪声功率  $\sigma^2$  在不存在所述呼吸信号时的极大似然估计。

6. 根据权利要求5所述的呼吸信号检测装置, 其特征在于, 所述预处理模块包括:

相位滤波子模块, 用于对所述原始信号进行快时间线性相位滤波, 消除所述原始信号在快时间域的不稳定快时间直流信号;

趋势消除子模块, 用于对所述原始信号进行线性趋势消除, 抑制所述原始信号中的杂波信号和线性趋势信号。

7. 根据权利要求5所述的呼吸信号检测装置, 其特征在于, 所述统计模块还用于:

根据所述信号功率、所述呼吸频率、所述占空比因子、所述随机相位和所述噪声功率的所述极大似然估计的结果, 对所述待处理信号进行概率密度统计, 得到广义似然比检测器的检测统计量为:

$$\tilde{T}(x) = \ln(E_M) - \ln\left(\Lambda\left(\hat{P}, \hat{V}\right)\right) \begin{matrix} \mathcal{H}_1 \\ > \tilde{\gamma} \\ < \\ \mathcal{H}_0 \end{matrix}$$

其中,  $\mathcal{H}_1$  表示存在所述呼吸信号,  $\mathcal{H}_0$  表示不存在所述呼吸信号,  $\tilde{\gamma}$  为预置的第一门限值。

8. 根据权利要求7所述的呼吸信号检测装置, 其特征在于, 所述统计模块还用于:

设置所述占空比因子  $\eta$  为固定预设值  $\eta_0$ , 用  $\eta_0$  代替所述占空比因子的极大似然估计, 代入所述广义似然比检测器, 得到改进后的广义似然比检测器的检测统计量为:

$$\bar{T}(x) = \ln(E_M) - \ln\left(\Lambda\left(\bar{P}, \bar{V}\right)\right) \begin{matrix} \mathcal{H}_1 \\ > \bar{\gamma} \\ < \\ \mathcal{H}_0 \end{matrix}$$

$$\bar{P} = \left(K(\bar{V}) / N\right)^2$$

$$\bar{V} = \langle \bar{\omega}, \eta_0, \bar{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta_0, \varphi \rangle)\}$$

其中,  $\bar{\gamma}$  为预置的第二门限值。

## 一种呼吸信号检测方法和装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及信号检测技术领域,尤其涉及一种呼吸信号检测方法和装置。

### 背景技术

[0002] 非接触式生命探测主要通过探测人体的呼吸运动实现生命探测,灾后救援中,当受困人员被掩埋在废墟下时,非接触式生命探测仪是一种有效的受困人员探测与定位工具。雷达生命探测仪是一种融合了雷达技术和生物医学工程技术的可穿透非金属介质的非接触远距离的生命探测系统。超宽带(UWB,Ultra Wide Band)脉冲雷达的高穿透性能和高定位精度使它在灾后救援领域具有广泛的应用前景。

[0003] 传统的超宽带脉冲雷达生命探测方法往往将人体的呼吸信号看作频率为呼吸频率的正弦信号,对信号进行FFT(Fast Fourier Transform,快速傅里叶变换),当在空间的某一位置存在某一频率的呼吸信号时,相应的FFT点相比于不存在呼吸信号的FFT点会具有较高的能量,基于该能量的显著性来完成对呼吸信号的检测。然而,人体的呼吸运动是一个包含吸气、呼气 and 结束呼气三个过程的非正弦形态的准周期信号,该信号往往包含一个非常强的一次谐波分量和一个较为显著的二次谐波分量。直接进行FFT的方法忽视了非一次谐波的能量,而现有技术中基于谐波图的方法只是简单的把呼吸信号当作一个具有较强的一次谐波和一个显著二次谐波的周期信号,忽视了反映其波形的相位信息,导致部分检测性能的损失。

[0004] 可见,目前的方法都未能充分利用包含在呼吸信号波形中的信息,导致对呼吸信号的检测效率不高。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种呼吸信号检测方法和装置,旨在解决现有技术在进行生命探测过程中没有充分利用呼吸信号波形中的信息,导致对呼吸信号检测概率不高的问题。

[0006] 本发明的第一方面,提供一种呼吸信号检测方法,包括:

[0007] 采集原始信号,所述原始信号包括非呼吸信号;

[0008] 对所述原始信号进行预处理,过滤所述非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号;

[0009] 对所述待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;

[0010] 根据所述极大似然估计的结果,对所述待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;

[0011] 根据所述广义似然比检测器对所述待处理信号进行检测。

[0012] 本发明的第二方面,提供一种呼吸信号检测装置,包括:

[0013] 采集模块,用于采集原始信号,所述原始信号包括非呼吸信号;

[0014] 预处理模块,用于对所述原始信号进行预处理,过滤所述非呼吸信号中除噪声以

外的其他信号,得到待处理信号;

[0015] 估计模块,用于对所述待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;

[0016] 统计模块,用于根据所述极大似然估计的结果,对所述待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;

[0017] 检测模块,用于根据所述广义似然比检测器对所述待处理信号进行检测。

[0018] 本发明与现有技术相比存在的有益效果是:通过对原始信号中包含的各种未知参数进行极大似然估计,从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息,并基于极大似然估计进行概率密度统计得到广义似然比检测器,利用该检测器进行信号检测,从而达到对呼吸信号更高的检测概率。

## 附图说明

[0019] 图1是本发明实施例一提供的呼吸信号检测方法的流程图;

[0020] 图2是本发明实施例二提供的呼吸信号检测方法的流程图;

[0021] 图3是本发明实施例二提供的呼吸信号检测方法中原始信号采集和预处理过程的示意图;

[0022] 图4是本发明实施例三提供的呼吸信号检测装置的组成示意图;

[0023] 图5是本发明实施例四提供的呼吸信号检测装置的组成示意图。

## 具体实施方式

[0024] 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仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0025] 以下结合具体附图对本发明的实现进行详细的描述。

[0026] 图1是本发明实施例一提供的呼吸信号检测方法的流程图,具体包括步骤S101至S105,详述如下:

[0027] S101、采集原始信号,该原始信号包括非呼吸信号。

[0028] 具体地,在灾后救援现场或者反恐场景等需要进行生命探测的环境中,使用呼吸信号探测系统对探测环境的回波信号进行采样,得到原始信号,该原始信号组成雷达回波矩阵。

[0029] 原始信号包含了大量的噪声和杂波等非呼吸信号,同时当探测范围中有生命存在时,原始信号中还包括呼吸信号。

[0030] S102、对原始信号进行预处理,过滤非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号。

[0031] 需要说明的是,在本发明实施例中,后续对原始信号中是否存在呼吸信号的判决是以原始信号中存在噪声这一信号为前提的,因此,在对采样得到的原始信号进行预处理时会保留噪声信号,而过滤掉非呼吸信号中的杂波等干扰信号,如此,在后续进一步的检测过程中,也能够避免这些干扰信号对呼吸信号的检测造成干扰,从而可以更加准确地从原始信号中检测出是否存在呼吸信号。

[0032] 经过预处理得到的待处理信号包括了噪声信号和可能存在的呼吸信号。

[0033] 进一步地,上述对原始信号所进行的预处理可以采用快时间线性相位滤波和线性趋势消除对干扰信号进行过滤。

[0034] S103、对待处理信号中的未知参数进行极大似然估计。

[0035] 具体地,待处理信号中的未知参数可以包括信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率等,对这些未知参数进行极大似然估计,并可以采用网格搜索法(GridSearch)进行求解。

[0036] S104、根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器。

[0037] 具体地,对待处理信号的观测数据进行概率密度统计得到概率密度函数,并用步骤S103对未知参数进行极大似然估计的结果替换概率密度函数中的未知参数,得到广义似然比检测器。

[0038] S105、根据广义似然比检测器对待处理信号进行检测。

[0039] 具体地,通过广义似然比检测器的计算结果与门限值的大小对比,判断待处理信号中是否存在呼吸信号,实现生命探测。

[0040] 本实施例中,通过对原始信号进行预处理,得到待处理信号,对待处理信号的未知参数进行极大似然估计,从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息,并根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器,使用该广义似然比检测器对待处理信号进行检测,判断是否存在呼吸信号,从而达到对呼吸信号更高的检测概率。

[0041] 实施例二:

[0042] 图2是本发明实施例二提供的呼吸信号检测方法的流程图,具体包括步骤S201至S208,详述如下:

[0043] S201、采集原始信号,该原始信号包括非呼吸信号。

[0044] 在灾后救援现场或者反恐场景等需要进行生命探测的环境中,使用呼吸信号探测系统对探测环境的回波信号进行采样,得到原始信号,该原始信号组成雷达回波矩阵。

[0045] 原始信号包含了大量的噪声和杂波等非呼吸信号,同时当探测范围中有生命存在时,原始信号中还包括呼吸信号。

[0046] 具体地,原始信号可表示为:

$$[0047] \quad x_r[m,n] = s_e[m,n] + C[n] + L[m,n] + w_r[m,n] + d[m] \quad (1)$$

[0048] 其中, $m$ 和 $n$ 分别表示快时间域和慢时间域的时间变量, $m=1,2,\dots,M,n=1,2,\dots,N$ , $M$ 为快时间域的时间变量最大值,快时间采样周期为500皮秒, $N$ 为慢时间域的时间变量最大值,慢时间采样周期为0.05秒; $x_r[m,n]$ 为原始信号, $s_e[m,n]$ 为呼吸信号, $C[n]$ 为杂波, $L[m,n]$ 为线性趋势, $w_r[m,n]$ 为噪声, $d[m]$ 为不稳定快时间直流。

[0049] S202、对原始信号进行快时间线性相位滤波,消除原始信号在快时间域的不稳定快时间直流信号。

[0050] 快时间相位滤波可以采用快时间域线性相位数字滤波器完成。

[0051] 具体地,快时间域线性相位数字滤波器是一种带通线性相位有限脉冲响应数字滤波器。由于原始信号是一个二维回波矩阵,两个维度分别对应快时间域和慢时间域,回波矩阵的每一路快时间信号经过该滤波器处理后获得相应的一路快时间输出信号,多路输出信

号组成快时间域滤波输出矩阵 $x_F[m,n]$ 。

[0052] 该滤波器的带宽与雷达脉冲带宽相匹配。例如,雷达脉冲的带宽是从1GHz到3GHz,为了确保雷达脉冲在波形上不出现大的失真,该滤波器的频率响应在1GHz到3GHz上应尽可能保持近似为1,而在其他频段为了抑制干扰信号,应尽可能接近为0。同时,由于该滤波器是线性相位的,所以能够保持回波脉冲的时域波形。通过快时间域线性相位数字滤波器消除了在快时间域处于0频的不稳定快时间直流 $d[m]$ 。

[0053] 经过快时间相位滤波后得到的滤波输出为:

$$[0054] \quad x_F[m,n] = s_e[m-\delta,n] + C'[n] + L'[m,n] + w[m,n] \quad (2)$$

[0055] 其中, $x_F[m,n]$ 为滤波输出矩阵, $\delta$ 为呼吸信号在快时间域受滤波器影响所引入的时延,相当于快时间域线性相位数字滤波器的群时延, $s_e[m-\delta,n]$ 为引入时延后的呼吸信号, $C'[n]$ 为杂波 $C[n]$ 的滤波输出, $L'[m,n]$ 为线性趋势 $L[m,n]$ 的滤波输出, $w[m,n]$ 为噪声 $w_r[m,n]$ 的滤波输出。

[0056] S203、对原始信号进行线性趋势消除,抑制原始信号中的杂波信号和线性趋势信号。

[0057] 采用线性趋势减算法(linear trend subtraction algorithm)对步骤S202得到的滤波输出矩阵 $x_F[m,n]$ 进行线性趋势消除。

[0058] 具体地, $x_F[m,n]$ 是一个二维回波矩阵,两个维度分别对应快时间域和慢时间域, $x_F[m,n]$ 的每一路慢时间信号经过线性趋势减算法处理后获得相应的一路慢时间输出信号,多路输出信号组成预处理输出矩阵 $x[m,n]$ 。

[0059] 线性趋势减算法具体描述如下:

[0060]  $x_F[m,n]$ 的第 $m$ 路慢时间信号 $x_{F,m} = [x_F[m,1], x_F[m,2], \dots, x_F[m,N]]^T$ ,经处理后得到 $x[m,n]$ 的第 $m$ 路慢时间信号 $x_m = [x[m,1], x_F[m,2], \dots, x_F[m,N]]^T$ ,即:

$$[0061] \quad x_m = x_{F,m} - X(X^T X)^{-1} X^T x_{F,m} \quad (3)$$

[0062] 其中, $X = [Y/N \quad 1_N]$ , $Y = [0, 1, \dots, N-1]^T$ , $1_N$ 是所有元素均为1的 $N \times 1$ 列向量。

[0063] 通过线性趋势消除抑制了 $C'[n]$ 和 $L'[m,n]$ 后,得到的预处理输出矩阵为:

$$[0064] \quad x[m,n] = s[m,n] + w[m,n] \quad (4)$$

[0065] 其中, $s[m,n] = s_e[m-\delta,n]$ 。

[0066] 图3描述了对原始信号进行采集和预处理的过程,通过雷达对回波信号进行采样得到原始信号,对原始信号进行快时间线性相位滤波得到滤波输出,再对滤波输出矩阵进行线性趋势消除,得到预处理结果。

[0067] S204、对信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率进行极大似然估计。

[0068] 步骤S203得到的预处理输出矩阵,在慢时间域上所包含的信号分量存在两种可能,具体描述如下:

$$[0069] \quad H_0: x[n] = w[n]$$

$$[0070] \quad (5)$$

$$[0071] \quad H_1: x[n] = s[n] + w[n]$$

[0072] 其中, $H_0$ 表示不存在呼吸信号,没有生命; $H_1$ 表示存在呼吸信号,有生命; $x[n]$ 为预处理输出矩阵, $s[n]$ 为呼吸信号, $w[n]$ 为噪声。

[0073] 需要说明的是,从公式(5)开始的具体实现过程均是针对每一路慢时间信号,即 $x_m = [x[m,1], x_F[m,2], \dots, x_F[m,N]]^T, m=1,2,\dots,M-\delta$ ,因此为了简化符号,从公式(5)开始的后续所有公式均忽略快时间域变量 $m$ ,具体实现过程中只需要将所描述的方法分别应用于每一路慢时间信号即可。

[0074] 建立呼吸信号的解析模型为:

$$[0075] \quad s[n] = \sum_{q=1}^Q \sqrt{P} H_q^{(\eta)} \cos(q\omega n - q\varphi - \theta) \quad (6)$$

[0076] 其中, $q$ 为呼吸谐波阶次, $Q$ 为预置的呼吸谐波阶次的上限值, $P$ 为信号功率, $\eta$ 为与呼吸信号的占空比有关的占空比因子, $H_q^{(\eta)}$ 为根据 $q$ 和 $\eta$ 的组合得到的预置的函数值,其取值范围如下表1所示, $\omega$ 为呼吸频率, $\varphi$ 为由于数据采集的随机性而引入的随机相位, $\theta$ 为预置参数且取值范围为 $\theta \in \{0, \pi\}$ ,本实施例中 $\theta=0$ 。

[0077] 表1

[0078]

H	$\eta=2$	$\eta=3$	$\eta=4$	$\eta=5$	$\eta=6$	$\eta=7$	$\eta=8$	$\eta=9$	$\eta=10$	$\eta=11$	$\eta=12$
$q=1$	1.414	1.4	1.372	1.341	1.311	1.282	1.255	1.229	1.206	1.185	1.164
$q=2$	0	0.2	0.343	0.447	0.524	0.583	0.627	0.662	0.689	0.711	0.728
$q=3$	0	-0.02	0	0.041	0.087	0.134	0.179	0.221	0.258	0.293	0.323
$q=4$	0	0.006	0	0	0	0.009	0.022	0.039	0.057	0.077	0.097
$q=5$	0	0	0	0	0	0	0	0.002	0.006	0.011	0.018
$q=6$	0	0.001	0	0	0	0	0	0	0	0	0.001

[0079] 采用加性高斯白噪声(additive Gaussian white noise,AWGN)模型建立噪声模型,并定义该模型的噪声功率为 $\sigma^2$ 。

[0080] 定义预处理输出矩阵的观测数据向量 $x = \langle x[0] \ x[1] \ \dots \ x[N-1] \rangle$ ,根据所建立的呼吸信号的解析模型和噪声模型,对信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率进行极大似然估计的具体过程如下:

[0081] 1) 存在呼吸信号,即 $H_1$ 为真的情况下:

[0082] 观测数据向量 $x$ 的概率密度函数为:

$$[0083] \quad p(x; \sigma^2, P, V, H_1) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{N}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - s[n])^2\right\} \quad (7)$$

[0084] 其中, $V = \langle \omega, \eta, \varphi \rangle$ 。

[0085] 将公式(6)代入公式(7)得到:

$$[0086] \quad p(x; \sigma^2, P, V, H_1) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{N}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \Lambda(P, V)\right\} \quad (8)$$

$$[0087] \quad \Lambda(P, V) = \sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - s[n])^2 = E_M - 2\sqrt{P}K(V) + NP \quad (9)$$

$$[0088] \quad E_M = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2 \quad (10)$$

$$[0089] \quad K(V) = \sum_{q=1}^Q H_q^{(\eta)} A(q\omega) \cos(q\varphi + \theta + P(q\omega)) \quad (11)$$

[0090] 其中,  $E_M$  为慢时间域观测信号能量,  $A(q\omega) = |X(q\omega)|$ ,  $X(q\omega)$  为慢时间域观测信号能量的离散时间傅里叶变换,  $P(q\omega)$  为  $X(q\omega)$  的相位。

[0091] 在  $H_1$  为真的情况下, 未知参数包括信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率, 根据公式 (8), 这些未知参数的极大似然估计为:

$$[0092] \quad \langle \hat{\sigma}^2, \hat{P}, \hat{V} \rangle = \arg \max_{\sigma^2, P, V} \{p(x; \sigma^2, P, V, H_1)\} \quad (12)$$

[0093] 其中,  $\hat{\sigma}^2$  为噪声功率  $\sigma^2$  的极大似然估计,  $\hat{P}$  为信号功率  $P$  的极大似然估计,  $\hat{V} = \langle \hat{\omega}, \hat{\eta}, \hat{\varphi} \rangle$ ,  $\hat{\omega}$  为呼吸频率  $\omega$  的极大似然估计,  $\hat{\eta}$  为占空比因子  $\eta$  的极大似然估计,  $\hat{\varphi}$  为随机相位  $\varphi$  的极大似然估计。

[0094] 在公式 (8) 中, 对噪声功率  $\sigma^2$  求偏导数得到:

$$[0095] \quad \sigma^2 = \Lambda(P, V) / N \quad (13)$$

[0096] 公式 (13) 是  $p(x; \sigma^2, P, V, H_1)$  取得最大值的必要条件, 因此将公式 (13) 代入公式 (12) 得到:

$$[0097] \quad \langle \hat{P}, \hat{V} \rangle = \arg \max_{P, V} \{p(x; \sigma^2 = \Lambda(P, V) / N, P, V, H_1)\} \quad (14)$$

[0098] 由于  $\Lambda(P, V) = \sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - s[n])^2 > 0$ , 并且

[0099]  $p(x; \sigma^2 = \Lambda(P, V) / N, P, V, H_1) = (N / 2\pi e \Lambda(P, V))^{N/2}$ , 因此公式 (14) 等价于:

$$[0100] \quad \langle \hat{P}, \hat{V} \rangle = \arg \min_{P, V} \{\Lambda(P, V)\} \quad (15)$$

[0101] 根据公式 (9) 可知  $\Lambda(P, V)$  是  $\sqrt{P}$  的二次函数, 如果  $K(V) \geq 0$ , 则  $\Lambda(P, V)$  在满足  $\sqrt{P} = K(V) / N$  的条件时取得最小值, 并且最小值  $\Lambda_{\min}^+ = E_M - K(V)^2 / N$ ; 如果  $K(V) < 0$ , 则

$\Lambda(P, V)$  在满足  $\sqrt{P} = 0$  的条件时取得最小值, 并且最小值  $\Lambda_{\min}^- = E_M$ 。由于

$\int_0^{2\pi} K(V) d\varphi = 0$ , 集合  $\{V | K(V) \geq 0\}$  不是空集, 并且  $\Lambda_{\min}^+ \leq \Lambda_{\min}^-$ , 因此可以得到  $\Lambda(P, V)$  取

得最小值的必要条件是  $\sqrt{P} = K(V) / N$ , 该条件等价于:

$$[0102] \quad P = (K(V) / N)^2 \quad (16)$$

[0103] 其中,  $V \in \{V | K(V) \geq 0\}$ 。

[0104] 将公式 (16) 代入公式 (15), 得到:

$$[0105] \quad \hat{V} = \arg \min_{V \in \{V | K(V) \geq 0\}} \{\Lambda(P = (K(V) / N)^2, V)\} \quad (17)$$

[0106] 由于  $\Lambda(P = (K(V) / N)^2, V) = E_M - K(V)^2 / N$ , 因此公式 (17) 等价于:

$$[0107] \quad \hat{V} = \arg \max_V \{K(V)\} \quad (18)$$

[0108] 根据上述过程以及公式 (13)、公式 (16) 和公式 (18), 可以得到在  $H_1$  为真的情况下,

信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率的极大似然估计为：

$$[0109] \quad \hat{V} = \langle \hat{\omega}, \hat{\eta}, \hat{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \eta, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta, \varphi \rangle)\} \quad (19)$$

$$[0110] \quad \hat{P} = \left( K(\hat{V}) / N \right)^2 \quad (20)$$

$$[0111] \quad \hat{\sigma}^2 = \Lambda(\hat{P}, \hat{V}) / N \quad (21)$$

[0112] 其中， $\hat{\omega}$  为呼吸频率  $\omega$  的极大似然估计， $\hat{\eta}$  为占空比因子  $\eta$  的极大似然估计， $\hat{\varphi}$  为随机相位  $\varphi$  的极大似然估计， $\hat{P}$  为信号功率  $P$  的极大似然估计， $\hat{\sigma}^2$  为噪声功率  $\sigma^2$  在存在呼吸信号时的极大似然估计。

[0113] 2) 不存在呼吸信号，即  $H_0$  为真的情况下：

[0114] 观测数据向量  $x$  的概率密度函数为：

$$[0115] \quad p(x; \sigma^2, H_0) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{N}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} E_M\right\} \quad (22)$$

[0116] 在  $H_0$  为真的情况下，未知参数包括噪声功率，根据公式 (22)，它的极大似然估计为：

$$[0117] \quad \check{\sigma}^2 = \arg \max_{\sigma^2} \{p(x; \sigma^2, H_0)\} \quad (23)$$

[0118] 在公式 (22) 中，对噪声功率  $\sigma^2$  求导数，并结合公式 (23)，可以得到在  $H_0$  为真的情况下，噪声功率的极大似然估计为：

$$[0119] \quad \check{\sigma}^2 = E_M / N \quad (24)$$

[0120] 其中， $\check{\sigma}^2$  为噪声功率  $\sigma^2$  在不存在所述呼吸信号时的极大似然估计。

[0121] 根据公式 (19)、公式 (20)、公式 (21) 和公式 (24) 得到了全部未知参数的极大似然估计后，可采用网格搜索法 (GridSearch) 进行求解。

[0122] 具体地，由于呼吸信号的占空比是在一个有限的范围内变化，因此占空比因子  $\eta$  也会在一个有限范围内变化，通常其变化范围是  $3 \leq \eta \leq 12$ ；由于人体呼吸频率通常在  $0.1\text{Hz}$  和  $0.5\text{Hz}$  之间，因此呼吸频率  $\omega$  的变化范围是  $2\pi T_S \times 0.1\text{Hz} \leq \omega \leq 2\pi T_S \times 0.5\text{Hz}$ ，其中  $T_S$  为慢时间采样周期；随机相位  $\varphi$  满足条件  $0 \leq \varphi \leq 2\pi$ 。可见所有变量的取值范围都是有限的，可以采用网格搜索的方式进行求解，具体各参数的搜索范围和搜索步长可参考如下表 2 进行设置。

[0123] 表 2

[0124]

	参数	值	参数	值
呼吸信号	观测时间	60s	随机相位 $\varphi$	在 $[0, 2\pi]$ 上均匀分布
	慢时间采样周期 $T_s$	0.05s	$\theta$	0
	呼吸频率	0.25Hz		

[0125] S205、根据信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率的极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器。

[0126] 具体地,在对待处理信号进行概率密度统计得到的公式(7)和公式(22)中,用信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率这些未知参数的极大似然估计替换这些未知参数,可得到:

$$[0127] \quad T(x) = \begin{matrix} H_1 \\ \left( \frac{\hat{\sigma}_v^2}{\hat{\sigma}^2} \right)^{\frac{N}{2}} \exp \left( \frac{1}{\hat{\sigma}_v^2} E_M - \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \Lambda \left( \hat{P}, \hat{V} \right) \right) > \gamma \\ H_0 \end{matrix} \quad (25)$$

[0128] 其中,  $\gamma$  为预置的门限值,  $T(x)$  表示检验统计量。

[0129] 将公式(23)和公式(24)代入公式(25),得到:

$$[0130] \quad T(x) = \begin{matrix} H_1 \\ \left( \frac{E_M}{\Lambda \left( \hat{P}, \hat{V} \right)} \right)^{\frac{N}{2}} > \gamma \\ H_0 \end{matrix} \quad (26)$$

[0131] 为了降低计算复杂度,可以定义新的检测统计量  $\tilde{T}(x)$  为:

$$[0132] \quad \tilde{T}(x) = 2 \ln T(x) / N \quad (27)$$

[0133] 根据公式(26)和公式(27),可得到广义似然比检测器为:

$$[0134] \quad \tilde{T}(x) = \ln(E_M) - \ln \left( \Lambda \left( \hat{P}, \hat{V} \right) \right) \begin{matrix} H_1 \\ > \tilde{\gamma} \\ H_0 \end{matrix} \quad (28)$$

[0135] 其中,  $\tilde{\gamma}$  为预置的第一门限值。

[0136] 进一步地,可以采用网格搜索的方式对公式(28)进行求解,具体各参数的搜索范围和搜索步长可参考如下表3进行设置。

[0137] 表3

[0138]

	参数	值	参数	值
广义似然比 检测器	Q	4	$\omega$ 的网格搜索范围	$\pi/100 \leq \omega \leq \pi/20$
	$\eta$ 的网格搜索范围	$2 \leq \eta \leq 12$	$\omega$ 的网格搜索步长	$\pi/3000$
	$\eta$ 的网格搜索步长	1	$\varphi$ 的网格搜索范围	$0 \leq \varphi \leq 2\pi$
			$\varphi$ 的网格搜索步长	$\pi/900$

[0139] S206、设置占空比因子为固定预设值,用该固定预设值代替占空比因子的极大似然估计,得到改进后的广义似然比检测器。

[0140] 由于在对步骤S205得到的公式(28)进行性能分析过程中,发现当呼吸信号具有较高的占空比,即占空比因子的值较小时,检测性能表现不佳。因此,可以将占空比因子直接设置为固定预设值,优选地,可以将占空比因子的值设为4,用该固定预设值代替占空比因子的极大似然估计,使得对高占空比的呼吸信号有更好的检测性能。

[0141] 具体地,根据公式(28)和固定预设值的占空比因子,得到改进后的广义似然比检测器为:

$$[0142] \quad \begin{matrix} H_1 \\ \bar{T}(x) = \ln(E_M) - \ln(\Lambda(\bar{P}, \bar{V})) > \bar{\gamma} \\ H_0 \end{matrix} \quad (29)$$

$$[0143] \quad \bar{P} = (K(\bar{V})/N)^2 \quad (30)$$

$$[0144] \quad \bar{V} = \langle \bar{\omega}, \eta_0, \bar{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta_0, \varphi \rangle)\} \quad (31)$$

[0145] 其中,  $\bar{\gamma}$  为预置的第二门限值,  $\eta_0$  为占空比因子的固定预设值,优选地,  $\eta_0 = 4$ 。

[0146] S207、根据改进后的广义似然比检测器对待处理信号进行检测。

[0147] 根据公式(29)得到的改进后的广义似然比检测器,可以对待处理信号是否存在呼吸信号进行检测。

[0148] 具体地,可以采用网格搜索的方式对公式(29)进行求解,具体各参数的搜索范围和搜索步长可参考如下表4进行设置。

[0149] 表4

[0150]

	参数	值	参数	值
改进的广义 似然比检测 器	Q	4	$\omega$ 的网格搜索范围	$\pi/100 \leq \omega \leq \pi/20$
	$\eta_0$	4	$\omega$ 的网格搜索步长	$\pi/3000$
			$\varphi$ 的网格搜索范围	$0 \leq \varphi \leq 2\pi$
			$\varphi$ 的网格搜索步长	$\pi/900$

[0151] 根据求解的结果,当 $\bar{T}(x) > \bar{\gamma}$ 时,表示 $H_1$ 为真,存在呼吸信号;当 $\bar{T}(x) < \bar{\gamma}$ 时,表示 $H_0$ 为真,不存在呼吸信号。

[0152] 需要说明的是,第二门限值 $\bar{\gamma}$ 的取值要适当,如果 $\bar{\gamma}$ 的取值过高,则会降低检测概率;若 $\bar{\gamma}$ 的取值过低,则会增大虚警率。

[0153] 本实施例中,通过对原始信号进行快时间线性相位滤波和线性趋势消除的预处理,得到待处理信号,对待处理信号的信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率这些未知参数进行极大似然估计,从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息,根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器,并对该检测器进行改进,用固定预设值的占空比因子代替占空比因子的极大似然估计,得到改进后的广义似然比检测器。从而实现了采用该基于极大似然估计的改进的广义似然比检测器对呼吸信号的检测具有更高的检测概率。

[0154] 实施例三:

[0155] 图4是本发明实施例三提供的呼吸信号检测装置的组成示意图,为了便于说明,仅示出了与本发明实施例相关的部分。图4示例的用于呼吸信号检测的装置可以是前述实施例一提供的用于呼吸信号检测的方法的执行主体,其可以是应用设备或者应用设备中的一个功能模块。图4示例的用于呼吸信号检测的装置主要包括:采集模块41、预处理模块42、估计模块43、统计模块44和检测模块45。各功能模块详细说明如下:

[0156] 采集模块41,用于采集原始信号,该原始信号包括非呼吸信号;

[0157] 预处理模块42,用于对原始信号进行预处理,过滤非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号;

[0158] 估计模块43,用于对待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;

[0159] 统计模块44,用于根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;

[0160] 检测模块45,用于根据广义似然比检测器对待处理信号进行检测。

[0161] 本实施例中的呼吸信号检测装置中,各模块实现各自功能的过程,参见前述图1所示实施例的描述,此处不再赘述。

[0162] 从上述图4示例的用于呼吸信号检测的装置可知,本实施例中,通过对原始信号进行预处理,得到待处理信号,对待处理信号的未知参数进行极大似然估计,从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息,并根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器,使用该广义似然比检测器对待处理信号进行检测,判断是否存在呼吸信号,从而达到对呼吸信号更高的检测概率。

[0163] 实施例四:

[0164] 图5是本发明实施例四提供的呼吸信号检测装置的组成示意图,为了便于说明,仅示出了与本发明实施例相关的部分。图5示例的用于呼吸信号检测的装置可以是前述实施例二提供的用于呼吸信号检测的方法的执行主体,其可以是应用设备或者应用设备中的一个功能模块。图5示例的用于呼吸信号检测的装置主要包括:采集模块51、预处理模块52、估计模块53、统计模块54和检测模块55。各功能模块详细说明如下:

[0165] 采集模块51,用于采集原始信号,该原始信号包括非呼吸信号;

[0166] 预处理模块52,用于对原始信号进行预处理,过滤非呼吸信号中除噪声以外的其他信号,得到待处理信号;

[0167] 估计模块53,用于对待处理信号中的未知参数进行极大似然估计;

[0168] 统计模块54,用于根据极大似然估计的结果,对待处理信号进行概率密度统计,得到广义似然比检测器;

[0169] 检测模块55,用于根据广义似然比检测器对待处理信号进行检测。

[0170] 具体地,预处理模块52包括:

[0171] 相位滤波子模块521,用于对原始信号进行快时间线性相位滤波,消除原始信号在快时间域的不稳定快时间直流信号;

[0172] 趋势消除子模块522,用于对原始信号进行线性趋势消除,抑制原始信号中的杂波信号和线性趋势信号。

[0173] 进一步地,估计模块53还用于:

[0174] 对信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率进行极大似然估计;

[0175] 所述呼吸频率、所述占空比因子和所述随机相位的极大似然估计为:

$$[0176] \quad \hat{V} = \langle \hat{\omega}, \hat{\eta}, \hat{\phi} \rangle = \arg \max_{\omega, \eta, \phi} \{K(\langle \omega, \eta, \phi \rangle)\}$$

$$[0177] \quad K(\langle \omega, \eta, \phi \rangle) = \sum_{q=1}^Q H_q^{(\eta)} A(q\omega) \cos(q\phi + \theta + P(q\omega))$$

$$[0178] \quad A(q\omega) = |X(q\omega)|$$

[0179] 其中,  $\hat{\omega}$  为所述呼吸频率  $\omega$  的极大似然估计,  $\hat{\eta}$  为所述占空比因子  $\eta$  的极大似然估计,  $\hat{\phi}$  为所述随机相位  $\phi$  的极大似然估计,  $q$  为呼吸谐波阶次,  $Q$  为预置的所述呼吸谐波阶次的上限值,  $H_q^{(\eta)}$  为根据  $q$  和  $\eta$  的组合得到的预置的函数值,  $X(q\omega)$  为所述待处理信号中慢时间域观测信号能量的离散时间傅里叶变换,  $P(q\omega)$  为所述  $X(q\omega)$  的相位;

[0180] 所述信号功率的极大似然估计为:

$$[0181] \quad \hat{P} = \left( K(\hat{V}) / N \right)^2$$

[0182] 其中,  $\hat{P}$  为所述信号功率  $P$  的极大似然估计,  $N$  为所述慢时间域的预置的最大值;

[0183] 当存在所述呼吸信号时,所述噪声功率的极大似然估计为:

$$[0184] \quad \hat{\sigma}^2 = \Lambda(\hat{P}, \hat{V}) / N$$

$$[0185] \quad \Lambda(\hat{P}, \hat{V}) = E_M - 2\sqrt{\hat{P}}K(\hat{V}) + N\hat{P}$$

[0186] 其中,  $\hat{\sigma}^2$  为所述噪声功率  $\sigma^2$  在存在所述呼吸信号时的极大似然估计,  $E_M$  为所述待处理信号中慢时间域观测信号能量;

[0187] 当不存在所述呼吸信号时,所述噪声功率的极大似然估计为:

$$[0188] \quad \hat{\sigma}^2 = E_M / N$$

[0189] 其中,  $\hat{\sigma}^2$  为所述噪声功率  $\sigma^2$  在不存在所述呼吸信号时的极大似然估计。

[0190] 进一步地, 统计模块54还用于:

[0191] 根据信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率的极大似然估计的结果, 对待处理信号进行概率密度统计, 得到广义似然比检测器为:

$$[0192] \quad \tilde{T}(x) = \ln(E_M) - \ln\left(\Lambda\left(\hat{P}, \hat{V}\right)\right) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \tilde{\gamma} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix}$$

[0193] 其中,  $H_1$  表示存在所述呼吸信号,  $H_0$  表示不存在所述呼吸信号,  $\tilde{\gamma}$  为预置的第一门限值。

[0194] 进一步地, 统计模块54还用于:

[0195] 设置所述占空比因子  $\eta$  为固定预设值  $\eta_0$ , 用  $\eta_0$  代替占空比因子的极大似然估计, 代入广义似然比检测器, 得到改进后的广义似然比检测器为:

$$[0196] \quad \bar{T}(x) = \ln(E_M) - \ln\left(\Lambda\left(\bar{P}, \bar{V}\right)\right) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \bar{\gamma} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix}$$

$$[0197] \quad \bar{P} = \left(K(\bar{V}) / N\right)^2$$

$$[0198] \quad \bar{V} = \langle \bar{\omega}, \eta_0, \bar{\varphi} \rangle = \arg \max_{\omega, \varphi} \{K(\langle \omega, \eta_0, \varphi \rangle)\}$$

[0199] 其中,  $\bar{\gamma}$  为预置的第二门限值。

[0200] 本实施例中的呼吸信号检测装置中, 各模块实现各自功能的过程, 参见前述图2所示实施例的描述, 此处不再赘述。

[0201] 从上述图5示例的用于呼吸信号检测的装置可知, 本实施例中, 通过对原始信号进行快时间线性相位滤波和线性趋势消除的预处理, 得到待处理信号, 对待处理信号的信号功率、呼吸频率、占空比因子、随机相位和噪声功率这些未知参数进行极大似然估计, 从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息, 根据极大似然估计的结果, 对待处理信号进行概率密度统计, 得到广义似然比检测器, 并对该检测器进行改进, 用固定预设值的占空比因子代替占空比因子的极大似然估计, 得到改进后的广义似然比检测器。从而实现了采用该基于极大似然估计的改进的广义似然比检测器对呼吸信号的检测具有更高的检测概率。

[0202] 需要说明的是, 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述, 每一个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处, 各个实施例之间相同或者相似的部分互相参见即可。对于装置类实施例而言, 由于其与方法实施例基本相似, 所以描述的比较简单, 相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

[0203] 值得注意的是, 上述装置实施例中, 所包括的各个模块只是按照功能逻辑进行划

分的,但并不局限于上述的划分,只要能够实现相应的功能即可;另外,各功能模块的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本发明的保护范围。

[0204] 本领域普通技术人员可以理解,实现上述各实施例方法中的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件来完成,相应的程序可以存储于一计算机可读取存储介质中,所述的存储介质,如ROM/RAM、磁盘或光盘等。

[0205] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,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、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

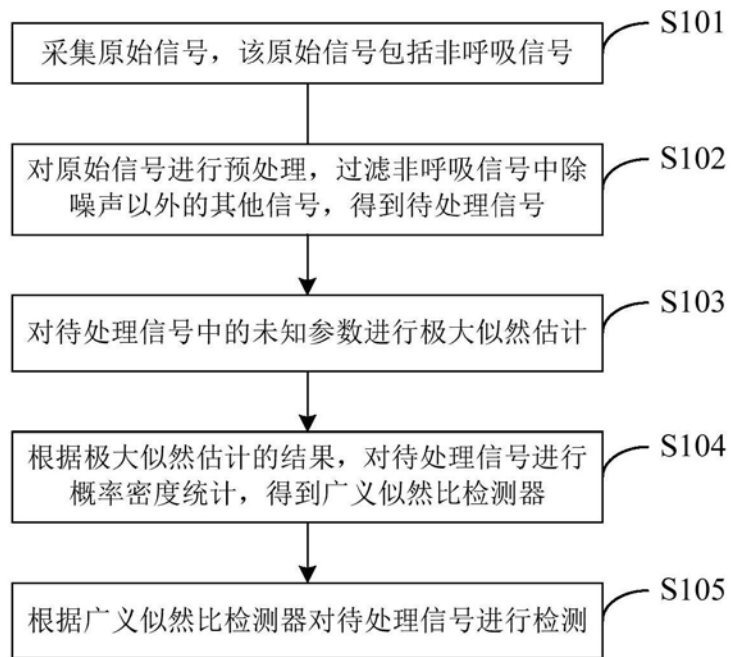


图1

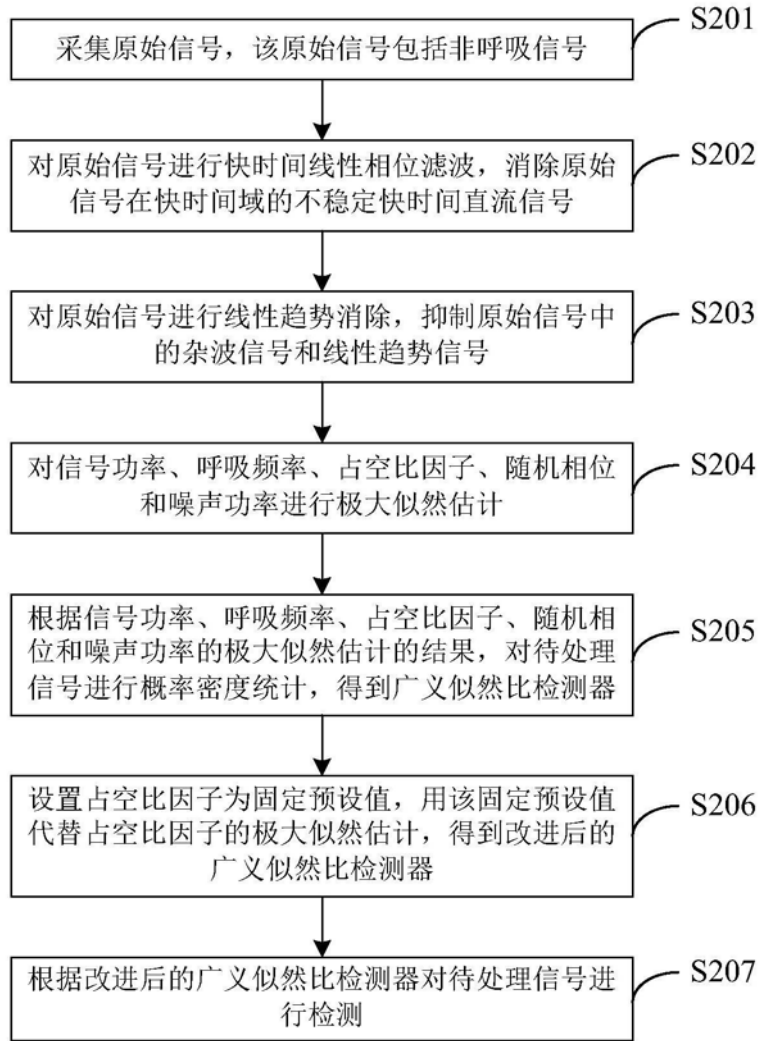


图2

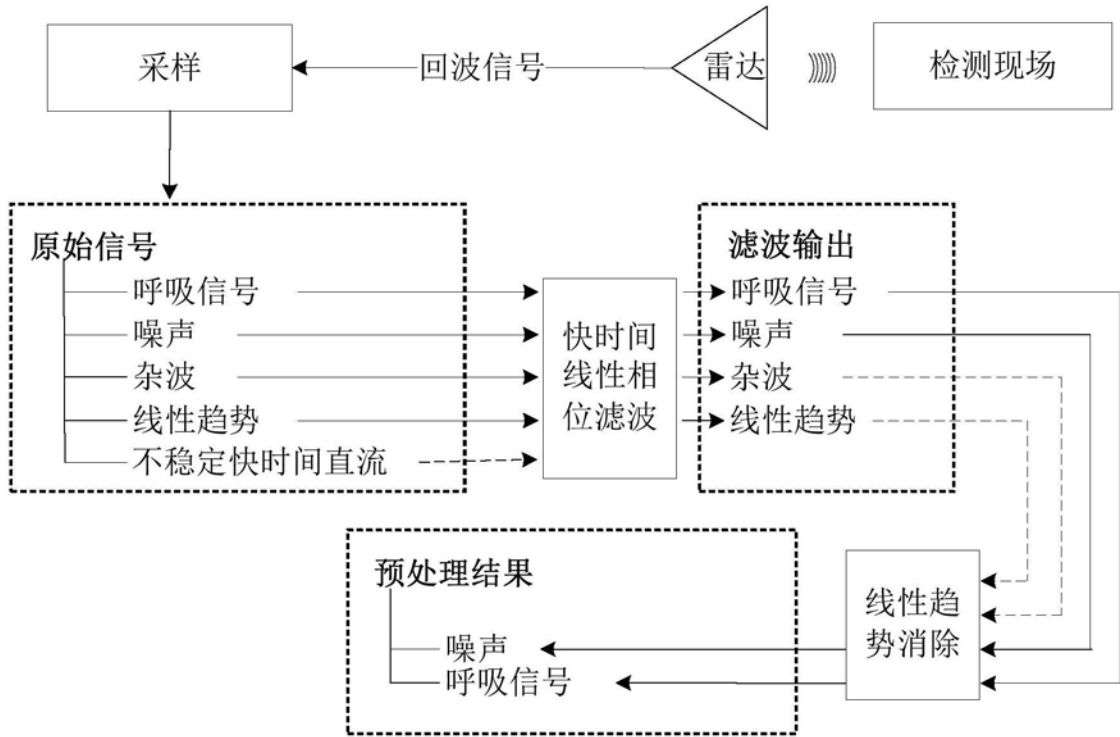


图3



图4

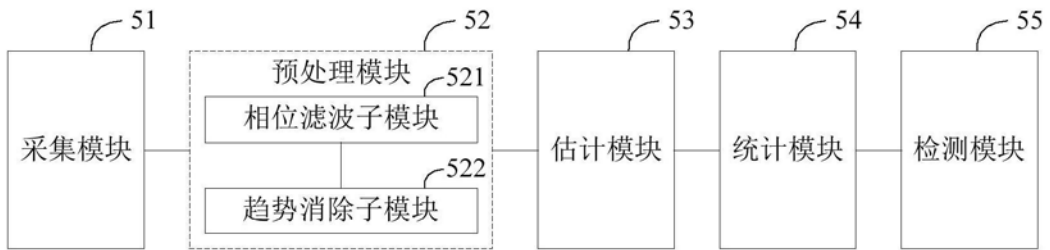


图5

专利名称(译)	一种呼吸信号检测方法和装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN105640502B</a>	公开(公告)日	2018-08-14
申请号	CN201511021806.X	申请日	2015-12-29
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
[标]发明人	李鑫 李焯		
发明人	李鑫 李焯		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/08		
CPC分类号	A61B5/08 A61B5/72 A61B5/7203		
代理人(译)	张全文		
审查员(译)	王传利		
其他公开文献	CN105640502A		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明涉及信号检测技术领域，提供了一种呼吸信号检测方法和装置，旨在解决现有技术在进行生命探测过程中没有充分利用呼吸信号波形中的信息，导致对呼吸信号检测概率不高的问题。所述方法包括：采集原始信号并进行预处理，得到待处理信号；对待处理信号中的未知参数进行极大似然估计；根据极大似然估计的结果，对待处理信号进行概率密度统计，得到广义似然比检测器；根据广义似然比检测器对待处理信号进行检测。本发明通过对原始信号中包含的各种未知参数进行极大似然估计，从而充分利用呼吸信号波形中的各种参数信息，并基于极大似然估计进行概率密度统计得到广义似然比检测器，利用该检测器进行信号检测，从而达到对呼吸信号更高的检测概率。

