



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105640505 A

(43) 申请公布日 2016. 06. 08

(21) 申请号 201610020583. 3

(22) 申请日 2016. 01. 13

(71) 申请人 昆明理工大学

地址 650093 云南省昆明市五华区学府路 253 号

(72) 发明人 杨承志 何慧敏 刘贺 张兴超 杨彪

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006. 01)

A61B 5/02(2006. 01)

G06T 5/00(2006. 01)

G06T 5/10(2006. 01)

G06T 7/00(2006. 01)

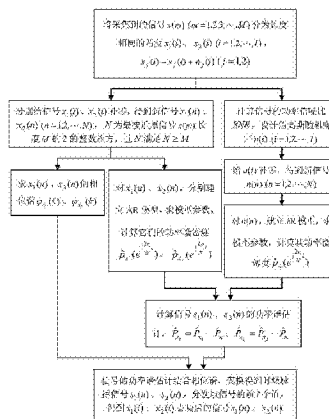
权利要求书5页 说明书15页 附图20页

(54) 发明名称

一种基于 AR 模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于 AR 模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,属信息科学与医学融合领域。本发明首先将采集到的脉搏信号分为长度相同的两段,计算信号的功率信噪比,建立随机噪声信号的模型,设计随机噪声信号;分别给两段信号补零使其长度为 N,对补零后信号进行傅里叶变换保留其相位谱;对补零后信号,建立 AR 模型,估计其功率谱;对噪声信号补零,使其长度亦为 N,再估计其功率谱;用混合信号的功率谱减去噪声信号的功率谱,得到有效信号的功率谱,结合去噪前混合信号的相位谱,通过变换得到时域脉搏有效信号。本发明在明显去除了随机噪声的基础上又没有降低信号分辨率及保真度,去噪效果很好。



1. 一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,其特征在于:所述基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法的具体步骤如下:

Step1、将采集到的脉搏信号分为长度相同的两段来计算信号的功率信噪比,通过计算得到的信号功率信噪比估计噪声方差,进而建立随机噪声信号的模型,设计随机噪声信号;

Step2、分别给两段信号补零使两段信号的大小均为最接近原信号长度的2的整数次方,对补零后的混合信号进行傅里叶变换保留其相位谱;

Step3、对补零后的两段混合信号建立AR模型,确定AR模型及模型阶数,根据模型求出模型的参数,代入功率谱密度估计公式估计出补零后的混合信号的功率谱;其中模型阶数选择未补零前的每段信号的长度;

Step4、对所设计的随机噪声信号补零,使噪声信号的长度与补零后的混合信号的长度相同,用与步骤Step3相同的方法估计出补零后随机噪声信号的功率谱,模型阶数也与步骤Step3中相同;

Step5、用补零后的混合信号的功率谱减去补零后随机噪声信号的功率谱,得到有效信号的功率谱,结合去噪前混合信号的相位谱,通过变换得到时域脉搏有效信号。

2. 根据权利要求1所述的基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,其特征在于:所述步骤Step1的具体步骤如下:

Step1.1、将脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ )分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ ,  $i=1, 2, 3, \dots, \lceil \frac{M}{2} \rceil$ , 使得  $x_1(i) = x(m)$ ,  $m=1, 2, 3, \dots, \lceil \frac{M}{2} \rceil$ ,  $x_2(i) = x(m)$ ,  $m=1 + \lceil \frac{M}{2} \rceil, 2 + \lceil \frac{M}{2} \rceil, 3 + \lceil \frac{M}{2} \rceil, \dots, 2 * \lceil \frac{M}{2} \rceil$ , 且记  $I = \lceil \frac{M}{2} \rceil$ ;

Step1.2、采集到的脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ )是由脉搏有效信号 $s(m)$ 和噪声信号 $n(m)$ 组成的,即 $x(m) = s(m) + n(m)$ , 则 $x_1(i) = s_1(i) + n_1(i)$ ,  $x_2(i) = s_2(i) + n_2(i)$ , 取 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的傅里叶变换,得到 $X_1(k)$ 和 $X_2(k)$  ( $k=0, 1, \dots, I$ ), 然后分别取它们幅值的平方,并除以信号的长度 $I$ , 作为对 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ 真实功率谱的估计,即 $\hat{P}_{x_1}(k) = \frac{1}{I} |X_1(k)|^2$ ,  $\hat{P}_{x_2}(k) = \frac{1}{I} |X_2(k)|^2$ , 则信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的功率分别为 $G_{x_1} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_1(k)|^2$ ,  $G_{x_2} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_2(k)|^2$ , 则每段混合信号的平均功率为 $\overline{G}_x = \frac{1}{2} (G_{x_1} + G_{x_2})$ , 通过公式 $\hat{P}_{x_1 x_2}(k) = \frac{1}{2I} (X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ , 估计出信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的互功率谱, 因为 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ 的互功率谱就是有效信号的功率谱, 则脉搏有效信号的平均功率 $\overline{G}_s = \frac{1}{2I} \sum_{k=0}^{I-1} (X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ , 因为 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 这两段信号分别的总功率谱就是有效信号与随机噪声信号功率谱之和, 故可得噪声功率为 $\overline{G}_n = \overline{G}_x - \overline{G}_s$ , 可求出信号的功率信噪比为 $SNR = \overline{G}_s / \overline{G}_n$ ;

其中, 由于 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 之间有效信号相关性强、有效信号与随机噪声信号不相关、随机噪声信号之间也不相关, 故每段信号的自相关函数 $r_{x_i}(\tau)$  ( $i=1, 2$ )为脉搏有效信号的自相关函数 $r_s(\tau)$ 与噪声自相关函数 $r_n(\tau)$ 之和, 而两段信号的互相关函数 $r_{x_1 x_2}(\tau)$ 等于脉搏有效信

号的自相关函数 $r_s(\tau)$ ,即 $r_{x_i}(\tau) = r_s(\tau) + r_n(\tau)$ ,  $r_{x_1x_2}(\tau) = r_s(\tau)$ ,  $i = 1, 2$ ,因此,  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 这两段信号分别的总功率谱 $P_x(k)$ 就是有效信号 $P_s(k)$ 与噪声功率谱 $P_n(k)$ 之和,而它们之间的互功率谱 $P_{x_1x_2}(k)$ 就是有效信号的功率谱 $P_s(k)$ ,即 $P_x(k) = P_s(k) + P_n(k)$ ,  $P_{x_1x_2}(k) = P_s(k)$ ;

Step1.3、在时域中,脉搏信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的功率为 $G_{s_{x_1}} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_1(i)|^2$ ,  $G_{s_{x_2}} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_2(i)|^2$ ,故每段信号的平均功率为 $\overline{G_{s_x}} = \frac{1}{2}(G_{s_{x_1}} + G_{s_{x_2}})$ ;

Step1.4、选择均值为0、方差为 $\sigma^2$ 、长度为I的服从高斯分布的伪白噪声序列作为随机噪声信号的模型;由于白噪声的功率是用其方差来定义的,即 $G_u = \sigma^2$ , $G_u$ 表示白噪声的功率,故采集到的脉搏信号中所含的随机噪声的功率为 $G_{s_n} = G_u = \sigma^2$ ,因此,  $SNR = G_{s_s} / G_{s_n} = (G_{s_x} - G_{s_n}) / G_{s_n} = (G_{s_x} - G_u) / G_u$ ,故 $G_u = \overline{G_{s_x}} / (SNR + 1)$ ,这样就可以求得白噪声模型的方差 $\sigma^2$ ,进而建立出均值为0、方差为 $\sigma^2$ 、长度为I的伪高斯白噪声模型 $n(i)$ 了。

3. 根据权利要求1所述的基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,其特征在于:所述步骤Step2的具体步骤如下:

分别对脉搏信号 $x(m)$  ( $m = 1, 2, 3, \dots, M$ )分成的两段长度相同的信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 补零得到新的信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 进行傅里叶变换,得到 $X_1(k)$ 和 $X_2(k)$  ( $k = 0, 1, \dots, N-1$ ),保留其相位谱 $\varphi_{x_1}(k)$ 、 $\varphi_{x_2}(k)$ ,其相位谱为傅里叶变换结果的虚部与实部之商,即为 $\varphi_{x_1}(k) = \text{imag}(X_1(k)) / \text{real}(X_1(k))$ ,  $\varphi_{x_2}(k) = \text{imag}(X_2(k)) / \text{real}(X_2(k))$ ;

其中, $n = 1, 2, 3, \dots, N$ , $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度 $M$ 的2的整数次方,且 $N$ 满足 $N \geq M$ 。

4. 根据权利要求1所述的基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,其特征在于:所述步骤Step3的具体步骤如下:

Step3.1、对脉搏信号 $x(m)$  ( $m = 1, 2, 3, \dots, M$ )分成的两段长度相同信号的其中一段信号 $x_1(i)$ 补零后得到的信号 $x_1(n)$  ( $n = 1, 2, 3, \dots, N$ ),建立AR模型, $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度 $M$ 的2的整数次方,且 $N$ 满足 $N \geq M$ ,建立的AR模型可由公式 $P_{x_1}(e^{j\omega})^2 = \sigma_1^2 / |1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k}|^2$ 表达,确定AR参数模型的阶数 $p$ 为未补零前信号 $x_1(i)$ 的长度,即 $p = I$ ;

Step3.2、估计出信号 $x_1(n)$ 的前 $p+1$ 个自相关函数 $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ , ...,  $\hat{r}_{x_1}(p)$ ;

Step3.3、建立AR模型的参数 $a_k$ 和 $x_1(n)$ 的前 $p+1$ 个自相关函数的关系,即建立AR模型的正则方程,又称为Yule-Walker方程,建立的方程如下:

$$\begin{bmatrix} r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(2) & \cdots & r_{x_1}(p) \\ r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & \cdots & r_{x_1}(p-1) \\ r_{x_1}(2) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & \cdots & r_{x_1}(p-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{x_1}(p) & r_{x_1}(p-1) & r_{x_1}(p-2) & \cdots & r_{x_1}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

用 $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ , ...,  $\hat{r}_{x_1}(p)$ 代替方程中的 $r_{x_1}(0)$ ,  $r_{x_1}(1)$ , ...,  $r_{x_1}(p)$ ,用

Levinson-Durbin递推算法求解方程,求出真实参数的估计值,即 $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p, \hat{\sigma}_1^2$ ;

Step3.4、将估计值 $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p, \hat{\sigma}_1^2$ 代入公式 $P_{x_1}(e^{j\omega}) = \sigma_1^2 \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$ 中,得到 $x_1(n)$ 的功率谱 $P_{x_1}(e^{j\omega})$ 的估计,即 $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{\sigma}_1^2 \left| 1 + \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2$ ,对 $\omega$ 在单位圆上均匀抽样,取分点个数为 $x_1(n)$ 长度的4倍,记分点个数为 $nfft$ ,即 $nfft = 4 * N$ ,则得到离散谱 $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{\sigma}_1^2 \left| 1 + \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2 = \hat{\sigma}_1^2 \left| \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2$ ,式中, $\hat{a}_0 = 1$ ,而 $\hat{a}_{p+1}, \dots, \hat{a}_{nfft-1} = 0$ ,  $l = 0, 1, \dots, nfft-1$ ;

Step3.5、对 $x_2(n)$ 进行步骤Step3.1至步骤Step3.4的同样处理,求出脉搏信号 $x(m)$  ( $m = 1, 2, 3, \dots, M$ )分成的两段长度相同信号的其中一段信号 $x_2(i)$ 补零后得到的信号 $x_2(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{x_2}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;其中, $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, [\frac{M}{2}]$ ),  $x_1(i) = x(m)$  ( $m = 1, 2, 3, \dots, [\frac{M}{2}]$ ),  $x_2(i) = x(m)$  ( $m = 1 + [\frac{M}{2}], 2 + [\frac{M}{2}], 3 + [\frac{M}{2}], \dots, 2 * [\frac{M}{2}]$ ),且记 $l = [\frac{M}{2}]$ 。

5. 根据权利要求4所述的基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,其特征在于:所述步骤Step3.2的具体步骤如下:

Step3.2.1、对 $x_1(n)$ 补零使其长度为最接近 $2N-1$ 的2的整数次方,记补零后的数据长度为 $N_1$ ,且 $N_1$ 应满足 $N_1 \geq 2N-1$ ,补零后的信号记为 $x_{1N_1}(n)$ ;

Step3.2.2、对 $x_{1N_1}(n)$ 作傅里叶变换得 $X_{1N_1}(k)$  ( $k = 0, 1, \dots, N_1 - 1$ ),求 $X_{1N_1}(k)$ 的幅平方,然后除以 $N_1$ ,得 $\frac{1}{N_1} |X_{1N_1}(k)|^2$ ;

Step3.2.3、对 $\frac{1}{N_1} |X_{1N_1}(k)|^2$ 作傅里叶逆变换,得 $x_{1N_1}(n)$ 自相关函数的估计 $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$ ,而 $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$ 并不简单地等于自相关函数的估计 $\hat{r}_{x_1}(\tau)$ ,此时 $\hat{r}_{x_1}(\tau)$ 为 $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$ 的前 $N$ 项与后 $N-1$ 项的组合,且后 $N-1$ 项在前,前 $N$ 项在后,即 $\hat{r}_{x_1}(\tau) = [\hat{r}_{x_1}(\tau)(N_1 - N + 2 : N_1); \hat{r}_{x_1}(\tau)(1 : N)] = [C(N_1 - N + 2 : N_1); C(1 : N)]$ ,  $\tau = -(N-1), -(N-2), \dots, -1, 0, 1, \dots, N-2, N-1$ ;由此,得到 $r_{x_1}(0:p) = \hat{r}_{x_1}(0:p) = C(1:p+1)$ ,因而估计出了信号 $x_1(n)$ 的前 $p+1$ 个自相关函数 $\hat{r}_{x_1}(0), \hat{r}_{x_1}(1), \hat{r}_{x_1}(2), \dots, \hat{r}_{x_1}(p)$ 。

6. 根据权利要求1所述的基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,其特征在于:所述步骤Step4的具体步骤如下:

对所建立的服从高斯分布的伪白噪声序列的随机噪声信号的模型,即伪高斯白噪声信号 $n(i)$ 补零,得到信号 $n(n)$ ,使噪声信号的长度与混合信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 的长度相同,即长度为 $N$ , $n(n)$ , $n = 1, 2, 3, \dots, N$ ,用与步骤Step3中相同的方法,估计出噪声信号的功率谱 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,模型阶数和分点个数也与步骤Step3中的选择相同;

其中,混合信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 为脉搏信号 $x(m)$  ( $m = 1, 2, 3, \dots, M$ )分为长度相同的两段信

号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ ,  $i=1,2,3,\dots,\lfloor\frac{M}{2}\rfloor$ 补零得到的新的信号,  $n=1,2,3,\dots,N$ ,  $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度 $M$ 的2的整数次方, 且 $N$ 满足 $N \geq M$ 。

7. 根据权利要求1所述的基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法, 其特征在于: 所述步骤Step5的具体步骤如下:

Step5.1、信号 $x_1(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi l}{N}})$ 减去信号 $n(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi l}{N}})$ , 得到信号 $s_1(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi l}{N}})$ , 即 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) = \hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi l}{N}}) - \hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi l}{N}})$ , 将 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi l}{N}})$ 记为 $\hat{P}_{s_1}$ ;

Step5.2、对 $\hat{P}_{s_1}$ 作逆变换, 得 $r_{s_{1-a_0}}(\tau)$ ; 将 $r_{s_{1-a_0}}(\tau)$ 的前 $\frac{1}{2}nfft+1$ 项与后 $\frac{1}{2}nfft-1$ 项调换顺序, 使后 $\frac{1}{2}nfft-1$ 项在前, 前 $\frac{1}{2}nfft+1$ 项在后, 得到新的序列 $r_{s_{1-a}}(\tau)$ , 即 $r_{s_{1-a}}(\tau) = [r_{s_{1-a_0}}(\tau)(\frac{1}{2}nfft+2:nfft); r_{s_{1-a_0}}(\tau)(1:\frac{1}{2}nfft+1)]$ ;  $r_{s_{1-a}}(\tau)$ 和真实自相关函数 $r_{s_1}(\tau)$ 有如下关系

$$r_{s_{1-a}}(\tau) = \begin{cases} r_{s_1}(\tau) & |\tau| \leq p \\ -\sum_{k=1}^p a_k r_{s_{1-a}}(\tau-k) & |\tau| > p \end{cases};$$

求得 $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ , 为 $r_{s_{1-a}}(\tau)$ 中间的 $2p+1$ 项, 即 $r_{s_1}(|\tau| \leq p) = r_{s_{1-a}}(\tau)(\frac{1}{2}nfft-p:\frac{1}{2}nfft+p)$ , 记 $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ 为 $r_{s_{1-p}}$ ;

Step5.3、对 $r_{s_{1-p}}$ 补零得到 $r_{s_1}$ , 使 $r_{s_1}$ 的长度与 $x_1(n)$ 相同, 为 $N_1$ , 且使 $r_{s_1}$ 的前 $p+1$ 项等于 $r_{s_{1-p}}$ 的前 $p+1$ 项, 即 $r_{s_1}(1:p+1) = r_{s_{1-p}}(1:p+1)$ , 使 $r_{s_1}$ 的后 $p+1$ 项等于 $r_{s_{1-p}}$ 的后 $p+1$ 项, 即 $r_{s_1}(N_1-p:N_1) = r_{s_{1-p}}(p+1:2p+1)$ , 使 $r_{s_1}$ 的中间 $N_1-2(p+1)$ 项的值均等于0, 即 $r_{s_1}(p+2:N_1-p-1) = 0$ , 取 $r_{s_1} = r_{s_1} * N_1$ , 然后对 $r_{s_1}$ 进行傅里叶变换, 则变换结果的实部为有效信号 $s_1(n)$ 的傅里叶变换幅值的平方 $|S_1(k)|^2$ , 对变换结果的实部开平方, 得到有效信号 $s_1(n)$ 傅里叶变换的幅值 $|S_1(k)|$ ;

Step5.4、结合信号 $x_1(n)$ 的相位谱 $\varphi_{x_1}(k)$ , 得到信号 $s_1(n)$ 的傅里叶变换结果 $S_1(k)$ , 即 $S_1(k) = |S_1(k)| * e^{j\varphi_{x_1}(k)}$ , 对 $S_1(k)$ 取傅里叶逆变换, 得到有效信号 $s_1(n)$ , 且取信号的前 $I$ 个值, 即可得到包含在混合信号 $x_1(i)$ 中的有效信号 $s_1(i)$ ;

Step5.5、用与步骤Step5.1至Step5.4相同的方法可以得到 $s_2(i)$ , 将 $s_2(i)$ 与 $s_1(i)$ 首尾相接, 即可得到去噪后的整段信号 $s(m)$ ;

其中, 信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 为脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ ,  $i=1,2,3,\dots,\lfloor\frac{M}{2}\rfloor$ 补零得到的新的信号,  $n=1,2,\dots,N$ ,  $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度

M的2的整数次方,且N满足 $N \geq M$ 。

## 一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,属于信息科学与医学融合技术领域。

### 背景技术

[0002] 人体内部各个生理系统之间是相互耦合的。反映人身体健康状态相对最重要、最全面的是心脏血液循环系统,因此通过采集脉搏波进而分析心脏循环系统功能,能较全面地反映人体的健康情况。但从人体采集到的脉搏波信号,由于脉搏波信号信噪比较低,给后续参数的准确测量带来了困难,所以对于噪声干扰的去除是非常重要的。

[0003] 常用的脉搏信号去噪方法主要包括仅在时域内进行简单降噪处理的方法或传统的建立在傅立叶变换基础上的去噪方法。仅在时域内进行简单降噪处理,即采用低通、带通、高通等常规的滤波方法对脉搏波信号进行滤波去噪,然而常用的滤波器截止频率固定,在噪声频率超过其截止频率时,无法消除噪声,截止频率过高会滤除有用信息。当噪声与信号的频谱相近或重叠时,传统的单纯时域滤波或频域滤波往往无法达到很好的效果。传统的建立在傅立叶变换基础上的去噪方法,在提高信噪比和提高空间分辨率两项指标上存在矛盾。低通滤波能通过平滑抑制噪声,但同时会使信号的边沿变模糊。高通滤波可以使信号边沿更加的陡峭,但背景噪声也同时被加强了。小波变换作为一种新型的时域分析法,由于其具有良好的时频局部性,并且有快速算法(Mallat算法)加以实现,因而在去噪领域受到了越来越多的这类方法处理比较简单,运算量较小,基于小波变换的信号去噪方法,一般有阈值法、空域相关滤波法和模极大值法。但采用阈值法对脉搏波信号进行去噪,当信号具有突变的不连续点或信噪比较低时,阈值法去噪会出现伪吉布斯现象,即在不连续点附近的信号会在原有信号电平上上下下跳变。空域相关滤波它能够保留信号突变点位置携带的重要信息,从而对噪声有很好的滤波效果,但是传统的空域相关滤波算法很容易引入随机噪声。基于模极大值的小波去噪算法,小波分解尺度的选择非常重要,尺度过小,小波系数受噪声影响非常大,产生许多伪极值点,尺度过大又会使信号丢失某些重要的局部奇异性,因此需要选择合适的尺度。

### 发明内容

[0004] 本发明提供了一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,通过估计脉搏信号功率信噪比,进而建立随机噪声信号模型,提出了利用AR模型谱估计,在频域内去除随机噪声的方法,用于解决有用信号和噪声信号在频域宽度内重合时,用传统时域滤波和频域滤波方法无法较好分离有用信号和噪声信号的问题;也用于解决基于小波变换的去噪方法会产生伪吉布斯现象或引入随机噪声的问题;且本发明中,确定AR参数模型的阶数为未补零前的信号长度,参数的选择简单且固定,但去噪效果依然很好,解决了参数选择困难及因参数选择不当而影响到去噪效果的问题。

[0005] 本发明的技术方案是:一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,所

述基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法的具体步骤如下：

[0006] Step1、将采集到的脉搏信号分为长度相同的两段来计算信号的功率信噪比，通过计算得到的信号功率信噪比估计噪声方差，进而建立随机噪声信号的模型，设计随机噪声信号；

[0007] Step2、分别给两段信号补零使两段信号的大小均为最接近原信号长度的2的整数次方，对补零后的混合信号进行傅里叶变换保留其相位谱；

[0008] Step3、对补零后的两段混合信号建立AR模型，确定AR模型及模型阶数，根据模型求出模型的参数，代入功率谱密度估计公式估计出补零后的混合信号的功率谱；其中模型阶数选择未补零前的每段信号的长度；

[0009] Step4、对所设计的随机噪声信号补零，使噪声信号的长度与补零后的混合信号的长度相同，用与步骤Step3相同的方法估计出补零后随机噪声信号的功率谱，模型阶数也与步骤Step3中相同；

[0010] Step5、用补零后的混合信号的功率谱减去补零后随机噪声信号的功率谱，得到有效信号的功率谱，结合去噪前混合信号的相位谱，通过变换得到时域脉搏有效信号。

[0011] 所述步骤Step1的具体步骤如下：

[0012] Step1.1、将脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ )分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ ， $i=1, 2, 3, \dots, [\frac{M}{2}]$ ，使得 $x_1(i) = x(m)$ ， $m=1, 2, 3, \dots, [\frac{M}{2}]$ ， $x_2(i) = x(m)$ ， $m=1+[\frac{M}{2}], 2+[\frac{M}{2}], 3+[\frac{M}{2}], \dots, 2*[\frac{M}{2}]$ ，且记 $I = [\frac{M}{2}]$ ；

[0013] Step1.2、采集到的脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ )是由脉搏有效信号 $s(m)$ 和噪声信号 $n(m)$ 组成的，即 $x(m) = s(m) + n(m)$ ，则 $x_1(i) = s_1(i) + n_1(i)$ ， $x_2(i) = s_2(i) + n_2(i)$ ，取 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的傅里叶变换，得到 $X_1(k)$ 和 $X_2(k)$  ( $k=0, 1, \dots, I$ )，然后分别取它们幅值的平方，并除以信号的长度 $I$ ，作为对 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ 真实功率谱的估计，即

$\hat{P}_{x_1}(k) = \frac{1}{I} |X_1(k)|^2$ ， $\hat{P}_{x_2}(k) = \frac{1}{I} |X_2(k)|^2$ ，则信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的功率分别为 $G_{x_1} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_1(k)|^2$ ， $G_{x_2} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_2(k)|^2$ ，则每段混合信号的平均功率为 $\bar{G}_x = \frac{1}{2}(G_{x_1} + G_{x_2})$ ，

通过公式 $\hat{P}_{x_1 x_2}(k) = \frac{1}{2I} (X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ ，估计出信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的互功率谱，

因为 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ 的互功率谱就是有效信号的功率谱，则脉搏有效信号的平均功率

$\bar{G}_s = \frac{1}{2I} \sum_{k=0}^{I-1} (X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ ，因为 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 这两段信号分别的总功率谱

就是有效信号与随机噪声信号功率谱之和，故可得噪声功率为 $\bar{G}_n = \bar{G}_x - \bar{G}_s$ ，可求出信号的功率信噪比为 $SNR = \bar{G}_s / \bar{G}_n$ ；

[0014] 其中，由于 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 之间有效信号相关性强、有效信号与随机噪声信号不相关、随机噪声信号之间也不相关，故每段信号的自相关函数 $r_x(\tau)$  ( $i=1, 2$ )为脉搏有效信号的

自相关函数 $r_s(\tau)$ 与噪声自相关函数 $r_n(\tau)$ 之和,而两段信号的互相关函数 $r_{x_1x_2}(\tau)$ 等于脉搏有效信号的自相关函数 $r_s(\tau)$ ,即 $r_{x_i}(\tau) = r_s(\tau) + r_n(\tau)$ ,  $r_{x_1x_2}(\tau) = r_s(\tau)$ ,  $i=1,2$ ,因此, $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 这两段信号分别的总功率谱 $P_x(k)$ 就是有效信号 $P_s(k)$ 与噪声功率谱 $P_n(k)$ 之和,而它们之间的互功率谱 $P_{x_1x_2}(k)$ 就是有效信号的功率谱 $P_s(k)$ ,即 $P_x(k) = P_s(k) + P_n(k)$ ,  $P_{x_1x_2}(k) = P_s(k)$ ;

[0015] Step1.3、在时域中,脉搏信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的功率为 $G_{s_x1} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_1(i)|^2$ ,  $G_{s_x2} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_2(i)|^2$ ,故每段信号的平均功率为 $\overline{G_{s_x}} = \frac{1}{2}(G_{s_x1} + G_{s_x2})$ ;

[0016] Step1.4、选择均值为0、方差为 $\sigma^2$ 、长度为I的服从高斯分布的伪白噪声序列作为随机噪声信号的模型;由于白噪声的功率是用其方差来定义的,即 $G_u = \sigma^2$ , $G_u$ 表示白噪声的功率,故采集到的脉搏信号中所含的随机噪声的功率为 $G_{s_n} = G_u = \sigma^2$ ,因此, $SNR = G_{s_s} / G_{s_n} = (G_{s_x} - G_{s_n}) / G_{s_n} = (G_{s_x} - G_u) / G_u$ ,故 $G_u = \overline{G_{s_x}} / (SNR + 1)$ ,这样就可以求得白噪声模型的方差 $\sigma^2$ ,进而建立出均值为0、方差为 $\sigma^2$ 、长度为I的伪高斯白噪声模型 $n(i)$ 了。

[0017] 所述步骤Step2的具体步骤如下:

[0018] 分别对脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分成的两段长度相同的信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 补零得到新的信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 进行傅里叶变换,得到 $X_1(k)$ 和 $X_2(k)$ ( $k=0,1,\dots,N-1$ ),保留其相位谱 $\varphi_{x_1}(k)$ 、 $\varphi_{x_2}(k)$ ,其相位谱为傅里叶变换结果的虚部与实部之商,即为

[0019]  $\varphi_{x_1}(k) = \text{imag}(X_1(k)) / \text{real}(X_1(k))$ ,  $\varphi_{x_2}(k) = \text{imag}(X_2(k)) / \text{real}(X_2(k))$ ;

[0020] 其中, $n=1,2,3,\dots,N$ ,N为最接近原信号 $x(m)$ 长度M的2的整数次方,且N满足 $N \geq M$ 。

[0021] 所述步骤Step3的具体步骤如下:

[0022] Step3.1、对脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分成的两段长度相同信号的其中一段信号 $x_1(i)$ 补零后得到的信号 $x_1(n)$ ( $n=1,2,3,\dots,N$ ),建立AR模型,N为最接近原信号 $x(m)$ 长度M的2的整数次方,且N满足 $N \geq M$ ,建立的AR模型可由公式 $P_{x_1}(e^{j\omega})^2 = \sigma_1^2 / |1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k}|^2$ 表达,确定AR参数模型的阶数p为未补零前信号 $x_1(i)$ 的长度,即 $p=I$ ;

[0023] Step3.2、估计出信号 $x_1(n)$ 的前 $p+1$ 个自相关函数 $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$ ;

[0024] Step3.3、建立AR模型的参数 $a_k$ 和 $x_1(n)$ 的前 $p+1$ 个自相关函数的关系,即建立AR模型的正则方程,又称为Yule-Walker方程,建立的方程如下:

$$[0025] \begin{bmatrix} r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(2) & \cdots & r_{x_1}(p) \\ r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & \cdots & r_{x_1}(p-1) \\ r_{x_1}(2) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & \cdots & r_{x_1}(p-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{x_1}(p) & r_{x_1}(p-1) & r_{x_1}(p-2) & \cdots & r_{x_1}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

[0026] 用  $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$  代替方程中的  $r_{x_1}(0)$ ,  $r_{x_1}(1)$ ,  $\dots$ ,  $r_{x_1}(p)$ , 用 Levinson-Durbin 递推算法求解方程, 求出真实参数的估计值, 即  $\hat{a}_1$ ,  $\hat{a}_2$ ,  $\dots$ ,  $\hat{a}_p$ ,  $\hat{\sigma}_1^2$ ;

[0027] Step3.4、将估计值  $\hat{a}_1$ ,  $\hat{a}_2$ ,  $\dots$ ,  $\hat{a}_p$ ,  $\hat{\sigma}_1^2$  代入公式  $P_{x_1}(e^{j\omega}) = \sigma_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$  中,

得到  $x_1(n)$  的功率谱  $P_{x_1}(e^{j\omega})$  的估计, 即  $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{\sigma}_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2$ , 对  $\omega$  在单位圆上

均匀抽样, 取分点个数为  $x_1(n)$  长度的 4 倍, 记分点个数为  $nfft$ , 即  $nfft = 4 * N$ , 则得到离散谱

$$\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{\sigma}_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2 = \hat{\sigma}_1^2 / \left| \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2, \text{ 式中, } \hat{a}_0 = 1, \text{ 而 } \hat{a}_{p+1}, \dots, \hat{a}_{nfft-1} = 0, l$$

$= 0, 1, \dots, nfft-1$ ;

[0028] Step3.5、对  $x_2(n)$  进行步骤 Step3.1 至步骤 Step3.4 的同样处理, 求出脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分成的两段长度相同信号的其中一段信号  $x_2(i)$  补零后得到的信号  $x_2(n)$

的功率谱估计  $\hat{P}_{x_2}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ; 其中,  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$  ( $i=1, 2, 3, \dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ),  $x_1(i) = x(m)$

( $m=1, 2, 3, \dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ),  $x_2(i) = x(m)$  ( $m=1 + \lfloor \frac{M}{2} \rfloor, 2 + \lfloor \frac{M}{2} \rfloor, 3 + \lfloor \frac{M}{2} \rfloor, \dots, 2 * \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ), 且记  $l = \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ 。

[0029] 所述步骤 Step3.2 的具体步骤如下:

[0030] Step3.2.1、对  $x_1(n)$  补零使其长度为最接近  $2N-1$  的 2 的整数次方, 记补零后的数据长度为  $N_1$ , 且  $N_1$  应满足  $N_1 \geq 2N-1$ , 补零后的信号记为  $x_{1N_1}(n)$ ;

[0031] Step3.2.2、对  $x_{1N_1}(n)$  作傅里叶变换得  $X_{1N_1}(k)$  ( $k=0, 1, \dots, N_1-1$ ), 求  $X_{1N_1}(k)$  的幅平方, 然后除以  $N_1$ , 得  $\frac{1}{N_1} |X_{1N_1}(k)|^2$ ;

[0032] Step3.2.3、对  $\frac{1}{N_1} |X_{1N_1}(k)|^2$  作傅里叶逆变换, 得  $x_{1N_1}(n)$  自相关函数的估计  $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$ ,

而  $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$  并不简单地等于自相关函数的估计  $\hat{r}_{x_1}(\tau)$ , 此时  $\hat{r}_{x_1}(\tau)$  为  $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$  的前  $N$  项与后  $N-1$  项的组合, 且后  $N-1$  项在前, 前  $N$  项在后, 即  $\hat{r}_{x_1}(\tau) = [\hat{r}_{0x_1}(\tau)(N_1 - N + 2 : N_1)]$ ;

[0033]  $\hat{r}_{x_1}(\tau)(1:N) = [C(N_1 - N + 2 : N_1); C(1:N)]$ ,  $\tau = -(N-1), -(N-2), \dots, -1, 0, 1, \dots, N-2, N-1$ ; 由此, 得到  $\hat{r}_{x_1}(0:p) = \hat{r}_{x_1}(0:p) = C(1:p+1)$ , 因而估计出了信号  $x_1(n)$  的前  $p+1$  个自相关函数  $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$ 。

[0034] 所述步骤 Step4 的具体步骤如下:

[0035] 对所建立的服从高斯分布的伪白噪声序列的随机噪声信号的模型, 即伪高斯白噪声信号  $n(i)$  补零, 得到信号  $n(n)$ , 使噪声信号的长度与混合信号  $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$  的长度相同, 即长度为  $N$ ,  $n(n)$ ,  $n=1, 2, 3, \dots, N$ , 用与步骤 Step3 中相同的方法, 估计出噪声信号的功率谱

$\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ , 模型阶数和分点个数也与步骤Step3中的选择相同;

[0036] 其中,混合信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 为脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ ,  $i=1,2,3,\dots,\lceil\frac{M}{2}\rceil$ 补零得到的新的信号, $n=1,2,3,\dots,N$ , $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度 $M$ 的2的整数次方,且 $N$ 满足 $N \geq M$ 。

[0037] 所述步骤Step5的具体步骤如下:

[0038] Step5.1、信号 $x_1(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ 减去信号 $n(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,得到信号 $s_1(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,即 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) - \hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,将 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ 记为 $\hat{P}_{s_1}$ ;

[0039] Step5.2、对 $\hat{P}_{s_1}$ 作逆变换,得 $r_{s_{1-a_0}}(\tau)$ ;将 $r_{s_{1-a_0}}(\tau)$ 的前 $\frac{1}{2}nfft+1$ 项与后 $\frac{1}{2}nfft-1$ 项调换顺序,使后 $\frac{1}{2}nfft-1$ 项在前,前 $\frac{1}{2}nfft+1$ 项在后,得到新的序列 $r_{s_{1-a}}(\tau)$ ,即 $r_{s_{1-a}}(\tau) =$

$\left[ r_{s_{1-a_0}}(\tau) \left( \frac{1}{2}nfft+2:nfft \right); r_{s_{1-a_0}}(\tau) \left( 1:\frac{1}{2}nfft+1 \right) \right]$ ;  $r_{s_{1-a}}(\tau)$ 和真实自相关函数 $r_{s_1}(\tau)$ 有如下关系

$$[0040] \quad r_{s_{1-a}}(\tau) = \begin{cases} r_{s_1}(\tau) & |\tau| \leq p \\ -\sum_{k=1}^p a_k r_{s_{1-a}}(\tau-k) & |\tau| > p \end{cases}$$

[0041] 求得 $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ ,为 $r_{s_{1-a}}(\tau)$ 中间的 $2p+1$ 项,即 $r_{s_1}(|\tau| \leq p) = r_{s_{1-a}}(\tau) \left( \frac{1}{2}nfft-p:\frac{1}{2}nfft+p \right)$ ,记 $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ 为 $r_{s_{1-p}}$ ;

[0042] Step5.3、对 $r_{s_{1-p}}$ 补零得到 $r_{s_1}$ ,使 $r_{s_1}$ 的长度与 $x_1(n)$ 相同,为 $N_1$ ,且使 $r_{s_1}$ 的前 $p+1$ 项等于 $r_{s_{1-p}}$ 的前 $p+1$ 项,即 $r_{s_1}(1:p+1) = r_{s_{1-p}}(1:p+1)$ ,使 $r_{s_1}$ 的后 $p+1$ 项等于 $r_{s_{1-p}}$ 的后 $p+1$ 项,即 $r_{s_1}(N_1-p:N_1) = r_{s_{1-p}}(p+1:2p+1)$ ,使 $r_{s_1}$ 的中间 $N_1-2(p+1)$ 项的值均等于0,即 $r_{s_1}(p+2:N_1-p-1) = 0$ ,取 $r_{s_1} = r_{s_{1-p}} * N_1$ ,然后对 $r_{s_1}$ 进行傅里叶变换,则变换结果的实部为有效信号 $s_1(n)$ 的傅里叶变换幅值的平方 $|S_1(k)|^2$ ,对变换结果的实部开平方,得到有效信号 $s_1(n)$ 傅里叶变换的幅值 $|S_1(k)|$ ;

[0043] Step5.4、结合信号 $x_1(n)$ 的相位谱 $\varphi_{x_1}(k)$ ,得到信号 $s_1(n)$ 的傅里叶变换结果 $S_1(k)$ ,即 $S_1(k) = |S_1(k)| * e^{j\varphi_{x_1}(k)}$ ,对 $S_1(k)$ 取傅里叶逆变换,得到有效信号 $s_1(n)$ ,且取信号的前 $I$ 个值,即可得到包含在混合信号 $x_1(i)$ 中的有效信号 $s_1(i)$ ;

[0044] Step5.5、用与步骤Step5.1至Step5.4相同的方法可以得到 $s_2(i)$ ,将 $s_2(i)$ 与 $s_1(i)$ 首尾相接,即可得到去噪后的整段信号 $s(m)$ ;

[0045] 其中,信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 为脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ , $i=1,2,3,\dots,\lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ 补零得到的新的信号, $n=1,2,\dots,N$ , $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度 $M$ 的2的整数次方,且 $N$ 满足 $N \geq M$ 。

[0046] 本发明的有益效果是:通过估计脉搏信号功率信噪比,进而建立随机噪声信号模型,提出了利用AR模型谱估计,在频域内去除随机噪声的方法,根据不同的信号类型及数据长度,确定混合信号和随机噪声信号的AR模型及模型阶数,然后分别构建AR模型,求出模型参数,再根据模型参数求出混合信号和随机噪声信号的功率谱估计,进而在频率域去除随机干扰,最后变换到时域得到去除随机噪声后的有用信号,去噪后的信号更加平滑,在明显去除了随机噪声的基础上极大程度地保留了原信号的形状;再则,谱估计是信号内在本质的一种表现形式,利用AR模型谱估计方法去除随机噪声后的信号,既不会出现伪吉布斯现象又不会引入随机噪声,同时也没有降低信号的分辨率及保真度;最后,本方法中,参数的选择主要涉及AR模型阶数的选择,可以确定AR模型的阶数为未补零前的信号长度,对于任意不同长度的待处理信号皆可做同样的选择,且不影响谱估计的效果,使得该方法简便易行。

#### 附图说明

[0047] 图1为本发明所用方法的整体流程图;

[0048] 图2为本发明中计算功率信噪比SNR的流程图;

[0049] 图3为本发明中对脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分成的两段长度相同信号的其中一段信号 $x_1(i)$ 利用AR模型进行去噪的流程图;对另一段信号 $x_2(i)$ 进行去噪的流程相同;

[0050] 图4为所采集的一段女性的真实脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ );脉搏数据长度 $M=20000$ ;

[0051] 图5为对图4所示脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )去噪后的信号 $s(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ );数据长度 $M=20000$ ;

[0052] 图6为将图4所示真实脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分成的两段长度相同信号中的前半段信号 $x_1(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ );脉搏数据长度 $I=10000$ ;

[0053] 图7为对图6所示的脉搏信号 $x_1(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ )进行去噪后的信号 $s_1(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ );脉搏数据长度 $I=10000$ ;

[0054] 图8为将图4所示真实脉搏信号 $x(m)$ ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分成的两段长度相同信号中的后半段信号 $x_2(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ );脉搏数据长度 $I=10000$ ;

[0055] 图9为对图8所示的脉搏信号 $x_2(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ )进行去噪后的信号 $s_2(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ );脉搏数据长度 $I=10000$ ;

[0056] 图10为所建立的伪高斯白噪声信号 $n(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ );信号长度为 $I=10000$ ;该伪高斯白噪声信号的均值为0、方差 $\sigma^2$ 为755.2006;

[0057] 图11为信号 $x_1(n)$ ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的离散功率谱估计 $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;其中, $x_1(n)$ 为对图6所示的脉搏信号 $x_1(i)$ ( $i=1,2,3,\dots,I$ )补零后的信号, $N=32768$ ;

[0058] 图12为信号 $x_2(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的离散功率谱估计 $\hat{P}_{x_2}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;其中, $x_2(n)$ 为对图8所示的脉搏信号 $x_2(i)$  ( $i=1,2,3,\dots,I$ )补零后的信号, $N=32768$ ;

[0059] 图13为信号 $n(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的功率谱估计 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;其中, $n(n)$ 为对图10所示的伪高斯白噪声信号 $n(i)$  ( $i=1,2,3,\dots,I$ )补零后的信号, $N=32768$ ;

[0060] 图14为信号 $s_1(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的功率谱估计 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;其中, $s_1(n)$ 为信号 $x_1(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )去噪后的信号, $N=32768$ ;

[0061] 图15为信号 $s_1(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的自相关函数 $r_{s_1}(\tau)$  ( $\tau=1,2,\dots,K$ );其中, $s_1(n)$ 为信号 $x_1(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )去噪后的信号, $N=32768$ , $K=65536$ ;

[0062] 图16为信号 $s_2(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的功率谱估计 $\hat{P}_{s_2}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;其中, $s_2(n)$ 为信号 $x_2(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )去噪后的信号, $N=32768$ ;

[0063] 图17为信号 $s_2(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )的自相关函数 $r_{s_2}(\tau)$  ( $\tau=1,2,\dots,K$ );其中, $s_2(n)$ 为对信号 $x_2(n)$  ( $n=1,2,3,\dots,N$ )去噪后的信号, $N=32768$ , $K=65536$ ;

[0064] 图18为在图6所示信号 $x_1(i)$  ( $i=1,2,3,\dots,I$ )中截取的一段信号 $x_{1\_1}(t)$  ( $t=1,2,3,\dots,T$ );其中,数据长度 $T=3000$ ,该段信号截取的是 $x_1(i)$ 中的前三千个采样点数据;

[0065] 图19为在图7所示信号 $s_1(i)$  ( $i=1,2,3,\dots,I$ )中截取的一段信号 $s_{1\_1}(t)$  ( $t=1,2,3,\dots,T$ );其中,数据长度 $T=3000$ ,该段信号截取的是 $s_1(i)$ 中的前三千个采样点数据;

[0066] 图20为在图8所示信号 $x_2(i)$  ( $i=1,2,3,\dots,I$ )中截取的一段信号 $x_{2\_1}(t)$  ( $t=1,2,3,\dots,T$ );其中,数据长度 $T=3000$ ,该段信号截取的是 $x_2(i)$ 中的前三千个采样点数据;

[0067] 图21为在图9所示信号 $s_2(i)$  ( $i=1,2,3,\dots,I$ )中截取的一段信号 $s_{2\_1}(t)$  ( $t=1,2,3,\dots,T$ );其中,数据长度 $T=3000$ ,该段信号截取的是 $s_2(i)$ 中的前三千个采样点数据。

## 具体实施方式

[0068] 实施例1:如图1-21所示,一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法,本方法的步骤如下:

[0069] Step1、将采集到的脉搏信号分为长度相同的两段来计算信号的功率信噪比,通过计算得到的信号功率信噪比估计噪声方差,进而建立随机噪声信号的模型,设计随机噪声信号;

[0070] Step2、分别给两段信号补零使两段信号的大小均为最接近原信号长度的2的整数次方,对补零后的混合信号进行傅里叶变换保留其相位谱;

[0071] Step3、对补零后的两段混合信号建立AR模型,确定AR模型及模型阶数,根据模型求出模型的参数,代入功率谱密度估计公式估计出补零后的混合信号的功率谱;其中模型阶数选择未补零前的每段信号的长度;

[0072] Step4、对所设计的随机噪声信号补零,使噪声信号的长度与补零后的混合信号的长度相同,用与步骤Step3相同的方法估计出补零后随机噪声信号的功率谱,模型阶数也与步骤Step3中相同;

[0073] Step5、用补零后的混合信号的功率谱减去补零后随机噪声信号的功率谱,得到有效信号的功率谱,结合去噪前混合信号的相位谱,通过变换得到时域脉搏有效信号。

[0074] 所述步骤Step1的具体步骤如下:

[0075] Step1.1、将脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1,2,3,\dots,M$ )分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ ,  $i=1,2,3,\dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ , 使得 $x_1(i)=x(m)$ ,  $m=1,2,3,\dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ,  $x_2(i)=x(m)$ ,  $m=1+\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, 2+\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, 3+\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, \dots, 2*\lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ , 且记 $I=\lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ;

[0076] Step1.2、采集到的脉搏信号 $x(m)$  ( $m=1,2,3,\dots,M$ )是由脉搏有效信号 $s(m)$ 和噪声信号 $n(m)$ 组成的,即 $x(m)=s(m)+n(m)$ , 则 $x_1(i)=s_1(i)+n_1(i)$ ,  $x_2(i)=s_2(i)+n_2(i)$ , 取 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的傅里叶变换,得到 $X_1(k)$ 和 $X_2(k)$  ( $k=0,1,\dots,I$ ), 然后分别取它们幅值的平方,并除以信号的长度 $I$ , 作为对 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ 真实功率谱的估计, 即

$\hat{P}_{x_1}(k) = \frac{1}{I}|X_1(k)|^2$ ,  $\hat{P}_{x_2}(k) = \frac{1}{I}|X_2(k)|^2$ , 则信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的功率分别为 $G_{x_1} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_1(k)|^2$ ,  $G_{x_2} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_2(k)|^2$ , 则每段混合信号的平均功率为

$\bar{G}_x = \frac{1}{2}(G_{x_1} + G_{x_2})$ , 通过公式 $\hat{P}_{x_1 x_2}(k) = \frac{1}{2I}(X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ , 估计出信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的互功率谱, 因为 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)$ 的互功率谱就是有效信号的功率谱, 则脉搏有效信号的平均功率 $\bar{G}_s = \frac{1}{2I} \sum_{k=0}^{I-1} (X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ , 因为 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 这两段信号分别的总功率谱就是有效信号与随机噪声信号功率谱之和, 故可得噪声功率为 $\bar{G}_n = \bar{G}_x - \bar{G}_s$ , 可求出信号的功率信噪比为 $SNR = \bar{G}_s / \bar{G}_n$ ;

[0077] 其中, 由于 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 之间有效信号相关性强、有效信号与随机噪声信号不相关、随机噪声信号之间也不相关, 故每段信号的自相关函数 $r_{x_i}(\tau)$  ( $i=1,2$ )为脉搏有效信号的自相关函数 $r_s(\tau)$ 与噪声自相关函数 $r_n(\tau)$ 之和, 而两段信号的互相关函数 $r_{x_1 x_2}(\tau)$ 等于脉搏有效信号的自相关函数 $r_s(\tau)$ , 即 $r_{x_i}(\tau) = r_s(\tau) + r_n(\tau)$ ,  $r_{x_1 x_2}(\tau) = r_s(\tau)$ ,  $i=1,2$ , 因此,  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 这两段信号分别的总功率谱 $P_x(k)$ 就是有效信号 $P_s(k)$ 与噪声功率谱 $P_n(k)$ 之和, 而它们之间的互功率谱 $P_{x_1 x_2}(k)$ 就是有效信号的功率谱 $P_s(k)$ , 即 $P_x(k) = P_s(k) + P_n(k)$ ,  $P_{x_1 x_2}(k) = P_s(k)$ ;

[0078] Step1.3、在时域中, 脉搏信号 $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$ 的功率为 $G_{s, x_1} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_1(i)|^2$ ,  $G_{s, x_2} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_2(i)|^2$ , 故每段信号的平均功率为 $\bar{G}_{s, x} = \frac{1}{2}(G_{s, x_1} + G_{s, x_2})$ ;

[0079] Step1.4、选择均值为0、方差为 $\sigma^2$ 、长度为 $I$ 的服从高斯分布的伪白噪声序列作为随机噪声信号的模型; 由于白噪声的功率是用其方差来定义的, 即 $G_u = \sigma^2$ ,  $G_u$ 表示白噪声的功率, 故采集到的脉搏信号中所含的随机噪声的功率为 $G_{s, n} = G_u = \sigma^2$ , 因此,

[0080]  $SNR = G_{s_s}/G_{s_n} = (G_{s_x} - G_{s_n})/G_{s_n} = (G_{s_x} - G_u)/G_u$ , 故  $G_u = \overline{G_{s_x}}/(SNR + 1)$ , 这样就可以求得白噪声模型的方差  $\sigma^2$ , 进而建立出均值为0、方差为  $\sigma^2$ 、长度为I的伪高斯白噪声模型  $n(i)$  了。

[0081] 所述步骤Step2的具体步骤如下:

[0082] 分别对脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分成的两段长度相同的信号  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  补零得到新的信号  $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$  进行傅里叶变换, 得到  $X_1(k)$  和  $X_2(k)$  ( $k=0, 1, \dots, N-1$ ), 保留其相位谱  $\varphi_{x_1}(k)$ 、 $\varphi_{x_2}(k)$ , 其相位谱为傅里叶变换结果的虚部与实部之商, 即为

[0083]  $\varphi_{x_1}(k) = \text{imag}(X_1(k))/\text{real}(X_1(k))$ ,  $\varphi_{x_2}(k) = \text{imag}(X_2(k))/\text{real}(X_2(k))$ ;

[0084] 其中,  $n=1, 2, 3, \dots, N$ ,  $N$  为最接近原信号  $x(m)$  长度  $M$  的2的整数次方, 且  $N$  满足  $N \geq M$ 。

[0085] 所述步骤Step3的具体步骤如下:

[0086] Step3.1、对脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分成的两段长度相同信号的其中一段信号  $x_1(i)$  补零后得到的信号  $x_1(n)$  ( $n=1, 2, 3, \dots, N$ ), 建立AR模型,  $N$  为最接近原信号  $x(m)$  长度  $M$  的2的整数次方, 且  $N$  满足  $N \geq M$ , 建立的AR模型可由公式  $P_{x_1}(e^{j\omega})^2 = \sigma_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$  表达, 确定AR参数模型的阶数  $p$  为未补零前信号  $x_1(i)$  的长度, 即  $p=I$ ;

[0087] Step3.2、估计出信号  $x_1(n)$  的前  $p+1$  个自相关函数  $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$ ;

[0088] Step3.3、建立AR模型的参数  $a_k$  和  $x_1(n)$  的前  $p+1$  个自相关函数的关系, 即建立AR模型的正则方程, 又称为Yule-Walker方程, 建立的方程如下:

$$[0089] \begin{bmatrix} r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(2) & \dots & r_{x_1}(p) \\ r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & \dots & r_{x_1}(p-1) \\ r_{x_1}(2) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & \dots & r_{x_1}(p-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{x_1}(p) & r_{x_1}(p-1) & r_{x_1}(p-2) & \dots & r_{x_1}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

[0090] 用  $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$  代替方程中的  $r_{x_1}(0)$ ,  $r_{x_1}(1)$ ,  $\dots$ ,  $r_{x_1}(p)$ , 用 Levinson-Durbin 递推算法求解方程, 求出真实参数的估计值, 即  $\hat{a}_1$ ,  $\hat{a}_2$ ,  $\dots$ ,  $\hat{a}_p$ ,  $\hat{\sigma}_1^2$ ;

[0091] Step3.4、将估计值  $\hat{a}_1$ ,  $\hat{a}_2$ ,  $\dots$ ,  $\hat{a}_p$ ,  $\hat{\sigma}_1^2$  代入公式  $P_{x_1}(e^{j\omega}) = \sigma_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$  中,

得到  $x_1(n)$  的功率谱  $P_{x_1}(e^{j\omega})$  的估计, 即  $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}\omega}) = \hat{\sigma}_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}\omega k} \right|^2$ , 对  $\omega$  在单位圆上

均匀抽样, 取分点个数为  $x_1(n)$  长度的4倍, 记分点个数为  $nfft$ , 即  $nfft = 4 * N$ , 则得到离散谱

$$\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}\omega}) = \hat{\sigma}_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}\omega k} \right|^2 = \hat{\sigma}_1^2 / \left| \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}\omega k} \right|^2, \text{ 式中, } \hat{a}_0 = 1, \text{ 而 } \hat{a}_{p+1}, \dots, \hat{a}_{nfft-1} = 0, I$$

$= 0, 1, \dots, nfft-1$ ;

[0092] Step3.5、对  $x_2(n)$  进行步骤Step3.1至步骤Step3.4的同样处理, 求出脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分成的两段长度相同信号的其中一段信号  $x_2(i)$  补零后得到的信号  $x_2$

(n) 的功率谱估计  $\hat{P}_{x_2}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ; 其中,  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$  ( $i=1,2,3,\dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ),  $x_1(i) = x(m)$  ( $m=1,2,3,\dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ),  $x_2(i) = x(m)$  ( $m=1+\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, 2+\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, 3+\lfloor \frac{M}{2} \rfloor, \dots, 2*\lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ ), 且记  $I = \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ 。

[0093] 所述步骤Step3.2的具体步骤如下:

[0094] Step3.2.1、对  $x_1(n)$  补零使其长度为最接近  $2N-1$  的 2 的整数次方, 记补零后的数据长度为  $N_1$ , 且  $N_1$  应满足  $N_1 \geq 2N-1$ , 补零后的信号记为  $x_{1N_1}(n)$ ;

[0095] Step3.2.2、对  $x_{1N_1}(n)$  作傅里叶变换得  $X_{1N_1}(k)$  ( $k=0, 1, \dots, N_1-1$ ), 求  $X_{1N_1}(k)$  的幅平方, 然后除以  $N_1$ , 得  $\frac{1}{N_1} |X_{1N_1}(k)|^2$ ;

[0096] Step3.2.3、对  $\frac{1}{N_1} |X_{1N_1}(k)|^2$  作傅里叶逆变换, 得  $x_{1N_1}(n)$  自相关函数的估计  $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$ , 而  $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$  并不简单地等于自相关函数的估计  $\hat{r}_{x_1}(\tau)$ , 此时  $\hat{r}_{x_1}(\tau)$  为  $\hat{r}_{0x_1}(\tau)$  的前  $N$  项与后  $N-1$  项的组合, 且后  $N-1$  项在前, 前  $N$  项在后, 即  $\hat{r}_{x_1}(\tau) = [\hat{r}_{0x_1}(\tau)(N_1 - N + 2 : N_1)]$ ;

[0097]  $\hat{r}_{x_1}(\tau)(1:N) = [C(N_1 - N + 2 : N_1); C(1:N)]$ ,  $\tau = -(N-1), -(N-2), \dots, -1, 0, 1, \dots, N-2, N-1$ ; 由此, 得到  $\hat{r}_{x_1}(0:p) = \hat{r}_{0x_1}(0:p) = C(1:p+1)$ , 因而估计出了信号  $x_1(n)$  的前  $p+1$  个自相关函数  $\hat{r}_{x_1}(0), \hat{r}_{x_1}(1), \hat{r}_{x_1}(2), \dots, \hat{r}_{x_1}(p)$ 。

[0098] 所述步骤Step4的具体步骤如下:

[0099] 对所建立的服从高斯分布的伪白噪声序列的随机噪声信号的模型, 即伪高斯白噪声信号  $n(i)$  补零, 得到信号  $n(n)$ , 使噪声信号的长度与混合信号  $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$  的长度相同, 即长度为  $N$ ,  $n(n)$ ,  $n=1, 2, 3, \dots, N$ , 用与步骤Step3中相同的方法, 估计出噪声信号的功率谱  $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ , 模型阶数和分点个数也与步骤Step3中的选择相同;

[0100] 其中, 混合信号  $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$  为脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分为长度相同的两段信号  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$ ,  $i=1, 2, 3, \dots, \lfloor \frac{M}{2} \rfloor$  补零得到的新的信号,  $n=1, 2, 3, \dots, N$ ,  $N$  为最接近原信号  $x(m)$  长度  $M$  的 2 的整数次方, 且  $N$  满足  $N \geq M$ 。

[0101] 所述步骤Step5的具体步骤如下:

[0102] Step5.1、信号  $x_1(n)$  的功率谱估计  $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$  减去信号  $n(n)$  的功率谱估计  $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ , 得到信号  $s_1(n)$  的功率谱估计  $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ , 即  $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) - \hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ , 将  $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$  记为  $\hat{P}_{s_1}$ ;

[0103] Step5.2、对  $\hat{P}_{s_1}$  作逆变换, 得  $r_{s_1,a,0}(\tau)$ ; 将  $r_{s_1,a,0}(\tau)$  的前  $\frac{1}{2}nfft+1$  项与后  $\frac{1}{2}nfft-1$  项调换顺序, 使后  $\frac{1}{2}nfft-1$  项在前, 前  $\frac{1}{2}nfft+1$  项在后, 得到新的序列  $r_{s_1,a}(\tau)$ , 即  $r_{s_1,a}(\tau) =$

$\left[ r_{s_{1-a}}(\tau) \left( \frac{1}{2}nfft + 2 : nfft \right); r_{s_{1-a}}(\tau) \left( 1 : \frac{1}{2}nfft + 1 \right) \right]$ ;  $r_{s_{1-a}}(\tau)$  和真实自相关函数  $r_{s_1}(\tau)$  有如下关系

$$[0104] \quad r_{s_{1-a}}(\tau) = \begin{cases} r_{s_1}(\tau) & |\tau| \leq p \\ -\sum_{k=1}^p a_k r_{s_{1-a}}(\tau-k) & |\tau| > p, \end{cases}$$

[0105] 求得  $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ , 为  $r_{s_{1-a}}(\tau)$  中间的  $2p+1$  项, 即  $r_{s_1}(|\tau| \leq p) = r_{s_{1-a}}(\tau) \left( \frac{1}{2}nfft - p : \frac{1}{2}nfft + p \right)$ , 记  $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$  为  $r_{s_{1-p}}$ ;

[0106] Step5.3、对  $r_{s_{1-p}}$  补零得到  $r_{s_1}$ , 使  $r_{s_1}$  的长度与  $x_1(n)$  相同, 为  $N_1$ , 且使  $r_{s_1}$  的前  $p+1$  项等于  $r_{s_{1-p}}$  的前  $p+1$  项, 即  $r_{s_1}(1:p+1) = r_{s_{1-p}}(1:p+1)$ , 使  $r_{s_1}$  的后  $p+1$  项等于  $r_{s_{1-p}}$  的后  $p+1$  项, 即  $r_{s_1}(N_1-p:N_1) = r_{s_{1-p}}(p+1:2p+1)$ , 使  $r_{s_1}$  的中间  $N_1 - 2(p+1)$  项的值均等于 0, 即  $r_{s_1}(p+2:N_1-p-1) = 0$ , 取  $r_{s_1} = r_{s_{1-p}} * N_1$ , 然后对  $r_{s_1}$  进行傅里叶变换, 则变换结果的实部为有效信号  $s_1(n)$  的傅里叶变换幅值的平方  $|S_1(k)|^2$ , 对变换结果的实部开平方, 得到有效信号  $s_1(n)$  傅里叶变换的幅值  $|S_1(k)|$ ;

[0107] Step5.4、结合信号  $x_1(n)$  的相位谱  $\varphi_{x_1}(k)$ , 得到信号  $s_1(n)$  的傅里叶变换结果  $S_1(k)$ , 即  $S_1(k) = |S_1(k)| * e^{j\varphi_{x_1}(k)}$ , 对  $S_1(k)$  取傅里叶逆变换, 得到有效信号  $s_1(n)$ , 且取信号的前  $I$  个值, 即可得到包含在混合信号  $x_1(i)$  中的有效信号  $s_1(i)$ ;

[0108] Step5.5、用与步骤 Step5.1 至 Step5.4 相同的方法可以得到  $s_2(i)$ , 将  $s_2(i)$  与  $s_1(i)$  首尾相接, 即可得到去噪后的整段信号  $s(m)$ ;

[0109] 其中, 信号  $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$  为脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分为长度相同的两段信号  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$ ,  $i=1, 2, 3, \dots, \lceil \frac{M}{2} \rceil$  补零得到的新的信号,  $n=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为最接近原信号  $x(m)$  长度  $M$  的 2 的整数次方, 且  $N$  满足  $N \geq M$ 。

[0110] 实施例 2: 如图 1-21 所示, 一种基于 AR 模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法, 本方法的步骤如下:

[0111] Step1、将采集到的脉搏信号分为长度相同的两段来计算信号的功率信噪比, 通过计算得到的信号功率信噪比估计噪声方差, 进而建立随机噪声信号的模型;

[0112] 所述步骤 Step1 的具体步骤如下:

[0113] Step1.1、采集到的一位女性的真实脉搏信号数据  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ), 如图 4, 脉搏数据长度  $M=20000$ , 将  $x(m)$  分为长度相同的两段信号  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$  ( $i=1, 2, 3, \dots, I$ ),  $I=10000$ ,  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$  分别如图 6、8 所示;

[0114] Step1.2、采集到的脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 是由脉搏有效信号  $s(m)$  和噪声信号  $n(m)$  组成的, 即  $x(m) = s(m) + n(m)$ , 则  $x_1(i) = s_1(i) + n_1(i)$ ,  $x_2(i) = s_2(i) + n_2(i)$ , 取  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  的傅里叶变换, 得到  $X_1(k)$  和  $X_2(k)$  ( $k=0, 1, \dots, I$ ), 然后分别取它们幅值的平方,

并除以信号的长度  $I$ ，作为对  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$  真实功率谱的估计，即

$\hat{P}_{x_1}(k) = \frac{1}{I}|X_1(k)|^2$ ， $\hat{P}_{x_2}(k) = \frac{1}{I}|X_2(k)|^2$ ，则信号  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  的功率分别为

$G_{x_1} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_1(k)|^2$ ， $G_{x_2} = \frac{1}{I} \sum_{k=0}^{I-1} |X_2(k)|^2$ ，则每段混合信号的平均功率为

$\bar{G}_x = \frac{1}{2}(G_{x_1} + G_{x_2})$ ，通过公式  $\hat{P}_{x_1x_2}(k) = \frac{1}{2I}(X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ ，估计出信号  $x_1$

$(i)$ 、 $x_2(i)$  的互功率谱，因为  $x_1(i)$  和  $x_2(i)$  的互功率谱就是有效信号的功率谱，则脉搏有效

信号的平均功率  $\bar{G}_s = \frac{1}{2I} \sum_{k=0}^{I-1} (X_1(k) \cdot X_2^*(k) + X_1^*(k) \cdot X_2(k))$ ，因为  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  这两段信号

分别的总功率谱就是有效信号与随机噪声信号功率谱之和，故可得噪声功率为

$\bar{G}_n = \bar{G}_x - \bar{G}_s$ ，可求出信号的功率信噪比为  $SNR = \bar{G}_s / \bar{G}_n$ ；

[0115] 这里求得  $\bar{G}_x = 3.3105 \times 10^7$ ， $\bar{G}_n = 3.8931 \times 10^6$ ， $SNR = 8.5035$ ；

[0116] 其中，由于  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  之间有效信号相关性强、有效信号与随机噪声信号不相关、

随机噪声信号之间也不相关，故每段信号的自相关函数  $r_{x_i}(\tau)$  ( $i=1,2$ ) 为脉搏有效信号的

自相关函数  $r_s(\tau)$  与噪声自相关函数  $r_n(\tau)$  之和，而两段信号的互相关函数  $r_{x_1x_2}(\tau)$  等于脉搏

有效信号的自相关函数  $r_s(\tau)$ ，即  $r_{x_i}(\tau) = r_s(\tau) + r_n(\tau)$ ， $r_{x_1x_2}(\tau) = r_s(\tau)$ ， $i=1,2$ ，因此， $x_1(i)$ 、

$x_2(i)$  这两段信号分别的总功率谱  $P_x(k)$  就是有效信号  $P_s(k)$  与噪声功率谱  $P_n(k)$  之和，而它

们之间的互功率谱  $P_{x_1x_2}(k)$  就是有效信号的功率谱  $P_s(k)$ ，即  $P_x(k) = P_s(k) + P_n(k)$ ，

$P_{x_1x_2}(k) = P_s(k)$ ；

[0117] Step1.3、在时域中，脉搏信号  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  的功率为  $G_{s_{x_1}} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_1(i)|^2$ ，

$G_{s_{x_2}} = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} |x_2(i)|^2$ ，故每段信号的平均功率为  $\bar{G}_{s_x} = \frac{1}{2}(G_{s_{x_1}} + G_{s_{x_2}})$ ；

[0118] Step1.4、选择均值为0、方差为  $\sigma^2$ 、长度为  $I$  的服从高斯分布的伪白噪声序列作为

随机噪声信号的模型；则  $\sigma^2 = \bar{G}_{s_x} / (SNR + 1)$ ，求出  $\sigma^2$ ，这里求得  $\sigma^2 = 755.2006$ ；由于白噪声

的功率是用其方差来定义的，即  $G_u = \sigma^2$ ， $G_u$  表示白噪声的功率，故采集到的脉搏信号中所含

的随机噪声的功率为  $G_{s_n} = G_u = \sigma^2$ ，因此， $SNR = G_{s_x} / G_{s_n} = (G_{s_x} - G_{s_n}) / G_{s_n} = (G_{s_x} - G_u) / G_u$ ，故

$G_u = \bar{G}_{s_x} / (SNR + 1)$ ，这样就可以建立出均值为0、方差为  $\sigma^2$ 、长度为  $I$  的伪高斯白噪声模型  $n$

$(i)$  ( $i=1,2,\dots,10000$ ) 了。建立的伪高斯白噪声信号  $n(i)$ ，如图10所示；

[0119] Step2、分别给两段信号补零使两段信号的大小均为最接近原信号长度的2的整数次方，对补零后的混合信号进行傅里叶变换保留其相位谱；

[0120] 所述步骤Step2的具体步骤如下：

[0121] 分别对脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1,2,3,\dots,M$ ) 分成的两段长度相同的信号  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  补零得到新的信号  $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$  进行傅里叶变换，得到  $X_1(k)$  和  $X_2(k)$  ( $k=0,1,\dots,N-1$ )，保留其

相位谱  $\varphi_{x_1}(k)$ 、 $\varphi_{x_2}(k)$ , 其相位谱为傅里叶变换结果的虚部与实部之商, 即为

$$[0122] \quad \varphi_{x_1}(k) = \text{imag}(X_1(k)) / \text{real}(X_1(k)), \quad \varphi_{x_2}(k) = \text{imag}(X_2(k)) / \text{real}(X_2(k));$$

[0123] 其中,  $n=1, 2, 3, \dots, N$ ,  $N$  为最接近原信号  $x(m)$  长度  $M$  的 2 的整数次方, 且  $N$  满足  $N \geq M$ , 计算得  $N=32768$ 。

[0124] Step3、对补零后的两段混合信号建立 AR 模型, 确定 AR 模型及模型阶数, 根据模型求出模型的参数, 代入功率谱密度估计公式估计出补零后的混合信号的功率谱; 其中模型阶数选择未补零前的每段信号的长度;

[0125] 所述步骤 Step3 的具体步骤如下:

[0126] Step3.1、对脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分成的两段长度相同信号的其中一段信号  $x_1(i)$  补零后得到的信号  $x_1(n)$  ( $n=1, 2, 3, \dots, N$ ), 这里,  $N=32768$ , 建立 AR 模型, 立的 AR 模型可由公式  $P_{x_1}(e^{j\omega}) = \sigma_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$  表达, 确定 AR 参数模型的阶数  $p$  为未补零前的信号的  $x_1(i)$  长度, 即  $p=I=10000$ ;

[0127] Step3.2、估计出信号  $x_1(n)$  的前  $p+1$  个自相关函数  $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$ ;

[0128] Step3.3、建立 AR 模型的参数  $a_k$  和  $x_1(n)$  的前  $p+1$  个自相关函数的关系, 即建立 AR 模型的正则方程, 又称为 Yule-Walker 方程, 建立的方程如下:

$$[0129] \quad \begin{bmatrix} r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(2) & \dots & r_{x_1}(p) \\ r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & r_{x_1}(1) & \dots & r_{x_1}(p-1) \\ r_{x_1}(2) & r_{x_1}(1) & r_{x_1}(0) & \dots & r_{x_1}(p-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{x_1}(p) & r_{x_1}(p-1) & r_{x_1}(p-2) & \dots & r_{x_1}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

[0130] 用  $\hat{r}_{x_1}(0)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(1)$ ,  $\hat{r}_{x_1}(2)$ ,  $\dots$ ,  $\hat{r}_{x_1}(p)$  代替方程中的  $r_{x_1}(0)$ ,  $r_{x_1}(1)$ ,  $\dots$ ,  $r_{x_1}(p)$ , 用 Levinson-Durbin 递推算法求解方程, 求出真实参数的估计值, 即  $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p, \hat{\sigma}_1^2$ ;

[0131] Step3.4、将估计值  $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p, \hat{\sigma}_1^2$  代入公式  $P_x(e^{j\omega}) = \sigma^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$  中, 得到  $x_1(n)$  的功率谱  $P_{x_1}(e^{j\omega})$  的估计, 即  $\hat{P}_{x_1}(e^{j\omega}) = \hat{\sigma}_1^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p \hat{a}_k e^{-j\omega k} \right|^2$ , 对  $\omega$  在单位圆上均匀抽样, 取分点个数为长度的 4 倍, 记分点个数为  $nfft$ , 即  $nfft=4*N=131872$ , 则得到离散谱

$$[0132] \quad \hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{\sigma}_1^2 / \left| \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2 = \hat{\sigma}_1^2 / \left| \sum_{k=0}^p \hat{a}_k e^{-j\frac{2\pi}{N}lk} \right|^2, \text{ 式中, } \hat{a}_0 = 1, \text{ 而 } \hat{a}_{p+1}, \dots, \hat{a}_{nfft-1} = 0,$$

$l=0, 1, \dots, nfft-1$ ;  $x_1(n)$  的功率谱估计  $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ; 如图 11 所示;

[0133] Step3.5、对  $x_2(n)$  进行步骤 Step3.1 至步骤 Step3.4 的同样处理, 求出脉搏信号  $x(m)$  ( $m=1, 2, 3, \dots, M$ ) 分成的两段长度相同信号的其中一段信号  $x_2(i)$  补零后得到的信号  $x_2(n)$  的功率谱估计  $\hat{P}_{x_2}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ; 如图 12 所示;

[0134] Step4、对所建立的随机噪声信号的模型补零,使噪声信号的长度与补零后的混合信号的长度相同,用与步骤Step3相同的方法估计出噪声信号模型的功率谱,模型阶数也与步骤Step3中相同;

[0135] 所述步骤Step4的具体步骤如下:

[0136] 对所建立的服从高斯分布的伪白噪声序列的随机噪声信号即伪高斯白噪声信号 $n(i)$ 补零,得到信号 $n(n)$ ,使噪声信号的长度与混合信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 的长度相同,即长度为 $N$ , $n(n)(n=1,2,3,\dots,N)$ ,用与步骤Step3中相同的方法,估计出噪声信号的功率谱 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,模型阶数和分点个数也与步骤Step3中的选择相同;

[0137] 其中,混合信号 $x_1(n)$ 、 $x_2(n)$ 为脉搏信号 $x(m)(m=1,2,3,\dots,M)$ 分为长度相同的两段信号 $x_1(i)$ 和 $x_2(i)(i=1,2,3,\dots,\lfloor \frac{M}{2} \rfloor)$ ,补零得到的新的信号 $x_1(n)$ 和 $x_2(n)(n=1,2,3,\dots,N)$ , $N$ 为最接近原信号 $x(m)$ 长度 $M$ 的2的整数次方,且 $N$ 满足 $N \geq M$ 。

[0138] 信号 $n(n)(n=1,2,3,\dots,N)$ 的离散功率谱 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ;如图13所示;

[0139] Step5、用补零后的混合信号的功率谱减去噪声信号模型的功率谱,得到有效信号的功率谱,结合去噪前混合信号的相位谱,通过变换得到时域脉搏有效信号。

[0140] 所述步骤Step5的具体步骤如下:

[0141] Step5.1、用信号 $x_1(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ 减去信号 $n(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,得到信号 $s_1(n)$ 的功率谱估计 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,即 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) = \hat{P}_{x_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l}) - \hat{P}_n(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ ,如图14所示;将 $\hat{P}_{s_1}(e^{j\frac{2\pi}{N}l})$ 记为 $\hat{P}_{s_1}$ ;

[0142] Step5.2、对 $\hat{P}_{s_1}$ 作逆变换,得 $r_{s_{1-a_0}}(\tau)$ ;将 $r_{s_{1-a_0}}(\tau)$ 的前 $\frac{1}{2}nfft+1$ 项与后 $\frac{1}{2}nfft-1$ 项调换顺序,使后 $\frac{1}{2}nfft-1$ 项在前,前 $\frac{1}{2}nfft+1$ 项在后,得到新的序列 $r_{s_{1-a}}(\tau)$ ,即 $r_{s_{1-a}}(\tau) = [r_{s_{1-a_0}}(\tau)(\frac{1}{2}nfft+2:nfft); r_{s_{1-a_0}}(\tau)(1:\frac{1}{2}nfft+1)]$ ;  $r_{s_{1-a}}(\tau)$ 和真实自相关函数 $r_{s_1}(\tau)$ 有如下关系

$$[0143] \quad r_{s_{1-a}}(\tau) = \begin{cases} r_{s_1}(\tau) & |\tau| \leq p \\ -\sum_{k=1}^p a_k r_{s_{1-a}}(\tau-k) & |\tau| > p \end{cases};$$

[0144] 求得 $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ ,为 $r_{s_{1-a}}(\tau)$ 中间的 $2p+1$ 项,即 $r_{s_1}(|\tau| \leq p) = r_{s_{1-a}}(\tau)(\frac{1}{2}nfft-p: \frac{1}{2}nfft+p)$ ,记 $r_{s_1}(|\tau| \leq p)$ 为 $r_{s_{1-p}}$ ;

[0145] Step5.3、对 $r_{s_{1-p}}$ 补零得到 $r_{s_1}^*$ ,使 $r_{s_1}^*$ 的长度与 $x_1(n)$ 相同,为 $N_1$ ,且使 $r_{s_1}^*$ 的前 $p+1$ 项等于

$r_{s_1,p}$  的前项, 即  $r_{s_1}(1:p+1)=r_{s_1,p}(1:p+1)$ , 使  $r_{s_1}$  的后  $p+1$  项等于  $r_{s_1,p}$  的后  $p+1$  项, 即  $r_{s_1}(N_1-p:N_1)=r_{s_1,p}(p+1:2p+1)$ , 使  $r_{s_1}$  的中间  $N_1-2(p+1)$  项的值均等于 0, 即  $r_{s_1}(p+2:N_1-p-1)=0$ , 取  $r_{s_1}=r_{s_1} * N_1$ , 然后对  $r_{s_1}$  进行傅里叶变换, 则变换结果的实部为有效信号  $s_1(n)$  的傅里叶变换幅值的平方  $|S_1(k)|^2$ , 对变换结果的实部开平方, 得到有效信号  $s_1(n)$  傅里叶变换的幅值  $|S_1(k)|$ ;  $r_{s_1}$  如图 15 所示;

[0146] Step5.4、结合信号  $x_1(n)$  的相位谱  $\varphi_{x_1}(k)$ , 得到信号  $s_1(n)$  的傅里叶变换结果  $S_1(k)$ , 即  $S_1(k)=|S_1(k)| * e^{j\varphi_{x_1}(k)}$ , 对  $S_1(k)$  取傅里叶逆变换, 得到有效信号  $s_1(n)$ , 且取信号的前  $I$  个值, 即可得到包含在混合信号  $x_1(i)$  中的有效信号  $s_1(i)$ ; 如图 7 所示;

[0147] Step5.5、用与步骤 Step5.1 至 Step5.4 相同的方法可以得到  $r_{s_2}$ 、 $s_2(i)$ , 将  $s_1(i)$  与  $s_2(i)$  首尾相接, 即可得到去噪后的整段信号  $s(m)$ ;  $r_{s_2}$ 、 $s_2(i)$ 、 $s(m)$  分别如图 17、图 9、图 5 所示,  $\hat{P}_{s_2}(e^{j\frac{2\pi}{N_1}})$  如图 16 所示;

[0148] 在信号  $x_1(i)$  ( $i=1, 2, 3, \dots, I$ ) 中截取一段信号  $x_{1_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ); 其中, 数据长度  $T=3000$ , 该段信号截取的是  $x_1(i)$  中的前三千个采样点数据;  $x_{1_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ), 如图 18 所示;

[0149] 在去噪后信号  $s_1(i)$  ( $i=1, 2, 3, \dots, I$ ) 中截取一段信号  $s_{1_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ); 其中, 数据长度  $T=3000$ , 该段信号截取的是  $s_1(i)$  中的前三千个采样点数据, 即  $s_{1_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ) 就是  $x_{1_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ) 去噪后的结果;  $s_{1_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ), 如图 19 所示;

[0150] 在信号  $x_2(i)$  ( $i=1, 2, 3, \dots, I$ ) 中截取一段信号  $x_{2_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ); 其中, 数据长度  $T=3000$ , 该段信号截取的是  $x_2(i)$  中的前三千个采样点数据;  $x_{2_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ), 如图 20 所示;

[0151] 在去噪后信号  $s_2(i)$  ( $i=1, 2, 3, \dots, I$ ) 中截取一段信号  $s_{2_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ); 其中, 数据长度  $T=3000$ , 该段信号截取的是  $s_2(i)$  中的前三千个采样点数据, 即  $s_{2_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ) 就是  $x_{2_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ) 去噪后的结果;  $s_{2_1}(t)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, T$ ), 如图 21 所示;

[0152] 如图对比图 4 与图 5、图 6 与图 7、图 8 与图 9, 可以直观的看出, 图 5、图 7、图 9 中所示的信号相对于图 4、图 6、图 8 中所示信号, 在高度保持了原信号形状的情况下, 信号更加平滑, 说明很好地去除了随机噪声信号; 在图 18、图 20 所示信号是分别在  $x_1(i)$ 、 $x_2(i)$  截取的一段信号, 图 20、21 中所示信号是对这两段信号去噪后的结果, 对比图 18 与图 19、图 20 与图 21 中所示信号, 可以清晰地看到去噪后的信号极大地保持了原有信号的形状, 同时去噪后的信号更加平滑, 分辨率很高, 信号的拐点处更加清晰。由此可以看出, 文中所给方法对脉搏波中随机噪声的去噪效果很好。

[0153] 上面结合附图对本发明的具体实施方式作了详细说明, 但是本发明并不限于上述实施方式, 在本领域普通技术人员所具备的知识范围内, 还可以在不脱离本发明宗旨的前提下作出各种变化。

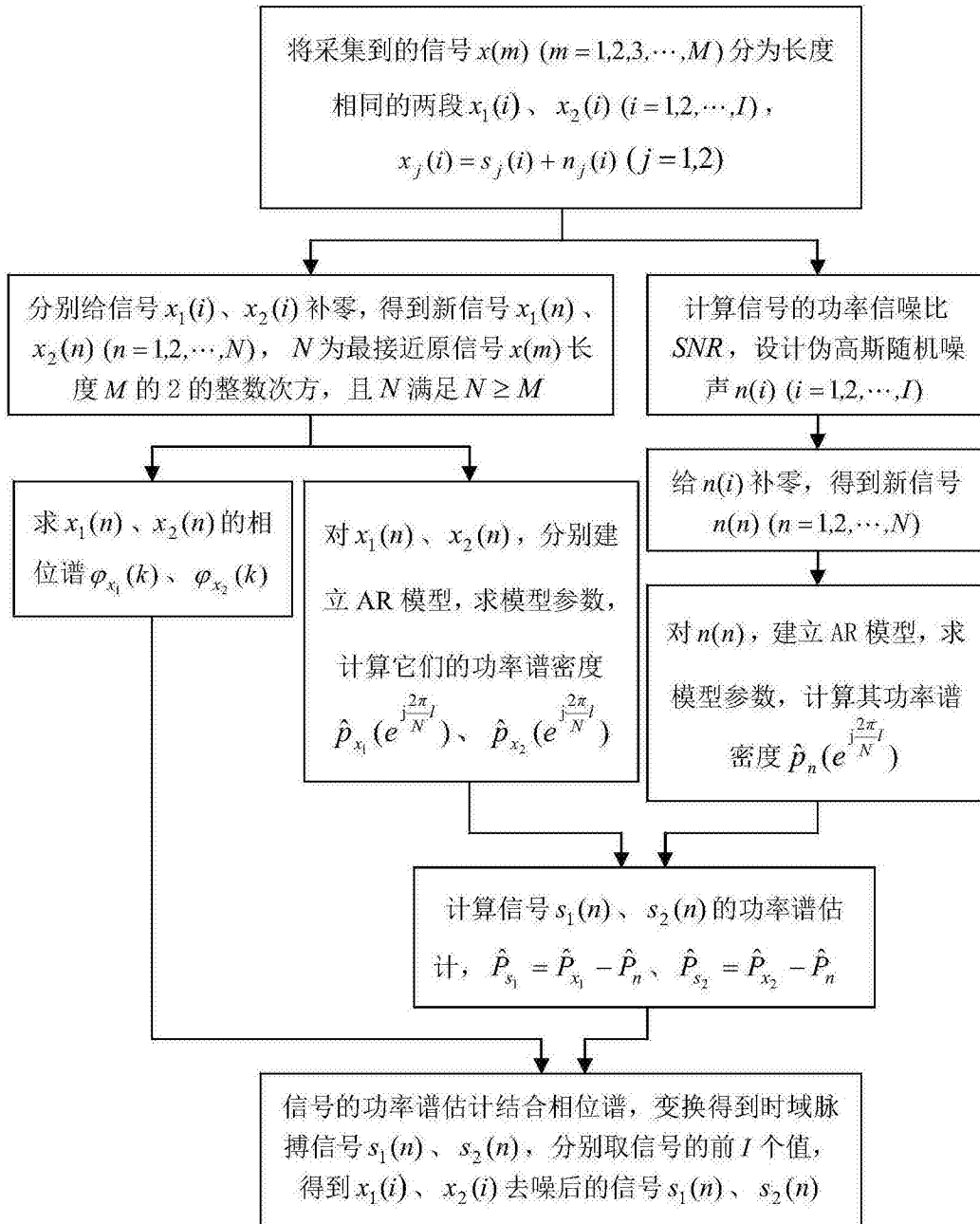


图1

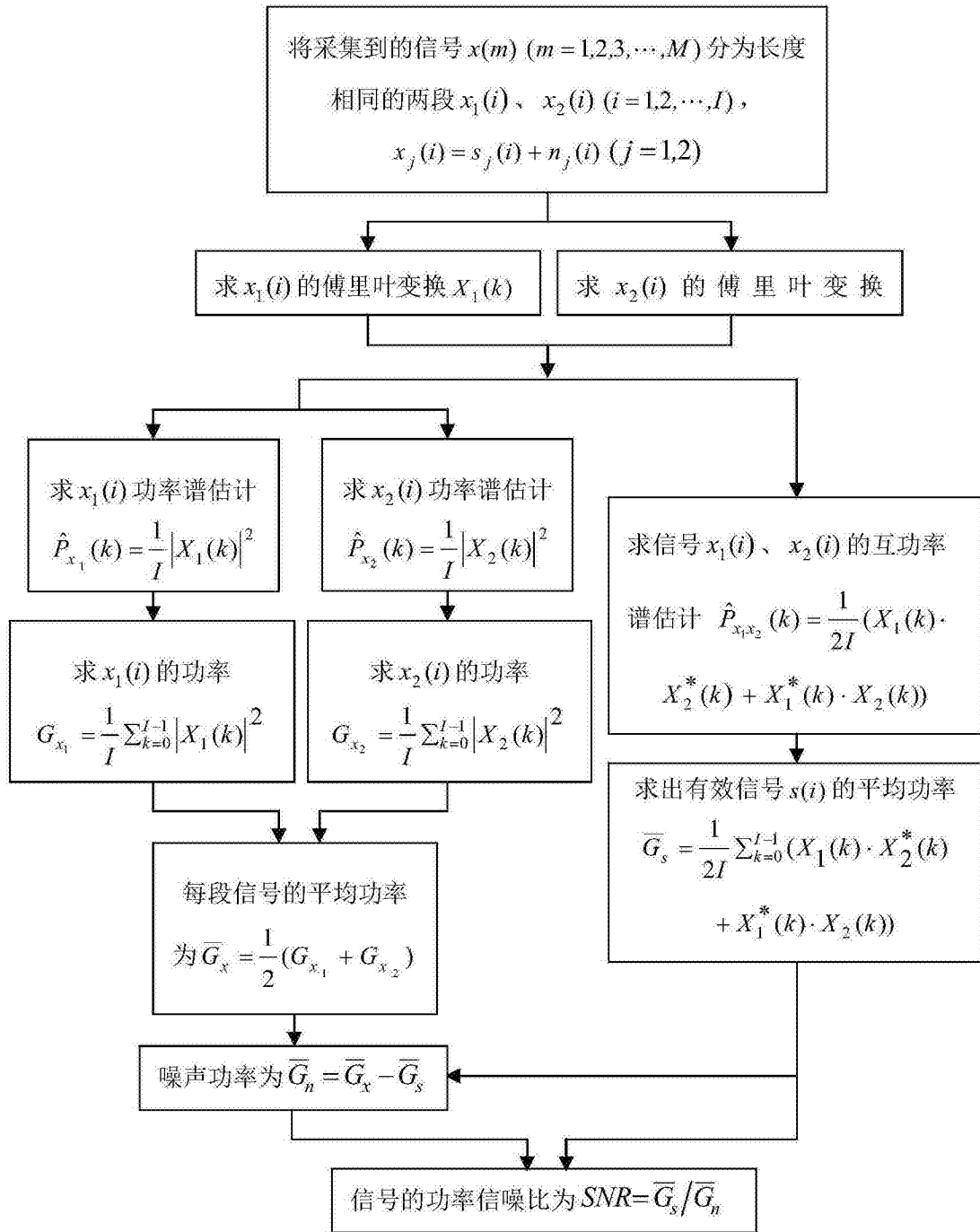


图2

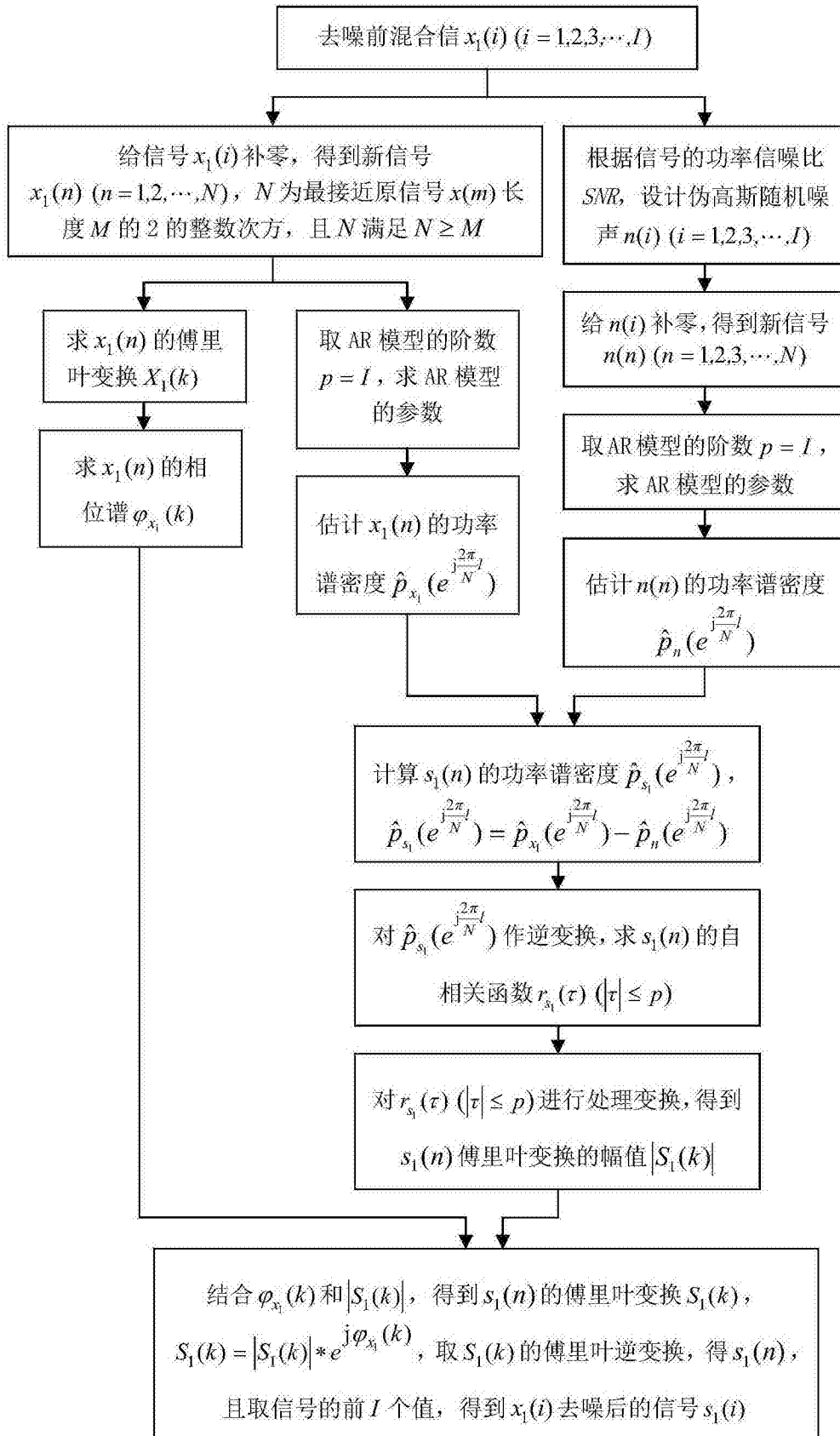


图3

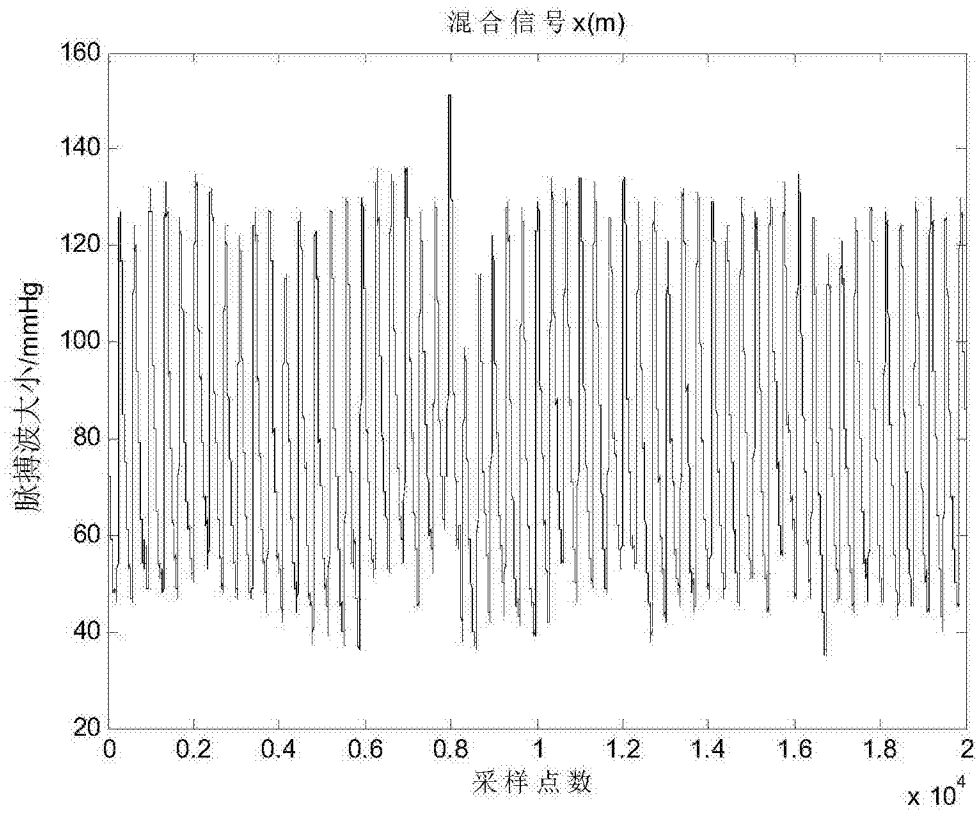


图4

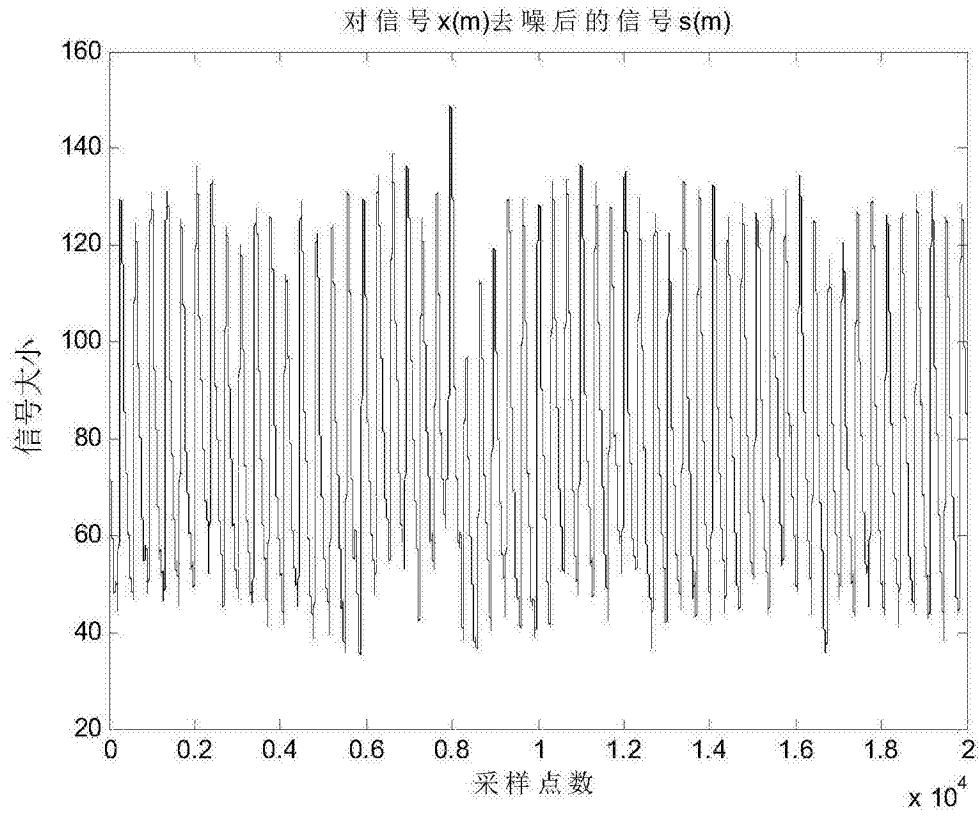


图5

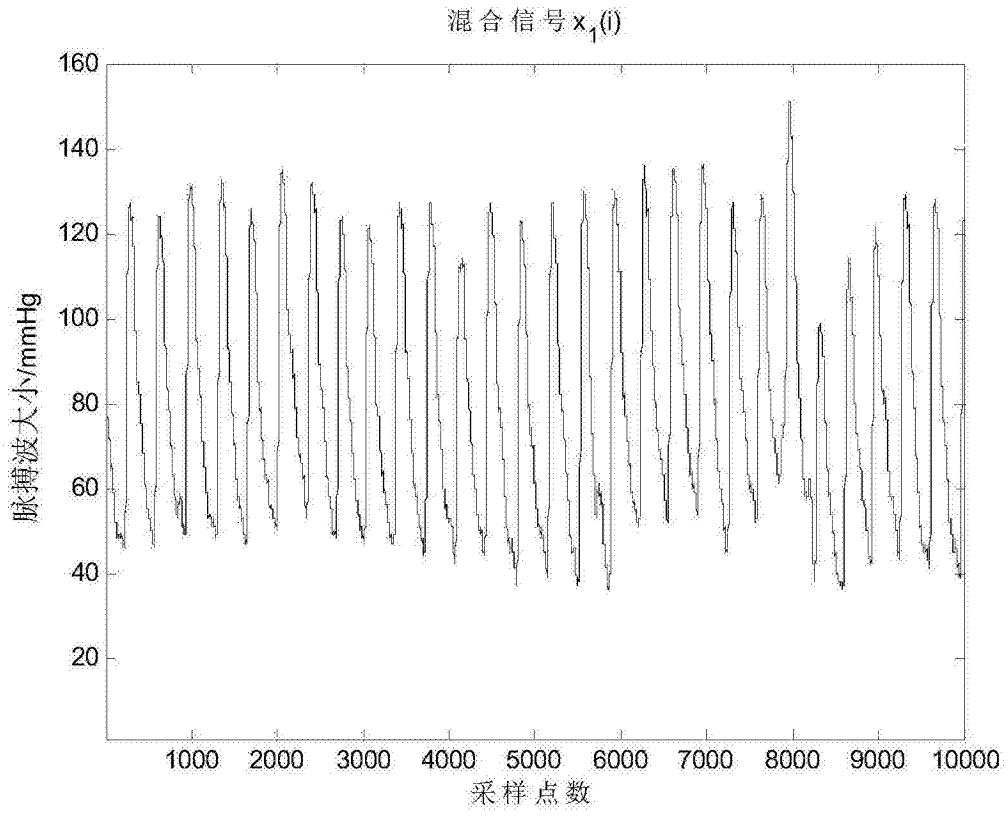


图6

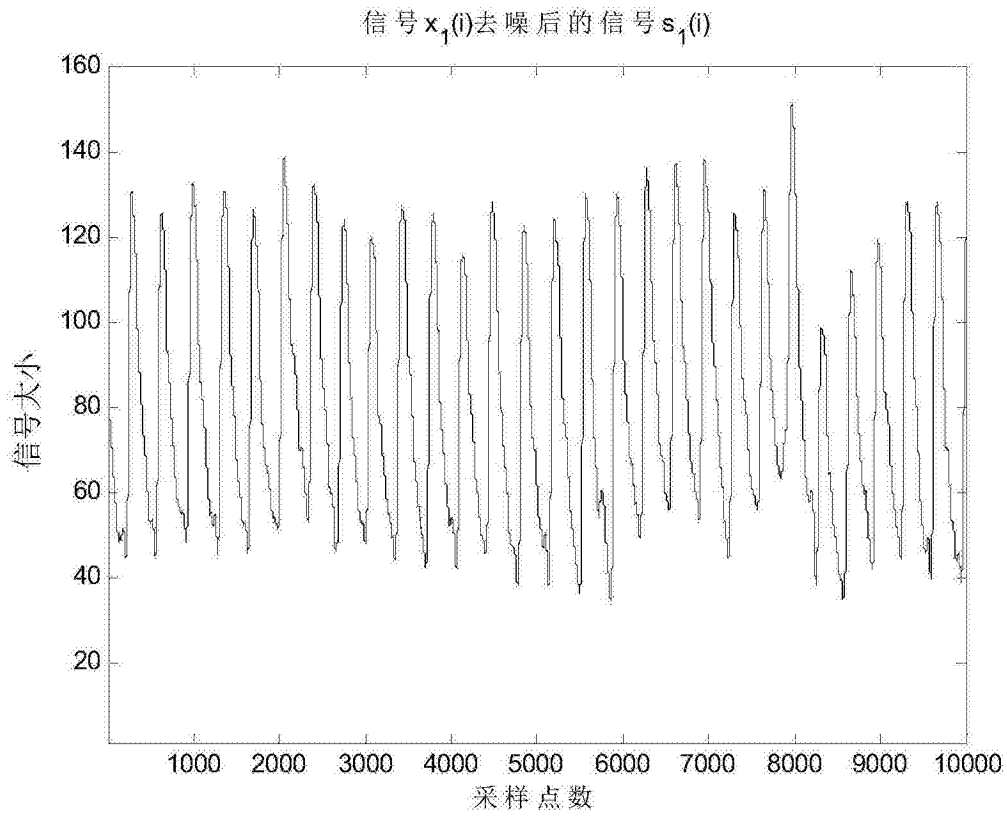


图7

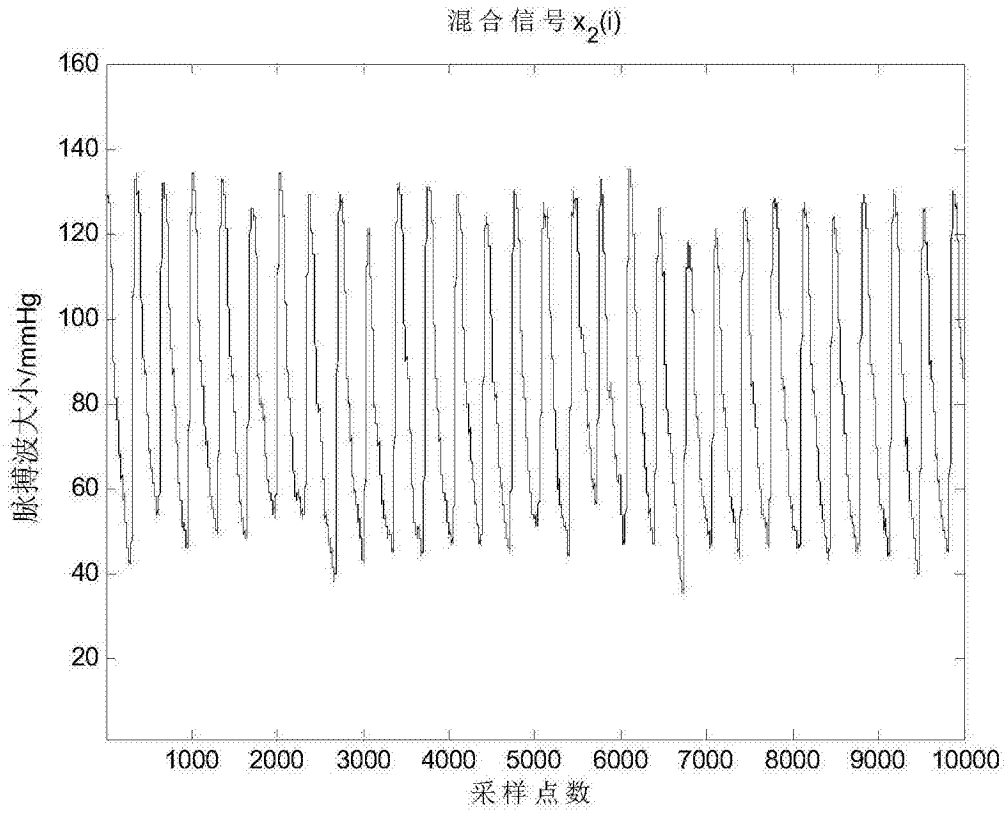


图8

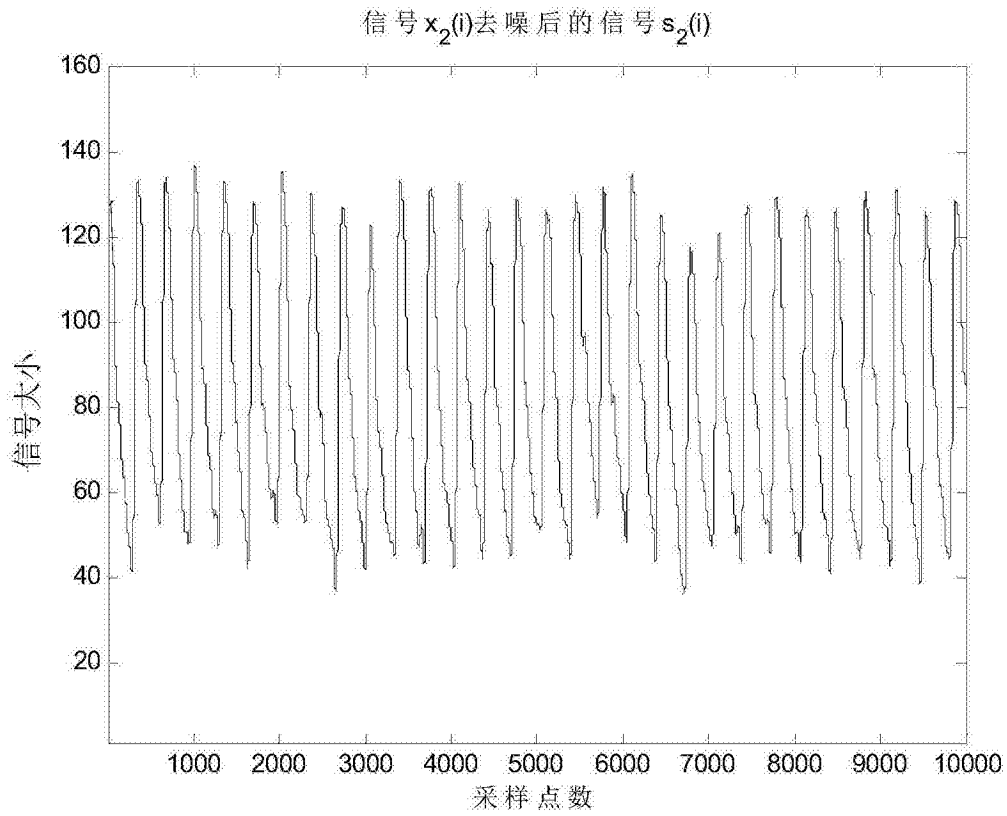


图9

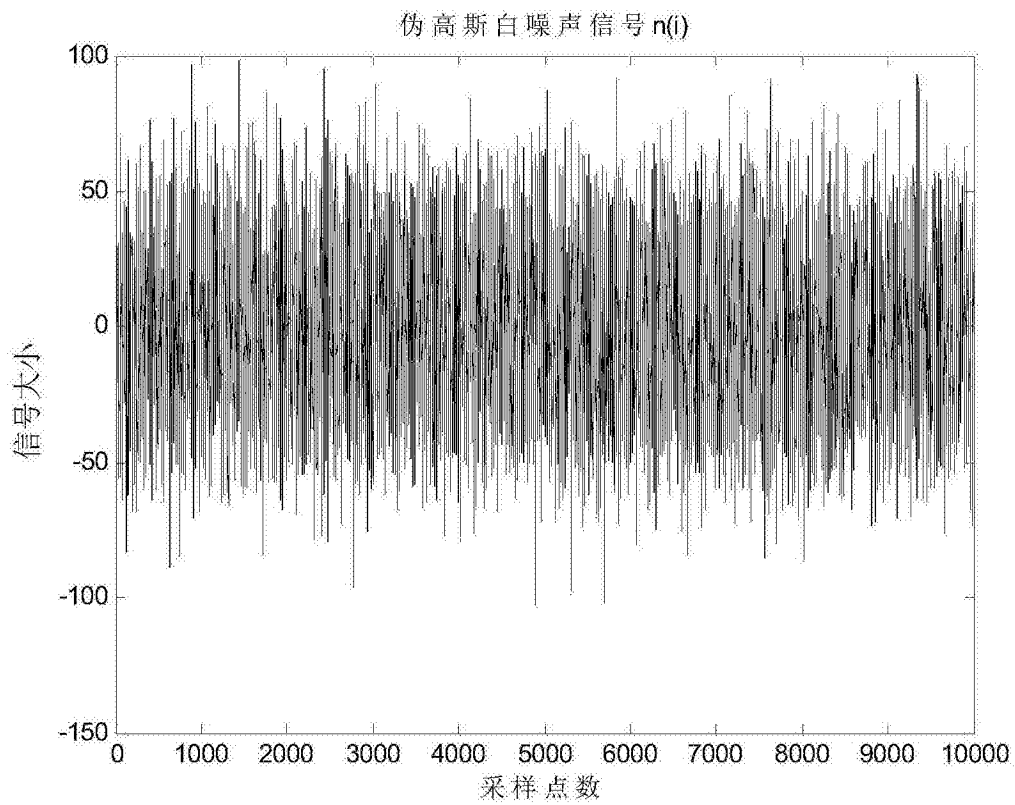


图10

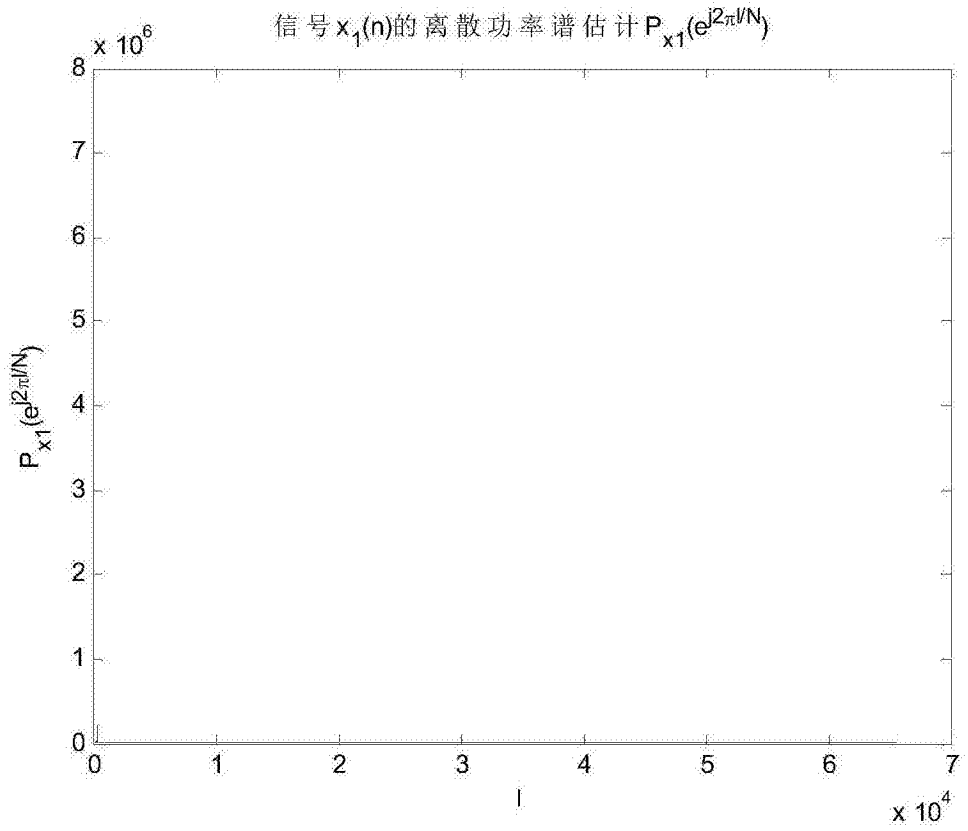


图11

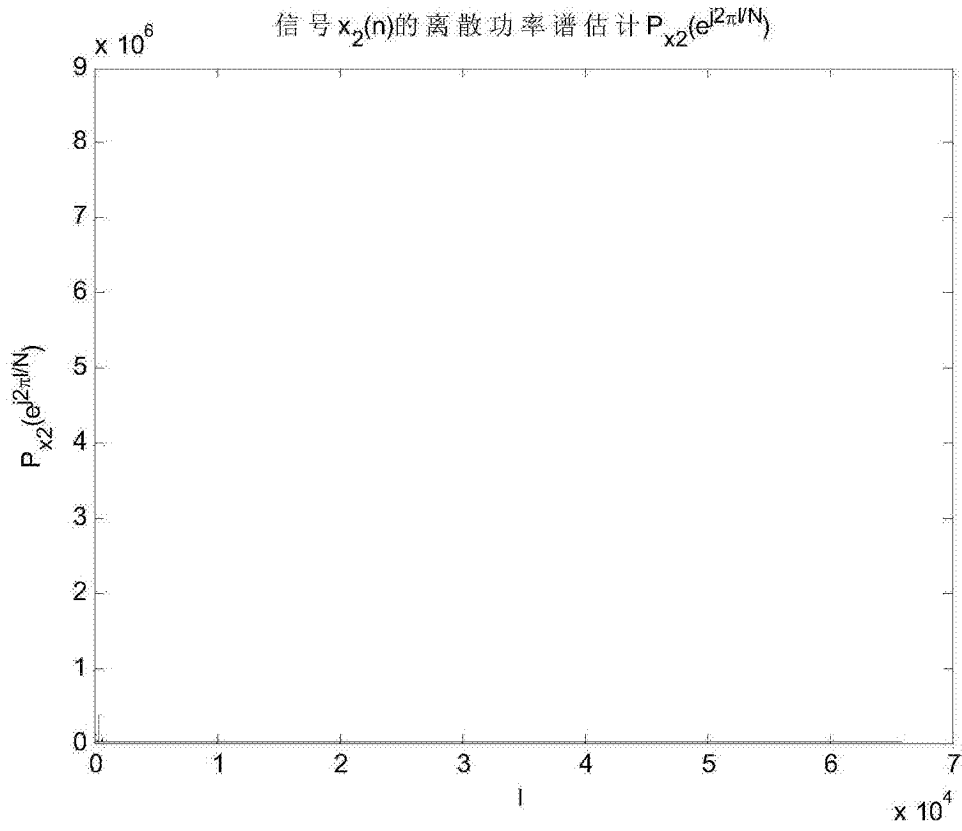


图12

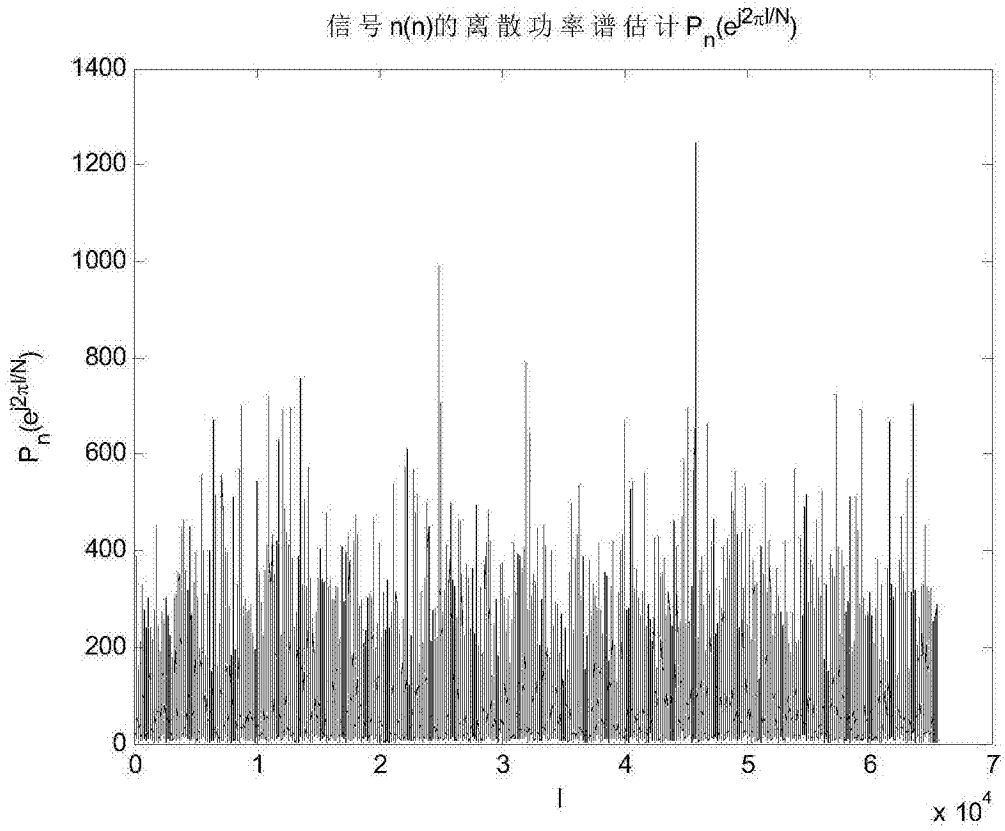


图13

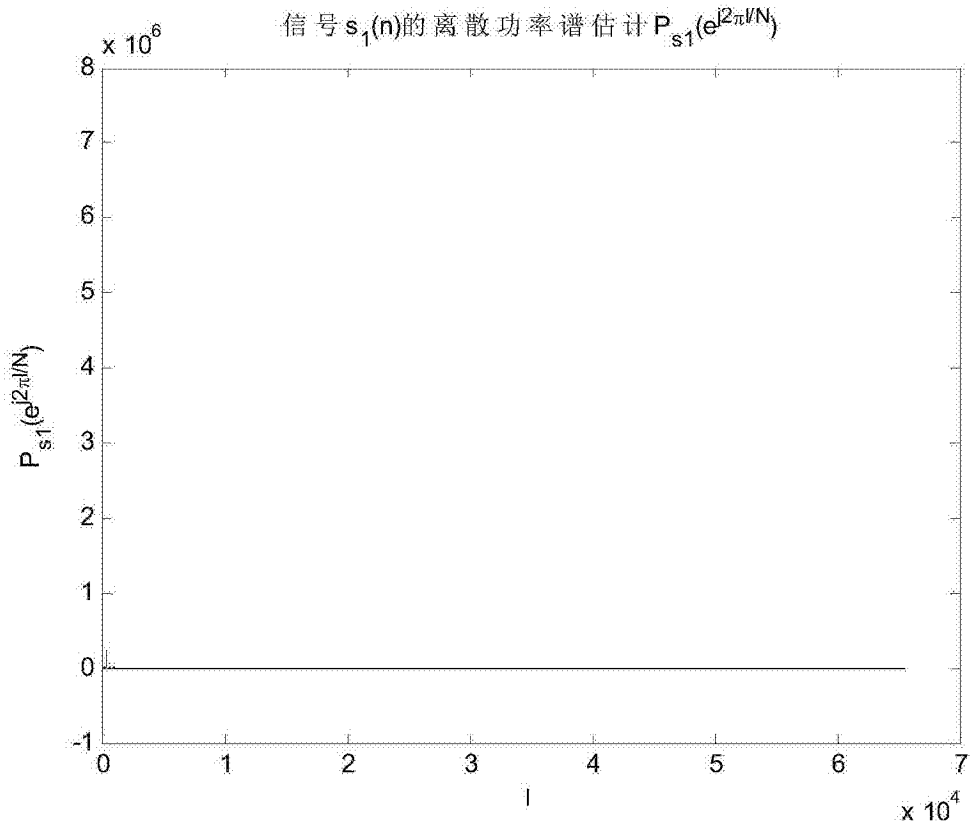


图14

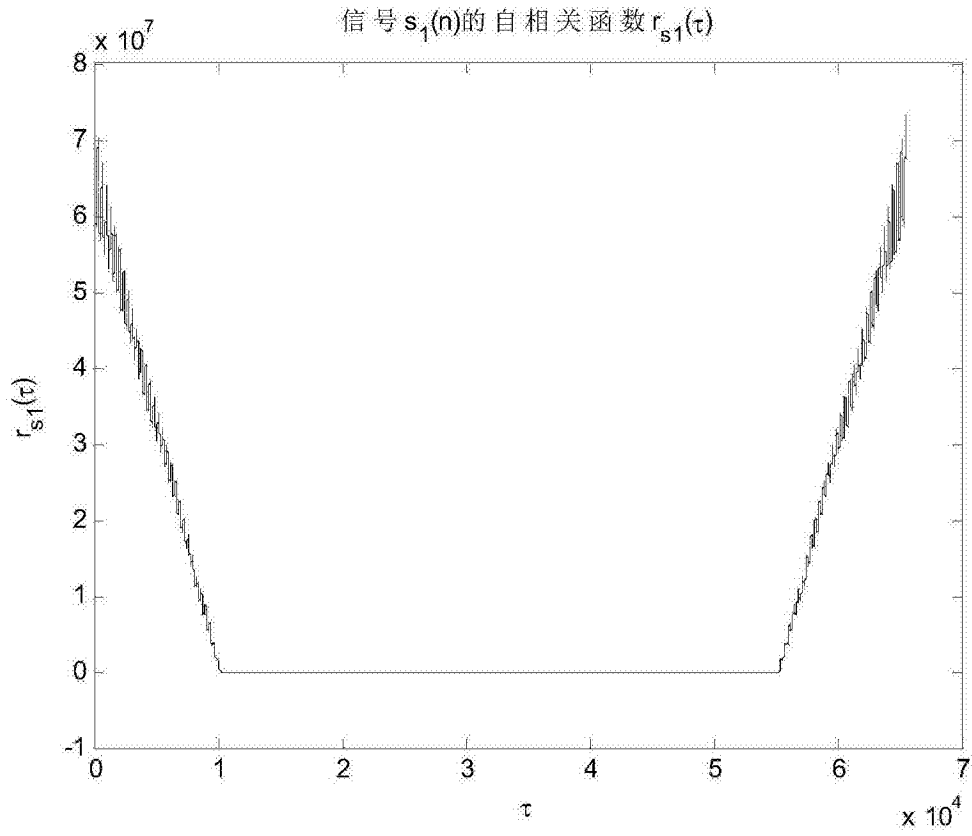


图15

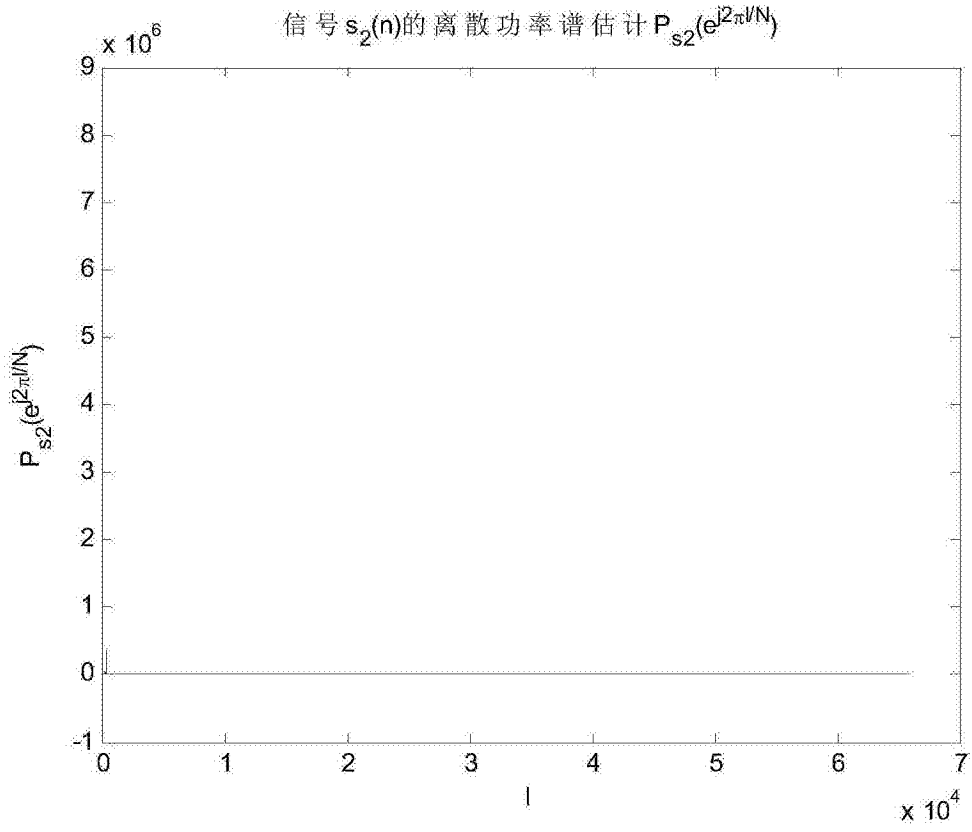


图16

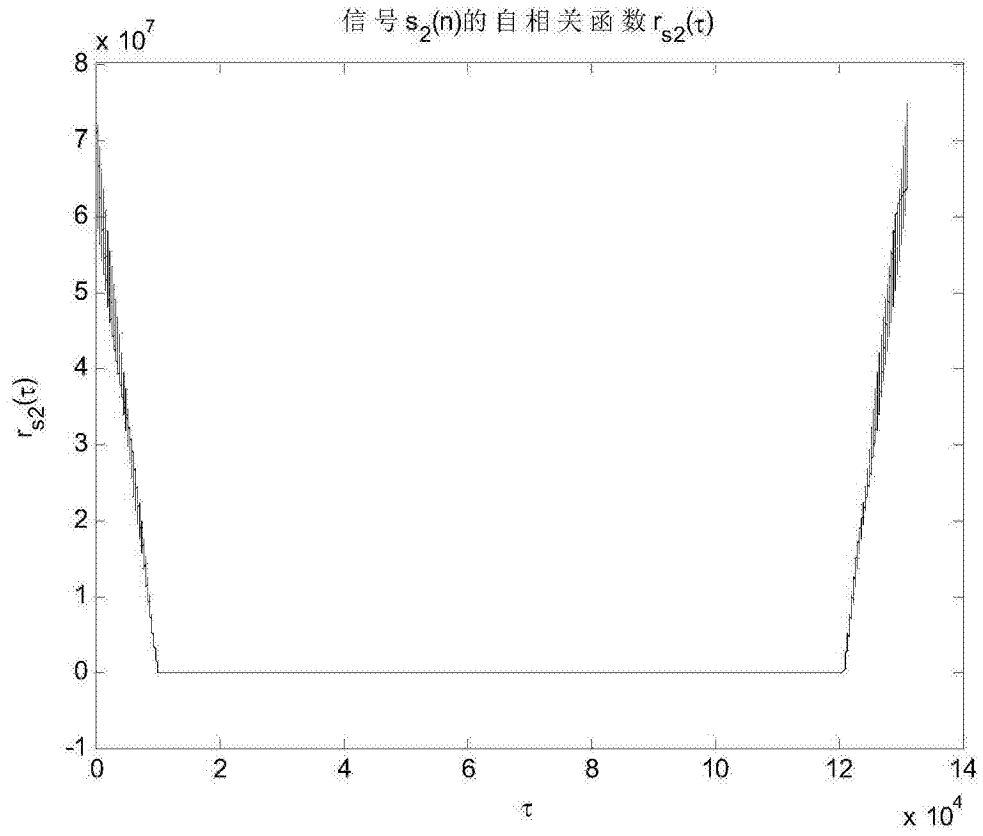


图17

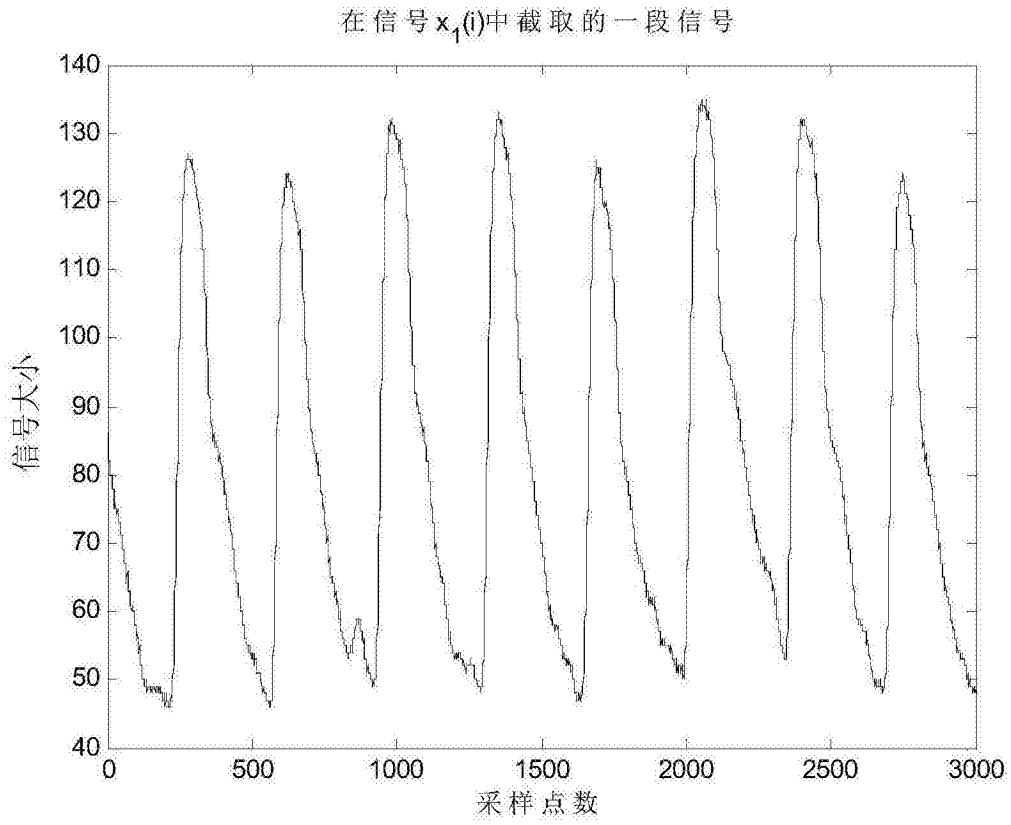


图18

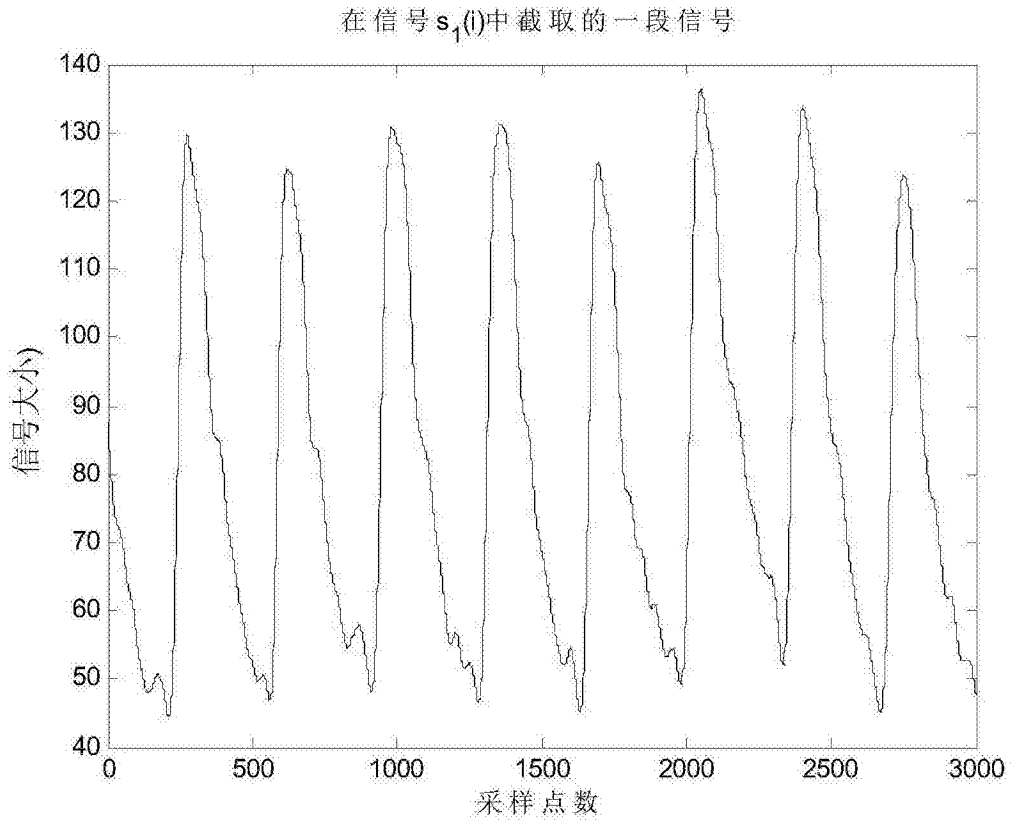


图19

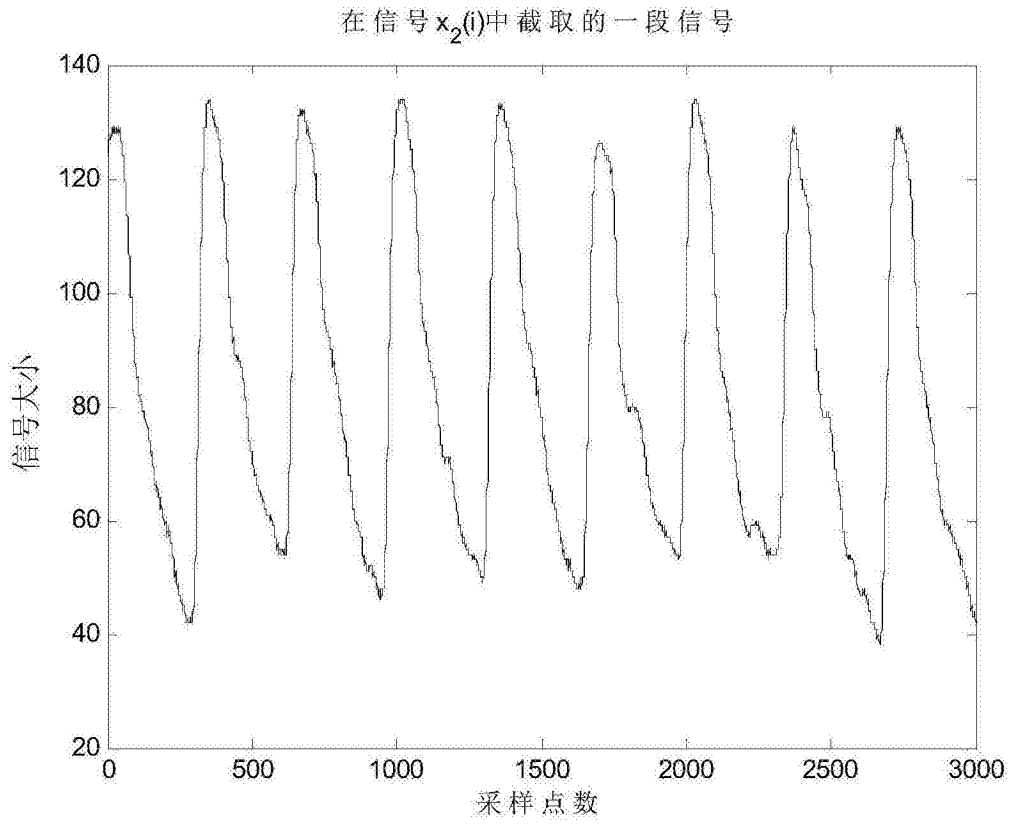


图20

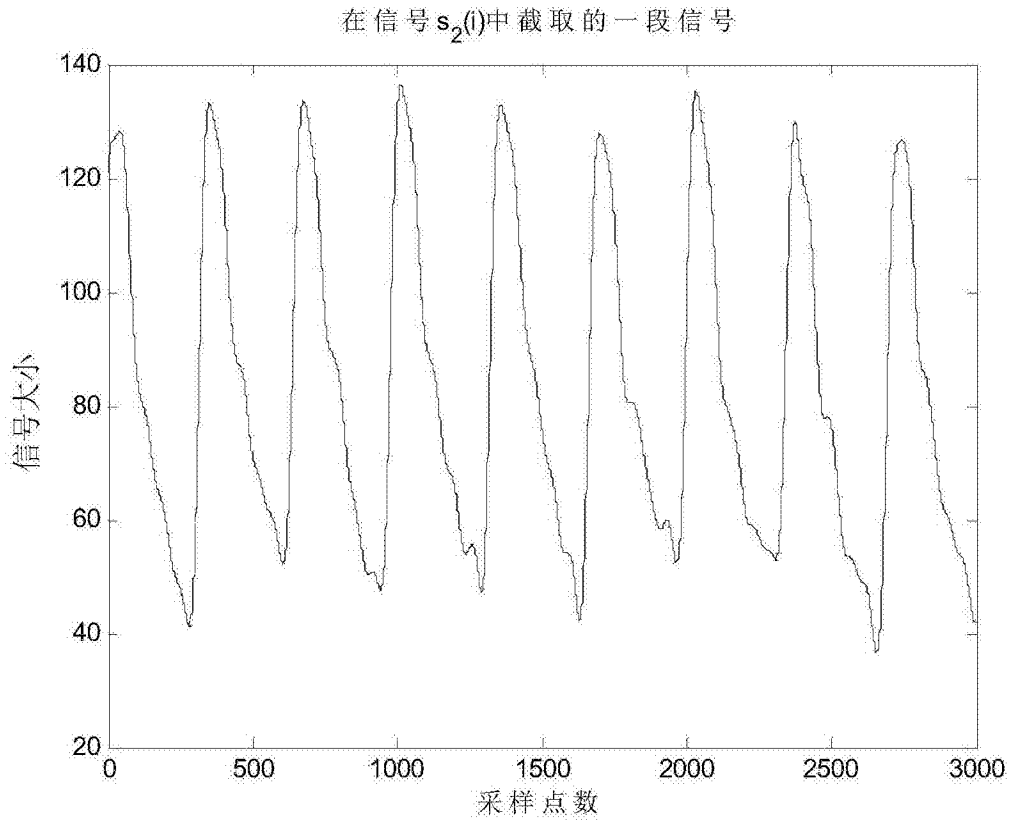


图21

专利名称(译)	一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN105640505A</a>	公开(公告)日	2016-06-08
申请号	CN201610020583.3	申请日	2016-01-13
[标]申请(专利权)人(译)	昆明理工大学		
申请(专利权)人(译)	昆明理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	昆明理工大学		
[标]发明人	杨承志 何慧敏 刘贺 张兴超 杨彪		
发明人	杨承志 何慧敏 刘贺 张兴超 杨彪		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/02 G06T5/00 G06T5/10 G06T7/00		
CPC分类号	A61B5/02 A61B5/7203 A61B5/725 G06T5/002 G06T5/10 G06T7/0012 G06T2207/20056 G06T2207/20182 G06T2207/30101		
其他公开文献	CN105640505B		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明涉及一种基于AR模型谱估计的脉搏信号随机噪声去噪方法，属信息科学与医学融合领域。本发明首先将采集到的脉搏信号分为长度相同的两段，计算信号的功率信噪比，建立随机噪声信号的模型，设计随机噪声信号；分别给两段信号补零使其长度为N，对补零后信号进行傅里叶变换保留其相位谱；对补零后信号，建立AR模型，估计其功率谱；对噪声信号补零，使其长度亦为N，再估计其功率谱；用混合信号的功率谱减去噪声信号的功率谱，得到有效信号的功率谱，结合去噪前混合信号的相位谱，通过变换得到时域脉搏有效信号。本发明在明显去除了随机噪声的基础上又没有降低信号分辨率及保真度，去噪效果很好。

