



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110365437 A

(43)申请公布日 2019.10.22

(21)申请号 201910692107.X

(22)申请日 2019.07.30

(71)申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新西区西源
大道2006号

(72)发明人 方俊 杨林晓 李佳 段惠萍
陈智

(74)专利代理机构 成都点睛专利代理事务所
(普通合伙) 51232

代理人 孙一峰

(51)Int.Cl.

H04B 17/382(2015.01)

G01R 23/16(2006.01)

权利要求书1页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于次奈奎斯特采样的快速功率谱估计方法

(57)摘要

本发明属于宽带频谱感知技术领域,具体的说是涉及一种基于次奈奎斯特采样的快速功率谱估计方法。本发明通过建立压缩样本与原始信号自相关函数的数学模型,将自相关函数转化为卷积利用FFT计算求解,算法中不涉及矩阵运算,仅包含FFT与简单四则运算,计算复杂度低,方便实现宽带信号的实时频谱感知。本发明的优点是,多陪集压缩采样框架结构简单,容易实现;利用了信号的二阶统计信息,可以在低信噪比环境下准确的完成频谱检测;功率谱重构算法只涉及FFT和简单的四则运算,计算复杂度低,可以满足宽带频谱实时感知的需求。

1. 基于次奈奎斯特采样的快速功率谱估计方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

S1、产生频带分布在 $[0, 1]$ GHz的多频带信号 x , 设置奈奎斯特采样率 f_{nyq} , 采样通道数 M , 降采样因子 N , 给定多倍集采样框架的传感矩阵 C , 采集 $T_0=1\text{ms}$ 时间内各个采样通道的样本数据, 第 m 通道上的时延为 $\Delta_m T$, 该通道上 $1T_{ADC}$ 时刻采集的样本 $y_m[1]$ 为:

$$y_m[1] = y_m(1T_{ADC}) = x(1NT + \Delta_m T) = x[1N + \Delta_m]$$

其中, $m=0, \dots, M-1$ 表示多倍集框架的每个采样通道, Δ_m 为大于零的整数, T_{ADC} 为同步低速ADC的采样间隔, $l=0, \dots, L-1$ 表示各个采样通道上采集到的第 $l+1$ 个样本, L 是每个采样通道上总的样本数;

S2、利用采集得到的压缩样本和多倍集框架的固有延时结构构建一个新的数据序列 $\{h[n]\}_{n=0}^{LN-1}$ 和对应的指示序列 $\{I[n]\}_{n=0}^{LN-1}$, 建立其与原始信号自相关函数的数学模型

$$r_x[k] \approx \frac{1}{Q_k} \sum_{n \in Q_k} (h[n]h^*[n-k]) = \frac{r_h[k]}{Q_k}$$

其中, $Q_k \triangleq \{n | 0 \leq n-k \leq LN-1, 0 \leq n \leq LN-1\}$ 为选取的数据样本集合, $Q_k = |\hat{Q}_k|$,

$$h[n] = \begin{cases} y_m[l], & n = lN + \Delta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad I[n] = \begin{cases} 1, & n = lN + \Delta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases};$$

S3、使用快速傅氏变换计算观测数据的自相关函数向量与样本集合的模向量

$$\mathbf{r}_h = \mathbf{F}_{2NL-1}^{-1} |\mathbf{F}_{2NL-1} \bar{\mathbf{h}}|^2$$

$$\mathbf{q} = \mathbf{F}_{2NL-1}^{-1} |\mathbf{F}_{2NL-1} \bar{\mathbf{I}}|^2$$

其中, \mathbf{F}_{2NL-1} 为 $(2NL-1) \times (2NL-1)$ 离散傅里叶变换矩阵, $\bar{\mathbf{h}} \triangleq [\bar{h}[-LN+1] \cdots \bar{h}[LN-1]]^T$,

$$\bar{\mathbf{I}} \triangleq [\bar{I}[-LN+1] \cdots \bar{I}[LN-1]]^T;$$

S4、恢复原始信号自相关函数

$$r_x = r_h \cdot / q$$

$$\mathbf{r}_x \triangleq [r_x[-LN+1] \cdots r_x[LN-1]]^T$$

S5、自相关函数做傅里叶变换得到功率谱

$$P_x = \mathbf{F}_{2NL-1} \mathbf{r}_x$$

完成对功率谱 P_x 的估计。

基于次奈奎斯特采样的快速功率谱估计方法

技术领域

[0001] 本发明属于宽带频谱感知技术领域,具体的说是涉及一种基于次奈奎斯特采样的快速功率谱估计方法。

背景技术

[0002] 随着无线通信技术和人们对无线业务需求的增长,需要对宽带频谱进行实时感知,从而更高效的利用频谱空洞,提升无线通信系统的频谱效率。传统的频谱感知方案需要满足奈奎斯特采样定理,当被监测或感知的频谱带宽很宽时,接收机需要采用高速的模数转换器件,使得硬件的成本和功耗都大幅提升,且采样后的数据量过大,给后续数据的存储和处理带来了不便。为了克服传统频谱感知方案的缺陷,需研究基于压缩采样理论的新型宽带频谱感知技术,突破奈奎斯特采样定理的理论限制,以次奈奎斯特采样频率对信号进行采样并实时感知宽带频谱。目前基于压缩采样的宽带频谱感知算法虽然可以以次奈奎斯特采样频率完成宽带频谱感知,但是由于算法复杂度过高,无法达到实时感知的目的。

发明内容

[0003] 本发明的目的在于,针对上述问题,基于多陪集压缩采样框架(Multi-coset Compressed Sampling),提出一种低复杂度的快速功率谱重构方案,利用压缩采样样本快速重构被监测频段的功率谱,满足宽带频谱感知的实时性需求。

[0004] 本发明的技术方案是:

[0005] 基于次奈奎斯特采样的快速功率谱估计方法,如图所示,包括以下步骤:

[0006] S1、产生频带分布在 $[0, 1]$ GHz的多频带信号 x ,设置奈奎斯特采样率 f_{nyq} ,采样通道数 M ,降采样因子 N ,给定多陪集采样框架的传感矩阵 C ,采集 $T_0 = 1\text{ms}$ 时间内各个采样通道的样本数据,第 m 通道上的时延为 $\Delta_m T$,该通道上 $1T_{ADC}$ 时刻采集的样本 $y_m[1]$ 为:

$$[0007] \quad y_m[1] = y_m(1T_{ADC}) = x(1NT + \Delta_m T) = x[1N + \Delta_m]$$

[0008] 其中, $m=0, \dots, M-1$ 表示多陪集框架的采样通道, T_{ADC} 为同步低速ADC的采样间隔, $l=0, \dots, L-1$ 表示各个采样通道上采集到的第 $l+1$ 个样本, L 是是每个采样通道上总的样本数。

[0009] S2、利用采集得到的压缩样本和多陪集框架的固有延时结构构建一个新的数据序列 $\{h[n]\}_{n=0}^{LN-1}$ 和对应的指示序列 $\{I[n]\}_{n=0}^{LN-1}$,建立其与原始信号自相关函数的数学模型

$$[0010] \quad r_x[k] \approx \frac{1}{Q_k} \sum_{n \in Q_k} (h[n]h^*[n-k]) = \frac{r_h[k]}{Q_k}$$

[0011] 其中, $Q_k \triangleq \{n | 0 \leq n-k \leq LN-1, 0 \leq n \leq LN-1\}$ 为选取的数据样本集合, $Q_k = |\hat{Q}_k|$,

$$h[n] = \begin{cases} y_m[l], & n = lN + \Delta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad I[n] = \begin{cases} 1, & n = lN + \Delta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases};$$

[0012] S3、使用快速傅氏变换计算观测数据的自相关函数向量与样本集合的模向量

$$[0013] \quad \mathbf{r}_h = \mathbf{F}_{2NL-1}^{-1} \left| \mathbf{F}_{2NL-1} \bar{\mathbf{h}} \right|^2$$

$$[0014] \quad \mathbf{q} = \mathbf{F}_{2NL-1}^{-1} \left| \mathbf{F}_{2NL-1} \bar{\mathbf{I}} \right|^2$$

[0015] 其中， \mathbf{F}_{2NL-1} 为 $(2NL-1) \times (2NL-1)$ 离散傅里叶变换矩阵， $\bar{\mathbf{h}} \triangleq [\bar{h}[-LN+1] \cdots \bar{h}[LN-1]]^T$ ， $\bar{\mathbf{I}} \triangleq [\bar{I}[-LN+1] \cdots \bar{I}[LN-1]]^T$ ；

[0016] S4、恢复原始信号自相关函数

$$[0017] \quad r_x = r_h \cdot / q$$

$$[0018] \quad \mathbf{r}_x \triangleq [r_x[-LN+1] \cdots r_x[LN-1]]^T$$

[0019] S5、自相关函数做傅里叶变换得到功率谱

$$[0020] \quad P_x = \mathbf{F}_{2NL-1} \mathbf{r}_x$$

[0021] 完成对功率谱 P_x 的估计。

[0022] 本发明的有益效果是：多陪集压缩采样框架结构简单，容易实现；利用了信号的二阶统计信息，可以在低信噪比环境下准确的完成频谱检测；功率谱重构算法只涉及FFT和简单的四则运算，计算复杂度低，可以满足宽带频谱实时感知的需求。

附图说明

[0023] 图1为使用本发明方法应用于功率谱估计的流程图；

[0024] 图2为多陪集亚奈奎斯特采样系统框图；

[0025] 图3为本发明算法框图；

[0026] 图4为奈奎斯特采样条件下的功率谱，其中(a)是采集1ms无噪声信号的数据样本重构功率谱效果，(b)是采集1ms噪声信号的数据样本重构功率谱效果；

[0027] 图5为本发明算法恢复的功率谱，基于次奈奎斯特采样条件，其中(a)是采集1ms噪声信号的数据样本重构功率谱的效果，(b)是采集10ms噪声信号的数据样本重构功率谱的效果；

[0028] 图6为本发明算法与传统频域算法的对比。

具体实施方式

[0029] 下面结合附图和仿真示例，详细描述本发明的技术方案：

[0030] 本发明用于降低功率谱重构的计算复杂度，实现宽带频谱的实时感知，下面将进行详细说明。

[0031] 多陪集压缩采样机制如图2所示，该结构由多个采样通道组成，在每一个采样通道中，模拟输入信号经过时延后，再由低采样频率的模数转换芯片进行采样，不同采样通道的采样时刻是同步的。多陪集采样是一种次奈奎斯特采样机制，即直接从信号 $x(t)$ 的奈奎斯特采样样本 $x[n] = x(nT)$ (T 为奈奎斯特采样时间间隔)选择一些样本作为压缩采样的观测样本 $y[1]$ ，假设 $\Delta_m T$ 为第 m 个采样通道的时延， Δ_m 为大于零的整数，该采样通道在 $1T_{ADC} = 1NT$ (N 为降采样因子， T_{ADC} 为低频率模数转换芯片的采样间隔)采样时刻的采样样本为

$$[0032] \quad y_m[1] = x(1NT + \Delta_m T) = x[1N + \Delta_m]$$

[0033] 定义在 $1NT$ 采样时刻的观测向量为 $\mathbf{y}[l] \triangleq [y_1[l], \dots, y_M[l]]^T$, 满足

$$[0034] \quad \mathbf{y}[1] = \mathbf{C}\mathbf{x}[1]$$

[0035] 其中 $\mathbf{x}[1]$ 为原始信号的奈奎斯特样本 $\mathbf{x}[l] \triangleq [x[lN], \dots, x[(l+1)N-1]]^T$, $\mathbf{C} \in \{0, 1\}^{M \times N}$ 为该多陪集采样框架对应的采样矩阵 (M 为采样通道总数, N 为降采样因子), 该矩阵每一行仅有一个值非零, 出现位置由采样通道上的时延决定 (第 m 行非零值对应位置为 $\Delta_m + 1$)。

[0036] 选取持续采样时间段 $t = 1NT, l = 0, \dots, L-1$ (l 表示每个采样通道上低速ADC采集到的第 $l+1$ 个样本) 内的信号建立压缩采样模型, 即从原始信号的奈奎斯特采样样本 $\{x[n]\}_{n=0}^{LN-1}$ 中采集出压缩采样样本 $\{y_m[l]\}_{m=1, l=0}^{M, L-1}$, 为了方便后续推导, 对观测信号进行补零操作, 定义一个新的数据序列 $\{h[n]\}_{n=0}^{LN-1}$ 和对应的指示序列 $\{I[n]\}_{n=0}^{LN-1}$:

$$[0037] \quad h[n] = \begin{cases} y_m[l], & n = lN + \Delta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$[0038] \quad I[n] = \begin{cases} 1, & n = lN + \Delta_m \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0039] 因此, 新的观测数据序列与原始样本满足

$$[0040] \quad h[n] = x[n]I[n], n = 0 \cdots LN-1$$

[0041] 维纳-辛钦定理指出: 信号的功率谱和该信号的自相关函数是一个傅里叶变换对。因此, 在探索压缩采样样本与被监测频段功率谱的数学关系之前, 可以先建立压缩采样样本与原始信号自相关函数的数学关系。信号 $x[n]$ 的自相关函数定义为

$$[0042] \quad r_x[k] = E[x[n]x^*[n-k]]$$

[0043] 当信号为有限长序列时, 只能得到其自相关函数的估计值。对于长度为 LN 的有限长信号, 自相关函数的无偏估计为

$$[0044] \quad r_x[k] \approx \frac{1}{|\mathbb{Q}_k|} \sum_{n \in \mathbb{Q}_k} (x[n]x^*[n-k]) \quad k \in [-LN+1, LN-1]$$

[0045] 其中, $\mathbb{Q}_k \triangleq \{n | 0 \leq n-k \leq LN-1, 0 \leq n \leq LN-1\}$ 为选取的数据样本集合, $|\mathbb{Q}_k|$ 表示集合 \mathbb{Q}_k 的基数, 满足 $\forall k \in [-LN+1, LN-1] \quad |\mathbb{Q}_k| \neq 0$ 。

[0046] 由于没有完整的奈奎斯特采样样本集合 $\{x[n]\}_{n=0}^{LN-1}$, 因此无法采样上述公式计算原始信号的自相关函数, 为了克服该问题, 我们定义一个新的样本集合 $\hat{\mathbb{Q}}_k \triangleq \{n | I[n]I[n-k] = 1\} \quad \forall k \in [-LN+1, LN-1], |\hat{\mathbb{Q}}_k| \neq 0$, 并采用以下的自相关函数估计器:

$$[0047] \quad r_x[k] \approx \frac{1}{Q_k} \sum_{n \in \hat{Q}_k} (x[n]x^*[n-k]) = \frac{1}{Q_k} \sum_{n \in \hat{Q}_k} (h[n]h^*[n-k]) = \frac{1}{Q_k} \sum_{n \in \hat{Q}_k} (h[n]h^*[n-k])$$

[0048] 其中, $Q_k = |\hat{Q}_k|$

[0049] 基于以上估计器,下面讨论如何快速的计算原始信号的自相关函数。

[0050] 定义 $r_h[k]$ 为

$$[0051] \quad r_h[k] = \sum_{n \in \mathbb{Q}_k} (h[n]h^*[n-k]) = \sum_{n=0}^{LN-1} (h[n]h^*[n-k])$$

[0052] 其中 $\mathbb{Q}_k \triangleq \{n | 0 \leq n-k \leq LN-1, 0 \leq n \leq LN-1\}$

[0053] 两个离散序列 $h[k]$ 和 $h[-k]$ 的卷积运算定义为

$$[0054] \quad h[k] \star h[-k] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n]h^*[-(k-n)] = \sum_{n=0}^{LN-1} h[n]h^*[n-k] = r_h[k]$$

[0055] 基于序列 $h[n]$ 定义两个新的序列 $\bar{h}[n], \hat{h}[n]$

$$[0056] \quad \bar{h}[n] = \begin{cases} h[n], & LN-1 \geq n \geq 0 \\ 0, & -LN+1 \leq n < 0 \end{cases}$$

$$[0057] \quad \hat{h}[n] = \begin{cases} 0, & LN-1 \geq n \geq 0 \\ h[n], & -LN+1 \leq n < 0 \end{cases}$$

[0058] 则 $r_h[k]$ 表示为

$$[0059] \quad r_h[k] = \begin{cases} \sum_{n=-LN+1+k}^{LN-1} (\bar{h}[n]\hat{h}^*[k-n]), & k \geq 0 \\ \sum_{n=-LN+1}^{LN-1+k} (\bar{h}[n]\hat{h}^*[k-n]), & k < 0 \end{cases} = (\bar{h} \star \hat{h}^*)[k]$$

[0060] 其中,符号 \star 表示序列的循环(圆周)卷积运算。基于 $r_h[k], \bar{h}, \hat{h}^*$ 为元素定义向量 $\mathbf{r}_h \triangleq [r_h[-LN+1] \cdots r_h[LN-1]]^T, \bar{\mathbf{h}} \triangleq [\bar{h}[-LN+1] \cdots \bar{h}[LN-1]]^T, \hat{\mathbf{h}} \triangleq [\hat{h}[-LN+1] \cdots \hat{h}[LN-1]]^T$,利用圆周卷积定理使用快速傅立叶变换(FFT)有效率的计算信号的圆周卷积,满足

$$[0061] \quad \mathbf{F}_{2NL-1} \mathbf{r}_h = (\mathbf{F}_{2NL-1} \bar{\mathbf{h}}) \circ (\mathbf{F}_{2NL-1} \hat{\mathbf{h}})$$

[0062] 其中, \mathbf{F}_{2NL-1} 为 $(2NL-1) \times (2NL-1)$ 离散傅里叶变换矩阵, \circ 表示点积,定义为向量或矩阵对应元素相乘,即 $\mathbf{a} \circ \mathbf{b} = [a_1, a_2, \cdots, a_n] \circ [b_1, b_2, \cdots, b_n] \triangleq [a_1 b_1, a_2 b_2, \cdots, a_n b_n]$

[0063] 由于序列 $\hat{h}[n]$ 是序列 $\bar{h}[n]$ 的反褶,即 $\hat{h}[n] = \bar{h}[-n]$,根据DFT变换的反褶和共轭性质可知序列 $x[n]$ 满足 $\text{DFT}[x[n]] = X(k) \Rightarrow \text{DFT}[x^*[-n]] = X^*(k)$,即

$$[0064] \quad \text{DFT}[\bar{h}[n]] = \text{DFT}[\bar{h}^*[-n]] = \text{DFT}[\hat{h}^*[n]]$$

[0065] 则序列 $\hat{h}[n]$ 的DFT变换是序列 $\bar{h}[n]$ 变换的复共轭,满足

[0066] $(\mathbf{F}_{2NL-1}\bar{\mathbf{h}}) \circ (\mathbf{F}_{2NL-1}\hat{\mathbf{h}}) = |\mathbf{F}_{2NL-1}\bar{\mathbf{h}}|^2$

[0067] 其中, $|\cdot|^2$ 表示向量模的平方, r_h 可以通过对 $\mathbf{F}_{2NL-1}r_h$ 做傅里叶逆变换得到

[0068] $r_h = \mathbf{F}_{2NL-1}^{-1} |\mathbf{F}_{2NL-1}\bar{\mathbf{h}}|^2$

[0069] 下面讨论 Q_k 的计算, 同样基于指示序列 $I[n]$ 定义两个新的序列

[0070]
$$\bar{I}[n] = \begin{cases} I[n], & LN-1 \geq n \geq 0 \\ 0, & -LN+1 \leq n < 0 \end{cases}$$

[0071]
$$\hat{I}[n] = \begin{cases} 0, & LN-1 \geq n \geq 0 \\ I[n], & -LN+1 \leq n < 0 \end{cases}$$

[0072] 则样本集合 $\hat{Q}_k \triangleq \{n | I[n]I[n-k]=1\}$ 的基数 Q_k 表示为

[0073]
$$Q_k = \sum_{n \in \hat{Q}_k} (I[n]I[n-k]) = I[k] \star I[-k] = (\bar{I} \star \hat{I}^*)[k]$$

[0074] 基于 Q_k 定义的向量 $\mathbf{q} \triangleq [Q_{-LN+1} \cdots Q_{LN-1}]^T$ 满足

[0075]
$$\mathbf{F}_{2NL-1}\mathbf{q} = (\mathbf{F}_{2NL-1}\bar{\mathbf{I}}) \circ (\mathbf{F}_{2NL-1}\hat{\mathbf{I}}) = |\mathbf{F}_{2NL-1}\bar{\mathbf{I}}|^2 \Rightarrow \mathbf{q} = \mathbf{F}_{2NL-1}^{-1} |\mathbf{F}_{2NL-1}\bar{\mathbf{I}}|^2$$

[0076] 其中,

$$\mathbf{q} \triangleq [Q_{-LN+1} \cdots Q_{LN-1}]^T, \bar{\mathbf{I}} \triangleq [\bar{I}[-LN+1] \cdots \bar{I}[LN-1]]^T, \hat{\mathbf{I}} \triangleq [\hat{I}[-LN+1] \cdots \hat{I}[LN-1]]^T$$

[0077] 基于前文自相关函数估计器满足的关系式 $r_x[k] = r_h[k]/Q_k$ 可以得到, 原始信号的自相关函数向量满足

[0078]
$$\mathbf{r}_x \triangleq [r_x[-LN+1] \cdots r_x[LN-1]]^T = \mathbf{r}_h ./ \mathbf{q}$$

[0079] 其中, 点除./定义为向量或矩阵对应元素相除, 即

[0080]
$$\mathbf{a} ./ \mathbf{b} = [a_1, a_2, \cdots, a_n] ./ [b_1, b_2, \cdots, b_n] \triangleq \left[\frac{a_1}{b_1}, \frac{a_2}{b_2}, \cdots, \frac{a_n}{b_n} \right]$$

[0081] 由维纳-辛钦定理对自相关函数做傅里叶变换得到原始信号的功率谱

[0082]
$$P_x = \mathbf{F}_{2NL-1} \mathbf{r}_x$$

[0083] 其中, $\mathbf{P}_x \triangleq [P_x[-LN+1] \cdots P_x[LN-1]]^T$

[0084] 仿真中, 假定信号分布在 $[0, 1]$ GHz, 奈奎斯特采样率 $f_{nyq} = 2$ GHz, 使用的多倍集采样框架有 $M=8$ 个采样通道, 采样速率为80MHz, 对应降采样因子为 $N=25$, 延时设置为 $\{0 \ 0.5 \ 1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3 \ 6.5\}$ ns, 要求频谱分辨率达到 $f_{min} = 62.5$ kHz。信号的信噪比定义为

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\sum_{n=1}^{N_t} |x[n]|^2 / N_t \sigma^2 \right), N_t \text{ 为采集的原始信号 } x(t) \text{ 的奈奎斯特采样样本数, } \sigma^2 \text{ 为零}$$

均值高斯噪声的方差(噪声功率)。

[0085] 基于上述所构建模型及定义, 本发明提供了基于快速傅里叶变换恢复原始信号功率谱的算法, 以降低功率谱恢复算法的计算复杂度。

[0086] 下面将利用频域功率谱重构方法同本发明方法做算法性能对比分析,以进一步验证本发明的性能。

[0087] 采用算法时间复杂度 (Time Complexity) 来衡量算法的效率。传统的频域功率谱重构方法中在满足分辨率 $1/2NLT$ 要求时涉及 $2MLP \log(2L) + 2M^2(N+P)L > 2MLP \log(2L) + 2N^2L$ 浮点运算,与降采样因子 N 成多项式关系,不适用于高压压缩场景。本发明中的算法只有FFT与简单的四则运算,在满足相同分辨率 $1/2NLT$ 要求时涉及 $(6LN-3) \log(2LN-1) + 2LN-1$ 浮点运算,与降采样因子 N 成线性关系。使用接受者操作特性曲线(receiver operating characteristic curve,简称ROC曲线)来显示选择不同阈值检测频段上是否存在信号的情况。

[0088] 图4、图5中描述了信号在信噪比 $SNR = -5dB$ 时奈奎斯特采样和我们提出的发明方法中功率谱的情况。从图中可以看出,本发明方法能够准确恢复真实的功率谱,且由图5中不同采样时间的功率谱恢复对比看出增加信号采样时间可以补偿压缩采样带来的性能损失,使得重构出的功率谱接近奈奎斯特采样条件下的功率谱。图6对比了相同的采样通道数 M 和采样速率条件下本发明方法与频域功率谱估计算法的性能。图中画出两种方法的ROC曲线,可以看出本发明方法性能优于频域方法,同时,计算出两种方法的平均运行时间分别是 $0.17ns, 0.35ns$,前者所需时间仅为后者算法的一半,计算复杂度较低,更适用于硬件实现。

[0089] 综上所述,本发明提出的发明是基于多倍集压缩采样框架下压缩样本与原始信号的相关函数的关系来实现功率谱的快速重构。通过构建自相关函数的数学模型,将相关函数的计算转化为求解卷积,使用FFT计算求解出原始信号的功率谱。不涉及矩阵运算的策略使得算法的复杂度大幅度降低,更加适合宽带信号的实时频谱感知。

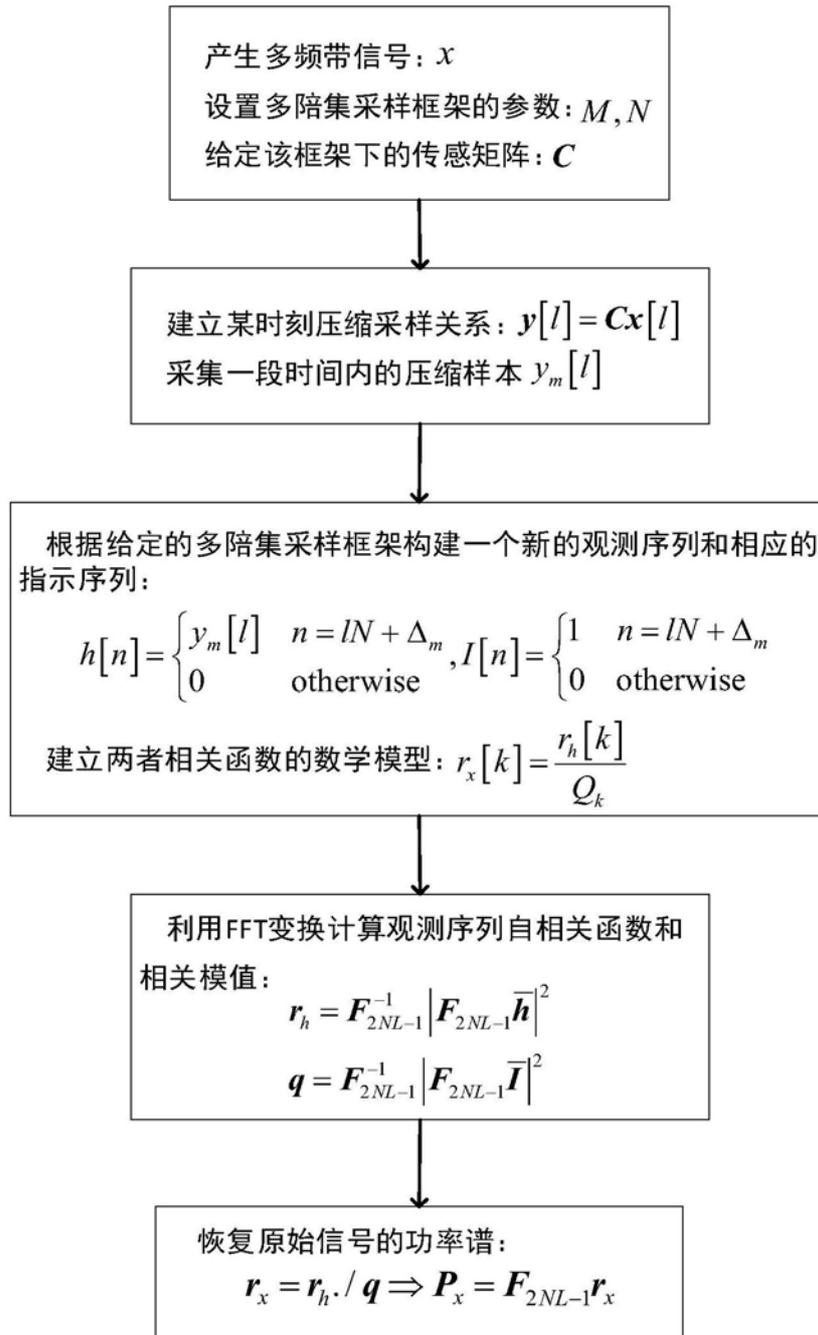


图1

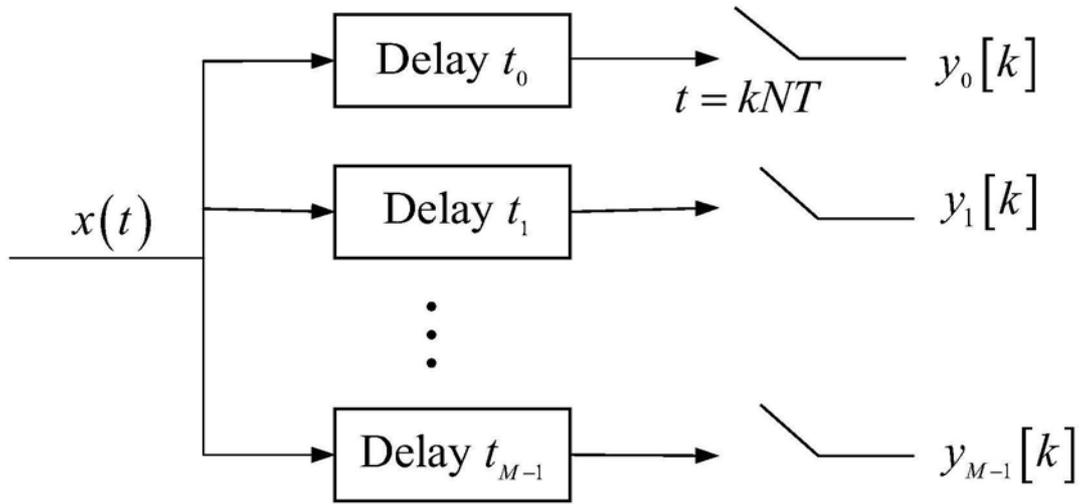


图2

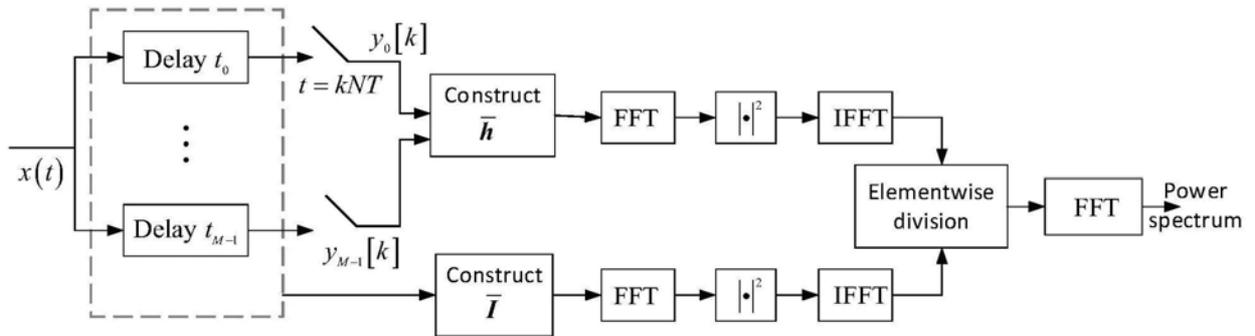


图3

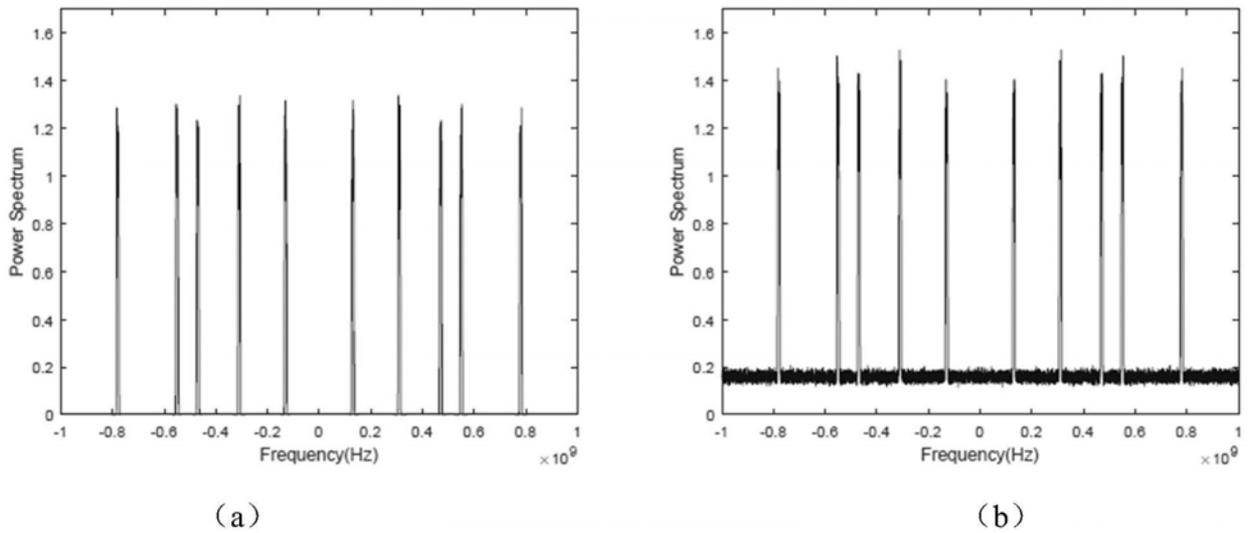


图4

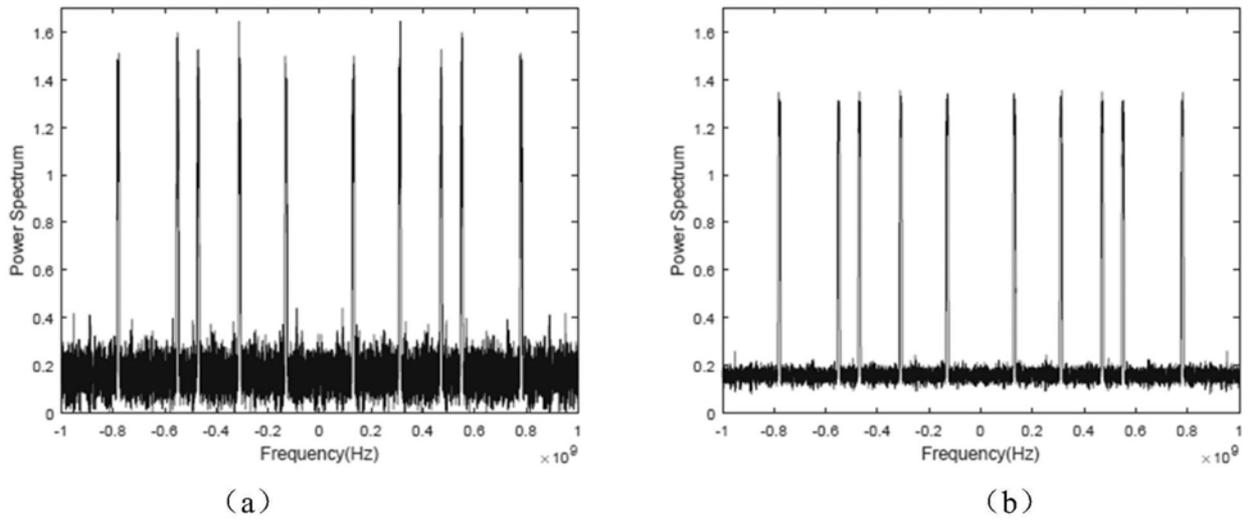


图5

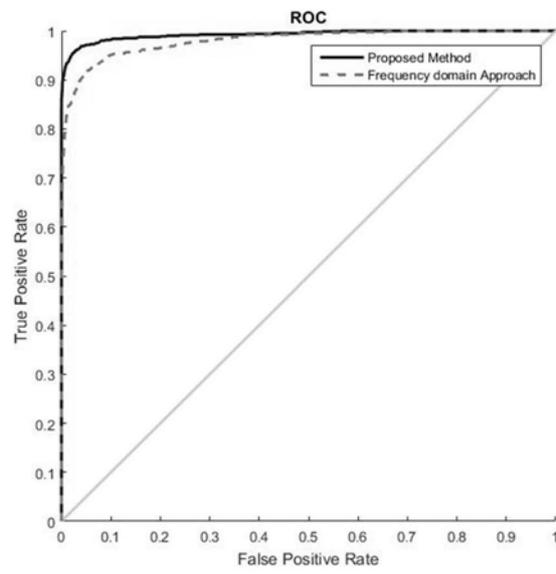


图6