

文章编号: 2095-4980(2015)01-0122-08

压缩域宽带跳频信号跳变时刻估计算法

张春磊, 李立春, 王大鸣

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 为了在非协作情况下, 对跳频信号的频率跳变时刻进行精确快速估计, 提出一种基于压缩采样值的跳频信号跳变时刻快速估计算法。该算法首先通过压缩感知技术以远低于奈奎斯特采样定理要求的速率对跳频信号进行整周期滑动采样, 然后根据不同时刻相邻两跳信号窗函数的特点, 重构信号在傅里叶正交基上的 2 个权值最大的稀疏系数, 并由此对前后两跳持续时间进行判断, 从而对跳频信号的跳变时刻进行参数估计。仿真结果显示, 该算法能有效地估计跳频信号的跳频转换时刻, 且实时性优于现有时频估计类算法。

关键词: 跳频信号; 压缩感知; 参数估计; 跳变时刻; 时频不确定性

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201501.0122

A hopping transition time estimation algorithm for wide-band Frequency-Hopping signal in compressed domain

ZHANG Chunlei, LI Lichun, WANG Daming

(Institute of Information System Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450002, China)

Abstract: An algorithm for rapidly estimating the frequency hopping transition time based on compressive samplings is proposed, in order to estimate the frequency hopping transition time of the Frequency-Hopping signal accurately and rapidly under the condition of non-cooperation. Firstly, the frequency hopping signal is acquired by slide sampling, at a sampling rate far slow than that of the Nyquist sampling. Then the first two sparse coefficients with the maximum weight of Frequency-Hopping signal are reconstructed. Based on the relationship between the different slide time and the time of the hops before and after, the frequency hopping transition time is estimated. Simulation results show that this algorithm can estimate the hopping transition time of Frequency-Hopping signal effectively, and its speed is superior to traditional algorithm based on time-frequency analysis.

Key words: Frequency-Hopping signal; Compressive Sampling(CS); parameter estimation; hopping transition time; time-frequency uncertainty

对跳频信号的同步问题是后续对跳频信号进行截获分析的关键。目前对跳频信号进行同步主要有 2 大类方法, 第一类是利用导频信号和同步位^[1-3], 但这种方式仅适合双方的协同通信, 且加入同步位信号会增加跳频通信中额外的时间和频带开销; 另一类算法是将对跳频信号的同步问题转换为对跳频转换时刻的参数估计问题, 现有的算法包括利用窄带自动模糊函数中可跟踪的信息提出的跟踪同步算法^[4], 基于时频分布的跳频信号连续频率估计算法^[5], 利用最大似然的频率跳变时刻估计算法^[6]。

但由于跳频信号的载频在一个较宽的频带内周期性地发生跳变, 且近年来有向高频段、大带宽发展的趋势, 根据奈奎斯特采样定理, 需要以 2 倍于带宽的采样速率才能保证无失真采样跳频信号^[7], 这样会导致对跳频信号采样的难度和后续处理的运算量大大增加, 运用上述算法无法实时进行跟踪处理。

压缩感知^[8-10](CS)技术为解决宽带信号的采集问题提供了新的思路, 该理论认为可利用一个非自适应的投影矩阵将任何可稀疏表示的高维信号映射到低维空间^[11], 然后利用最优化的原理^[12]精确地重构信号。信号的压缩采样值(Compressive Sampling)中已经完全包括了信号中的信息, 近年来有学者研究了如何在非重构原始信号的

前提下,直接从压缩采样值中提取信号中包含的信息,包括检测、估计、分类等相关算法^[13]。跳频信号在时频域上呈明显的稀疏性,因此可利用 CS 技术以较低的速率对跳频信号进行采样,然后在非重构原始信号的前提下对频率跳变时刻进行估计。这方面的研究刚刚起步,文献相对较少,Yuan J 提出了一种基于子空间的跳频信号同步算法^[14],但未考虑跳频信号在频域的稀疏分布特点,且运算量过大,存在局限性。

本文直接基于跳频信号的压缩采样值,在非重构原始跳频信号的前提下,利用跳频信号在时频域的稀疏特点,提出一种基于部分正交匹配追踪重构算法的跳频信号参数估计算法。该算法无需估计前后两跳的载波频率,且直接对压缩采样值进行运算,计算量较小,能够满足对跳频信号的实时同步需求。

1 数学模型

1.1 压缩采样模型

压缩感知理论应用的前提是信号必须是稀疏或者是可压缩的,对于长度为 N 的一维离散时间信号 \mathbf{s} ,可以表示为一组标准正交基的线性组合:

$$\mathbf{s} = \sum_{i=1}^N x_i \boldsymbol{\psi}_i \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\psi}_1, \boldsymbol{\psi}_2, \dots, \boldsymbol{\psi}_N$ 是一组标准正交基; $\boldsymbol{\psi}_i$ 为 $N \times 1$ 的列向量; 向量 \mathbf{x} 为信号 \mathbf{s} 的系数向量,如果向量 \mathbf{x} 中有 K 个元素非零,则称 \mathbf{x} 为信号 \mathbf{s} 在正交基 $\boldsymbol{\Psi}$ 上的 K 稀疏表示,用矩阵表示式(1)可得:

$$\mathbf{s} = \boldsymbol{\Psi} \mathbf{x} \quad (2)$$

式中 $\boldsymbol{\Psi} = [\boldsymbol{\psi}_1, \boldsymbol{\psi}_2, \dots, \boldsymbol{\psi}_N]$ 。存在一个随机测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi} \in R^{M \times N}$ ($M < N$), 稀疏信号 \mathbf{s} 在该矩阵下的线性测量值为 $\mathbf{y} \in R^{M \times 1}$, 用式(3)表示为:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{s} \quad (3)$$

\mathbf{y} 即是从 \mathbf{s} 中得到的压缩采样值,这就是压缩感知的基本过程。将式(2)代入式(3)可得:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{x} = \boldsymbol{\Theta} \mathbf{x} \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi}$ 称为传感矩阵,设 $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2, \dots, \boldsymbol{\theta}_N]$; $\boldsymbol{\theta}$ 为传感矩阵中的列向量。

为了以极近无损的概率从压缩采样值 \mathbf{y} 中恢复出原始信号 \mathbf{s} , 传感矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$ 需满足严格等距特性(Restricted Isometry Property, RIP)条件^[15], 即对于一个 K 稀疏的信号 \mathbf{x} , 存在一个极小的正常数 ε_K , 使得式(5)成立:

$$1 - \varepsilon_K \leq \frac{\|\boldsymbol{\Theta} \mathbf{x}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} \leq 1 + \varepsilon_K \quad (5)$$

不难看出, RIP 条件等价于从传感矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$ 中任取 K 列, 其中任意 2 列之间都满足相互近似正交的条件。

求解 \mathbf{x} 主要有 2 大类方法:基追踪^[16](Basis Pursuit, BP)和正交匹配追踪^[17](Orthogonal Matching Pursuit, OMP)类算法。

1.2 跳频信号同步

跳频信号的同步问题可以转化为对跳变频率转换时刻进行参数估计的问题。不失一般性,一个简单的跳频信号发送模型如式(6)所示。

$$S_s(n) = \begin{cases} \exp(j\omega_1 n) & , n=1, 2, 3, \dots, N \\ \exp(j\omega_2(n-N)) & , n=N+1, N+2, N+3, \dots, 2N \\ \exp(j\omega_3(n-2N)) & , n=2N+1, 2N+2, 2N+3, \dots, 3N \\ \dots & \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 分别代表未知的跳变频率; N 代表跳频周期。

假设跳频周期 N 已知,考虑到跳频信号在传播过程中受到的同步时延、衰落及其他因素的影响,则接收到的信号 S 可按式(7)建模:

$$S(n) = \begin{cases} a_1 \exp(j\omega_1(N-K-1+n)) + v(n), & n=1,2,\dots,K \\ a_2 \exp(j\omega_2(N-K)) + v(n), & n=K+1,K+2,\dots,N+K \\ a_3 \exp(j\omega_3(N-K-N)) + v(n), & n=N+K+1,N+K+2,\dots,2N+K \\ \dots & \dots \end{cases} \quad (7)$$

式中：复常数 a_1, a_2, a_3 表示跳频信号在传播过程中的相位偏移和幅度衰减，在慢衰落环境中可认为 $|a_1|=|a_2|=|a_3|$ ； $v(n)$ 表示均值为 0，方差为 σ_v^2 的加性高斯白噪声。观察式(7)可得到，接收到的信号 S 包含在 ω_1 频点上的 K 个样点，随后是在 ω_2, ω_3 等频点上的整周期 N 个样点，而 K 就代表了信号 S 中跳频信号的未知的频率跳变时刻。对跳频信号的同步问题，就是对信号 S 中参数 K 的估计问题。本文提出的滑动压缩同步算法即通过估计参数 K 的大小来对跳频信号进行同步。

2 滑动压缩参数估计算法

2.1 时频不确定性原理

用 $g_\lambda(t)$ 表示矩形窗函数，其宽度为 λ ，用式(8)表示为：

$$g_\lambda(t) = \begin{cases} 1, & |t| < \frac{\lambda}{2} \\ 0, & |t| > \frac{\lambda}{2} \end{cases} \quad (8)$$

其对应的频谱函数被称为 Sa 函数，表示为：

$$G_\lambda(j\omega) = \frac{2\sin\left(\frac{\omega\lambda}{2}\right)}{\omega} = \lambda \text{Sa}\left(\frac{\omega\lambda}{2}\right) \quad (9)$$

根据时频不确定性定理^[18]：对于有限能量窗函数 $g(t)$ ，其时宽 T_s 和带宽 B_s 总是满足下面的不等式：

$$T_s B_s \geq \frac{1}{2} \quad (10)$$

即窗函数的时宽和带宽是一对相互矛盾的量，因此不可能得到任意高的时宽和带宽分辨率，任意信号和有限长度的矩形窗函数相乘必然导致信号在频域上的频谱能量泄露。

2.2 跳频信号稀疏系数分布

任取长度为一个跳频周期 T 的信号 S_p ，首先考察 S_p 在傅里叶正交基上的稀疏系数分布。记跳频信号的奈奎斯特采样率为 F_s ，则单个跳频周期内离散信号点数 N 满足 $N = F_s T$ 的关系，令这段信号中包含的前后 2 个频点分别为 ω_1 和 ω_2 ，且在 ω_1 处长度为 K_1 ，在 ω_2 处长度为 K_2 ，显然 $N = K_1 + K_2$ ，如图 1(a) 所示。

因为在跳频信号中有 $\omega_1 \neq \omega_2$ ，可将信号 S_p 分解为长度为 N 的信号 S_{p_1} 和 S_{p_2} ，如图 1(b) 所示，可用式(11)表示为：

$$\begin{cases} S_{p_1}(n) = \exp(j\omega_1 n) g_{K_1}(n) \\ S_{p_2}(n) = \exp(j\omega_2 n) g_{K_2}(n) \end{cases} \quad (11)$$

式中 $g_{K_1}(n), g_{K_2}(n)$ 分别表示宽度为 K_1 和 K_2 的矩形窗函数。

S_{p_1} 和 S_{p_2} 在频域对应的傅里叶系数 $F_1(\omega)$ 和 $F_2(\omega)$ 分别为：

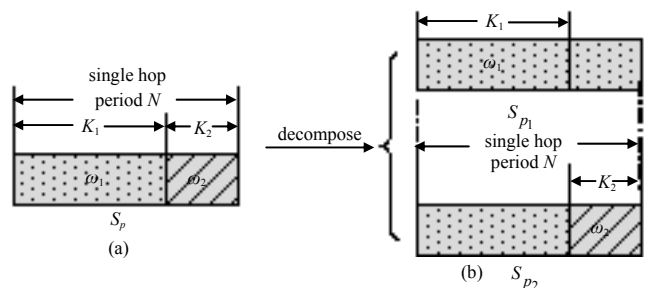


Fig.1 FH signal in one hopping period and its decomposition
图 1 单个跳频周期内跳频信号及其分解示意图

$$\begin{cases} F_1(\omega) = \frac{1}{2\pi} G_{K_1}(j(\omega - \omega_1)) = \frac{1}{2\pi} K_1 \text{Sa}\left(\frac{(\omega - \omega_1)K_1}{2}\right) \\ F_2(\omega) = \frac{1}{2\pi} G_{K_2}(j(\omega - \omega_2)) = \frac{1}{2\pi} K_2 \text{Sa}\left(\frac{(\omega - \omega_2)K_2}{2}\right) \end{cases} \quad (12)$$

信号 S_p 对应的傅里叶系数 $F(\omega)$ 为:

$$F(\omega) = \frac{1}{2\pi} K_1 \text{Sa}\left(\frac{(\omega - \omega_1)K_1}{2}\right) + \frac{1}{2\pi} K_2 \text{Sa}\left(\frac{(\omega - \omega_2)K_2}{2}\right) \quad (13)$$

S_p 在频点 ω_1 和 ω_2 处的傅里叶系数的模值为:

$$\begin{cases} |F_1(\omega_1)| = \frac{1}{2\pi} K_1 \\ |F_2(\omega_2)| = \frac{1}{2\pi} K_2 \end{cases} \quad (14)$$

对于信号 S_p 而言,它在频点 ω_1 和 ω_2 处的频谱泄露程度与矩形窗函数的宽度 K_1 和 K_2 有关,如式(12)所示。只有当 $K_1 = K_2$ 时,在频点 ω_1 和 ω_2 处其频谱函数 $F(\omega)$ 是相同的,信号 S_p 在频点 ω_1 和 ω_2 处的傅里叶系数幅度 $|F_1(\omega_1)|$ 和 $|F_2(\omega_2)|$ 相等且同时取得最大值;而当 $K_1 \neq K_2$ 时,由于频点 ω_1 和 ω_2 均为未知参数,且由于窗函数导致的频点周围产生的旁瓣,无法直接通过迭代寻找到 $|F_1(\omega_1)|$ 和 $|F_2(\omega_2)|$ 中较小的傅里叶系数模值。因此,通过上述分析可设计基于滑动采样的压缩跳频参数估计算法,可消除时频不确定性带来的不利影响。

2.3 滑动压缩参数估计算法

对接收到的跳频信号 S 进行滑动压缩采样,采样矩阵 $\Phi \in C^{M \times N}$,即每次滑动时对整周期长度 N 的跳频信号进行压缩采样,用式(15)表示为:

$$Y_u = \Phi S_u \quad (15)$$

其中

$$S_u = [S(u\tau + 1) S(u\tau + 2) \cdots S(u\tau + N - 1) S(u\tau + N)]^T \quad (16)$$

式中 $u = 0, 1, 2, \dots$ 表示对跳频信号 S 第 u 次整周期的滑动采样;
 τ 表示滑动取样的步长; Y_u 表示对整周期跳频信号 S_u 的 M 维压缩采样值。

当 $u\tau < K$ 时, $[S(u\tau + 1) S(u\tau + 2) \cdots S(u\tau + N - 1) S(u\tau + N)]^T$ 中包含了 ω_1 和 ω_2 两个跳变频点,且在频点 ω_1 处的长度 $K_1 = K - u\tau$,在频点 ω_2 处的长度 $K_2 = N - (K - u\tau)$ 。滑动压缩参数估计算法通过不断调整 u 的取值使得 $K_1 = K_2$ 。具体流程如图 2 所示。

采用经典的 OMP 重构算法重构 S_u 在频域上前 2 个傅里叶系数,由于在 OMP 迭代过程不断从完备原子库中寻找与余量相关性最大的原子,当 $K_1 = K_2$ 时,由式(14)可知,2 个重构系数值 $\tilde{F}(\omega_1)$ 和 $\tilde{F}(\omega_2)$ 仍然相等且与余量的相关性最大,这时可根据 u 的大小估计未知参数 K 。由于仅需比较 2 个最大的信号稀疏系数,所以只需进行 2 次迭代运算,这样可减小因重构原始跳频信号 S_u 而导致的较大运算量。

当首个跳频周期内的采样点数 $K > \frac{N}{2}$,首次进行滑动压缩采样时,有 $K_1 > K_2$,这样经过小于 $\frac{N}{2\tau}$ 次迭代就能

使得 $K_1 = K_2$,这时 $\frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|}$ 逐渐变小至 1 附近, $\frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|}$ 最大值在第一次迭代 $u = 0$ 时产生;而当 $K < \frac{N}{2}$ 时,至少

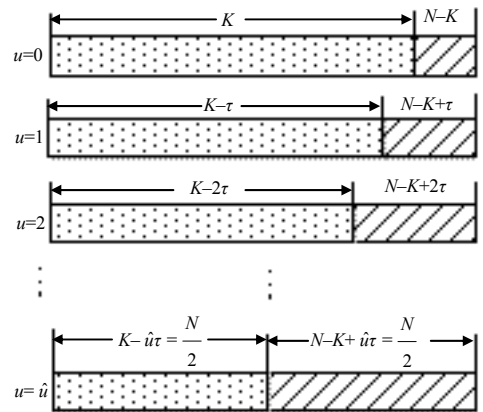


Fig.2 Slide sampling for the FH signal
图 2 对跳频信号滑动采样示意图

要经过 $\frac{N}{2\tau}$ 次迭代才能使得 $K_1 = K_2$, $\frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|}$ 的最大值不在第一次迭代时产生, 因此可根据 $\frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|}$ 是否在 $u=0$

取得最大值判断 K 和 $\frac{N}{2}$ 之间的关系。根据以上分析, 可知:

$$\begin{cases} \hat{K} = \hat{u}\tau - \frac{N}{2}, & K < \frac{N}{2} \\ \hat{K} = \frac{N}{2} + \hat{u}\tau, & K > \frac{N}{2} \end{cases} \quad (17)$$

式中 \hat{u} 表示使得 $\frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|}$ 收敛于 1 时 u 的取值。

具体的滑动压缩参数估计算法流程如下所示:

1) 初始化: $u=0$, 选择合适的滑动步长 τ 和终止收敛门限 ε 。

2) 对连续的跳频信号 S 进行压缩采样, 得到 \mathbf{Y}_u 。

3) 通过 OMP 算法迭代估计出 \mathbf{Y}_u 在傅里叶正交基上前 2 个系数, $\hat{F}(j\omega_1)$ 和 $\hat{F}(j\omega_2)$, 并求出 2 个系数的绝对值之比 $\frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|}$ 。

4) 若 $\left| \frac{|\hat{F}(j\omega_1)|}{|\hat{F}(j\omega_2)|} - 1 \right| < \varepsilon$, 则认为通过 OMP 重构算法取到了 2 个幅值相同的傅里叶系数, 终止迭代, 根据式(17)

得到跳频转换时刻 K 的估计值 \hat{K} ; 若不满足, 令 $u=u+1$, 继续进行步骤 2), 直至满足终止条件 4)。

2.4 算法复杂度分析和参数选取

算法复杂度分析: 单次滑动采样并进行 OMP 重构算法的复杂度为 $O(2MN)$, 当 $K > \frac{N}{2}$, 期望的滑动采样次数为 $\frac{N}{4\tau}$, 而当 $K < \frac{N}{2}$, 期望的滑动采样次数为 $\frac{3N}{4\tau}$, 假设 K 在 0 和 N 之间符合均匀分布, 则总的滑动次数期望值为 $\frac{N}{2\tau}$ 。因此, 滑动压缩同步算法的整体复杂度为 $O\left(\frac{MN^2}{\tau}\right)$ 。

滑动步长的选取: τ 是每次对跳频信号进行滑动压缩采样的间隔长度, 会直接影响到算法的精确度。理论上算法误差的精确度最高为 $\frac{\tau}{N}$, 即步长 τ 越小, 算法对跳频转换时刻 K 的估计精确度越高。但由算法复杂度分析可知, 过小的滑动步长会带来运算量的大幅提高, 具体应用中可根据对参数估计精确度的要求设置滑动步长。

终止门限是为了判断通过 OMP 重构算法得到的 2 个系数的幅值是否相同, 即何时达到 $K_1 = K_2$ 。若门限选取过大, 则会过早收敛而导致参数估计误差较大; 若门限选取过小, 在滑动步长较大或噪声的影响下会导致结果不收敛。经验表明, 收敛门限 ε 设为 0.08 较为合适。

3 仿真对比

仿真参数设置如下: 跳频信号 S 采样率 $F_s = 1$ MHz, 符号速率 $f_c = 400$ chip/s, 每个码元内有一跳, 即跳频信号载频发生跳变的周期 T 为 2.5 ms。跳频频点均匀分布在 0.1 MHz 和 0.5 MHz 之间, 频点间隔为 10 kHz。第一跳持续的时间在 0 和 T 之间均匀产生。图 3 表示某次仿真中第一跳持续的时间为 1.25 ms, 即 $K=1250$ 时信号 S 的时频图。

压缩感知过程由一个 $M \times N$ ($N=2500$) 的观测矩阵 Φ 实现, M 代表采样点数, 且 Φ 中的元素均符合 $N(0, 1/M)$ 的高斯分布, Ψ 选择标准离

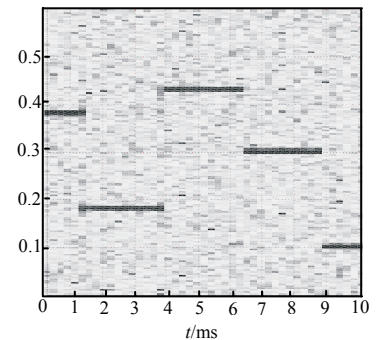


Fig.3 Time-frequency diagram of FH signal S
图 3 跳频信号 S 的时频图

散傅里叶正交基。对每次试验跳时估计误差和单个跳频周期的比值求期望，表征参数估计的误差。即：

$$E(\Delta_k) = E\left(\frac{|\hat{K} - K|}{N}\right)^2 \quad (18)$$

3.1 与未压缩采样的算法对比

作为对比算法，在不同信噪比下和文献[5]提出的利用 Wigner 时频分布方法进行参数估计的误差进行对比。Wigner 时频分布 $W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x^*(t - 0.5\tau)x(t + 0.5\tau)e^{-j2\pi ft} d\tau$ ，用 $\hat{f}(t) = \arg \max_f [W_x(t, f)]$ 估计载频，并将单跳频周期 N 内 $\hat{f}(t)$ 的最大变化时刻作为跳频转换时刻 K 的估计值。独立进行 1 000 次蒙特卡洛仿真，滑动步长 τ 取 50，即每次滑动采样间隔 0.05 ms，收敛门限取 0.08，压缩感知采样过程中 $M = 1000$ ，即压缩比 $\frac{M}{N} = 0.4$ 。可得到不同 SNR 下参数估计误差之间的关系如图 4 所示。从仿真结果可以看出，随着信噪比 SNR 的提高，参数估计的误差也随着降低，且滑动压缩同步算法的误差明显低于 Wigner 时频分布算法。

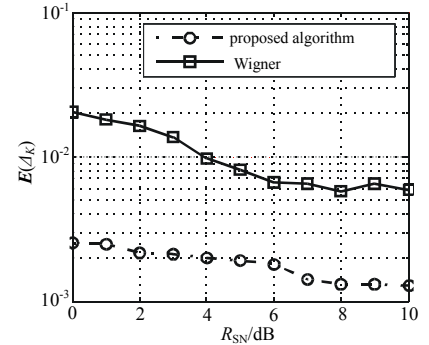


Fig.4 Parameter estimation error under different SNRs
图 4 不同 SNR 对应的参数估计误差

算法复杂度对比：利用 Wigner 时频分布算法对长度为 N 的整周期信号计算 $W_x(t, f)$ ，对于每个离散频率 f 要做 $N^2/2 + N/2$ 次乘法。设共有 $N/2$ 个离散频率，Wigner 时频分布算法的整体复杂度为 $O(N^3/4)$ ，明显高于滑动压缩同步算法复杂度。仍采用上述的信号参数设置，实验平台应用的软件版本是 Matlab R2012a，处理器 Intel Core CPU Q9500，内存 2 G。当 $R_{SN} = 10$ dB 时，将独立进行 1 000 次蒙特卡洛仿真实验的平均运算时间进行对比，结果如表 1 所示。

表 1 运算时间及仿真误差对比

Table1 Comparison of the calculating time and simulation errors

experimental conditions	calculating time/s	simulation error/%
uncompressed algorithm in reference[5]	0.722 3	0.620 0
proposed algorithm ($\tau=50$)	0.115 0	0.096 1
proposed algorithm ($\tau=70$)	0.074 8	0.108 2
proposed algorithm($\tau=90$)	0.009 9	0.237 0

从表 1 可知，本文算法的平均运算时间小于文献[5]中的运算时间，仿真误差小于文献[5]中的时频分析方法，且随着仿真步长 τ 的增加，运算时间缩短，但仿真误差也随之增大。

3.2 与压缩感知的还原算法对比

对比采用 OMP 算法重构跳频信号和本文提出的不重构原始信号而直接对跳频信号参数 K 进行估计的方法的误差。设 OMP 重构算法的迭代次数 $m = 20$ ，跳频信号的 $R_{SN} = 20$ dB，任意取一个整周期长度的跳频信号进行重构，记重构后的信号为 \hat{S} ，OMP 算法重构的误差定义为：

$$J(\hat{S}) = \frac{\|S - \hat{S}\|_2}{\|S\|_2} \quad (19)$$

式中 $\|\cdot\|_2$ 表示对向量取 l_2 范数。滑动步长 τ 取 50，收敛门限取 0.08，经过 1 000 次独立的蒙特卡洛试验，OMP 算法的重构误差 $J(\hat{S})$ 和本文提出的参数 K 估计误差 $E(\Delta_k)$ 在不同压缩比 $\frac{M}{N}$ 下对比，如图 5 所示。

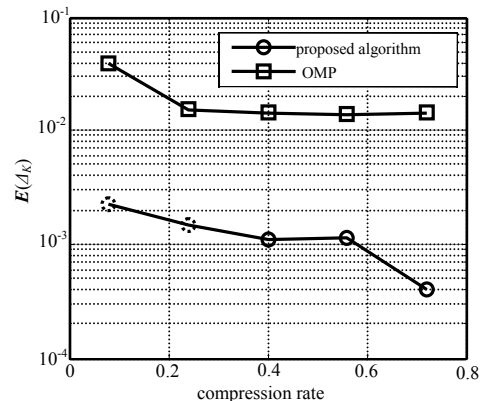


Fig.5 Error precision comparison between OMP reconstruction algorithm and proposed algorithm
图 5 OMP 重构算法和滑动压缩参数估计算法误差对比

图 5 中，在不同的压缩比 $\frac{M}{N}$ 下，滑动压缩参数估计

算法的误差均小于 OMP 重构算法的误差，主要是因为 OMP 算法对噪声较为敏感。随着压缩比 $\frac{M}{N}$ 的增大，由于

采样信号 Y_u 包含了原始信号中更多的信息, 滑动压缩参数估计算法的误差也逐渐减小。

3.3 算法与收敛门限的关系

仿真收敛门限对参数估计误差的影响。在每次独立的试验中分别将收敛门限 ε 从 0.02 取值为 0.26, 间隔为 0.02, 滑动取样步长设为 50, 即 0.05 ms, 跳频信号信噪比 $R_{SN}=20$ dB, 压缩感知采样过程中 $M=1000$, 即 $\frac{M}{N}=0.4$ 。经过 1 000 次独立的蒙特卡洛实验, 得到不同的收敛门限和参数估计的误差如图 6 所示。

由图 6 可知, 单就影响参数 K 估计误差的因素收敛门限 ε 而言, 过大或过小的门限都会导致参数估计产生较大的误差, 通过仿真得出使得估计误差最小的门限 ε 在 0.08 附近。

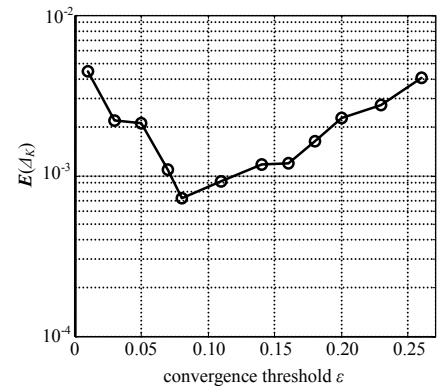


Fig.6 Relationship between convergence threshold and parameter estimation error

图 6 收敛门限和参数估计误差之间的关系

4 结论

本文提出了一种在非重构原始跳频信号的前提下, 直接对跳频信号中频率跳变时刻进行参数估计的算法, 同时对影响参数估计精确度的几个因素做了仿真分析。该算法无需估计前后 2 跳的频率, 且将矩形窗函数和单周期跳频信号频域系数大小联系起来, 消除了时频不确定性带来的不利影响, 可有效提高对跳频信号参数估计的精确度和时效性。

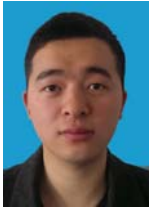
参考文献:

- [1] Min J, Samuelli H. Synchronization techniques for a frequency-hopped wireless transceiver[C]// Vehicular Technology Conference, 1996. 'Mobile Technology for the Human Race'. IEEE 46th. Atlanta GA, USA: IEEE, 1996: 183-187.
- [2] Min J S, Samuelli H. Analysis and design of a frequency-hopped spread-spectrum transceiver for wireless personal communications[J]. Vehicular Technology, 2000, 49(5): 1719-1731.
- [3] L Weidong, W Jing, Y Yan. Synchronization design of frequency-hopping communication system[C]// Communication Technology Proceedings, 1998. ICCT'98. 1998 International Conference on. Beijing, China: IEEE, 1998: 115-119.
- [4] Osadciw L A, Titlebaum E L. Synchronization improvements using traceability in spread spectrum signal design[J]. Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(4): 1142-1154.
- [5] Ivanovic V, Dakovic M, Djurovic I, et al. Instantaneous frequency estimation by using time-frequency estimation by using time-frequency distributions[J]. Proc. IEEE ICASSP, 2001, 6: 3521-3524.
- [6] Ko C C, Zhi W, Chin F. ML-based frequency estimation and synchronization of frequency hopping signals[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2005, 53(2): 403-410.
- [7] Nyquist H. Thermal agitation of electric charge in conductors[J]. Physical Review, 1928, 32(1): 110-113.
- [8] Candès S E. Compressive sampling[C]// Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Madrid. Spain: American Mathematical Society, 2006: 1433-1452.
- [9] Candès S E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [10] Candès S E, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [11] 杜鑫. 压缩感知在多源图像融合中的应用[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(4): 614-618. (DU Xin. Application of compressed sensing in multi-source image fusion[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013, 11(4): 614-618.)
- [12] CHEN S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [13] Davenport M, Wakin M, Baraniuk R. Detection and estimation with compressive measurements[Z]. Rice ECE Department Technical Report, Tech. Rep, Nov. 2006.
- [14] YUAN J, TIAN P, YU H. Subspace compressive frequency estimation of frequency hopping signal[C]// Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009. WiCom'09. 5th International Conference on. Beijing, China:

IEEE, 2009:1-4.

- [15] Candès E,TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005,51(12): 4203-4215.
- [16] CHEN S,Donoho D. Basis pursuit[C]// Signals,Systems and Computers,1994 Conference Record of the Twenty-Eighth Asilomar Conference on Pacific Grove. CA,USA:IEEE, 1994:41-44.
- [17] Tropp J A,Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. Information Theory,IEEE Transactions on, 2007,53(12):4655-4666.
- [18] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社有限公司, 2002. (ZHANG Xianda. Modern Signal Processing[M]. Beijing:Publishing Company of Tsinghua University, 2002.)

作者简介:



张春磊(1989-), 男, 河南省驻马店市人, 硕士, 主要研究方向为压缩感知、信号检测和参数估计等.email:chunlei927@163.com.

李立春(1975-), 女, 郑州市人, 博士, 副教授, 研究方向为压缩感知、信息论.

王大鸣(1971-), 男, 郑州市人, 博士, 教授, 研究方向为无线通信.

(上接第 121 页)

- [5] 丁淑娟,刘子龙,孙广俊,等. 线性调频信号数字脉压滤波器优化设计[J]. 数据采集与处理, 2012,27(5):602-606. (DING Shujuan,LIU Zilong,SUN Guangjun. Digital pulse compression filter optimization design for LFM signal[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2012,27(5):602-606.)
- [6] 李炳新,王志荣,赵晓群. 搜索三加权 Barker 码的穷举算法[J]. 燕山大学学报, 1999,23(4):350-351. (LI Bingxin,WANG Zhirong,ZHAO Xiaoqun. Three weighted Barker code of exhaustive search algorithm[J]. Journal of Yanshan University, 1999,23(4):350-351.)
- [7] 于超鹏,郝亮飞,谢金华. 线性调频和巴克码组合调制雷达信号[J]. 探测与控制学报, 2009,5(31):20-24. (YU Chaopeng,HAO Liangfei,XIE Jinhua. Hybrid radar signal composed modulation of linear frequency and Barker phase coded modulation[J]. Journal of Detection & Control, 2009,31(5):20-24.)
- [8] 朱凯,王正林. 精通 MATLAB 神经网络[M]. 北京:电子工业出版社, 2010. (ZHU Kai,WANG Zhenglin. Proficient in MATLAB neural network[M]. Beijing:Electronic Industry Press, 2010.)
- [9] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社, 2009. (ZHANG Defeng. MATLAB neural network application design[M]. Beijing:Machine Press, 2009.)
- [10] 长飞,武小悦. 具有多类型激活函数的 RBF 网络设计[J]. 小型微型计算机系统, 2010,31(11):2272-2277. (CHANG Fei, WU Xiaoyue. Designing of RBF network with multi-type activation functions[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2010,31(11):2272-2277.)
- [11] ZHANG Dongpo,LIU Xingzhao. A new range suppression technique for randomly intermittent spectra HF radar signal[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University:Science edition, 2005,10(2):112-116.
- [12] 赵亮,黄双华,刘峰. 基于 RBF 神经网络的二相码旁瓣抑制[J]. 舰船电子对抗, 2010,33(3):84-86. (ZHAO Liang,HUANG Shuanghua,LIU Feng. Binary-coded side-lobe suppression based on RBF neural network[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2010,33(3):84-86.)

作者简介:



任新涛(1988-), 男, 陕西省兴平市人, 工程师, 硕士, 主要从事雷达试验与鉴定. email:renxintao2012@163.com.

杨宁国(1975-), 男, 吉林省白城市人, 硕士, 主要从事雷达试验与鉴定.

王志淞(1988-), 男, 吉林省白城市人, 硕士, 主要从事弹药工程.