文章编号：2095-4980(2018)02-0253-06

一种跳频信号实时跟踪与参数估计方法

杨 佳，黄志英，关 卿，余金峰

(中国洛阳电子装备实验中心，河南 洛阳 471003)

摘 要：现有的跳频信号处理方法往往需要积累足够长的样本数据，缺乏实时快速运算的能力，无法处理高速跳频信号。在小样本条件下提出一种跳频信号实时跟踪和参数估计方法。根据跳频信号的频域稀疏性建立信号模型，引入稀疏贝叶斯学习(SBL)算法解决多观测向量(MMV)信号重构问题。在构建新的判决统计量基础上，推导一种保持恒虚警概率的跳变时刻检测方法，设计滑动策略实现跳频信号的实时跟踪。分别利用几何重心法和最小二乘法估计每跳(hop)的载波频率和来波方向(DOA)。实验证明，新方法在低信噪比(SNR)下具有更低的虚警概率，参数估计精确度得到明显提升。

关键词：跳频信号；稀疏重构；实时跟踪；参数估计

中图分类号：TN911.7 **文献标志码：**A **doi：**10.11805/TKYDA201802.0253

A dynamic tracking and parameter estimation method for Frequency-Hopping signal

YANG Jia, HUANG Zhiying, GUAN Qing, YU Jinfeng

(Luoyang Electric Equipment Test Center, Luoyang Henan 471003, China)

Abstract: The existing Frequency-Hopping(FH) signal processing algorithms often require sufficient data, therefore cannot meet the need of real-time operation or require handling the FH signal with high hopping speed. In order to process FH signals with few samples, a real-time tracking and parameter estimation method is proposed. According to the sparsity in frequency domain, Sparse Bayesian Learning(SBL) is introduced to reconstruct Multiple Measurement Vector(MMV). By constructing new statistic parameter, a hop timing detecting method with constant false alarm probability is derived. Then FH signals can be tracked dynamically according to a sliding strategy. Finally, the proposed method estimates the carrier frequency and Direction-Of-Arrival(DOA) by gravity of geometric center and least square method respectively. Experiments show that the proposed method has lower false alarm probability under low Signal-to-Noise Ratio(SNR), and improves the accuracy of parameter estimation remarkably.

Keywords: Frequency-Hopping signal; sparse recovery; dynamic tracking; parameter estimation

跳频通信凭借良好的抗干扰性和保密性等特点，在移动、卫星以及军事通信领域得到广泛应用。有效的参数估计方法对于跳频信号的获取、侦收以及分析具有十分重要的理论价值和现实意义，目前已经成为跳频信号处理的关键技术。常见的跳频信号参数主要包括跳变时刻、载波频率及来波方向(DOA)等。针对跳变时刻和载波频率，文献[1]提出了一种基于自相关的方法估计跳变时刻和跳速，但是需要已知信号功率和大致的跳速范围。文献[2]利用伪Wigner-Ville分布估计信号的跳变时刻、跳速和载波频率，但基于谱图方法的估计精确度有限。文献[3]在双正则化条件下利用稀疏特性估计载波频率和跳变时刻，但信噪比适应能力较差。针对DOA，LIU等最早利用天线阵列估计跳频信号参数，其中文献[4]利用空间谱估计并使用空域滤波分离跳频信号，但运算复杂度较高；文献[5–6]提出了一种基于空时频分析的多跳频信号DOA估计方法，但受限于短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform，STFT)的时频聚焦能力，参数估计精确度不高，特别是在小样本条件下，由于时频变换无法得到清晰的时频图，导致该参数估计算法几乎失效。文献[7–8]提出了一种基于空间极化时频分布的跳频信号多参数联合估计算法，通过一维搜索和方程求解估计DOA与极化参数，最终实现了二维DOA与极化参数的联合估计。

收稿日期：2016-11-13；**修回日期：**2017-01-08

随着跳频通信技术的不断发展，信号的跳变速率不断提高，以上的参数估计算法无法完成跳频信号参数的实时估计任务。对此，文献[9]提出一种基于粒子滤波的跳频信号实时跟踪和参数估计方法，但在信噪比较低时，参数估计性能较差。文献[10]提出一种基于稀疏重构的跳频信号跟踪和参数估计方法，但该方法受限于固定的频率分辨力，载频估计精确度较低。

针对文献[9–10]中出现的有关问题，本文在稀疏重构算法的基础之上，通过构造新的检测统计变量，推导了一种跳频信号实时跟踪方法，能够在恒虚警概率下检测跳变时刻。在实时跟踪跳频信号的基础上，对频率搜索间隔进行逐步细化，通过计算重构结果的几何重心，得到更加精确的载波频率估计值。根据天线阵列结构建立来波方向与重构结果的关系式，结合最小二乘法求解跳频信号的 DOA。

1 信号模型

在观测时间 T 内，由 K 个跳频信号组成的信号模型经过采样间隔为 T_s 的数字采样后，表达式为：

$$y(n)=\sum_{k=1}^{K}a_k\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_k n}+\varepsilon(n),\quad 0\leqslant n\leqslant N-1 \tag{1}$$

式中：$\varphi_k=2\pi f_k T_s$，f_k 表示第 k 个信号的载波频率；a_k 表示第 k 个信号的幅度和相位信息；$\varepsilon(n)$ 表示均值为零，方差为 σ^2 的加性高斯白噪声；$N-1=\lfloor T/T_s\rfloor$。使用 M 个天线组成的均匀直线阵接收跳频信号，选定参考天线作为坐标原点，相邻天线间距为 D，信号传播速度为 C，K 个跳频信号的入射角度为 $\boldsymbol{\Theta}=[\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_K]$，令 $\phi_k=2\pi f_k D\cos\theta_k/C$，则阵列接收信号表示为 $\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{AS}+\boldsymbol{\varepsilon}$，其中 $\boldsymbol{Y}=[\boldsymbol{y}_1,\boldsymbol{y}_2,\cdots,\boldsymbol{y}_M]\in\boldsymbol{C}^{N\times M}$，$\boldsymbol{y}_m\in\boldsymbol{C}^{N\times 1}$ 表示第 m 个天线的接收信号；$\boldsymbol{A}=[\boldsymbol{a}(f_1),\boldsymbol{a}(f_2),\cdots,\boldsymbol{a}(f_K)]$，$\boldsymbol{a}(f_k)=\left[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\varphi_k},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\varphi_k(N-1)}\right]^{\mathrm{T}}$ 包含信号的载波频率信息；$\boldsymbol{S}=[\boldsymbol{\eta}_1^{\mathrm{T}},\boldsymbol{\eta}_2^{\mathrm{T}},\cdots,\boldsymbol{\eta}_K^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\eta}_k=\left[a_k,a_k\mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_k},\cdots,a_k\mathrm{e}^{\mathrm{j}(M-1)\phi_k}\right]$包含信号的空间方位信息；$\boldsymbol{\varepsilon}$ 表示均值为零，方差为 $\sigma^2\boldsymbol{I}$ 的高斯白噪声。定义一个包含上述 K 个跳频信号频率的频率集合 $\varPsi=\{f_1,f_2,\cdots,f_P\}$，即 $f_k\subset\varPsi$。当接收方没有跳频图案的先验信息时，可以将观测带宽平均分成 P 等份。第 m 个天线的接收信号改写成：

$$y_m(n)=\sum_{p=1}^{P}\tilde{\rho}_{m,p}\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_p n}+\varepsilon(n),\quad 0\leqslant n<N-1 \tag{2}$$

$$\tilde{\rho}_{m,p}=\begin{cases}a_k\mathrm{e}^{\mathrm{j}(m-1)\phi_k}, & f_p=f_k\,(p=1,2,\cdots,P)\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{3}$$

当 $P\gg K$ 时，向量 $\boldsymbol{\rho}_m=\left[\tilde{\rho}_{m,1},\tilde{\rho}_{m,2},\cdots,\tilde{\rho}_{m,P}\right]^{\mathrm{T}}$ 呈现稀疏特性。$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{AS}+\boldsymbol{\varepsilon}$ 可进一步改写为 $\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{\Phi X}+\boldsymbol{\varepsilon}$，其中 $\boldsymbol{\Phi}=[\boldsymbol{\varphi}_1,\boldsymbol{\varphi}_2,\cdots,\boldsymbol{\varphi}_P]\in C^{N\times P}$ 称为字典矩阵，$\boldsymbol{\varphi}_p=[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_p},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_p(N-1)}]^{\mathrm{T}}$。$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{\rho}_1,\boldsymbol{\rho}_2,\cdots,\boldsymbol{\rho}_M]$，$\boldsymbol{\rho}_m\in\boldsymbol{C}^{P\times 1}$ 表示权值向量，用于从字典矩阵中提取正确的基向量。由于频率集 $\varPsi$ 只有在 $\{f_1,f_2,\cdots,f_K\}$ 上存在信号，因此理想情况下矩阵 $\boldsymbol{X}$ 具有行稀疏性，其非零行对应字典矩阵中的频率值等于信号实际载波频率。

2 跳频信号的实时跟踪

2.1 稀疏贝叶斯学习(SBL)算法

为了构造一种层次化的概率模型，SBL 算法引入一组超参数 $\{\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_P\}$，能够独立调整 $\boldsymbol{X}$ 每个行向量的幅值大小。假设每一个列向量 $\boldsymbol{\rho}_m$ 服从均值为零，方差为 $\boldsymbol{\Gamma}=\mathrm{diag}(\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_P)$ 的高斯分布，即 $\boldsymbol{\rho}_m\sim\mathrm{N}(\boldsymbol{0},\boldsymbol{\Gamma})$。由贝叶斯理论，行稀疏矩阵 $\boldsymbol{X}$ 关于未知参数的后验分布可表达为如下形式：

$$P\left(\boldsymbol{X}\mid\boldsymbol{Y},\boldsymbol{\Gamma},\sigma^2\right)=\frac{P\left(\boldsymbol{Y}\mid\boldsymbol{X},\sigma^2\right)P\left(\boldsymbol{X}\mid\boldsymbol{\Gamma}\right)}{P\left(\boldsymbol{Y}\mid\boldsymbol{\Gamma},\sigma^2\right)}=(2\pi)^{-MP/2}\left|\boldsymbol{\Sigma}\right|^{-M/2}\exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{m=1}^{M}\left(\boldsymbol{\rho}_m-\boldsymbol{\mu}_m\right)^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\left(\boldsymbol{\rho}_m-\boldsymbol{\mu}_m\right)\right] \tag{4}$$

记 $\boldsymbol{\Sigma}_t=\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{\Phi\Gamma\Phi}^{\mathrm{H}}$，协方差矩阵与后验均值的表达式为：

$$\boldsymbol{\Sigma}=\left(\sigma^{-2}\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Phi}+\boldsymbol{\Gamma}^{-1}\right)^{-1}=\boldsymbol{\Gamma}-\boldsymbol{\Gamma\Phi}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_t^{-1}\boldsymbol{\Phi\Gamma} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{\Lambda}=[\boldsymbol{\mu}_1,\boldsymbol{\mu}_2,\cdots,\boldsymbol{\mu}_M]=\boldsymbol{\Gamma\Phi}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_t^{-1}[\boldsymbol{y}_1,\boldsymbol{y}_2,\cdots,\boldsymbol{y}_M] \tag{6}$$

SBL 算法将超参数 $\{\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_P\}$ 的求解转化为第二类最大似然函数的求解问题，即将边缘函数最大似然解作为 $\boldsymbol{\Gamma}$ 与 σ^2 的估计值。使用期望最大化(Expectation Maximization，EM)算法求解得到

$$\alpha_p^{(\text{new})}=\frac{1}{M}\left\|\boldsymbol{\Lambda}_p\right\|_2^2+\boldsymbol{\Sigma}_{pp},\quad \forall p=1,2,\cdots,P \tag{7}$$

$$\left(\sigma^2\right)^{(\text{new})}=\frac{1}{M}\left\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{\Phi\Lambda}\right\|_F^2\bigg/\left[N-P+\sum_{p=1}^{P}\frac{\boldsymbol{\Sigma}_{pp}}{\alpha_p^{(\text{new})}}\right] \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{\Lambda}_p$ 表示上一步迭代后验均值 $\boldsymbol{\Lambda}$ 的第 p 行；$\boldsymbol{\Sigma}_{pp}$ 表示上一步迭代协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的第 p 个对角线元素。SBL 算法的学习过程实质上是 EM 算法不断迭代和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 与后验均值 $\boldsymbol{\Lambda}$ 不断更新的过程，直到超参数 $\boldsymbol{\Gamma}$ 收敛到一个合适值。

2.2 跳变时刻检测

假设信号在下一时刻 n_* 没有发生跳变，则在 SBL 算法收敛结果 $\boldsymbol{\Gamma}_{MP}$ 和 σ_{MP}^2 的基础上，可以进一步推导在第 n_* 时刻，第 m 根天线接收信号 $y_m(n_*)$ 的后验分布：

$$P\left(y_m(n_*)\mid \boldsymbol{y}_m,\boldsymbol{\Gamma}_{MP},\sigma_{MP}^2\right)=\left(2\pi\sigma_*^2\right)^{-1/2}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_*^2}\left[y_m(n_*)-\overline{y}_m(n_*)\right]^2\right\} \tag{9}$$

式中 $\phi(n_*)=\left[\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_1 n_*},\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_2 n_*},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi_P n_*}\right]$。通过式(9)可以看出，在 n_* 时刻的样本数据服从高斯分布，即 $y_m\left(n_*\right)\sim \mathrm{N}\left(\overline{y}_m\left(n_*\right),\sigma_*^2\right)$，均值和方差的表达式为：

$$\overline{y}_m\left(n_*\right)=\phi\left(n_*\right)\boldsymbol{u}_m \tag{10}$$

$$\sigma_*^2=\sigma_{MP}^2+\phi\left(n_*\right)\boldsymbol{\Sigma}\phi^{\mathrm{H}}\left(n_*\right) \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{u}_m$ 表示后验均值 $\boldsymbol{\Lambda}$ 的第 m 列。构造新的检测统计变量 $z_m=\left[y_m\left(n_*\right)-\phi\left(n_*\right)\boldsymbol{u}_m\right]\sqrt{\dfrac{2}{\sigma_{\mathrm{MP}}^2+\phi\left(n_*\right)\boldsymbol{\Sigma}\phi^{\mathrm{H}}\left(n_*\right)}}$，根据循环对称性质，变量的实部和虚部分别服从高斯分布，即 $\left[z_m^{(r)};z_m^{(i)}\right]\sim \mathrm{N}\left(0,\boldsymbol{I}_2\right)$，进一步可以推导 $\left|z_m\right|^2\sim\chi_2^2$，实质上新的判决统计量可以看作是一种归一化的预测误差。联合全部 M 个天线的接收信号 $\boldsymbol{y}\left(n_*\right)=\left[y_1\left(n_*\right),y_2\left(n_*\right),\cdots,y_M\left(n_*\right)\right]\in C^{1\times M}$，得到最终判决统计量 $Z=\sum_{m=1}^{M}\left|z_m\right|^2\sim\chi_{2M}^2$。假设恒虚警概率下的判决门限为 η，虚警概率 P_{FA} 可以表示为 $P_{\mathrm{FA}}=\Pr\left[Z>\eta;H_0\right]=1-F_{\chi_{2M}^2}\left(\eta\right)$，其中 $F(g)$ 表示卡方分布的累计分布函数，因此在固定虚警概率 P_{FA} 下的判决门限可以表示为 $\eta=F_{\chi_{2M}^2}^{-1}\left(1-P_{\mathrm{FA}}\right)$。

3　跳频信号的参数估计

3.1 载波频率的精确估计

由于重构算法会在最接近真实值的附近出现峰值，因此只需要对真实频率附近的频率范围进行如下划分。假设第 k 个信号在第 q 次估计后的频率估计值为 $f_k^{(q)}$，那么第 q+1 次估计的频率搜索范围定义为 $[f_k^{(q)}-\delta^{(q+1)}$, $f_k^{(q)}+\delta^{(q+1)}]$，其中 $\delta^{(q+1)}=\delta^{(q)}/\varsigma$，再将频率搜索范围均匀划分为 P/K 份，即频率分辨力为 $\varDelta^{(q+1)}=2K\delta^{(q+1)}/P$。$\varsigma$ 为步长调整因子，取值范围一般为 2~4，通过不断地缩小搜索区间就可以达到提高频率分辨力的效果。研究发现，通过细化搜索网络可提高频率分辨力，稀疏重构结果会以真实频率值为中心出现凸起的包络。对此，本文利用包络几何形状估计频率。首先，对后验均值矩阵的每一个行向量 $\boldsymbol{\Lambda}_p$ 计算向量范数，构造向量 $\tilde{\boldsymbol{\rho}}_0=\left[\left\|\boldsymbol{\Lambda}_1\right\|,\left\|\boldsymbol{\Lambda}_2\right\|,\cdots,\left\|\boldsymbol{\Lambda}_P\right\|\right]$。假设第 k 个包络的谱峰对应的载波频率为 $f_{0,k}$，则第 q+1 次的频率估计值等于

$$f_k^{(q+1)}=\frac{\sum\limits_{k=-K_a/2}^{K_a/2}(f_{0,k}+k\varDelta^{(q+1)})\cdot\tilde{\boldsymbol{\rho}}_0(f_{0,k}+k\varDelta^{(q+1)})}{\sum\limits_{k=-K_a/2}^{K_a/2}\tilde{\boldsymbol{\rho}}_0(f_{0,k}+k\varDelta^{(q+1)})} \tag{12}$$

式中：K_a 表示位于凸起包络内部的频率个数；$\tilde{\boldsymbol{\rho}}_0(f_{0,k}+k\Delta^{(q+1)})$ 代表在重构结果中频率 $f_{0,k}+k\Delta^{(q+1)}$ 的幅度值。频率估计值 $f_k^{(q+1)}$ 实质上位于凸起包络的几何重心，通过联合包络内各频率值的幅度信息，可以更加充分地利用重构结果，避免由于频率分辨力不足造成的估计误差，进一步提高频率估计精确度。

3.2 来波方向的精确估计

权值向量 $\boldsymbol{\rho}_m$ 中包含了信号的来波方向信息，可以在得到行稀疏矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的基础上进行参数估计。假设字典矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 中的第 p_k 个频率值 f_{p_k} 最靠近上述估计值 $f_k^{(q+1)}$，矩阵 $\boldsymbol{X}$ 在第 p_k 行的非零向量表示为 $\boldsymbol{X}_{p_k}=\left[x_{p_k,1},x_{p_k,2},\cdots,x_{p_k,M}\right]^{\mathrm{T}}$。在天线阵列具有规范阵型结构的情况下，利用阵列的几何结构能够进一步提高DOA估计的精确度。本文以 ULA 为例，提取向量 $\boldsymbol{X}_{p_k}$ 中的每一元素的相位得到向量 $\boldsymbol{t}=\left[t_1,t_2,\cdots,t_M\right]^{\mathrm{T}}$，其中 $t_m=\mathrm{angle}(x_{p_k,m})$。令 $\boldsymbol{h}=\left[1,\cdots,2\pi f_k^{(q+1)}D(M-1)/C\right]^{\mathrm{T}}$，则可以得到 $\boldsymbol{t}=\boldsymbol{h}\cos\theta_k+\boldsymbol{\varepsilon}_\theta$。其中，$\boldsymbol{\varepsilon}_\theta$ 表示相位误差。解这个最小二乘估计模型得到拟合结果 $\theta_k=\arccos\left[\sum_{m=1}^{M}\left(t_m-\bar{t}\right)\left(h_m-\bar{h}\right)\Big/\sum_{m=1}^{M}\left(h_m-\bar{h}\right)^2\right]$，其中 $\bar{t}=\sum_{m=1}^{M}t_m/M$，$\bar{h}=\sum_{m=1}^{M}h_m/M$。

4 仿真实验

本节使用6元均匀直线阵接收2个跳频信号，跳频信号载波频率的选取范围为5~20 MHz，跳频信号的来波方向分别为30°和70°。采样频率设置为40 MHz，相邻天线间距为最短波长的一半，频率集合 Ψ 的频率个数为100个，初始状态的字典矩阵将5~20 MHz的频率范围平均分为100份，细化频率搜索网格时的步长调整因子为2，滑动窗长为10。文献[9]中PF算法的粒子数目为100个，扰动因子为$(0.05\pi)^2$，文献[10]中SBL算法的噪声方差倍数调整因子为5，最大幅度比例因子为0.1。仿真实验分别从实时跟踪性能、载波频率估计性能和来波方向估计性能3个方法验证本文算法的有效性。

4.1 跳频信号实时跟踪性能

假设第1个跳频信号的载波频率为7.04 MHz与9.64 MHz，第2个跳频信号的载波频率为11.31 MHz与14.18 MHz，每跳均包含40个样本点数。利用蒙特卡洛循环实验统计3种跟踪算法的检测概率和虚警概率随信噪比的变化情况。定义信噪比 $R_{\mathrm{SN}}=10\lg\left(\|\boldsymbol{\eta}\|_2^2/N\sigma^2\right)$，其中 $\boldsymbol{\eta}$ 表示信号向量，N 表示信号点数。信噪比在−5~15 dB范围内变化，每个信噪比条件下完成500次的蒙特卡洛循环。对比看出，自回归滑动平均(Auto-Regressive and Moving Average，ARMA)算法的跟踪方法的虚警概率基本保持为0.3，SBL算法的跟踪方法在信噪比较低时，虚警概率非常大，当信噪比小于−1 dB时，算法几乎失效。相比之下，本文算法能够在期望的虚警概率条件下完成跳频信号的实时跟踪，且虚警概率明显小于已有算法。令信噪比为0 dB，跳速在0.4~1.3 MHz范围内变化，每个跳速条件下完成500次的蒙特卡洛循环。从图3~图4可以看出，ARMA算法和SBL算法的检测性能与跳速无关，本文算法的检测性能随着跳速的减小，会有一定程度的提升。

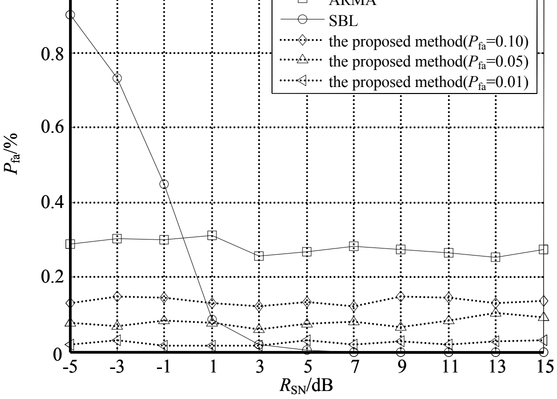

Fig.1 Probability of false alarm versus SNR
图1 虚警概率随信噪比的变化情况

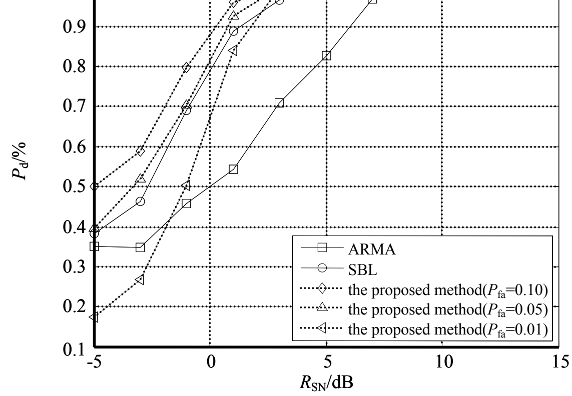

Fig.2 Probability of correct detection versus SNR
图2 检测概率随信噪比的变化情况

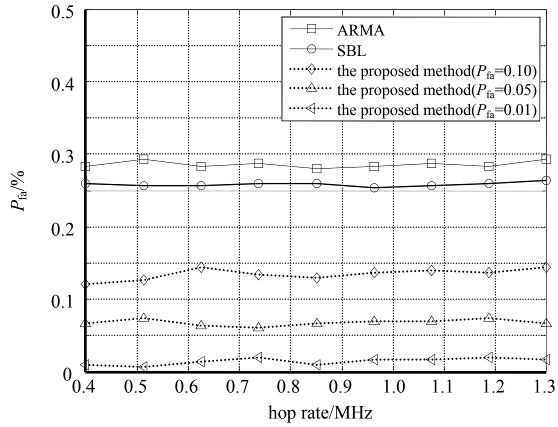

Fig.3 Probability of false alarm versus hop rate
图 3 虚警概率随跳速的变化情况

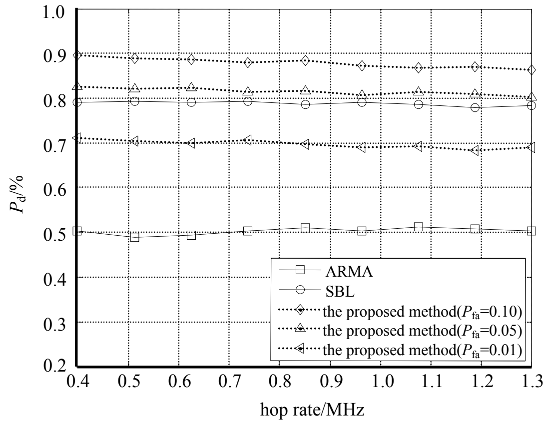

Fig.4 Probability of correct detection versus hop rate
图 4 检测概率随跳速的变化情况

4.2 载波频率估计性能

假设在某跳周期内，2 个跳频信号的载波频率分别保持为 7.04 MHz 与 11.31 MHz。为对比 SBL 算法、PF 算法和本文算法载频估计与样本点数的关系，在信噪比为 8 dB 条件下，分别统计载频均方根误差随滑动窗滑动样本点数的变化情况，每种算法进行 500 次蒙特卡洛循环实验，均方根误差 $RMSE=\sqrt{\sum_{w=1}^{W}\sum_{k=1}^{K}\left(\hat{f}_k^{(w)}-f_k\right)^2/WK}$，其中，$W$ 表示独立循环实验次数，$\hat{f}_k^{(w)}$ 和 f_k 分别表示第 w 次循环中第 k 个信号的载频估计值和载频真实值。结果如图 5 所示，在样本点数较少条件下，经典谱分析算法的载频估计精确度最低，PF 算法的载频估计性能有一定提升，SBL 算法由于受限于固定的频率分辨力，随着滑动窗长的增大，载频估计精确度趋于稳定，本文算法的估计误差随着滑动窗长的增大而逐渐下降。接下来，将跳变时刻前一次的载频估计结果作为最终估计值，信噪比在−8~10 dB 范围内变化，每个信噪比条件下完成 500 次的蒙特卡洛循环。通过图 6 看出，SBL 算法的载频估计精确度高于 PF 算法，但由于频率搜索网格的分辨力有限，当信噪比大于 4 dB 时，SBL 算法的载频估计精确度无法随信噪比的增加而提高。

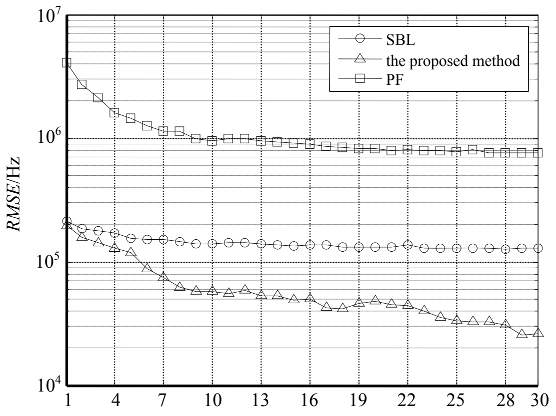

Fig.5 RMSE of frequency estimation versus sample index
图 5 载频均方根误差随样本点数的变化情况

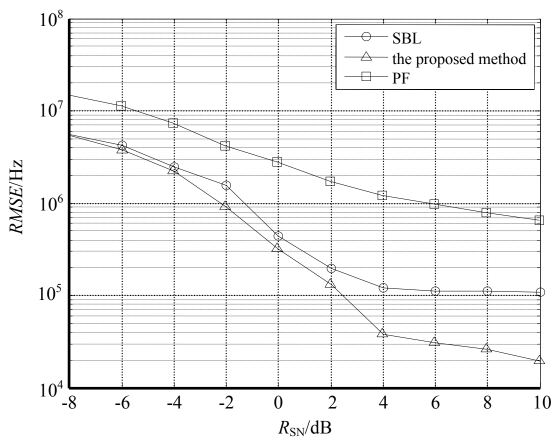

Fig.6 RMSE of frequency estimation versus SNR
图 6 载频均方根误差随信噪比的变化情况

4.3 来波方向估计性能

在 4.2 节的仿真条件下，根据上述载波频率的估计结果进一步计算跳频信号的来波方向，将跳变时刻前一次的 DOA 估计结果作为最终估计值，对比不同信噪比下 PF 算法和本文算法的估计性能。信噪比的变化范围为 0~30 dB，每个信噪比完成 500 次蒙特卡洛循环，均方根误差的表达式 $RMSE=\sqrt{\sum_{w=1}^{W}\sum_{k=1}^{K}\left(\hat{\theta}_k^{(w)}-\theta_k\right)^2/WK}$，其中，$\hat{\theta}_k^{(w)}$ 和 θ_k 分别表示第 w 次循环中第 k 个信号的 DOA 估计值和 DOA 真实值。得到来波方向均方根误差随信噪比的变

化曲线如图7所示。由于载频的估计结果会直接影响到DOA的估计精确度,因此本文算法的DOA估计性能优于PF算法。

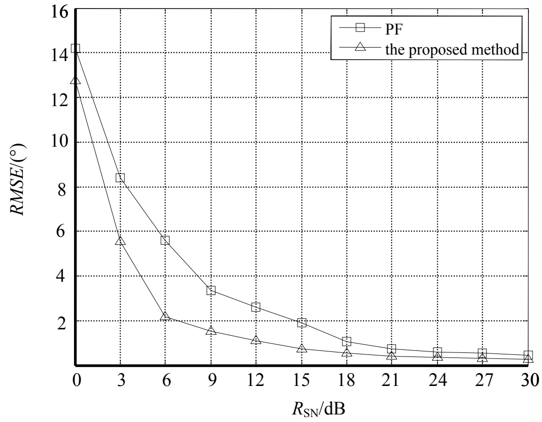

Fig.7 RMSE of DOA estimates versus SNR

图7 DOA均方根误差随信噪比的变化情况

5 结论

针对小样本条件下的跳频信号处理方法进行研究,重点解决已有跳变时刻检测方法对信噪比低、鲁棒性差和已有参数估计方法估计精确度低两方面的问题。首先基于稀疏贝叶斯学习,设计了一种跳变时刻检测算法,通过不断细化频率搜索网格以及合理利用重构结果的几何形状,使得频率分辨力和载频估计准确性明显提升。在已知阵列结构基础上,利用最小二乘法计算跳频信号的DOA,得到更好的DOA估计性能。实验证明,跳变时刻检测方法改善了原有算法难以适应低信噪比的缺点,参数估计性能相比于已有算法,具有较为明显的提升。

参考文献:

[1] CHUANG C D,POLYDOROS A. Parameter estimation of random FH signals using autocorrelation techniques[J]. IEEE Transactions on Communications, 1995,43(234):1097-1106.

[2] CHEN T C. Joint signal parameter estimation of frequency-hopping communications[J]. IET Communications, 2012,6(4):381-389.

[3] ANGELOSANTE D,GIANNAKIS G B,SIDIROPOULOS N D. Estimating multiple frequency-hopping signal parameters via sparse linear regression[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010,58(10):5044-5056.

[4] LIU X,SIDIROPOULOS N D,SWAMI A. Blind high-resolution localization and tracking of multiple frequency hopped signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(4):889-901.

[5] 陈利虎. 基于空时频分析的多分量跳频信号DOA估计[J]. 系统工程与电子技术, 2011,33(12):2587-2592. (CHEN Lihu. Directions of arrival estimation for multicomponent frequency-hopping signals based on spatial time-frequency analysis[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011,33(12):2587-2592.)

[6] 陈利虎. 基于数字信道化和空时频分析的多网台跳频信号DOA估计[J]. 通信学报, 2009,30(10):68-74. (CHEN Lihu. Directions of arrival estimation for multi frequency-hopping signals based on digital channelized receiver and spatial time-frequency analysis[J]. Journal on Communications, 2009,30(10):68-74.

[7] 张东伟,郭英,齐子森,等. 采用空间极化时频分布的跳频信号多参数联合估计算法[J]. 西安交通大学学报, 2015,49(8):17-23. (ZHANG Dongwei,GUO Ying,QI Zisen,et al. A joint estimation algorithm of multiple parameters for frequency hopping signals using spatial polarimetric time frequency distributions[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015,49(8):17-23.)

[8] 张东伟,郭英,齐子森,等. 多跳频信号波达方向与极化状态联合估计算法[J]. 电子与信息学报, 2015,37(7):1695-1701. (ZHANG Dongwei,GUO Ying,QI Zisen,et al. Joint estimation algorithm of direction of arrival and polarization for multiple frequency- hopping signals[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015,37(7):1695-1701.)

[9] SHA Z C. Online hop timing detection and frequency estimation of multiple FH signals[J]. Etri Journal, 2013,35(5):748-756.

[10] 王丰华,沙志超,刘章孟,等. 基于贝叶斯稀疏学习的多跳频信号频率跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2013,35(6):1395-1399. (WANG Fenghua,SHA Zhichao,LIU Zhangmeng,et al. A frequency tracking method for multiple frequency-hopping signals based on sparse Bayesian learning[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2013,35(6):1395-1399.)

作者简介:

杨 佳(1983-),男,江苏省海州县人,硕士,工程师,主要研究方向为通信网络对抗、通信信号处理.email:webberyj@126.com.