

空间通信载波多普勒频偏的极大-极小捕获算法

刘琳¹, 王帅威¹, 苏莉娜¹, 谭天雪², 苗旺³, 左加阔^{1,4}, 张兆维^{1,5}, 潘甦¹

(1. 南京邮电大学物联网学院, 江苏 南京 210003; 2. 南京邮电大学通达学院计算机工程学院, 江苏 扬州 225127;
3. 埃克塞特大学计算机科学系, 英国, 埃克塞特 EX44RN; 4. 北京邮电大学泛网无线通信教育部重点实验室,
北京 100876; 5. 南京大学计算机软件新技术全国重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘 要: 在空间通信中, 发射端和接收端之间的信号传输通常面临两类难题: 远距离路径损耗和高动态相对运动。远距离路径损耗降低了接收端的信噪比, 而高动态相对运动导致载波频率发生高动态多普勒频偏, 即低信噪比和高动态。为解决低信噪比和高动态引起的能量扩散问题, 提出一种极大-极小捕获算法, 其中极大元素和极小元素分别用来提供可能的搜索范围和不可能的搜索范围。该算法首先选择若干个较大元素(称之为极大元素)和若干个较小元素(称之为极小元素), 然后利用极大和极小元素来构造一个很窄的极大-极小搜索范围, 最后从极大-极小搜索范围内搜索最大元素作为捕获结果。理论分析和仿真结果表明, 该算法能够有效地提高多普勒频偏的捕获概率。

关键词: 空间通信; 多普勒频偏捕获; 低信噪比; 高动态; 能量扩散

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.WLW24043

Max-min-acquisition algorithm for carrier Doppler-shift in space communications

Liu Lin¹, Wang Shuaiwei¹, Su Lina¹, Tan Tianxue², Miao Wang³, Zuo Jiakuo^{1,4}, Zhang Zhaowei^{1,5}, Pan Su¹

1. School of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. School of Computer Engineering, Tongda College of Nanjing University of Posts and Telecommunications, Yangzhou 225127, China

3. Department of Computer Science, University of Exeter, Exeter EX44RN, UK

4. Key Laboratory of Universal Wireless Communications (Ministry of Education),
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

5. State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: In space scenarios, the communications between the flying transmitters and receivers generally face two difficulties: a long-distance transmission and a high-dynamic movement. The long-distance transmission decreases the signal-to-noise ratio at the receiver and the high-speed movement imposes a dynamic Doppler-shift on the transmitter's carrier frequency, which is also referred to as the low SNR and high dynamic. To address the energy dispersion caused by low SNR and high dynamic Doppler-shift, a max-min-acquisition (MMA) scheme was proposed. The max-elements and min-elements provide us the cues of possible ranges and impossible ranges, respectively. The MMA scheme first selects some large elements (also called max-elements) and small elements (also called min-elements) to construct a narrow max-min-

收稿日期: 2024-04-23; 修回日期: 2024-09-13

通信作者: 张兆维, zwzhang@njupt.edu.cn

基金项目: 江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (No. SJCX23_0288, No. SJCX24_0334); 南京大学计算机软件新技术全国重点实验室资助项目 (No. KFKT2024B41); 泛网无线通信教育部重点实验室 (北京邮电大学) 项目 (No. KFKT-2022105)

Foundation Items: The Postgraduate Research and Practice Innovation Program of Jiangsu Province (No. SJCX23_0288, No. SJCX24_0334), The Foundation of State Key Laboratory for Novel Software Technology (No. KFKT2024B41), Key Laboratory of Universal Wireless Communications (BUPT), Ministry of Education (No. KFKT-2022105)

range, and then searches for the largest element in this range to obtain the acquisition result. Moreover, the theoretical analysis and simulation results have verified our MMA scheme's significant advantages over the existing schemes.

Key words: space communications, Doppler-shift acquisition, low SNR, high-dynamic, energy dispersion

0 引言

在蓬勃发展的航天探索领域中, 无论是探测太阳、火星还是月球, 空间通信^[1-6]始终扮演着重要的生命线角色。不同于地面通信终端, 空间通信中的发射端和接收端(如火箭、卫星和探测器等)之间的信号传输通常会面临两类难题: 首先, 这些通信终端已经远离地球并飞向更遥远的宇宙空间, 这延长了信号传输距离并加剧了路径损耗, 从而降低了接收端的信噪比^[1-3]; 其次, 它们的飞行速度都很高(如第一、第二或第三宇宙速度), 并且存在很大的加速度, 从而导致发射端的载波频率发生高动态的多普勒频偏^[4-6]。

为了载波解调, 接收端必须进行载波同步^[7-8]。在载波同步过程中, 多普勒频偏捕获成为一个关键环节。现在已有许多算法可用于解决多普勒频偏捕获问题, 如自回归模型^[9]、滑动相关^[10]和快速傅里叶变换(FFT, fast Fourier transform)^[11-13]等。在上述算法中, FFT算法首先将时域信号转换为频域信号, 然后通过搜索频域谱峰值来捕获多普勒频偏, 在空间通信中得到了较为广泛的应用。

低信噪比和大加速度都是多普勒频偏捕获过程中不可避免的难题, 也已经衍生出很多应对方法。

1) 在低信噪比场景中, 一个码元的信号能量非常微弱, 无法抵抗很大的噪声。为解决这一问题, 当前的有效策略依赖于长时间累积很多个码元^[14-16]。现有的累积方式主要分为相干累积、非相干累积和差分累积3种^[14]。为延长累积时间, 文献[15-16]分别引入了极性反转消除和拉东傅里叶变换。然而, 这些长时间累积算法^[14-16]仅对恒定的多普勒频偏有效。

2) 在大加速度场景中, 时频分析算法^[17-22]可用于揭示高动态多普勒频偏随时间的变化规律。短时傅里叶变换(STFT, short-time Fourier transform)算法^[17-18]将接收到的码元划分到多个短时窗口, 并在每个短时窗口内捕获瞬时多普勒频偏, 通过联合分析这些短时窗口的数据, 得到时间维度信息。小波变换(WT, wavelet transformation)^[19-20]可用于改

进STFT算法的短时间窗口, 以适应不同的加速度。分数傅里叶变换(FRFT, fractional Fourier transform)算法^[21-22]穷尽式地搜索加速度来补偿多普勒频移频偏的漂移。但是, 上述算法都存在一定的不足, STFT算法^[17-18]和WT算法^[19-20]要求较高的信噪比, 而FRFT算法^[21-22]需要采用一定的步长来穷尽地搜索并补偿加速度, 这要求很高的算力资源, 不适用于算力有限的空间载体。

3) 在低信噪比和大加速度共同存在的场景中, 长时间累积周期内所有码元的总能量会被高动态多普勒频偏扩散到极宽的频率范围内, 这种现象被称为能量扩散。文献[23]分析了加速度对能量扩散的影响, 得出关于最佳累积长度的结论, 即一个大加速度限制最优累积长度至很小值, 从而导致较低的捕获概率。为解决能量扩散问题, 现有研究已提出很多算法。如聚类-FFT(CFFT, clustering-FFT)算法^[24]采用聚类来收集扩散的能量, 但该算法只收集了大的信号元素, 而忽略了其他小的信号元素。

从搜索角度出发, 搜索范围越窄, 越有助于滤除大量噪声元素, 这启发了很多搜索策略^[25-35], 如半分搜索^[25-26]、模糊逻辑搜索^[27-28]、两阶段搜索^[29-30]、迭代搜索^[31-33]和梳状搜索^[34-35]等。半分搜索^[25-26]通过扫描正向或负向误差, 将整个搜索范围缩减至原来的一半。针对邻近和非邻近区域, 模糊逻辑搜索^[27-28]通过调整步长, 将多普勒频偏限定到一个更精确的搜索范围。两阶段搜索算法^[29-30]通过粗搜索阶段来缩小精搜索阶段的搜索范围。迭代搜索^[31-33], 如搜索范围校正^[32](SRC, search-range-correction)算法, 利用首次捕获结果迭代地缩小后续捕获的搜索范围。梳状搜索^[34-35], 如联合梳状搜索^[34](JCS, joint-comb-search)算法和梳状搜索-层次聚类^[35](CSHC, comb-search and hierarchical-clustering)算法, 都是利用部分较大元素来构建一个形似梳子状的梳状搜索范围。但是, 上述搜索策略都严重依赖最大元素或一些较大元素, 而在低信噪比情形下, 最大元素或某些较大元素是不可靠的, 它们很可能是噪声元素。除此之外, 这些搜索策略都忽视了最大和较大元素以外的其他元素。

为了充分挖掘较大元素（称之为极大元素）和较小元素（称之为极小元素）提供的范围线索，本文提出了极大-极小捕获（MMA, max-min-acquisition）算法。本文贡献如下。

1) 首次利用极小元素提供的不可能范围线索，排除那些不包括信号的频率范围。

2) 利用极大元素提供的可能范围线索，确定信号可能存在的频率范围。

3) 极大-极小搜索范围是由可能搜索范围减去不可能搜索范围构成的，能够排除更多的噪声元素。

4) 与现有 FFT、STFT、SRC、CFFT 和 CSHC 等算法相比，MMA 算法获得了更高的捕获概率。

1 信号模型

本文考虑空间通信场景中高速发射端和接收端之间的通信，空间通信场景如图 1 所示，其中，相对速度和相对加速度分别用 v_d 和 v_a 表示。

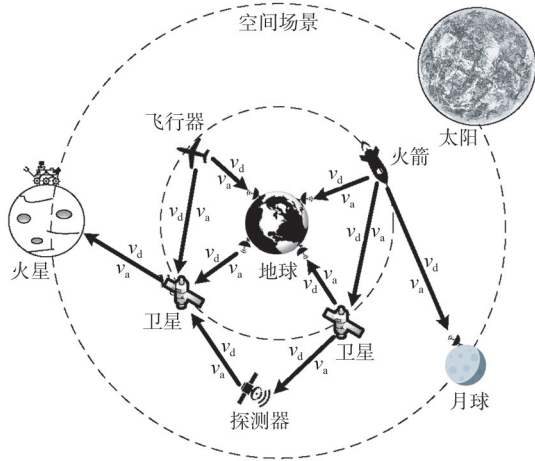


图 1 空间通信场景

在该通信场景中，当接收端和发射端处于高动态运动时，即相对速度 v_d 和相对加速度 v_a 很大时，发射端的载波频率产生了高动态多普勒频偏 f_d 。除此之外，高动态多普勒频偏 f_d 随着大加速度 v_a 快速变化。多普勒频偏 f_d 及其加速度 f_a 表示为

$$\begin{cases} f_d = \frac{v_d}{v_c} f_c \\ f_a = \frac{v_a}{v_c} f_c \end{cases} \quad (1)$$

其中， $v_c = 3 \times 10^8 \text{ m/s}$ 表示光速， f_c 表示载波频率。

在接收端，一个码元表示为 $\mathbf{r} = \{r_0, r_1, \dots, r_{N-1}\}$ ，

其中， $\mathbf{r}$ 的第 n ($0 \leq n \leq N-1$) 个元素 r_n 为

$$r_n = \frac{a}{\sqrt{N}} b e^{j \left[2\pi \left(\frac{f_{d,0}}{f_s} n + \frac{f_a}{2f_s^2} n^2 \right) + \varphi_0 \right]} + w_n \quad (2)$$

其中， $a/\sqrt{N}$ 表示振幅， $b \in \{-1, +1\}$ 表示码元速率为 R_b 的极性信息， j 表示复数符号， f_s 表示采样频率， $f_{d,0}$ 和 f_a 分别表示多普勒频偏 f_d 的初始值及其加速度， φ_0 表示初始相位， w_n 表示方差为 σ^2 的加性复高斯白噪声。本文定义一个码元长度 N 为其持续时间内的采样点个数，即 $N = f_s/R_b$ 。此时，多普勒频偏 f_d 随时间变化的瞬时值为 $f_d = n f_a / f_s$ ，码元信噪比为 $\text{SNR} = a^2 / \sigma^2$ 。

在低信噪比环境下，一个码元的信号能量 (a^2) 往往非常微弱，难以抵抗很大的噪声能量 (σ^2)。为了抵抗很大的噪声，接收端需要累积很多个码元来提高信号的能量。接收端在接收过程中无法得知发射码元的极性 (b)，因此必须对这些码元进行非相干累积，并得出累积结果 $\mathbf{r}_c = \{r_{c,0}, r_{c,1}, \dots, r_{c,N_f-1}\}$ 满足下式：

$$\mathbf{r}_c = \sum_{i=0}^{L-1} |\text{fft}(\mathbf{r}^{[i]})|^2 \quad (3)$$

其中， $\text{fft}(\cdot)$ 表示 N_f ($N_f \geq N$) 点的 FFT 运算， $\mathbf{r}^{[i]}$ 表示第 i 个接收码元， L 表示累积周期长度。

为确保采样过程能够捕获到信号的所有重要频率分量，奈奎斯特 (Nyquist) 采样定律要求采样频率 f_s 不小于两倍的最大多普勒频偏 $f_{d,\max}$ ，即 f_s 必须满足 $f_s \geq 2f_{d,\max} = 2v_{d,\max} f_c / v_c$ ， $v_{d,\max}$ 表示 v_d 的最大值。 $f_d \in [-f_{d,\max}, f_{d,\max}] \subseteq [-f_s/2, f_s/2]$ ，因此，仅需要在搜索范围 $R = [-f_{d,\max}, f_{d,\max}]$ 内搜索多普勒频偏。

将基于 FFT 的捕获转换为在搜索范围 R 内搜索最大元素 $r_{c,\hat{\lambda}_{\max}} = \max \mathbf{r}_c$ ，即

$$\begin{cases} \hat{\lambda}_{\max} = \arg \max \mathbf{r}_c \\ \text{s.t. } \hat{\lambda}_{\max} f_s / N_f \in R \end{cases} \quad (4)$$

将该最大元素 $r_{c,\hat{\lambda}_{\max}}$ 视为信号元素，依据 $r_{c,\hat{\lambda}_{\max}}$ 的索引 $\hat{\lambda}_{\max}$ ，计算得到捕获结果 $\hat{f}_d$ 为

$$\hat{f}_d = \frac{\hat{\lambda}_{\max}}{N_f} f_s \quad (5)$$

受加速度 f_a 影响，多普勒频偏 f_d 是不断动态变化的。在 f_a 很大的情况下，高动态多普勒频偏 f_d 从 $f_{d,0}$ 变化到 $f_{d,0} + f_a L / R_b$ ，这使得信号总能量在此频率

范围内扩散。因此，处于该范围的元素被归类为信号元素，其余元素被视为噪声元素。

令 N_{sig} 表示信号元素个数， N_{noi} 表示噪声元素个数， N_{total} 表示元素总个数，则

$$\begin{cases} N_{\text{sig}} = \left\lfloor \frac{|L f_a / R_b|}{f_s / N_f} + 1 \right\rfloor \\ N_{\text{noi}} = \left\lfloor \frac{2 f_{d, \max} - |L f_a / R_b|}{f_s / N_f} \right\rfloor \\ N_{\text{total}} = N_{\text{sig}} + N_{\text{noi}} = \frac{2 f_{d, \max}}{f_s / N_f} + 1 \end{cases} \quad (6)$$

此时，受加速度影响，一个累积周期内 L 个码元的信号总能量扩散到 N_{sig} 个信号元素上，从而导致严重的能量扩散问题。

2 MMA 算法

2.1 算法描述

从统计学^[36]角度来看，尽管信号元素并不总是最大元素，但它们通常大于大部分噪声元素，这为本文提供了以下两个线索。

1) 信号元素是较大元素的概率是很高的。JCS^[34]和CSHC^[35]算法正是利用这个线索来构建更窄的梳状搜索范围，从而排除更多噪声干扰。此外，CFFT^[24]算法也是利用该线索将多个较大的信号元素聚类为更大的信号簇，从而增强信号能量。

2) 信号元素是较小元素的概率是非常低的。但是，较小元素在现有算法中从未被利用。

为构建搜索范围，较大元素提供了可能范围的线索，较小元素提供了不可能范围的线索。两者结合，则有望进一步缩小搜索范围。

MMA 算法原理如图2所示，设 T ($T \geq 3$) 个累积周期，流程如下：首先从每个累积结果中选择一些较大元素作为极大元素，并选择一些较小元素作为极小元素；然后为每个周期构建极大-极小范围；最后从每个极大-极小范围内搜索最大元素作为捕获结果。

1) 极大元素 $r_{\text{max}}^{[t]}$ 和极小元素 $r_{\text{min}}^{[t]}$

算法接收 TL ($T \geq 3$) 个码元 $\{r^{[0]}, r^{[1]}, \dots, r^{[TL-1]}\}$ ，并划分它们到 T 个累积周期，其中，第 t ($0 \leq t \leq T-1$) 个累积周期内累积结果 $r_c^{[t]}$ 为

$$r_c^{[t]} = \sum_{i=0}^{(t+1)L-1} |\text{fft}(r^{[i]})|^2 \quad (7)$$

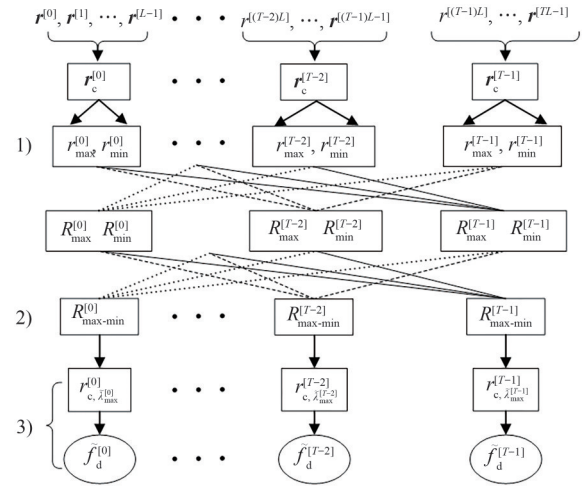


图2 MMA 算法原理

从 $r_c^{[t]}$ 中选择 n_{max} ($N_{\text{sig}} < n_{\text{max}} \ll N_{\text{total}}$) 个较大元素 (称之为极大元素)，即 $r_{\text{max}}^{[t]} = \{r_{\text{max},0}^{[t]}, r_{\text{max},1}^{[t]}, \dots, r_{\text{max},n_{\text{max}}-1}^{[t]}\}$ ，其中，第 i 个极大元素 $r_{\text{max},i}^{[t]}$ ($0 \leq i \leq n_{\text{max}} - 1$) 为

$$r_{\text{max},i}^{[t]} = \begin{cases} r_{c, j_{\text{max},0}^{[t]}}^{[t]} = \max r_c^{[t]}, & i=0 \\ r_{c, j_{\text{max},i}^{[t]}}^{[t]} = \max \{r_c^{[t]} \setminus \{r_{\text{max},0}^{[t]}, r_{\text{max},1}^{[t]}, \dots, r_{\text{max},i-1}^{[t]}\}\}, & 1 \leq i \leq n_{\text{max}} - 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{s.t. } I_{\text{max},i}^{[t]} f_s / N_f \in R \quad (9)$$

其中， $I_{\text{max},i}^{[t]}$ 表示元素 $r_{\text{max},i}^{[t]}$ 在 $r_c^{[t]}$ 中的源索引， n_{max} 表示极大元素个数。

同样，选择 n_{min} ($n_{\text{max}} \leq n_{\text{min}} \ll N_{\text{total}}$) 个较小元素 (称之为极小元素)，即 $r_{\text{min}}^{[t]} = \{r_{\text{min},0}^{[t]}, r_{\text{min},1}^{[t]}, \dots, r_{\text{min},n_{\text{min}}-1}^{[t]}\}$ ，其中，第 i 个极小元素 $r_{\text{min},i}^{[t]}$ ($0 \leq i \leq n_{\text{min}} - 1$) 为

$$r_{\text{min},i}^{[t]} = \begin{cases} r_{c, j_{\text{min},0}^{[t]}}^{[t]} = \min r_c^{[t]}, & i=0 \\ r_{c, j_{\text{min},i}^{[t]}}^{[t]} = \min \{r_c^{[t]} \setminus \{r_{\text{min},0}^{[t]}, r_{\text{min},1}^{[t]}, \dots, r_{\text{min},i-1}^{[t]}\}\}, & 1 \leq i \leq n_{\text{min}} - 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{s.t. } I_{\text{min},i}^{[t]} f_s / N_f \in R \quad (11)$$

其中， $I_{\text{min},i}^{[t]}$ 表示元素 $r_{\text{min},i}^{[t]}$ 在 $r_c^{[t]}$ 中的源索引， n_{min} 表示极小元素个数。

2) 极大-极小范围 $R_{\text{max-min}}^{[t]}$

极大范围 $R_{\text{max}}^{[t]}$ 提供了可能的搜索范围，由极大元素 $\{r_{\text{max},0}^{[0]}, r_{\text{max},1}^{[1]}, \dots, r_{\text{max},n_{\text{max}}-1}^{[T-1]}\} \setminus r_{\text{max}}^{[t]}$ 构成，如下

$$R_{\text{max}}^{[t]} = \bigcup_{m=0, m \neq t}^{T-1} \bigcup_{i=0}^{n_{\text{max}}-1} R_{\text{sub-max},i}^{[m]} \quad (12)$$

其中，子极大范围 $R_{\text{sub-max},i}^{[m]}$ 为

$$R_{\text{sub-max},i}^{[m]} = \left[\max \left\{ \frac{I_{\text{max},i}^{[m]} f_s}{N_f} - \frac{(|t-m|+1)Lf_{a,\max}}{R_b}, -f_{d,\max} \right\}, \right. \\ \left. \min \left\{ \frac{I_{\text{max},i}^{[m]} f_s}{N_f} + \frac{(|t-m|+1)Lf_{a,\max}}{R_b}, f_{d,\max} \right\} \right] \quad (13)$$

极小范围 $R_{\text{min}}^{[t]}$ 提供不可能的搜索范围, 由极小元素 $\{r_{\text{min}}^{[0]}, r_{\text{min}}^{[1]}, \dots, r_{\text{min}}^{[T-1]}\} \setminus r_{\text{min}}^{[t]}$ 构成, 如下

$$R_{\text{min}}^{[t]} = \bigcup_{m=0, m \neq t}^{T-1} \bigcup_{i=0}^{n_{\text{min}}-1} R_{\text{sub-min},i}^{[m]} \quad (14)$$

$$\text{s.t. } I_{\text{min},i_1}^{[m]} f_s / N_f \notin R_{\text{sub-max},i_2}^{[m]}, \forall i_1, i_2 \quad (15)$$

其中, 子极小范围 $R_{\text{sub-min},i}^{[m]}$ 为

$$R_{\text{sub-min},i}^{[m]} = \left[\max \left\{ \frac{I_{\text{min},i}^{[m]} f_s}{N_f} - \frac{(|t-m|+1)Lf_{a,\max}}{R_b}, -f_{d,\max} \right\}, \right. \\ \left. \min \left\{ \frac{I_{\text{min},i}^{[m]} f_s}{N_f} + \frac{(|t-m|+1)Lf_{a,\max}}{R_b}, f_{d,\max} \right\} \right] \quad (16)$$

根据 $R_{\text{max}}^{[t]}$ 提供的可能范围和 $R_{\text{min}}^{[t]}$ 提供的不可能范围, 可得到第 t 个周期的极大-极小范围 $R_{\text{max-min}}^{[t]}$, 如下

$$R_{\text{max-min}}^{[t]} = R_{\text{max}}^{[t]} \setminus (R_{\text{max}}^{[t]} \cap R_{\text{min}}^{[t]}) \quad (17)$$

3) 最大元素 $r_{c, \tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]}}^{[t]}$ 和捕获结果 $\tilde{f}_d^{[t]}$ 。

从极大-极小范围 $R_{\text{max-min}}^{[t]}$ 内, 搜索最大元素 $r_{c, \tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]}}^{[t]} = \max r_c^{[t]}$, 即

$$\tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]} = \arg \max r_c^{[t]} \quad (18)$$

$$\text{s.t. } \tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]} f_s / N_f \in R_{\text{max-min}}^{[t]} \quad (19)$$

其中, $\tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]}$ 表示 $r_{c, \tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]}}^{[t]}$ 的索引。根据 $\tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]}$ 计算第 t 个周期内的捕获结果 $\tilde{f}_d^{[t]}$

$$\tilde{f}_d^{[t]} = \frac{\tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]} f_s}{N_f} \quad (20)$$

2.2 算法流程

从信号处理的整体流程展开, MMA 算法具体包含 3 个核心步骤: 首先选择极大和极小元素, 其次构建极大-极小范围, 最后获得捕获结果。MMA 算法的具体流程如下。

算法 1 MMA 算法

输入: $\{r^{[0]}, r^{[1]}, \dots, r^{[TL-1]}\}$

输出: $\tilde{f}_d^{[t]}$

For ($t = 0; t < T; t++$)

根据式(7), 计算 $r_c^{[t]}$;

For ($i = 0; i < n_{\text{max}}; i++$)

根据式(8), 搜索 $r_{\text{max},i}^{[t]}$;

End

For ($i = 0; i < n_{\text{min}}; i++$)

根据式(10), 搜索 $r_{\text{min},i}^{[t]}$;

End

End

For ($t = 0; t < T; t++$)

For ($m = 0; m < T, m \neq t; m++$)

For ($i = 0; i < n_{\text{max}}; i++$)

根据式(13), 计算 $R_{\text{sub-max},i}^{[m]}$;

End

End

根据式(12), 计算 $R_{\text{max}}^{[t]}$;

For ($m = 0; m < T, m \neq t; m++$)

For ($i = 0; i < n_{\text{min}}; i++$)

根据式(16), 计算 $R_{\text{sub-min},i}^{[m]}$;

End

End

根据式(14), 计算 $R_{\text{min}}^{[t]}$;

根据式(17), 计算 $R_{\text{max-min}}^{[t]}$;

根据式(18), 搜索 $\tilde{\lambda}_{\text{max}}^{[t]}$;

根据式(20), 得到 $\tilde{f}_d^{[t]}$ 。

End

2.3 理论分析

令 $\tilde{p}_{\text{MMA}}^{[t]}$ 表示 $\tilde{f}_d^{[t]}$ 的捕获概率, 其又可以进一步分为: $p_{\text{max-min}}^{[t]}$ 和 $p_{\text{noi,sig}}^{[t]}$ 两个部分。

$p_{\text{max-min}}^{[t]}$ 表示 $f_d^{[t]} \in R_{\text{max-min}}^{[t]} \subseteq R$ 的概率, 其进一步包括两个子部分: $p_{\text{ex,max}}^{[m]}$ 即 $f_d^{[t]} \in R_{\text{max}}^{[t]}$ 的概率; $p_{\text{all,min}}^{[m]}$ 即 $f_d^{[t]} \notin R_{\text{min}}^{[t]}$ 的概率。

$p_{\text{noi,sig}}^{[t]}$ 表示在 $f_d^{[t]} \in R_{\text{max-min}}^{[t]} \subseteq R$ 的条件下, 最大信号元素大于最大噪声元素的概率。

2.3.1 基于 $r_c^{[m]} (0 \leq m \leq T-1, m \neq t)$ 求解 $p_{\text{max-min}}^{[t]}$

为了计算方便, 本文将接收到的码元 r_n 转换成 $r_n = \sqrt{2}/\sigma \times r_n$ 。此时, 一个复数噪声可以视为两个标准正态分布之和。

令 $r_{\text{noi}}^{[m]} = \{r_{\text{noi},0}^{[m]}, r_{\text{noi},1}^{[m]}, \dots, r_{\text{noi},N_{\text{noi}}-1}^{[m]}\}$ 表示 $r_c^{[m]}$ 中 N_{noi} 个噪声元素, 令 $r_{\text{sig}}^{[m]} = \{r_{\text{sig},0}^{[m]}, r_{\text{sig},1}^{[m]}, \dots, r_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[m]}\}$ 表示 $r_c^{[m]}$ 中 N_{sig} 个信号元素。

显然, $r_{\text{noi}}^{[m]}$ 中所有 N_{noi} 个噪声元素都是独立同分布的, 并且其概率密度函数 (PDF, probability density function) 服从中心卡方分布 $\chi_{\text{noi},2L}^2(x)$, 即

$$\chi_{\text{noi},2L}^2(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^L \Gamma(L)} x^{L-1} e^{-x/2}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (21)$$

其中, $\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-y} y^{x-1} dy, x > 0$ 表示伽玛函数。因此, 噪声元素 $r_{\text{noi}, i}^{[t]}$ ($0 \leq i \leq N_{\text{noi}} - 1$) 的累积分布函数 (CDF, cumulative distribution function) $G_{\text{noi}}(x)$ 为

$$G_{\text{noi}}(x) = \int_0^x \chi_{\text{noi}, 2L}^2(y) dy \quad (22)$$

同样地, $r_{\text{sig}}^{[m]}$ 中所有 N_{sig} 个信号元素也是独立同分布的, 并且其 PDF 服从非中心卡方分布 $\chi_{\text{sig}, 2L}^2(x)$

$$\chi_{\text{sig}, 2L}^2(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(\frac{x}{\theta} \right)^{\frac{L-1}{2}} e^{-\frac{x+\theta}{2}} J_{L-1}(\sqrt{\theta x}), x > 0 \\ 0, x \leq 0 \end{cases} \quad (23)$$

其中, $J_{L-1}(x)$ 表示第一类 $L-1$ 阶贝塞尔函数, 非中心参数 θ 为

$$\theta = \sum_{i=0}^{L-1} \left(\frac{\sqrt{2}a}{\sqrt{N_{\text{sig}}}\sigma} \right)^2 = \frac{2La^2}{N_{\text{sig}}\sigma^2} \quad (24)$$

因此, 信号元素 $r_{\text{sig}, i}^{[t]}$ ($0 \leq i \leq N_{\text{sig}} - 1$) 的 CDF $G_{\text{sig}}(x)$ 为

$$G_{\text{sig}}(x) = \int_0^x \chi_{\text{sig}, 2L}^2(y) dy \quad (25)$$

1) $p_{\text{ex}, \max}^{[m]}$

令 $\tilde{r}_{\text{noi}}^{[m]} = \{\tilde{r}_{\text{noi}, 0}^{[m]}, \tilde{r}_{\text{noi}, 1}^{[m]}, \dots, \tilde{r}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-1}^{[m]}\}$ 表示噪声元素 $r_{\text{noi}}^{[t]}$ 的次序统计量, 使得其满足 $\tilde{r}_{\text{noi}, 0}^{[m]} \leq \tilde{r}_{\text{noi}, 1}^{[m]} \leq \dots \leq \tilde{r}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-1}^{[m]}$ 。此时

$$\begin{cases} \tilde{G}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x) = \Pr(\tilde{r}_{\text{noi}, i}^{[t]} < x) = \\ \sum_{i'=i}^{N_{\text{noi}}-1} \binom{N_{\text{noi}}}{i'+1} [G_{\text{noi}}(x)]^{i'+1} [1 - G_{\text{noi}}(x)]^{N_{\text{noi}}-i'-1} \\ \tilde{g}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x) = \frac{\partial \tilde{G}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x)}{\partial x} = \\ (i+1) \binom{N_{\text{noi}}}{i+1} [G_{\text{noi}}(x)]^i [1 - G_{\text{noi}}(x)]^{N_{\text{noi}}-i-1} \chi_{\text{noi}, 2L}^2(x) \end{cases} \quad (26)$$

$$\begin{cases} \tilde{G}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x) = \Pr(\tilde{r}_{\text{sig}, i}^{[t]} < x) = \\ \sum_{i'=i}^{N_{\text{sig}}-1} \binom{N_{\text{sig}}}{i'+1} [G_{\text{sig}}(x)]^{i'+1} [1 - G_{\text{sig}}(x)]^{N_{\text{sig}}-i'-1} \\ \tilde{g}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x) = \frac{\partial \tilde{G}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)}{\partial x} = \\ (i+1) \binom{N_{\text{sig}}}{i+1} [G_{\text{sig}}(x)]^i [1 - G_{\text{sig}}(x)]^{N_{\text{sig}}-i-1} \chi_{\text{sig}, 2L}^2(x) \end{cases} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} p_{\text{ex}, \max}^{[m]} &= \Pr\{\tilde{r}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[m]} < \tilde{r}_{\text{sig}, N_{\text{sig}}-1}^{[m]}\} = \\ &\int_0^\infty \int_0^x \tilde{g}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[N_{\text{noi}}]}(y) \tilde{g}_{\text{sig}, N_{\text{sig}}-1}^{[N_{\text{sig}}]}(x) dx dy = \\ &\int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \tilde{g}_{\text{sig}, N_{\text{sig}}-1}^{[N_{\text{sig}}]}(x) dx \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} p_{\text{all}, \min}^{[m]} &= \prod_{i=0}^{N_{\text{sig}}-1} [\Pr\{\tilde{r}_{\text{noi}, n_{\text{min}}-1}^{[m]} < r_{\text{sig}, i}^{[m]}\} - \Pr\{\tilde{r}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[m]} < r_{\text{sig}, i}^{[m]}\}] = \\ &\left[\int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi}, n_{\text{min}}-1}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \chi_{\text{sig}, 2L}^2(x) - \int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \chi_{\text{sig}, 2L}^2(x) dx \right]^{N_{\text{sig}}} \end{aligned} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} p_{\text{max} - \min}^{[t]} &= \Pr\{f_d^{[t]} \in R_{\text{max} - \min}^{[t]}\} = \\ &\left\{ \binom{T-1}{i} [p_{\text{ex}, \max}^{[m]}]^i \times \right. \\ &\left. \sum_{i=1}^{T-1} \left[\frac{\binom{N_{\text{noi}} - 2(2T-1)(N_{\text{sig}}-1)}{n_{\text{min}}}}{\binom{N_{\text{noi}}}{n_{\text{min}}}} p_{\text{all}, \min}^{[m]} \right]^{T-1-i} \right\} \end{aligned} \quad (30)$$

其中, $\tilde{r}_{\text{noi}, i}^{[t]}$ 表示第 i 个次序统计噪声元素, $\tilde{G}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x)$ 表示第 i 个次序统计噪声元素的 CDF, $\tilde{g}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x)$ 表示第 i 个次序统计噪声元素的 PDF。 $\tilde{r}_{\text{sig}, i}^{[t]}$ 表示第 i 个次序统计信号元素, $\tilde{G}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)$ 表示第 i 个次序统计信号元素的 CDF, $\tilde{g}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)$ 表示第 i 个次序统计信号元素的 PDF。第 i ($0 \leq i \leq N_{\text{noi}} - 1$) 个噪声元素 $\tilde{r}_{\text{noi}, i}^{[m]}$ 的 CDF $\tilde{G}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x)$ 和 PDF $\tilde{g}_{\text{noi}, i}^{[N_{\text{noi}}]}(x)$ 如式(26)所示。同样, 令 $\tilde{r}_{\text{sig}}^{[m]} = \{\tilde{r}_{\text{sig}, 0}^{[m]}, \tilde{r}_{\text{sig}, 1}^{[m]}, \dots, \tilde{r}_{\text{sig}, N_{\text{sig}}-1}^{[m]}\}$ 表示信号元素 $r_{\text{sig}}^{[m]}$ 的次序统计量, 使得 $\tilde{r}_{\text{sig}, 0}^{[m]} \leq \tilde{r}_{\text{sig}, 1}^{[m]} \leq \dots \leq \tilde{r}_{\text{sig}, N_{\text{sig}}-1}^{[m]}$, 此时第 i ($0 \leq i \leq N_{\text{sig}} - 1$) 个信号元素 $\tilde{r}_{\text{sig}, i}^{[m]}$ 的 CDF $\tilde{G}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)$ 和 PDF $\tilde{g}_{\text{sig}, i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)$ 如式(27)所示。由式(26)和式(27)可得, $r_{\text{max}}^{[m]}$ 至少存在一个信号元素的概率为 $p_{\text{ex}, \max}^{[m]}$, 如式(28)所示。此时, 式(28)确保了 $f_d^{[t]} \subseteq R_{\text{max}}^{[t]} \subseteq R$ 。

2) $p_{\text{all}, \min}^{[m]}$

令 $p_{\text{all}, \min}^{[m]}$ 表示在 $r_{\text{max}}^{[m]}$ 和 $r_{\text{min}}^{[m]}$ 中均不存在信号元素的概率 (即所有的信号元素都大于 $\tilde{r}_{\text{noi}, n_{\text{min}}-1}^{[m]}$ 且小于 $\tilde{r}_{\text{noi}, N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[m]}$ 的概率), 如式(29)所示。根据式(28)和式(29), 可进一步得到 $p_{\text{max} - \min}^{[t]}$, 如式(30)所示, $(2T-1)(N_{\text{sig}}-1)$ 表示 $r_{\text{min}}^{[m]}$ 和 $r_{\text{c}}^{[t]}$ 内的信号元素之间的最大距离。

2.3.2 基于 $r_{\text{c}}^{[t]}$ 求解 $p_{\text{noi}, \text{sig}}^{[t]}$

根据式(17), 极大-极小范围 $R_{\text{max} - \min}^{[t]}$ 由多个含有重叠范围的离散子范围组成。删除重叠的范围, $R_{\text{max} - \min}^{[t]}$ 可以被划分为多个非相邻子范围, 即

$$R_{\text{max} - \min}^{[t]} = \bigcup_{i=0}^{n_{\text{sub}}^{[t]}-1} [f_{\text{sub-low}, i}^{[t]}, f_{\text{sub-high}, i}^{[t]}] \quad (31)$$

其中, $[f_{\text{sub-low}, i}^{[t]}, f_{\text{sub-high}, i}^{[t]}]$ 表示第 i 个子范围频率区间, $n_{\text{sub}}^{[t]}$ 表示非相邻子范围的个数。

由式(31)可知, 极大-极小范围 $R_{\text{max} - \min}^{[t]}$ 内噪声元

素个数 $N_{\text{mm-noi}}^{[t]}$ 和信号元素个数 $N_{\text{mm-sig}}^{[t]}$ 为

$$\begin{cases} N_{\text{mm-noi}}^{[t]} = \sum_{i=0}^{n_{\text{mm-noi}}^{[t]}-1} \left[\frac{|f_{\text{sub-high},i}^{[t]} - f_{\text{sub-low},i}^{[t]}|}{f_s/N_f} + 1 \right] < N_{\text{noi}} \\ N_{\text{mm-sig}}^{[t]} = N_{\text{sig}} \end{cases} \quad (32)$$

令 $\mathbf{r}_{\text{mm-noi}}^{[t]} = \{r_{\text{mm-noi},0}^{[t]}, r_{\text{mm-noi},1}^{[t]}, \dots, r_{\text{mm-noi},N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-1}^{[t]}\}$

表示 $N_{\text{mm-noi}}^{[t]}$ 个噪声元素, $\tilde{\mathbf{r}}_{\text{mm-noi}}^{[t]} = \{\tilde{r}_{\text{mm-noi},0}^{[t]}, \tilde{r}_{\text{mm-noi},1}^{[t]}, \dots, \tilde{r}_{\text{mm-noi},N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-1}^{[t]}\}$ 表示其次序统计量。在 $\tilde{\mathbf{r}}_{\text{mm-noi}}^{[t]}$ 中, 第 i ($0 \leq i \leq N_{\text{mm-noi}}^{[t]} - 1$) 个噪声元素 $\tilde{r}_{\text{mm-noi},i}^{[t]}$ 的 CDF $\tilde{G}_{\text{noi},i}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x)$ 和 PDF $\tilde{g}_{\text{noi},i}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x)$ 如下

$$\begin{cases} \tilde{G}_{\text{noi},i}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x) = \Pr(\tilde{r}_{\text{noi},i}^{[t]} < x) = \\ \sum_{i'=i}^{N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-1} \binom{N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-i'}{i'+1} [G_{\text{noi}}(x)]^{i'+1} [1-G_{\text{noi}}(x)]^{N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-i'-1} > \tilde{G}_{\text{noi},i}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x) \\ \tilde{g}_{\text{noi},i}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x) = \frac{\partial \tilde{G}_{\text{noi},i}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x)}{\partial x} = \\ (i+1) \binom{N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-i}{i+1} [G_{\text{noi}}(x)]^i [1-G_{\text{noi}}(x)]^{N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-i-1} \chi_{\text{noi},2L}^2(x) \end{cases} \quad (33)$$

另外, N_{sig} 个信号元素的次序统计量仍然为 $\tilde{\mathbf{r}}_{\text{sig}}^{[t]} = \{\tilde{r}_{\text{sig},0}^{[t]}, \tilde{r}_{\text{sig},1}^{[t]}, \dots, \tilde{r}_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[t]}\}$ 。此时, 第 i ($0 \leq i \leq N_{\text{sig}} - 1$) 个信号元素 $\tilde{r}_{\text{sig},i}^{[t]}$ 的 CDF $\tilde{G}_{\text{sig},i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)$ 和 PDF $\tilde{g}_{\text{sig},i}^{[N_{\text{sig}}]}(x)$ 如式(27)所示。

根据式(27)和式(33), 可得到最大信号元素 $\tilde{r}_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[t]}$ 大于最大噪声元素 $\tilde{r}_{\text{noi},N_{\text{noi}}-1}^{[t]}$ 的概率 $p_{\text{noi,sig}}^{[t]}$

$$p_{\text{noi,sig}}^{[t]} = \Pr\left\{\tilde{r}_{\text{mm-noi},N_{\text{mm-noi}}^{[t]}-1}^{[t]} < \tilde{r}_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[t]}\right\} = \int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi},N_{\text{noi}}-1}^{[N_{\text{mm-noi}}^{[t]}]}(x) \tilde{g}_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[N_{\text{sig}}]}(x) dx \quad (34)$$

根据 $p_{\text{max-min}}^{[t]}$ (式(31)) 和 $p_{\text{noi,sig}}^{[t]}$ (式(34)), 最终得到 $\tilde{f}_d^{[t]}$ 的捕获概率 $\tilde{p}_{\text{MMA}}^{[t]}$, 如下

$$\begin{aligned} \tilde{p}_{\text{MMA}}^{[t]} &= p_{\text{max-min}}^{[t]} \times p_{\text{noi,sig}}^{[t]} = \\ &\left[\sum_{i=1}^{T-1} \binom{T-1}{i} \left[\frac{\left(N_{\text{noi}} - 2(2T-1)(N_{\text{sig}}-1) \right)}{n_{\text{min}}} \binom{N_{\text{noi}}}{n_{\text{min}}} \right]^{T-1-i} \right. \\ &\quad \left. \left[\int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi},N_{\text{noi}}-1}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \chi_{\text{sig},2L}^2(x) dx - \int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi},N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \chi_{\text{sig},2L}^2(x) dx \right]^{N_{\text{sig}}} \right. \\ &\quad \left. \left[\int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi},N_{\text{noi}}-n_{\text{max}}}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \tilde{g}_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[N_{\text{sig}}]}(x) dx \right]^i \right] \times \\ &\quad \int_0^\infty \tilde{G}_{\text{noi},N_{\text{noi}}-1}^{[N_{\text{noi}}]}(x) \tilde{g}_{\text{sig},N_{\text{sig}}-1}^{[N_{\text{sig}}]}(x) dx \end{aligned} \quad (35)$$

3 仿真结果

为了评估 MMA 算法在信号捕获方面的性能, 本文认为若捕获结果 $\tilde{f}_d^{[t]}$ 满足 $|\tilde{f}_d^{[t]} - f_d^{[t]}| \leq \rho$, 则它是正确的, 其中 $f_d^{[t]}$ 表示多普勒频偏的真实值, ρ 表示后续跟踪环路的可容忍阈值。相关仿真参数见表 1。

表 1 仿真参数

参数	数值
初始相对速度 $v_{d,0}/(\text{km} \cdot \text{s}^{-1})$	13.2
最大相对速度 $v_{d,\text{max}}/(\text{km} \cdot \text{s}^{-1})$	18.0
相对加速度 $v_a/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	200×9.8
最大相对加速度 $v_{a,\text{max}}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	250×9.8
载波频率 f_c/GHz	30.0
采样频率 f_s/MHz	12.288
码元速率 $R_b/(\text{kbit} \cdot \text{s}^{-1})$	6.0
初始相位 φ_0	$[-\pi, \pi]$
FFT 点数 N_f	2 048
元素总个数 N_{total}	601
极大元素个数 n_{max}	12
极小元素个数 n_{min}	14
可容忍误差 ρ/kHz	12.0
信噪比 $\text{SNR} \frac{\sigma^2}{\sigma^2}/\text{dB}$	$[-9.5, -1.5]$
周期数 T	3

不同信噪比的捕获概率如图 3 所示。图 3 展示了 MMA 算法的平均捕获概率 $\tilde{p}_{\text{MMA}} = \sum_{t=0}^{T-1} \tilde{p}_{\text{MMA}}^{[t]} / T$ 随信噪比的变化关系。STFT 算法^[17]要求在每个短时窗口内获得可靠捕获。FFT 算法^[23]无法解决能量扩散问题, 导致较低的捕获概率。SRC 算法^[32]通过校正搜索范围提高捕获概率, CFFT 算法^[24]则通过聚类多个信号元素来提高信号能量。另外, CSHC 算法^[35]既缩小搜索范围, 又聚类了多个信号元素。MMA 算法构造一个更窄的极大-极小范围, 从而进一步提高捕获概率。当 $\text{SNR} = -5.5 \text{ dB}$ 时, STFT^[17]和 FFT^[23]算法的捕获概率分别为 0.461、0.502。此外, SRC^[32]、CFFT^[24]和 CSHC^[35]算法分别将捕获概率提高至 0.590、0.618 和 0.647。更进一步, MMA 算法将多普勒频偏的捕获概率提高至 0.667。

图 4 展示了 3 个累积周期内的 3 个捕获结果。其中, $r_{c,\hat{f}_d}^{[t]}$ 和 $r_{c,\hat{f}_d}^{[t]}$ 分别表示搜索范围 R 和极大-极小范围 $R_{\text{max-min}}^{[t]}$ 内的最大元素。另外, MMA 算法与 FFT 算法比较见表 2。

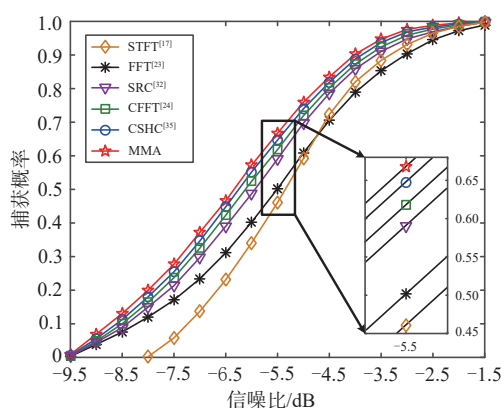


图3 不同信噪比下各算法的捕获概率

从图4和表2可以得到以下结论。

1) 对比 MMA 算法构造的搜索范围 $R_{\max-\min}^{[i]}$ 和 FFT 算法的搜索范围 R 可知：极大-极小范围 $R_{\max-\min}^{[i]}$ 仅覆盖更窄的频率区间。如图 4(a) 所示， $R_{\max-\min}^{[0]}$ 和

R 分别包含了 109 个和 599 个噪声元素。换言之，相较于 FFT 算法，MMA 算法成功滤除了搜索范围 R 内的 490 个噪声元素。

2) MMA 算法搜索的最大元素为信号元素，而 FFT 算法搜索到的最大元素为噪声元素。如图 4(a) 所示，FFT 算法从搜索范围 R 内搜索到噪声元素 $r_{c, \hat{\lambda}_{\max}^{[0]}}^{[0]}$ ($r_{c, -9}^{[0]} = 28.6$)，而 MMA 算法则在 $R_{\max-\min}^{[0]}$ 内搜索到信号元素 $r_{c, \hat{\lambda}_{\max}^{[0]}}^{[0]}$ ($r_{c, 220}^{[0]} = 27.7$)。

3) MMA 算法可以纠正 FFT 算法的一些错误捕获结果。如根据 3 个噪声元素 ($r_{c, -9}^{[0]}$ 、 $r_{c, 103}^{[1]}$ 和 $r_{c, -219}^{[2]}$)，FFT 算法得到了 3 个错误的捕获结果 ($\hat{f}_d^{[0]} = -54$ kHz、 $\hat{f}_d^{[1]} = 0.618$ MHz 和 $\hat{f}_d^{[2]} = -1.314$ MHz)。根据 3 个信号元素 ($r_{c, 220}^{[0]}$ 、 $r_{c, 222}^{[1]}$ 和 $r_{c, 222}^{[2]}$)，MMA 算法得到了 3 个正确的捕获结果 ($\hat{f}_d^{[0]} = 1.320$ MHz、 $\hat{f}_d^{[1]} = 1.332$ MHz 和 $\hat{f}_d^{[2]} = 1.332$ MHz)。

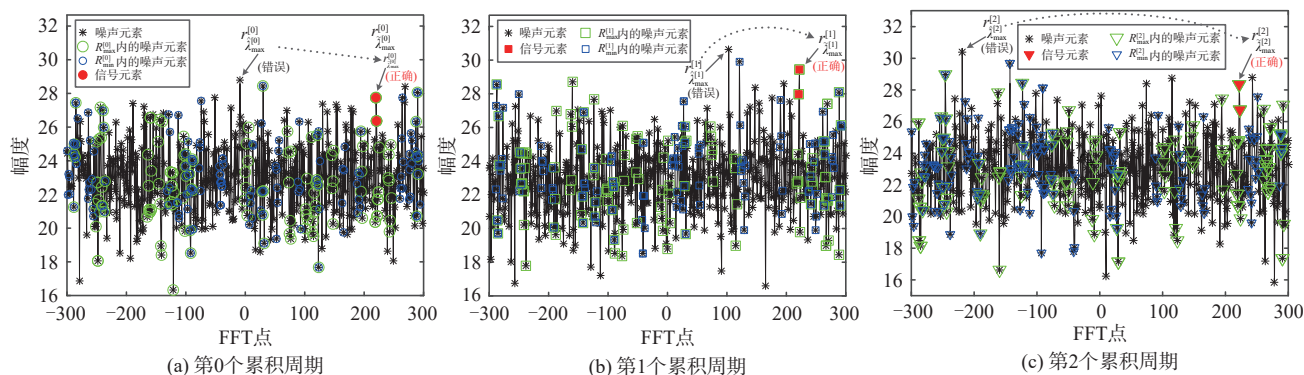


图4 3个累积周期对应的捕获结果

表2

MMA 算法与 FFT 算法性能比较

累积周期	多普勒频偏的真实值	FFT				MMA					
		搜索范围	噪声元素个数	最大元素	捕获结果	搜索范围	$R_{\max}$ 中噪声元素个数	$R_{\min}$ 中噪声元素个数	$R_{\max} \cap R_{\min}$ 中噪声元素个数	$R_{\max-\min}$ 中噪声元素个数	最大元素
第0个	$f_d^{[0]} = 1.323$ MHz	R	$N_{\text{noi}} = 599$	$r_{c, -9}^{[0]}$ (噪声元素)	$\hat{f}_d^{[0]} = -54$ kHz (错误)	$R_{\max-\min}^{[0]}$	144	156	35	$N_{\text{mm-noi}}^{[0]} = 109$	$r_{c, 220}^{[0]}$ (信号元素)
											$\hat{f}_d^{[0]} = 1.320$ MHz (正确)
第1个	$f_d^{[1]} = 1.329$ MHz	R	$N_{\text{noi}} = 599$	$r_{c, 103}^{[1]}$ (噪声元素)	$\hat{f}_d^{[1]} = 0.618$ MHz (错误)	$R_{\max-\min}^{[1]}$	120	130	33	$N_{\text{mm-noi}}^{[1]} = 87$	$r_{c, 222}^{[1]}$ (信号元素)
											$\hat{f}_d^{[1]} = 1.332$ MHz (正确)
第2个	$f_d^{[2]} = 1.335$ MHz	R	$N_{\text{noi}} = 599$	$r_{c, -219}^{[2]}$ (噪声元素)	$\hat{f}_d^{[2]} = -1.314$ MHz (错误)	$R_{\max-\min}^{[2]}$	143	156	24	$N_{\text{mm-noi}}^{[2]} = 119$	$r_{c, 222}^{[2]}$ (信号元素)
											$\hat{f}_d^{[2]} = 1.332$ MHz (正确)

4 结束语

为了捕获空间通信载波的高动态多普勒频偏，

本文提出的 MMA 算法利用若干个较大、较小元素（称之为极大、极小元素）构建了一个极大-极小范围以排除大部分噪声元素，从而以更高的概率搜索

到信号元素。仿真结果表明, MMA 算法能够获得比现有算法更高的捕获概率。

未来的工作可以从以下两个方向继续改进:

1)采用如强化学习、模糊逻辑和博弈论等其他策略来更新极大元素和极小元素; 2)探索信号元素更深层次的一些统计特征, 如中间元素。

参考文献:

- [1] Abdelsadek M Y, Chaudhry A U, Darwish T, et al. Future space networks: toward the next giant leap for humankind[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(2): 949-1007.
- [2] 马文峰, 王聪, 田辉, 等. 火星探测中的深空测控通信关键技术[J]. *物联网学报*, 2023, 7(1): 149-158.
Ma W F, Wang C, Tian H, et al. Key technologies of deep space TT & C and telecommunication for Mars exploration[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2023, 7(1): 149-158.
- [3] Zhan Y F, Wan P, Jiang C X, et al. Challenges and solutions for the satellite tracking, telemetry, and command system[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(6): 12-18.
- [4] Yang R, Zhan X Q, Chen W T, et al. An iterative filter for FLL-assisted-PLL carrier tracking at low C/N_0 and high dynamic conditions[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(1): 275-289.
- [5] McPhee H, Ortega L, Vila-Valls J, et al. Accounting for acceleration: signal parameters estimation performance limits in high dynamics applications[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(1): 610-622.
- [6] 高阳, 王猛, 刘蕾, 等. 基于高轨航天器的 GNSS 接收机技术[J]. *中国空间科学技术*, 2017, 37(3): 101-109.
Gao Y, Wang M, Liu L, et al. GNSS receiver techniques based on high earth orbit spacecraft[J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2017, 37(3): 101-109.
- [7] Vila-Valls J, Navarro M, Closas P, et al. Synchronization challenges in deep space communications[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2019, 34(1): 16-27.
- [8] Savazzi P, Vizziello A. Carrier synchronization in distributed MIMO satellite links[C]//*Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Wireless for Space and Extreme Environments (WiSEE)*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-6.
- [9] Huang P D, Rajan D, Camp J. An autoregressive Doppler spread estimator for fading channels[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2013, 2(6): 655-658.
- [10] Tahir M, Presti L, Fantino M. A novel acquisition strategy for weak GNSS signals based on map criterion[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(3): 1913-1928.
- [11] Spangenberg S M, Scott I, McLaughlin S, et al. An FFT-based approach for fast acquisition in spread spectrum communication systems[J]. *Wireless Personal Communications*, 2000, 13(1/2): 27-55.
- [12] 胡建波, 杨莘元, 卢满宏. 一种基于 FFT 的高动态扩频信号的快速捕获方法[J]. *遥测遥控*, 2004, 25(6): 19-24.
Hu J B, Yang X Y, Lu M H. An FFT based method for fast acquisition of high dynamic DS spread spectrum signals[J]. *Telemetry & Telecontrol*, 2004, 25(6): 19-24.
- [13] Serbes A. Fast and efficient sinusoidal frequency estimation by using the DFT coefficients[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(3): 2333-2342.
- [14] Borio D, O'Driscoll C, Lachapelle G. Coherent, noncoherent, and differentially coherent combining techniques for acquisition of new composite GNSS signals[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(3): 1227-1240.
- [15] Zhu C, Fan X N. A novel method to extend coherent integration for weak GPS signal acquisition[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(8): 1343-1346.
- [16] Zhang L, Piao S C, Guo J Y, et al. Passive tone detection for moving targets based on long-time coherent integration[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2023, 48(3): 820-836.
- [17] Pei S C, Huang S G. STFT with adaptive window width based on the chirp rate[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(8): 4065-4080.
- [18] Průša Z, Rajmic P. Toward high-quality real-time signal reconstruction from STFT magnitude[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(6): 892-896.
- [19] Shi J, Chen G, Zhao Y N, et al. Synchrosqueezed fractional wavelet transform: a new high-resolution time-frequency representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 264-278.
- [20] 郁春来, 吕韶昱, 万方, 等. 基于小波变换的多普勒频率变化率高精度估计方法[J]. *电子学报*, 2007, 35(9): 1656-1659.
Yu C L, Lyu S Y, Wan F, et al. An accurate estimation algorithm for Doppler frequency rate-of-change based on wavelet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(9): 1656-1659.
- [21] Aldimashki O, Serbes A. Performance of chirp parameter estimation in the fractional Fourier domains and an algorithm for fast chirp-rate estimation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(5): 3685-3700.
- [22] 潘毅, 张天骐, 张刚, 等. 高动态 BOC 信号捕获算法[J]. *通信学报*, 2019, 40(6): 82-89.
Pan Y, Zhang T Q, Zhang G, et al. Acquisition algorithm for BOC signals in high dynamic environment[J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(6): 82-89.
- [23] Yasotharan A, Thayaparan T. Strengths and limitations of the Fourier method for detecting accelerating targets by pulse Doppler radar[J]. *IEEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2002, 149(2): 83-88.
- [24] Zhang Z W, Liu H, Yin J, et al. Clustering-FFT based Doppler-shift acquisition for space communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(2): 1168-1182.

- [25] Divsalar D, Net M S, Cheung K M. Adaptive sweeping carrier acquisition and tracking for dynamic links with high uplink Doppler[C]//Proceedings of the 2020 IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-14.
- [26] Ortega T, Net M S, Cheung K M, et al. Adaptive-sweep algorithm for spacecraft carrier acquisition and tracking: system analysis and implementation[C]//Proceedings of the 2021 IEEE Aerospace Conference (50100). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-9.
- [27] Shi X S, Shen Y Y, Wang Y Q. Fuzzy logic control for Doppler search in DSSS systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(9): 2232-2243.
- [28] He Y G, Shi X S, Wang Y Q, et al. Intelligent search strategy for Doppler frequency based on fuzzy logic in DSSS signal acquisition[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(4): 4709-4720.
- [29] Zhang Z W, Liu H, Zhang H L. Joint-detection for Doppler-shift acquisition in space communications[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(2): 215-218.
- [30] 张兆维, 刘琳, 刘慧, 等. 空间通信载波多普勒频偏捕获的两阶段稀疏算法[J]. 物联网学报, 2024, 8(2): 36-45.
Zhang Z W, Liu L, Liu H, et al. Two-stage-sparse algorithm for carrier Doppler-shift acquisition in space communications[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2024, 8(2): 36-45.
- [31] Wang J W, Jiang C X, Kuang L L, et al. Iterative Doppler frequency offset estimation in satellite high-mobility communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(12): 2875-2888.
- [32] Zhang Z W, Cheng W C, Zhang H L. Search-range-correction-based Doppler shift acquisition for space communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(5): 3271-3284.
- [33] 姜春晓, 王佳蔚. 高动态卫星 DSSS 信号 Turbo 迭代捕获算法[J]. 通信学报, 2021, 42(8): 15-24.
Jiang C X, Wang J W. Turbo iterative acquisition algorithm for satellite high-mobility DSSS signal[J]. Journal on Communications, 2021, 42(8): 15-24.
- [34] 张兆维, 刘琳, 刘慧, 等. 基于联合梳状搜索的空间通信载波多普勒频偏捕获算法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2023, 43(6): 1-10.
Zhang Z W, Liu L, Liu H, et al. A joint-comb-search based carrier Doppler-shift acquisition algorithm in space communications[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 43(6): 1-10.
- [35] Zhang Z W, Liu L, Liu H, et al. Comb-search and hierarchical-clustering based Doppler-shift acquisition for space communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(7): 9160-9174.
- [36] Hogg R V, Mckean J W, Craig A T. Introduction to mathematical statistics[M]. 8th ed. Harlow: Pearson, 2020

[作者简介]



刘琳(1999-), 女, 南京邮电大学物联网学院硕士生, 主要研究方向为无线通信、机器学习。



王帅威(2000-), 男, 南京邮电大学物联网学院硕士生, 主要研究方向为无线通信、信号处理。



苏莉娜(2002-), 女, 南京邮电大学物联网学院硕士生, 主要研究方向为计算机网络、时频分析。



谭天雪(2002-), 女, 南京邮电大学通达学院计算机工程学院本科生, 主要研究方向为物联网、信号处理。



苗旺(1986-), 男, 博士, 埃克塞特大学计算机科学系讲师, 主要研究方向为边缘计算、人工智能、计算机网络。



左加阔(1985-), 男, 博士, 南京邮电大学物联网学院副教授, 主要研究方向为无线通信、计算机网络。



张兆维(1987-), 男, 博士, 南京邮电大学物联网学院副教授, 主要研究方向为无线通信、信号处理、机器学习。



潘甦(1972-), 男, 博士, 南京邮电大学物联网学院教授, 主要研究方向为无线通信、物联网、人工智能。