

## 基于OTFS的通感一体化主动信道感知与低空多目标探测

陈佳彬<sup>1</sup>, 王朝炜<sup>1,2</sup>, 庞明亮<sup>1</sup>, 闫帅<sup>1</sup>, 徐乐西<sup>3</sup>, 江帆<sup>4</sup>, 张君毅<sup>1</sup>

(1. 北京邮电大学电子工程学院, 北京 100876; 2. 泛网无线通信教育部重点实验室, 北京 100876;

3. 中国联合网络通信有限公司研究院, 北京 100048;

4. 西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院), 陕西 西安 710121)

**摘要:** 利用正交时频空调制(OTFS, orthogonal time frequency space)作为传输波形的通信感知一体化(ISAC, integrated sensing and communication)系统具有更高的通信资源利用率, 成为解决频谱资源短缺的关键技术。随着环境中感知目标数的增加, 基站接收到的由多个感知回波信号叠加而成的信号功率差异不明显, 采用传统多目标信道感知与目标探测算法会造成误差传递和累积, 从而影响系统感知信道参数和目标探测的性能。针对以上问题, 提出了一种基于最大似然估计器的多目标信道参数检测与目标探测算法, 实现对感知参数估计和目标探测精确度的提升。具体而言, 通过对接收到的叠加信号采用并行干扰消除(PIC, parallel interference cancellation)算法, 利用从上一轮迭代中得到的结果重建信号, 并从接收信号中减去重建的信号, 从而提高在感知参数估计和目标探测时回波信号的信干噪比, 实现最大似然估计器性能的提升。仿真结果表明, 所提算法相较于传统算法能够实现更准确的信道估计和目标探测, 并且所提算法具有较好的收敛性, 能够有效减少时间开销。

**关键词:** 通感一体化; 正交时频空调制; 信道感知与目标探测; 并行干扰消除

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00429

## OTFS-based ISAC for active channel sensing and low-altitude multi-target detection

CHEN Jiabin<sup>1</sup>, WANG Chaowei<sup>1,2</sup>, PANG Mingliang<sup>1</sup>, YAN Shuai<sup>1</sup>, XU Lexi<sup>3</sup>,  
JIANG Fan<sup>4</sup>, ZHANG Junyi<sup>1</sup>

1. School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. Key Laboratory of Universal Wireless Communications, Ministry of Education, Beijing 100876, China

3. Research Institute of China United Network Communications Co., Ltd., Beijing 100048, China

4. School of Communications and Information Engineering & School of Artificial Intelligence,

Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China

**Abstract:** The integrated sensing and communication(ISAC) system based on orthogonal time frequency space(OTFS) as the transmission waveform is recognized for its higher efficiency of resources, making it one of the key technologies for addressing the shortage of spectrum resources. As the number of sensing targets increases, the difference in signal power received by the base station from the superposition of multiple sensing echo signals becomes less significant. Traditional multi-target channel sensing and target detection algorithms result in error transmission and accumulation, thereby degrading the performance of the system's channel sensing and target detection. A maximum likelihood estimator based multi-

收稿日期: 2024-08-27; 修回日期: 2024-09-15

通信作者: 张君毅, zhangjy@bupt.edu.cn

基金项目: 重庆市自然科学基金创新发展联合基金项目(No.CSTB2023NSCQ-LZX0118); 北京邮电大学博士生创新基金项目(No.CX2023139)

**Foundation Items:** The Natural Science Foundation of Chongqing (No.CSTB2023NSCQ-LZX0118), Beijing University of Posts and Telecommunications Excellent Ph.D. Students Foundation (No.CX2023139)

objective channel parameter sensing and target detection algorithm was proposed to improve the estimation accuracy of the sensed channel and target parameters. Specifically, the parallel interference cancellation(PIC) algorithm was adopted to the received superimposed signals. The signals were reconstructed using the results obtained from the previous iteration and were subtracted from the received signals. The signal-to-interference-plus-noise ratio of the echo signals in the estimation of the sensed channel and target parameters was improved, so the performance of the maximum likelihood estimator was improved. Simulation results show that the proposed algorithm outperforms the traditional ones in terms of channel estimation accuracy. Additionally, the convergence of the proposed algorithm is also validated to be overhead saving.

**Key words:** integrated sensing and communication, orthogonal time frequency space, channel sensing and target detection, parallel interference cancellation

## 0 引言

在低空物联网蓬勃发展的过程中,无线通信和感知技术都占据了举足轻重的地位。随着物联网规模的扩大,无线通信和感知的业务量激增,频谱资源越发紧张,产生了严重的频谱拥塞问题。为了进一步提升频谱效率,综合优化通信和感知的性能,通信感知一体化(ISAC, integrated sensing and communication)被提出作为解决频谱短缺问题的关键使能技术之一<sup>[1-6]</sup>。ISAC技术能够通过使用统一的频谱和收发机同时实现信息感知和通信,在提高频谱和能源效率方面具有很大的潜力,成为当下研究的热点之一<sup>[7-8]</sup>。

现有关于ISAC信号波形的研究聚焦于通过优化通信或感知波形实现相应的感知或通信功能<sup>[9]</sup>;然而,这类方法的通信和感知性能取决于优化的波形,不同波形在通信和感知性能上各有侧重。文献[10]提出了一种基于二维快速傅里叶变换(FFT, fast Fourier transform)方法和多信号分类方法(MUSIC, multiple signal classification)的正交频分复用(OFDM, orthogonal frequency division multiplexing)-ISAC框架。该框架下的通感波形具有同时进行数据传输和雷达感知的能力。文献[11]针对车联网(V2X, vehicle-to-everything)提出了一种新的OFDM帧结构,旨在最大限度地减少开销并提高ISAC系统的频谱效率。上述通过优化通信波形实现通感一体化功能的波形设计具有高峰值旁瓣比的缺陷,会影响雷达目标检测的虚警概率。相应地,以通过优化感知波形实现通感一体化功能的波形设计具有优异的感知性能,但通信速率则存在限制<sup>[12]</sup>。

为了实现通信性能和感知性能之间分配的可控性,复用已有的通信和感知波形是一种更直接的设计思路。根据不同的场景需求,通过对通信资源和

感知资源的协调优化,将通信波形和感知波形以码分、频分、时分、空分复用的方式分集发送,能够避免两种波形间的相互干扰,从而提升一体化系统的整体性能。文献[13]基于提出的分时通感一体化(time division-ISAC)系统,设计了毫米波频段下的自动驾驶汽车协作算法,实现了用于自动驾驶汽车之间感知数据的共享。此外,文献[14-19]也对基于复用的ISAC系统进行了相关研究。但这种通过正交码域、频域、时域、空域资源的波形设计方案资源利用率较低,难以实现通信和感知功能的深度融合。

为了进一步提升ISAC系统的性能,有学者提出将正交时频空调制(OTFS, orthogonal time frequency space)作为新型一体化波形,这一技术在ISAC领域展现出巨大的潜力<sup>[20-21]</sup>。文献[22]提出了一种基于OTFS的ISAC系统,能够在较小带宽传输或较短时间帧的情况下实现高精度的距离和速度估计。文献[23]提出了一种基于空间扩展OTFS(SS-OTFS, spatially spread orthogonal time frequency space)的新型ISAC传输框架,能够通过空间扩展和去扩展实现角域离散化,为雷达感知和通信提供简洁而有效的模型,从而简化了相关估计和检测方案的设计。文献[24]在太赫兹场景下提出了一种基于离散傅里叶变换扩展OTFS(DFT-S-OTFS, discrete Fourier transform spread orthogonal time frequency space)的ISAC系统。在高速率场景下,该系统相比于OFDM等波形能够将功率放大器的效率提高10%,同时将感知性能提升一个数量级,误码性能提高两个数量级。文献[25]提出了一种用于利用时延-多普勒(DD, delay-doppler)域信道高阶谱(HOS, high-order spectra)的重心校准算法,该算法能够提高给定带宽和帧时间下的感知分辨率,还能在较低的导频信噪比(SNR, signal to noise ratio)下实现

更高的感知精度。文献[26]通过仿真和现场测试描述了随机导频 OTFS 的应用，证明了该方案中提出的基于随机导频信号的时变信道冲激响应 (CIR, channel impulse response) 估计在非常嘈杂的环境中进行车辆速度估计时，性能优于带零填充的 OTFS。

综上，目前对 OTFS-ISAC 系统中感知信道参数估计和目标探测的研究多集中于整数时延和整数多普勒频偏场景，较少涉及分数时延和分数多普勒频偏。然而，在实际感知场景下，分数时延和分数多普勒频偏不可忽略，假设为整数将导致较大的误差。尽管通过遍历 DD 域网格搜索分数时延和多普勒频偏可以提高精度，但也显著增加了时间复杂度。因此，如何在兼顾精度和复杂度的前提下设计有效算法成为关键挑战。此外，现有的多目标信道感知算法大多采用资源正交化或串行干扰消除 (SIC, successive interference cancellation) 的方法，但前者资源利用率较低，后者依赖于低 SNR 时参数估计算法的性能，易产生严重的误差累积，极大地恶化估计性能<sup>[27-28]</sup>。本文针对低空物联网感知场景，采用基于最大似然估计的并行干扰消除方法，旨在保证通信和感知性能的前提下，实现采用非正交资源的多目标信道感知。本文的主要贡献如下。

(1) 设计了一体化波形 OTFS，克服了传统的通信感知一体化系统中存在的时、频域资源利用不充分，通信信号与感知信号间存在相互干扰等缺陷，最大程度地利用了通信资源。

(2) 针对物联网场景中多用户目标感知的难题，本文提出了多目标主动感知算法 (MTASA, multiple target active sensing algorithm) 实现了存在多个目标时的高精度目标感知。

(3) 本文通过大量的仿真和分析，验证了 MTASA 相较于传统算法显著提高了感知精度，在不同的目标数下都具有更好的感知性能。

## 1 系统模型

如图 1 所示，本文提出了一种基于 OTFS 波形的 ISAC 系统 OTFS-ISAC。该系统由一个基站和多个运动的物联网目标组成，且各目标的运动速度相互独立。基站配备了两根空间上相隔的天线，分别用于发送 ISAC 信号和接收目标反射的 ISAC 回波信

号，并通过自干扰消除器实现全双工通信能力<sup>[29]</sup>。因此，本文中的信号模型忽略了天线之间的自干扰影响。同时，目标配备了一根接收天线。基站通过发射承载数据的 OTFS 波形为目标提供通信功能，并通过接收和处理从目标反射回来的信号来估计时延-多普勒信道参数，实现对当前信道信息的感知。进一步地，基站利用这些信道参数可以获取到目标的距离和速度信息。

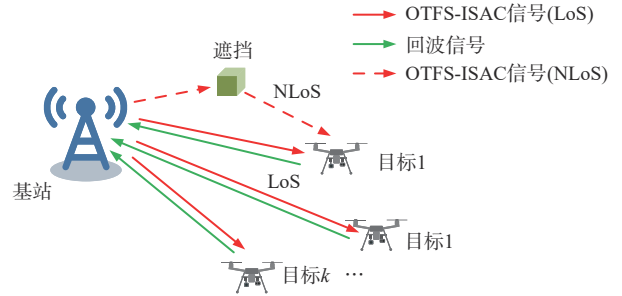


图1 OTFS-ISAC 系统模型

### 1.1 OTFS-ISAC 信号模型

考虑如图 2 所示的一个由  $M$  个子载波间隔为  $\Delta f$  的子载波和  $N$  个持续时间为  $T$  的符号构成一个数据帧的叠加导频 OTFS 系统。该系统的传输带宽为  $B = M\Delta f$ ，传输持续时间为  $T_f = NT$ 。此外，为了维持正交性，该系统需要满足严格采样，即  $T\Delta f = 1$ 。

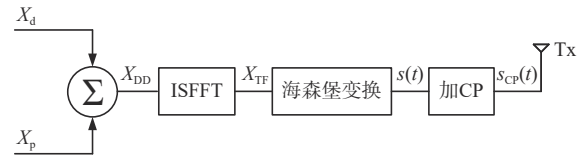


图2 OTFS 信号发射模型

将从基站发送 DD 域数据符号表示为  $X_d[k, l]$ ，其中， $k$  和  $l$  分别代表多普勒轴和时延轴的下标，满足  $k \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ ， $l \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ 。在数据符号上叠加导频信号  $X_p[k, l]$  即可得到发送的 DD 域信号  $X_{DD}[k, l]$

$$X_{DD}[k, l] = X_d[k, l] + X_p[k, l], \forall k, l \quad (1)$$

通过对  $X_{DD}[k, l]$  作辛有限傅里叶逆变换 (ISFFT, inverse symplectic finite Fourier transform)，可以将 DD 域符号转换至 TF 域符号  $X_{TF}[n, m]$ 。TF 域符号表达式  $X_{TF}[n, m]$  为

$$X_{TF}[n, m] = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} X_{DD}[k, l] \exp\left(j2\pi\left(\frac{nk}{N} - \frac{ml}{M}\right)\right) \quad (2)$$

其中,  $n$  和  $m$  分别代表时间轴和频率轴的下标, 满足  $n \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ ,  $m \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ 。通过海森堡变换 (Heisenberg transform) 将 TF 域信号转化为时域连续波形, 同时, 成形滤波器采用理想矩形脉冲  $g_{ix}(t)$ , 则基站发送的时域连续信号  $s(t)$  可表示为

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} X_{TF}[n, m] g_{ix}(t - nT) \times \exp(j2\pi m\Delta f(t - nT)) \quad (3)$$

最后, 在每个 OTFS 数据帧的帧头加上长度为  $T_{CP}$  的循环前缀 (CP, cyclic prefix), 则发射至信道的时域波形  $s_{CP}(t)$  可表示为

$$s_{CP}(t) = \begin{cases} s(t), & 0 \leq t \leq T_f \\ s(t + T_f), & -T_{CP} \leq t \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

### 1.2 DD 域的输入输出关系

感知信道通常不同于通信信道, 因为感知信号需要经过不小于两倍通信信道距离的信号衰减才能到达基站, 在经过多条路径反射后的感知信号分量功率很小, 可忽略不计, 所以时延多普勒感知信道的路径数可近似等于系统中存在的目标数  $K$ 。将每条路径相应的信道参数记为  $(h_k, \tau_k, \nu_k)$ , 分别表示第  $k$  条路径的信道增益、信道时延和信道多普勒频偏。信道的时延和多普勒频偏与目标的距离  $d$  和速度  $v$  存在如下关系

$$d = \frac{rc}{2} \quad (5)$$

$$v = \frac{\lambda \nu}{2} \quad (6)$$

其中,  $\lambda$  表示载频信号的波长。因此, 该信道在 DD 域的单位脉冲响应可表示为

$$H_{DD}(\tau, \nu) = \sum_{k=1}^K h_k \delta(\tau - \tau_k) \delta(\nu - \nu_k) \quad (7)$$

为了能够正确地实现感知和通信功能, 信道参数应满足  $\tau_k \in [0, T)$ ,  $\forall k$ ,  $\nu_k \in [-\Delta f/2, \Delta f/2)$ ,  $\forall k$ 。同时, 为了能够区分任意两条路径,  $\tau_k$  和  $\nu_k$  还需满足以下条件之一

$$|\tau_i - \tau_j| \geq \frac{1}{M\Delta f}, i, j \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (8)$$

$$|\nu_i - \nu_j| \geq \frac{1}{NT}, i, j \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (9)$$

在感知信道模型中,  $h_k$  表示为

$$h_k = \frac{\lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (10)$$

其中,  $\sigma$  表示雷达截面积 (RCS, radar cross-section),

$R$  表示雷达与感知目标间的距离。经过该信道后的基带接收时域信号  $r(t)$  可表示为

$$r(t) = \sum_{k=1}^K h_k \exp(j2\pi \nu_k t) s_{CP}(t - \tau_k) + n_0(t) \quad (11)$$

其中,  $n_0(t)$  为均值为 0, 方差为  $\sigma_0^2$  的加性高斯白噪声。对  $r(t)$  作如图 3 所示的解调, 可以得到接收信号在 DD 域的表示  $Y_{DD}[l, k]$ 。其中, 魏格纳变换 (Wigner transform) 能够将时域信号变换至 TF 域信号, 再由辛有限傅里叶变换 (SFFT, symplectic finite Fourier transform) 将 TF 域信号变换至 DD 域信号。

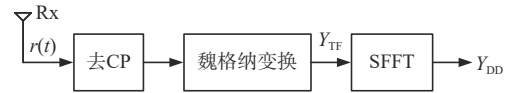


图3 OTFS 信号接收模型

特别地, 当信道的时延和多普勒频偏是对应分辨率的整数倍, 即  $\tau_i = l_i/(M\Delta f)$ ,  $l_i \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ ,  $\nu_i = k_i/(NT)$ ,  $k_i \in \{0, 1, \dots, N-1\}$  时,  $Y_{DD}[l, k]$  与  $X_{DD}[l, k]$  间的关系可以近似满足为二维圆位移

$$Y_{DD}[l, k] \approx \sum_{p=1}^K h_p \exp\left(j2\pi \left(\frac{l-l_p}{M}\right) \frac{k_p}{N}\right) \beta_p(l, k) + N_{DD}[l, k] \times X_{DD}[[l-l_p]_M, [k-k_p]_N] \quad (12)$$

其中,  $[\cdot]_X$  表示模  $X$  运算,  $N_{DD}[l, k]$  为  $n_0(t)$  经过图 3 所示解调系统后得到的 DD 域噪声,  $\beta_p(l, k)$  表示为

$$\beta_p(l, k) = \begin{cases} 1, & l_p \leq l < M \\ \frac{N-1}{N} \exp\left(-j2\pi \left(\frac{[k-k_p]_N}{N}\right)\right), & 0 \leq l < l_p \end{cases} \quad (13)$$

由式(10)可得, 对于第  $k$  个信号分量, 其信干噪比 (SINR, signal to interference plus noise ratio) 为

$$\text{SINR}_k = \frac{h_k^2}{\sum_{i \neq k} h_i^2 + \sigma_0^2} \quad (14)$$

## 2 感知信道参数估计与目标探测

针对多个感知目标, 使用最大似然估计器将该多目标感知问题描述为一个三维参数搜索问题, 并且为了高效地求解该问题, 提出了一种高精度的多目标感知算法 MTASA。具体而言, 利用 OTFS 整数倍时延和整数倍频偏的特性在 DD 域网格点上进行搜索, 再通过黄金分割法完成精搜索, 实现感

知参数的初步求解。随后，通过并行干扰消除（PIC, parallel interference cancellation）迭代感知结果，实现感知参数精度的进一步提升。

## 2.1 单目标主动感知

在进行主动感知时，基站已知发射数据  $X_{\text{DD}}[k, l]$ ，其中包括数据信息  $X_d[k, l]$  和导频信息  $X_p[k, l]$ 。利用已知的发射数据信息可在本地生成参考信号  $\mathbf{r}_{\text{ref}}(h, \tau, \nu)$ ，即可利用最大似然估计器，估计信道参数。对于  $K = 1$  的单目标场景，估计器的表达式为

$$(\hat{h}, \hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \min_{(h, \tau, \nu)} \|\mathbf{r}_{\text{ref}}(h, \tau, \nu) - \mathbf{r}\|^2 \quad (15)$$

其中， $\mathbf{r}_{\text{ref}}(h, \tau, \nu)$  表示由基站本地生成的参考信号的采样序列构成的向量，同理  $\mathbf{r}$  表示由接收信号的序列采样构成的向量。 $\|\mathbf{x}\|$  表示向量  $\mathbf{x}$  的模长。在向量模长不变的前提下，两个向量的内积能够反映出两个向量之间的相似程度。直接对三维信道参数  $(h, \tau, \nu)$  估计问题进行求解十分困难，幸运的是， $h$  在该估计器中与  $(\tau, \nu)$  不存在耦合关系。因此，通过将本地参考信号的  $h$  设为常数 1，可以将问题式(15)化简为

$$(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \max_{(\tau, \nu)} |\mathbf{r}_{\text{ref}}^{\text{H}}(\tau, \nu) \cdot \mathbf{r}|^2 \quad (16)$$

对于估计量  $(\tau, \nu)$ ，若采用二维暴力搜索算法在范围  $[0, 1/\Delta f) \times [-1/2T, 1/2T)$  内直接求解使得式(16)最大化的  $(\tau, \nu)$  的值具有极高的算法复杂度。为解决这一问题，本文采用先粗搜再精搜的方式进行求解<sup>[30]</sup>。具体说来，利用 OTFS 整数倍时延和整数倍频偏的性质，通过遍历离散的网格点  $\mathcal{G}$  完成第一阶段的粗估计，以缩小  $(\tau, \nu)$  的取值范围，再利用二维黄金分割法完成第二阶段的精估计，得到最终的估计量。其中， $\mathcal{G}$  的范围如下

$$\mathcal{G} = \left\{ (l/M\Delta f, k/NT), \right. \\ \left. l=0, 1, \dots, M-1, k = -\frac{N}{2}, -\frac{N}{2}+1, \dots, \frac{N}{2}-1 \right\} \quad (17)$$

在第一阶段中，通过调整式(16)中  $(\tau, \nu)$  的取值范围为离散的网格点  $\mathcal{G}$  对应的时延和频偏，得到适用于一阶段的最大似然估计器

$$(\hat{l}, \hat{k}) = \arg \max_{(l, k) \in \mathcal{G}} \left| \mathbf{r}_{\text{ref}}^{\text{H}} \left( \frac{l}{M\Delta f}, \frac{k}{NT} \right) \cdot \mathbf{r} \right|^2 \quad (18)$$

由于信道参数满足整数倍频偏和整数倍时延时， $r(t)$  对应的 DD 域信号  $Y_{\text{DD}}[l, k]$  满足式(12)，因此，生成本地参考信号的过程可近似简化为将

发射信号  $X_{\text{DD}}[l, k]$  进行二维圆位移，可将式(18)简化为

$$(\hat{l}, \hat{k}) = \arg \max_{(l, k) \in \mathcal{G}} \left| \text{vec} \left( X_{\text{DD}}[l-l_1, k-k_1] \right)^{\text{H}} \text{vec} \left( Y_{\text{DD}} \right) \right|^2 \quad (19)$$

其中， $\text{vec}(\cdot)$  表示矩阵的向量化。遍历  $(l, k)$  在  $\mathcal{G}$  中的所有取值情况实现式(19)的求解，完成阶段 1 的粗估计，并利用阶段 1 的估计结果缩小  $(\tau, \nu)$  的取值范围至  $\mathcal{G}_1$ ，并用于第二阶段的搜索

$$\mathcal{G}_1 = \left\{ \frac{\hat{l}-1}{M\Delta f} \leq \tau \leq \frac{\hat{l}+1}{M\Delta f}, \frac{\hat{k}-1}{NT} \leq \nu \leq \frac{\hat{k}+1}{NT} \right\} \quad (20)$$

完成第一阶段的粗搜后，第二阶段则通过将式(16)中  $(\tau, \nu)$  的取值范围调整为  $\mathcal{G}_1$ ，得到适用于阶段 2 的最大似然估计器

$$(\hat{\tau}, \hat{\nu}) = \arg \max_{(\tau, \nu) \in \mathcal{G}_1} |\mathbf{r}_{\text{ref}}^{\text{H}}(\tau, \nu) \cdot \mathbf{r}|^2 \quad (21)$$

二维黄金分割法是解决式(21)的有效手段。该方法利用黄金分割比迭代区间  $\mathcal{G}_1$  的端点以缩小  $(\tau, \nu)$  的取值间隔，直至收敛。

随后，利用上述算法得到的结果  $(\hat{\tau}, \hat{\nu})$  计算得到  $\hat{h}$  的值为

$$\hat{h} = \frac{\mathbf{r}_{\text{ref}}^{\text{H}}(\hat{\tau}, \hat{\nu}) \cdot \mathbf{r}}{\mathbf{r}_{\text{ref}}^{\text{H}}(\hat{\tau}, \hat{\nu}) \cdot \mathbf{r}_{\text{ref}}(\hat{\tau}, \hat{\nu})} \quad (22)$$

算法 1 中给出了该两阶段搜索算法的流程。

### 算法 1 两阶段搜索算法

输入：接收信号向量  $\mathbf{r}$ ，发送数据  $X_{\text{DD}}$ 。

输出：感知信道参数的估计结果  $(\hat{h}, \hat{\tau}, \hat{\nu})$ 。

初始化参数  $\mu = \frac{\sqrt{5}-1}{2}$ , Iter

for  $k = -\frac{N}{2} : \frac{N}{2} - 1$  do

for  $l = 0 : M - 1$  do

计算  $\tau_l = l/(M\Delta f)$ ,  $\nu_k = k/(NT)$

根据  $(\tau_l, \nu_k)$  生成本地参考信号  $\mathbf{r}_{\text{ref}}(\tau_l, \nu_k)$

计算  $\text{temp}(l, k) = |\mathbf{r}_{\text{ref}}^{\text{H}}(\tau_l, \nu_k) \cdot \mathbf{r}|^2$

end for

end for

查找 temp 最大值对应的  $(l, k)$ ，并初始化参数

$$a_l = \frac{l-1}{M\Delta f}, a_u = \frac{l+1}{M\Delta f}, b_l = \frac{k-1}{NT}, b_u = \frac{k+1}{NT}$$

for  $i = 1 : \text{Iter}$  do

计算  $I_a = a_u - a_l, I_b = b_u - b_l, a_1 = a_l + (1 - \mu)I_a, b_1 = b_l + (1 - \mu)I_b, a_2 = a_l + \mu I_a, b_2 = b_l + \mu I_b$

根据  $(a_i, b_j)$  生成本地参考信号  $\mathbf{r}_{\text{ref}}(a_i, b_j)$

并计算  $\text{temp}(i, j) = |\mathbf{r}_{\text{ref}}^H(a_i, b_j) \cdot \mathbf{r}|^2, \forall i, j = \{1, 2\}$

**Switch** temp 最大值对应的  $(i, j)$  **do**

Case(1,1):  $a_u = a_2, b_u = b_2$

Case(1,2):  $a_u = a_2, b_l = b_1$

Case(2,1):  $a_l = a_1, b_u = b_2$

Case(2,2):  $a_l = a_1, b_l = b_1$

**end Switch**

**end for**

计算  $\tau = \frac{a_l + a_u}{2}, \nu = \frac{b_l + b_u}{2}$

根据式(22)计算  $h$

### 2.2 多目标主动感知

为实现多目标主动感知, 本文提出了一种基于并行干扰消除的感知信道参数估计和目标探测算法 MTASA, 以解决传统多用户检测方法中检测精度低、误差传递和累积的问题。流程如图4所示。具体而言, 该算法将 SIC 和 PIC 过程级联, SIC 通过循环参数估计、信号重建和干扰消除的过程完成各分量参数的初步估计; 随后, SIC 结果为 PIC 提供迭代初始值, PIC 则通过迭代进一步提高 SIC 估计结果的精度。

在多目标场景下, 基站接收到的信号为多个回波信号的叠加, 不同的信号之间通过功率区分, 其功率大小决定了信号在 SIC 阶段的求解顺序, 用于确定各个目标感知参数的初始值。将各个回波分量按功率从大到小依次排列, 分别记为

$$P_1 \geq P_2 \geq \dots \geq P_k \geq 0 \quad (23)$$

当对第  $k$  个回波分量进行参数估计时, 前  $k-1$  个回波分量的信道参数估计值已经被估计得到, 记为  $(\hat{h}_i, \hat{\tau}_i, \hat{\nu}_i), i \in \{1, 2, \dots, k-1\}$ , 随后利用这些信道参数值重构前  $k-1$  个信号, 并从接收到的叠加信号  $\mathbf{r}$  中消除前  $k-1$  个信号分量, 则第  $k$  个回波分量对应的接收信号向量  $\mathbf{r}_k$  为

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{r} - \sum_{i=1}^{k-1} \mathbf{r}_{\text{ref}}(\hat{h}_i, \hat{\tau}_i, \hat{\nu}_i) \quad (24)$$

此时, 待处理信号  $\mathbf{r}_k$  的 SINR 为

$$\text{SINR}_k^{\text{SIC}} = \frac{P_k}{\sum_{i=k+1}^K P_i + \sum_{i=1}^{k-1} P_i^{\text{res}} + \sigma_0^2} \quad (25)$$

其中,  $\sum_{i=1}^{k-1} P_i^{\text{res}}$  表示已经执行干扰消除的前  $k-1$  个信号分量的残留功率和。当  $\text{SINR}_k^{\text{SIC}}$  满足门限值  $\gamma_0$  时, 信号的信道参数可以被成功估计。此时, 多目标场景下用于求解第  $k$  个感知信道参数的最大似然估计器为

$$\begin{aligned} & (\hat{\tau}_k, \hat{\nu}_k) = \\ & \arg \max_{(\tau_k, \nu_k)} |\mathbf{r}_{\text{ref}}^H(\tau_k, \nu_k) \cdot \mathbf{r}_k|^2 = \\ & \arg \max_{(\tau_k, \nu_k)} \left| \mathbf{r}_{\text{ref}}^H(\tau_k, \nu_k) \cdot \left( \mathbf{r} - \sum_{n=1}^{k-1} \mathbf{r}_{\text{ref}}(\hat{h}_n, \hat{\tau}_n, \hat{\nu}_n) \right) \right|^2 \end{aligned} \quad (26)$$

利用算法1求解式(26), 完成对功率为  $P_1$  至  $P_k$  的回波分量的感知信道参数的第一轮迭代, 随后, 将第一轮迭代的结果作为并行干扰消除器的初始值。在并行干扰消除过程中, 对于第  $k$  个用户的参数估计, 需要利用上一轮迭代得到的估计参数结果

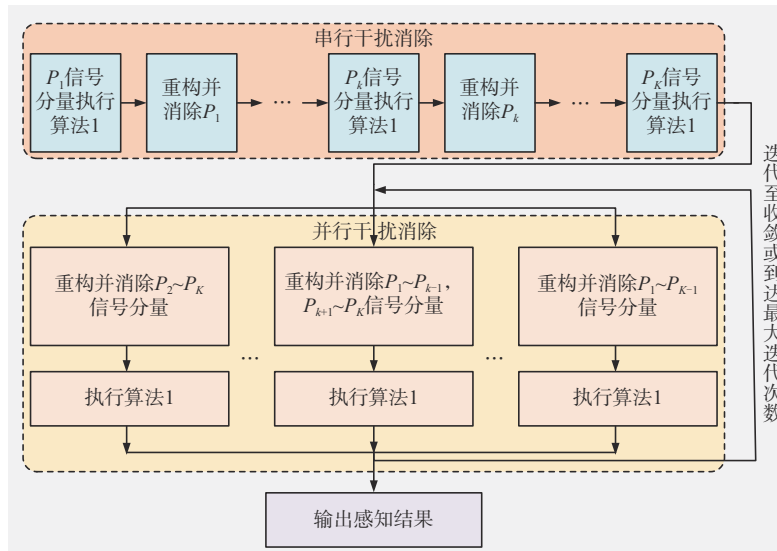


图4 MTASA 流程

重构除  $k$  外的共  $K - 1$  个信号，并从接收到的叠加信号  $\mathbf{r}$  中消去这  $K - 1$  个信号分量，得到待处理信号分量

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{r} - \sum_{n \neq k} \mathbf{r}_{\text{ref}}(\hat{h}_n^{i-1}, \hat{\tau}_n^{i-1}, \hat{v}_n^{i-1}) \quad (27)$$

此时，待处理信号的 SINR 为

$$\text{SINR}_k^{\text{PIC}} = \frac{P_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K P_i^{\text{res}} + \sigma_0^2} \quad (28)$$

干扰消除技术的应用使得  $\sum_{i=k+1}^K P_i^{\text{res}} < \sum_{i=k+1}^K P_i$  成立，从而提高了待处理信号的 SINR。因此，在下一轮迭代中，估计结果将更加接近真实值。更精确地估计将进一步降低残留功率  $\sum_{i=1, i \neq k}^K P_i^{\text{res}}$ ，使得每轮迭代的 SINR 逐步提升，从而不断优化估计器的表现，获得更佳的估计结果。

将第  $i$  次迭代得到的第  $k$  个信号的信道参数结果记为  $(\hat{h}_k^i, \hat{\tau}_k^i, \hat{v}_k^i)$ ，则第  $i$  次迭代时第  $k$  个信号的最大似然估计器为

$$\begin{aligned} & (\hat{\tau}_k^i, \hat{v}_k^i) = \\ & \arg \max_{(\tau_k^i, v_k^i)} \left| \mathbf{r}_{\text{ref}}^H(\tau_k^i, v_k^i) \cdot \mathbf{r}_k \right|^2 = \\ & \arg \max_{(\tau_k^i, v_k^i)} \left| \mathbf{r}_{\text{ref}}^H(\tau_k^i, v_k^i) \cdot \left( \mathbf{r} - \sum_{n \neq k} \mathbf{r}_{\text{ref}}(\hat{h}_n^{i-1}, \hat{\tau}_n^{i-1}, \hat{v}_n^{i-1}) \right) \right|^2 \end{aligned} \quad (29)$$

同样利用算法 1 求解式(29)，得到第  $i$  次迭代的各个信号分量的感知信道参数估计结果，并不断迭代并行干扰消除过程至满足最大迭代次数或  $(h_k^i, \tau_k^i, v_k^i)$  收敛。设  $\varepsilon$  为收敛门限，则收敛条件为

$$\sum_{k=1}^K \left\| (h_k^i, \tau_k^i, v_k^i) - (h_k^{i-1}, \tau_k^{i-1}, v_k^{i-1}) \right\|^2 \leq \varepsilon \quad (30)$$

算法 2 给出了 MTASA 的流程。

### 算法 2 MTASA

**输入：** 接收信号向量  $\mathbf{r}$ ，发送数据  $X_{\text{DD}}$ ，用户数  $K$ 。

**输出：** 感知信道参数的估计结果  $(\hat{h}_k, \hat{\tau}_k, \hat{v}_k)$  和目标的距离与速度信息  $(\hat{d}_k, \hat{v}_k)$ 。

- 1) 初始化参数 Iter,  $\varepsilon$
- 2) **for**  $k = 1:K$  **do**
- 3) 对  $\mathbf{r}_k$  执行算法 1 得到  $(h_k^0, \tau_k^0, v_k^0)$
- 4) 利用  $(h_k^0, \tau_k^0, v_k^0)$  重构参考信号，并通过式(24)得到  $\mathbf{r}_{k+1}$
- 5) **end for**

6) **for**  $i = 1:\text{Iter}$

7) 对信号 1~ $K$  执行流程 8)~9)，不同信号间可并行执行：

8) 利用  $(h_k^{i-1}, \tau_k^{i-1}, v_k^{i-1})$ ,  $k \neq i$  重构除第  $i$  个信号外的  $K-1$  个信号，并计算  $\mathbf{r}_k = \left( \mathbf{r} - \sum_{n \neq k} \mathbf{r}_{\text{ref}}(h_k^{i-1}, \tau_k^{i-1}, v_k^{i-1}) \right)$

9) 对  $\mathbf{r}_k$  执行算法 1 得到  $(h_k^i, \tau_k^i, v_k^i)$

10) **if**  $\sum_{k=1}^K \left\| (h_k^i, \tau_k^i, v_k^i) - (h_k^{i-1}, \tau_k^{i-1}, v_k^{i-1}) \right\|^2 \leq \varepsilon$  **do**

11) 结束迭代

12) **end if**

13) **end for**

14) 由式(5)、式(6)得各个目标距离信息  $\hat{d}$  和速度信息  $\hat{v}$

### 3 算法复杂度分析

文献[30]分析了第 3 节中的信号重建算法，其复杂度为  $\mathcal{O}(MN \log(MN))$ 。由于两阶段搜索算法的主要计算开销集中在信号重建的步骤中，因此该两阶段搜索算法的时间复杂度为  $\mathcal{O}(MN \log(MN))$ 。当存在  $K$  个探测目标时，利用 SIC 确定迭代的初始值时需要执行  $K$  次两阶段搜索算法以及  $K - 1$  次信号重建，其算法复杂度为  $\mathcal{O}(KMN \log(MN))$ ，该算法复杂度即对比算法 1 的算法复杂度。随后，在 PIC 阶段，对于任意一个目标，PIC 在最坏情况下需要执行  $\text{Iter} \times (K - 1)$  次信号重建和  $\text{Iter}$  次两阶段搜索算法，其中  $\text{Iter}$  为常数，表示最大迭代次数。然而，PIC 过程中不同目标间的处理可以并行执行，其计算复杂度也为  $\mathcal{O}(KMN \log(MN))$ 。因此，基于 PIC 的 MTASA 总算法复杂度为  $\mathcal{O}(KMN \log(MN))$ ，与传统的基于 SIC 的对比算法 1 相比，其时间复杂度处于同一增长阶段。

除此之外，对于等间隔遍历 DD 域网格的传统搜索算法，由于算法 1 中第一阶段粗估计确定的速度间距为  $c_0 \Delta f / 2f_c N$ 、距离间距为  $c_0 T / 2M$ ，在感知精度要求为  $\eta$  的情况下，共需要执行  $c_0^2 / 4f_c N M \eta^2$  次信号重建，虽然其也可以通过并行实现加速，但  $c_0^2 / 4f_c N M \eta^2$  通常至少为  $10^6$  级，导致计算资源消耗过高，在实际系统中不具有可行性。

### 4 仿真结果分析

为了验证本文所提出的主动感知算法MTASA较于其他算法的优势, 本文设定的仿真参数见表1, 并采用不同的感知算法进行估计, 将估计结果进行了对比验证。

表1 仿真参数设置

| 参数                                 | 取值          |
|------------------------------------|-------------|
| 载频 $f_c$ /GHz                      | 63          |
| 子载波数 $M$                           | 64          |
| 符号数 $N$                            | 16          |
| 子载波间隔 $\Delta$ /kHz                | 480         |
| 符号间隔 $T$ /ms                       | 1/480       |
| 感知目标数 $K$                          | 3           |
| 目标向基站的径向运动速度 $v$                   | -100~100    |
| 目标与基站间的距离 $d$ /m                   | 0~100       |
| 雷达截面积 $\sigma$ /dBsm               | [0 0 0]     |
| 光速 $c$ /(m·s <sup>-1</sup> )       | 299 792 458 |
| 调制方式                               | 4QAM        |
| 发射功率/dBm                           | 13          |
| 高斯白噪声功率谱密度/(dBm·Hz <sup>-1</sup> ) | -174        |

本文将均方误差 (MSE, mean squared error) 作为评判感知算法的性能指标。由于多个感知目标之间不存在优先级, 因此, 将多个目标的平均 MSE 作为该感知算法的性能度量, 其计算表达式为

$$MSE_y = \frac{1}{K} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (y_k^n - \hat{y}_k^n)^2 \quad (31)$$

其中,  $MSE_y$  表示变量 $y$ 的MSE,  $y_k^n$ 表示感知目标 $k$ 关于参数 $y$ 第 $n$ 个样本的真实值,  $\hat{y}_k^n$ 表示感知目标 $k$ 关于参数 $y$ 第 $n$ 个样本的估计值。同时, 采用文献[30]中提出的仅基于SIC的检测算法作为对比算法1、文献[10]中基于OFDM波形的2DFFT算法作为对比算法2进行了对比验证。其中, 对比算法2是使用OFDM波形实现感知功能的经典算法, 能够实现感知目标的距离和速度信息, 但不具备感知信道增益的能力。此外, 等间隔遍历DD域网格的传统搜索算法的感知精度取决于网格密度, 每提升一个数量级, 计算资源的消耗将呈平方倍增长。当达到与本文所提算法相同的感知精度时, 需进行 $10^8$ 次信号重建操作, 因此该算法在计算资源上的开销过大, 不适合作为本文的对比算法。

图5对比了不同算法在不同SNR下感知参数 $(\hat{h}, \hat{\tau}, \hat{v})$ 和 $(\hat{d}, \hat{v})$ 的MSE大小。其中,  $\hat{h}$ 由图5(a)说明, 而 $(\hat{\tau}, \hat{v})$ 和 $(\hat{d}, \hat{v})$ 之间为线性关系, 可同时由

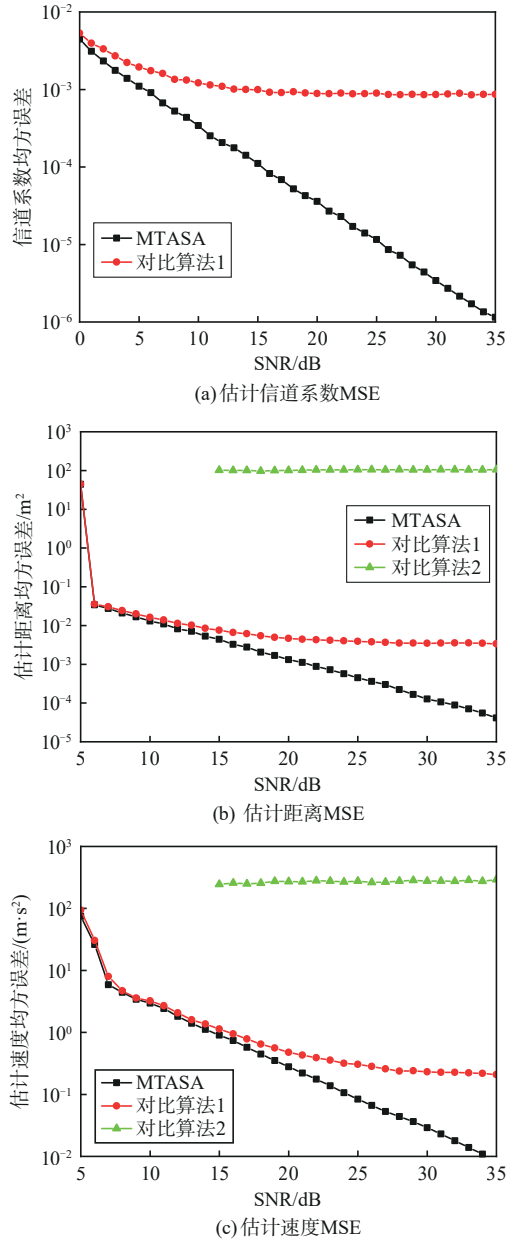


图5 不同算法在不同SNR下关于感知参数的MSE对比

图5(b)、图5(c)说明。仿真结果表明, MTASA和对比算法1在3个不同的感知参数下都具有优秀的感知性能, 并且呈现出相同的趋势。随着SNR的提升, SIC将提供更为准确的迭代初始值, 进而提高PIC的性能, 使得MTASA的感知性能逐渐优于对比方法1。而对于对比方法2, 当接收SNR低于15 dB时, 距离较远的用户的由于回波信号的功率太小, 将被淹没在噪声和距离较近的信号中, 从而无法被检出, 导致虚警和漏检。并且, 较小的 $M$ 和 $N$ 取值导致对比算法2的分辨率较低, 使得其感知精度远低于上述两种感知算法。

图6对比了无噪声时不同算法在不同目标数情况下的感知性能。3种算法的性能都会随着目标数的增加而恶化，但MTASA和对比算法1总体上优于对比算法2，且MTASA在不同目标数下的性能相较对比算法1均有提升。随着接入目标数的增加，用户之间的功率差异越发不明显，使得进行SIC时的SINR逐渐降低，迭代初始值将更偏离真值，导致PIC的性能逐渐下降，最终接近对比算法1的性能。而对于对比算法2，距离远的目标会淹没在距离近的目标的信号中，同时，较小的M和N取值也使得算法的分辨率无法支持检测更多的用户。

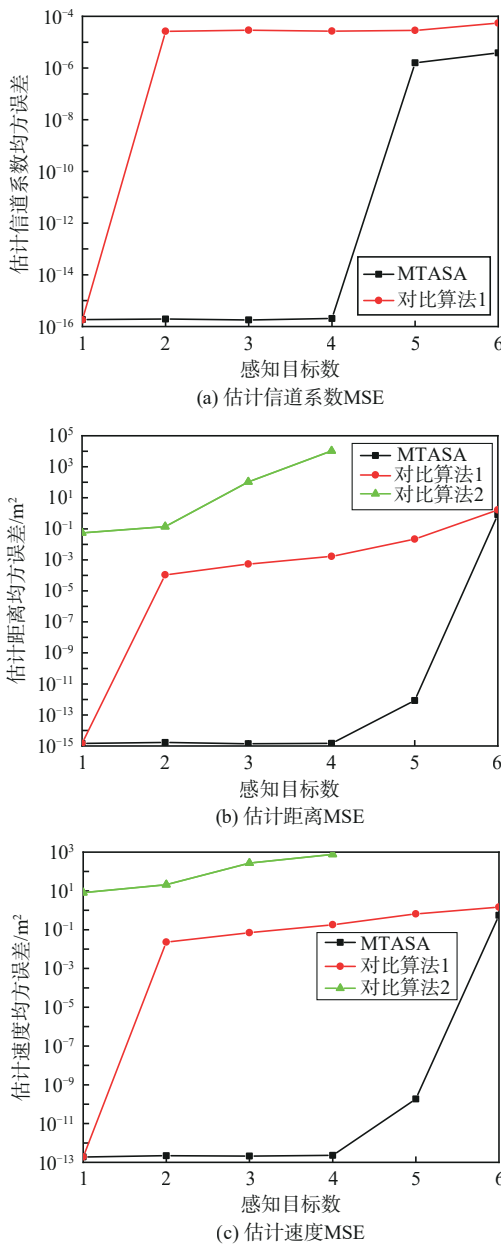


图6 不同算法在不同目标数情况下的感知性能

图7展示了MTASA的收敛情况。由于不同目标的感知参数差异巨大，为了便于观察，对各个参数的收敛值进行了归一化。3个感知目标的感知估计量都能随着迭代次数的增加实现收敛。与此同时，算法仅迭代5次后就能使得信道参数估计值逐渐趋于收敛值，表明所提出的算法在提高感知性能的基础上，并没有大幅增加算法的时间开销。

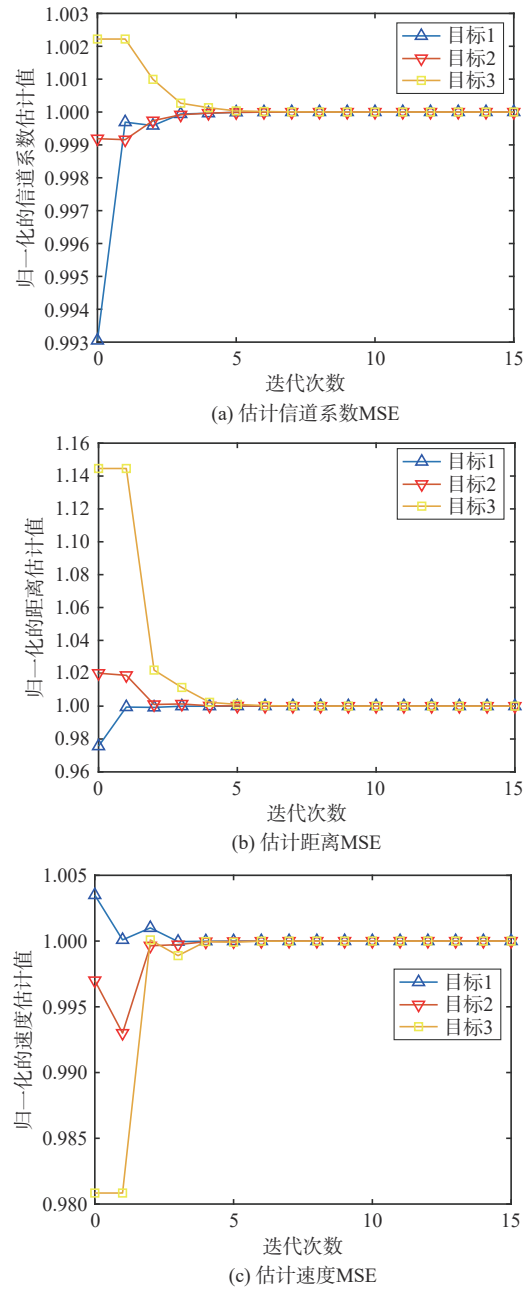


图7 MTASA的收敛情况

图8展示了不同SNR条件下MTASA的收敛步数情况。在该算法中，PIC的初始值由SIC的结果提供，SNR越低，SIC的结果离实际值的偏差越

大。因此，不同 SNR 下的收敛步数反映了该算法对初始值偏差的鲁棒性。结果表明，在使感知结果有效的 SNR 区间内，算法的收敛速度受初值选取影响小，均能够在 7 步左右实现收敛，说明算法快速收敛的特性不要求较为准确的初值选取。

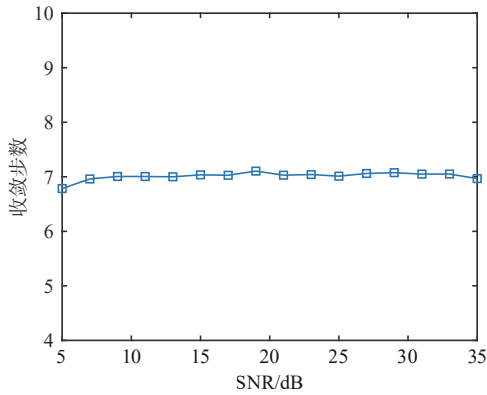


图 8 不同 SNR 条件下 MTASA 的收敛步数情况

## 5 结束语

本文针对多目标感知场景的信道信息感知和目标探测问题，提出了一种基于 OTFS 的 ISAC 系统主动感知算法 MTASA。该算法能够有效解决传统算法在解决多目标感知场景中存在的误差累积问题，从而实现感知精度的进一步提升，并支持更多的用户接入。仿真结果表明，本文所提算法在多目标感知场景具有优越的性能，并且该算法具有较好的收敛性，能够有效减少开销。

## 参考文献:

- [1] KAUSHIK A, SINGH R, LI M, et al. Integrated sensing and communications for IoT: synergies with key 6G technology enablers[J]. *IEEE Internet of Things Magazine*, 2024, 7(5): 136-143.
- [2] CUI Z C, HU J, CHENG J, et al. Multi-domain NOMA for ISAC: utilizing the DOF in the delay-Doppler domain[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(2): 726-730.
- [3] LIU S F, LI M, LIU R, et al. Joint transmit beamforming and receive filter design for cooperative multi-static ISAC networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(6): 1700-1704.
- [4] JING X Y, LIU F, MASOUIROS C, et al. ISAC from the sky: UAV trajectory design for joint communication and target localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 12857-12872.
- [5] CHENG X, DUAN D L, GAO S J, et al. Integrated sensing and communications (ISAC) for vehicular communication networks (VCN)[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(23): 23441-23451.
- [6] YU Z Y, HU X L, LIU C X, et al. Location sensing and beamforming design for IRS-enabled multi-user ISAC systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 5178-5193.
- [7] WEI Z Q, QU H Y, WANG Y, et al. Integrated sensing and communication signals toward 5G-A and 6G: a survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(13): 11068-11092.
- [8] LU S H, LIU F, LI Y X, et al. Integrated sensing and communications: recent advances and ten open challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 19094-19120.
- [9] ZHANG J A, RAHMAN M L, WU K, et al. Enabling joint communication and radar sensing in mobile networks—a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(1): 306-345.
- [10] STURM C, WIESBECK W. Waveform design and signal processing aspects for fusion of wireless communications and radar sensing[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2011, 99(7): 1236-1259.
- [11] LI Y X, LIU F, DU Z, et al. Frame structure and protocol design for sensing-assisted NR-V2X communications[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, PP(99): 1-17.
- [12] 吕明, 陈昊, 丰光银, 等. 面向通信感知一体化的信号波形设计综述[J]. *无线电通信技术*, 2024, 50(3): 469-483.  
LYU M, CHEN H, FENG G Y, et al. Survey on integrated sensing and communication waveform design[J]. *Radio Communications Technology*, 2024, 50(3): 469-483.
- [13] ZHANG Q X, SUN H Z, GAO X Y, et al. Time-division ISAC enabled connected automated vehicles cooperation algorithm design and performance evaluation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2206-2218.
- [14] XIE Z Y, LI R, JIANG Z, et al. Optimal scheduling policy for time-division joint radar and communication systems: cross-layer design and sensing for free[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(23): 20746-20760.
- [15] XIANG L P, XU K, HU J, et al. Robust NOMA-assisted OTFS-ISAC network design with 3-D motion prediction topology[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(9): 15909-15918.
- [16] ZHONG N Y, LI P X, BAI W L, et al. Spectral-efficient frequency-division photonic millimeter-wave integrated sensing and communication system using improved sparse LFM sub-bands fusion[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2023, 41(23): 7105-7114.
- [17] DONG B Y, JIA J L, TAO L, et al. Photonic-based W-band integrated sensing and communication system with flexible time-frequency division multiplexed waveforms for fiber-wireless network[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2024, 42(4): 1281-1295.
- [18] ZHANG R Y, SHIM B, YUAN W J, et al. Integrated sensing and communication waveform design with sparse vector coding: low sidelobes and ultra reliability[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(4): 4489-4494.
- [19] YUAN W J, WEI Z Q, LI S Y, et al. Orthogonal time frequency space modulation: Part III: ISAC and potential applications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(1): 14-18.
- [20] WEI Z Q, LI S Y, YUAN W J, et al. Orthogonal time frequency space modulation: Part I: fundamentals and challenges ahead[J].

IEEE Communications Letters, 2023, 27(1): 4-8.

- [21] XIA X C, XU K, WANG Y R, et al. Achieving better accuracy with less computations: a delay-Doppler spectrum matching assisted active sensing framework for OTFS based ISAC systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(6): 6204-6220.
- [22] ZEGRAR S E, HAIF H, ARSLAN H. OTFS-based ISAC for super-resolution range-velocity profile[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(7): 3934-3946.
- [23] LI S Y, YUAN W J, LIU C, et al. A novel ISAC transmission framework based on spatially-spread orthogonal time frequency space modulation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(6): 1854-1872.
- [24] WU Y Z, HAN C, CHEN Z. An energy-efficient DFT-spread orthogonal time frequency space system for terahertz integrated sensing and communication[C]//Proceedings of the ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 3484-3489.
- [25] YANG Y R, PAN Y C, LIU X Q, et al. Barycenter calibration with high order spectra of windowed delay-Doppler signals for OTFS based ISAC systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2024, 72: 2450-2466.
- [26] ZIELIŃSKI T P, KARPOVICH P, ABRATKIEWICZ K, et al. Wireless OTFS-based integrated sensing and communication for moving vehicle detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(5): 6573-6583.
- [27] LI X W, WANG Q S, ZENG M, et al. Physical-layer authentication for ambient backscatter-aided NOMA symbiotic systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(4): 2288-2303.
- [28] LI X W, ZHAO M L, ZENG M, et al. Hardware impaired ambient backscatter NOMA systems: reliability and security[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(4): 2723-2736.
- [29] ALI HASSANI S, VAN LIEMPD B, BOURDOUX A, et al. Joint in-band full-duplex communication and radar processing[J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(2): 3391-3399.
- [30] WU Y Z, HAN C, CHEN Z. DFT-spread orthogonal time frequency space system with superimposed pilots for terahertz integrated sensing and communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(11): 7361-7376.

#### [作者简介]



陈佳彬(2001-), 男, 北京邮电大学电子工程学院硕士生, 主要研究方向为通感一体化、卫星通信、多址接入技术等。



王朝炜(1982-), 男, 博士, 北京邮电大学电子工程学院、泛网无线通信教育部重点实验室副教授, 主要研究方向为下一代移动通信技术、无线传感器与物联网技术等。



庞明亮(1998-), 男, 北京邮电大学电子工程学院博士生, 主要研究方向为卫星通信、多址接入技术和资源管理等。



闫帅(2002-), 男, 北京邮电大学电子工程学院硕士生, 主要研究方向为通感一体化、卫星通信、多址接入技术等。



徐乐西(1983-), 男, 博士, 中国联合网络通信有限公司研究院高级工程师, 主要从事大数据算法研究及行业应用研究工作。



江帆(1982-), 女, 博士, 西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院)教授, 主要研究方向为基于人工智能的边缘计算及缓存技术、D2D通信技术、5G超密集异构网络中的无限资源管理等。



张君毅(1969-), 男, 博士, 北京邮电大学电子工程学院副教授, 主要研究方向为物理电子学和可见光通信等。