

文章编号: 1671-0576(2026)01-0006-09

OTFS 调制在雷达应用中的目标参数估计新方法

禹永植¹, 杨济泽¹, 孙富礼²

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 上海无线电设备研究所, 上海 201109)

摘 要: 目前基于正交时频空(orthogonal time frequency space, OTFS)的雷达目标参数估计算法以在网估计为主,但在网估计算法无法有效应对现实应用中的离网现象。同时,现有离网估计算法的目标参数估计性能受建模误差的限制,也难以确保雷达系统在复杂环境下的有效应用。针对以上问题,提出了一种基于 OTFS 调制的动态稀疏贝叶斯(dynamic-sparse Bayesian learning, dynamic-SBL)算法。该算法在稀疏贝叶斯学习框架下引入动态虚拟网格,通过不断更新调整网格参数降低建模误差,提升目标参数估计性能。同时利用 OTFS 雷达信道特有的稀疏性对网格参数进行选择性的局部更新,以降低算法的复杂度。仿真结果表明,所提算法估计的目标归一化时延和多普勒频率的均方误差较小,目标参数的估计性能优于传统离网估计方法的。该算法在实际雷达系统中具有较大应用潜力。

关键词: 正交时频空; 离网参数估计; 雷达信道; 动态网格; 稀疏性; 低复杂度

中图分类号: TN953

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1671-0576.2026.01.002

Novel Target Parameter Estimation Method for OTFS Modulation in Radar Applications

YU Yongzhi¹, YANG Jize¹, SUN Fuli²

(1. School of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, Heilongjiang, China; 2. Shanghai Radio Equipment Research Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: Currently radar target parameter estimation algorithms based on orthogonal time frequency space (OTFS) primarily focus on on-grid estimation. However, these on-grid estimation algorithms fail to effectively address the off-grid phenomena encountered in practical scenarios. Additionally, the target parameter estimation performance of existing off-grid estimation algorithms is limited by modeling errors, making it difficult to ensure the effective operation of radar systems in complex environments. To address these issues, a dynamic-sparse Bayesian learning (dynamic-SBL) algorithm based on OTFS modulation was

收稿日期: 2025-09-22

基金项目: 国家自然科学基金(62471154)

作者简介: 禹永植,男,博士,博士后,副教授。

proposed. The algorithm introduced a dynamic virtual grid within the sparse Bayesian learning framework, continuously updating and adjusting grid parameters to reduce modeling errors and enhance target parameter estimation performance. Furthermore, it employed the unique sparsity characteristics of the OTFS radar channel to implement selective local updates of the grid parameter, thereby reducing the computational complexity. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm achieves a lower mean square error in estimating normalized delay and Doppler frequency, with target parameter estimation performance superior to that of traditional off-grid estimation methods. This algorithm shows considerable potential for practical applications in radar systems.

Key words: orthogonal time frequency space (OTFS); off-grid parameter estimation; radar channel; dynamic grid; sparsity; low complexity

0 引言

在高速移动通信场景中,采用传统的基于正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)调制技术的通信系统可能遭受严重的时频选择性衰落和符号间干扰,因此迫切需要开发适合此类场景的调制波形^[1-3]。文献[4]提出了一种新型正交时频空(orthogonal time frequency space, OTFS)调制波形,OTFS 信号通过在二维时延-多普勒(delay-Doppler, DD)域进行局部脉冲传输,使信息符号遍布整个信道的时频(time-frequency, TF)域。OTFS 信号在 DD 域中呈现出稀疏特性^[5],这一特性与雷达目标的距离和速度密切相关^[6]。另外,在雷达应用中,与 OFDM 信号相比,OTFS 信号能提供更远的探测距离、更快的跟踪速率,并适应更大的多普勒频率^[7]。因此,OTFS 信号在雷达领域具有重要研究价值,其中基于 OTFS 信号的雷达目标参数估计是一重要研究方向。

文献[8]推导了基于 OTFS 信号的雷达目标距离和速度联合估计的克拉美罗界,该方法基于最大似然估计思想,通过求解代价函数的最小化组合来估计目标参数,但其仅适用于单目标场景。文献[7]提出了一种 DD 域的匹配滤波(matched filtering, MF)算法,可以对多目标进行参数估计。上述方法均假设目标回波的时延和多普勒频率能够精确落在预先划分的 DD 域网格上,因此称之

为“在网(on-grid)”估计方法。

但在实际应用中,由于 OTFS 信号的帧长有限,其时延和多普勒频率分辨率受限,导致目标回波的时延和多普勒频率不一定是 DD 域网格分辨率的整数倍,因此称之为分数时延-多普勒频率。将时延和多普勒频率无法准确落在 DD 域网格点上的这种现象称为“离网(off-grid)”^[9-10]。

针对时延和多普勒频率的离网现象,文献[11]在目标数量未知时,采用一种消除径间干扰的方法实现了离网的时延和多普勒频率估计。但是该方法严重依赖网格二次划分的精度,且计算量大。基于经典稀疏贝叶斯学习(sparse Bayesian learning, SBL)框架^[12],文献[13]建立了基于 OTFS 调制信号的一阶线性近似离网模型,并实现了分数时延-多普勒频率的联合估计。分数时延-多普勒频率与最近的网格点之间的距离称为离网分量,在迭代计算过程中,离网分量始终不变^[14]。这种由离网分量引起的建模误差会影响算法的参数估计精度。

在基于传统一阶线性近似离网算法进行目标参数求解的过程中,由于时延和多普勒频率的网格被预设,且在目标参数求解过程中保持不变,导致算法模型的目标参数估计误差较大。为了缩小预设网格点与目标参数间的距离并降低建模误差,本文在一阶线性近似离网模型基础上提出一种基于 OTFS 调制的动态稀疏贝叶斯(dynamic-SBL)算法,将网格视为动态可调参数,通过迭代更新使网格点逐步逼近目标参数的真实位置。本文还基

于 DD 域雷达信道的稀疏特性^[15],采用局部网格参数更新策略降低算法复杂度。最后,通过仿真实验验证所提算法的目标参数估计性能。

1 基于 OTFS 的雷达估计模型

本文研究基于 OTFS 信号的目标参数估计方法。发射机发出的 OTFS 信号经目标反射后形成回波,通过对目标回波进行处理,结合已知 OTFS 信号的符号信息,即可估计目标的距离和速度。具体而言,先分析信号在传播过程中所经历的时延和多普勒频率,然后利用目标参数与接收回波中时延和多普勒频率间的映射关系建立数学模型,最终将目标参数估计问题转化为 DD 域雷达信道的求解问题^[16],从而实现目标参数的精确估计。

1.1 OTFS 基本概念

在 TF 域,针对一个连续时间的 OTFS 信号,在时间轴上以符号周期 T 为采样间隔对 N 个符号进行采样,在频率轴上以子载波间隔 Δf 为采样间隔对 M 个子载波进行采样。为保证各子载波间的正交性,子载波间隔与符号周期应满足关系式 $\Delta f = 1/T$ 。此时 TF 域被离散化为网格数为 $M \times N$ 的时间-子载波频率二维网格,TF 域网格集合 Λ 可表示为

$$\Lambda = \{(nT, m\Delta f), n = 0, 1, \dots, N-1, m = 0, 1, \dots, M-1\} \quad (1)$$

式中: n, m 分别为符号时间和子载波频率维度的 TF 域网格索引。

在 DD 域,在时延轴上以时延分辨率 $\tau_0 = 1/(M\Delta f)$ 为采样间隔对 M 个时延进行采样,在多普勒频率轴上以多普勒频率分辨率 $\nu_0 = 1/(NT)$ 为采样间隔对 N 个多普勒频率进行采样。此时 DD 域被离散化为网格数为 $M \times N$ 的时延-多普勒频率二维网格,DD 域网格集合 K 可表示为

$$K = \left\{ \left(\frac{k}{NT}, \frac{l}{M\Delta f} \right), k = 0, 1, \dots, N-1, l = 0, 1, \dots, M-1 \right\} \quad (2)$$

式中: k, l 分别为多普勒频率和时延维度的 DD 域网格索引。

1.2 基于 OTFS 的雷达信号模型

假定有 P 个目标,第 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 个目标与雷达间的距离为 R_p ,相对速度为 V_p ,相对速度可以为正也可以为负^[7]。则第 p 个目标回波的时延 τ_p 和多普勒频率 ν_p 的表达式为

$$\tau_p = 2R_p/c, \quad \nu_p = 2f_c V_p/c \quad (3)$$

式中: c 为光速; f_c 为载频。

OTFS 调制过程如图 1 所示。

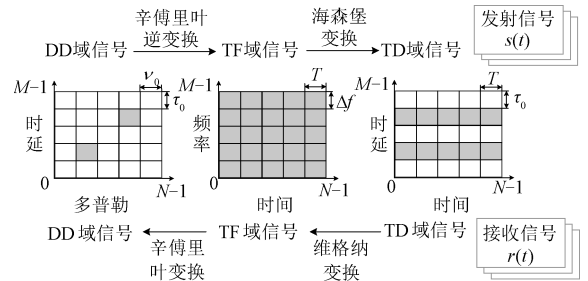


图 1 OTFS 调制过程

OTFS 信号发射端通过二维辛傅里叶逆变换,将 DD 域数据符号 $x[k, l]$ 映射为 TF 域的离散调制发射信号 $X[n, m]$ 。则 $X[n, m]$ 的表达式为

$$X[n, m] = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} \frac{x[k, l] \exp(j2\pi(nk/N - ml/M))}{\sqrt{NM}} \quad (4)$$

TF 域的离散调制发射信号 $X[n, m]$ 经海森堡变换,得到时间-时延(TD)域的时间连续发射信号 $s(t)$ 。 $s(t)$ 经目标反射后得到回波 $r(t)$,接收的 $r(t)$ 经 OTFS 解调模块处理后,进行维格纳变换,并对变换结果进行采样,得到 TF 域的离散接收信号 $Y[n, m]$ 。 $Y[n, m]$ 再经过辛傅里叶变换,得到 DD 域接收信号 $y[k, l]$ 。

$y[k, l]$ 的表达式为

$$y[k, l] = \sum_{k'=0}^{N-1} \sum_{l'=0}^{M-1} x[k', l'] h_w([k - k']_N, [l - l']_M) + z[k, l] \quad (5)$$

其中

$$h_w(k - k', l - l') = \sum_{p=1}^P \tilde{h}_p \omega(k - k' - k_{\nu_p}, l - l' - l_{\tau_p}) \quad (6)$$

式中: k', l' 分别为发射信号的归一化多普勒频率和时延索引; $h_w(\cdot)$ 为等效 DD 域的信道采样函数, 呈周期结构; $[\cdot]_N$ 为模 N 运算符; $z[k, l]$ 为 DD 域噪声; $\tilde{h}_p = h_p \exp(-j2\pi\nu_p\tau_p)$ 为第 p 个目标的增益, 其中 h_p 为目标增益系数; $w(\cdot)$ 为采样函数; $k_{\nu_p} = \nu_p NT, l_{\tau_p} = \tau_p M\Delta f$ 为第 p 个目标回波的归一化多普勒频率和时延。

设 $\kappa = \pi(k - k' - k_\nu), \iota = \pi(l - l' - l_\tau)$, 其中 k_ν, l_τ 分别为目标回波的归一化多普勒频率 ν 和时延 τ 的索引, 则 DD 域的采样函数表达式^[14]为

$$\omega(\kappa, \iota) = \omega_\nu(\kappa)\omega_\tau^\text{H}(\iota) \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} \omega_\nu(\kappa) = \left(\exp\left(\frac{j(1-N)\kappa\pi}{N}\right) \frac{\sin \kappa}{\sin(\kappa/N)} \right) / N \\ \omega_\tau(\iota) = \left(\exp\left(\frac{j(1-M)\iota\pi}{M}\right) \frac{\sin \iota}{\sin(\iota/M)} \right) / M \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\omega_\nu(\cdot), \omega_\tau(\cdot)$ 为多普勒域和时延域的采样函数; $(\cdot)^\text{H}$ 表示复数共轭或矩阵共轭转置运算。

为了方便后续计算, 将式(5)改写为向量形式, 即

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{k}_\nu, \mathbf{l}_\tau)\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{z} \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{A}(\mathbf{k}_\nu, \mathbf{l}_\tau) = [\mathbf{a}(k_{\nu_1}, l_{\tau_1}), \mathbf{a}(k_{\nu_2}, l_{\tau_2}), \dots, \mathbf{a}(k_{\nu_p}, l_{\tau_p})] \quad (10)$$

$$\{\mathbf{a}(k_{\nu_p}, l_{\tau_p})\}_{kM+l+1} = x[k', l'] \times$$

$$\omega(k - k' - k_{\nu_p}, l - l' - l_{\tau_p}), p = 1, 2, \dots, P \quad (11)$$

式中: $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 为 DD 域接收信号向量, 其中 \mathbb{C} 为复数集; $\mathbf{A}(\mathbf{k}_\nu, \mathbf{l}_\tau) \in \mathbb{C}^{MN \times P}$ 为观测矩阵, 其中 $\mathbf{k}_\nu, \mathbf{l}_\tau$ 为所有目标对应回波的归一化多普勒频率向量和时延向量, 其相应的第 p 个元素为 k_{ν_p}, l_{τ_p} ; $\{\mathbf{a}(k_{\nu_p}, l_{\tau_p})\}_{kM+l+1}$ 表示列向量 $\mathbf{a}(k_{\nu_p}, l_{\tau_p})$ 的第 $(kM + l + 1)$ 个元素, 其中 $\{\cdot\}_{kM+l+1}$ 表示取向量的第 $(kM + l + 1)$ 个元素; $\tilde{\mathbf{h}} \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 为目标增益向量; $\mathbf{z} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 为噪声矩阵。雷达接收信号噪声服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯分布, 即 $\mathbf{z} \sim \text{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_{MN})$, 其中 $\text{CN}(\cdot)$ 为复高斯分布函数, \mathbf{I}_{MN} 为单位矩阵。

然而在实际应用中, 通常目标数量是未知的。需通过引入虚拟网格, 在时延-多普勒平面上增加密集的网格点, 以适当降低离网现象对目标参数估计精度的影响。则引入虚拟网格后的接收信号

模型

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau)\mathbf{h} + \mathbf{z} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{A}(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau) \in \mathbb{C}^{MN \times M_\tau N_\nu}$ 为由虚拟网格点构成的字典, 其中 $\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau$ 为虚拟网格对应的多普勒频率索引向量和时延索引向量, 其相应的第 i 个元素为 $\bar{k}_{\nu_i}, \bar{l}_{\tau_i}, M_\tau, N_\nu$ 为时延和多普勒频率的虚拟网格样本数; $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{M_\tau N_\nu \times 1}$ 为稀疏目标增益向量。理论上 \mathbf{h} 中非零元素有 P 个, 分别与 $\tilde{\mathbf{h}}$ 中的元素对应, 且 $P \ll M_\tau N_\nu$ 。定义目标回波的时延和多普勒频率的范围为 $0 \sim \tau_{\max}, -\nu_{\max} \sim \nu_{\max}$, 其中 τ_{\max}, ν_{\max} 为目标的最大时延和最大多普勒频率。在虚拟网格中引入多普勒频率分辨率 r_ν 和时延分辨率 r_τ , 其表达式为

$$r_\nu = N/N_\nu, \quad r_\tau = M/M_\tau \quad (13)$$

当 $r_\nu = r_\tau = 1$ 时, 通常是进行整数倍时延和多普勒频率估计, 即在网估计, 否则为离网估计。相应的第 i 个虚拟网格的多普勒频率 \bar{k}_{ν_i} 和时延 \bar{l}_{τ_i} 的表达式为

$$\begin{cases} \bar{k}_{\nu_i} \triangleq r_\nu(n-1) - N/2 \\ \bar{l}_{\tau_i} \triangleq r_\tau(m-1) \end{cases} \quad (14)$$

其中

$$\begin{aligned} i &\triangleq (n-1)M_\tau + m, \forall i \in \{1, 2, \dots, M_\tau N_\nu\}, \\ \forall n &\in \{1, 2, \dots, N_\nu\}, \forall m \in \{1, 2, \dots, M_\tau\} \end{aligned} \quad (15)$$

1.3 DD 域的离网模型

为了使分数时延-多普勒频率能被精确估计, 引入一阶线性近似思想^[13], 得到的接收信号的离网估计模型

$$\mathbf{y} = \Phi(\boldsymbol{\theta}_\nu, \boldsymbol{\theta}_\tau)\bar{\mathbf{h}} + \mathbf{z} \quad (16)$$

其中

$$\begin{aligned} \Phi(\boldsymbol{\theta}_\nu, \boldsymbol{\theta}_\tau) &= \mathbf{A}(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau) + \mathbf{B}_\nu(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau) \text{diag}(\boldsymbol{\theta}_\nu) + \\ &\quad \mathbf{B}_\tau(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau) \text{diag}(\boldsymbol{\theta}_\tau) \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $\Phi(\boldsymbol{\theta}_\nu, \boldsymbol{\theta}_\tau)$ 为基于一阶线性近似模型的新观测矩阵, 其中 $\boldsymbol{\theta}_\nu, \boldsymbol{\theta}_\tau \in \mathbb{R}^{M_\tau N_\nu \times 1}$ 为多普勒频率和时延的离网向量, 无目标处其相应的目标离网分量置 0, \mathbb{R} 为实数集; $\mathbf{B}_\nu(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau), \mathbf{B}_\tau(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau)$ 为矩阵 $\mathbf{A}(\bar{\mathbf{k}}_\nu, \bar{\mathbf{l}}_\tau)$ 对 ν, τ 的偏导矩阵, 均为利用虚拟网格生成的先验矩阵; $\text{diag}(\boldsymbol{\theta}_\nu), \text{diag}(\boldsymbol{\theta}_\tau)$ 为向量 $\boldsymbol{\theta}_\nu, \boldsymbol{\theta}_\tau$ 的对角矩阵形式, 其中 $\text{diag}(\cdot)$ 为对角矩阵

函数; $\bar{\mathbf{h}}$ 为待估计的稀疏目标增益向量。

设 $\mathbf{b}_v(\bar{k}_{v_i}, \bar{l}_{\tau_i}), \mathbf{b}_\tau(\bar{k}_{v_i}, \bar{l}_{\tau_i})$ 为 $\mathbf{B}_v(\bar{\mathbf{k}}_v, \bar{\mathbf{l}}_\tau), \mathbf{B}_\tau(\bar{\mathbf{k}}_v, \bar{\mathbf{l}}_\tau)$ 的第 i 列列向量, 其第 $(kM + l + 1)$ 个元素的表达式为

$$\{\mathbf{b}_v(\bar{k}_{v_i}, \bar{l}_{\tau_i})\}_{kM+l+1} = \omega_v'(k, k', \bar{k}_{v_i}) (\omega_\tau(l, l', \bar{l}_{\tau_i}))^H \quad (18)$$

$$\{\mathbf{b}_\tau(\bar{k}_{v_i}, \bar{l}_{\tau_i})\}_{kM+l+1} = \omega_v(k, k', \bar{k}_{v_i}) (\omega_\tau'(l, l', \bar{l}_{\tau_i}))^H \quad (19)$$

其中

$$\omega_v'(k, k', \bar{k}_{v_i}) = \frac{1}{N^2} \sum_{n=1}^N j2\pi n \exp(-j2\pi n \kappa / N) \quad (20)$$

$$\omega_\tau'(l, l', \bar{l}_{\tau_i}) = -\frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M j2\pi m \exp(j2\pi m \mu / M) \quad (21)$$

式中: $\bar{k}_{v_i}, \bar{l}_{\tau_i}$ 为第 i 个虚拟网格点的索引; $\omega_v'(k, k', \bar{k}_{v_i}), \omega_\tau'(l, l', \bar{l}_{\tau_i})$ 为 $\omega_v(k, k', \bar{k}_{v_i}), \omega_\tau(l, l', \bar{l}_{\tau_i})$ 的偏导。

目标在虚拟网格中的离网示意图如图 2 所示。其中 $\theta_{v_i}^p, \theta_{\tau_i}^p$ 为距离第 i 个虚拟网格最近的第 p 个目标的离网分量。

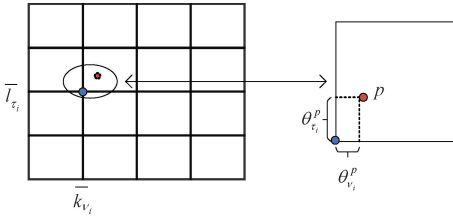


图 2 目标在虚拟网格中的离网示意图

根据图 2, 第 p 个目标回波的归一化多普勒频率和时延 k_{v_p}, l_{τ_p} 的表达式为

$$\begin{cases} k_{v_p} = \bar{k}_{v_i} + \theta_{v_i}^p, \theta_{v_i}^p \in [-0.5r_v, 0.5r_v] \\ l_{\tau_p} = \bar{l}_{\tau_i} + \theta_{\tau_i}^p, \theta_{\tau_i}^p \in [-0.5r_\tau, 0.5r_\tau] \end{cases} \quad (22)$$

θ_v, θ_τ 为需要求解的目标离网参数, $\bar{\mathbf{h}}$ 为待求解的稀疏参数, $\bar{\mathbf{h}}$ 中包含目标的多普勒频率和时延的整数分量。对于离网多普勒频率和时延估计, 当第 p 个目标的与第 i 个虚拟网格点对应取值最为相近时, 满足 $\theta_{v_i}^p = k_{v_p} - \bar{k}_{v_i}, \theta_{\tau_i}^p = l_{\tau_p} - \bar{l}_{\tau_i}$, 且 $\{\bar{\mathbf{h}}\}_i = \tilde{\mathbf{h}}_p = h_p \exp(-j2\pi\nu_p\tau_p)$ 为非零项, 其余项(附近无目标的网格位置)均为零。因此 $\theta_v, \theta_\tau, \bar{\mathbf{h}}$ 为具有相同稀疏支持集的稀疏向量, 即具有

联合稀疏性^[13]。

2 基于稀疏贝叶斯的动态网格算法

2.1 稀疏贝叶斯推理

本文使用离网稀疏贝叶斯推理^[17-18]估计式(16)中的未知参数。基于稀疏贝叶斯的先验模型如图 3 所示。假设离网分量 $\{\theta_v\}_i, \{\theta_\tau\}_i$ 分别在 $-0.5r_v \sim 0.5r_v, -0.5r_\tau \sim 0.5r_\tau$ 内服从均匀分布, 即 $\{\theta_v\}_i \sim u(-0.5r_v, 0.5r_v), \{\theta_\tau\}_i \sim u(-0.5r_\tau, 0.5r_\tau)$, 其中 $u(\cdot)$ 为均匀分布函数。

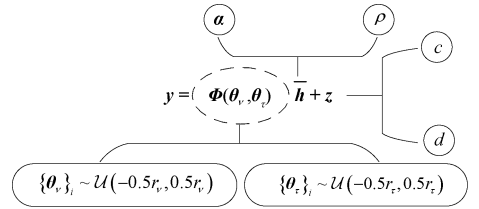


图 3 基于稀疏贝叶斯的先验模型

设 $x[k', l] = 1$, 对未知雷达目标估计向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 的稀疏先验分布进行建模。设 $\bar{\mathbf{h}}$ 服从均值为 0、方差为 $\mathbf{\Omega}$ 的复高斯独立同分布, 则 $\bar{\mathbf{h}}$ 的先验概率

$$p(\bar{\mathbf{h}} | \alpha) = \text{CN}(\bar{\mathbf{h}} | 0, \mathbf{\Omega}) \quad (23)$$

式中: $\mathbf{\Omega} = \text{diag}(\alpha) \in \mathbb{R}^{M_\tau N_v \times 1}$ 为超参数 α 的对角矩阵, 其中 α 为模拟 $\bar{\mathbf{h}}$ 稀疏性的超参数向量。 $\alpha_i, \{\bar{\mathbf{h}}\}_i$ 表示 $\alpha, \bar{\mathbf{h}}$ 中的第 i 个元素, 当 $\alpha_i \neq 0$ 时, $\{\bar{\mathbf{h}}\}_i \neq 0$, 否则 $\{\bar{\mathbf{h}}\}_i = 0$ 。为避免初始化 α 影响目标参数估计性能, 假设超参数 α 独立且服从 Gamma 超先验分布, 即 α 的先验概率

$$p(\alpha | 1, \rho) = \prod_{i=1}^{N_v M_\tau} \Gamma(\alpha_i | 1, \rho) \quad (24)$$

其中

$$\Gamma(\alpha_i | 1, \rho) = \rho \exp(-\alpha_i \rho) \quad (25)$$

式中: $\Gamma(\alpha_i | 1, \rho)$ 表示 α_i 在给定条件下服从 Gamma 分布, 其中 ρ 为 α 的固定参数。 $\rho > 0$ 是 α 的先验信息。结合式(23)~式(25), 对超参数 α 进行积分, 可得到估计向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 的边缘分布, 其概率表达式为

$$p(\bar{\mathbf{h}}) = \prod_{i=1}^{M_\tau N_v} \int_0^\infty \text{CN}(\bar{\mathbf{h}} | 0, \mathbf{\Omega}) \Gamma(\alpha_i | 1, \rho) d\alpha_i \quad (26)$$

与 $\bar{\mathbf{h}}$ 类似, 在噪声方差 σ^2 未知的情况下, 假

设噪声矩阵 \mathbf{z} 的每个元素均服从均值为 0、方差为 σ^2 的复高斯分布,则 \mathbf{z} 的分布概率

$$p(\mathbf{z}|\beta) = \text{CN}(\mathbf{z}|0, \beta^{-1} \mathbf{I}_{MN}) \quad (27)$$

式中: $\beta = \sigma^{-2}$ 为噪声精度。为分析简便,假设 β 服从 Gamma 先验分布,其分布概率

$$p(\beta|c, d) = (d^c \beta^{c-1} \exp(-d\beta)) / \Gamma(c) \quad (28)$$

式中: c, d 为 β 的固定参数; $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。 $c, d > 0$ 是先验已知的,且令 $c, d \rightarrow 0$ 来保证无信息先验。

2.2 动态离网估计算法

目标参数的联合分布函数

$$p(\mathbf{y}|\bar{\mathbf{h}}, \boldsymbol{\alpha}, \beta, \boldsymbol{\theta}_v, \boldsymbol{\theta}_\tau) = p(\mathbf{y}|\bar{\mathbf{h}}, \beta, \boldsymbol{\theta}_v, \boldsymbol{\theta}_\tau) \times p(\bar{\mathbf{h}}|\boldsymbol{\alpha}) p(\boldsymbol{\alpha}) p(\boldsymbol{\theta}_v) p(\boldsymbol{\theta}_\tau) p(\beta) \quad (29)$$

采用期望最大化(expectation maximization, EM)算法进行动态离网估计,其迭代过程可分为期望步(E-step)和最大化步(M-step)两步。

在 E-step 中,把估计向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 当作隐藏变量,估计隐藏变量 $\bar{\mathbf{h}}$ 的期望值。当第 t 次迭代的超参数 $\boldsymbol{\alpha}^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_v^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t)}, \beta^{(t)}$ 已知时,第 t 次迭代的 $\bar{\mathbf{h}}$ 的后验概率

$$p(\bar{\mathbf{h}}|\mathbf{y}; \boldsymbol{\alpha}^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_v^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t)}, \beta^{(t)}) = \text{CN}(\bar{\mathbf{h}}|\boldsymbol{\mu}_h^{(t)}, \boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)}) \quad (30)$$

$$\boldsymbol{\theta}_v^{(t)} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_v} E_{p(\bar{\mathbf{h}}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\alpha}^{(t-1)}, \boldsymbol{\theta}_v^{(t-1)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)}, \beta^{(t-1)})} (\|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\theta}_v, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)}) \bar{\mathbf{h}}\|^2) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_v} ((\boldsymbol{\theta}_v)^T \mathbf{P}_v^{(t-1)} \boldsymbol{\theta}_v - 2(\mathbf{u}_v^{(t-1)})^T \boldsymbol{\theta}_v + C) \quad (36)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{P}_v = \Re((\mathbf{B}_v^{(t-1)})^H \mathbf{B}_v^{(t-1)} \odot (\boldsymbol{\mu}_h^{(t)} (\boldsymbol{\mu}_h^{(t)})^H + (\boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)})^T)) \\ \mathbf{u}_v = \Re(\text{diag}(\boldsymbol{\mu}_h^{(t)}) (\mathbf{B}_v^{(t-1)})^H \mathbf{y}^{(t)} - \text{diag}((\boldsymbol{\mu}_h^{(t)} (\boldsymbol{\mu}_h^{(t)})^H + \boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)}) (\mathbf{A}^{(t-1)} + \mathbf{B}_\tau^{(t-1)} \text{diag}(\boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)})) \mathbf{B}_v^{(t-1)})) \end{cases} \quad (37)$$

式中: $\arg \min(\cdot)$ 为目标函数取最小值时自变量的取值函数; $E(\cdot)$ 为联合分布求期望均值函数; $\mathbf{P}_v, \mathbf{u}_v$ 为计算归一化多普勒频率的过程变量; $(\cdot)^T$ 表示矩阵或向量转置运算; C 为与等式求解无关的项; $\Re(\cdot)$ 为取复数实部的函数; \odot 为哈达玛积运算符; $\mathbf{B}_v = \mathbf{B}_v(\bar{\mathbf{k}}_v, \bar{\mathbf{l}}_\tau)$; $\mathbf{B}_\tau = \mathbf{B}_\tau(\bar{\mathbf{k}}_v, \bar{\mathbf{l}}_\tau)$; $\mathbf{A} = \mathbf{A}(\bar{\mathbf{k}}_v, \bar{\mathbf{l}}_\tau)$ 。

在 $\{\boldsymbol{\theta}_v\}_i \in [-0.5r_v, 0.5r_v]$ 约束下对 $\boldsymbol{\theta}_v$ 求导,第 t 次迭代的多普勒频率离网分量 $\{\boldsymbol{\theta}_v^{(t)}\}_i$ 满足关系式

其中

$$\boldsymbol{\mu}_h^{(t)} = \beta^{(t)} \boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)} \boldsymbol{\Phi}^H(\boldsymbol{\theta}_v^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t)}) \mathbf{y} \quad (31)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)} = (\beta \boldsymbol{\Phi}^H(\boldsymbol{\theta}_v^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t)}) \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\theta}_v^{(t)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t)}) + (\boldsymbol{\Omega}^{(t)})^{-1})^{-1} \quad (32)$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_h^{(t)}, \boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)}$ 为 $\bar{\mathbf{h}}$ 的第 t 次迭代的后验均值向量和协方差矩阵; $(\cdot)^{-1}$ 表示矩阵求逆运算。

在 M-step 中,求 $\boldsymbol{\alpha}^{(t)}$ 和 $\beta^{(t)}$ 期望的最大值,从而完成超参数更新。 $\alpha_i^{(t)}, \beta^{(t)}$ 的表达式为

$$\alpha_i^{(t)} = \frac{1}{2\rho} (\sqrt{1 + 4\rho(|\{\boldsymbol{\mu}_h^{(t)}\}_i|^2 + \{\boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)}\}_{i,i})} - 1) \quad (33)$$

$$\beta^{(t)} = \frac{MN + c - 1}{\|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\theta}_v^{(t-1)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)}) \boldsymbol{\mu}_h^{(t)}\|^2 + s} \quad (34)$$

其中

$$s = d + (\beta^{(t-1)})^{-1} \sum_{i=1}^{M_\tau N_v} (1 - \{\boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)}\}_{i,i} / \alpha_i^{(t-1)}) \quad (35)$$

式中: $\{\cdot\}_{i,i}$ 表示取矩阵的第 i 行、第 i 列元素; $|\cdot|$ 为绝对值运算符; $\|\cdot\|$ 为矩阵的 Frobnius 范数运算符。

采用在 M-step 中得到的目标函数,更新离网向量 $\boldsymbol{\theta}_v$ 和 $\boldsymbol{\theta}_\tau$ 。由于离网向量均服从均匀分布且结构相似,为简便起见,本文以更新 $\boldsymbol{\theta}_v$ 为例进行说明。在第 t 次迭代时, $\boldsymbol{\theta}_v$ 根据最大化 E-step 目标函数,可将 $\boldsymbol{\theta}_v$ 的更新公式转化为

$$\boldsymbol{\theta}_v^{(t)} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_v} E_{p(\bar{\mathbf{h}}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\alpha}^{(t-1)}, \boldsymbol{\theta}_v^{(t-1)}, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)}, \beta^{(t-1)})} (\|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\theta}_v, \boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)}) \bar{\mathbf{h}}\|^2) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_v} ((\boldsymbol{\theta}_v)^T \mathbf{P}_v^{(t-1)} \boldsymbol{\theta}_v - 2(\mathbf{u}_v^{(t-1)})^T \boldsymbol{\theta}_v + C) \quad (36)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{P}_v = \Re((\mathbf{B}_v^{(t-1)})^H \mathbf{B}_v^{(t-1)} \odot (\boldsymbol{\mu}_h^{(t)} (\boldsymbol{\mu}_h^{(t)})^H + (\boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)})^T)) \\ \mathbf{u}_v = \Re(\text{diag}(\boldsymbol{\mu}_h^{(t)}) (\mathbf{B}_v^{(t-1)})^H \mathbf{y}^{(t)} - \text{diag}((\boldsymbol{\mu}_h^{(t)} (\boldsymbol{\mu}_h^{(t)})^H + \boldsymbol{\Sigma}_h^{(t)}) (\mathbf{A}^{(t-1)} + \mathbf{B}_\tau^{(t-1)} \text{diag}(\boldsymbol{\theta}_\tau^{(t-1)})) \mathbf{B}_v^{(t-1)})) \end{cases} \quad (37)$$

$$\{\boldsymbol{\theta}_v^{(t)}\}_i = \begin{cases} -0.5r_v, & \{\hat{\boldsymbol{\theta}}_v^{(t)}\}_i < -0.5r_v \\ \{\hat{\boldsymbol{\theta}}_v^{(t)}\}_i, & -0.5r_v \leq \{\hat{\boldsymbol{\theta}}_v^{(t)}\}_i \leq 0.5r_v \\ 0.5r_v, & \{\hat{\boldsymbol{\theta}}_v^{(t)}\}_i > 0.5r_v \end{cases} \quad (38)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\theta}}_v$ 为多普勒频率离网估计向量。当 \mathbf{P}_v 可逆时, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_v = \mathbf{P}_v^{-1} \mathbf{u}_v$; 当 \mathbf{P}_v 不可逆时,可对多普勒频率离网估计向量进行逐元素更新求解,即

$$\{\hat{\boldsymbol{\theta}}_v^{(t)}\}_i = \frac{\{\mathbf{u}_v\}_i - \{\{\mathbf{P}_v\}_i\}_i^{-1} \{\boldsymbol{\theta}_v^{(t-1)}\}_i}{\{\mathbf{P}_v\}_{i,i}} \quad (39)$$

式中: $\{\cdot\}_{-i}$ 表示删除向量第 i 个元素或矩阵第 i 列并将剩余元素组成新的向量或矩阵。

传统离网估计算法通过上述计算得到离网向量 $\theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)}$ 来更新观测矩阵 $\Phi(\theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)})$, 直到迭代停止。根据 $\mu_h^{(t)}$ 的非零元素位置确定目标参数的整数分量, 根据该位置对应的 $\theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)}$ 确定目标参数的离网分量^[12]。更新后的 $\Phi(\theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)})$ 可以逼近真实的观测矩阵。由于时延和多普勒频率的虚拟网格是预设的, 在目标参数迭代更新求解过程中, 目标参数真实位置与最近的虚拟网格点之间的距离始终保持不变, 导致由离网分量引起的建模误差始终存在。通过采用更密集的虚拟网格划分, 可以缩小离网分量, 从而提高目标参数估计精度。但该方法不利于后续稀疏重构, 且存在计算量大的缺点^[14]。

如果虚拟网格并不是按预设的固定值划分, 而是随迭代过程自适应更新优化, 就能够在不增加网格密度的前提下, 缩小目标参数真实位置与网格点之间的距离, 从而使 $\Phi(\theta_v, \theta_r)$ 更接近真实模型。因此, 本文对传统离网估计算法进行改进, 提出了一种基于 OTFS 调制的 dynamic-SBL 算法。在迭代过程中, 将网格参数作为可调变量, 自适应更新调整形成非均匀网格, 从而使网格点随着迭代进行逐步向目标靠近。非均匀网格参数 $\bar{k}_v^{(t)}, \bar{l}_r^{(t)}$ 的表达式为

$$\bar{k}_v^{(t)} = \bar{k}_v^{(t-1)} + \theta_v^{(t)}, \quad \bar{l}_r^{(t)} = \bar{l}_r^{(t-1)} + \theta_r^{(t)} \quad (40)$$

本文算法需迭代更新参数化的非均匀网格参数。与传统固定网格参数的虚拟网格算法相比, 本文算法对网格参数进行了参数化处理, 这增加了算法计算复杂度。然而, 并不是所有更新后的网格参数都包含有效信息, 因此可以对网格参数进行有选择的局部更新, 从而降低计算复杂度。

从前文可以明确知道, 在理想状态下, 向量 $\theta_r, \theta_v, \bar{h}$ 具有相同稀疏度 P , 其中的非零元素分别代表分数时延-多普勒频率的离网分量以及整数分量。因此, 只需确保每次网格参数的更新部分与 \bar{h} 中的非零元素相对应, 就能够保证算法的完整性。然而, 在估计目标参数时, 目标的数量未知, 即 \bar{h} 中的非零元素数量未知。对于长度为 $M_r N_v$ 的稀疏向量, 通常采用压缩感知技术, 最多可恢复 $MN/\ln(M_r N_v)$ 个非零项^[19]。因此将每

次更新的 μ_h 中的元素从大到小排列, 选取前 \hat{P} 个元素的位置, 其中 $\hat{P} = \lfloor MN/\ln(M_r N_v) \rfloor \lfloor \cdot \rfloor$ (表示向下取整), 对应将归一化多普勒频率和时延估计时的过程变量 P_v, u_v, P_r, u_r 也截取更新 \hat{P} 个元素的位置, 从而使得离网分量只更新 \hat{P} 个位置。由式(40)可知, 网格参数更新与向量 θ_r, θ_v 有关。当 θ_r, θ_v 只更新 \hat{P} 个元素时, 对应的动态网格也只进行局部更新, 从而降低了计算复杂度。

由于 dynamic-SBL 算法对网格参数的迭代过程进行了局部更新优化, 在每次迭代过程中, $\theta_v, \theta_r, \bar{k}_v^{(t)}, \bar{l}_r^{(t)}$ 的更新维数均从 $M_r N_v$ 下降为 \hat{P} , 且 $\hat{P} \ll M_r N_v$; 观测矩阵 $\Phi(\theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)})$ 的更新维数从 $M_r N_v \times M_r N_v$ 下降为 $\hat{P} \times \hat{P}$, 且 $\hat{P} \times \hat{P} \ll M_r N_v \times M_r N_v$ 。

2.3 算法步骤

本文提出的 dynamic-SBL 动态离网算法的具体步骤如下:

- a) 输入参数 $\mathbf{y}, \Phi(\theta_v, \theta_r), \epsilon, \rho, c, d, T_{\max}$, 其中 ϵ 为收敛容差, T_{\max} 为最大迭代次数;
- b) 进行参数初始化, 设置 $t = 1, \alpha^{(t)} = |\mathbf{A}^H(\bar{k}_v, \bar{l}_r) \mathbf{y}|, \beta = \sigma^{-2}, \theta_v = 0, \theta_r = 0, \sigma^2 = \|\mathbf{y}\|^2 / (100MN)$;
- c) 根据式(31)和式(32)更新条件后验均值向量 $\mu_h^{(t)}$ 和协方差矩阵 $\Sigma_h^{(t)}$;
- d) 根据式(33)~式(39)更新超参数 $\alpha^{(t)}, \beta^{(t)}, \theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)}$;
- e) 根据式(40)更新虚拟网格参数 $\bar{k}_v^{(t)}, \bar{l}_r^{(t)}$;
- f) 若 $\|\mathbf{y} - \Phi(\theta_v^{(t)}, \theta_r^{(t)}) \mu_h^{(t)}\|^2 \leq \epsilon$ 或 $t = T_{\max}$, 进行步骤 h), 否则进行步骤 g);
- g) $t = t + 1$, 重复步骤 c)~步骤 f);
- h) 输出 $\mu_h^{(t)}$ 。

3 仿真实验与分析

通过仿真实验验证 dynamic-SBL 算法对目标参数估计性能的优化效果。设置仿真参数: DD 域网格数 $M \times N = 32 \times 32$, 载波频率 $f_c = 5.1 \text{ GHz}$, 子载波间隔 $\Delta f = 30 \text{ kHz}$; 实验过程中的多普勒频率和时延在 $-5 \text{ 195.2} \sim 5 \text{ 195.2 Hz}$,

$0 \sim 2 \times 10^{-5}$ s 范围内随机生成^[20]; 目标数 $P = 5$, 雷达与目标间的最大相对速度为 550 km/h, 最大距离为 3 km, 雷达接收信噪比为 20 dB; $T_{\max} = 300$, $\epsilon = 10^{-4}$, $\rho = 0.01$, $c = d = 10^{-4}$ 。目标增益系数^[12]

$$h_p \sim \text{CN}(0, \exp(-0.1l_{\tau_p}) / \sum_p \exp(-0.1l_{\tau_p})) \quad (41)$$

为观察分辨率对目标回波及其参数估计的影响, 设虚拟网格的多普勒频率分辨率 r_v 和时延分辨率 r_τ 的取值范围均为 0.1~0.9。在本次实验中, 采用 3 种具有代表性的算法与 dynamic-SBL 算法进行对比。这 3 种算法分别是: 在网估计算法, 称为 MF 算法^[7]; 针对离网效应, 将网格精细划分的 DD 域路径干扰消除 (DD inter-path interference cancellation, DDIPIC) 算法^[11]; 采用离网模型的一维离网 SBL (1D off-grid SBL) 算法^[12]。归一化时延和多普勒频率估计的均方误差与信噪比的关系如图 4 所示, 其中 $r_v = r_\tau = 0.8$ 。

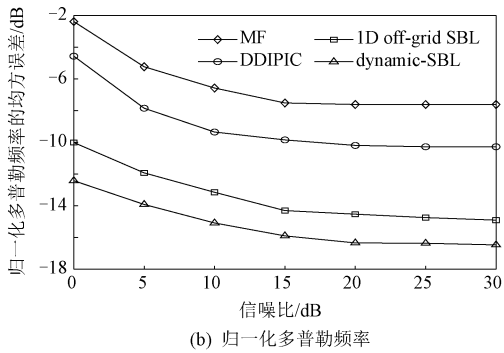
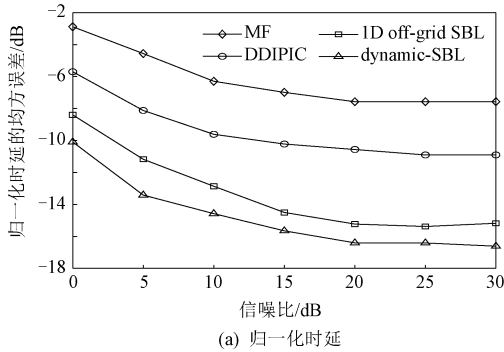


图 4 归一化时延和多普勒频率估计的均方误差与信噪比的关系

由图 4 可知: 所有算法估计的归一化时延和多普勒频率的均方误差均随着信噪比的增加而逐步降低, 并在信噪比达到 20 dB 时趋于稳定; 在相同的信噪比条件下, 本文所提算法的参数估计性

能始终表现最佳; 相较于传统离网算法 1D off-grid SBL, dynamic-SBL 算法参数估计的均方误差下降了近 2.0 dB。

下面通过实验研究虚拟网格分辨率与参数估计均方误差间的关系, 其中 $M \times N = 64 \times 64$ 。当研究多普勒频率与虚拟网格分辨率间的关系时, 设虚拟网格的时延分辨率 $r_\tau = 0.5$; 当研究时延与虚拟网格分辨率间的关系时, 设虚拟网格的多普勒频率分辨率 $r_v = 0.5$ 。虚拟网格分辨率与网格参数估计的均方误差的关系如图 5 所示。

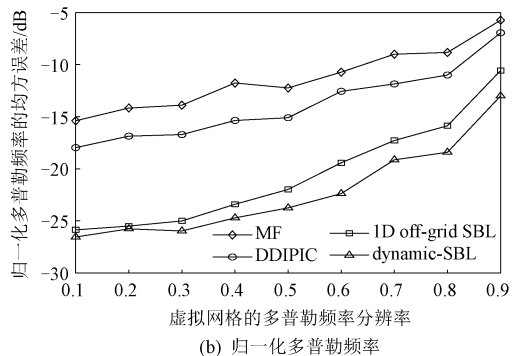
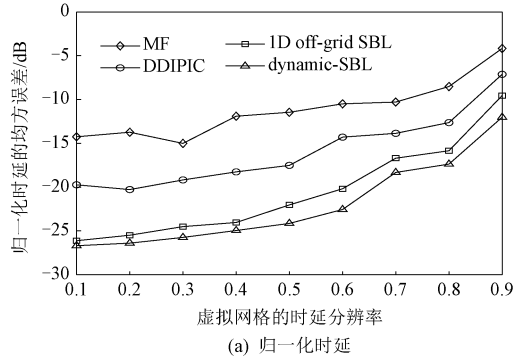


图 5 虚拟网格分辨率与多普勒频率和时延均方误差间的关系

由图 5 可知, 所有算法的参数估计性能均与虚拟网格分辨率相关, 总体上, 分辨率越小, 参数估计性能越优越。这表明, 算法估计性能仍依赖于网格划分的精细程度。值得注意的是, 当分辨率相近时, 曲线存在波动, 这说明分辨率对参数估计准确性的影响并非绝对。此外, 采用一阶近似离网模型的 1D off-grid SBL 和 dynamic-SBL 算法的参数估计性能优于完全依赖网格划分的另外两种算法的性能, 这主要归功于其更为灵活的模型构建。在虚拟网格分辨率较大的情况下, 与 1D off-grid SBL 算法相比, dynamic-SBL 算法参数估计的均方误差下降了 2.8 dB 左右, 这体现了网

格参数化的估计性能优势。

4 结论

本文在一阶线性近似离网模型基础上,提出了一种基于 OTFS 调制的 dynamic-SBL 算法。该算法在稀疏贝叶斯学习框架下引入动态虚拟网格,通过不断更新调整网格参数降低建模误差,提升目标参数估计性能。同时考虑到虚拟网格与雷达目标具有相同的稀疏度,采用局部更新虚拟网格参数的方法,降低了计算复杂度。仿真结果表明:与传统离网算法相比,本文所提动态离网算法具有更好的目标参数估计性能;虚拟网格分辨率也是影响目标参数估计性能的重要因素,虚拟网格分辨率越小,算法估计性能越优越。

参考文献

- [1] LIU F, CUI Y H, MASOUIROS C, et al. Integrated sensing and communications: toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [2] 虞湘宾, 钱盼盼, 蔡鸿飞. 面向 6G 无线通信的可移动天线技术研究综述[J]. *南京航空航天大学学报*, 2024, 56(5): 773-783.
- [3] 廖勇, 罗渝, 荆亚昊. 6G 新型时延多普勒通信范式: OTFS 的技术优势、设计挑战、应用与前景[J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(5): 1827-1842.
- [4] HADANI R, RAKIB S, MOLISCH A F, et al. Orthogonal time frequency space (OTFS) modulation for millimeter-wave communications systems[C]// 2017 IEEE MTT-S International Microwave Symposium (IMS), Honolulu, HI, USA. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 681-683.
- [5] ZHAO L, GAO W J, GUO W. Sparse Bayesian learning of delay-Doppler channel for OTFS system[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(12): 2766-2769.
- [6] ZEGRAR S E, HAIF H, ARALAN H. OTFS-based ISAC for super-resolution range-velocity profile[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(7): 3934-3946.
- [7] RAVITEJA P, PHAN K T, HONG Y, et al.

- Orthogonal time frequency space (OTFS) modulation based radar system[C]// 2019 IEEE Radar Conference (RadarConf), Boston, MA, USA. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [8] GAUDIO L, KOBAYASHI M, BISSINGER B, et al. Performance analysis of joint radar and communication using OFDM and OTFS[C]// 2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), Shanghai, China. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [9] MUPPANWNI S P, MATTU S R, CHOCKALINGAM A. Channel and radar parameter estimation with fractional delay-Doppler using OTFS[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(5): 1392-1396.
- [10] RAVITEJA P, PHAN K T, HONG Y, et al. Interference cancellation and iterative detection for orthogonal time frequency space modulation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(10): 6501-6515.
- [11] GAUDIO L, KOBAYASHI M, CAIRE G, et al. On the effectiveness of OTFS for joint radar parameter estimation and communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(9): 5951-5965.
- [12] YANG Z, XIE L H, ZHANG C H. Off-grid direction of arrival estimation using sparse Bayesian inference[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 61(1): 38-43.
- [13] WEI Z Q, YUAN W J, LI S Y, et al. Off-grid channel estimation with sparse Bayesian learning for OTFS systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 7407-7426.
- [14] WANG Q L, LIANG Y, ZHANG Z Q, et al. 2D off-grid decomposition and SBL combination for OTFS channel estimation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(5): 3084-3098.
- [15] 邢旺, 唐晓刚, 周一青, 等. 面向 OTFS 的时延-多普勒域信道估计方法综述[J]. *通信学报*, 2022, 43(12): 188-201.
- [16] 刘晨文. 基于 OTFS 调制的车载毫米波雷达通信一体化技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2021.

(下转第 37 页)

同的条件下,圆环状的杂散光得到了较好抑制,如图10(b)所示。

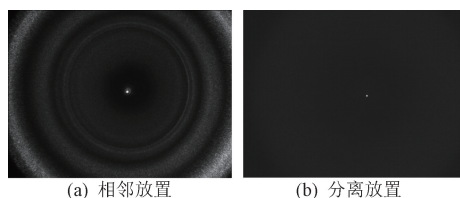


图10 滤光片与衰减片不同放置方式下的目标光斑图像

5 结论

为满足复杂环境下大视场、宽波段、高精度的激光告警需求,本文对超广角光学系统进行了理论分析,结果表明系统焦距越小,其分辨率越高。根据理论分析,设计并实现了 182° 成像视场的超广角光学系统。针对探测器光谱响应不均匀的特性,提出了互补性滤光片光谱透过率设计思路。通过鬼像分析优化了光学系统的结构布局,并提出了该系统的杂散光抑制措施。试验结果表明:经光谱补偿后,系统光谱响应不均匀性得到了显著改善;同时,采用滤光片和衰减片分离放置的结构形式可有效抑制杂散光。

参考文献

[1] 张洁. 激光告警设备的组成和工作原理[J]. 航天

电子对抗, 2002(2): 42-46.

[2] 张方, 任华军. 激光侦察告警技术现状与发展趋势[J]. 现代信息技术, 2019, 3(10): 44-46.

[3] 任华军, 张健, 焦凯强. 高分辨力激光告警与光电精确对抗探讨[J]. 坦克装甲车辆, 2019(8): 60-61.

[4] 任宁, 秦凤英. 国外激光对抗预警卫星的技术浅析[J]. 光电对抗与无源干扰, 2003, 18(1): 12-15.

[5] 刘必鏊, 时家明, 严学澄, 等. 激光对卫星的威胁及其防护[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(3): 470-475.

[6] 李发泉, 程学武, 杨勇, 等. 星载威胁激光探测告警的技术需求分析[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(增刊3): 331-334.

[7] 吴新宇, 陈拥军, 张华达, 等. 大视场激光探测与告警技术[J]. 光电工程, 2004, 31(7): 5-7.

[8] 张瑞, 杨雪梅, 石金, 等. 宽光谱多参数激光告警探测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(8): 2581-2587.

[9] 张卓奇, 张瑞, 牛家麒, 等. 基于FPGA的双目高精度宽波段激光告警系统[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(4): 279-286.

[10] 张继艳, 黄元庆, 熊飞兵, 等. 短焦距超广角镜头的光学设计[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(10): 102202.

(上接第14页)

[17] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1: 211-244.

[18] 郜丽鹏, 杜旭华. 基于变分稀疏贝叶斯学习的DOA估计[J]. 应用科技, 2018, 45(6): 32-36.

[19] CANDLES E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate

measurements[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics: A Journal Issued by the Courant Institute of Mathematical Sciences, 2006, 59(8): 1207-1223.

[20] VU V T, 高洪元, 孙溶辰, 等. 一种冲击噪声下的多目标跟踪算法[J]. 应用科技, 2024, 51(1): 130-135.