

强干扰下基于三阶互累积量的FMCW雷达 信号DOA估计算法

夏楠, 马昕昕, 王思琦

(大连工业大学信息科学与工程学院, 辽宁大连 116034)

摘要: 针对车载调频连续波雷达存在相互干扰的实际情况, 本文提出了一种基于三阶互累积量的多目标波达方向超分辨估计方法. 该方法利用同步采集的阵列信号并根据回波信号和干扰信号的非相关特性, 构造三阶互累积量矩阵, 随后根据子空间方法获得二维空间谱, 实现距离和方位的联合估计. 计算机仿真结果表明, 本文所提方法能够在抑制强干扰影响的同时实现 3° 以内多目标识别, 与现有超分辨法和重构法相比, 具有更高的角度分辨率和估计精度.

关键词: 调频连续波雷达; 波达方向估计; 空间谱; 三阶互累积量; 干扰抑制

基金项目: 教育部产学合作协同育人项目(No.220603231024713); 辽宁省自然科学基金(No.2019-ZD-0289)

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2024)02-0510-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230258

FMCW Radar Signal DOA Estimation Method Based on the Third-Order Cross Cumulant Under High Interference

XIA Nan, MA Xin-xin, WANG Si-qi

(School of Information Science and Engineering, Dalian Polytechnic University, Dalian, Liaoning 116034, China)

Abstract: In order to handle the realistic issue of mutual interference in vehicle-mounted frequency-modulated continuous wave radars, this paper proposes a super-resolution direction of arrival estimation approach based on the third-order cross cumulant. According to the property of non-correlation between the echo signals and the interference signals, the method uses the synchronously sampled array signals to build a third-order cross cumulant matrix, which is then used to obtain a two-dimensional spatial spectrum using the subspace method for joint range and bearing estimation. Simulation results demonstrate that the proposed method can suppress the effect of strong interference and identify multiple targets within 3 degrees. Compared with the existing super-resolution and reconstruction methods, the method has higher angular resolution and estimation accuracy.

Key words: frequency-modulated continuous wave radar; direction of arrival estimation; spatial spectrum; the third-order cross cumulant; interference suppression

Foundation Item(s): Industry-University Cooperation Education Project of the Ministry of Education (No.220603231024713); Natural Science Foundation of Liaoning Province (No.2019-ZD-0289)

1 引言

随着高级辅助驾驶和无人驾驶技术的不断革新, 汽车雷达数量日益增多. 与此同时, 在有限的频谱带宽内, 车载雷达信号之间相互干扰的现象屡见不鲜^[1-4]. 这种干扰会导致雷达系统的探测性能严重下降, 甚至会产生虚假目标造成误检、误判, 尤其在复杂交通道路

环境下, 极易导致交通事故的发生^[5-8]. 因此, 车载调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达及其抗干扰技术的研究, 对提升汽车智能化程度和交通安全性有着重要意义^[9-11].

在车载FMCW雷达技术的研究中, 波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计是雷达目标定位的一项重要技术指标. 目前, 在强干扰情况下的DOA估计方法

主要可以总结为以下三类:第一类是基于信号空间特征的超分辨率方法;第二类是利用稀疏表示的信号重构方法;第三类方法是包含自适应波束形成、深度神经网络、经验模态分解、小波去噪等其他方法.具体研究进展如下.

在第一类方法中,文献[12~14]主要利用多重信号分类算法和旋转不变子空间算法估计信号参数,但当信噪比较低时,这些方法在分辨率和精度上都有所下降.文献[15~17]对空间谱估计进行降维处理,目的是降低计算复杂度,但角度分辨率有所下降.为了进一步提高阵列自由度,文献[18]提出了一种基于最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计的实时超分辨率算法.与传统的 ML 估计相比,这种算法利用相邻时隙输入数据之间的内在相关性来减少搜索空间,减少了计算时间.文献[19]针对车载 FMCW 雷达提出了一种基于快速傅里叶变换和 MUSIC 算法相结合的二维参数估计器,与传统单一方法相比,降低了计算量.文献[20]提出了一种基于多信号分类算法的高阶扩展互质阵列来改进 DOA 估计,这种方法提供了比均匀线性阵列更高的分辨率及阵列自由度.

在第二类方法中,文献[21~23]使用压缩感知(Compressive Sensing, CS)矩阵,采用扩展的拉格朗日乘子方法,通过凸优化同时确定相应的参数的方式,具有良好的计算效率、更高的分辨率和更强的干扰抑制能力.文献[24]将压缩感知与贝叶斯推理的迭代算法结合,从较少的压缩测量中重建原始信号,提升了计算速度.文献[25]提出了一种混合 CS 重构算法,在干扰环境下能够提高测向精度,但计算复杂度较高.文献[26~29]利用 DOA 估计的噪声子空间正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法,整合信号和噪声子空间的有效信息,提高算法角度分辨率抑制干扰.

在第三类方法中,文献[30~32]采用自适应波束成形技术对多雷达波束空间联合处理,消除多个主瓣干扰,但收敛速度较慢.文献[33]提出一种基于自适应消除器的干扰抑制方法,采用粒子群优化算法使受害雷达波形与干扰雷达波形的相关性最小化,但计算复杂度较高.文献[34]提出一种基于卷积神经网络的雷达信号去噪和干扰缓解的量化技术,但需要大量的数据作为训练样本信号.文献[35]提出一种基于几何序列分解的汽车雷达系统干扰消除方法,将接收到的信号分解为不同的非正交叠加信号来抑制干扰.文献[36]提出了一种基于经验模态分解和 MUSIC 算法联合 DOA 估计方法,利用经验模态分解将受干扰的接收天线接收信号分解为若干分量,然后抑制干扰分量中的干扰信号.文献[37]利用小波去噪方法抑制汽车雷

达系统中的互干扰,但选取最佳小波基函数有一定难度.

利用上述方法进行强干扰情况下的雷达回波信号 DOA 估计,很难分辨出 5° 以内的多目标信号.这主要表现在 5° 以内强信号会淹没弱信号,从而漏检弱目标.基于上述问题,本文提出基于三阶互累积量的 DOA 估计算法.在车载 FMCW 雷达存在强干扰的情况下,首先,构造车载 FMCW 雷达信号模型.其次,根据参考信号和雷达回波信号的强相关特性以及回波信号和干扰信号的非相关特性,推导出三阶互累积量矩阵.然后,根据子空间方法获得二维空间谱,实现距离和方位的联合估计.最后,对二维空间谱进行降维处理,得到关于方位的一维空间谱.仿真结果证明了本文算法的有效性和优越性,本文算法在强干扰情况下能够进行高精度测向,抑制干扰,且准确区分出相距 3° 以内的目标信号.

2 信号模型

当车载雷达同时接收到来自目标回波信号和对向行驶车辆的雷达信号时,就会发生雷达间相互干扰,干扰过强会导致目标的误检测而引发交通事故.本文考虑的应用场景如图 1 所示,其中车辆 A, B, C 向东行驶,车辆 D, E, F 向西行驶,且车辆 A 配备阵列雷达天线对周围目标进行探测.由于受到车辆 D 的雷达信号影响,车辆 A 无法检测到车辆 B 的存在而造成安全隐患.

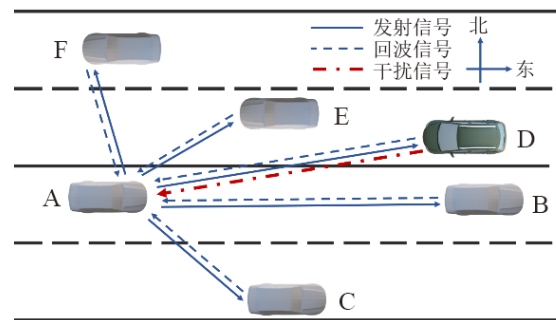


图1 干扰场景模拟

为对干扰场景下信号进行建模,本文考虑通用的雷达发射信号和回波信号模型.雷达发射信号 $s_T(t)$ 可以表示为

$$s_T(t) = e^{j2\pi(f_c t + 0.5\mu t^2)} \quad (1)$$

其中, t 表示时间变量, f_c 表示信号载频, μ 表示调制斜率, 有

$$\mu = \frac{B}{T} \quad (2)$$

其中, B 表示扫频带宽, T 表示扫频周期.

假设有 K 个远场目标回波信号来自不同方向 $\theta_k (k=0, 1, \dots, K-1)$ 和 K_I 个干扰信号, 且 $K_I < K$. 则线性阵列第 m 个阵元接收到的差频信号可以表示为

$$x_m(t) = \sum_{k=0}^{K-1} a_m(\theta_k) \cdot s_k(t) + \sum_{i=0}^{K_I-1} b_m(\xi_i) \cdot w_i(t) + u_m(t) \quad (3)$$

其中, $m=0, 1, \dots, M-1$. 式(3)中涉及的参数具体解释如下.

$s_k(t)$ 表示第 k 个回波差频信号, 即

$$s_k(t) = \alpha_k e^{j2\pi(-\mu\tau_k t + 0.5\mu\tau_k^2 - f_c\tau_k)} \quad (4)$$

其中, α_k 表示第 k 个目标的回波信号振幅. τ_k 为第 k 个回波信号的时延, 有

$$\tau_k = \frac{2R_k}{c} \quad (5)$$

其中, c 为光速, R_k 为目标距离.

$w_i(t)$ 表示第 i 个干扰的差频信号, 有

$$w_i(t) = \alpha_i' e^{j2\pi(f_i' - f_c)t + 0.5(\mu_i' - \mu)^2 t^2} \quad (6)$$

其中, α_i' 表示干扰信号的振幅, f_i' 表示干扰信号的载频, 调制斜率 μ_i' 表示为

$$\mu_i' = \frac{B_i'}{T_i'} \quad (7)$$

这里, B_i' 表示干扰信号的扫频带宽, T_i' 表示干扰信号的扫频周期.

根据相邻接收天线之间的信号相位差得到回波信号导向矢量 $\mathbf{a}_m = [a_m(\theta_0), a_m(\theta_1), \dots, a_m(\theta_{K-1})]^T$, 符号 \mathbf{T} 表示转置, 其中元素表示为

$$a_m(\theta_k) = e^{j\frac{2\pi}{\lambda} d \cdot m \cdot \sin(\theta_k)} \quad (8)$$

这里, λ 为信号波长, d 为阵元间距. 同理可得到干扰信号导向矢量为 $\mathbf{b}_m = [b_m(\xi_0), b_m(\xi_1), \dots, b_m(\xi_{K_I-1})]^T$. 由于干扰信号和回波信号波达方向一致, 则 \mathbf{b}_m 中元素可表示为

$$b_m(\xi_i) = e^{j\frac{2\pi}{\lambda} d \cdot m \cdot \sin(\xi_i)} \quad (9)$$

其中, $\xi_i \in \{\theta_k | k=0, 1, \dots, K-1\}$.

式(3)中, $u_m(t)$ 表示叠加的高斯白噪声, 满足 $u_m(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

3 基于三阶累积量的测向算法

本文算法对参考信号进行延迟处理后与差频信号及参考信号的共轭进行累乘, 得到三阶累积量. 当设置的时延值与真实回波信号时延值相互抵消时, 能够获得最大幅度, 从而抑制与参考信号不相关的干扰雷达信号的影响. 假设在接收端离散采样的基带参考信号可以表示为

$$s_r(n) = e^{j\pi\mu \cdot \frac{n^2}{f_s^2}} \quad (10)$$

其中, $n=0, 1, \dots, N-1$ 表示时间序列索引, N 表示采样点总数, f_s 表示采样率, 设 τ 为采样点延迟变量, 则有

$$s_r(n+\tau) = e^{j\pi\mu \cdot \frac{(n+\tau)^2}{f_s^2}} \quad (11)$$

将式(3)进行离散采样得到 $x_m(n)$, 并与 $s_r(n+\tau)$ 和 $s_r^*(n)$ 共同构成三阶累积量表达式, 即

$$\begin{aligned} c_{xyz}(0, \tau, 0) &= \text{cum}\{x_m(n), s_r(n+\tau), s_r^*(n)\} \\ &\approx E\left\{\left[\sum_{k=0}^{K-1} a_m(\theta_k) \cdot s_k(n)\right] \cdot s_r(n+\tau) \cdot s_r^*(n)\right\} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{K-1} a_m(\theta_k) \alpha_k e^{j2\pi\left[\mu \cdot n \cdot \frac{(\tau-\tau_k)}{f_s^2} + \mu \cdot \frac{(\tau^2+\tau_k^2)}{2f_s^2} - \frac{f_c\tau_k}{f_s}\right]} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\text{cum}\{\cdot\}$ 表示累积量函数, $E\{\cdot\}$ 表示平均算子, 符号 $*$ 表示取共轭. 式(12)中, 干扰信号得到了抑制, 且利用复周期信号求和, 可以得到

$$\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{j2\pi\mu \cdot n \cdot \frac{(\tau-\tau_k)}{f_s^2}} = \begin{cases} 1, & \tau = \tau_k \\ 0, & \tau \neq \tau_k \end{cases} \quad (13)$$

因此, 当 $\tau = \tau_k$ 时, 式(12)可化简为

$$c_{xyz}(0, \tau, 0) = \sum_{k=0}^{K-1} a_m(\theta_k) \alpha_k e^{j2\pi\mu \cdot \frac{\tau^2}{f_s^2} - \frac{f_c\tau_k}{f_s}} \quad (14)$$

式(14)根据复周期信号求和特性, 消除时变分量的影响, 当设置的时延值与真实回波信号时延值相等时, 能够获得三阶累积量的最大幅度, 从而抑制与参考信号不相关的干扰雷达信号的影响. 进一步, 将式(3)中信号经离散采样后表示为矩阵形式, 有

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{B}\mathbf{W} + \mathbf{U} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示接收信号矩阵, $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 表示雷达回波信号的导向矩阵, 有 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{M-1}]^T$, $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{K \times N}$ 表示回波信号矩阵, 有 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_{K-1}]^T$, $\mathbf{s}_k = [s_k(0), s_k(1), \dots, s_k(N-1)]$, $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{M \times K_I}$ 表示干扰信号的导向矩阵, 有 $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_0, \mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_{M-1}]^T$. $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{K_I \times N}$ 表示干扰信号矩阵, 有 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_0, \mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_{K_I-1}]^T$, $\mathbf{w}_i = [w_i(0), w_i(1), \dots, w_i(N-1)]^T$. $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示噪声矩阵.

因此, 根据式(14)的三阶累积量性质和式(15)矩阵模型推导得到三阶互累积量矩阵表达式为

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= \frac{1}{N} (\mathbf{X} \odot \mathbf{S}_\tau) \mathbf{S}_r^H \\ &= \frac{1}{N} (\mathbf{A}\mathbf{S} \odot \mathbf{S}_\tau) \mathbf{S}_r^H \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{M \times M}$, 符号 \odot 表示哈达玛积, 符号 \mathbf{H} 表示共轭转置, $\mathbf{S}_\tau \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示参考时延矩阵, 有 $\mathbf{S}_\tau =$

$[1, 1, \dots, 1]^T \cdot [s_r(\tau), s_r(1+\tau), \dots, s_r(N-1+\tau)]$, $\mathbf{S}_r \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示参考矩阵, 有 $\mathbf{S}_r = [1, 1, \dots, 1]^T \cdot [s_r(0), s_r(1), \dots, s_r(N-1)]$

式(16)通过将矩阵 \mathbf{X} 与时延矩阵 \mathbf{S}_τ 对应项相乘, 再与 \mathbf{S}_r^H 相乘后取平均, 消除了不相关信号, 从而抑制了干扰和噪声. 对三阶互累积量矩阵表达式的特征值进行特征分解, 可以将式(16)进一步表示为

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}_S(\tau) \boldsymbol{\Sigma}_S \mathbf{U}_S^H(\tau) + \mathbf{U}_N(\tau) \boldsymbol{\Sigma}_N \mathbf{U}_N^H(\tau) \quad (17)$$

其中, $\mathbf{U}_S(\tau)$ 是由最大特征值对应的特征向量构成的信号子空间, 而 $\mathbf{U}_N(\tau)$ 是由 $M-1$ 个较小特征值对应的特征向量构成的噪声子空间. 定义变量 θ 和导向矢量 $\mathbf{a}(\theta)$ 为

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d \sin(\theta)}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d(M-1) \sin(\theta)}]^T \quad (18)$$

根据信号子空间与噪声子空间的正交性, 得到导向矢量 $\mathbf{a}(\theta)$ 与噪声的特征向量构成的矩阵 $\mathbf{U}_N(\tau)$ 有如下关系:

$$\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{U}_N(\tau) = 0 \quad (19)$$

因此, 可推导出二维空间谱公式为

$$\mathbf{P}(\tau, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{U}_N(\tau) \mathbf{U}_N^H(\tau) \mathbf{a}(\theta)} \quad (20)$$

由式(20)可知, 只有当 τ 和 θ 分别为真实时延和方位角时, $\mathbf{P}(\tau, \theta)$ 才会出现峰值. 将二维空间谱进行降维处理, 得到关于波达方向的一维空间谱, 有

$$\mathbf{P}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{\tau=0}^{N-1} \mathbf{P}(\tau, \theta) \quad (21)$$

通过搜索谱峰来估计波达方向.

综上所述, 本文的算法描述参见算法 1.

算法 1 基于三阶累积量的测向算法

1. 初始化: 设置时延搜索范围 $\tau \in [t_0, t_k]$
2. 方位角搜索范围 $\theta \in [\theta_0, \theta_q]$
3. 生成信号矩阵 \mathbf{X} 和参考矩阵 \mathbf{S}_r
4. FOR $\tau = t_0, t_1, \dots, t_k$
5. 生成时延矩阵 \mathbf{S}_τ
6. 根据式(16)计算三阶互累积量矩阵 \mathbf{C}
7. 对矩阵 \mathbf{C} 进行特征分解得到噪声子空间 $\mathbf{U}_N(\tau)$
8. FOR $\theta = \theta_0, \theta_1, \dots, \theta_q$
9. 由式(20)计算二维空间谱 $\mathbf{P}(\tau, \theta)$
10. END
11. END
12. 根据式(21)得到一维方位谱 $\mathbf{P}(\theta)$

4 仿真实验与分析

本节将所提算法与其他算法进行对比, 并分析算法性能. 干扰场景模拟如图 1 所示, 设置车辆 A 配置的参考阵元的正东方向为 0 度, 车辆 D 前端同样具有雷达

探测器, 形成对车辆 B 雷达回波产生强干扰. 设置各个车辆回波信号入射角度为 $[0^\circ, 20^\circ, -3^\circ, -10^\circ, -35^\circ]$, 目标距离为 $[27 \text{ m}, 8 \text{ m}, 25 \text{ m}, 15 \text{ m}, 10 \text{ m}]$, 回波信号幅度向量为 $[0.82, 0.94, 0.84, 0.88, 0.90]$. 车载雷达和干扰雷达的基本参数列于表 1.

表 1 参数设置

参数设置	车载雷达	干扰雷达
载频/GHz	77	77
带宽/MHz	500	300
周期/ μs	10	8
采样点/个数	256	256
采样频率/MHz	30	30
幅度比	1	2

实验 1 存在干扰情况下的距离-方位角联合估计性能

存在一个干扰信号, 即车辆 D 的雷达信号, 其入射角度为 -3° , 天线阵元数为 8, 信噪比 $\text{SNR}=5 \text{ dB}$. 根据式(20)得到距离-方位角二维谱图, 如图 2 所示. 从图中可以看到, 5 个目标车辆, 均能准确识别出来, 特别是在受到来自车辆 D 的强干扰信号时, 采用本文算法可以将离得很近的车辆 B 和车辆 D 的目标信号准确地分辨出来, 而不会导致对车辆 B 的漏判.

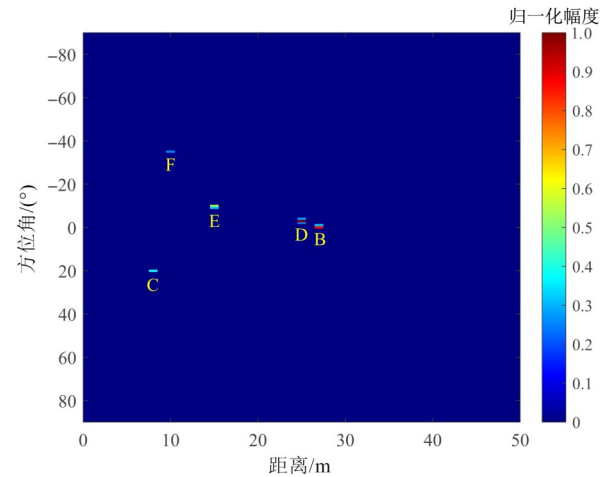


图 2 受干扰情况下的距离-方位角图

实验 2 在无干扰情况下的不同测向算法性能对比

由于其他超分辨率测向算法普遍仅利用差频信号来进行 DOA 估计, 没有充分考虑到参考信号和回波信号的相关性, 没有进行干扰抑制, 因此, 本实验主要考虑在没有干扰情况下, 将本文算法与 MUSIC-like 算法^[12]、经典 MUSIC 算法^[15]和非均匀阵列算法^[14]性能进行对比, 由图 3 给出. 实验中, $\text{SNR}=5 \text{ dB}$, 图 3(a)(b)和(c)分别表示在阵元数为 11, 9, 7 情况下的方位谱图. 由图 3(a)能够看出, 除经典 MUSIC 算法, 其他算法均能分辨出位于 0° 和 -3° 的信号. 随着阵元数量的减少, 非

均匀阵列算法出现虚假谱峰,估计失效.从图3(b)和(c)可以看出,只有本文算法和 MUSIC-like 算法能够分辨出 0° 和 -3° ,其他两种算法在减少阵元数之后,出现虚假谱峰,估计失效. MUSIC-like 算法将四阶累积量矩阵代替经典 MUSIC 算法的协方差矩阵,将原始的导向矢量换成导向矢量的克罗内克积,增加了虚拟线阵维度,提升了分辨能力.本文算法利用信号和干扰的非相关性,每次时延变化时,信号子空间仅包含一个信号,降低了信号估计的难度,因此在较低阵元数量情况下仍然能得到比较理想的估计结果.

实验3 存在干扰情况下的不同算法性能对比

当存在来自车辆D的干扰信号时,仿真结果如图4所示.信噪比同样设置 $\text{SNR}=5\text{ dB}$,由图4(a)可知,经典

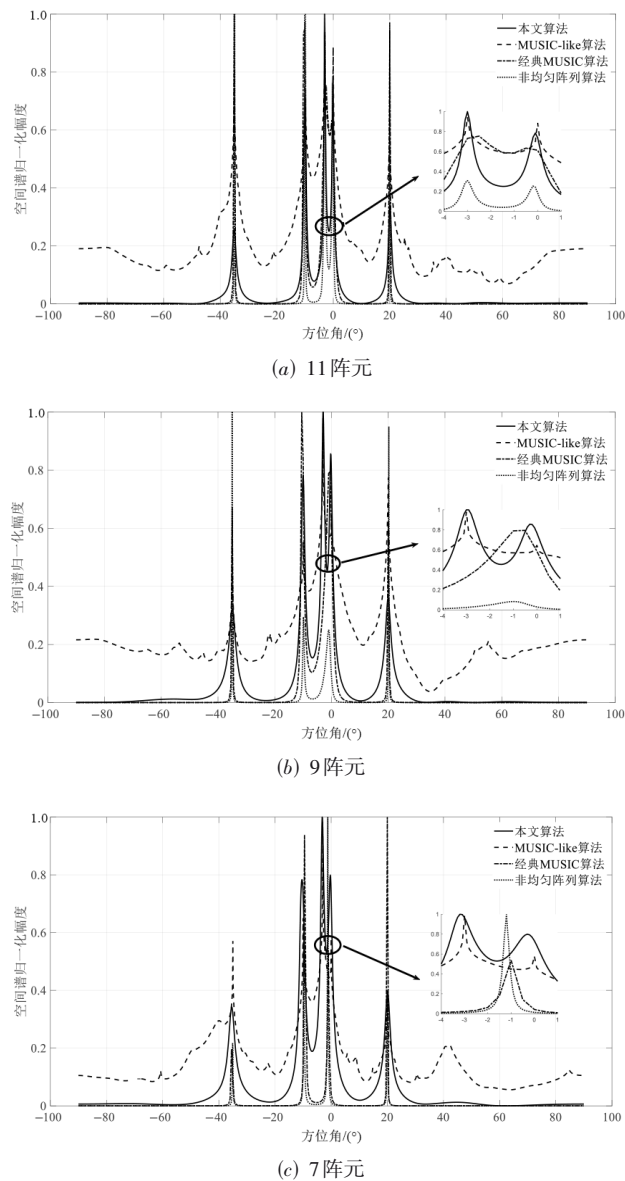


图3 无干扰情况下的算法对比

MUSIC 算法和非均匀阵列算法在强干扰存在情况下已经无法分辨出两个谱峰,图4(b)中, MUSIC-like 算法对 -3° 和 0° 两个方位的估计发生了明显偏离,图4(c)中,随着阵元数的进一步下降,只有本文算法能够准确估计出各波达角度.其他超分辨算法由于缺乏对干扰的抑制,性能衰减明显.

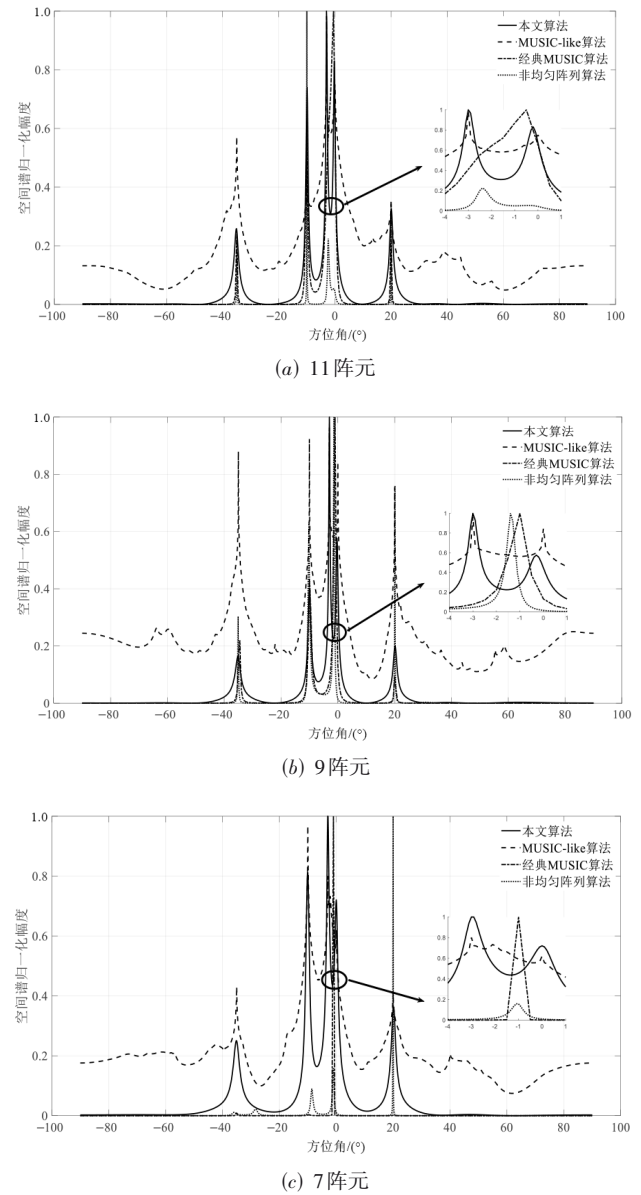


图4 有干扰情况下的算法对比

实验4 不同信噪比情况下的各类算法性能对比

本次实验中,除考虑超分辨算法以外,还对比了重构类及其他方法,具体包括 LS-ESPRIT 算法^[13]、MUSIC-like 算法^[12]、非均匀阵列算法^[14]、OMP-CS 压缩感知重构算法^[29]和 EMD 经验模态分解算法^[36].由于大部分算法均无法实现 3° 以内的多信号分辨,因此本

实验仅考虑存在 $K=2$ 个角度差为 5° 的入射信号. 改变入射信号的信噪比,使其从 -10 dB 至 20 dB 区间变化,每个信噪比下进行 $L=500$ 次 Monte-Carlo 仿真试验,得到 DOA 估计的均方根误差 (Root-Mean-Square Error, RMSE) 为

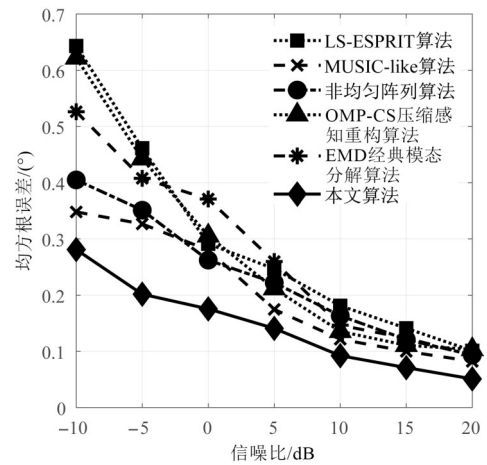
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{LK} \sum_{k=1}^2 \sum_{l=1}^L (\hat{\theta}_{k,l} - \theta_k)^2} \quad (22)$$

其中, $\hat{\theta}_{k,l}$ 为第 k 个信号在 l 次测量中的估计值, θ_k 为真实值. RMSE 随信噪比变化的对比结果如图 5 所示. LS-ESPRIT 算法无需进行谱峰搜索,但是估计精度较低. 利用 OMP-CS 压缩感知重构算法通过对每个信号样本进行迭代来求解,从压缩测量中找出原始输入信号的稀疏估计,但受信噪比影响较大. 经验模态分解方法依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解,但容易出现模式混叠的情况.

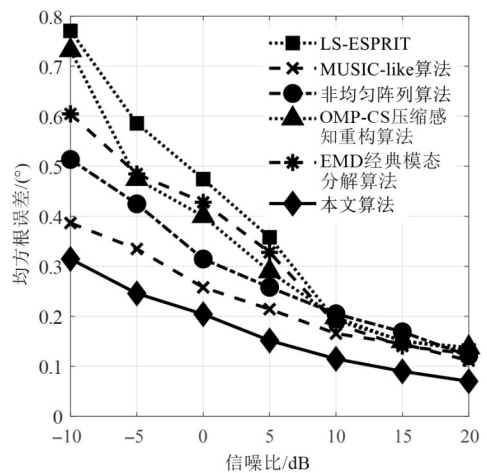
由图 5(a)可知,各类算法的均方根误差均随信噪比的增大而递减,在同一信噪比下,本文算法的均方根误差最小,LS-ESPRIT 算法及 OMP-CS 压缩感知重构算法均方根误差比其他方法误差大. 这是因为两个信号之间相离角度接近,幅度较大的干扰信号覆盖了幅度较小的回波信号,导致识别和重构的难度都大幅度增加. 由图 5(b)和(c)可知,随着阵元数量的减少,均方根误差均呈现上升趋势,当 7 个阵元时,重构类算法已经完全失效,本文算法仍可以分辨出来两个相离较近的角度,在所有的信噪比值上都提供了优越的性能,可以更好地抑制干扰.

5 结论

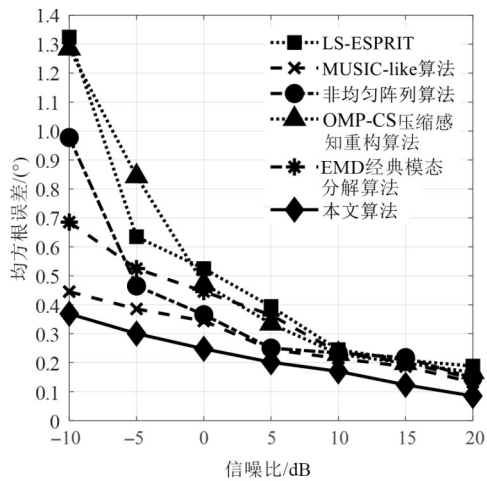
针对车载雷达易受强干扰影响的问题,本文提出一种基于三阶互累积量的 DOA 估计算法,利用发射信号和干扰信号非相关性得到距离-方位二维谱,并进一步简化得到一维方位谱. 在消除强干扰的基础上,实现 3° 以内多目标识别和分辨. 仿真结果表明,与其他算法相比,本文算法可以在较少阵元数量情况下实现高精度 DOA 估计;在强干扰的情况下仍然能够分辨相近目标,且估计精度远优于其他方法;对于不同信噪比,本文算法性能稳定且均方根误差最小. 因此,本文方法能够应用于车载 FMCW 雷达干扰抑制,更适用于复杂交通环境下的目标识别.



(a) 11 阵元



(b) 9 阵元



(c) 7 阵元

图 5 不同算法均方根误差对比

参考文献

- [1] GAO X Y, ROY S, XING G B. MIMO-SAR: A hierarchical high-resolution imaging algorithm for mmWave FMCW radar in autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(8): 7322-7334.
- [2] HAKOBYAN G, YANG B. High-performance automotive radar: A review of signal processing algorithms and modulation schemes[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2019, 36(5): 32-44.
- [3] UYSAL F. Phase-coded FMCW automotive radar: System design and interference mitigation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(1): 270-281.
- [4] SCHOEDER P, SCHWEIZER B, GRATHWOHL A, et al. Multitarget simulator for automotive radar sensors with unknown chirp-sequence modulation[J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2021, 31(9): 1086-1089.
- [5] VENON A, DUPUIS Y, VASSEUR P, et al. Millimeter wave FMCW RADARs for perception, recognition and localization in automotive applications: A survey[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022, 7(3): 533-555.
- [6] ZHANG W, LI H Y, SUN G H, et al. Enhanced detection of doppler-spread targets for FMCW radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(4): 2066-2078.
- [7] WANG J P. CFAR-based interference mitigation for FMCW automotive radar systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 12229-12238.
- [8] 李淑慧, 邓志红, 冯肖雪, 等. 强杂波背景下基于变分贝叶斯推理的机载雷达目标跟踪算法[J]. *电子学报*, 2022, 50(5): 1089-1097.
LI S H, DENG Z H, FENG X X, et al. Variational bayesian inference-based airborne radar target tracking algorithm in strong clutter[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(5): 1089-1097. (in Chinese)
- [9] 许辰人, 马翔天, 徐昊天, 等. 5G 抗干扰技术综述[J]. *电子学报*, 2023, 51(3): 765-778.
XU C R, MA X T, XU H T, et al. A survey of 5G anti-interference technology[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(3): 765-778. (in Chinese)
- [10] WALDSCHMIDT C, HASCH J, MENZEL W. Automotive radar—From first efforts to future systems[J]. *IEEE Journal of Microwaves*, 2021, 1(1): 135-148.
- [11] 陈小龙, 关键, 何友, 等. 高分辨稀疏表示及其在雷达动目标检测中的应用[J]. *雷达学报*, 2017, 6(3): 239-251.
CHEN X L, GUAN J, HE Y, et al. High-resolution sparse representation and its applications in radar moving target detection[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(3): 239-251. (in Chinese)
- [12] LIM H S, NG B P, REDDY V V. Generalized MUSIC-like array processing for underwater environments[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2017, 42(1): 124-134.
- [13] ZHANG W, HAN Y, JIN M, et al. An improved ESPRIT-like algorithm for coherent signals DOA estimation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(2): 339-343.
- [14] LI Z Y, WANG W J, JIANG R K, et al. Hardware acceleration of MUSIC algorithm for sparse arrays and uniform linear arrays[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2022, 69(7): 2941-2954.
- [15] ZHANG X F, CHEN W Y, ZHENG W, et al. Localization of near-field sources: A reduced-dimension MUSIC algorithm[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(7): 1422-1425.
- [16] LIU S, ZHAO J. 2D DOA estimation algorithm with increased degrees of freedom for two parallel linear arrays [J]. *China Communications*, 2020, 17(6): 101-108.
- [17] ZHAO C L, MAO X P, CHEN M Q, et al. Continuous approximation based dimension-reduced estimation for arbitrary sampling[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 1080-1084.
- [18] WU Y B, LI C Z, HOU Y T, et al. Real-time DoA estimation for automotive radar[C]//2021 18th European Radar Conference (EuRAD). Piscataway: IEEE, 2022: 437-440.
- [19] KIM S, LEE K K. Low-complexity joint extrapolation-MUSIC-based 2-D parameter estimator for vital FMCW radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(6): 2205-2216.
- [20] SHI J P, WEN F Q, LIU Y X, et al. High-order extended coprime array design for direction of arrival estimation [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2021, 32(4): 748-755.
- [21] GENG J W, YU Z, LI C S. Synthetic aperture radar increment imaging based on compressed sensing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [22] ZHAO X W, YANG Q S, ZHANG Y H. Synthesis of minimally subarrayed linear arrays via compressed sensing method[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2019, 18(3): 487-491.
- [23] LAVRENKO A, RÖMER F, DEL GALDO G, et al. On the SNR variability in noisy compressed sensing[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(8): 1148-1152.
- [24] YANG L, ZHOU J X, HU L, et al. A perturbation-based

- approach for compressed sensing radar imaging[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2017, 16: 87-90.
- [25] TAI C L, HSIEH S H, LU C S. Greedy algorithms for hybrid compressed sensing[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 2059-2063.
- [26] ZHAO Y, QIN S, SHI Y R, et al. Direction of arrival estimation by matching pursuit algorithm with subspace information[J]. IEEE Access, 2021, 9: 16937-16946.
- [27] WEN J M, ZHANG R, YU W. Signal-dependent performance analysis of orthogonal matching pursuit for exact sparse recovery[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 5031-5046.
- [28] AGHABABAIYAN K, SHAH-MANSOURI V, MAHAM B. High-precision OMP-based direction of arrival estimation scheme for hybrid non-uniform array[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(2): 354-357.
- [29] PALI M C, RUETZ S, SCHNASS K. Average performance of OMP and thresholding under dictionary mismatch[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 1077-1081.
- [30] JALAL B, YANG X P, LIU Q H, et al. Fast and robust variable-step-size LMS algorithm for adaptive beamforming[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2020, 19(7): 1206-1210.
- [31] RANI M, DHOK S B, DESHMUKH R B. A systematic review of compressive sensing: Concepts, implementations and applications[J]. IEEE Access, 2018, 6: 4875-4894.
- [32] CHEN X Z, SHU T, YU K B, et al. Joint adaptive beamforming techniques for distributed array radars in multiple mainlobe and sidelobe jammings[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2020, 19(2): 248-252.
- [33] JIN F, CAO S Y. Automotive radar interference mitigation using adaptive noise canceller[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3747-3754.
- [34] ROCK J, ROTH W, TOTH M, et al. Resource-efficient deep neural networks for automotive radar interference mitigation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(4): 927-940.
- [35] LEE W H, LEE S. Geometric sequence decomposition-based interference cancellation in automotive radar systems[J]. IEEE Access, 2022, 10: 4318-4327.
- [36] LIU Z Y, WU J Y, YANG S Y, et al. DOA estimation method based on EMD and MUSIC for mutual interference in FMCW automotive radars[J]. IEEE Geoscience

and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 1-5.

- [37] LEE S, LEE J Y, KIM S C. Mutual interference suppression using wavelet denoising in automotive FMCW radar systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(2): 887-897.

作者简介



夏楠 男, 1983年5月生于辽宁省大连市. 2013年在大连理工大学获工学博士学位. 其后在国家无线电监测中心从事无线电监测定位研究工作, 高级工程师. 现为大连工业大学信息科学与工程学院副教授. 主要研究方向为阵列信号处理、非线性参数估计技术.

E-mail: xianan0520@aliyun.com



马昕昕 女, 1999年4月生于辽宁省鞍山市. 现为大连工业大学硕士研究生. 主要研究方向为雷达信号处理、阵列信号处理.

E-mail: 15241209971@163.com



王思琦 女, 1999年11月生于辽宁省本溪市. 现为大连工业大学硕士研究生. 主要研究方向为阵列信号处理、空间谱测向技术.

E-mail: 273028685@qq.com