

复杂多径信号下基于空域变换的米波雷达稳健测高算法

陈根华^{*①} 陈伯孝^②

^①(南昌工程学院信息工程学院 南昌 310099)

^②(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 针对米波(VHF)雷达的复杂多径信号中散射分量的非高斯性严重影响测高的稳定性, 该文提出了稳健的空域符号变换最大似然测高算法。该算法先对多维阵列快拍矢量进行空域符号变换处理, 以抑制散射分量野值点对阵列协方差矩阵及其测高算法的影响, 再计算符号协方差矩阵(SCM), 然后根据符号协方差矩阵的映射等效性和特征空间不变性, 将符号协方差矩阵应用到最大似然(SCM-ML)测高算法中, 实现了稳健的米波雷达低角测高。该算法有效抑制了多径信号中散射分量和波束打地形成的强杂波的非高斯性, 提高了米波雷达低角测高的稳健性。仿真结果和实测数据验证了算法的稳健性与有效性。

关键词: 米波雷达; 空域符号变换; 散射分量; 非高斯性; 测高

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)05-1297-06

DOI: 10.11999/JEIT190554

Robust Altitude Estimation Based on Spatial Sign Transform in the Presence of Diffuse Multipath for Very High Frequency Radar

CHEN Genhua^① CHEN Baixiao^②

^①(School of Information Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 310099, China)

^②(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A robust spatial sign transform-based maximum likelihood method for low-elevation target altitude measurement is proposed in the presence of the non-Gaussian diffuse multipath component for Very High Frequency (VHF) radar. The spatial sign transform is implemented to the antenna array snapshots, reducing the influence of the outliers on array covariance matrix and the low elevation estimation algorithms, followed by computing the spatial Sign Covariance Matrix(SCM). Then the application of SCM to the Maximum Likelihood method(SCM-ML) is presented on the basis of the affine equivalence and preservation of the eigenstructure for robust low elevation estimation and height finding of VHF radar. The proposed method effectively solves the non-Gaussian property of the diffuse multipath component and improves the robustness of low elevation estimation. Simulation result and real data demonstrate the robustness and validation of the SCM-ML method.

Key words: Very High Frequency (VHF) radar; Spatial sign transform; Diffuse component; Non-Gaussian; Altitude estimation

1 引言

米波雷达因波长较长, 在反隐身、反辐射导弹和作用距离远等方面的突出优势使其在国家防空系统的作用越来越重要^[1], 但也导致其波束宽、角分

辨率低、定位精度低。当目标处于米波雷达波束低仰角区时, 波束打地, 产生很强的热杂波^[2], 另一方面目标经地(海)面产生复杂的多径反射信号, 使得米波雷达的测高困难, 甚至失效^[3], 严重限制米波雷达低角目标的定位与跟踪性能, 因此, 米波雷达低角测高难题已成为制约米波雷达应用的关键因素。

实际上, 米波雷达测高的核心问题是低角估计, 当采用常规单脉冲体制测高时, 复杂多径信号将大大展宽波束主瓣宽度^[4], 导致测高出现严重误差, 进而跟踪失败。因此, 目前主要采用超分辨

收稿日期: 2019-07-24; 改回日期: 2020-02-24; 网络出版: 2020-03-21

*通信作者: 陈根华 cghnit@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61401187), 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ170990)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(61401187), The Science Research of Jiangxi Provincial Department of Education(GJJ170990)

方法研究米波雷达测高问题^[2], 主要从多径反射信号与目标直达波信号间强相关性角度出发, 提出了空间平滑法、Toeplitz法、虚拟阵列空间平滑法, 合成导向矢量法等方法, 但以上方法都将多径信号建模为仅含镜面反射分量而忽略散射分量。另外, 最近提出的扰动散射模型^[3]和分布源模型^[5]也仅分析复杂地(海)面的多径信号中的镜面分量, 但仍忽略了多径信号中的散射分量, 因此模型的失配必然导致米波雷达的参数化测高是非稳健的。

理论上, 当多径反射环境复杂时, 波束打地形成的强热杂波和多径信号中的散射分量具有很强的非高斯性^[5], 而现有测高算法都是建立在散射分量为高斯白噪声的理论基础上。因此, 本文首先利用多径信号通用模型建立米波雷达信号模型, 再针对散射分量和热杂波的非高斯性提出了稳健的空域符号协方差矩阵最大似然(Sign Covariance Matrix-Maximum Likelihood, SCM-ML)测高算法, 本算法先实现快拍矢量的空域符号变换以抑制野值点(outlier)对阵列协方差矩阵及其测高算法的影响, 再计算空域符号协方差矩阵, 然后根据符号协方差矩阵的映射等效性和特征空间不变性原理^[6], 结合最大似然估计法实现米波雷达的稳健测高。实测数据和仿真结果验证了算法的稳健性与有效性。

2 模型

复杂环境下米波雷达低角跟踪时阵列天线系统如图1所示, 天线为垂直放置的阵元数为 M 的均匀线阵, 阵元间距为 d , 天线高度为 h , 目标高度为 H , 目标距离为 R 。由于米波雷达波束较宽, 当目标仰角较低时, 地面反射的多径信号是导致常规单脉冲雷达跟踪失败的主要原因^[2-5]。目前常用的多径信号模型为Barton模型^[4], 该模型将多径信号分为互不相干的成镜面反射分量(specular component)和散射(diffuse component)分量两部分, 也称为相参分量和非相参分量。设 θ_T 为目标入射角, θ_s 为镜面反射信号入射角, θ_d 为散射分量的入射角。

M 维阵列快拍矢量 $\mathbf{x}(t)$ 可表示为

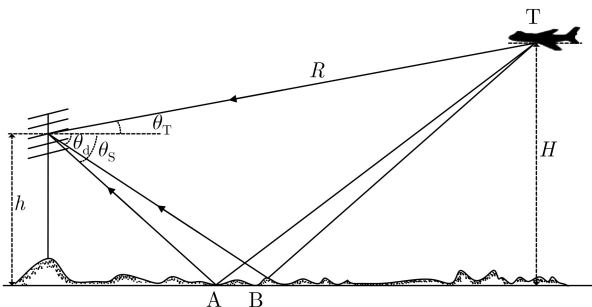


图1 复杂环境下米波雷达低角目标测高示意图

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= \mathbf{x}_T(t) + \mathbf{x}_s(t) + \mathbf{x}_d(t) + \mathbf{n}(t) \\ &= [\mathbf{a}(\theta_T) \quad \mathbf{a}(\theta_s)] \begin{bmatrix} s(t) \\ \rho_0(\theta_s) e^{j\kappa \Delta R} s(t) \end{bmatrix} \\ &\quad + \int_{-\frac{\pi}{2}}^0 \eta(\theta_d) \rho_d(\theta_d) \mathbf{a}(\theta_d) s(t - \tau(\theta_d)) d\theta_d + \mathbf{n}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{a}(\theta_T) = [1 \quad e^{j\kappa d \sin \theta_T} \quad \dots \quad e^{j\kappa(M-1)d \sin \theta_T}]^T$ 和 $\mathbf{a}(\theta_s) = [1 \quad e^{j\kappa d \sin \theta_s} \quad \dots \quad e^{j\kappa(M-1)d \sin \theta_s}]^T$ 分别为直达波和镜面反射波 $\mathbf{x}_s(t)$ 的导向矢量, 波数 $\kappa = 2\pi/\lambda$, $\rho_0(\theta_s)$ 为镜面反射系数, $\Delta R \approx 2hH/R$ 为直达波与镜面反射波程差, $\rho_d(\theta_d)$ 为散射系数, $\tau(\theta_d)$ 为散射分量 $\mathbf{x}_d(t)$ 与直达波间的延时, $\eta(\theta_d)$ 为散射分量的连续分布函数, θ_d 为散射掠射角, $\mathbf{n}(t)$ 为0均值、方差为 σ^2 的高斯白噪声, $t = 1, 2, \dots, N$, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1) \quad \mathbf{x}(2) \quad \dots \quad \mathbf{x}(N)]$ 为快拍数据阵, 上标T表示转置。

当反射面满足Fraunhofer准则^[7]时, 散射分量可以忽略, 而当反射面为复杂地(海)面时, 散射分量类似于热杂波, 其幅度与雷达工作频率、掠射角、遮挡效应等因素有关。米波雷达的宽波束特性使其多径信号环境难以满足镜面反射条件, 实验验证米波雷达的多径散射分量幅度分布呈现非高斯(non-Gaussian)特性, 其幅度分布符合对数正态分布^[8]。目前米波雷达测高算法通常将多径信号模型简化为仅含镜面反射, 而将散射分量忽略或简化为白噪声, 因此, 模型失配是参数化测高算法非稳健的主要因素。

3 稳健的空域符号协方差矩阵最大似然测高法(SCM-ML)

针对米波雷达低角目标多径信号的复杂性及相干性, 工程上常用不受相干性影响的最大似然法(Maximum Likelihood, ML)测高, 因为复杂多径信号导致的相干性与子空间泄露(subspace leakage)^[9]使得多信号分类器(MULTIPLE SIGNAL CLASSIFICATION, MUSIC)等子空间搜索算法难以满足工程要求。由于ML测高算法是白噪声背景下最优估计, 而散射分量是非高斯的, 其概率密度分布函数是长尾的(heavy-tailed)^[10], 必然产生不符合高斯分布的野值点(outliers), 因此采样协方差矩阵并不是阵列协方差矩阵的最大似然估计, 从而导致最大似然测高算法是非稳健的。因此如何求解非高斯噪声背景下的稳健协方差矩阵是最大似然测高算法的关键。

目前稳健的协方差矩阵估计算法有Huber的M法^[10]、分数低阶矩法(Fractional Low-Order Moment, FLOM)^[11]、稳健协方差法(ROBUST COVARIATION ROC)^[11]、tau协方差法(TAU COVARIANCE MATRIX,

TCM)^[12]等。但M法、FLOM法、ROC法需先验已知非高斯信号的特征参数，显然工程上难以实现；而0记忆非线性变换法(Zero-Memory NonLinear, ZMNL)^[13]可实现野值点的检测与压缩处理，但其协方差矩阵不满足映射等效性 (affine equivariance)，因此不适用最大似然测高算法。而最新的空域符号 (spatial sign) 协方差法^[6]对非高斯噪声有很强的稳健性且满足映射等效性与特征空间不变性，因此本文提出先对阵列快拍矢量进行空域符号变换预处理，再将得到的空域符号协方差矩阵应用于最大似然测高算法，实现稳健的米波雷达测高。

3.1 空域符号变换 (spatial sign transform)

设单变量 x 的符号变换函数表示为

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} \frac{x}{|x|}, & x \neq 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases} = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ -1, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases} \quad (2)$$

将符号变换函数推广到多维阵列快拍矢量，得到广义空域符号变换矢量^[6]为

$$\mathbf{x}_S(t) = \text{sgn}(\mathbf{x}(t)) = \begin{cases} \mathbf{x}(t)\xi(\|\mathbf{x}(t)\|), & x \neq 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中， $\xi(\|\mathbf{x}(t)\|)$ 表示广义符号变换函数，也称为径向函数， $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数。常用的广义变换函数有

$$\xi(\|\mathbf{x}(t)\|) = \begin{cases} 1 \\ 1/\|\mathbf{x}(t)\| \\ Q/\|\mathbf{x}(t)\| \end{cases} \quad (4)$$

其中， $Q = \text{mmed}(\|\mathbf{x}(1)\|, \|\mathbf{x}(2)\|, \dots, \|\mathbf{x}(N)\|)$ ， $\text{mmed}(\cdot)$ 表示修正中值运算符^[6]。设有 n 个 p 维矢量的范数按升序排列后得到 (z_1, z_2, \dots, z_n) ，则

$$\text{mmed}(z_1, z_2, \dots, z_n) = z_m \quad (5)$$

其中， $m = \lfloor (n + p + 1)/2 \rfloor$ ，其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

下面以广义符号变换函数 $\xi(\|\mathbf{x}(t)\|) = 1/\|\mathbf{x}(t)\|$ 为例详细分析空域符号变换的基本原理及其野值抑制性能。

图2为2维矢量空域符号变换示意图，单位圆外的任一点经符号变换后等效为沿径向投影到单位圆

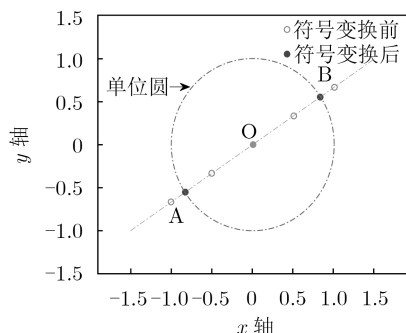


图 2 空域符号变换示意图

上的点，而单位圆内的任一点则沿径向反方向投影到单位圆上，因此，过圆心的任一直线上的矢量经符号变换后等效为单位圆上的两个点，从而得到满足球对称分布的单位符号矢量^[6]。在几何上，空域符号变换是将矢量在径向上投影到单位半径的多维超球体 (hypersphere) 表面上；在协方差矩阵应用上，空域符号变换是将协方差矩阵计算中 $\|\mathbf{x}(t)\| > 1$ 的快拍矢量的权值小于1，而给 $\|\mathbf{x}(t)\| < 1$ 的矢量的权值大于1。因此空域符号变换并不是消除野值点，而是将范数较大的野值点进行了压缩处理，而对小范数的快拍矢量进行了拉伸处理，将不符合球对称分布的野值噪声点转换成球对称分布的单位矢量^[6]，以提高协方差矩阵估计的稳健性，为后续基于协方差矩阵的超分辨测高算法的稳健性提供理论保证。

由符号变换矢量可得符号协方差矩阵 (Sign Covariance Matrix, SCM) 为

$$\mathbf{R}_S(\mathbf{x}) = E[\xi^2(\|\mathbf{x}\|)\mathbf{x}\mathbf{x}^H] \quad (6)$$

其中， $E[\cdot]$ 表示求数学期望。

定理 设有 M 维随机快拍矢量 $\mathbf{x}(t)$ ，其广义空域符号变换矢量为 $\mathbf{x}_S(t)$ ，则采样协方差矩阵与符号协方差矩阵的特征空间是相等的，也称特征结构不变性。

证明：先引入符号变换算子 $g(\cdot)$ ，则快拍矢量 $\mathbf{x}(t)$ 的空域符号变换表示为

$$\mathbf{x}_S(t) = g(\mathbf{x}(t)) \quad (7)$$

设阵列协方差矩阵存在，则快拍矢量可分解成 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{z}(t)$ ，其中 \mathbf{U} 是 $M \times M$ 的正交矩阵， \mathbf{D} 是 $M \times M$ 的对角矩阵， $\mathbf{z}(t)$ 为 M 维符合对称分布的随机矢量，其协方差为

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t)] = \mathbf{U}E[\mathbf{D}\mathbf{z}(t)(\mathbf{D}\mathbf{z}(t))^H]\mathbf{U}^H \\ &= \mathbf{U}\text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M)\mathbf{U}^H \end{aligned} \quad (8)$$

其中， $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵。

由于空域符号变换算子满足数据变换的正交等变 (orthogonal equivariant) 条件^[14]

$$\mathbf{x}_S(t) = g(\mathbf{x}(t)) = g(\mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{z}(t)) = \mathbf{U}g(\mathbf{D}\mathbf{z}(t)) \quad (9)$$

而经过空域符号变换后的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_S &= E[\mathbf{x}_S(t)\mathbf{x}_S^H(t)] \\ &= E[\mathbf{U}g(\mathbf{D}\mathbf{z}(t))g^H(\mathbf{D}\mathbf{z}(t))\mathbf{U}^H] \\ &= \mathbf{U}E[g(\mathbf{D}\mathbf{z}(t))g^H(\mathbf{D}\mathbf{z}(t))]\mathbf{U}^H \\ &= \mathbf{U}\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)\mathbf{U}^H \end{aligned} \quad (10)$$

显然，正交矩阵 \mathbf{U} 与采样协方差矩阵和符号协方差矩阵分别正交，因此采样协方差矩阵与符号协

方差矩阵的特征空间是相等的,即符号协方差矩阵的特征空间不变性。证毕

工程上常用有限样本计算符号协方差矩阵的最大似然估计,即

$$\hat{\mathbf{R}}_S(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{t=N} \xi^2(\|\mathbf{x}(t)\|) \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) \quad (11)$$

其中, $\xi(\|\mathbf{x}(t)\|) = 1$ 时, 上式为常用的采样协方差矩阵; 当 $\xi(\|\mathbf{x}(t)\|) = 1/\|\mathbf{x}(t)\|$ 时, 便得到符号协方差矩阵; 而当 $\xi(\|\mathbf{x}(t)\|) = Q/\|\mathbf{x}(t)\|$ 时, 则为Winsor协方差矩阵^[6]。

本文选用 $\xi(\|\mathbf{x}(t)\|) = 1/\|\mathbf{x}(t)\|$ 实现米波雷达的稳健测高, 则SCM为

$$\hat{\mathbf{R}}_S = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{x}_S(t) \mathbf{x}_S^H(t) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{\mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t)}{\|\mathbf{x}(t)\|^2} \quad (12)$$

3.2 基于空域符号函数变换的最大似然估计法

由于SCM的映射等效性及特征空间不变性, 同时多径信号中的镜面分量与目标直达波是空间临近且相干的, 而性能较优的最大似然法又不受相干性限制, 因此本文提出SCM-ML法实现米波雷达低角测高。

由确定性最大似然法(Deterministic Maximum Likelihood, DML)可知^[15], 快拍数据阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1) \ \mathbf{x}(2) \ \dots \ \mathbf{x}(N)]$ 的似然函数可表示为

$$f_{ML}(\boldsymbol{\theta}) = \text{Tr} \left(\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) (\mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}))^{-1} \mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} \right) \quad (13)$$

其中, $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) = [\mathbf{a}(\theta_T) \ \mathbf{a}(\theta_s)]$, $\mathbf{P}_A(\theta_T, \theta_s) = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) (\mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}))^{-1} \mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta})$ 为投影矩阵, $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = 1/N \sum_{t=1}^N \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t)$ 为阵列采样协方差矩阵, $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹运算符。

由SCM的映射等效性与特征空间不变性, 将SCM替换式(13)中的阵列协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$, 便得SCM-ML法, 即

$$(\hat{\theta}_T, \hat{\theta}_s) = \arg \max_{\theta_T, \theta_s} \text{Tr} \left(\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) (\mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}))^{-1} \mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{R}}_S \right) \quad (14)$$

直接求解式(14)计算量较大, 因此需考虑如何降低计算量以满足雷达跟踪时的高实时性要求。

在雷达跟踪目标时, 由几何关系可知, $\sin \theta_T = (H - h)/R$, $\sin \theta_s \approx (-H - h)/R$, 则

$$\theta_s = -\arcsin \left(\sin \theta_T + \frac{2h}{R} \right) \quad (15)$$

从而求解式(10)的2维搜索可降为1维搜索, 大大降低了计算量, 提高了算法实时性, 同时将几何约束关系嵌入算法也可提高算法性能, 因此, 式(14)可简化为

$$\hat{\theta}_T = \arg \max_{\theta_T} \text{Tr} \left(\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) (\mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}))^{-1} \mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}) \hat{\mathbf{R}}_S \right) \quad (16)$$

4 仿真与实测实验

设 $M = 22$, 快拍数 $N = 20$, $h = 30 \text{ m}$, $\rho_0 \approx -0.97$, $\lambda = 1.2 \text{ m}$, $d = 0.5\lambda$, $H = 3000 \text{ m}$, 目标信号是多普勒频偏的脉冲雷达信号, 脉冲重复频率 $\text{PRF} = 1000 \text{ Hz}$, 目标多普勒 $f_a = 20 \text{ Hz}$, 每个数据点做100次Monte Carlo试验, 信噪比SNR为阵元信噪比, 选用 ε 混合噪声^[16] 模拟非高斯分布的多径信号散射分量, 其概率密度函数为 $f = (1 - \varepsilon) \mathbf{N}_C(0, \sigma^2 \mathbf{I}_M) + \varepsilon \mathbf{N}_C(0, k\sigma^2 \mathbf{I}_M)$, $\mathbf{N}_C(0, \sigma^2 \mathbf{I}_M)$ 表示 M 维高斯正态分布, \mathbf{I}_M 为 M 维单位矩阵, 野值发生概率 $\varepsilon \in [0, 1]$ 符合二项分布, $k = 30 \gg 1$ 。

试验1 由米波雷达实测数据验证多径信号散射分量的非高斯性。图3为某相控阵米波雷达低角固定翼目标的实测回波序列图。试验中目标仰角从 $1.2^\circ \sim 0.8^\circ$, 目标距离从 $294 \sim 339 \text{ km}$, 从图3中可明显看出散射分量的冲击噪声(impulsive noise)特性^[5,8], 即非高斯性。因米波雷达频率较低、带宽窄、快拍数少, 当存在单个不满足高斯分布的野值点时, 也能造成严重的测高误差, 导致低角目标跟踪失败。因此, 如何消除野值点的影响是复杂多径环境下米波雷达测高的关键问题。

试验2 验证SCM的映射等效性与特征结构不变性。设试验中两个等功率相干信源 $[\theta_T \theta_s] = [2^\circ - 2^\circ]$, $\text{SNR} = 0 \text{ dB}$, $\varepsilon = 0.1$ 。如图4所示, SCM具有明显单个大特征值, 而未变换的阵列协方差矩阵的特征值较分散, 显然, SCM更完整地保留了阵列协方差矩阵的特征空间结构, 因此, SCM更利于ML或子空间类谱估计算法, 也降低了子空间互换(subspace swap)^[9] 的发生概率, 也有利于MDL等信源数或阶数估计算法^[10,12]。

试验3 分析SCM-ML测高算法的均方误差性能。试验中 $[\theta_T \theta_s] = [1.7^\circ - 1.73^\circ]$, $R = 100 \text{ km}$, $\varepsilon = 0.2$ 。由图5可知, 相较于未进行空域符号变换

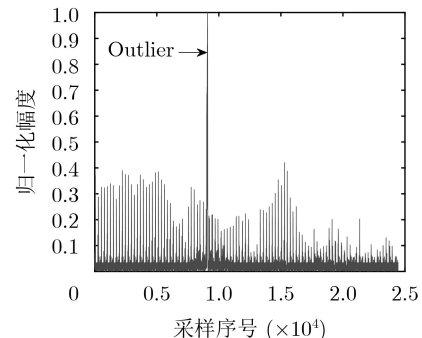


图3 某相控阵米波雷达低角目标回波序列

的常规ML测高算法，SCM显著提高估计精度，其精度也远优于FLOM, TCM, ZMNL等稳健算法，其中FLOM中的分数阶 $p = 1.8$ 。另外，高SNR时，SCM-ML与高斯噪声环境下的ML性能相近；尤其在低SNR时，SCM-ML明显优于高斯噪声下ML的算法性能，形成明显的“性能交叉”，大大降低了信噪比门限^[13]，改善了算法的门限效应，扩展了算法的应用范围。

试验4 验证SCM-ML测高算法的稳健性。试验中 $[\theta_T \theta_s] = [1.7^\circ - 1.73^\circ]$ ，SNR=2 dB， $\varepsilon = 0.2$ ，

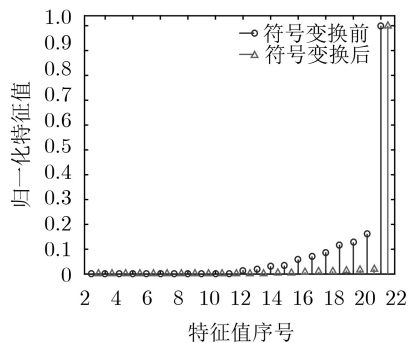


图4 符号变换后SCM特征值分布

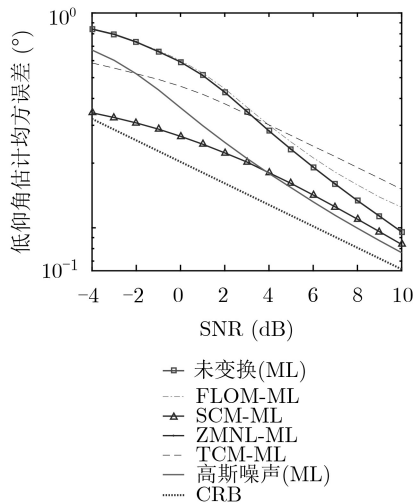


图5 SCM-ML测高算法精度

$R = 100$ km。图6为100次Monte Carlo实验的角度估计分布图，显然SCM-ML的估计分布比其它几种稳健算法更集中，也说明了其稳健性优于其它算法。

试验5 分析不同SNR和 ε 条件下SCM-ML的稳健性能。如图7(a)所示， ε 越小，野值发生的概率越小，但对未变换的ML法的影响越大，而SCM-ML具有很强的野值抑制性能，使其始终保持稳健；当 ε 增加时，野值发生的概率也增加， ε 混合噪声模型中符合 $\mathcal{N}_{\mathcal{C}}(0, k\sigma^2 \mathbf{I}_M)$ 分布的噪声起主要作用，从而更符合高斯分布，因此未变换ML法与SCM-ML法性能趋近。图7(b)为仰角估计的100次Monte Carlo试验的平均值，未变换的ML和其他稳健算法的分辨距离约为190 km，而SCM-ML法在距离约为220 km时仍可精确分辨直达波和镜像目标，扩展了米波雷达的跟踪距离及雷达威力。

5 结束语

针对复杂环境下米波雷达低角测高难题，本文从多径反射信号中的散射分量的非高斯特性出发，提出了空域符号变换最大似然测高算法，先将快拍矢量进行符号变换，将其投影到多维超球体表面上，抑制快拍矢量中的野值点，再利用SCM的特征空间的映射等效性，结合常规的ML法，实现米波雷达的稳健测高。实测数据验证了多径信号中散射分量的非高斯性，而仿真结果验证了SCM-ML法

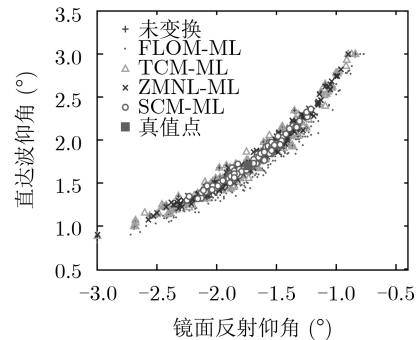
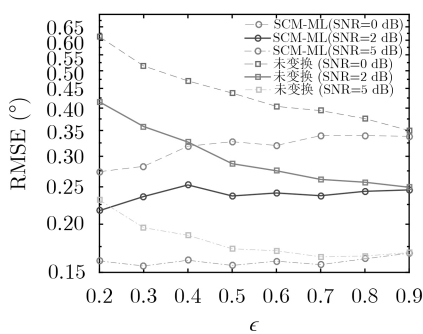
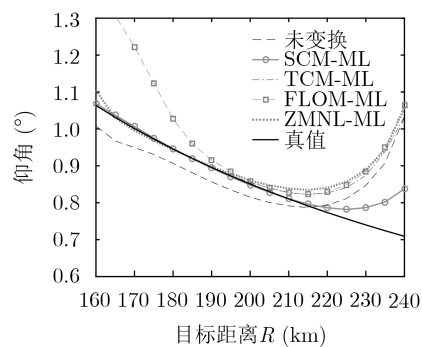


图6 SCM-ML测高算法低角估计分布



(a) 稳健性能分析



(b) 测高算法分辨性能

图7 SCM-ML稳健性能分析及测高算法分辨性能

在复杂多径信号环境下的稳健性与高精度测高性能,也提高了米波雷达的精确跟踪距离。后续将进一步研究米波雷达快拍数远少于阵列维数时如何得到稳健阵列协方差矩阵,为自适应波束形成和超分辨率定位打下基础。

参考文献

- [1] BALAJTI I, KENDE G, and SINNER E. Increased importance of VHF radars in ground-based air defense[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2012, 27(1): 4–18. doi: [10.1109/MAES.2012.6145436](https://doi.org/10.1109/MAES.2012.6145436).
- [2] 郑轶松, 陈伯孝. 米波雷达低仰角目标多径模型及其反演方法研究[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(6): 1468–1474. doi: [10.11999/JEIT151013](https://doi.org/10.11999/JEIT151013).
ZHENG Yisong and CHEN Baixiao. Multipath model and inversion method for low-angle target in very high frequency radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(6): 1468–1474. doi: [10.11999/JEIT151013](https://doi.org/10.11999/JEIT151013).
- [3] LI Cunxu, CHEN Baixiao, ZHENG Yisong, et al. Altitude measurement of low elevation target in complex terrain based on orthogonal matching pursuit[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(5): 745–751. doi: [10.1049/iet-rsn.2016.0468](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2016.0468).
- [4] BARTON D K. Radar Equations for Modern Radar[M]. Boston: Artech House, 2012: 80–82.
- [5] EZUMA M, OZDEMIR O, ANJINAPPA C K, et al. Micro-UAV detection with a low-grazing angle Millimeter wave radar[C]. 2019 IEEE Radio and Wireless Symposium, Orlando, USA, 2019: 1–4. doi: [10.1109/RWS.2019.8714203](https://doi.org/10.1109/RWS.2019.8714203).
- [6] RAYMAEKERS J and ROUSSEEUW P. A generalized spatial sign covariance matrix[J]. *Journal of Multivariate Analysis*, 2019, 171: 94–111. doi: [10.1016/j.jmva.2018.11.010](https://doi.org/10.1016/j.jmva.2018.11.010).
- [7] HAYKIN S. Adaptive Radar Signal Processing[M]. Hoboken: Wiley & Sons, 2006: 1–60.
- [8] BILLINGSLEY J B. Low-angle Radar Land Clutter: Measurements and Empirical Models[M]. Norwich, NY: William Andrew Publishing, 2002: 300–350.
- [9] SHAGHAGHI M and VOROBYOV S A. Subspace leakage analysis and improved DOA estimation with small sample size[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(12): 3251–3265. doi: [10.1109/TSP.2015.2422675](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2422675).
- [10] AUGUIN N, MORALES-JIMENEZ D, MCKAY M R, et al. Large-dimensional behavior of regularized Maronna's M-estimators of covariance matrices[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(13): 3259–3272. doi: [10.1109/TSP.2018.2831629](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2831629).
- [11] LIU T H and MENDEL J M. A subspace-based direction finding algorithm using fractional lower order statistics[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(8): 1605–1613. doi: [10.1109/78.934131](https://doi.org/10.1109/78.934131).
- [12] VISURI S, OJA H, and KOIVUNEN V. Subspace-based direction-of-arrival estimation using nonparametric statistics[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(9): 2060–2073. doi: [10.1109/78.942634](https://doi.org/10.1109/78.942634).
- [13] KOZICK R J and SADLER B M. Maximum-likelihood array processing in non-Gaussian noise with Gaussian mixtures[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(12): 3520–3525. doi: [10.1109/78.887045](https://doi.org/10.1109/78.887045).
- [14] HAMPEL F R, RONCHETTI E M, ROUSSEEUW P J, et al. Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions[M]. New York, USA: John Wiley & Sons Inc., 1986: 275–276.
- [15] BAKTASH E, KARIMI M, and WANG Xiaodong. Maximum-likelihood direction finding under elliptical noise using the EM algorithm[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(6): 1041–1044. doi: [10.1109/LCOMM.2019.2911518](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2019.2911518).
- [16] PAN Yan, DUAN Fabing, CHAPEAU-BLONDEAU F, et al. Noise enhancement in robust estimation of location[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(8): 1953–1966. doi: [10.1109/TSP.2018.2802463](https://doi.org/10.1109/TSP.2018.2802463).
- 陈根华: 男, 1980年生, 副教授, 博士, 研究方向为阵列雷达信号处理。
- 陈伯孝: 男, 1966年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为新体制雷达系统设计及其实现、雷达信号处理、目标精确制导与跟踪等。