

基于均值似然估计的激光探测微动特征提取和分离

郭力仁, 胡以华, 王云鹏

解放军电子工程学院脉冲功率激光技术国家重点实验室, 电子制约技术安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230037

摘要 最大似然估计是提取目标微动特征参数的最佳估计方法, 但直接用网格法求解计算量巨大, 且激光探测微多普勒回波信号对应的代价函数具有高度非线性, 存在多个局部最大值。为此, 提出均值似然估计与蒙特卡罗结合的估计方法, 给出了最大似然参数估计的闭合表达式, 再通过设计压缩似然函数获得全局最大值, 通过蒙特卡罗法抽样并计算循环均值估计出参数。该方法避免了传统方法中对高精度初始值和复杂迭代算法的依赖, 能够实现参数的联合估计。对于多分量微多普勒信号, 该方法可在参数估计的同时实现各微动分量分离, 且不增加算法的复杂性。对仿真和实验数据进行估计, 结果表明, 该方法在达到近似于最大似然估计性能的同时可有效降低计算复杂度并确保了全局收敛, 实现信号的分离和参数估计。

关键词 测量; 激光雷达; 微多普勒; 参数估计; 信号分离

中图分类号 TN95 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0412004

Extraction and Separation of Micro-Motion Feature Based on Mean Likelihood Estimation in Laser Detection

Guo Liren, Hu Yihua, Wang Yunpeng

State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Key Laboratory of Electronic Restriction Technology of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei, Anhui 230037, China

Abstract Maximum likelihood estimation (MLE) is the optimal estimator for target micro-motion feature parameter extracting. However, the grid search will cause the enormous computational amount, and the cost function of laser detection of micro-Doppler echo signals has high nonlinearity and exists many local maxima. A new method combining the mean likelihood estimation and the Monte Carlo method is proposed to solve this problem. A closed-form expression of maximum likelihood parameter estimation is derived. Then the compressed likelihood function is designed to obtain the global maximum. The parameters are estimated by Monte Carlo method sampling and calculating the circular mean value. The dependence of high accurate initial values and the complex iteration algorithms are avoided in this method, and the joint estimation of parameters can be realized. Furthermore, for multi-component micro-Doppler signal, the presented algorithm can separate the micro-motion component signals at the same time with the estimations, which will not add complexity of algorithm. Applied to the simulated and experimental data, the proposed method achieves similar performance as MLE with less computational complexity. Meanwhile, this method guarantees the global convergence and realizes signals separation and parameters estimation.

Key words measurement; lidar; micro-Doppler; parameter estimation; signal separation

OCIS codes 120.0280; 120.1880; 280.3640; 120.7280

1 引 言

微多普勒效应是指目标在与雷达有相对径向运动时, 除质心平动外, 由于目标整体或局部的振动、转动等微运动产生的对回波信号多普勒频谱的附加频率调制现象, 这一概念最早由美国海军实验室的 Chen^[1] 教

收稿日期: 2016-12-07; **收到修改稿日期:** 2016-12-28

基金项目: 国家自然科学基金(61271353)、安徽省自然科学基金(1308085QF123)

作者简介: 郭力仁(1990—), 男, 硕士研究生, 主要从事激光探测方面的研究。E-mail: guolirenone@163.com

导师简介: 胡以华(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电信息处理方面的研究。E-mail: skl_hyh@163.com

(通信联系人)

授系统提出。微多普勒效应被认为是反映目标微动的唯一特征,典型的雷达目标如坦克、汽车、飞机等都存在显著而又各自独特的微动现象^[2-3]。使用激光进行微动探测,其波长远低于微波,可以得到更为显著的微多普勒频移^[4-5],具有更高的灵敏度和分辨率。因此,研究微多普勒效应的相干激光探测,可以准确估计和反演目标的微动特征参数和结构,开辟了目标探测识别的新途径。

在诸多的参数估计算法中,最大似然估计(MLE)方法已被证明是一种无偏渐进最优估计^[6-7]。在数据足够多、信噪比(SNR)较高时,MLE的性能最优,可达到克拉美罗界(CRB),远高于目前常见的基于时频分布(TFD)的参数或非参数化估计方法。目前,国内对于微多普勒特征参数的估计方法主要有基于微动平稳周期特性的循环谱类方法^[8-9]和基于TFD的瞬时频率曲线提取类方法^[10-12]。前者受限于信号长度及周期平稳性,且无法避免出现1/2或双倍周期估计误差^[13];后者则受到时频分析算法分辨率及特征提取算法精度的双重影响。为提高微动参数估计精度,本文开展了基于统计信号处理中MLE的方法研究。

直接求解MLE需要在多维的参数空间进行网格搜索,运算量大,耗时长。特别是对于激光探测的微多普勒信号,由于波长极短,其代价函数较微波的更为复杂且为离散多峰,无法使用传统的基于求导的牛顿类迭代算法,必须采用新的信号处理手段。Setlur等^[14-15]提出了采用加权迭代的非线性最小二乘法(IRNLS)直接求解微动参数的MLE,得到了远高于亚最佳估计方法的估计精度,但该算法复杂度高,计算量大。Kay等^[16-17]针对线性调频信号提出了均值似然估计(MeMLE)方法来代替MLE求解非线性问题,并得到了与MLE近似的估计效果。这种基于重要采样的求解方法虽然使MLE问题得到简化,但在微多普勒信号中仍要面对一个多峰非标准分布的积分问题,存在较大的计算量。基于蒙特卡罗(MC)思想的统计抽样理论可以有效减少最大似然求解中的积分和迭代的计算量^[18-19],不存在收敛和依赖精确初值的问题。此外,现有参数估计方法都是针对单一散射点微多普勒特征参数进行提取,对于多散射点及多组不同微动参数而言无法直接使用,必须首先进行信号分离。针对以上问题,本文结合MeMLE和MC,提出了微动参数最大似然估计的方法,可以有效分离包含多微动分量的回波信号,并实现多参数联合估计,在获得高估计精度的同时有效减少运算量。

2 微多普勒回波信号均值似然函数

2.1 微多普勒回波信号数学模型

微多普勒信号的数学模型建立在Chen教授提出的点散射模型基础之上,Chen已在研究中给出了4种典型微动的雷达信号数学模型^[20],对于激光雷达探测,有相似的表达形式。产生微多普勒效应的本质是微动散射点的距离变化引起的回波相位调制,振动、转动、进动虽是不同微动形式,且各自微动参数对频谱调制的贡献不同,但经过对模型的简化和整合后,都可写成统一的正弦调频形式。在不考虑噪声的理想情况下,回波信号可写为

$$s_r(t) = \gamma \exp\left\{j\left[2\pi f_c t + 4\pi \frac{R(t)}{\lambda_c}\right]\right\} = \gamma \exp\{j[2\pi f_c t + \phi(t)]\}, \quad (1)$$

式中 γ 为目标散射点的反射回波信号强度, f_c 为激光工作频率, λ_c 为激光波长, $\phi(t)$ 为相位函数, $\phi(t) = 4\pi R(t)/\lambda_c$ 。 $R(t)$ 是散射点到雷达的实时距离,即

$$R(t) = R_0 + D_v \cos(2\pi f_v t - \rho_0) \cos\beta \cos\alpha, \quad (2)$$

式中 R_0 为初始距离, D_v 为最大振动幅度, f_v 为微动频率, ρ_0 为微动初始相位, α 、 β 是目标相对于雷达的方位角和俯仰角。在推导 $R(t)$ 过程中,为简便起见,令散射点振动方位角和俯仰角为0,目标相对于雷达的方位角和俯仰角也为0。

回波信号与发射信号经光电探测器混频后,得到基带信号表达式为

$$e(t) = A \cdot \exp\{j[4\pi D_v \cos(2\pi f_v t - \rho_0)/\lambda_c]\}, \quad (3)$$

式中 $A = \alpha \gamma \exp(j4\pi R_0/\lambda_c)$ 表示信号复振幅, α 为探测器光电转换因子。

以频率 f_s 对得到的连续信号进行采样,有 $t = n/f_s$, $\omega_0 = 2\pi f_0 = 2\pi f_v/f_s$,则得到离散信号为

$$e(n) = A \cdot \exp\{j[4\pi D_v \cos(\omega_0 n - \rho_0)/\lambda_c]\}, \quad (4)$$

式中 n 表示第 n 个采样点, ω_0 表示离散信号对应的目标微多普勒角频率。可以看出, ω_0 与采样率 f_s 直接

相关,而 f_s 则根据奈奎斯特定律,由参数 D_v, f_v, λ_c 决定。

2.2 微多普勒信号的最大似然函数

在实际观测的回波信号中往往夹杂着噪声,考虑噪声存在的情况,探测到的信号离散形式为

$$x(n) = e(n) + w(n) = A \cdot \exp\{j[4\pi D_v \cos(\omega_0 n - \rho_0)/\lambda_c]\} + v(n), \quad (5)$$

式中 $v(n) \sim N(0, \sigma^2)$, 为加性高斯白噪声。待估计的参数矢量为 $\boldsymbol{\psi} = [D_v, \omega_0]^T$ 。此时,信号矢量 $\mathbf{x} \sim N[\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi}), C(\boldsymbol{\psi})]$, 对于数据长度为 N 的观测样本的概率密度函数为^[21]

$$L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\psi}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \det^{1/2}[C(\boldsymbol{\psi})]} \exp\left\{-\frac{1}{2} [\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi})]^H C^{-1}(\boldsymbol{\psi}) [\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi})]\right\}, \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi}) = E(\mathbf{x}) = \mathbf{e}, \quad C(\boldsymbol{\psi}) = E[(\mathbf{x} - \mathbf{e})(\mathbf{x} - \mathbf{e})^H] = \sigma^2 [I]_{N \times N}, \quad (7)$$

$$\begin{cases} \mathbf{x} = [x(0), x(1), \dots, x(n), \dots, x(N-1)]^T \\ \mathbf{e} = [e(0), e(1), \dots, e(n), \dots, e(N-1)]^T \end{cases}, \quad (8)$$

$L(\mathbf{x}; \boldsymbol{\psi})$ 即为待估参数的最大似然函数(MLF),对其求对数化简得

$$L'(\mathbf{x}; \boldsymbol{\psi}) = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{x} - \mathbf{e})^H (\mathbf{x} - \mathbf{e}). \quad (9)$$

从(9)式可看出,求似然函数的最大值等同于求 $J(\boldsymbol{\psi}) = \frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{x} - \mathbf{e})^H (\mathbf{x} - \mathbf{e})$ 的最小值,此时参数的似然估计值为

$$\hat{\boldsymbol{\psi}} = \arg \min_{\boldsymbol{\psi}} \left[\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{x} - \mathbf{e})^H (\mathbf{x} - \mathbf{e}) \right]. \quad (10)$$

因为理想信号 \mathbf{e} 可分解为两部分,即不包含参数的复振幅项和包含参数的函数项,所以(10)式可改写并进一步化简为

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\psi}} = \arg \min_{\boldsymbol{\psi}} \left\{ \frac{1}{2\sigma^2} [\mathbf{x} - H(\boldsymbol{\psi})\mathbf{A}]^H [\mathbf{x} - H(\boldsymbol{\psi})\mathbf{A}] \right\} \\ H(\boldsymbol{\psi}) = \{1, \exp[j4\pi D_v \cos(\omega_0 \times 1 - \rho_0)/\lambda_c], \dots, \exp[j4\pi D_v \cos[\omega_0 \times (N-1) - \rho_0]/\lambda_c]\} \end{cases}. \quad (11)$$

在求解(11)式时,可以通过将 H 和 \mathbf{A} 的估计过程解耦来解决参数联合估计的问题,先求有关非线性参数的 MLE,再根据需要,用所求结果估计,这与直接求联合 MLE 是等价的^[21]。通过最小化, \mathbf{A} 的 MLE 可进一步化简,根据加权最小二乘估计,对 \mathbf{A} 的估计为

$$\hat{\mathbf{A}} = [\hat{H}(\boldsymbol{\psi})^H C(\boldsymbol{\psi})^{-1} \hat{H}(\boldsymbol{\psi})]^{-1} \hat{H}(\boldsymbol{\psi})^H C(\boldsymbol{\psi})^{-1} \mathbf{x}. \quad (12)$$

此时有

$$\begin{cases} J(\boldsymbol{\psi}) = \frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{x} - \mathbf{P}\mathbf{x})^H (\mathbf{x} - \mathbf{P}\mathbf{x}) \\ \mathbf{P} = H(\boldsymbol{\psi}) [\hat{H}(\boldsymbol{\psi})^H C(\boldsymbol{\psi})^{-1} \hat{H}(\boldsymbol{\psi})]^{-1} \hat{H}(\boldsymbol{\psi})^H C(\boldsymbol{\psi})^{-1} \end{cases}. \quad (13)$$

因为投影矩阵满足 $\mathbf{P} = \mathbf{P}^2 = \mathbf{P}^H$, 所以(13)式可化简为

$$J'(\mathbf{x}; \boldsymbol{\psi}) = |\mathbf{x} H(\boldsymbol{\psi})^H|^2 \propto J(\boldsymbol{\psi}), \quad (14)$$

$$\hat{\boldsymbol{\psi}} = \arg \max_{\boldsymbol{\psi}} |\mathbf{x} H(\boldsymbol{\psi})^H|^2 = \arg \max_{\boldsymbol{\psi}} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp[-j4\pi D_v \cos(\omega_0 n - \rho_0)/\lambda_c] \right|^2. \quad (15)$$

(15)式表示的代价函数是一个与参数 D_v 和 ω_0 有关的多峰离散函数,存在多个局部最大值,直接求解 MLE 计算量很大,所以引入均值似然函数来求解全局最大值点。

2.3 均值似然函数

设待估计参数为 $\boldsymbol{\psi} = (D_v, \omega_0)$, 根据文献[16],定义待求参数的均值似然函数为

$$\hat{D}_v = \lim_{\rho \rightarrow +\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} D_v p(D_v, \omega_0) dD_v d\omega_0, \quad (16)$$

$$\hat{\omega}_0 = \lim_{\rho \rightarrow +\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \omega_0 p(D_v, \omega_0) dD_v d\omega_0, \quad (17)$$

式中 $p(D_v, \omega_0)$ 为归一化压缩似然函数,其表达式为

$$p(D_v, \omega_0) = \frac{\exp[\rho J'(x; \Psi)]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp[\rho J'(x; \Psi)] dD_v d\omega_0} \quad (18)$$

对于包含微多普勒特征的信号, $J'(x; \Psi)$ 是一个多峰函数, 除全局最大值外, 还存在多个局部最大值点。这些点的存在会影响参数估计精度, 严重时甚至会直接将局部最大值错估计为全局最大值。对 $J'(x; \Psi)$ 求指数, 函数值整体增加, 全局最大值相对于局部最大值增加更多, 再乘以因子 ρ 可以使峰值更加突出, 这里 ρ 可以认为是压缩系数。当 $\rho \rightarrow \infty$ 时, 全局最大值远大于其他值, 可以理解为 $p(D_v, \omega_0)$ 的取值概率主要集中于全局最大值附近。其概率密度函数十分尖锐, 接近冲激函数, 这一特性保证了全局收敛和估计精度。此时, 认为均值似然估计的性能与最大似然估计的相同。虽然 ρ 值越大, 均值似然估计性能越接近 MLE, 但并不意味着 ρ 总是可以取到任意大的值, ρ 太大会导致数值超限引起计算错误, 其取值范围与数据处理长度和信噪比相关。如: 当 N 较小时 $J'(x; \Psi)$ 也相对较小, 此时可选较大的 ρ , 以突出全局最大值, 而当 N 增大时, $J'(x; \Psi)$ 迅速增加, 取指数后可能会超过计算软件的数值上限, 这时需设置较小的 ρ 值进行调控。事实上, 当 ρ 取某一确定值足以获得全局最优时, 任何大于该值的 ρ 也都能得到这样的效果。

2.4 微多普勒参数取值范围

利用均值似然函数进行参数估计, 需要首先确定参数的取值范围。这里对待估计的微多普勒频率、幅度的取值范围进行分析。

在正弦调频信号中, 只通过对时域信号的分析并不能直接获得参数可分辨条件。将(3)式用第一类 k 阶贝塞尔函数表示^[14], 令 $D = 4\pi D_v / \lambda_c$, $\omega_v = 2\pi f_v$ 得到

$$e(n) = A \cdot \sum_{k=-\infty}^{\infty} j^k \exp[jk(\omega_v n - \rho_0)] J_k(D), \quad (19)$$

$$J_k(D) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \exp\{j[D \sin(u) - ku]\} du. \quad (20)$$

对(19)式进行傅里叶变换, 有

$$E(e^{j\omega n}) = A \sum_{k=-\infty}^{\infty} j^k \delta(\omega - k\omega_v) \exp(-jk\rho_0) J_k(D). \quad (21)$$

可以看出, 微多普勒频谱由一系列谱线间距为 f_v 的谱线对组成。在参数估计中, 为确保频率的可分辨性, 采样时要保证满足奈奎斯特定理, 即 $f_s \geq B$, B 为信号带宽。但根据(21)式可以看出由于信号由无数个谐波分量组成, 信号频谱无限宽。考虑到贝塞尔函数随着阶数 k 的增加迅速下降, 可认为大部分信号的能量都集中在有限个数 k 的谐波中。研究表明^[22], 微多普勒频谱的带宽与贝塞尔函数 $J_k(D)$ 有关。需要注意的是, 对于同样的目标微动幅度, 由于激光探测时波长远小于微波雷达, 导致其参数 D 非常大。对于微波的情况, 一般有 $D < 0.1$, 此时, 认为 $k=1$ 时就足够代表绝大部分的信号能量, 所以信号带宽 $B = 2f_v = \omega_v / \pi$, 有 $f_0 = f_v / f_s \leq 1/2$, $\omega_0 = 2\pi f_0 \leq \pi$ 。而对于激光, 有 $D \gg 1$, 微多普勒信号频谱会包含一系列谐波峰, 信号有较大带宽, 与微波探测中的窄带情况完全不同, 此时信号带宽对应为微多普勒频率变化范围, 即 $B = 8\pi f_v D_v / \lambda_c$, 所以有 $\omega_0 \leq \lambda_c / (4D_v)$ 。考虑负频率并没有任何实际物理意义, 所以, 为避免混叠, 微多普勒频率的范围是 $\omega_0 \in \left(0, \frac{\lambda_c}{4D_v}\right)$ 。

$D = 4\pi D_v / \lambda_c$ 作为贝塞尔函数的参数, 其取任意实数时 $J_k(D)$ 都有效, 但是, 考虑到最大振动幅度 D_v 取负值时没有实际的物理意义, 所以确定其取值范围是 $D_v > 0$ 。

对于微动的初始相位 ρ_0 , 其取值范围可直接取为 $[0, 2\pi]$ 。

3 微多普勒参数的均值似然估计和分离

3.1 单分量信号均值似然估计方法

(16)、(17)式虽然给出了求均值似然函数全局最大值的闭合表达式, 但从式中可以看出, 对于 q 个待求参数, 需要进行 q 维的积分, 计算复杂。实际操作中可以把归一化的压缩似然函数看作是待估计参数的联合

概率密度函数(PDF),这样,多维积分问题就可看作是概率论中求随机变量均值的问题。再采用蒙特卡罗方法求均值就避免了多维积分的问题,可有效减少计算量。不过应当注意,待估计参数 ψ 并非随机的,所以 $p(D_v, \omega_0)$ 是伪概率密度函数。

在用蒙特卡罗法求均值时,要求产生服从 $p(D_v, \omega_0)$ 分布的一系列随机的待求参数,再对其求均值实现对参数的估计。考虑到图示方便,以两参数估计为例进行说明,具体算法步骤为:

1) 根据 2.4 节确定的参数范围,在 $M \times N$ 的参数网格空间计算联合概率密度函数 $p(D_v, \omega_0)$ 在各点的值。 M 和 N 分别为参数 D_v 和 ω_0 在各自取值范围上分割的离散点数。

2) 正弦调频信号参数估计中,一般应先估计 CRB 较低的调制频率,再估计调制幅度、相位等参数。但在激光微动探测中,考虑的目标微动幅度低,且满足奈奎斯特定量的信号采样率远高于微动频率,这样的参数设置使 D_v 的 CRB 低于 ω_0 ,所以根据步骤 1) 所求的 $p(D_v, \omega_0)$ 先计算微动幅度参数的边缘概率密度分布,其边缘概率密度函数为

$$p(D_v)_i = \sum_{j=1}^N p[D_v(i), \omega_0(j)] \Delta \omega_0, \quad (22)$$

所以边缘分布为

$$P(D_v)_m = \sum_{i=1}^m p(D_v)_i \Delta D_v = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^N p[D_v(i), \omega_0(j)] \Delta \omega_0 \Delta D_v \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (23)$$

3) 根据步骤 2) 得到的关于 D_v 的边缘概率密度,则微动频率 ω_0 的条件概率密度为

$$p[\omega_0 | D_v(i)]_j = \frac{p[D_v(i), \omega_0(j)]}{p(D_v)_i}, \quad (24)$$

此时, ω_0 的条件分布函数为

$$P[\omega_0 | D_v(i)]_n = \sum_{j=1}^n \frac{p[D_v(i), \omega_0(j)]}{\sum_{j=1}^N p[D_v(i), \omega_0(j)] \Delta \omega_0} \Delta \omega_0 \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (25)$$

4) 产生服从 ω_0 和 D_v 概率分布的 K 个样本,实现参数的蒙特卡罗估计。具体操作中,考虑到 2.3 节(16)式作为二维 PDF 已被压缩得非常理想,参数的边缘分布十分陡峭,采用以下方法对参数进行采样:产生服从均匀分布 $U(0, 1)$ 的矢量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_1 = [u_1, u_2, \dots, u_K], \mathbf{u}_2 = [u_1, u_2, \dots, u_K]$; 计算 $D_v(k) = P^{-1}[\mathbf{u}_1(k)]$, $\omega_0(k) = P^{-1}[\mathbf{u}_2(k) | D_v(k)]$, 两参数各获得 K 次服从各自概率分布的实现, $P^{-1}(\cdot)$ 表示求边缘分布的逆函数,不能直接求解,可采用近似计算方法,即

$$D_v(k) = \arg \min_{D_v} |P(D_v)_m - \mathbf{u}_1(k)|, \quad (26)$$

$$\omega_0(k) = \arg \min_{\omega_0} |P[\omega_0 | D_v(k)]_m - \mathbf{u}_2(k)|. \quad (27)$$

5) 对抽取的 K 个样本求平均,估计待求参数值

$$\hat{D}_v = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K D_v(k), \quad (28)$$

$$\hat{\omega}_0 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \omega_0(k). \quad (29)$$

因为频率 ω_0 是以 π 为周期的,具有循环随机变量的特性,如果直接按(27)式进行估计,在低信噪比或短信号长度时会引起偏差。所以采用循环均值对其进行估计,即

$$\hat{\omega}_0 = \frac{1}{2\pi} < \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \exp[j2\pi\omega_0(k)]. \quad (30)$$

3.2 多分量信号分离估计

3.1 节的单分量信号参数估计考虑目标为单散射点、多估计参数的情形,实际探测中往往存在多目标、多散射点、不同微多普勒特征参数的情况,此时的回波信号为各散射点微动特征对载波信号进行频率调制后的叠加,经过探测器后的表达式为

$$x(n) = e(n) + v(n) = \sum_{i=1}^L A_i \cdot \exp\{j\{4\pi D_v(i) \cos[\omega_0(i)n - \rho_0]/\lambda_c\}\} + v(n), \quad (31)$$

式中 l 表示有不同微动特征参数的散射点个数,即信号分量个数。此时,单信号分量情况下的待估计参数 $[D_v, \omega_0]$ 在包含多分量回波信号中变成了参数矢量 $\mathbf{D}_v = [D_v(1), D_v(2) \cdots D_v(l)]$, $\boldsymbol{\omega}_0 = [\omega_0(1), \omega_0(2) \cdots \omega_0(l)]$ 。这时采用基于统计信号原理的均值似然估计方法可以同时实现参数的估计和分离,避免传统估计方法中先分离再估计带来的误差传递效应。

在用均值似然方法进行信号分离时存在两种情况:(a)各信号分量幅度 A_i 相差较大;(b)各分量幅度相近。以两分量为例进行分析,多分量情况可在此基础上进行扩展。对于情况(a),由于分量间幅度差距大,指数化操作后的压缩似然函数与单分量类似,只体现幅值最大的分量。所以可直接按单分量进行估计,估计出参数 $[D_v(1), \omega_0(1)]$ 后,在源信号中减去参数对应的分量,实现信号分离,再用同样的方法估计分量 2 的参数。对于情况(b),分量幅度相似,需要依次估计各分量参数。考虑各组微多普勒参数之间相互独立,在 2.1 节基础上,(b)情况下参数估计和分离的具体步骤为:

1) 计算两分量信号关于参数 D_v 的边缘分布函数 $P(D_v)_m$, 产生 $u_1 \sim U[0, 1]$, 则分量 1 的微动频率为 $D_{v1}(1) = P^{-1}(u_1)$ 。

2) 修正 D_v 的分布函数,令 $D_{v1}(1)$ 处对应概率密度为 0,重新计算参数 D_v 的边缘分布函数,得到 $P_{\text{new}}(D_v)_m$, 产生 $u_2 \sim U[0, 1]$, 此时分量 2 的微动频率为 $D_{v2}(1) = P_{\text{new}}^{-1}(u_2)$ 。将 $D_{v1}(1)$ 和 $D_{v2}(1)$ 按从小到大的顺序排列并存储。

3) 产生 $u_3, u_4 \sim U[0, 1]$, 根据 2.1 节步骤 3) 方法,按照排列后的顺序分别估计两分量的振动幅度 $\omega_{01}(1)$ 和 $\omega_{02}(1)$ 。

4) 将步骤 1)~3) 重复 K 次,得到各分量待估计参数的 K 个样本,分别计算样本均值,得到基于蒙特卡罗近似的均值似然参数估计结果,同时实现多分量信号参数估计与分离。

4 参数分离和估计的仿真结果分析

4.1 激光探测中微动参数估计的 CRB

CRB 提供了无偏估计器方差的下界,任何估计方法的均方误差(MSE)都不可能低于 CRB。CRB 与具体估计算法无关,估计器的估计方差越接近 CRB 说明估计性能越好,所以经常将其作为估计方法的评价标准。

求微多普勒回波矢量参数的 CRB 需要利用 Fisher 信息矩阵 $\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})$

$$\text{var}(\hat{\psi}_i) \geq [\mathbf{I}^{-1}(\boldsymbol{\psi})]_{ii} \quad (32)$$

估计参数的 $\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})$ 表达式为

$$[\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})]_{ij} = -E \left[\frac{\partial^2 L'(\mathbf{x}; \boldsymbol{\psi})}{\partial \psi_i \partial \psi_j} \right] = -\frac{1}{\sigma^2} \left(\frac{\partial \mathbf{e}}{\partial \psi_i} \right)^H \left(\frac{\partial \mathbf{e}}{\partial \psi_j} \right) \quad (33)$$

根据(5)式的微多普勒信号模型,得到各参数的 Fisher 信息为

$$I_{D_v D_v} = \left(\frac{4\pi A}{\lambda_c \sigma} \right)^2 \sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(\omega_0 n - \rho_0), \quad (34)$$

$$I_{\omega_0 \omega_0} = \left(\frac{4\pi A}{\lambda_c \sigma} \right)^2 D_v^2 \sum_{n=0}^{N-1} n^2 \sin^2(\omega_0 n - \rho_0), \quad (35)$$

$$I_{D_v \omega_0} = I_{\omega_0 D_v} = - \left(\frac{4\pi A}{\lambda_c \sigma} \right)^2 D_v \sum_{n=0}^{N-1} n \cos(\omega_0 n - \rho_0) \sin(\omega_0 n - \rho_0). \quad (36)$$

(34)~(36)式构成微多普勒参数的 Fisher 信息矩阵,代入(32)式可求出各参数估计的克拉美罗下界。

4.2 参数估计性能分析

对单分量目标微动回波信号的均值似然参数估计进行仿真,设置激光器波长 $\lambda_c = 1550$ nm,初始相位为 $\rho_0 = \pi/6$,目标微振动幅度 $D_v = 10^{-4}$ m,振动频率 $f_v = 100$ Hz,为简便起见设目标方位角、俯仰角为 0° ,在满足奈奎斯特定理的前提下选择采样率为 $f_s = 400$ kHz,信噪比为 10 dB,数据长度为 $N = 200$ 。对两分量信号设置第二个分量的振动幅度为 $D_{v2} = 8 \times 10^{-4}$ m,振动频率 $f_{v2} = 50$ Hz,两分量幅度相同,其他参数不变。

根据 2.2 节分析,得到信号最大似然函数随待估计参数分布情况如图 1 所示,归一化的压缩似然函数,即参数均值似然估计中的二维概率密度函数如图 2 所示。

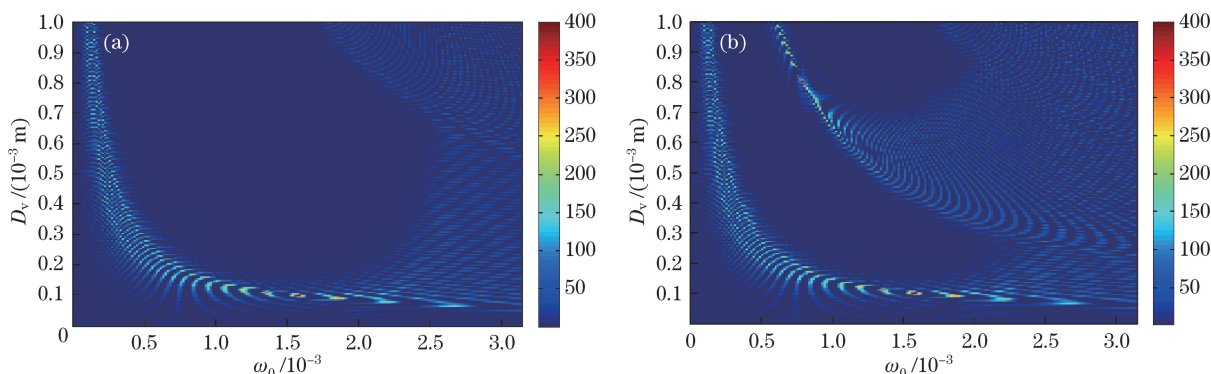


图 1 最大似然函数在参数空间分布图。(a) 单分量信号; (b) 两分量信号

Fig. 1 MLF distribution in parameter space. (a) Single component signal; (b) double component signal

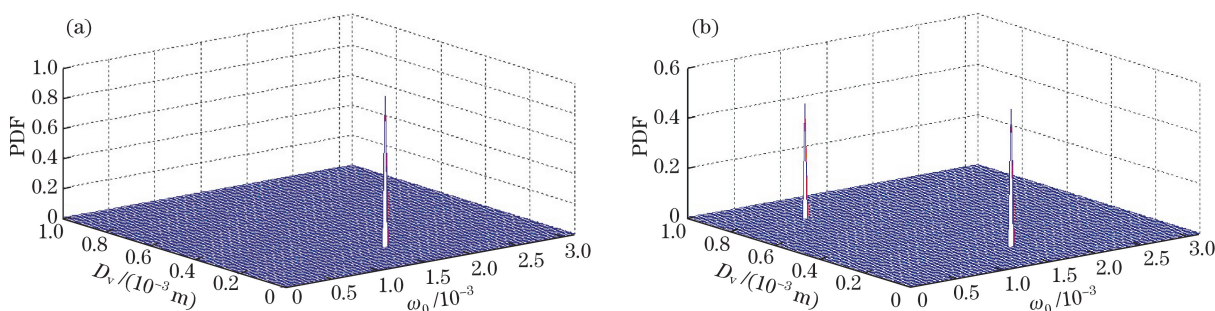


图 2 参数均值似然估计概率密度函数。(a) 单分量信号; (b) 两分量信号

Fig. 2 PDF of parameter mean likelihood estimation. (a) Single component signal; (b) double component signal

图 1 中横纵坐标分别对应待估计参数 ω_0 和 D_v 的取值范围,颜色表示似然函数在对应参数对上的取值,从图 1 中可以看到微多普勒信号似然函数随参数变化的趋势,其中颜色值最高的位置对应信号的待估计参数值。从图 2 中可以看出只在设置的参数值位置上存在概率密度,其他参数对应的概率密度几乎为 0,这保证了下一步均值似然估计的性能。经指数化压缩后的概率密度函数已非常尖锐,这与 ρ 的值有关。 ρ 的取值既要保证估计的性能,即从众多的局部最大值中准确突出全局最大值,又要控制压缩似然函数不超过计算软件处理数值的上限,否则会引起计算误差,降低估值准确性。图 2 为选取 $\rho=1$ 的结果。

根据第 3 节方法对单一分量和两分量回波信号的微动参数进行估计,估计过程中参数 ω_0 的概率分布如图 3 所示。

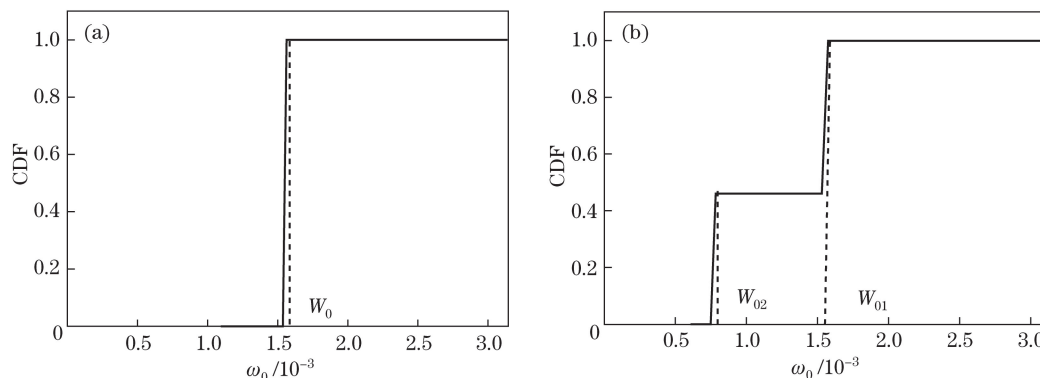


图 3 参数 ω_0 的边缘概率分布。(a) 单分量信号; (b) 两分量信号

Fig. 3 Marginal probability distribution of parameter ω_0 . (a) Single component signal; (b) double component signal

从图 3 可以看出,对于单分量信号,参数 ω_0 的分布函数十分陡峭,根据 3.1 节的步骤 4) 进行采样,可直观看到,抽取的 ω_0 样本均在真值附近,保证了均值似然估计的精度。

对均值似然估计性能进行分析。令数据长度分别为 $N=100$ 、 $N=200$,研究不同数据处理长度、不同信噪比下对两分量信号的参数估计精度。在每次参数估计过程中设置随机采样次数 $K=1000$,信噪比变化范围 -10 dB~ 20 dB,每隔 5 dB 进行 100 次独立统计实验。得到估计均方误差与克拉美罗下界及文献[15]中方法误差对比结果如图 4 所示。

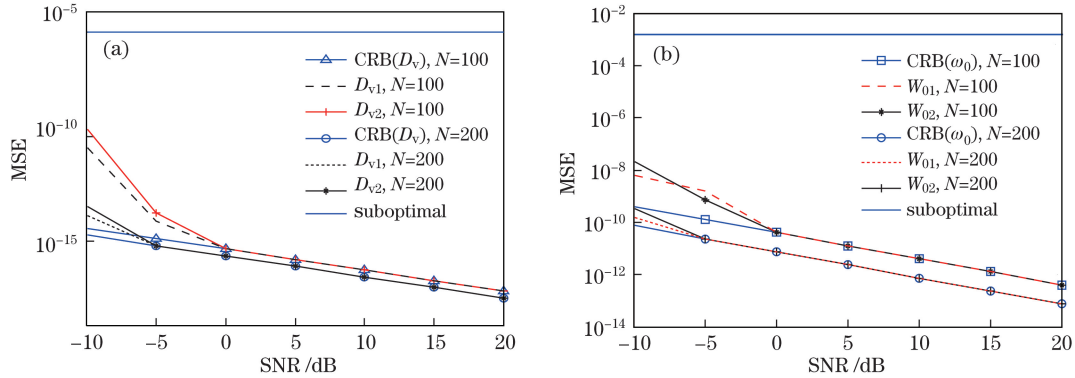


图 4 参数估计均方误差与 CRB 对比。(a) 参数 D_v 的估计均方误差;(b) 参数 ω_0 的估计均方误差

Fig. 4 Comparison of estimated MSE for parameters with CRB. (a) Estimated MSE for parameter D_v ;
(b) estimated MSE for parameter ω_0

从图 4 可以看出,微多普勒参数估计的克拉美罗下界随信噪比的增加而单调下降。图中的亚最佳估计方法是基于微多普勒频谱的特征对参数进行估计,可以看出,亚最佳估计出的参数方差远高于 CRB,没有发挥出激光探测高精度的优势。采用均值似然估计方法,在 $N=100$ 时两分量信号的待估计参数均能在 0 dB 时达到 CRB,在 $N=200$ 时,参数的估计精度也随 CRB 相应提高,并且在 -5 dB 时达到了 CRB,参数估计性能远高于亚最佳估计方法。而且图 4 中, $N=200$ 时的 CRB 要比 $N=100$ 时低,说明用于处理的数据长度越长,可以实现的估计精度越高,在图 5 中给出了微多普勒信号似然函数在参数域的分布情况随数据长度的变化趋势,可以解释这一现象。此外,对比图 4(a)和(b)发现微动幅度 D_v 的 CRB 低于微动频率 ω_0 ,这是因为参数设置时考虑激光探测对应的 D_v 较小,而激光波长短又使采样率极高造成 ω_0 非常小,这与微波雷达的微多普勒参数估计或传统的正弦信号参数估计情况不同,应当注意。

在信噪比变化对似然函数在参数空间分布影响的仿真过程中发现,当信噪比大于 0 dB 以后,噪声对微动信号似然函数的峰值分布影响较弱,此时,数据处理的长度 n 为决定似然函数形状的主要因素,所以对同一信噪比下不同数据长度的似然函数进行仿真,结果如图 5 所示。

从图 5 中可以看出,随着数据长度 N 的增加,微动信号似然函数在待估计参数域的分布形式越来越收敛,最终聚集在待估计参数真实值附近。在进行均值似然估计的过程中,将似然函数的变形(压缩归一化形式)作为蒙特卡罗采样的概率密度分布,在图 5(a)、(b)中看出,当 N 较小时,似然函数的分布中还存在多个局部极大值,这会影响到待估计参数的累积概率分布,使所采样样本比较分散,进而会降低参数估计的精度;当 N 较大时,如图 5(c)、(d)所示,似然函数分布非常尖锐,表明蒙特卡罗采样中服从的概率分布也都集中在真实值附近,用此时的样本进行参数估计可以得到更高的估计精度。

4.3 计算复杂度分析

对所提的 MeMLE 方法、MLE 方法、文献[15]所提的 IRNLS 法和基于回波频谱分析方法 4 种微多普勒参数估计方法的计算量和复杂度进行分析,其中前 3 种均是基于最大似然的估计方法,第 3 种为亚最佳估计。考虑后 3 种方法只适用于单分量信号,在对比中只针对单分量信号情况进行分析。

MeMLE 算法计算量主要来自两个方面:1) 二维概率密度函数 $p(D_v, \omega_0)$ 的计算,算法复杂度为 $O(M \times N)$,由于算法中后续概率密度的处理,所用网格可以是较为粗糙的网格,如 100×100 ;2) 对待估计

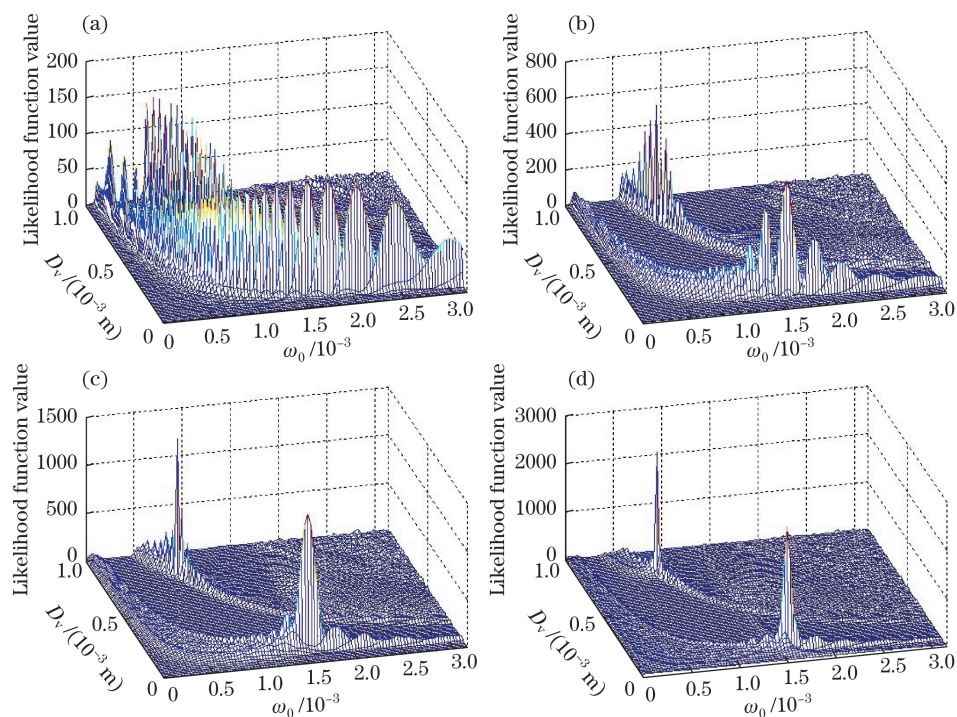


图 5 微多普勒信号似然函数分布与数据处理长度 N 的关系。(a) $N=100$; (b) $N=200$; (c) $N=300$; (d) $N=400$

Fig. 5 Relationship between MLF distribution of micro-Doppler signal and data length N .

(a) $N=100$; (b) $N=200$; (c) $N=300$; (d) $N=400$

参数矢量的采样,两参数每次采样的复杂度分别为 $O(lbM)$ 、 $O(lbN)$,各进行 K 次采样。所以,算法的总复杂度为 $O[M \times N + K(lbM + lbN)]$ 。MLE 算法复杂度主要源于似然函数的计算,要得到 CRB 的估计精度需要进行精细的网格划分,特别是对于激光探测,超短的波长可以使微多普勒参数估计误差达到 10^{-8} 量级。对于 10^{-3} 左右的参数取值范围,网格数 M' 、 N' 为 10^5 ,所以直接求解 MLE 的计算复杂度 $O(M' \times N')$ 要远高于 MeMLE 方法,不具备可操作性。文献[15]的 IRNLS 算法复杂度为一次迭代中非线性最小二乘计算复杂度 $O(\text{NLS})$ 的 I 倍, I 为迭代至收敛的次数。NLS 的计算需要通过迭代或网格法实现,根据初值精度和迭代步进,迭代次数 J 在 10^3 量级左右,每次迭代需要求解一次线性方程组,计算量为 $3p^2$, p 为待估计参数个数,所以 IRNLS 算法复杂度为 $O(I \times J \times 3p^2)$ 。频谱分析法主要是在傅里叶变换时带来计算量,复杂度为 $O(D \log D)$, D 为数据长度。可见以上算法中亚最佳估计的计算量最小,但精度较低,而 MeMLE 复杂度虽然高于频谱分析法,但估计性能在信噪比高于 0 dB 时接近 CRB,且计算量远低于 MLE 和 IRNLS 算法。

5 结 论

将均值似然估计与蒙特卡罗统计抽样思想结合,提出了一种基于最大似然估计理论的回波微多普勒参数估计方法,给出了参数求解的闭合表达式。通过仿真实验对所提方法的参数估计性能进行了分析,并与同条件下的亚最佳估计方法和微多普勒参数估计的克拉美罗下界进行了比较。结果表明:随着数据长度和信噪比的增加,均值似然方法的参数估计精度也相应提高;在信噪比高于 0 dB 时,参数估计值的均方误差基本达到了 CRB,而且数据长度越长,越易达到方差下界;该算法估计精度远高于亚最佳估计方法。该方法有效解决了直接进行最大似然估计带来的计算量巨大的问题,避免了实际实现中初始值依赖、局部最大值干扰及多维积分所带来的复杂度;而且在参数估计过程中实现了多分量微多普勒回波信号的分离,解决了现有基于时频分布的参数估计方法只适用于单分量信号的不足,为微多普勒信号分离和参数精确估计打下了基础。

参 考 文 献

- [1] Chen V C. Micro-Doppler effect of micromotion dynamics: a review[C]. SPIE, 2003, 5102: 240-249.
- [2] Jiang Yue. Research on time-frequency feature extraction of planes based on micro-Doppler effect[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
姜悦. 基于微多普勒的飞机目标时频域特征提取方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [3] Yang J, Liu C, Wang Y. Detection and imaging of ground moving targets with real SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(2): 920-932.
- [4] Zhang Haiyang, Zhao Changming, Jiang Qijun, *et al.* Laser detection on micro-Doppler effect in coherent lidar[J]. Chinese J Lasers, 2008, 35(12): 1981-1985.
张海洋, 赵长明, 蒋奇君, 等. 基于相干激光雷达的激光微多普勒探测[J]. 中国激光, 2008, 35(12): 1981-1985.
- [5] Guo Liren, Hu Yihua, Li Zheng, *et al.* Research on influence of acousto-optic frequency shifter to micro-Doppler effect detection[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2): 0212006.
郭力仁, 胡以华, 李政, 等. 声光移频器对微多普勒效应探测的影响研究[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 0212006.
- [6] Ye Zhongfu. Statistical signal processing[M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2009.
叶中付. 统计信号处理[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2009.
- [7] Guo Xianbin, Guo Pan, Zhang Yinchao, *et al.* Performance analysis of maximum likelihood spectral estimator compared with PM estimator[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(3): 0314001.
郭贤斌, 郭磐, 张寅超, 等. 最大似然频谱估计法与周期图最大值法的性能比较分析[J]. 中国激光, 2016, 43(3): 0314001.
- [8] Huo Kai, You Peng, Jiang Weidong, *et al.* Parameters estimation of signals with sinusoid modulated phase based on cyclostationary character[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(2): 355-359.
霍凯, 游鹏, 姜卫东, 等. 基于循环平稳特征的正弦调制相位信号参数估计[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 355-359.
- [9] Zhao Zihui, Li Ming, Zuo Lei, *et al.* Micro-Doppler parameter estimation of scanning beam radar targets based on a fractional period[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(11): 2497-2502.
赵紫蕙, 李明, 左磊, 等. 基于部分周期的扫描雷达目标微多普勒参数估计[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(11): 2497-2502.
- [10] Xiao Jinguo, Du Lan, Han Xun, *et al.* Micro-Doppler frequency extraction for cone-skirt shaped target with precession based on parameterized time-frequency analysis[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(1): 90-96.
肖金国, 杜兰, 韩勋, 等. 基于参数化时频分析的进动锥裙目标瞬时微多普勒频率提取方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(1): 90-96.
- [11] Zhang Wanjuan, Niu Minjie, Yang Yuying, *et al.* Analysis of micro-Doppler effect of armored vehicle based on adaptive optimal kernel time-frequency distribution[J]. Fire Control & Command Control, 2015, 40(6): 14-17.
张万君, 牛敏杰, 杨雨迎, 等. 基于最优核时频分布的装甲车辆微多普勒特征分析[J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(6): 14-17.
- [12] Qin Xiaodong, Zhang Shiyuan, Yu Rongmei. Analysis of micro-Doppler time-frequency for ballistic targets based on time slicing data[J]. Journal of Air Force Radar Academy, 2015, 29(4): 255-257.
秦晓东, 张仕元, 喻荣梅. 基于时间分段数据的弹道目标微多普勒时频分析方法[J]. 空军预警学院学报, 2015, 29(4): 255-257.
- [13] Li Kangle. Feature extracting and estimating technology for micro-Doppler effect in radar[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010.
李康乐. 雷达目标微动特征提取与估计技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [14] Setlur P, Amin M, Ahmad F. Optimal and suboptimal micro-Doppler estimation schemes using carrier diverse Doppler radars[C]. Taipei: IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009: 3265-3268.
- [15] Setlur P, Ahmad F, Amin M. Maximum likelihood and suboptimal schemes for micro-Doppler estimation using carrier diverse Doppler radars[J]. IET Signal Processing, 2011, 5(2): 194-208.
- [16] Kay S M, Saha S. Mean likelihood frequency estimation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(7): 1937-1946.
- [17] Saha S, Kay S M. Maximum likelihood parameter estimation of superimposed chirps using Monte Carlo importance sampling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 224-230.

-
- [18] Feil B, Kucherenko S, Shah N. Comparison of Monte Carlo and quasi Monte Carlo sampling methods in high dimensional model representation[C]. International Conference on Advances in System Simulation, 2009: 12-17.
- [19] Ba Bin, Zheng Na'e, Zhu Shilei, *et al.* A maximum likelihood time delay estimation algorithm using Monte Carlo method[J]. Journal of Xi'an JiaoTong University, 2015, 49(8): 24-30.
巴 斌, 郑娜娥, 朱世磊, 等. 利用蒙特卡罗的最大似然时延估计算法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(8): 24-30.
- [20] Chen V. The micro-Doppler effect in radar[M]. Boston: Artech House, 2011.
- [21] Kay S M. Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory[M]. New Jersey: Prentice Hall, 2006.
- [22] Li Po. Research on micro-Doppler signal separation and parameter estimation of radar target[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2012.
李 坡. 雷达目标微动信号分离与参数估计方法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2012.