

基于粒子滤波的高阶运动目标激光探测微动参数估计

郭力仁^{**}, 胡以华^{*}, 王云鹏, 徐世龙

脉冲功率激光技术国家重点实验室(国防科技大学电子对抗学院), 安徽 合肥 230037

摘要 为精确估计高阶运动状态下的目标微动参数, 实现目标精细识别, 提出一种基于相位信息的分离估计方法。通过对解卷绕得到的真实相位进行求导, 消除信号中的多项式相位信号项, 实现目标运动和微动分量的分离。针对包含多维微动参数的正弦调频项, 提出改进的粒子滤波静态参数估计方法, 通过设计自适应方差法和变化粒子数提升了算法效率, 通过设计累积残差作为观测概率密度函数, 实现了对非线性模型中多维参数的同时估计。仿真和实验分析验证了算法的有效性和必要性。算法通过对相位进行处理降低了原始信号的非线性程度, 减少了计算量, 具有较强的抗噪性能。基于粒子滤波的微动参数估计方法减少了估计流程, 避免了误差传递效应, 提高了估计精度。

关键词 测量; 相干激光探测; 微多普勒效应; 粒子滤波; 参数估计

中图分类号 TN95

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0912006

Laser Micro-Motion Parameter Estimation of High-Order Moving Target Based on Improved Particle Filter

Guo Liren^{**}, Hu Yihua^{*}, Wang Yunpeng, Xu Shilong

State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Electronic Engineering Institute,
National University of Defense Technology, Hefei, Anhui 230037, China

Abstract To precisely estimate the micro-motion parameters and realize target identification under high order motion, we propose a separation and estimation method based on phase information. The main motion and micro-motion are separated by removing the polynomial phase signal part through the derivation of unwrapped echo phase. For the sinusoidal frequency modulation items with multi-dimensional micro-motion parameters after separation, an improved particle filter (PF) static parameter estimation method is proposed, and the efficiency of the algorithm is improved by designing the adaptive variance method and changing the number of particles. By designing cumulative residuals as a function of observed probability density, the simultaneous estimation of multi-dimensional parameters is realized in the nonlinear model. Simulation and experimental analysis verify the effectiveness and necessity of the proposed algorithm. The nonlinearity and the amount of calculation are reduced by processing the phase, which improves the anti-noise performance. The PF based parameter estimation method avoids the error transfer and improves the estimation accuracy effectively.

Key words measurement; coherent laser detection; micro-Doppler effect; particle filter; parameter estimation

OCIS codes 120.0280; 120.1880; 120.7280; 280.3640

1 引 言

运动目标除了自身平动产生的多普勒效应外, 还存在由于发动机振动、旋翼转动等微动引起的微多普勒效应^[1], 其中包含了目标运动及结构等特征, 可用于探测和分类。对于实际振动目标, 振动幅度多在微米量级, 振动频率在几到几百赫兹, 需要具有

高灵敏度和高分辨率的激光雷达来探测其微多普勒效应。通过精确的微动参数估计, 再结合目标先验知识, 可将目标分类进一步拓展至精细识别。

目标主体运动的回波信号一般可用多项式相位信号(PPS)模型表示, 而振动微多普勒效应则具有正弦调频(SFM)信号的形式^[2], 二者形成 PPS-SFM 混合信号。目前, 多数微多普勒特征的研究都忽略

收稿日期: 2017-11-22; 修回日期: 2018-05-25; 录用日期: 2018-06-04

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

* E-mail: skl-hyh@163.com; ** E-mail: guolirenone@163.com

了目标平动的影响,只针对微动部分的 SFM 信号进行分析^[3-4],虽有少数针对 PPS-SFM 模型的参数估计研究,但又存在估计误差大、计算过程复杂的不足。直接对混合信号参数进行估计一般难以实现,通常先将两项分离再分别进行估计。一类典型的方法是借助时频分析获得信号的瞬时频率信息,再利用多项式拟合补偿平动分量,估计微动参数^[5-7]。时频分析类方法便于直观提取微动特征,但处理流程复杂、耗时长,估计精度受时频分辨率、峰值提取、拟合效果等各环节影响,有严重的误差传递效应。另一类方法则根据 PPS 和 SFM 信号模型的特点,利用高阶模糊函数和延时共轭相乘法^[8-9]逐阶消去信号中的 PPS 项,只保留 SFM 项,再进行参数估计。但该类方法要求 PPS 阶数的先验信息,且计算复杂。此外,还有粒子滤波(PF)^[10-11]、广义周期^[12]等估计方法,但这些方法只考虑了匀速运动模型,不适合目标高阶运动情况。

对于激光微多普勒效应,其短波长的特点使得微动参数估计时的代价函数具有极高的非线性程

度^[13],传统的迭代类、统计类方法不能确保其正确收敛^[14]。针对 PPS-SFM 混合,本文提出一种利用相位调制信息精确估计混合信号微动参数的方法,以期为目标精细识别提供依据。通过提取信号相位有效降低了信号的非线性程度,实现了 PPS 项与 SFM 项的分离,且不需运动阶数的先验信息;通过改进的 PF 方法实现多维微动参数的联合估计,避免了误差传递的影响;最后对所提方法进行仿真和实验分析。

2 运动目标微多普勒效应分离

2.1 高阶运动目标微多普勒信号模型

Chen 等^[15]提出点散射模型对微多普勒效应进行建模,经过化简和整合后,振动、转动等典型微动的点散射模型都可归纳为 SFM 形式。考虑到目标具有高机动性(如飞机、汽车等)、目标主体的高阶加速运动以及引擎运转引起的蒙皮振动会在散射回波信号产生复合的频率调制效应,经光电探测器相干后,该运动-微动混合微多普勒效应的基带信号可表示为

$$s(t) = \gamma \exp \left\{ j \left[2\pi \frac{2 \sum_{k=0}^M a_k t^k}{\lambda} + \frac{4\pi D_v \sin(2\pi f_v t + \rho_0)}{\lambda} + \theta_0 \right] \right\} + N(t) = \gamma \exp \{ j [\theta_0 + 2\pi f_D t + 2\pi f_{MD}(t)] \} + N(t) = \gamma \exp(j\theta_0) \exp(j\varphi_{PPS}) \exp(j\varphi_{SFM}) + N(t), \quad (1)$$

式中: γ 表示散射点回波强度; a_k 表示目标运动的第 k 阶加速度, M 为运动阶数,当 k 为 0 时,目标做匀速运动; λ 表示激光波长; D_v 表示目标微动幅度; f_v 表示目标微动频率; ρ_0 为微动初始相位,为简便起见,考虑散射点振动方位角和俯仰角及目标相对于雷达的方位角和俯仰角为 0; θ_0 为信号初始相位; $N(t)$ 为时域信号噪声; f_D 表示多普勒频率; f_{MD} 表示微多普勒频率; t 表示时间; φ_{PPS} 表示多普勒频率项对应的多项式相位; φ_{SFM} 表示微多普勒频率项对应的正弦调频相位。混合信号中待估计参数矢量为 $\phi = (\gamma, a_0, \dots, a_M, D_v, f_v, \rho_0, \theta_0)$ 。

2.2 基于相位求导的 PPS-SFM 信号分离

混合信号中待估计参数较多,直接估计很难实

现,需要先将 PPS 和 SFM 信号分离再分别进行估计。首先提取观测信号相位:

$$\phi(t) = \text{angle}[s(t)] = \arctan \left\{ \frac{\text{image}[s(t)]}{\text{real}[s(t)]} \right\}, \quad (2)$$

式中 ϕ 的计算用到反正切函数,取值范围在 $[-\pi, \pi]$,当信号两邻近时刻的真实相位差绝对值大于 π 时,会卷绕到 $[-\pi, \pi]$ 内,发生幅度为 2π 突变,出现失真。准确提取信号相位是后续实现混合信号参数估计的基础,因此需要对 φ 解卷绕,补偿 π 处发生的突变,还原信号真实相位。解卷绕公式为

$$\phi_{\text{real}}(t) = \phi(0) + \text{cumsum}[\Delta\phi(t)], \quad t = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

$$\Delta\phi(t) = \begin{cases} d\phi(t), & -\pi < d\phi(t) < \pi \\ d\phi(t) - 2\pi, & d\phi(t) > \pi \\ d\phi(t) + 2\pi, & d\phi(t) < -\pi \end{cases}, \quad d\phi(t) = \phi(t) - \phi(t-1), \quad (4)$$

式中: $d\phi(t)$ 为 t 时刻提取相位与前一时刻差值; $\Delta\phi(t)$ 表示对 t 时刻提取相位的修正; $\text{cumsum}[\cdot]$ 表示累加求和运算; $\phi(0)$ 为初始时刻相位; $\phi_{\text{real}}(t)$ 为信号真实相位。

对解卷后的真实相位求导, 每次求导会降低一次 PPS 项阶数, 对于 M 阶运动模型, 进行 $M+2$ 次求导后可完全消除 PPS 项。此时剩余的 SFM 信号表达式为

$$\phi_{\text{real}}^{(M+2)}(t) = \phi_{\text{SFM}}(t) = \frac{4\pi D_v}{\lambda} (2\pi f_v)^{M+2} \times \begin{cases} (-1)^{\frac{M+2}{2}} \sin(2\pi f_v t + \rho_0), M = 2n, n = 0, 1, \dots \\ (-1)^{\frac{M+1}{2}} \cos(2\pi f_v t + \rho_0), M = 2n + 1, n = 0, 1, \dots \end{cases} \quad (5)$$

(5)式分 M 为奇偶两种情况进行讨论, 对相位求 $M+2$ 阶导, 得到纯 SFM 信号, 以相位求导后均值为 0 作为求导次数的终止条件, 这样无须知道运动阶数, 降低了对信号先验信息的要求。

对于多维参数估计情形, 只利用单一时刻 \hat{Y}_i 与 Y_i 的差值并不能准确反映粒子的好坏。这是因为 Y_i 在多维参数空间中可能有无数组解, 某一远离参数真实值的粒子组合也可能使残差极小而获得较大的权重, 导致迭代收敛错误。因此, 采用长时间残差积累来描述 $P(Y_i | X_i^i)$:

3 基于 PF 的 SFM 模型微动参数估计

3.1 PF 估计静态参数

1) 动态模型。SFM 参数估计符合静态参数 PF 模型, 在 PF 动态模型中, 根据第 2.2 节方法去除信号中的运动分量后, 只包含微动项的信号相位作为系统观察力, 微动参数作为系统状态矢量。为了模型表示方便且不失一般性, 考虑到变加速模型足够满足目标平动模拟精度^[9], 可设 M 为 2。求导分离后 SFM 相位表达式为

$$\phi_{\text{SFM}}(t) = \frac{4\pi D_v}{\lambda} (2\pi f_v)^4 \sin(2\pi f_v t + \rho_0) + n(t), \quad (6)$$

式中 $n(t)$ 表示相位中的噪声。将(6)式作为系统观测方程, 即 $Y_i = \phi_{\text{SFM}}(t)$, Y_i 为 t 时刻观测值。系统状态方程为

$$X_i = X_{i-1} + v_i, \quad (7)$$

式中 X_i 为 t 时刻粒子状态, 对应 SFM 信号参数, t 时刻第 i 个粒子可写为 $X_i^i = [D_v^i(t), f_v^i(t), \rho_0^i(t)]$ 。对于静止参数, 粒子多样性不会增加, 因此需要加入随机抖动 v_i 。具体采用马尔可夫链蒙特卡罗方法(MCMC)来解决多样性的问题, 相当于是在随机更新的基础上加入方向选择, 使粒子始终向真值方向更新^[16], 以有效提高算法效率, MCMC 算法中的建议分布方差就相当于 v_i 。

2) PF 权值计算。根据序贯重要性采样方法, 重要性密度函数取 $P(X_i^i | X_{i-1}^i)$, 各粒子权重可表示为

$$w_i^i = w_{i-1}^i P(Y_i | X_i^i), \quad (8)$$

式中 $P(Y_i | X_i^i)$ 为观测概率密度函数, 表示 t 时刻第 i 个粒子能得到 Y_i 的概率。

$$P(Y_i | X_i^i) = 1 / \sum_{t=i}^{i+\tau} |\hat{Y}_i - Y_i|, \quad (9)$$

式中 τ 表示积累的时间长度, $\sum_{t=i}^{i+\tau} |\hat{Y}_i - Y_i|$ 为累积残差, 用 R 表示。基本思想是: 利用粒子状态 X_i^i 计算 $t \sim t + \tau$ 时间段估计值与观测值的误差和, 值越小则表明粒子越接近真值。通过残差的累积可以有效排除只在个别时刻能接近真实观测值的伪状态的影响。

3.2 改进 PF 算法估计微动参数

1) 粒子初始化。由于各粒子中包含多维参数, 因此在随机产生初始值时, 需要设置较大的粒子数目才可能获得好的初始粒子组合, 但过多的粒子会导致后续繁重的计算量。对此提出变粒子数目的 PF 方法: 初始时刻设置较大的粒子数目, 提高获得接近真实值的粒子组合的概率; 然后计算各粒子的权重, 只保留权重较高的少数粒子用于之后的迭代, PF 过程中, 粒子数目只在初始化后减少一次。通过动态变化粒子数目, 可提高初始值的质量, 并避免在低权重的粒子上进行无谓的计算, 优化了算法效率。

2) 基于自适应方差的粒子状态更新。采用 MCMC 方法时, 粒子更新的幅度取决于建议分布的方差。若方差太大, 则状态跳转步长大, 容易导致候选状态的接受概率低, 此时粒子得不到更新, 多样性仍难以保持; 若方差太小, 则状态更新步长小, 粒子收敛至真值需要大量迭代次数, 算法计算量增加, 效率下降。此外, 实际中随着迭代的进行, 粒子越来越接近真实值, 更新的步长要求也越来越精细。考虑到每个粒子包含多维参数的情况, 若对所有参数同时更新则难以得到高权值的粒子组合, 这会导致极

低的接收概率,不仅不会改善粒子多样性,还会降低运算效率。对此提出自适应方差吉布斯方法,自适应方差表达式为

$$\sigma_t^2 = \sigma_0^2 g_t \left(\sum_{i=t}^{t+\tau} |\hat{Y}_t^i - Y_t| \right), \quad (10)$$

式中 σ_t^2 为建议分布在 t 时刻的方差, σ_0^2 为初始方差,函数 $g_t(\cdot)$ 表示对 $t \sim t+\tau$ 时间段累积残差的运算,残差越大函数值越大,反之亦然。在初始时,粒子往往与真值差距较大,这时需要用较大的方差在整个支撑域上进行快速搜索;当迭代几次后,残差变小,则相应地减小方差,相当于在真值附近进行精细搜索。自适应方差可加速算法收敛,提高估计精度。

确定 σ_0^2 时需要综合考虑参数自身量级及其对观测值的影响,不同参数应有不同方差。定义参数对观测的影响系数为参数变化量的归一化与其引起的观测值变化量归一化的比,即

$$E_\psi = \frac{\Delta\psi/\psi}{\Delta Y/Y}, \quad (11)$$

式中 Y 为估计观测值, ψ 为待估计参数, E_ψ 表示参数对观测量的影响系数。PF 过程中可对 σ_t^2 进行监视,若连续几次迭代中 σ_t^2 的值趋于稳定但估计残差又较大,则需要进一步减小 σ_0^2 以实现更加精细的搜索,提高估计精度。

3) PF 参数估计。可设置累积误差阈值 R_{stop} 或最大迭代次数作为 PF 的终止条件,PF 的流程如图 1 所示。

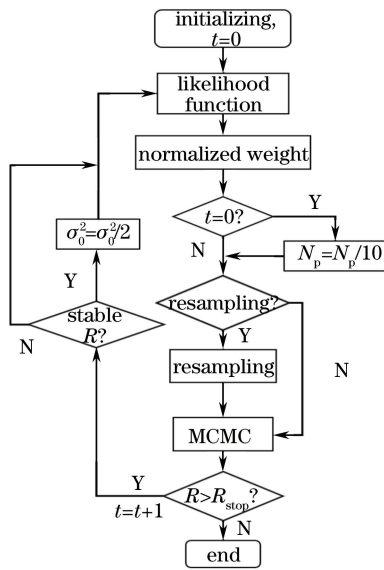


图 1 静态参数 PF 参数估计流程

Fig. 1 Estimation flow chart of static-parameter PF 算法步骤如下。

1) 确定参数范围,设定粒子数为 N_p ,初始化粒

子 $X_0^i = [D_v^i(0), f_v^i(0), \rho_0^i(0)]$,迭代次数 $t=0$ 。

2) 根据(9)式计算各组粒子似然函数 $P(Y_t | X_t^i)$ 。

3) 根据(8)式计算粒子权重,并进行归一化,得到 ω_t^i ,在 $t=0$ 时对权重降序排列,只保留前 1/10 权重较高的粒子用于之后的迭代,其余舍弃, $N_p = N_p/10$,对保留的粒子权重重新进行归一化。

4) 判断粒子退化程度 $N_{\text{eff}} = 1/\sum_{i=1}^I (\omega_t^i)^2$,确定是否重采样。

5) 根据(10)式确定建议分布方差,采用 MCMC 算法更新粒子状态,保持多样性。

6) 监测 R 和 σ_t^2 ,若 $R > R_{\text{stop}}$,返回 Step 2(在此情况下,若 R 在数次迭代中趋于稳定,则 $\sigma_0^2 = \sigma_0^2/2$), $t=t+1$,若 R 稳定地小于 R_{stop} ,则迭代结束。

7) 用 $\hat{x}_t = \sum_{i=1}^{N_p} \omega_t^i x_t^i$ 计算粒子均值作为参数的估计。

4 仿真分析与实验验证

4.1 仿真信号参数估计

利用 PF 方法对分离 PPS 项后的相位进行参数估计,设目标为 4 缸汽车,发动机转速为 3000 r/min,对应的振动频率为 $f_v = 3000 \times 2/60$ Hz,目标表面振动幅度 $D_v = 5 \mu\text{m}$,振动对信号调制的初始相位 $\rho_0 = \pi/6$ rad,激光波长为 $1.55 \mu\text{m}$ 。估计中,信噪比为 20 dB,令初始时粒子数为 4000,开始迭代时变为 400,残差累积长度为 200 个采样点,将观测估计值的相对误差连续稳定地小于 0.001 作为迭代结束的条件。

由于算法效率与建议分布方差 σ^2 密不可分,在参数估计前,应首先确定最佳的 σ^2 。仿真中设置最高迭代次数设 100。考虑到初始值生成的随机性可能导致相同算法条件下收敛速度的差异,对各 σ^2 值进行 100 次蒙特卡罗仿真取平均。由于不同参数方差不同,这里主要对进行自适应部分的方差进行仿真,它对各参数的作用相同,可以概括地反映方差与迭代次数的关系。结果如图 2 所示。

仿真中用算法稳定所需要的迭代次数来反映算法效率,从图 2 可以看出,本文方法的算法效率高于只采用 Metropolis-Hastings (MH) 算法的方法, MCMC 建议分布方差存在最优选择使算法效率最高,对于论文设置的参数,最优方差为 10^{-12} 。当方差逐渐大于最优值时,算法仍可收敛,但迭代次数增加,因为大的方差导致粒子候选状态的接受概率降低,但至少在上范围上可以覆盖真值;当方差逐渐小于最优值时,算法甚至在 100 次的迭代中无法实现稳

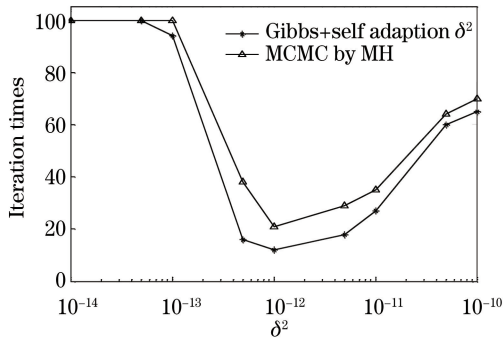


图 2 方差与算法迭代次数的关系

Fig. 2 Relationship between variance and iteration times
 定,这是因为状态更新幅度太小,粒子需要大量迭代才能接近真实值。

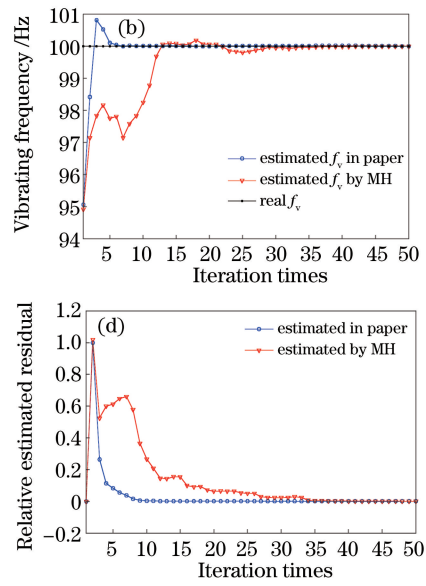
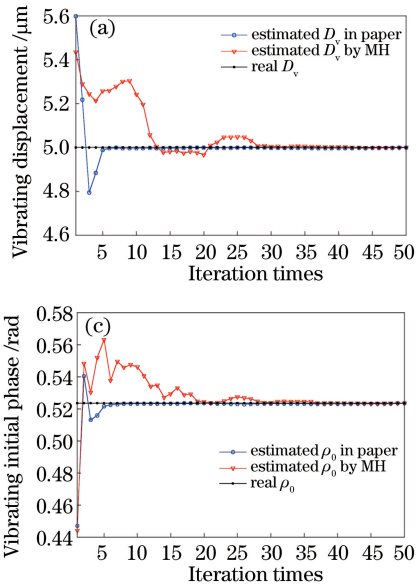


图 3 参数估计结果随迭代次数的变化。(a)振动幅度;(b)振动频率;(c)振动初相;(d)相对误差

Fig. 3 Dynamics of estimation results with iteration times. (a) Vibration amplitude; (b) vibration frequency; (c) vibration initial phase; (d) relative estimated residua

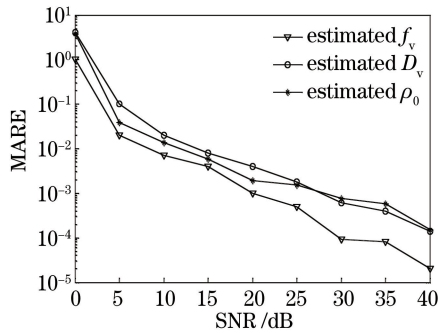


图 4 平均相对误差与信噪比的关系

Fig. 4 Relationship between MARE and SNR

从图 4 可以看出,估计误差随信噪比增加而逐渐降低,其中,振动频率的估计误差最低,其次是振

利用第 3 节方法进行参数估计,设置 $\sigma^2 = 10^{-12}$,并与多维 MH 算法进行对比,估计结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出,对粒子数、自适应方差进行改进的 PF 算法只用了不到 10 次迭代便使估计值收敛至真值,而采用传统 MH 算法实现的 PF,需要约 40 次的迭代才能实现收敛。如果未使用最佳 σ^2 进行估计,算法效率将更低,需要更多次迭代才能实现收敛^[11]。

对不同信噪比(SNR)下的算法估计精度进行研究,仿真估计值的平均相对误差(MARE)随 SNR 变化的关系,在每个 SNR 下进行 100 次的蒙特卡罗仿真取均值,结果如图 4 所示。

动幅度和振动初相,这与(11)式中各参数对观测值的影响系数相对应。

4.2 实验数据参数估计

对实验数据进行处理,通过估计目标微动参数来验证算法有效性。实验设置如图 5 所示。

实验系统为全光纤结构,采用波长 1550 nm 的连续波激光器,激光器输出光通过 90/10 的保偏光纤分束器:90%的一路作为信号光,经过光纤准直器照射到目标上;10%的一路经过可调衰减器(VOA),作为本振光。信号接收采用口径为 80 mm 的透射式望远镜,将接收的信号光和本振光通过 2×2 保偏光纤耦合器(PMFC)后输入平衡探测器,由 12 bit 的模/数(A/D)采集卡采集,采样率在 10~

500 MHz 可调。用振膜扬声器模拟微动目标,扬声器驱动信号的频率设为 256 Hz,振幅约为 60 μm ,振动初始相位由截取信号的时刻决定。利用本文算

法和传统的时频分析-逆 Radon 变换方法 (STFT-iRadon) 分别进行微动参数估计。估计参数重构信号和实验探测信号如图 6 所示。

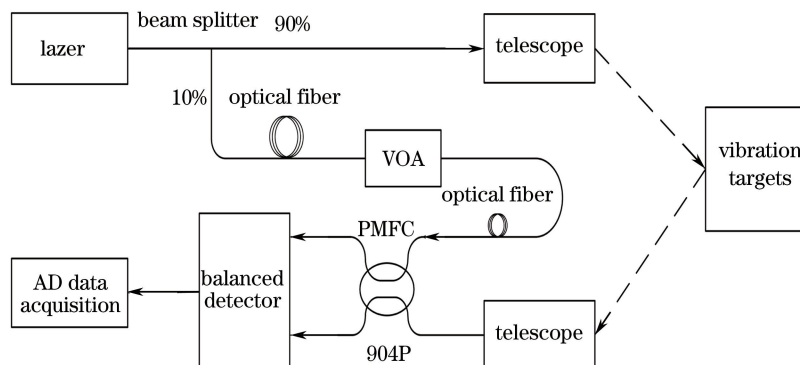


图 5 实验结构图

Fig. 5 Experimental setup

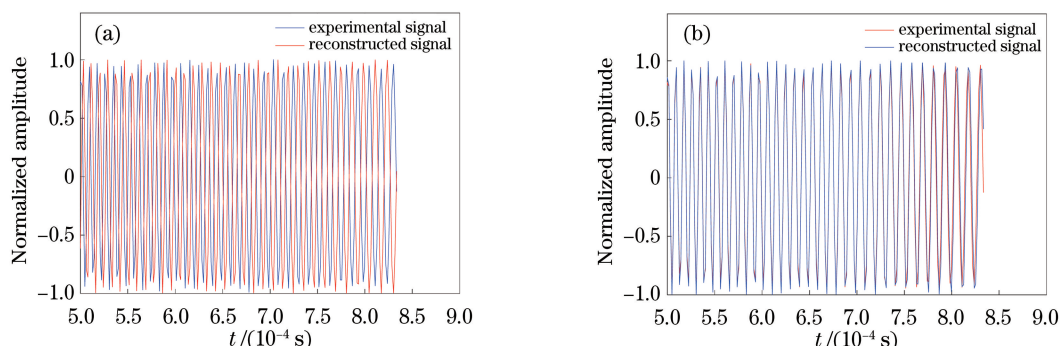


图 6 重构信号与实验信号对比。(a)逆 Radon 变换方法;(b)本文方法

Fig. 6 Comparison of reconstructed signal and experimental signal. (a) Inverse Radon transform; (b) proposed method

由图 6(a) 可以看到,利用传统的时频分析-逆 Radon 方法估计出的参数对信号进行重构,结果与实验观测信号差别较大,说明参数估计的误差较大,这主要是因为基于时频分析的非参数化方法受到误差传递和时频分辨率的影响。而图 6(b) 中本文方法重构的波形与实验信号基本重合,体现了所提参数化 PF 方法对微动参数的精确估计能力。因此采用波形相似度 γ 和平均绝对误差 (MAE) 定量对比两类方法参数估计的性能。如表 1 所示,参数化的 PF 方法在两个评价标准上都优于 STFT-iRadon 方法,进一步验证了本文方法在估计精度上的优势。

表 1 估计性能对比

Table 1 Comparison of estimation performance

| Method | MAE | γ |
|-------------|-------|----------|
| PF and MCMC | 0.071 | 0.977 |
| STFT-iRadon | 0.984 | 0.565 |

5 结 论

研究了高阶运动目标激光微多普勒效应的参数

估计问题,通过相位求导及改进 PF 方法,解决了传统方法无法兼顾 PPS 和 SFM 信号的不足。相位求导方法在不需目标运动阶数先验信息的情况下即可实现对信号平动的分离。改进的 PF 方法通过引入自适应方差、变粒子数和累积残差机制,实现了同时对多维微动参数的准确估计,避免了传统时频分析方法中误差传递的影响,估计精度大大提高。与经典的 MH-PF 相比,算法收敛所需的迭代次数仅为后者的 1/4,算法效率明显提升。本文考虑的是单分量微动信号模型,实际探测中可能存在多分量微动信号混合的情况,后续将对此进行重点研究。

参 考 文 献

[1] Chen V. The micro-Doppler effect in radar [M]. Norwood, England: Artech House, 2011: 14-20.
 [2] Setlur P, Amin M, Ahmad F. Optimal and suboptimal micro-Doppler estimation schemes using carrier diverse Doppler radars [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and

- Signal Processing, 2009: 3265-3268.
- [3] Han X, Du L, Liu H W. Parameter estimation of cone-shaped target based on narrowband micro-doppler modulation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(4): 961-968.
韩勋, 杜兰, 刘宏伟. 基于窄带微多普勒调制的锥体目标参数估计 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(4): 961-968.
- [4] Zhang D H. Laser micro-Doppler feature detection, extraction, and identification [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016: 17-20.
张德华. 目标激光微多普勒特征探测、提取和识别技术研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2016: 17-20.
- [5] Zhu H, Zhang S N, Zhao H C. Single-channel source separation of radar fuze mixed signal using advanced adaptive decomposition [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(5): 058401.
朱航, 张淑宁, 赵惠昌. 基于改进自适应分解法的单通道雷达引信混合信号分离 [J]. 物理学报, 2014, 63(5): 058401.
- [6] Du L, Li L S, Wang B S, *et al.* Micro-Doppler feature extraction based on time-frequency spectrogram for ground moving targets classification with low-resolution radar [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(10): 3756-3763.
- [7] Li K L. Feature extracting and estimating technology for micro-Doppler effect in radar [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010: 63-66.
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: 63-66.
- [8] Wang Z F, Wang Y, Xu L. Parameter estimation of hybrid linear frequency modulation-sinusoidal frequency modulation signal [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(8): 1238-1241.
- [9] Yang Y C, Tong N N, Feng C Q, *et al.* Translation compensation and micro-Doppler extraction of ballistic target in midcourse [J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(10): 2235-2241.
杨有春, 童宁宁, 冯存前, 等. 弹道目标中段平动补偿与微多普勒提取 [J]. 宇航学报, 2011, 32(10): 2235-2241.
- [10] Zhang S N, Zhao H C, Xiong G, *et al.* Separation and parameter estimation of single channel sinusoidal frequency modulated signal mixture sources based on particle filtering [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(15): 158401.
张淑宁, 赵惠昌, 熊刚, 等. 基于粒子滤波的单通道正弦调频混合信号分离与参数估计 [J]. 物理学报, 2014, 63(15): 158401.
- [11] Aunsri N. A TVAR particle filter with adaptive resampling for frequency estimation [C]. 2016 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), 2016: 1-5.
- [12] Zhu H, Zhang S N, Zhao H C. Single channel source separation and parameter estimation of multi-component PRBCPM-SFM signal based on generalized period [J]. Digital Signal Processing, 2015, 40: 224-237.
- [13] Guo L R, Hu Y H, Wang Y P. Extraction and separation of micro-motion feature based on mean likelihood estimation in laser detection [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(4): 0412004.
郭力仁, 胡以华, 王云鹏. 基于均值似然估计的激光探测微动特征提取和分离 [J]. 光学学报, 2017, 37(4): 0412004.
- [14] 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.
- [15] Chen V C, Li F, Ho S S, *et al.* Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 2-21.
- [16] Andrew G. Bayesian data analysis [M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2014: 57-60.