

运动目标激光微多普勒效应平动补偿和微动参数估计

郭力仁 胡以华 董晓 李敏乐

Translation compensation and micro-motion parameter estimation of laser micro-Doppler effect

Guo Li-Ren Hu Yi-Hua Dong Xiao Li Min-Le

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 67, 150701 (2018) DOI: 10.7498/aps.67.20172754

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.67.20172754>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2018/V67/I15>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于矢量化差分相位的单分布源解耦二维波达方向估计](#)

Decoupled two-dimensional direction of arrival estimation of single distributed source by vectoring differential phases

物理学报.2018, 67(7): 070702 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.67.20172154>

[对称旋转不变相干分布式非圆信号二维波达方向估计](#)

Two-dimensional direction-of-arrival estimation of coherently distributed noncircular signals via symmetric shift invariance

物理学报.2017, 66(22): 220701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.220701>

[基于渐进添边的准循环压缩感知时延估计算法](#)

A quasi-cyclic compressed sensing delay estimation algorithm based on progressive edge-growth

物理学报.2017, 66(9): 090703 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.090703>

[基于回溯筛选的稀疏重构时延估计算法](#)

Sparse reconstruction time delay estimation algorithm based on backtracking filter

物理学报.2016, 65(21): 210701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.210701>

[基于高速移动通信的虚拟天线阵列理论研究](#)

Virtual antenna array theory based on high speed mobile communications

物理学报.2016, 65(7): 070701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.070701>

运动目标激光微多普勒效应平动补偿和微动参数估计*

郭力仁 胡以华[†] 董骁 李敏乐

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

(2017年12月28日收到; 2018年4月26日收到修改稿)

利用激光探测微多普勒效应可以精确估计微动参数, 有利于实现目标的准确分类和精细识别. 运动目标的微多普勒效应是一种由多项式相位信号模型与正弦调频模型组成的混合信号. 对于这类混合信号中的微动参数估计目前还未提出有效的方法. 对此, 本文提出一种基于分数阶傅里叶变换 (FrFT) 的平动补偿方法, 通过设计对 FrFT 参数域的带宽搜索方法, 可以从混合信号中精确估计平动参数, 实现平动和微动的分离; 通过设计静态参数粒子滤波器, 从补偿后的信号中准确估计了微动参数; 针对静态参数模型, 采用马尔可夫-蒙特卡罗方法增加粒子多样性, 并利用累积残差定义新的粒子权重计算函数, 保证了算法在对多维参数估计时的快速有效收敛, 避免了参数分别估计时误差传递的影响. 通过仿真分析对比和实验数据, 验证了本文所提补偿和参数估计算法的有效性.

关键词: 激光微多普勒效应, 分数阶傅里叶变换, 粒子滤波, 平动补偿

PACS: 07.50.Qx, 02.70.Uu, 02.70.Tt, 42.62.Eh

DOI: 10.7498/aps.67.20172754

1 引言

运动目标都会存在由于发动机振动、旋翼转动等引起的相对于整体平动而言的微运动. 这些微动会对探测信号造成多普勒效应外的附加频率调制, 产生微多普勒效应^[1]. 不同目标的微动特征具有惟一性, 开辟了探测和识别的新途径. 现有的微多普勒研究主要用于目标分类, 但通过对目标运动和微动参数的精确估计, 再结合充足的目标先验信息, 还可开创性地实现对同类目标的精细识别. 实际的遥感目标振动幅度在微米量级, 如汽车、飞机发动机运转引起的表面振动等. 微波探测对此类微多普勒效应并不敏感, 但采用波长更短的激光探测手段, 可以得到更为显著的微多普勒频移^[2], 具有更高的灵敏度和分辨率, 有利于提高参数估计及目标识别的准确性.

目标运动产生的多普勒效应一般可用多项式相位信号 (PPS) 进行建模, 而目标微动广泛采用正弦运动模拟, 其回波是典型的正弦调频 (SFM) 信号^[3,4]. 两者在回波中形成 PPS-SFM 混合信号, 这在目标探测的工程应用中普遍存在^[5]. 但是, 目前多数对目标微多普勒特征的研究只考虑回波为 SFM 模型^[6], 忽略了目标整体运动的影响. 对于混合信号, 传统的适用于纯 SFM 信号或 PPS 的估计算法都不再适用. 而现有的针对混合信号参数估计的研究又存在估计误差大、计算过程复杂的不足. 一般而言, 直接估计平动微动混合信号参数难以实现, 实际操作中往往先将两项分离再分别进行估计. 分离方法可大致分为两类^[7], 即基于时频分布类和基于信号模型变换类. 前者对信号进行时频分析, 提取信号的瞬时频率特征^[8,9], 利用多项式拟合补偿平动分量, 再对剩余微动分量进行参数估计^[10,11]. 该类方法有利于直观地观测信号调频

* 国家自然科学基金 (批准号: 61271353) 资助的课题.

[†] 通信作者. E-mail: skl_hyh@163.com

特征及各步处理效果,但对信噪比要求较高,且受限于时频分布分辨率、峰值提取准确度、多项式拟合精度等多重影响,存在多层误差传递,估计精度和时效性较差,甚至会出现运动阶数的错误估计.后者则根据两类信号的不同特性,利用高阶模糊函数^[6]和延时共轭相乘法^[12,13]逐阶消去信号中多项式相位,只保留SFM再进行参数估计,但都需要目标运动阶数这一先验信息,且运算过程复杂.此外还有通过粒子滤波(PF)^[14]、广义周期^[15]法从信号层面对混合信号进行估计,但只考虑了固定载频的情况,相当于匀速运动产生的一阶PPS,模型比较简单,不适合目标实际运动情况.

在激光探测的微多普勒信号参数估计中,由于探测波长短、采样率高,对SFM部分参数估计时将产生较微波探测非线性程度更高的代价函数^[16],密集的局部峰值极易使传统的迭代类方法、统计类方法不收敛或错误收敛^[17],同时计算量也会随参数数量的增加而呈指数上升.现有的SFM变换^[18]和循环自相关^[19]等参数估计方法都只针对两参数的简化模型,不适合处理实际的多参数信号.对于以上的混合信号分离和微动参数估计问题,本文提出基于分数阶傅里叶变换(FrFT)的平动补偿方法,通过设计FrFT参数域的带宽搜索方法,可以从混合信号中精确估计平动参数,实现平动和微动的分离.对补偿后的信号,通过改进的静态参数PF方法估计其中的微动参数,所提方法不受噪声类型限制,可同时估计多个参数,避免误差传递的影响,而且估计参数数量的增加并不会过多地增加算法的计算量.利用累积残差定义新的权重函数,并用马尔可夫-蒙特卡罗(MCMC)保持粒子多样性,保证了静态参数模型下PF的快速有效收敛.通过对算法估计性能进行仿真和实验分析,本文方法可实现对平动和微动混合信号参数的准确估计.

2 基于FrFT的平动参数估计

2.1 运动目标微多普勒信号模型

利用点散射模型对微多普勒效应进行建模^[1],经过后续化简和整合,各类微动的点散射模型都具有SFM信号的基本形式.若考虑目标微动特征平稳,信号处理中一般只需要一到两个周期的信号长度就可以实现对微动参数的估计.实际目标的微动

频率多在百赫兹量级甚至更高,所以要求处理的信号时长很短.对于平动,人们常采用PPS进行模拟,在较短的时间内,平动相对于微动是缓变量,用匀加速运动的模型可完全满足对平动的模拟,这时信号平动引起的多普勒效应表现为线性调频(LFM)信号的形式.所以运动目标微多普勒效应回波基带信号可表示为

$$\begin{aligned} s(t) &= \exp \left\{ j \left[\frac{4\pi}{\lambda} \left(\nu t + \frac{1}{2} a t^2 \right) + \frac{4\pi D_v \sin(2\pi f_v t + \rho_0)}{\lambda} + \theta_0 \right] \right\} + noi(t) \\ &= \exp[j(\theta_0 + 2\pi f_0 t + \pi \mu_0 t^2 + 2\pi f_{mD} t)] \\ &\quad + noi(t) \\ &= e^{j\theta_0} e^{j\phi_{LFM}} e^{j\phi_{SFM}} + noi(t), \end{aligned} \quad (1)$$

式中, ν 表示目标运动初速, a 表示加速度, 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, f_0 和 μ_0 分别对应目标的速度和加速度项, f_{mD} 表示微多普勒频率项, $\phi_{LFM} = 2\pi f_0 t + \pi \mu_0 t^2$, $\phi_{SFM} = 2\pi f_{mD} t$. 为简便起见,模型中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. θ_0 为信号初始相位, $noi(t)$ 为信号噪声.

目前对微多普勒效应的研究大多只针对微动引起的SFM模型展开,而不考虑平动对微动特征的影响.事实上,未补偿平动或只用测速数据粗略补偿的信号都是一个LFM-SFM的混合形式,平动分量的存在会破坏微多普勒特征的周期性,导致现有微动参数估计方法的失效.而且平动还会使频谱展宽,对采样率和探测器带宽都提出了更高的要求,对于同样时长的信号,需要处理的数据点数会极大地增加,导致运算量剧增,所以有必要先对平动参数进行精确估计和补偿.

2.2 平动参数估计原理

FrFT可看作是在一组正交的LFM信号基上展开信号^[20].所以,一个确定的LFM信号可以在FrFT的某一阶次上得到最好的能量聚集效果^[21].定义信号 $s(t)$ 的 p 阶FrFT为

$$F^p[s(t)] = X_\alpha(u) = \int_{-\infty}^{\infty} K_\alpha(t, u) s(t) dt, \quad (2)$$

式中阶次 p 可以为任意实数,角度 $\alpha = p\pi/2$; $K_\alpha(t, u)$ 为FrFT的变换核,可表示为

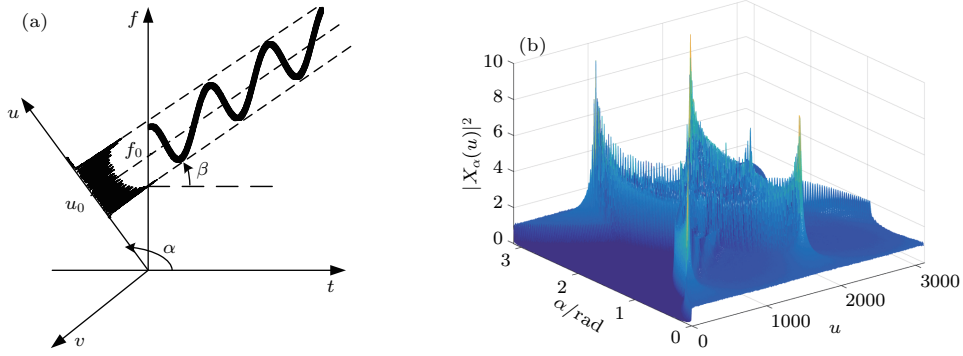


图1 LFM-SFM 信号 FrFT 示意图 (a) 能量聚集原理; (b) (α, u) 域分布

Fig. 1. FrFT on LFM-SFM signal: (a) Energy accumulation principle; (b) FrFT distribution in parameter field.

$$K_\alpha(t, u) = \begin{cases} A_\alpha \exp[j\pi(u^2 \cot \alpha - 2ut \csc \alpha + t^2 \cot \alpha)], & \alpha \neq n\pi, \\ \delta(u - t), & \alpha = 2n\pi, \\ \delta(u + t), & \alpha = (2n \pm 1)\pi, \end{cases} \quad (3)$$

其中 n 为正整数, $A_\alpha = \sqrt{1 - j \cot \alpha}$ 表示 FrFT 的复指数幅值, $\delta(\cdot)$ 表示冲激函数. 通过对旋转角 α 进行扫描, 在每个 α 下对信号进行 FrFT, 得到信号能量在参数 (α, u) 域中的分布情况. 由于 LFM 信号与 FrFT 的基函数具有相同的形式, 所以在 α 的扫描过程中, 信号会在某个特定阶的参数域中呈现出冲激函数分布形状, 通过峰值搜索可以实现对 LFM 信号参数的估计. LFM 参数与 FrFT 参数的对应关系为

$$\{\hat{\alpha}_0, \hat{u}_0\} = \arg \max_{\alpha, u} |X_\alpha(u)|^2, \quad (4)$$

$$\begin{cases} \hat{f}_0 = \hat{u}_0 \csc \hat{\alpha}_0, \\ \hat{\mu}_0 = -\cot \hat{\alpha}_0, \\ \hat{\theta}_0 = \arg \left[\frac{X_{\hat{\alpha}_0}(\hat{u}_0)}{A_{\hat{\alpha}_0} e^{j\hat{u}_0^2 \cot \hat{\alpha}_0}} \right], \\ \hat{A}_0 = \frac{|X_{\hat{\alpha}_0}(\hat{u}_0)|}{\Delta t |A_{\hat{\alpha}_0}|}. \end{cases} \quad (5)$$

本文研究的运动目标微多普勒信号表现为 LFM-SFM 混合的信号形式, 经过 FrFT 的结果如图 1 所示.

从图 1 可以看出, 对于混合信号进行 FrFT 在对应的 α 下不是向单纯的 LFM 信号一样聚集到一点, 而是在 u 域有最窄的带宽, 从图 1 (b) 可以看到继续采用传统的最大值搜索法来确定 LFM 项参数显然已经不再合适. 这里提出双向阈值搜索法来精确计算各 u 域的带宽. 用 $M \times N$ 维矩阵 \mathbf{F} 表示

FrFT 参数域分布, 其中 M 为对 α 离散化扫描的次数, 与步进长度成反比; N 为信号长度.

$$\mathbf{F} = [\mathbf{F}_{\alpha 1}, \mathbf{F}_{\alpha 2}, \dots, \mathbf{F}_{\alpha m}, \dots, \mathbf{F}_{\alpha M}]^T, \\ \mathbf{F}_{\alpha m} = [X_{\alpha m}(u_1), X_{\alpha m}(u_2), \dots, X_{\alpha m}(u_N)], \quad (6)$$

式中, $\mathbf{F}_{\alpha m}$ 表示 FrFT 在第 m 行的分布向量, 对每行的 $\mathbf{F}_{\alpha m}$ 取均值作为该行的阈值 $th(\alpha m)$. 带宽搜索原理如图 2.

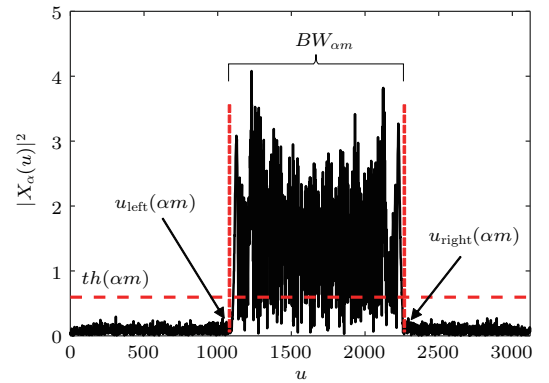


图2 双向阈值搜索法 u 域确定带宽

Fig. 2. Bandwidth determination by bidirectional threshold searching method.

图 2 中首先对 $\mathbf{F}_{\alpha m}$ 行进行正向搜索, 将第一次出现大于阈值的 u 作为带宽的左边界, 有 $u_{\text{left}}(\alpha m) = \arg \text{first}[\mathbf{F}_{\alpha m} > th(\alpha m)]$, 然后再对 $\mathbf{F}_{\alpha m}$ 进行反向搜索, 确定带宽的右边界 $u_{\text{right}}(\alpha m) = N + 1 - \arg \text{first}[\text{fliplr}(\mathbf{F}_{\alpha m}) > th(\alpha m)]$, 其中 $\text{fliplr}(\cdot)$ 表示对括号中的向量进行

左右反转操作. 此时第 m 行的 u 域带宽等于 $BW_{\alpha m} = u_{\text{right}}(\alpha m) - u_{\text{left}}(\alpha m)$, 所以通过搜索矩阵 \mathbf{F} 各行最窄的带宽, 再代入 (5) 式就可以确定平动参数, 注意此时 $\hat{\mu}_0 = (u_{\text{right}} + u_{\text{left}})/2$. 这里应注意阈值的选择应与信号信噪比关联, 当信噪比较低 (< 10 dB) 时, 为避免噪声对带宽边界搜索的干扰, 阈值可取为均值的两倍.

得到平动参数后重构相应的多普勒分量 $s_D(t)$, 并将其从混合信号中去除, 实现平动补偿, 此时剩余信号中只包含微多普勒效应.

$$\begin{aligned} s_D(t) &= \exp[-j(2\pi\hat{f}_0 t + \pi\hat{\mu}_0 t^2)], \\ s_{\text{mD}}(t) &= s(t)s_D(t) \\ &= \exp\left\{j\left[\frac{4\pi D_v \sin(2\pi f_v t + \rho_0)}{\lambda}\right]\right\} \\ &\quad + noi(t). \end{aligned} \quad (7)$$

3 基于静态参数 PF 的微动参数估计

3.1 静态参数 PF 模型

基于 PF 的参数估计方法不受信号模型的限制, 可实现多参数同时估计, 避免误差传递, 保证每个参数的估计精度. SFM 参数估计在 PF 中属于静态参数估计问题, 以 (7) 式中的补偿结果 $s_{\text{mD}}(t)$ 作为系统的观测方程, 微动参数作为状态方程, 有

$$Y_t = \exp\left\{j\left[\frac{4\pi D_v \sin(2\pi f_v t + \rho_0)}{\lambda}\right]\right\} + noi(t), \quad (8)$$

$$X_t = X_{t-1} + v_t, \quad (9)$$

式中 Y_t 为 t 时刻观测值, X_t 为 t 时刻粒子状态, t 时刻第 i 个粒子可写为 $X_t^i = [D_v^i(t), f_v^i(t), \rho_0^i(t)]$. 对于静止参数模型, 粒子多样性不会增加, 只能在初始化形成的粒子组中寻找最优解, 无法保证正确收敛, 所以需要加入抖动 v_t , 来维持粒子的多样性. 此时, v_t 相当于粒子状态的更新量, 当 v_t 过大时, 粒子更新幅度也较大, 不利于参数的精细搜索, 容易出现无效的迭代计算; 当 v_t 太小时, 粒子每次的更新幅度也较小, 需要大量迭代才能收敛, 效率较低. 所以 v_t 决定了整个算法的效率. 本文采用 MCMC [22] 算法更新粒子状态, 算法的建议分布方差就等效于模型中添加的抖动 v_t , 效果相当于在随机更新的基础上加入了方向的选择, 使粒子始终向真值方向更新, 有效减少了收敛所需的迭代次数.

3.2 多维参数权值计算

根据序贯重要性采样方法 [23], 重要性密度函数取 $P(X_t^i|X_{t-1}^i)$, 此时各粒子权重可简化为

$$w_t^i = w_{t-1}^i P(Y_t|X_t^i), \quad (10)$$

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

对于多维参数估计的情形, 只利用单一时刻 \hat{Y}_t^i 与 Y_t 的差值并不能准确反映粒子的好坏. 因为 Y_t 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. 对此, 本文考虑采用长时间残差积累来描述 $P(Y_t|X_t^i)$, 有

$$P(Y_t|X_t^i) = 1 / \sum_{t=t}^{t+\tau} |\hat{Y}_t^i - Y_t|, \quad (11)$$

式中 τ 表示积累的时间长度, $\sum_{t=t}^{t+\tau} |\hat{Y}_t^i - Y_t|$ 为累积残差, 用 R 表示. 基本思想是: 利用 t 时刻第 i 组粒子状态计算 $t-t+\tau$ 时间段估计值与观测值的误差和, 相当于计算残差面积, 面积越小说明粒子越接近参数真值, 通过计算一段时长的残差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, 保证算法的正确收敛.

3.3 粒子状态更新

对于多参数情况, 同时产生所有参数的候选状态时, 由于各参数粒子间随机匹配, 难以得到高权值的粒子组合, 这会导致极低的接收概率, 粒子可能长时间得不到更新, 不仅对改善粒子多样性没有任何帮助, 还会降低运算效率. 对此, 本文提出自适应方差 Gibbs 算法来具体实现, 虽然增加了单次抽样的计算量, 但接收概率更高, 整体上是加快了收敛, 具有更高的效率.

自适应方差是指根据实时的估计误差来调整算法建议分布的方差, 在初始时, 粒子往往与真值差距较大, 这时选用较大的方差来提高候选状态在整个支撑域上的搜索范围, 以便于快速更新到真值附近, 相当于粗搜索; 当几次迭代搜索之后, 残差变小, 则减小方差, 使其在真值附近精细搜索, 提高样本接受概率和参数估计精度. 自适应方差法可

表示为

$$\sigma_t^2 = \sigma_0^2 g_t \left(\sum_{t=t}^{t+\tau} |\hat{Y}_t^i - Y_t| \right), \quad (12)$$

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 $t-t+\tau$ 时间段累积残差的运算, 其结果与累积残差大小成正比. 自适应方差的引入可在粒子数目不变的情况下加速算法收敛, 提高算法效率.

σ_0^2 的确定要综合考虑各参数自身取值大小和其对观测值的影响系数, 不同参数应有不同方差. 其中影响系数定义为参数相对变化量与其引起的观测值相对变化量的比, 即

$$E_\psi = \frac{\Delta\psi/\psi}{\Delta Y/Y}, \quad (13)$$

式中 ψ 为待估计参数, Y 为估计观测值, $\Delta\psi$ 和 ΔY 分别表示两者的变化量, E_ψ 表示参数对观测估计的影响程度. 此外, 对 σ_t^2 进行监测, 若连续几次迭代中 σ_t^2 的值趋于稳定但估计值又不够理想, 则说明此时确定的方差不足以提供更为精细的搜索步长, 需要进一步减小 σ_0^2 以保持粒子更新的活力, 提高估计精度.

3.4 静态参数 PF 参数估计流程

PF 前首先要解决多维参数初始化的问题. 对于未知参数值, 一般在取值范围内随机产生初始值, 这需要大量的粒子数目来提高产生优质初始粒子的概率, 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: 首先设置较大的初始粒子数目, 计算各粒子组的权重, 只保留权重较高的少数粒子作为之后迭代的初值. 该方法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. 应当说明的是, 算法只在初始化后进行一次减少粒子数的操作.

PF 的终止条件可通过设置累积误差阈值 R_{stop} 来进行判断. 本文利用静态参数 PF 进行目标微动参数估计的流程图如图 3.

具体的算法步骤可以总结为:

- 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 (11) 式计算各组粒子似然函数 $P(Y_t|X_t^i)$;
- 3) 根据 (10) 式计算粒子权重, 并进行归一化, 得到 w_t^i , 只在 $t = 0$ 时对权重降序排列, 只保留前

1/10 权重较高的粒子用于以后的迭代, 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 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^I (w_t^i)^2$, 确定是否重采样;

5) 根据 (12) 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 $R > R_{\text{stop}}$, 返回步骤 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 趋于稳定且小于 R_{stop} , 则迭代结束;

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

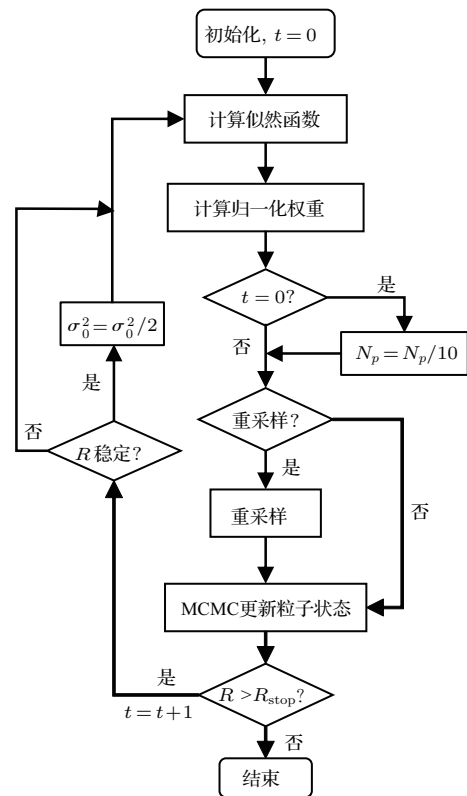


图 3 静态参数 PF 算法流程图

Fig. 3. Flow chart of static parameter PF algorithm.

4 仿真分析与实验验证

4.1 仿真信号参数估计

4.1.1 平动补偿

设目标为 4 缸发动机的汽车, 发动机转速为 3000 min, 每缸点火一次产生一次振动, 根据发动

机工作原理, 对应的振动频率为 $f_v = 3000 \times 2/60 = 100$ Hz, 目标表面振动幅度 D_v 为 $5 \mu\text{m}$, 振动对信号调制的初始相位 ρ_0 为 $\pi/6$ rad, 激光波长为 $1.55 \mu\text{m}$, 信噪比为 20 dB. 设目标平动引起的多普勒参数为 $f_0 = 10^4$ Hz (认为是初步的平动补偿后的残余分量), $\mu_0 = 4 \times 10^6$ Hz, 对应的加速度为 3 m/s^2 , 仿真信号的时频分布如图 4 所示.

图 4 中 LFM-SFM 信号的瞬时频率特征为两者的融合, 两者相互影响破坏了两种信号原有的时频特征, 传统的针对单纯的 SFM 或 LFM 信号特征的提取方法已不再使用. 根据 2.2 节所提方法对平动参数进行估计, 得到 FrFT 参数域分布及带宽搜索结果如图 5 所示.

图 5 (a) 中颜色较亮的区域对应能量聚集区域, 两侧亮暗交界线即对应各旋转角下的 u 域带宽. 当 α 与信号中 LFM 对应的瞬时频率曲线垂直时, 信号在 u 域有最好的能量聚集, 此时带宽最窄. 图 5 (b) 为双向阈值搜索法估计出的带宽随 α 的变化趋势,

与图 5 (a) 中的亮暗交界线 envelopes 的变化趋势一致, 证明了带宽估计方法的正确性. 确定带宽最小时的 α 值, 代入 (5) 式计算 LFM 参数, 并和目前典型的基于时频特征多项式拟合的平动参数估计方法进行对比.

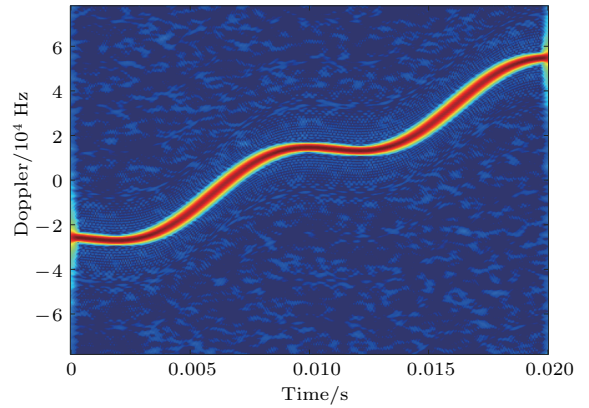


图 4 LFM-SFM 混合信号时频分布

Fig. 4. Time-Frequency distribution of LFM-SFM signal.

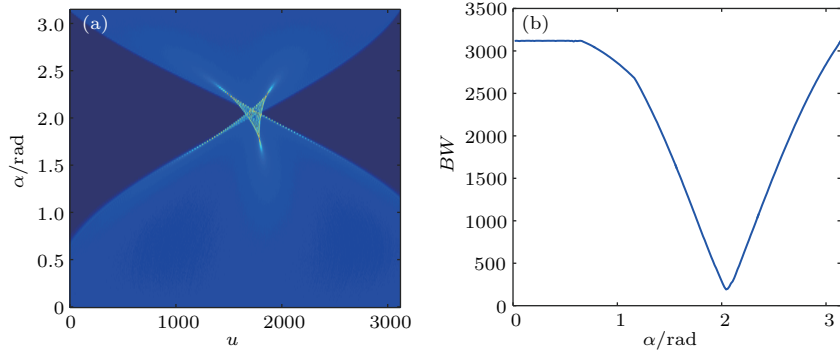


图 5 FrFT 对混合信号处理结果 (a) FrFT 在 (α, u) 域投影; (b) u 域带宽随 α 的变化

Fig. 5. FrFT results of LFM-SFM signal: (a) Projection on (α, u) domain; (b) bandwidth changes with α .

表 1 平动参数估计结果对比

Table 1. Comparison of translational parameter estimation results.

方法	FrFT	时频特征-多项式拟合						
		$\pi/6$	$\pi/3$	$\pi/2$	$2\pi/3$	$5\pi/6$	π	
初始相位/rad	—	$\pi/6$	$\pi/3$	$\pi/2$	$2\pi/3$	$5\pi/6$	π	
$\hat{f}_0 / \times 10^4$	1.0045	0.6133	0.6652	0.8068	1.0003	1.1936	1.3350	1.3867
$RE_{f_0} / \%$	0.45	38.67	33.48	19.32	0.03	19.36	33.5	38.67
$\hat{\mu}_0 / \times 10^6$	3.9743	4.3867	4.3349	4.1934	4	3.8066	3.6651	3.6133
$RE_{\mu_0} / \%$	0.64	9.67	8.37	4.84	0	4.84	8.37	9.67

表 1 中处理的信号时长为两个微动周期, 可以看出拟合法得到的参数估计精度受微动时频特征初始相位影响极大, 这可通过图 1 (a) 进行解释, 不同的初相导致瞬时频率曲线的起始位置和中心频

率之间距离不同, 而这个距离会直接影响拟合的结果. 当初相为 $\pi/2$ 时, 起始点恰和中心频率重合, 不存在拟合误差, 所以此时平动参数估计精度最高, 而在其他相位下, 估计结果会存在不同程度的误

差,且远高于本文参数化方法的估计结果.相比之下,本文采用了基于投影原理的参数估计方法,不受信号初相的影响,具有稳定的估计精度.

对目标平动的补偿效果会直接影响到后续微动参数的估计精度.这里用平动补偿后信号与实际SFM信号的相位波形相似度作为标准对LFM参数的估计精度提出要求.定义波形相似度为 $\gamma = |E[s_k(n)\hat{s}_k(n)]| \cdot |E[s_k(n)]^2 E[\hat{s}_k(n)]^2|^{-1/2}$.图6为真实SFM相位和经过平动补偿后的信号相位在 $\gamma = 0.9999$ 时的波形对比.图7为波形相似度随LFM参数估计相对误差的变化情况.

从图6可以看出, $\gamma = 0.9999$ 时两波形基本重合,此时可以认为后续的微动参数估计不受影响.图7中 γ 随参数相对误差的增加逐渐降低,通过对 γ 的限制可以确定可容忍的LFM参数估计精度.从图7可以看到,在时,要求 $RE_{f_0} < 10\%$ 就可保证 $\gamma > 0.9999$,而本文方法求出的 $RE_{f_0} = 0.45\%$,完全满足要求,而拟合法只有在微动初相为 $\pi/2$ 时才能满足要求.当然,通过增加处理信号的长度可以减小拟合法的误差,结果列于表2.

表2中, $T = 1/f_v$ 表示一个微动周期的信号长度, T_{ope} 表示算法运行时间.可以看出,随着信号长度的增加,估计误差不断降低,这是因为信号越长,端点的误差对拟合的影响越小.但过长的信号也增加了时频分析算法的运算时间.而文中提出的FrFT方法只需两个周期长的信号就可实现更低误

差的参数估计,而且运算时间远低于相同条件下的时频分析拟合方法.

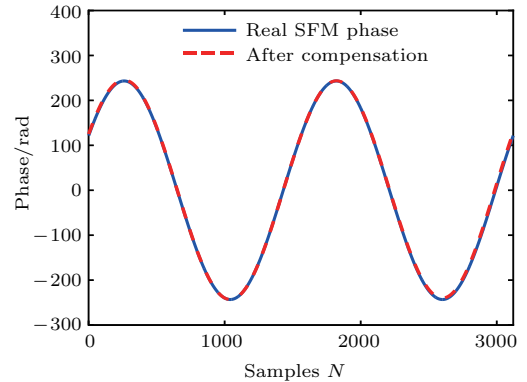


图6 $\gamma = 0.9999$ 时的相位波形对比

Fig. 6. Waveform comparison at $\gamma = 0.9999$.

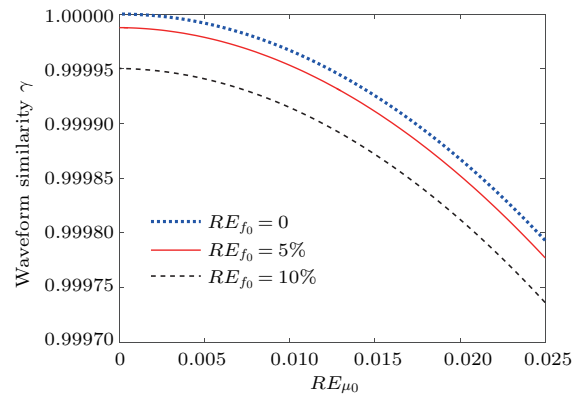


图7 γ 随 LFM 参数相对估计误差的变化

Fig. 7. Relation between γ and relative error.

表2 不同信号长度估计结果对比

Table 2. Comparison of estimation results under different signal lengths.

方法	FrFT 搜索	时频特征-多项式拟合			
信号长度	$2 \times T$	$2 \times T$	$4 \times T$	$6 \times T$	$8 \times T$
T_{ope}/s	1.4380	6.5592	13.2715	17.9434	24.3599
$RE_{f_0}/\%$	0.45	33.48	16.75	11.17	8.37
$RE_{\mu_0}/\%$	0.6425	8.37	2.09	0.93	0.52

4.1.2 微动参数估计

令初始时粒子数 N_p 为 400, 计算各粒子组的权重,只保留权重较高的 400 个粒子作为下一次迭代的初值.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且小于 0.001 作为迭代结束的条件.

首先分析粒子初始化对算法结果的影响,对于未知参数,根据经验设置初始化范围: $f_v \in$

$[50, 150]$ Hz, $D_v \in [2, 10]$ μm , $\rho_0 \in [0, \pi/2]$ rad.不同初始粒子数下的仿真结果如图8.

从图8(a)可以看出,对于多维参数而言,较少的粒子数不足以产生优质的初始参数组合,所有粒子的累积残差都处在一个较大的水平 (> 350).当粒子数增多时,在相同的参数取值范围下,多维参数组合的多样性增加,产生接近真实值的概率也随之增加,如图8(b),出现了残差小于 200 的初始粒

子. 根据3.4节的变粒子数初始化方法, 只取权值高的部分粒子进行PF, 并与图8(a)代表的固定粒子数方法进行对比, 用估计残差反映估计参数和真实值的近似程度, 得到图8(c). 图8(b)代表的变粒子数方法只在第一次迭代时处理较多的粒子, 计算量较大, 之后迭代的计算量与传统方法相同, 两算

法整体计算量几乎一致, 但从对比结果可见前者的估计残差明显低于固定粒子数方法, 且不到1次迭代就实现了收敛, 而固定粒子数方法则由于初始值质量较差, PF过程中残差一直处于较高水平, 不能确保正确的收敛, 仿真结果体现了本文初始方法的有效性和必要性.

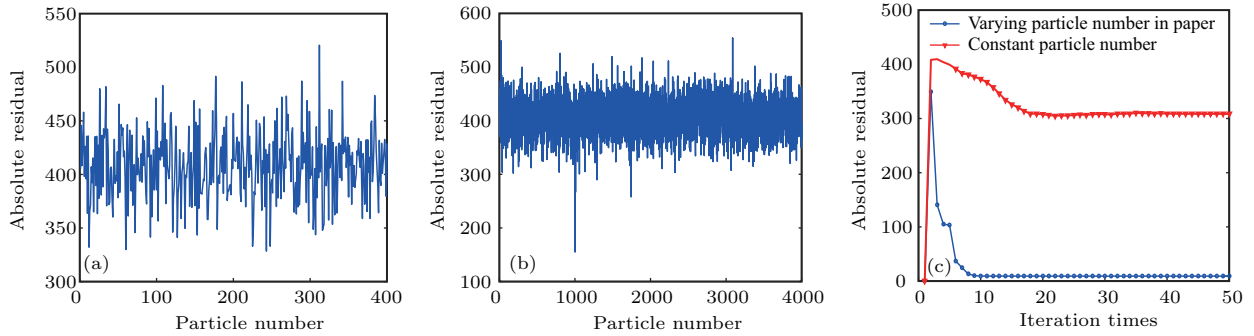


图8 初始值影响 (a) $N_p = 400$; (b) $N_p = 4000$; (c) 不同初始值的估计结果对比

Fig. 8. The influence of the initial value: (a) $N_p = 400$; (b) $N_p = 4000$; (c) estimation results of different initial values.

考虑到算法的收敛效率与建议分布 σ^2 的取值密切相关, 在参数估计前, 应先确定方差 σ^2 . 根据3.3节对方差的分析, 本文对方差和算法效率之间的关系进行了仿真, 并与常用Metropolis-Hastings (MH)算法的性能进行了对比. 最高迭代次数设为100, 对各 σ^2 值进行100次蒙特卡罗仿真取平均. 由于不同参数对应方差不同, 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9所示.

于本文设置的参数, 最优方差在 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.

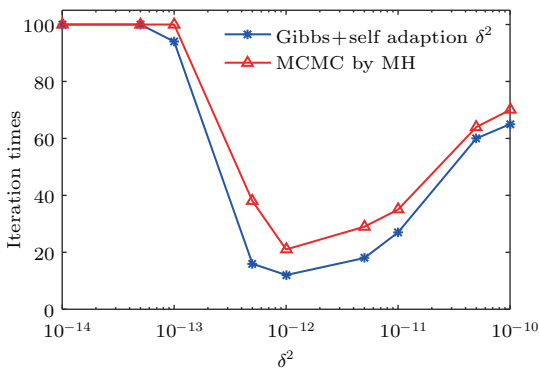


图9 方差与算法迭代次数的关系

Fig. 9. Relationship between variance and iteration times.

仿真中用算法稳定所需要的迭代次数反映算法效率, 从图9可以看出, 相比于文献[14]中采用的MH算法, 在同样条件下本文方法实现收敛的迭代次数更少, 说明本文方法效率更高. MCMC建议分布方差存在最优选择获得最佳的算法效率, 对

参数估计中取最优的 $\sigma^2 = 10^{-12}$, 在所有参数设置相同的情况下, 分别使用本文方法与多维MH算法对目标振动参数进行估计, 估计结果的对比如图10所示.

从图10可以看出, 本文所提算法采用了变粒子数、Gibbs多维更新算法和自适应方差后, 只用了不到10次迭代便使估计值收敛至真值, 而只采用传统MH算法去实现PF, 需要40次左右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[14]. 下面对比两种方法单次迭代运算的时间复杂度. 本文方法为 $O[\tau + N_p \cdot \log N_p + (\tau + N_p) \times p]$, 其中 τ 为通过累积残差计算粒子权重时设定的累积时间长度(具体分析见3.1节); p 为估计参数个数; 第二项表示重采样带来的时间复杂度; 第三项表示状态更新的时间复杂度. 经典的MH算法一次迭代的时间复杂度为 $O(\tau + N_p \cdot \log N_p + \tau + N_p)$. 两者差别主要体现在多维粒子状态的更新运算上. 记录算法每次迭代的运行时间, 其中本文方法为

0.0353 s, MH方法为0.0211 s, 综合考虑算法收敛所需的迭代次数, 前者耗时0.353 s (1次迭代), 后者0.844 s (4次迭代), 本文方法整体上用更少,

效率更高. 从计算复杂度的角度来看, 即使待估计参数的数量增加, 也并不会过多地增加本文算法的计算量.

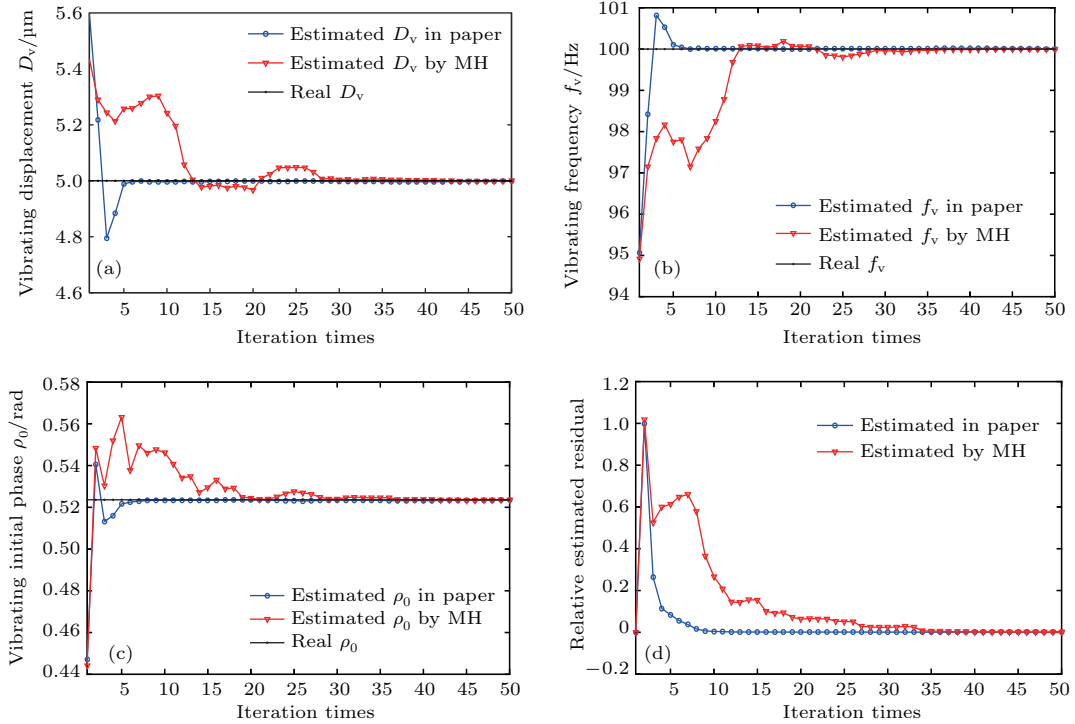


图 10 参数估计结果随迭代次数的变化 (a) 振动幅度; (b) 振动频率; (c) 振动初相; (d) 相对误差

Fig. 10. Estimation results changing with the iteration times: (a) Vibration amplitude; (b) vibration frequency; (c) vibration initial phase; (d) relative estimated residual.

4.2 实验数据参数估计

对实验数据进行处理估计目标微动参数来验证算法有效性. 实验设置如图 11 所示.

实验装置为全光纤结构, 采用波长 1550 nm 连续波激光器, 输出功率 40 mW, 线宽小于 0.1 kHz. 激光器输出光通过保偏光纤分束器, 分为 90% 和 10% 两路. 其中光强强的一路作为信号光, 经过口径为 20 mm 的光纤准直器照射到目标上; 光强弱的一路则经过可调衰减器, 作为本振光. 信号接

收采用口径为 80 mm 的透射式望远镜, 将接收信号光和本振光通过 2 × 2 保偏光纤耦合器后输入带宽为 80 MHz 的 InGaAs 平衡探测器. 输出的中频电信号由 12 bit 的 A/D 采集卡采集, 采样率在 10—500 MHz 可调. 目标为振膜扬声器模拟微动目标, 扬声器驱动信号的振动频率设为 256 Hz, 振幅约 60 μm, 振动初始相位由截取信号的时刻决定. 利用本文算法对回波信号微动参数进行估计, 结果如图 12 所示.

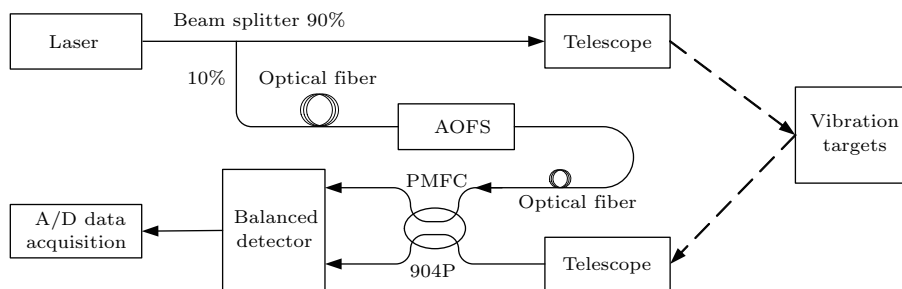


图 11 实验系统结构图

Fig. 11. Structure diagram of experiment system.

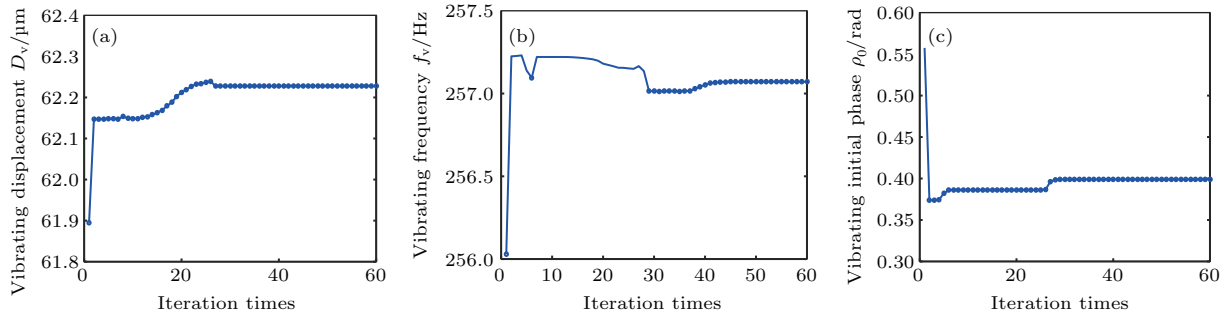


图 12 实验数据参数估计结果 (a) 振动幅度; (b) 振动频率; (c) 振动初相
 Fig. 12. Parameter estimation for experiment data: (a) Vibration amplitude; (b) vibration frequency; (c) vibration initial phase.

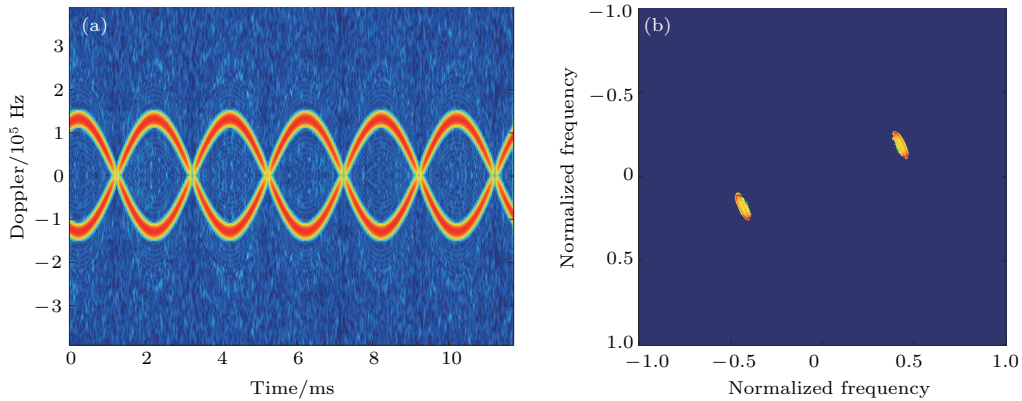


图 13 时频分布 IRT 方法参数估计结果 (a) 回波信号时频分布; (b) IRT 变换结果
 Fig. 13. Parameter estimation results of IRT: (a) Time-frequency distribution; (b) IRT results.

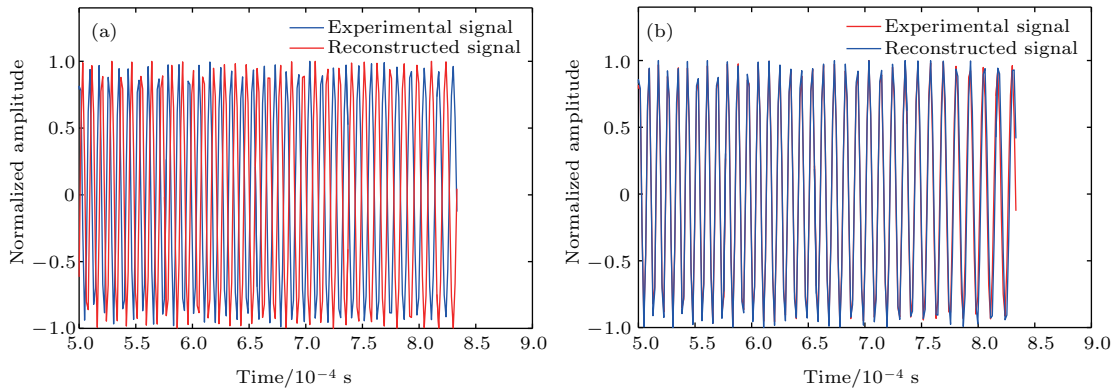


图 14 重构信号与实验信号对比 (a) IRT 方法; (b) 本文方法
 Fig. 14. Comparison of reconstructed signal and experiment signal: (a) IRT; (b) proposed method.

从图 12 (a)—(c) 可以看出, 在经过约 30 次迭代后, 本文算法对实验数据微动参数的估计开始收敛, 实现了对目标微动参数的估计. 与传统的基于时频分布逆 Radon 变换 (IRT) 的方法^[24] 进行对比, 验证本文的参数估计效果.

从图 13 的 IRT 结果可以看出, 基于时频分布的参数估计只能把微动参数的估计定位到一个大致区域, 并不精确到具体值, 这难以保证估计精度.

而且, IRT 定位的参数区域大小严重依赖于时频分布的分辨率, 会存在严重的误差传递影响. 图 14 为利用估计参数重构的信号和实验测得信号的对比, 从图 14 (a) 可以看到, IRT 估计的参数重构信号与实验观测信号差别较大, 而图 14 (b) 中本文方法得到的两波形基本重合. 用两者波形相似度 γ 和平均绝对误差 $MAE = \sum_{n=1}^N |\hat{Y}_n - Y_n|/N$ 来对比参数估

计的性能, 结果列于表 3.

从表 3 中可看出, 参数化的 PF 方法在两个评价标准上都优于基于非参数化时频分析的 IRT, 体现了所提方法在参数估计精度上的优势 (STFT 表示短时傅里叶变换).

表 3 估计性能对比
Table 3. Estimation performance comparison.

	PF and MCMC	STFT and IRT
MAE	0.071	0.9845
γ	0.977	0.5648

实验结果验证了算法对微动参数估计的正确性. 实际估计的微动频率在 257 Hz 附近, 与设置值 256 Hz 有差别, 这是由于驱动源自身的误差和扬声器自身对信号存在的响应误差, 导致了实际振动频率和设定频率有微小差距.

5 结 论

本文以基于微多普勒特征参数的目标识别这一新应用为研究背景, 对实际运动目标探测中遇到的平动和微动混合信号模型提出了一种精确的分离和参数估计方法. 通过定义平动补偿信号与理想微多普勒信号波形相似度参数, 给出了对平动参数估计精度的要求. 利用 FrFT 理论结合参数域最窄带宽搜索, 可以实现满足精度要求的平动参数估计, 完成对 LFM-SFM 混合信号的精确平动补偿. 以累积残差为基础定义权重计算函数, 再结合 MCMC 采样方法对补偿后的信号进行静态参数 PF, 实现了多维参数的同时估计, 避免了误差传递影响, 而且算法收敛效率较传统 MH 方法有明显提高. 仿真和实验结果都证明了算法的有效性, 体现了该算法对微动参数的精确估计能力, 这有利于对微弱振动幅度目标的探测以及对微动参数接近的目标微动特征进行分辨. 实际中往往存在多目标或多散射点产生的多分量混合信号, 下一步将在此基础上针对多分量混合信号的参数估计开展研究.

参考文献

- [1] Chen V C 2011 *The Micro-Doppler Effect in Radar* (London: Artech House) p20
- [2] Zhang D H 2016 *M. S. Thesis* (Beijing: Institute of Technology) (in Chinese) [张德华 2016 硕士学位论文 (北京: 北京理工大学)]

- [3] Pawan S, Ahmad F, Amin M 2011 *Signal Process.* **6** 1409
- [4] Yang W G, Qu W X, Zhang R Y 2016 *J. Equip. Acad.* **27** 107 (in Chinese) [杨文革, 屈文星, 张若禹 2016 装备学院学报 **27** 107]
- [5] Gini F, Giannakis G B 1999 *IEEE Trans. Signal Process.* **47** 363
- [6] Han X, Du L, Liu H W 2015 *J. Electron. Inform. Technol.* **37** 961 (in Chinese) [韩勋, 杜兰, 刘宏伟 2015 电子与信息学报 **37** 961]
- [7] Hong L, Dai F, Wang X 2016 *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **13** 1349
- [8] Simeunovic M, Popovic-Bugarin V, Djurovic I 2017 *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* **53** 1273
- [9] Du L, Li L, Wang B 2016 *IEEE Sens. J.* **16** 3756
- [10] Shu C Y, Huang P L, Ji J Z 2016 *Syst. Engin. Electron.* **38** 259 (in Chinese) [束长勇, 黄沛霖, 姬金祖 2016 系统工程与电子技术 **38** 259]
- [11] Li K L 2010 *Ph. D. Dissertation* (Changsha: National University of Defense Technology) (in Chinese) [李康乐 2010 博士学位论文 (长沙: 国防科学技术大学)]
- [12] Wang Z F, Wang Y, Xu L 2017 *IEEE Signal Proc. Lett.* **24** 1238
- [13] Yang Y C, Tong N N, Feng C Q 2013 *Sci. Sin.: Inform.* **43** 1172 (in Chinese) [杨有春, 童宁宁, 冯存前 2013 中国科学: 信息科学 **43** 1172]
- [14] Zhang S N, Zhao H C, Xiong G 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 158401 (in Chinese) [张淑宁, 赵惠昌, 熊刚 2014 物理学报 **63** 158401]
- [15] Zhu H, Zhang S N, Zhao H C 2015 *Digital Signal Process.* **40** 224
- [16] Guo L R, Hu Y H, Wang Y P 2016 *Proc. SPIE* **10021** 100211Z
- [17] Hu Y, Guo L, Dong X 2016 *2016 Fourth International Conference on Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location Based Services (UPINLBS)* Shanghai, China, November 2–4, 2016 p264
- [18] Zhu H, Zhang S N, Zhao H C 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 058401 (in Chinese) [朱航, 张淑宁, 赵惠昌 2014 物理学报 **63** 058401]
- [19] Zhang W P 2014 *M. S. Thesis* (Changsha: National University of Defense Technology) (in Chinese) [张文鹏 2014 硕士学位论文 (长沙: 国防科技大学)]
- [20] Lu W L, Xie J W, Wang H M, Sheng C 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 080202 (in Chinese) [路文龙, 谢军伟, 王和明, 盛川 2016 物理学报 **65** 080202]
- [21] Zhu H, Zhang S 2013 *Proceedings 2013 International Conference on Mechatronic Sciences, Electric Engineering and Computer (MEC)* Shengyang, China, December 20–22, 2013 p908
- [22] Gelman A, Carlin J B, Stern H S 2012 *Bayesian Data Analysis* (3rd Ed.) (Boca Raton: CRC Press) p106
- [23] Jouin M, Gouriveau R, Hissel D 2016 *Mech. Syst. Signal Proc.* **72** 2
- [24] Wang C, Xu C F, Feng Q 2017 *J. Beijing Institute Technol.* **37** 318 (in Chinese) [王才, 徐成发, 冯祺 2017 北京理工大学学报 **37** 318]

Translation compensation and micro-motion parameter estimation of laser micro-Doppler effect*

Guo Li-Ren Hu Yi-Hua[†] Dong Xiao Li Min-Le

(State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, College of Electronic Engineering,
National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

(Received 28 December 2017; revised manuscript received 26 April 2018)

Abstract

Precise target identification is significant for commanding and identifying enemies. The micro-Doppler effect (MDE) can reflect the subtle movement characteristics of the targets, which provides a new way of detecting and recognizing the target. However, the current research mainly focuses on the micro-motion feature extraction and classification of the targets, which is not capable of identifying the targets of the same type. In fact, by accurately estimating the micro-motion parameters and combining sufficient prior knowledge, the target can be accurately identified. Compared with the microwave radar, the laser detected MDE has high sensitivity and precision in micro-motion parameter estimation. This is more conducive to realizing the accurate classification and fine identification of the targets. In real detection, the MDE always exists in the moving targets. This will generate a mixed echo signal modeled by the polynomial phase signal and sinusoidal frequency modulation (SFM) signal. So far, there have been no effective methods of estimating the micro-motion parameters in such mixed signals. In this regard, a set of translational motion compensation and micro-motion parameter estimation methods is proposed in this paper. A bandwidth searching method based on the fractional Fourier transform (FrFT) is presented to precisely estimate the translation parameters, which will be used to realize the compensation for the translational motion. The advanced particle filtering (PF) method using the static parameter model is designed for the micro-motion parameters in the remaining SFM term. Given the lack of particle diversity in static parameter PF, the Markov chain Monte Carlo sampling is employed, which also helps to improve the algorithm efficiency. Meanwhile, a new likelihood function in calculating the particle weights is designed by using the cumulative residual. With this improvement, the correct convergence under multi-dimensional parameter condition is guaranteed. The proposed method can avoid the influence from error transfer and achieve efficient and accurate estimation. Compared with the typical method that combines the time-frequency analysis and the polynomial fitting through the simulation, the proposed FrFT method is verified to have little computation complexity and high estimation accuracy, where the relative estimation errors of the translational parameters are kept at 0.64% and 0.45%, respectively. The waveform similarity of the SFM signal phase between the compensated signal and the real one indicates that the accuracy fully meets the requirement for accurate estimation of the micro-motion parameters. Further, the simulation result also shows the high efficiency of the improved PF algorithm. The convergence time consumed by the proposed algorithm is 0.353 s, while the traditional method needs 0.844 s. In the end, the comparison with the experimental data from the traditional inverse Radon transform shows the effectiveness and necessity of the proposed method. The research results are conducive to the accurate and rapid estimation of micro-motion parameters, which lays a foundation for the fine target recognition based on the MDE.

Keywords: laser micro-Doppler effect, fractional Fourier transform, particle filter, translation compensation

PACS: 07.50.Qx, 02.70.Uu, 02.70.Tt, 42.62.Eh

DOI: 10.7498/aps.67.20172754

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271353).

[†] Corresponding author. E-mail: skl_hyh@163.com