

基于最大似然的单通道交叠激光微多普勒信号参数分离估计

郭力仁 胡以华 王云鹏 徐世龙

Separate estimation of laser micro-Doppler parameters based on maximum likelihood schemes

Guo Li-Ren Hu Yi-Hua Wang Yun-Peng Xu Shi-Long

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 67, 114202 (2018) DOI: 10.7498/aps.67.20172639

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.67.20172639>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2018/V67/I11>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于飞秒锁模光纤激光脉冲基频光的差频产生红外光梳](#)

Fiber-type difference frequency generation infrared optical frequency comb based on the femtosecond pulses generated by a mode-locked fiber laser

物理学报.2018, 67(9): 094207 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.67.20172503>

[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>

[机器视觉在激光干涉测量 \$d_{31}\$ 中的应用](#)

Application of machine vision to the measurement of the effective d_{31} coefficient in laser interferometry

物理学报.2013, 62(18): 184207 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.184207>

基于最大似然的单通道交叠激光微多普勒信号参数分离估计*

郭力仁¹⁾²⁾ 胡以华^{1)2)†} 王云鹏¹⁾²⁾ 徐世龙¹⁾²⁾

1) (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)

2) (国防科技大学电子对抗学院, 电子制约技术安徽省重点实验室, 合肥 230037)

(2017年12月12日收到; 2018年1月23日收到修改稿)

利用激光对目标微弱振动进行探测有利于获得明显的微多普勒效应, 这为精确估计目标微动特征参数, 实现对目标的分类和精细识别提供了可能. 但对于多散射点或多目标激光探测, 信号为单通道多分量微动混合的形式, 而且补偿目标主体运动后, 数值上相近的微动参数还会导致信号在时频域存在严重的交叠. 为从这类混合信号中精确估计各分量的微动参数, 本文提出了基于最大似然框架的参数分离估计方法. 利用精细化扫描的奇异值比谱法从混合信号中获得目标微动频率, 并得到各分量的幅值比信息. 推导了微动参数最大似然估计的解析表达形式, 根据激光微多普勒信号的特点从频谱能量分布的角度重新设计了似然函数, 解决了传统似然函数在激光微动信号中出现的高度非线性问题, 降低了初始化的要求, 提高了抗噪性能, 并采用马尔可夫-蒙特卡罗方法具体实现了参数的估计. 在微动参数得到估计的基础上给出了信号的幅值和初相的估计方法. 用本文方法对仿真和实验数据进行处理, 得到了接近克拉美罗下界的估计结果, 验证了方法的有效性. 与传统非参数化估计方法的对比结果体现了所提方法对混合微动参数精确估计上的优势.

关键词: 激光微多普勒, 参数估计, 最大似然估计, 奇异值比谱

PACS: 42.62.Eh, 07.50.Qx, 02.70.Tt, 02.10.Yn

DOI: 10.7498/aps.67.20172639

1 引言

在对运动目标进行遥感探测时, 目标发动机振动、叶片转动等微运动的存在会对回波信号产生附加的频率调制, 产生所谓的“微多普勒效应”^[1]. 典型的目标如坦克、汽车、飞机等都有自己独特的微动形式和特定的微动参数范围^[2,3], 通过准确地提取微多普勒特征和精确估计微动参数可以实现对目标的分类和精确识别. 就发动机引起的振动而言, 目标的振动幅度往往在微米量级甚至更小. 由于微多普勒调制效应与波长成反比^[4], 一般雷达探测很难获得明显的微动特征, 所以激光探测微多普勒效应在准确反演目标特征和精确估计微动参数中就有着不可替代的优势.

微多普勒效应的应用关键在于目标微动参数的精确估计. 在激光探测中, 经常存在多目标或目标等效为多个散射点的情况, 而且目标微动参数往往比较接近^[5], 在补偿了目标的主体运动后, 回波信号就成为单通道多分量(single channel multi-component, SCMC)时频域交叠的混合信号, 目前还没有有效的估计方法. 对SCMC微多普勒信号的研究主要分为非参数化和参数化两类^[6]. 前者主要基于时频分析方法, 由于从时频分布图(time-frequency distribution, TFD)上可以直接对瞬时频率变化规律进行观察, 便于理解, 使其成为过去十几年间研究提取微多普勒特征的主要方向. 但是多分量的时频分布受交叉项和窗函数的影响严重^[7], 改进的时频分析方法^[8,9]提高了时频分辨率, 但计算过程复杂, 运算量大. 从包含多个分量的TFD

* 国家自然科学基金(批准号: 61271353)资助的课题.

中提取微动特征, 传统方法如峰值提取等^[10]不再适用. 文献^[11]根据微动瞬时频率 (instantaneous frequency, IF) 曲线平滑无跳变的特点, 提出基于Viterbi的曲线跟踪类方法, 可以逐次提取时频域上混叠的多条IF曲线, 但该类方法对信噪比要求较高, 对曲线断点、交点处的处理性能差, 且严重依赖前面时频分析的效果. 文献^[12]采用Radon变换从TFD中估计微动参数, 提高了算法的鲁棒性, 但是这类方法只能将参数定位到一个模糊的区域, 估计精度无法保证, 而且模型仅适用于两参数估计的情况, 参数增多计算量将呈指数增加, 不适合对实际中的多参数情况进行分离和估计.

为提高目标微动参数的估计精度, 近几年来参数化方法开始兴起. 文献^[13]提出循环平稳方法, 估计了微动频率, 但由于信号长度及循环周期性的限制, 无法避免出现1/2或双倍周期的估计误差, 不适合多分量信号. 文献^[14]提出基于高阶矩的方法估计微动参数, 虽然较图像处理 and 正交匹配等方法耗时短, 但依然不具备实时处理能力, 且鲁棒性较差. 文献^[15]和文献^[16]则提出了正弦调频匹配空间滤波法, 通过依次估计各分量参数, 对信号进行重建, 实现分离, 但其在参数估计中采用网格搜索, 导致估计精度和计算量存在不可调和的矛盾. 文献^[17]提出基于粒子滤波的SCMC参数估计, 但是对于多分量多参数的情况, 对粒子数量要求量巨大, 难以保证多维粒子的理想更新. 文献^[18—20]分别引用盲源分离、总体经验分解、局域均值分解等信号处理方法, 这对于多通道或频域不混叠的多分量微多普勒信号有一定效果, 但是对SCMC这种极端欠定情况或时频域存在交叠的信号则无法有效分离. Setlur等^[21]基于最大似然估计的框架提出了迭代加权非线性最小二乘估计方法, 得到了近似克拉美罗下界的估计精度, 但算法步骤复杂, 每次迭代计算量很大. 最大似然方法已被证明是一种无偏渐进最优估计^[22], 在数据足够多、信噪比较高时, MLE的性能可达到估计下界, 远高于常用的非参数化方法. 但是, 目前的似然函数都是面向雷达信号建立, 对于适用于微弱振幅探测的激光微多普勒信号, 传统方法构建的似然函数非线性程度急剧增加^[23], 似然函数分布形状由平滑的单峰变为密

集的多峰^[24], 使传统迭代类或统计类的MLE在具体实现中无法得到有效的收敛.

为了从激光探测得到的单通道多分量且时频交叠信号中精确估计目标微动参数, 本文提出基于奇异值分解和最大似然框架的微动参数分离估计方法. 通过精细化扫描信号周期点数, 改进了信号矩阵的构建方法, 使基于奇异值比 (singular value ratio, SVR) 谱的微动频率估计精度得到了数量级上的提高; 分析对比了激光与微波探测微弱振幅微多普勒信号的特点, 基于频域能量分布设计了新的似然函数, 在效果上相当于对传统似然函数分布进行了平滑, 而且由于噪声在频域上均匀分布, 利用频谱能量构建似然函数有效提高了算法的抗噪性能; 利用均值思想给出了最大似然估计的解析表达, 并用马尔可夫-蒙特卡罗 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 采样方法解决了估计中的高维积分问题, 实现了对参数进行联合估计, 提高了算法效率, 同时避免了误差传递问题. 用该算法对仿真和实验数据进行处理, 得到了接近克拉美罗界的参数估计精度, 验证了算法的可行性. 通过与传统基于时频分布的逆Radon变换得到的估计结果对比, 体现了本文方法在精确估计混合微动参数上的优势.

2 单通道多分量激光微多普勒信号模型

根据电磁散射理论, 电大尺寸目标在光学区的散射具有局部效应, 目标总的电磁散射可等效为一些局部散射点的叠加, 这些局部的散射源就叫作等效散射中心. 对于激光探测的目标微多普勒效应回波信号, 其波长远小于目标尺寸, 采用电磁散射在光学区的等效散射中心理论是合理的.

Chen^[4]基于散射中心模型对振动、转动、锥动等典型微动的微多普勒效应建立了回波数学模型. 经过后续化简和整合, 这些微动的散射中心模型都具备基本的正弦调频形式. 对于实际探测中常遇到的单通道多目标或目标具有多个等效散射中心的多分量情况, 包含微多普勒效应的基带信号离散形式可写为

$$s_{\text{md}}(n) = \sum_{k=1}^K A_k \cdot \exp \left\{ j \left[\frac{4\pi D_{v k} \cos \beta \cos \alpha \sin (2\pi f_{0k} n + \rho_{0k})}{\lambda} + \theta_k \right] \right\} + w(n) = e(n) + w(n), \quad (1)$$

式中 λ 表示激光波长; $f_{0k} = f_{vk}/f_s$, f_s 为采样率; D_{vk} , f_{vk} , ρ_{0k} 分别表示目标第 k 个散射中心对应的微动幅度、频率、初始相位; A_k 和 θ_k 表示信号强度和初相; K 表示回波中叠加的分量个数; $e(n)$ 表示无噪声干扰信号; $w(n)$ 为噪声; α , β 是目标相对于雷达的方位角和俯仰角, 对于目标微动参数来说是慢变化量, 在信号处理过程中认为是常数. 另外考虑到激光探测发散角较小, 认为照射光斑内各散射点的 α , β 相同. 为简便起见, 在计算过程中可将散射点振动方位角和俯仰角, 目标方位角和俯仰角都设为 0.

3 时频交叠激光微多普勒信号的参数分离估计

3.1 基于 SVR 谱的微动频率估计

根据奇异值分解理论, 若矩阵 S 的各个行向量间的比值为一个常数, 则 S 的奇异值中只有第一项不为 0. 所以对于周期信号, 若将其构建为矩阵形式, 则当矩阵每行长度与信号周期长度接近时, 奇异值比 σ_1/σ_2 就会是一个较大值. 奇异值比谱方法就是通过不断改变构建矩阵的列数, 寻找最大的 σ_1/σ_2 来实现对信号周期的检测 [25]. 激光微多普勒信号具有正弦调频信号的形式, 调制信号的周期性使回波基带信号也具备周期性, 所以具备通过奇异值比谱法来估计调制周期的条件.

如果直接用完整的信号构建矩阵, 矩阵列数与信号周期之间的误差会随着行数增加不断累加, 这常常会导致 SVR 方法失效. 所以, 这里提出固定列数的周期扫描的改进方法来实现周期的估计. 构建矩阵可写为

$$S = \begin{pmatrix} s(d_0 + 1), & s(d_0 + 2), & \cdots, & s(d_0 + L) \\ s(d_1 + 1), & s(d_1 + 2), & \cdots, & s(d_1 + L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(d_M + 1), & s(d_M + 2), & \cdots, & s(d_M + L) \end{pmatrix}, \quad (2)$$

式中 $d_m = \text{round}(m \cdot d)$, d 为假设的一个周期内的点数, 根据实际情况在目标微动周期的范围 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 内对 d 进行扫描, 构建不同列数的矩阵; $m = 0, 1, \dots, M$, $M = \text{floor}(N/d) - 1$, 表示总信号长度 N 内包含的周期数; L 为每个周期内截取

的固定长度, 可取 $L = \text{round}(d)$ 以充分利用信号信息. 通过 SVR 估计的信号周期为

$$\hat{T} = [\arg \max (\sigma_1/\sigma_2)_d] \cdot T_s. \quad (3)$$

(3) 式表示取奇异值比最大时对应的 d 作为周期长度, \hat{T} 代表估计值, $T_s = 1/f_s$ 表示采样时间间隔. 若 d 在扫描中取整数, 即扫描步长 $\Delta d = 1$, 则周期估计误差范围在 $[0-T_s/2]$, 可见信号采样率越高, 则估计误差越小. 对于确定 f_s 的信号, 为进一步减小估计误差, 可减小 Δd , 经过取整运算后, SVR 中可能存在最大值对应连续多个位置的情况, 则取其中间位置作为最终的点数估计. 对应的微动频率为

$$\hat{f}_v = f_s/\hat{T}. \quad (4)$$

对于包含多个微多普勒分量的回波信号, 若各分量幅度相似, 则一次 SVR 可估计出各分量的微动频率; 若各分量信号幅度相差较大, 则一次 SVR 只得到主周期分量的微动频率, 继续估计该分量剩余其他参数后, 从回波信号中将其重构信号去除, 用同样方法可估计其他分量的微动频率. 通过仿真得到各分量信号幅度比与 SVR 峰值比的关系如图 1 所示.

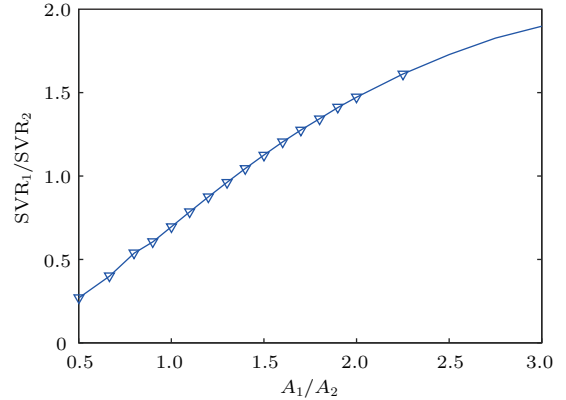


图 1 分量幅值比和 SVR 峰值比的关系

Fig. 1. Relationship between the signal amplitude ratio and the peak ratio of SVR spectrum.

图 1 中纵坐标 SVR_1 和 SVR_2 分别表示奇异值比谱中周期较长的分量和周期较短的分量对应的峰值大小 (即 σ_1/σ_2 的值), 横坐标代表 SVR_1 和 SVR_2 对应分量的幅值比. 当信号幅值比超出图中范围时, SVR 中只有一个明显的峰值. 图 1 的关系可为下一节中设计适合激光微多普勒信号的似然函数提供参数选择的依据.

3.2 基于最大似然的微动幅度和初相估计

在3.1节估计了主周期分量微动频率的基础上, 继续利用MCMC方法搜索估计该分量的微动幅度和初相, 用 $\boldsymbol{\psi} = [D_{vk}, \rho_{0k}]^T$ 表示第 k 个分量的微动参数矢量. MCMC是产生服从特定概率分布的样本, 所以首先对参数的概率密度函数进行分析.

3.2.1 激光微多普勒信号的均值似然函数

认为(1)式中的噪声是服从 $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 的加性高斯白噪声, 那么信号矢量服从 $\boldsymbol{s} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi}), \boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi}))$, 信号的概率密度函数可写为^[26]:

$$L(\boldsymbol{s}; \boldsymbol{\psi}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} \det^{1/2}[\boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi})]} \times \exp \left[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi}))^H \boldsymbol{C}^{-1}(\boldsymbol{\psi}) (\boldsymbol{s} - \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi})) \right], \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\psi}) = \boldsymbol{E}[\boldsymbol{s}] = \boldsymbol{e},$$

$$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi}) = \boldsymbol{E}[(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e})(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e})^H] = \sigma^2[\text{diag}]_{N \times N}, \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{s} &= [s(0), s(1), \dots, s(n), \dots, s(N-1)]^T, \\ \boldsymbol{e} &= [e(0), e(1), \dots, e(n), \dots, e(N-1)]^T, \\ \boldsymbol{w} &= [w(0), w(1), \dots, w(n), \dots, w(N-1)]^T, \end{aligned} \quad (7)$$

$L(\boldsymbol{s}; \boldsymbol{\psi})$ 即为待估计参数的似然函数, 可对其求对数进行化简,

$$L'(\boldsymbol{s}; \boldsymbol{\psi}) = -\frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2}(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e})^H(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e}). \quad (8)$$

(8) 式中, 等号右边前两项为常数项, 求似然函数的最大值等同于求第三项的最小值, 此时参数的似然估计值为:

$$\hat{\boldsymbol{\psi}} = \arg \min_{\boldsymbol{\psi}} \left[\frac{1}{2\sigma^2}(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e})^H(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e}) \right]. \quad (9)$$

令 $\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\psi}) = (\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e})^H(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{e})/2\sigma^2$, 把信号 \boldsymbol{e} 分解为振幅项和相位项两个部分, (9) 式可改写为:

$$\hat{\boldsymbol{\psi}} = \arg \min_{\boldsymbol{\psi}} \left[\frac{1}{2\sigma^2}(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi})\boldsymbol{A}_k)^H(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi})\boldsymbol{A}_k) \right],$$

$$\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi}) = \left[1, e^{j4\pi D_{vk} \cos(2\pi f_{0k} \times 1 - \rho_{0k})/\lambda_c}, \dots, e^{j4\pi D_{vk} \cos(2\pi f_{0k} \times (N-1) - \rho_{0k})/\lambda_c} \right]. \quad (10)$$

在求解(10)式时, $\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi})$ 和 \boldsymbol{A}_k 的估计过程解耦分别进行估计与直接求联合MLE是等价的. 利用加权最小二乘估计 \boldsymbol{A} ^[24], 有

$$\hat{\boldsymbol{A}}_k = [\hat{\boldsymbol{H}}_k(\boldsymbol{\psi})^H \boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi})^{-1} \hat{\boldsymbol{H}}_k(\boldsymbol{\psi})]^{-1} \times \hat{\boldsymbol{H}}_k(\boldsymbol{\psi})^H \boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi})^{-1} \boldsymbol{s}. \quad (11)$$

将(11)式代入(10)式得到

$$\hat{\boldsymbol{\psi}} = \arg \max_{\boldsymbol{\psi}} \left| \boldsymbol{s} \cdot \boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi})^H \right|^2 = \arg \max_{\boldsymbol{\psi}} \left| \sum_{n=0}^{N-1} s(n) e^{-j4\pi \hat{D}_{vk} \cos(2\pi f_{0k} n - \hat{\rho}_{0k})/\lambda_c} \right|^2. \quad (14)$$

一般直接用(14)式的似然函数形式构建参数 $\boldsymbol{\psi}$ 的概率分布函数, 再用MCMC方法产生服从分布的样本实现对参数的最大似然估计, 这对于传统微波探测或是平稳信号处理是可行的. 但是对于激光微多普勒信号, 由于探测波长极短, 信号由雷达探测中的弱调制变为深度调制, 似然函数的非线性程度急剧增加, 概率分布变为复杂的多峰形状. 这将导致马尔可夫链在产生平稳分布时会错误收敛至局

$$\begin{aligned} \boldsymbol{J}(\boldsymbol{\psi}) &= \frac{1}{2\sigma^2}(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{P}\boldsymbol{s})^H(\boldsymbol{s} - \boldsymbol{P}\boldsymbol{s}), \\ \boldsymbol{P} &= \boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi})[\hat{\boldsymbol{H}}_k(\boldsymbol{\psi})^H \boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi})^{-1} \hat{\boldsymbol{H}}_k(\boldsymbol{\psi})]^{-1} \\ &\quad \times \hat{\boldsymbol{H}}_k(\boldsymbol{\psi})^H \boldsymbol{C}(\boldsymbol{\psi})^{-1}. \end{aligned} \quad (12)$$

因为 $\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}^2 = \boldsymbol{P}^H$, 所以(12)式可化简为

$$\boldsymbol{J}'(\boldsymbol{s}; \boldsymbol{\psi}) = |\boldsymbol{s}\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{\psi})^H|^2 \propto -\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\psi}), \quad (13)$$

部最大值, 最终估计错误. 微多普勒信号参数估计概率分布与探测波长之间的关系如图2.

图2中的振动幅度设置为5 μm , 与实验中目标实际振动幅度量级相同. 图2(a)为激光波段下的似然函数, 其分布为密集的多峰形状. 随着波长的增加似然函数峰值分布由密变疏, 如图2(a)—图2(d)所示. 类似图2(c)平滑的单峰的似然函数可以保证传统的迭代搜索方法实现对参数的高精度估计,

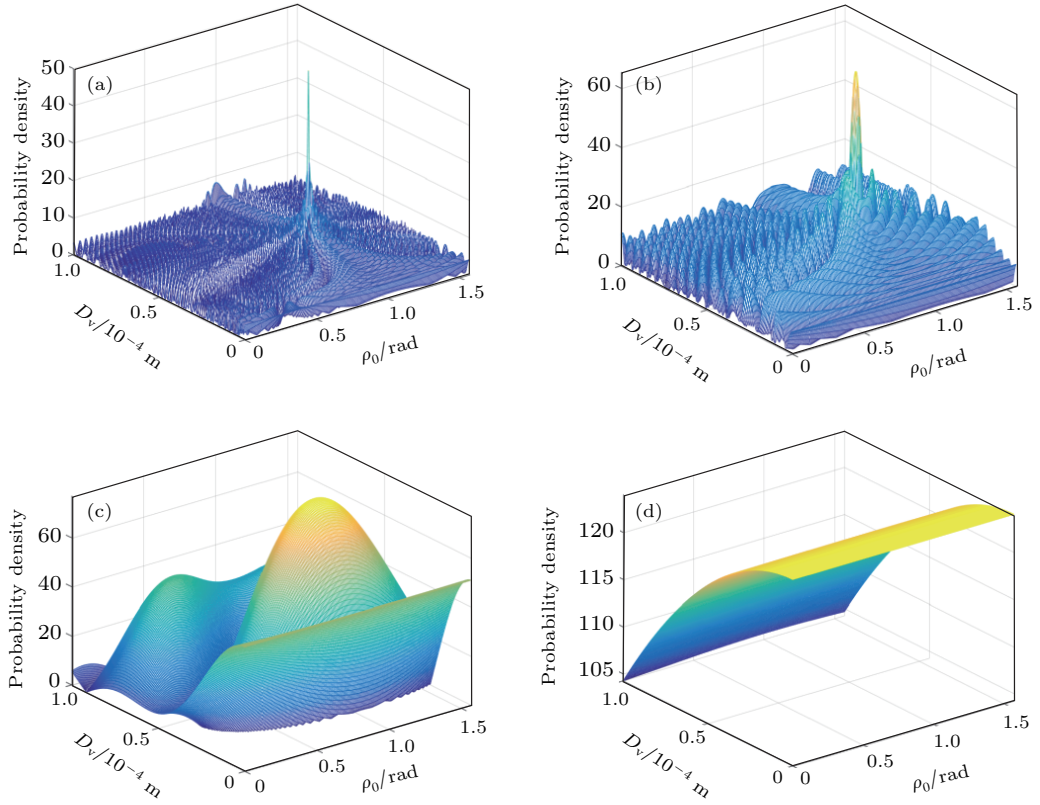


图2 不同波长下传统似然函数分布 (a) $\lambda = 10^{-6}$ m; (b) $\lambda = 10^{-5}$ m; (c) $\lambda = 10^{-4}$ m; (d) $\lambda = 10^{-3}$ m
 Fig. 2. Traditional PDF distribution in different wavelength: (a) $\lambda = 10^{-6}$ m; (b) $\lambda = 10^{-5}$ m; (c) $\lambda = 10^{-4}$ m; (d) $\lambda = 10^{-3}$ m.

但在图 2(a) 所示的似然函数下, 这些方法将失效. 此外, 随着波长的进一步增加, 似然函数峰值消失, 这意味着过长的波长失去了对微弱振动的探测和估计能力. 所以, 处理激光信号时需要改变似然函数. 以两分量为例对 (14) 式中的似然函数进行分析:

$$\begin{aligned}
 s_l(n) &= s(n) \cdot e^{-j4\pi\hat{D}_{v1} \cos(2\pi\hat{f}_{01}n - \hat{\rho}_{01})/\lambda_c} \\
 &= A_1 e^{j[D_{v1} \cos(2\pi f_{01}n - \rho_{01}) - \hat{D}_{v1} \cos(2\pi\hat{f}_{01}n - \hat{\rho}_{01})]4\pi/\lambda_c} \\
 &\quad + A_2 e^{j[D_{v2} \cos(2\pi f_{02}n - \rho_{02}) - \hat{D}_{v1} \cos(2\pi\hat{f}_{01}n - \hat{\rho}_{01})]4\pi/\lambda_c} \\
 &\quad + w(n) \cdot e^{-j4\pi\hat{D}_{v1} \cos(2\pi\hat{f}_{01}n - \hat{\rho}_{01})/\lambda_c} \\
 &= s_{l1}(n) + s_{l2}(n) + s_{lnoi}(n). \quad (15)
 \end{aligned}$$

首先通过 SVR 方法确定出一个分量的微动频率 \hat{f}_{01} , 并以此作为先验信息计算 D_{v1} 和 ρ_{01} 参数域上的似然函数分布. 当估计值 \hat{D}_{v1} 和 $\hat{\rho}_{01}$ 与信号分量 1 实际的参数值接近时, $s_{l1}(n)$ 的频谱能量集中在零频附近很窄的带宽里, 能量峰值极高; 而此时, 由于分量 2 与分量 1 的微动参数不同, 在参数域中 $s_{l2}(n)$ 的频谱能量只能分布在一个较宽的带宽内;

$s_{lnoi}(n)$ 则均匀分布在整個频谱中. 当估计值完全与实际值相同时 $s_{l1}(n)$ 为常数, 频谱为冲击响应形状. 所以, 可以把似然函数频谱中占总能量的比例为 η 时的能带宽度作为评价参数估计值是否接近真值的标准, 构建新的似然函数,

$$s_L(W; \mathbf{s}, \boldsymbol{\psi}) = \arg \left(\frac{\sum_{f=0}^W (\mathcal{F}\{s_l(n)\})^2}{\text{sum}((\mathcal{F}\{s_l(n)\})^2)} = \eta \right), \quad (16)$$

式中 $\mathcal{F}\{\cdot\}$ 表示傅里叶变换, 分母为计算频谱总能量, η 为设定 $s_{l1}(n)$ 部分占总能量的比例, W 表示 $E[s_{l1}(n)]$ 所占频带带宽. 由于信号时域和频域能量守恒, η 的表达式可写为

$$\begin{aligned}
 \eta &= \frac{A_1^2}{A_1^2 + A_2^2 + \sigma^2} \\
 &= \frac{(A_1/A_2)^2}{[(A_1/A_2)^2 + 1](1 + 10^{-\text{SNR}/10})}. \quad (17)
 \end{aligned}$$

A_1/A_2 的值可根据图 1 中的关系进行确定. 新似然函数各分量频谱关系和参数示意如图 3 所示.

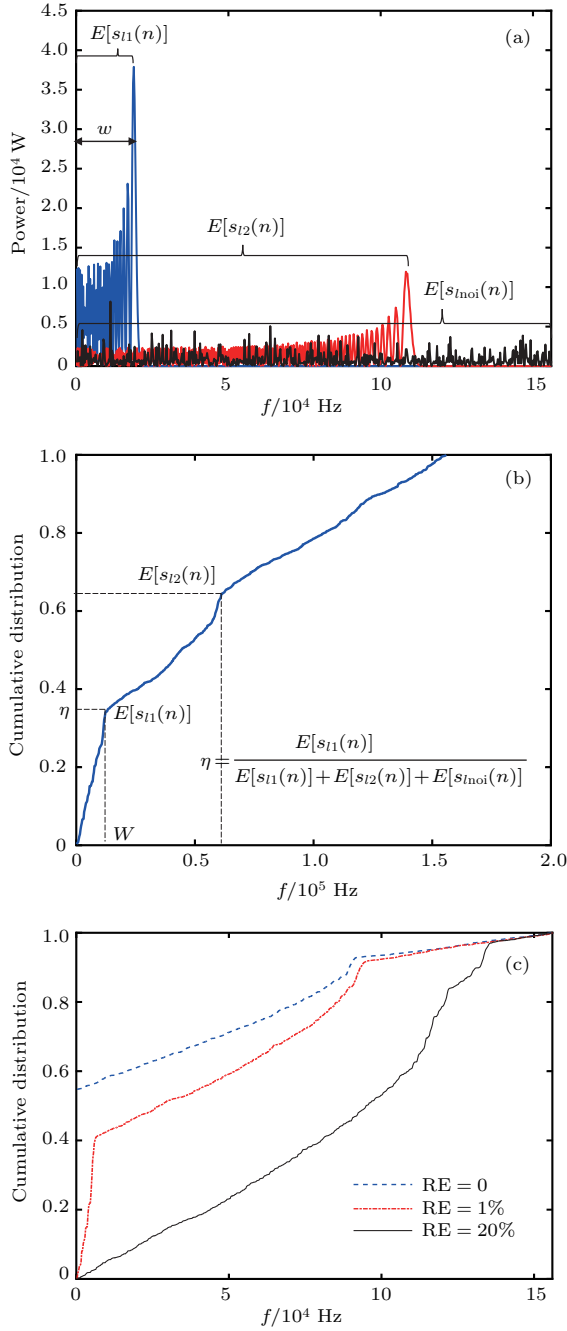


图3 改进似然函数 (a) 参数示意图; (b) 频谱能量累积分布函数; (c) 不同相对误差 (RE) 下的对比

Fig. 3 The improved likelihood function: (a) The schematic diagram of parameters; (b) cumulative distribution on spectrum energy; (c) comparison between different relative error (RE).

图3(b)为图3(a)的累积分布, 图中参数估计值与真实值的相对误差为5%, 信噪比为5 dB. 图3(c)对比结果说明随着相对误差的减小, $E[s_{11}(n)]$ 对应的宽度 W 也将逐渐减小, 所以用 W 反映参数估计的精度是合理的. 由于噪声在频域上均匀分布, 利用频谱能量构建似然函数避免了个别时刻噪声的突起对传统基于时域构建似然函数的

影响, 有效提高了算法的抗噪性能. 这时, 引入均值似然估计给出多参数 MLE 的解析表达式:

$$\hat{D}_{vk} = \lim_{\rho \rightarrow +\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} D_{vk} p(D_{vk}, \rho_{0k}) dD_{vk} d\rho_{0k}, \quad (18)$$

$$\hat{\rho}_{0k} = \lim_{\rho \rightarrow +\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \rho_{0k} p(D_{vk}, \rho_{0k}) dD_{vk} d\rho_{0k}, \quad (19)$$

式中 $p(D_{vk}, \rho_{0k})$ 为归一化压缩似然函数, 其表达式为

$$p(D_{vk}, \rho_{0k}) = \frac{\exp(\gamma \cdot s_L(W; \mathbf{s}, \psi))}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(\gamma \cdot s_L(W; \mathbf{s}, \psi)) dD_v d\rho_{0k}}. \quad (20)$$

由于(16)式对似然函数形式进行了改进, 得到了平滑单峰形状的分布, 不再需要专门设置压缩指数 γ 来突出全局最大值以保证收敛, 降低了工作量, 这里 γ 取1.

3.2.2 MCMC 算法实现

对于多维参数的 MCMC 抽样, 采用 Gibbs 方法来具体实现. 用 $\pi(\mathbf{x})$ 表示目标分布函数, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_m)$ 是 m 维参数矢量, $q(\mathbf{x})$ 表示建议分布函数. 在产生马尔可夫链的过程中, t 时刻第 i 个参数的状态 x_i^t 根据条件建议分布 $q(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t)$ 转移到状态 x_i^* , 产生 $t+1$ 时刻的候选样本, $\mathbf{x}_{-i}^t = (x_1^t, \dots, x_{i-1}^t, x_{i+1}^t, \dots, x_m^t)$; 样本的接受概率 $A(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t)$; 产生服从 0—1 均匀分布的随机数 u 与 $A(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t)$ 比较, 若 u 小于接受概率, 则马尔可夫链 $t+1$ 时刻状态更新为 x_i^* , 否则 $x_i^{t+1} = x_i^t$. 接受概率由概率转移函数的细致平衡等式推出 [27]:

$$A(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t) = \min \left[1, \frac{\pi(x_i^*) q(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t)}{\pi(x_i^t) q(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t)} \right]. \quad (21)$$

当候选状态使目标分布概率密度增大时, x_i^{t+1} 以概率 1 更新为这个状态, 否则, x_i^{t+1} 以概率 $\pi(x_i^*)/\pi(x_i^t)$ 进行更新. 所以, $t+1$ 时刻状态的实际转移概率为

$$T(x_i^t, x_i^*) = q(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t) A(x_i^t \rightarrow x_i^* | \mathbf{x}_{-i}^t). \quad (22)$$

由于 $T(x_i^t, x_i^*)$ 满足细致平衡条件, 所以在足够多次的迭代后, 马尔可夫链最终将收敛于目标分布 $\pi(\mathbf{x})$. 将 (20) 式作为目标概率分布, 对激光微多普勒参数 ψ 进行似然估计的 MCMC 算法具体实现步骤为:

- 1) 初始化 $[D_{vk}^1, \rho_{0k}^1]$;
- 2) t 时刻, 根据条件建议分布的转移概率 $q(\rho_{0k}^{t-1} \rightarrow \rho_{0k}^* | D_{vk}^{t-1})$ 得到参数 ρ_{0k} 的候选状态 ρ_{0k}^* ;
- 3) 计算接受概率 $A_t(\rho_{0k}^{t-1}, \rho_{0k}^*)$

$$= \min \left[1, \frac{p(D_{vk}^{t-1}, \rho_{0k}^*)q(\rho_{0k}^* \rightarrow \rho_{0k}^{t-1} | D_{vk}^{t-1})}{p(D_{vk}^{t-1}, \rho_{0k}^{t-1})q(\rho_{0k}^{t-1} \rightarrow \rho_{0k}^* | D_{vk}^{t-1})} \right];$$
- 4) 产生 $u \sim U(0, 1)$, 若 $u < A_t(\rho_{0k}^{t-1}, \rho_{0k}^*)$, 则 $\rho_{0k}^t = \rho_{0k}^*$, 否则 $\rho_{0k}^t = \rho_{0k}^{t-1}$;
- 5) 根据条件建议分布的转移概率 $q(D_{vk}^{t-1} \rightarrow D_{vk}^* | \rho_{0k}^t)$ 得到参数 D_{vk} 的候选状态 D_{vk}^* ;
- 6) 计算接受概率 $A_t(D_{vk}^{t-1}, D_{vk}^*)$

$$= \min \left[1, \frac{p(D_{vk}^*, \rho_{0k}^t)q(D_{vk}^* \rightarrow D_{vk}^{t-1} | \rho_{0k}^t)}{p(D_{vk}^{t-1}, \rho_{0k}^t)q(D_{vk}^{t-1} \rightarrow D_{vk}^* | \rho_{0k}^t)} \right];$$
- 7) 产生 $u' \sim U(0, 1)$, 若 $u' < A_t(D_{vk}^{t-1}, D_{vk}^*)$, 则 $D_{vk}^t = D_{vk}^*$, 否则 $D_{vk}^t = D_{vk}^{t-1}$;
- 8) 将步骤 (2)—(7) 重复 M 次, 将达到收敛之前的 $\tau - 1$ 个样本矢量 burn-in, 对剩下的样本求均值得到参数的估计为

$$\hat{D}_{vk} = \left[\sum_{t=\tau}^M D_{vk}^t(k) \right] / (M - \tau)$$

和

$$\hat{\rho}_{0k} = \left[\sum_{t=\tau}^M \rho_{0k}^t(k) \right] / (M - \tau).$$

算法建议分布 $q(x)$ 的选择直接决定了马氏链的收敛效果. 若 $q(x)$ 分布过于分散, 则马氏链长期得不到更新, 需要很多次迭代才能搜索到最优值, 降低算法效率; 若分布过于集中虽然能使接受概率高, 但每次状态更新跨度太小, 同样需要大量的迭代才能实现马氏链的收敛. Gelman 等建议将接受概率控制在 0.15—0.5 比较合适, 所以具体操作中可通过对接受概率的监视来调制.

3.3 信号幅度和初相的估计

根据 3.1 节和 3.2 节估计的第 k 分量的微动参数重构信号

$$\hat{s}_k(n) = \exp[-j \cdot 4\pi \hat{D}_{vk} (\cos(2\pi \hat{f}_{0k} n + \hat{\rho}_{0k}) / \lambda)], \quad (23)$$

则 (13) 式的似然函数形式可改写为

$$J'(\mathbf{s}; \psi) = |\mathbf{s} \cdot \hat{\mathbf{s}}_k|^2 = \left| \sum_{n=1}^N A_k s_k \hat{s}_k(n) + \sum_{i \neq k} \sum_{n=1}^N A_i s_i \hat{s}_k(n) + \sum_{n=1}^N w(n) \hat{s}_k(n) \right|^2, \quad (24)$$

式中

$$s_k = \exp \{ j \cdot [4\pi D_{vk} \cos(2\pi f_{0k} n + \rho_{0k}) / \lambda + \theta_k] \}$$

表示观测混合信号中的第 k 个分量单位调制信号. 当估计值与实际参数相等时, 重构分量与实际分量抵消, 等式最右边第一项等于 $A_k N \exp(j\theta_k)$; 由于重构分量与其他分量参数不同, 所以第 2 项相当于是一个宽带正弦调频信号求和, 在一个调制周期内其值正好为 0, N 的值一般根据 SVR 结果选取整周期长度; 噪声和重构信号不相关, 经过长时间累积后, 第 3 项也近似为 0. 此时, 可得到信号幅度和相位的估计为:

$$\hat{A}_k = |\mathbf{s} \cdot \hat{\mathbf{s}}_k| / N, \quad (25)$$

$$\hat{\theta}_k = \text{phase}(\mathbf{s} \cdot \hat{\mathbf{s}}_k). \quad (26)$$

估计了信号幅度和相位后得到了分量 k 所有参数, 可重建 k 分量 $\hat{A}_k \hat{s}_k(n) e^{j\hat{\theta}_k}$, 将其从初始混合信号中去除, 用同样方法继续对剩余信号参数进行估计. 完整的 SCMC 混合信号参数估计和分离流程如图 4 所示.

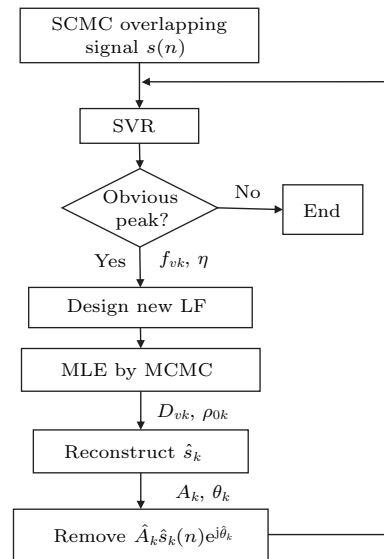


图 4 SCMC 激光微多普勒信号分离和参数估计流程图
 Fig. 4. The flow chart of the estimation and separation method for the SCMC signal.

3.4 激光MD信号参数估计的克拉美罗界

克拉美罗界 (Cramer-Rao bounds, CRB) 是所有无偏估计方法所能达到的估计方差的下限, 其取值只与信号本身有关, 不受估计方法的影响, 经常被用作评价参数估计精度的标准. 对于矢量参数的CRB, 由Fisher信息矩阵求逆后的对角线元素确定, 即

$$\text{var}(\hat{\psi}_i) \geq [\mathbf{I}^{-1}(\boldsymbol{\psi})]_{ii}, \quad (27)$$

式中 $\text{var}(\hat{\psi}_i)$ 表示第 i 个参数估计的方差; $\boldsymbol{\psi}$ 表示包含待估计微动参数的矢量; $\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})$ 为Fisher信息矩阵, 其定义为^[28]

$$[\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})]_{ij} = -E \left[\frac{\partial^2 L'(\mathbf{s}; \boldsymbol{\psi})}{\partial \psi_i \partial \psi_j} \right] = -\frac{1}{\sigma^2} \left[\frac{\partial \mathbf{e}}{\partial \psi_i} \right]^H \left[\frac{\partial \mathbf{e}}{\partial \psi_j} \right]. \quad (28)$$

将微多普勒信号模型代入(28)式, 可得到各参数的Fisher信息为:

$$I_{D_v D_v} = \left[\frac{4\pi A}{\lambda_c \sigma} \right]^2 \sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(\omega_0 n - \rho_0), \quad (29)$$

$$I_{\rho_0 \rho_0} = \left[\frac{4\pi A}{\lambda_c \sigma} \right]^2 D_v^2 \sum_{n=0}^{N-1} \sin^2(\omega_0 n - \rho_0), \quad (30)$$

$$I_{D_v \rho_0} = I_{\rho_0 D_v} = \left[\frac{4\pi A}{\lambda \sigma} \right]^2 D_v \sum_{n=0}^{N-1} [\cos(\omega_0 n - \rho_0) \times \sin(\omega_0 n - \rho_0)]. \quad (31)$$

(29)式—(31)式构成微动参数的Fisher信息矩阵 $\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})$, 其中 $\omega_0 = 2\pi f_v / f_s$, 对 $\mathbf{I}(\boldsymbol{\psi})$ 求逆可得到参数的CRB. 上式中的Fisher信息取值与波长成反比, 这意味着CRB与波长成正比. 所以, 探测中的波长越短, 参数估计的CRB越低, 能够达到的估计的精度也就越高, 这证明了激光微多普勒探测较微波探测在精确估计上具有优势.

4 仿真分析和实验验证

4.1 仿真结果与分析

以两分量混合的单通道时频域交叠激光微多普勒信号为例, 对本文所提分离和参数估计方法进行仿真验证. 分量1的微动参数: 振动频率、振动幅度和初始相位分别设为256 Hz, 5×10^{-5} m和 $\pi/3$ rad, 信号幅度和相位分别为 $A_1 = 3$, $\theta_1 = \pi/4$ rad; 分量2对应的微动参数设置为300 Hz, 2×10^{-5} m和 $\pi/6$ rad, 信号幅度和

相位设为 $A_2 = 1$, $\theta_2 = \pi/5$ rad. 设信号噪声为零均值高斯白噪声, 信噪比已知为20 dB, 激光波长 $\lambda = 1550$ nm, 采样率为 $f_s = 312$ kHz.

首先根据3.1节介绍的方法计算信号的奇异值比谱, 结果如图5(a)所示. 扫描周期点数从 $n = 1001$ 点开始, Δd 取0.1, 图中只有一个明显的峰值在第2178点, 所以由SVR估计的微动频率为 $f_s \cdot [1001 + (2178 - 1) \times \Delta d]^{-1} = 256.0105$ Hz, 定义为 f_{v1} . 将 f_{v1} 作为已知量计算, 利用改进的似然函数计算 D_{v1} 和 ρ_{01} 的概率密度分布, 如图5(b). 与图2(a)相比可以看出, 对激光微多普勒信号的似然函数进行重新设计后, 可以把传统密集多峰的分布形状变为平滑单峰的分布, 有利于参数的搜索和算法的收敛. 此外还降低了对参数初始化精度的要求, 只要设置范围合理即可, 不需要提前进行精确计算. 图5(c)和图5(d)给出了本文方法和传统方法对激光微动参数进行最大似然估计的收敛结果, 图中曲线标注“LF”表示似然函数. 对比图中四种方法可以看出利用本文设计的似然函数, 结合Gibbs算法具有最高的效率, 在本文方法下参数 D_{v1} 和 ρ_{01} 收敛到真值需要的迭代次数最少. 而MH方法由于在多参数情况下的更新效率低, 所以收敛速度较慢. 相比之下, 利用传统方法计算激光微动信号的似然函数, 由于密集局部峰值的存在, 不管利用哪种算法都不能正确估计出微动参数, 收敛结果停留在初始值附近的某个极大值处. 把估计出的微动参数代入(23)式重构分量1的单位调制信号, 再根据(25)式和(26)式计算分量1的真实幅度和相位.

从总的回波信号中减去分量1, 按照相同的步骤对剩余分量进行参数估计. 剩余分量的SVR如图6(a)所示. 图中峰值在第391点处, 可求出对应分量2的微动频率为300 Hz. 图6(b)为分量2对应微动参数的概率密度分布, 剩余信号的概率分布仍然是平滑单峰形状, 可以保证分量2参数的正确收敛. 图6(c)和图6(d)为分量2微动参数的MCMC估计对比结果, 整体结果与图5一致, 利用传统的似然函数得到的马尔可夫链被困在初始值附近, 而改进的似然函数确保了正确的收敛. 此外, 与图5对比还可发现分量2估计的马尔可夫链收敛到真值的速度较分量1更快. 这是因为分量1参数被精确地估计, 从原始信号中移除重构的分量1后, 分量2成为剩余信号的主要成分, 没有其他信号分量的影响, 所以收敛更快.

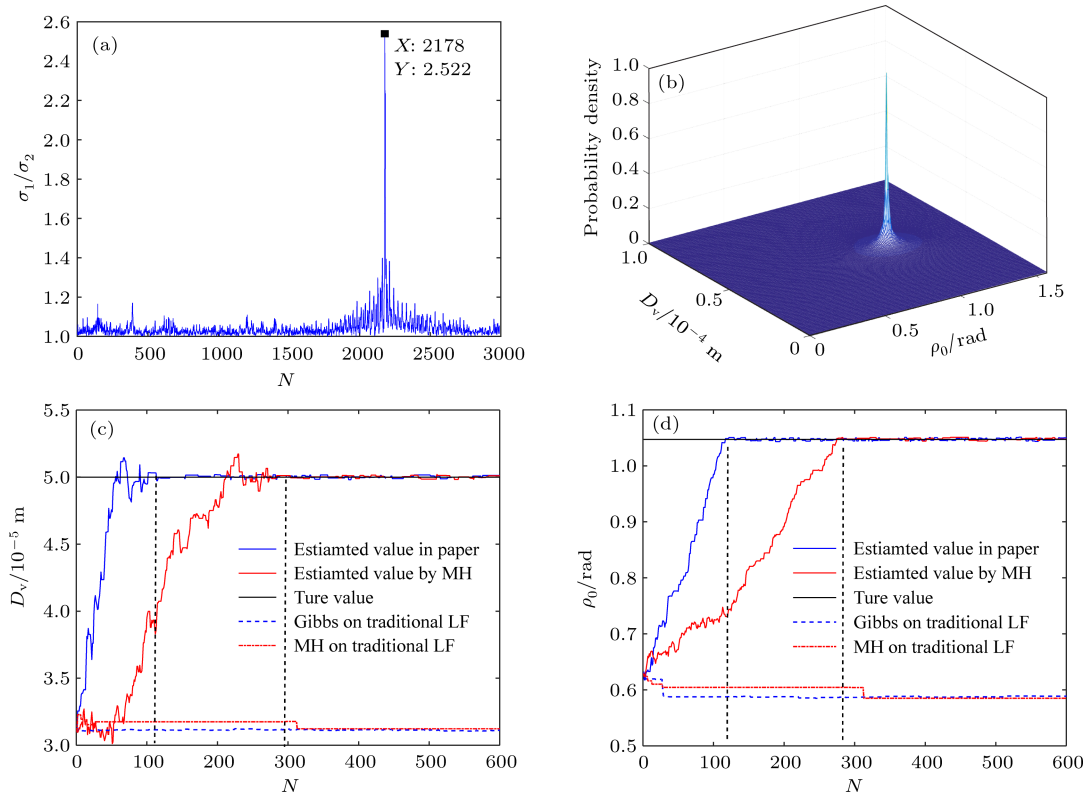


图5 分量1的微动参数估计结果 (a) 奇异值比谱; (b) 参数 D_{v1} 和 ρ_{01} 的概率密度分布; (c) 振动幅度; (d) 振动初始相位
 Fig. 5. The estimation results of component 1 in the simulation data: (a) SVR; (b) the PDF of D_{v1} and ρ_{01} ; (c) vibration amplitude; (d) vibration initial phase.

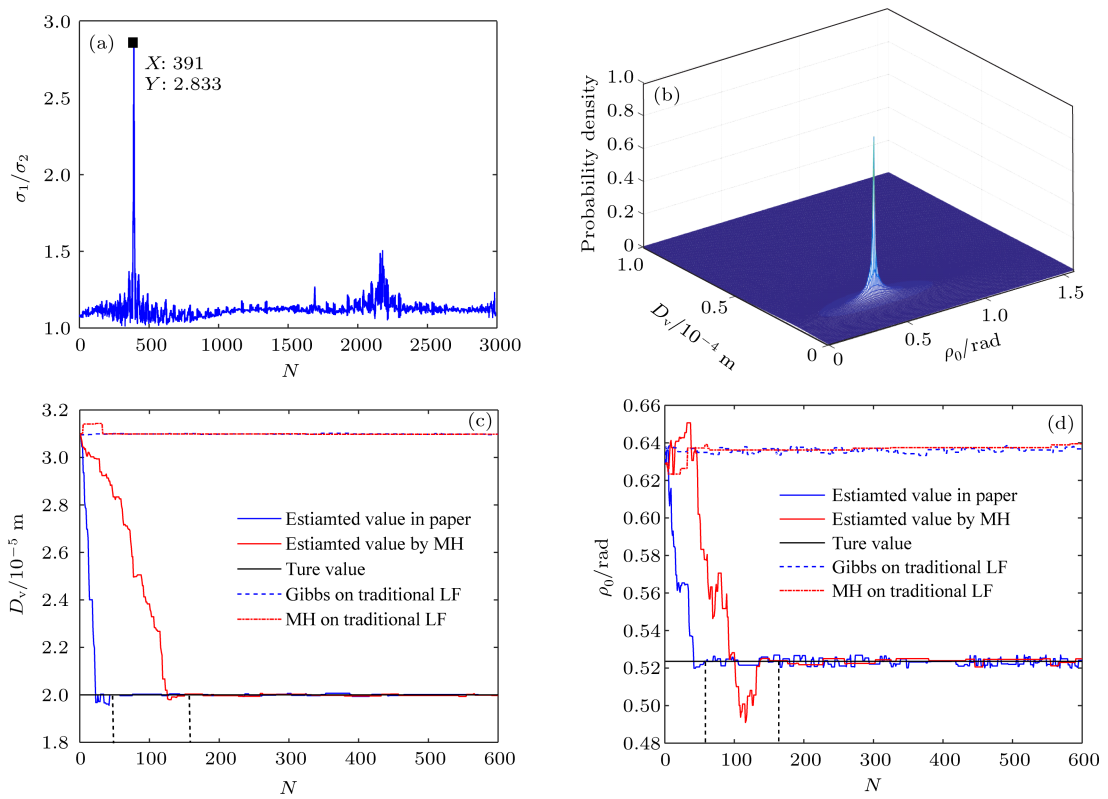


图6 分量2的微动参数估计结果 (a) 奇异值比谱; (b) 参数 D_{v1} 和 ρ_{01} 的概率密度分布; (c) 振动幅度; (d) 振动初始相位
 Fig. 6. The estimation results of component 2 in the simulation data: (a) SVR; (b) the pdf of D_{v1} and ρ_{01} ; (c) vibration amplitude; (d) vibration initial phase ξ .

各分量参数估计的具体结果和相对误差如表1所列. 表中 $RE = (\hat{\psi} - \psi) \times 100\% / \psi$, 表示相对估计误差; $\gamma = |\mathbf{E}[s_k(n)\hat{s}_k(n)]| \cdot |\mathbf{E}[s_k(n)]|^2 \cdot \mathbf{E}[\hat{s}_k(n)]^2|^{-1/2}$ 表示波形相似度, 通过对比重构信号 $\hat{s}_k(n)$ 与实际信号在波形上的相似程度来反映参数估计的准确度, γ 越接近1则波形相似度越高, 表明参数估计越接近真实值. 从表1可以看出, 本文方法对目标微动参数估计的相对误差都在 10^{-5} 量级, 具有较高的精度.

为定量分析本文方法的参数估计精度, 计算不同信噪比下的估计均方误差 $MSE = \sum_{n=1}^N (\hat{\psi} - \psi)^2 / n$, 并与CRB对比. 令信噪比变

化范围为 $-5 \sim 35$ dB, 每隔5 dB进行100次蒙特卡罗实验计算MSE, 对比结果如图7.

从图7中可以看出, 由于两个分量中参数值的差异导致各信噪比下的CRB也存在差异. 但随着信噪比的增加, 分量1和分量2的微动参数估计MSE都逐渐接近各自的克拉美罗界, 说明本文基于MCMC和重新定义的似然函数来实现微动参数的最大似然估计具有最优的估计性能. 此外, 仔细对比可发现, 各信噪比下分量2中参数的估计误差都略大于分量1的, 这是因为对分量2的估计依赖于分量1的结果, 会存在一定误差传递的干扰.

表1 参数估计结果
Table 1. Parameter estimation result.

	f_v/Hz	D_v/m	ρ/rad	A	θ/rad	γ	γ_{mix}
Component 1	256.0103	5.0001×10^5	1.04716	3.0703	0.7846	0.9998	0.9986
RE1/%	0.0039	0.002	3.5859×10^3	2.343	0.1016		
Component 2	299.9856	2.0004×10^5	0.52362	1.0036	0.6373	0.9994	
RE2/%	0.0048	0.02	4.0536×10^3	0.36	1.4294		

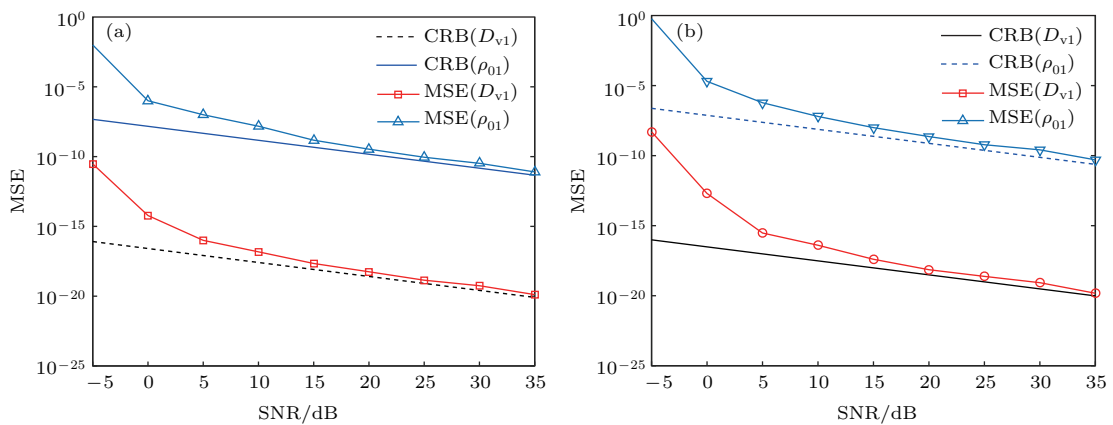


图7 微动参数估计均方误差与克拉美罗界对比 (a) 分量1参数估计性能; (b) 分量2参数估计性能

Fig. 7. Comparison of MSE and CRB: (a) Parameters of component 1; (b) parameters of component 2.

4.2 实验验证与对比

利用实验数据估计目标微动参数来验证算法有效性, 实验设置如图8.

实验结构为全光纤相干激光探测结构, 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. 激光通过90/10的保偏光纤分束器, 9%一路作为信号光, 经过光纤扩束系统后照射到

两个目标上; 另一路经过可调衰减器, 作为本振光. 接收端采用口径为80 mm的透射式望远镜接收两个目标的散射光信号, 回波光和本振光接入平衡探测器, 然后由A/D采集卡采集. 用振膜扬声器和电驱动音叉模拟微动目标, 振动频率分别设为300和256 Hz, 振幅在微米量级, 振动初始相位由截取信号的时域波形与时频分布如图9.

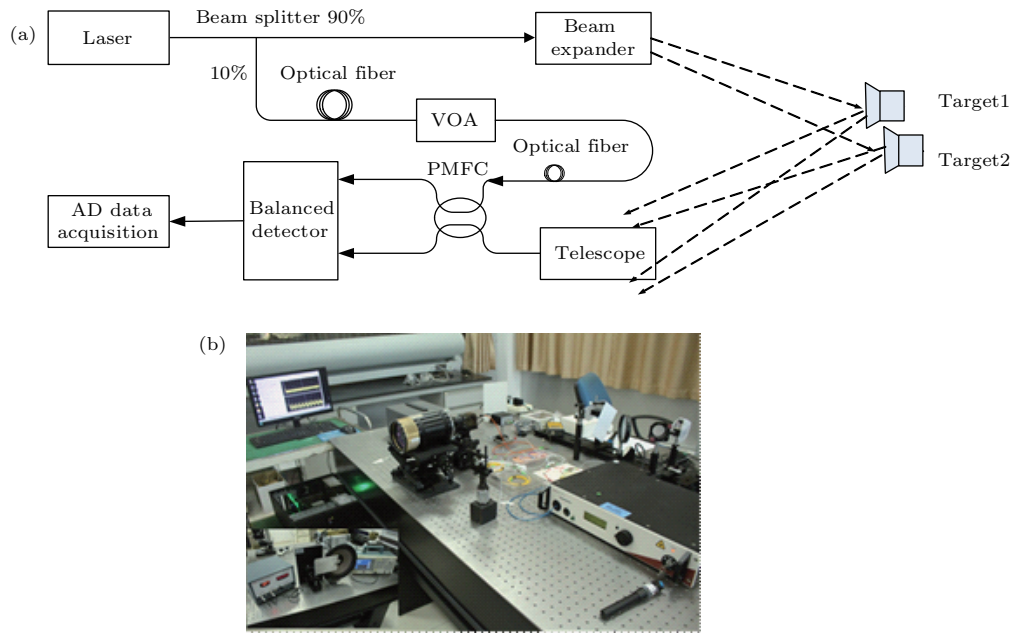


图8 实验结构 (a) 系统框图; (b) 实物图
Fig. 8. Experiment system: (a) Structure diagram; (b) experiment setup.

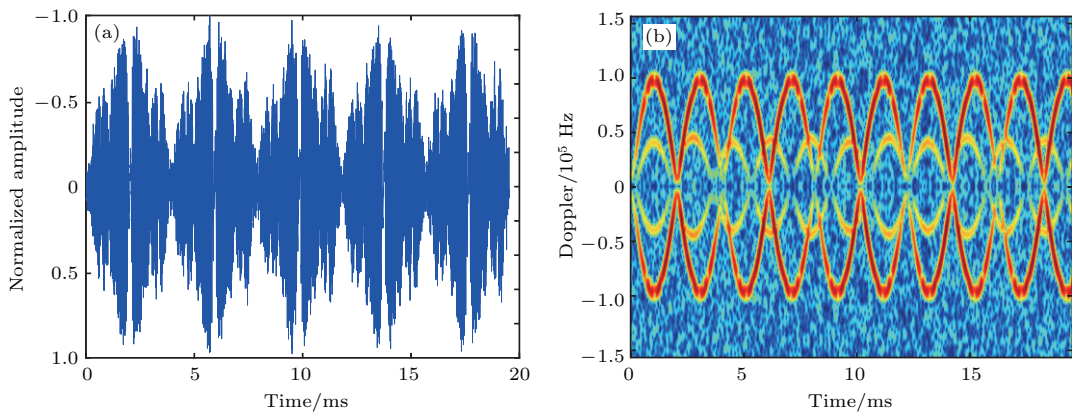


图9 实验信号 (a) 归一化时域波形; (b) STFT 时频分布
Fig. 9. Experiment data: (a) Normalized time-domain waveforms; (b) STFT time-frequency distribution.

从图9(a)中可以看出目标振动微多普勒效应对信号的调制效应使两个分量的混合信号在时域上出现了周期性, 该周期与目标振动周期一致, 所以具备利用SVR谱来估计目标振动频率的条件. 图9(b)为混合信号的时频分布, 两个分量的微多普勒特征在时频域相互交叠, 这一现象将导致传统的信号分离和估计方法失效, 体现了研究SCMC时频交叠信号处理方法的必要性. 首先利用传统逆Radon变换对时频图进行处理, 估计各分量微动参数, 作为对比. 逆Radon变换估计结果如图10所示.

从图10的逆Radon变换结果可以看出, 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, 逆Radon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. 下面用本文方法对实验数据进行处理, 验证算法的有效性. 参数估计结果如图11和图12所示.

从图11(a)奇异值比谱中除了得到各分量的振动周期外, 还可以得到最高峰和次高峰值比 $SVR_1/SVR_2 = 1.5098$, 根据图1给出的关系可以得到对应分量的幅值比约为2.1, 代入(17)式计算得 $\eta = 0.815$, 由此得到的概率分布是理想的平滑单峰形状, 如图11(b)所示, 可以保证算法快速准确的收敛. 利用MCMC方法实现对参数 D_{v1} 和 ρ_{01} 的最大似然估计, 结果如图11(c)和图11(d),

Markov 链迅速得到了收敛, 表明锁定了信号真实的参数, 整个参数最大估计过程不到 1 s, 具备实时处理能力. 从探测信号中去除分量 1, 继续对剩余信号进行估计. 分量 2 的周期在图 12(a) 中有明显的峰值, 但 SVR 谱中除了分量 2 的主峰值还有分量 1 的残留分量, 这是由于实验中驱动源自身的不稳定和驱动对目标响应不稳定使实验目标对实际振动模拟不理想造成的. 实验中的这些不确定性相

当于给信号增加了频率噪声, 会影响参数估计的精度. 但从图 12(b) 的概率分布形状以及图 12(c) 和图 12(d) 的收敛情况看, 这并不会影响该方法对参数 2 中分量的估计效果. 算法对实验数据处理得到的收敛效果与仿真分析一致, 验证了算法的有效性. 为定量分析对比参数估计的准确度, 这里用波形相似度 γ 来验证参数估计的准确度, 并与传统非参数化方法进行对比, 结果如表 2.

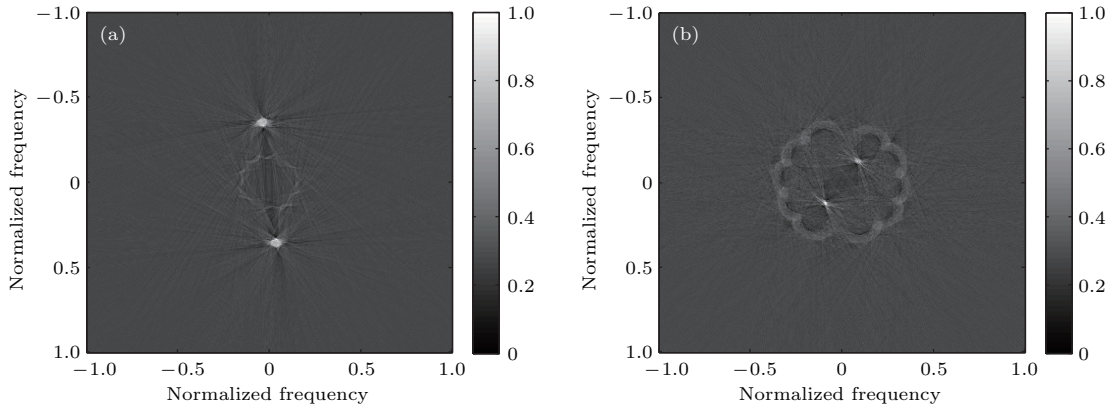


图 10 逆 Radon 变换估计结果 (a) 分量 1 参数; (b) 分量 2 参数

Fig. 10. Results of iRadon: (a) Parameters of component 1; (b) parameters of component 2.

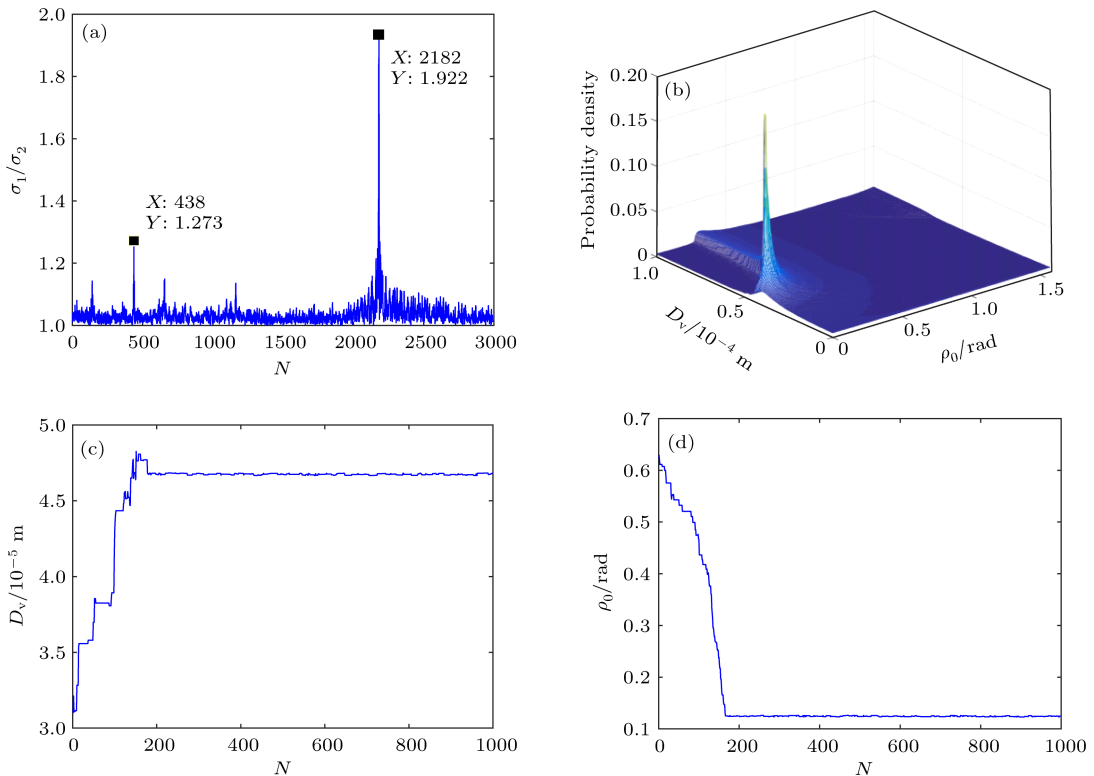


图 11 实验数据分量 1 的微小参数估计结果 (a) 奇异值比谱; (b) 参数 D_{v1} 和 ρ_{01} 的概率密度分布; (c) 振动幅度; (d) 振动初始相位

Fig. 11. The estimation results of component 1 in the experiment data: (a) SVR; (b) the PDF of D_{v1} and ρ_{01} ; (c) vibration amplitude; (d) vibration initial phase.

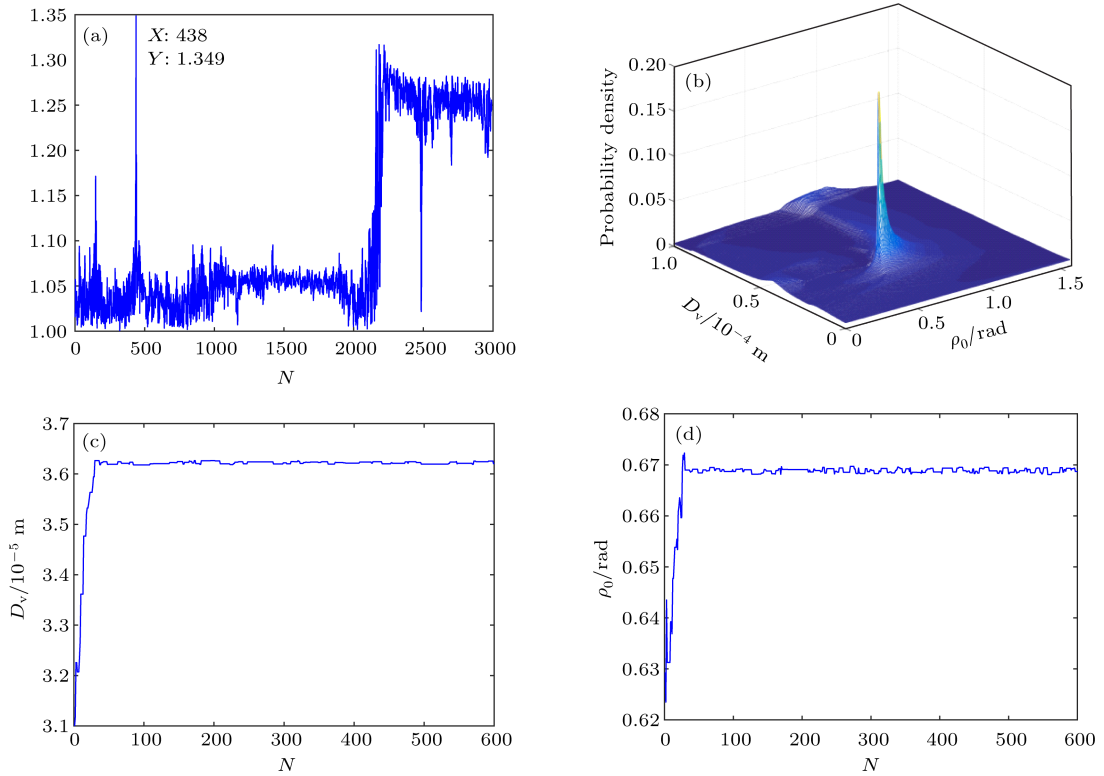


图 12 实验数据分量 2 的微小参数估计结果 (a) 奇异值比谱; (b) 参数 D_{v1} 和 ρ_{01} 的概率密度分布; (c) 振动幅度; (d) 振动初始相位

Fig. 12. The estimation results of component 2 in the experiment data: (a) SVR; (b) the PDF of D_{v1} and ρ_{01} ; (c) vibration amplitude; (d) vibration initial phase.

表 2 重构信号波形相似度

Table 2. Waveform similarity comparison.

	MLE and MCMC	STFT and iRadon
γ_{mix}	0.9105	0.5648

从表 2 可以看出, 利用最大似然估计得到的微小参数重构波形, 其相似度达到 0.9 以上, 远高于基于传统时频分布的逆 Radon 变换重构波形的相似度, 验证了参数估计的准确性. 说明本文所提方法更有利于实现对微小参数的精确估计, 这为基于微小特征的目标分类和精细识别奠定了基础.

5 结 论

本文针对激光微多普勒探测中存在时频域交叠的单通道多分量混合信号, 提出了基于最大似然框架的参数估计方法和基于信号重构的分离方法. 激光对微弱振动微多普勒效应的探测有不可替代的优势, 但激光微多普勒效应对信号的深度调制也使传统似然函数性质发生了本质变化. 对此文中给出了适合激光信号的似然函数计算方法, 可以得到理想的概率密度分布形式, 同时降低了初始化要

求, 提高了 MLE 的抗噪能力. 通过改进奇异值比谱方法精细扫描混合信号的周期性, 得到目标微小频率信息. 利用均值似然函数给出了 MLE 的解析表达, 并在求得微小频率的基础上利用 MCMC 方法实现对剩余微小参数的最大似然估计, 解决了复杂的高维积分的问题. 利用估计的微小参数重构单位调制信号, 估计了信号的幅度和初始相位, 通过对各个微小分量所包含参数的分离估计, 实现了对单通道混合信号中微小特征参量的精确提取. 仿真和实验数据的处理结果验证了所提算法的有效性. 该方法可实现对单通道混合微多普勒信号参数的精确估计, 为基于微小参数的目标分类和识别以及对目标振动精细成像提供了可能.

参考文献

- [1] Chen V C 2006 *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* **42** 2
- [2] Jiang Y 2014 *Ph. D. Dissertation* (Xi'an: Xidian University) (in Chinese) [姜悦 2014 博士学位论文 (西安: 西安电子科技大学)]
- [3] Yang J, Liu C, Wang Y 2015 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **53** 920

- [4] Chen V C 2011 *The Micro-Doppler Effect in Radar* (Fitchburg: Artech House) pp15–17
- [5] Wang T, Tong C M, Li X M 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 058401 (in Chinese) [王童, 童创明, 李西敏 2015 物理学报 **64** 058401]
- [6] Hong L, Dai F, Wang X 2016 *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **13** 1349
- [7] 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]
- [8] Simeunovic M, Popovic-Bugarin V, Djurovic I 2017 *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* **53** 1273
- [9] Tan R, Lim H S, Smits A B 2016 *IEEE Region 10 Conference, TENCON*, 2016 p730
- [10] Chen G F 2014 *Ph. D. Dissertation* (Xi'an: Xidian University) (in Chinese) [陈广锋 2014 博士学位论文 (西安: 西安电子科技大学)]
- [11] Zhao M M, Zhang Q, Luo Y 2017 *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **14** 174
- [12] Yang Q, Deng B, Wang H 2014 *EURASIP J. Wirel. Comm.* **1** 61
- [13] Huo K, You P, Jiang W D 2010 *Journal of Electronics & Information Technology* **32** 355 (in Chinese) [霍凯, 游鹏, 姜卫东 2010 电子与信息学报 **32** 355]
- [14] Deng D H, Zhang Q, Luo Y 2013 *Acta Electronica Sinica* **41** 2339 (in Chinese) [邓冬虎, 张群, 罗迎 2013 电子学报 **41** 2339]
- [15] Zhu H, Zhang S N, Zhao H C 2015 *Digital Signal Process.* **40** 224
- [16] Sun Z G, Chen J, Cao X 2016 *J.Syst. Engin. Electron.* **10** 1973
- [17] Zhang S N, Zhao H C, Xiong G, Guo C Y 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 158401 (in Chinese) [张淑宁, 赵惠昌, 熊刚, 郭长勇 2014 物理学报 **63** 158401]
- [18] Sharafinezhad S R, Alizadeh H, Eshghi M 2014 *Elect. Eng. 22nd Iranian Conference on IEEE Iran*, 2014 p1673
- [19] Wang Y, Wu X, Li W 2016 *Neurocomputing* **171** 48
- [20] Yuan B, Chen Z, Xu S 2014 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **52** 1285
- [21] Setlur P, Fauzia A, Moeness A 2011 *IET Signal Proc.* **5** 194
- [22] Ye Z F 2009 *Statistical Signal Processing* (Hefei: China University of Science and Technology Press) pp241–246 (in Chinese) [叶中付 2009 统计信号处理 (合肥: 中国科学技术大学出版社) 第 241–246 页]
- [23] Guo L R, Hu Y H, Wang Y P 2016 *Proceedings of the SPIE, Photonics Asia* Beijing, China, October 11–14, 2016 p21
- [24] Hu Y, Guo L, Dong X 2016 *Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location Based Services (UPINLBS) Fourth Int. Conf. IEEE* Shanghai, China, November 2–4, 2016 p264
- [25] Hou Z F, Yang J, Zhang X 2011 *Journal Wuhan University of Technology* **1** 142 (in Chinese) [侯者非, 杨杰, 张雪 2011 武汉理工大学学报 **1** 142]
- [26] Kay S M 2006 *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory* (Prentice Hall PTR: Upper Saddle River) pp142–150
- [27] Li j, Zhao Y J, Li D H 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 130701 (in Chinese) [李晶, 赵拥军, 李冬海 2014 物理学报 **63** 130701]
- [28] Guo L R, Hu Y H, Wang Y P 2017 *Infrared and Laser Engineering* **46** 17 (in Chinese) [郭力仁, 胡以华, 王云鹏 2017 红外与激光工程 **46** 17]

Separate estimation of laser micro-Doppler parameters based on maximum likelihood schemes*

Guo Li-Ren¹⁾²⁾ Hu Yi-Hua^{1)2)†} Wang Yun-Peng¹⁾²⁾ Xu Shi-Long¹⁾²⁾

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

2) (Anhui Province Key Laboratory of Electronic Restriction Technology, College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

(Received 12 December 2017; revised manuscript received 23 January 2018)

Abstract

Laser micro-Doppler (MD) effect is capable of obtaining obvious modulation in weak vibration detection. It helps to estimate target micro-motion parameters with high precision, which may extend the application field of MD to subtle identification and recognition. In laser detection, the multiple scattering points in the field of view will generate the single-channel multi-component (SCMC) signal. Moreover, the micro-Doppler features of each component will be overlapped in the time-frequency domain because of the similar micro-motion parameters. The overlapped SCMC signal makes the estimation of the MD parameters a very difficult problem, and there has been no good method so far. In this paper, a separate parameter estimator based on the maximum likelihood framework is proposed to deal with this underdetermined problem. First, the detailed period scanning method is presented to improve the estimation accuracy of micro-motion frequency from the singular value ratio (SVR) spectrum. Further, the amplitude ratio information of each component is extracted from the SVR spectrum. Then, the closed-form expressions of the maximum likelihood estimation (MLE) for the remaining micro-motion parameters are derived, where the mean likelihood estimation is used to approximate to the performance of MLE. The high nonlinearity and multi-peak distribution shape of the likelihood function (LF) in laser MD signal will lead to incorrect estimation result. To this end, a new LF based on the energy spectrum characteristics is designed. The new LF acts as a smoothing filter to the probability density function, through which the ideal PDF distribution form that has only one smooth peak is obtained. With this modification, the requirements for the initialization are reduced and the robustness in low SNR situation is increased. The Markov chain Monte Carlo sampling is employed to implement the MLE. The Gibbs method is chosen to solve the multi-dimensional parametric problems, and the detailed process is listed. In the end, the simulation results prove the feasibility and high efficiency of the proposed method. The accuracy of parameter estimation reaches the Cramer-Rao boundary. The inverse Radon transform is used as a comparison with the experiment, and the results show the precise estimation advantage of the presented method.

Keywords: index terms-laser micro-Doppler, parameter estimation, maximum likelihood estimation, singular value ratio spectrum

PACS: 42.62.Eh, 07.50.Qx, 02.70.Tt, 02.10.Yn

DOI: 10.7498/aps.67.20172639

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

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