

# 模拟回火马尔可夫链蒙特卡罗全波形分析方法\*

尹文也 何伟基<sup>†</sup> 顾国华 陈钱

(南京理工大学光电技术系, 南京 210094)

(2014年1月28日收到; 2014年3月26日收到修改稿)

针对传统的全波形分析方法不能快速自动处理全波形数据的缺点, 提出了一种模拟回火马尔可夫链蒙特卡罗全波形分析法, 用于求解全波形数据中的波峰数和峰值位置等参量. 该方法采用Metropolis更新策略求解波峰数量和噪声两个参量, 以达到快速求解的目的; 而峰值位置和波峰幅值则采用改进的模拟回火策略求解, 通过添加的主动干预回火步骤实现对参量更新过程的有效探测, 以满足对速度或运算收敛性的要求. 模拟回火马尔可夫链蒙特卡罗全波形分析方法以马尔可夫算法为基础, 仍保持马氏链的收敛性, 从而保证本方法具有良好的鲁棒性, 实现对全波形数据的自动化处理.

**关键词:** 全波形分析, 模拟回火马尔可夫链蒙特卡罗方法, 主动干预回火, Metropolis策略

**PACS:** 42.30.Sy, 42.62.Eh, 42.68.Wt, 42.79.Qx

**DOI:** 10.7498/aps.63.164205

## 1 引言

激光雷达<sup>[1]</sup>自问世以来一直备受关注, 但是传统的激光雷达通常只能记录激光光斑内的单个距离特征, 无法记录并处理光斑内多个距离特征目标的回波信息. 采用具有完整记录接收信号功能的全波形激光雷达可保留光斑内所有回波信号以待后续处理, 这可应对特性未知目标<sup>[2]</sup>的回波信号, 在军事和民用领域具有广阔的应用前景. 为了提取光斑内的所有距离信息, 已发展了多种全波形分析方法.

目前, 通过建模方式处理全波形数据的方法主要有以下三种: 第一种是基于Levenberg-Marquardt算法<sup>[3]</sup>的非线性最小二乘法波形拟合方法. Clauve等<sup>[4]</sup>根据不同特性目标(草地、建筑等)建立特定有效数据模型, 实现了回波信号的分解, 但是并未找到一种适合任一目标的数据模型, 缺少通用性. 第二种是基于期望值最大化算法的最大似然估计方法<sup>[5]</sup>. 该方法需要提前确定全波形数据中距离特征数目, 同时不同的初始化会导致

不同的运算结果. 为了提高算法稳定性, Biernacki等<sup>[6]</sup>提出了期望值多次最大化方法, 统计各种初始化条件下的运算结果, 这虽然能够得到一个相对稳定的运算结果, 但是牺牲了运算时间. Pernkopf和Bouchaffra<sup>[7]</sup>提出了基于遗传算法的期望值最大化方法解决了有关算法稳定性的问题, 此方法具有良好的鲁棒性, 但是仍需要预先了解光斑内的距离特征数目. 第三种是基于马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)算法<sup>[8]</sup>的随机方法, 全波形参量的求解过程就是马氏链的更新过程. 理论上, 进行足够多的更新就一定能够达到所有马氏链的平稳<sup>[9]</sup>状态, 完成参量求解. 2007年, Hernández-Marín等<sup>[10]</sup>在MCMC算法的基础上, 提出了贝叶斯框架下可逆跳跃MCMC(RJMCMC)算法, 实现了对特性未知的目标信号进行自动化处理. 通过延迟拒绝转移的方式允许更新中的待求参量在不同尺度的预设分布之间跳跃, 从而减小对先验分布的依赖, 但是这种方式实际上扩大了探测空间, 从而影响运算速度.

本文提出了模拟回火MCMC(STMCMC)方法, 用于求解全波形参量. 依据参量不同特性将全

\* 国家自然科学基金青年科学基金(批准号: 61101196)、国家自然科学基金(批准号: 61271332)和中国博士后科学基金(批准号: 2012M521085)资助的课题.

<sup>†</sup> 通讯作者. E-mail: njsthewei@163.com

波形参量分为两类, 并分别采取不同的策略更新, 采用 Metropolis 更新策略求解波峰数量和噪声两个参量, 以达到快速求解的目的; 而峰值位置和波峰幅值则采用改进的模拟回火 (ST) 策略求解. 在 ST 策略<sup>[11]</sup>中, 添加了主动回火步骤, 允许局部近似解空间临时扩大, 实现了待求参量的快速更新. 在更新过程中待解参量总体上逐渐逼近理想中的全局最优解, 过程中不排除出现反复, 因此, 每次更新后的参量及未更新的参量均可认为构成一个全局近似解. 没有先验条件的情况下, 无法获知全局近似解中的哪个参量需要调整, 采取临时随机选择方式确定下一个进行更新的参量. 采用主动终止程序的方式可以限定全局近似解空间, 同时利用后验分布概率密度函数在全局近似解中选择全局最优解. 添加了主动回火步骤后并没有改变 ST 算法的本质, 依然保持了运算的马尔可夫性. 采用 Metropolis 策略可以有效地减少计算量.

## 2 数学模型及贝叶斯理论

通常全波形数据是由一个激光光斑内若干距离特征的目标回波信号共同产生的, 特性未知探测目标的接收信号  $F$  在离散时间上的描述可写为

$$F(t_i) = \sum_{j=1}^k f(t_i, \beta_j, t_{0j}) + B, \quad (1)$$

式中,  $f(t_i, \beta_j, t_{0j})$  是光斑内第  $j$  个特征距离目标反射的能量在光子飞行时间  $t_i$  上的分布;  $B$  是噪声;  $k$  是回波信号  $f(t_i, \beta_j, t_{0j})$  的个数, 即距离特征的数目;  $t_{0j}$  是回波信号  $f(t_i, \beta_j, t_{0j})$  的峰值位置;  $\beta_j$  是回波信号  $f(t_i, \beta_j, t_{0j})$  的峰值幅度. 通常

$f(t_i, \beta_j, t_{0j})$  是一个分段指数模型<sup>[12]</sup>, 能准确地描述某一距离目标的回波信号.

所需要做的工作是利用全波形信号  $y$  求解全波形参量  $\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B$  (其中  $\mathbf{t}_0, \boldsymbol{\beta}$  是向量), 其过程可以看作是利用后验抽样结果对先验信息进行估计. 这里后验抽样结果是全波形信号  $y$ , 而相对应的待估计的先验信息是全波形参量. 探测到的全波形数据  $y$  可以看成是探测目标回波  $F$  的后验抽样.  $y_i$  服从以  $F(t_i)$  为参量的泊松分布, 在探测过程中, 各时间点的探测相互独立, 因此,  $(y_1, y_2, \dots, y_{i_{\max}})$  的联合分布概率可写为

$$L(y|\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B) = \prod_{t_i=1}^{t_{\max}} \exp(-F(t_i)) \frac{F(t_i)^{y_i}}{y_i!}. \quad (2)$$

没有先验信息条件下, 高出阈值的时间点均有可能是准确的光子飞行时间, 参量  $\mathbf{t}_0$  服从均匀分布;  $k$  在区间  $(0, k_{\max})$  服从均匀分布; 而对于幅度参量  $\boldsymbol{\beta}$  及  $B$ , 各自必然服从  $\Gamma$  分布, 尺度参数和形状参数均为正数. 这些参量的联合分布概率密度函数可写为

$$h(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B) = \frac{1}{k_{\max}} \left( \frac{1}{t_{\max}} \right)^k f_{\Gamma}(B|c, d) \times \prod_{n=1}^k f_{\Gamma}(\beta_n|a, b), \quad (3)$$

式中  $f_{\Gamma}$  为一个服从  $\Gamma$  分布的概率密度函数.

在贝叶斯理论<sup>[13]</sup>中, 后验分布属于条件分布的范畴. 因此, 按照条件分布的概念写出先验参量预估值  $(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B)$  在后验信息  $y$  条件下的后验分布概率密度函数

$$\pi(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B|y) = \frac{L(y|\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B)h(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B)}{\int L(y|\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B)h(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B)\delta(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B)}. \quad (4)$$

在相同的抽样下, (4) 式分母近似为一个常数, 因此, (4) 式可改写为

$$\pi(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B|y) \propto L(y|\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B) \times h(\mathbf{t}_0, k, \boldsymbol{\beta}, B). \quad (5)$$

## 3 STMCMC 算法

标准 MCMC 技术通常可以解决某一个单一参量的问题, 而不适用于多参量的组合问题. STM-

CMC 可以看成是复合的马氏链的求解方式, 同时进行若干条马氏链的交叉更新, 本质上都是基于已有的后验信息推测未知的先验信息的方法.

在 STMCMC 算法中, 待解参量的求解准确性不依赖于初始状态的设定, 参量的初始值可以是其存在区间的任意值. 在参量更新过程中, 总体上全局近似解趋向全局最优解, 但是无法界定到达全局最优解所需的运算时间, 通常设置所有参量的最大更新次数总和作为程序的终止条件. 另外, 在运算过程中不能确定需要进行调整的参量, 因此采

取临时随机选择的方式决定需要更新的参量. 将全波形参量  $t_0, k, \beta, B$  分为  $(k, B)$  和  $(t_0, \beta)$  两组. 这里, 参量  $k$  近似解的更新区间是很小的确定区间  $\{k-1, k, k+1\}$ ; 一般而言, 参量  $B$  处于较低的水平 (或是某个确定的空间), 其近似解的更新区间可以由小范围区间来满足. 因此, 对于参量  $(k, B)$ , 可以采用简单易于实现的 Metropolis 更新策略. 通常情况下, 对于组合问题, 其局部最优解不易获取且由此局部最优解构成的全局解并不一定是全局最优解. 因此, 通过在 ST 算法中增加主动干预回火步骤, 使得在参量  $(t_0, \beta)$  近似解的更新过程中保留局部最优解的同时临时扩大了局部近似解空间, 从而实现了参量  $(t_0, \beta)$  的快速更新, 同时提高了其全局最优解的探测概率, 达到了快速求解的目的.

### 3.1 Metropolis 更新策略

STMCMC 算法是基于 Metropolis 算法<sup>[14]</sup> 和 ST 算法提出的, Metropolis 算法是一种求解最优解的方法, 也是最早求解马氏链的算法. 假设  $\pi(x)$  为后验概率在空间  $\Omega$  的分布,  $M(X_0, X_1, X_1, \dots, X_N)$  为马氏链,  $E(x)$  为辅助函数, 那么从马氏链的状态  $X_i = x$  转移到状态  $X_{j+1} = y$  的概率为

$$\alpha(x, y) = \frac{\pi(y) \cdot E(y)}{\pi(x) \cdot E(x)}. \quad (6)$$

同时在空间  $\Omega$  上, 对于任意  $x$  和  $y$ ,  $R(x, y)$  与  $\pi(y)$  存在如下关系:

$$R(x, y) = \frac{E(y) \cdot \pi(y)}{E(x) \cdot \pi(x)}, \quad (7a)$$

$$\lim_{i \rightarrow \infty} R^i(x, y) = \pi(y). \quad (7b)$$

#### 3.1.1 $k$ 的更新

存在  $k' = k + 1$  和  $k' = k - 1$  两种情形, 没有先验信息的情况下, 这两种可能是均等的, 与  $k' = k + 1$  对应的变化为  $t'_0(k+1) \sim U(0, t_{\max})$ ,  $\beta'(k+1) \sim U(0, y_{\max})$ ;  $k' = k - 1$  与此类似. 但是, 若  $k = 0$ , 信号中仅包含了噪声, 此时仅允许  $k' = k + 1$ ; 若  $k = k_{\max}$ , 则仅允许  $k' = k - 1$ .

下面以  $k' = k + 1$  为例, 给出  $k$  的更新过程.

**步骤 1** 若  $k = k_{\max}$ , 跳出当前参量的更新.

**步骤 2**  $k' = k + 1$ ,  $t'_0, \beta'$  为  $k'$  维向量, 其中,

$$t'_0(1) = t_0(1), t'_0(2) = t_0(2), \dots,$$

$$t'_0(k) = t_0(k), t'_0(k') \sim U(0, i_{\max}),$$

$$\beta'(1) = \beta(1), \beta'(2) = \beta(2), \dots,$$

$$\beta'(k) = \beta(k), \beta'(k') \sim U(0, y_{\max}).$$

**步骤 3** 利用下式计算转移概率:

$$\alpha(k, k') = L(y|L(y|t'_0, k', \beta', B)) - L(y|t_0, k, \beta, B). \quad (8)$$

**步骤 4** 若  $\alpha(k, k') > 0$ , 则完成更新.  $k = k'$ ,  $t_0 = t'_0$ ,  $\beta = \beta'$ , 跳出当前更新. 否则, 跳到步骤 2 继续进行更新. 允许多次尝试更新.

#### 3.1.2 $B$ 的更新

对于噪声  $B$ , 推荐使用  $\Gamma$  分布, 其更新步骤与  $k$  的更新步骤类似. 但是  $B' \sim \Gamma(1.5, B)$ , 且转移概率为

$$\alpha(B, B') = L(y|t_0, k, \beta, B')f_{\Gamma}(B'|1.5, B) - L(y|t_0, k, \beta, B)f_{\Gamma}(B|1.5, B'). \quad (9)$$

### 3.2 ST 更新策略

ST 更新策略可以看成是对 Metropolis 策略不能快速更新的改进, 添加了第二次更新尝试, 其对应的转移概率可写为

$$\eta = \exp(\alpha/T_i). \quad (10)$$

若  $\eta > \varepsilon$ ,  $\varepsilon \sim U(0, 1)$ , 则完成更新操作. 按照指数函数的性质,  $\eta$  是关于  $T_i$  的单调递增函数,  $0 < T_0 < T_1 < T_2 < \dots < T_{\max}$ , 这限制了近似解空间的大小, 同时实现了参量的快速更新.

为了更新操作初期参量具有较大的近似解空间或较大的转移概率,  $\eta(t_i)$  应是单调递增的凸函数. 这不仅可以快速完成当前参量的更新操作, 同时在参量更新后期限制了近似解空间的扩大, 有效地减少了不必要的计算. 据此, 要求  $T_i$  也是单调递增函数且满足下列条件:

$$\begin{aligned} \frac{d^2\eta(t_i)}{dt_i^2} &= \left(\frac{\alpha T'_i}{T_i^2}\right)^2 \exp(\alpha/T_i) \\ &+ \frac{2\alpha(T'_i)^2}{T_i^3} \exp(\alpha/T) \\ &- \frac{\alpha T''_i}{T_i^2} \exp(\alpha/T_i) \\ &\alpha - \alpha(T'_i)^2 - 2T_i(T'_i)^2 + T''_i(T_i)^2 \\ &< (T'_i)^2 - 2T_i(T'_i)^2 + T''_i(T_i)^2 \\ &\leq 0. \end{aligned} \quad (11)$$

文献[10]描述了ST算法收敛性的充分条件, 其与函数 $T_i$ 无关, 对ST算法的改进并没有改变运算的马尔可夫性, 它仍是一种有效的MCMC技术.

### 3.2.1 $t_0$ 的更新

由后验信息 $y$ 的分析可知, 高于阈值的强度均可认为是潜在的回波, 均匀分布能更好地描述 $t_0$ 的分布. 下面给出 $t_0$ 的更新步骤.

**步骤1** 设定初始温度为 $T_0$ , 最高温度为 $T_{\max}$ , 确定温度 $T_i$ 的变化方式为

$$T'_i > 0, \quad (12a)$$

$$(T'_i)^2 - 2T_i(T'_i)^2 + T''_i(T_i)^2 \leq 0. \quad (12b)$$

**步骤2** 假定此循环温度为 $T_j$ ,  $t'_0 \sim U(0, t_{\max})$ , 计算初级转移概率

$$\alpha(t_0, t'_0) = L(y|t'_0, k, \beta, B) - L(y|t_0, k, \beta, B). \quad (13)$$

**步骤3** 若 $\alpha(t_0, t'_0) > 0$ , 则完成转移,  $t_0 = t'_0$ , 进行下一个参数的更新. 否则, 通过ST算法提高转移概率,

$$\eta(t_0, t'_0) = \exp(\alpha(t_0, t'_0)/T_j). \quad (14)$$

**步骤4** 此时若 $\eta(t_0, t'_0) > \varepsilon$ ,  $\varepsilon \sim U(0, 1)$ , 则完成转移,  $t_0 = t'_0$ . 否则, 转到步骤2继续进行更新. 在同一温度水平下允许多次更新尝试, 若仍不能成功, 按照如下既定方式调节温度:

$$T_{j+1} = g(T_0, j + 1). \quad (15)$$

**步骤5** 若 $T_{j+1} > T_{\max}$ , 跳出当前更新, 进行其他参量的更新.

### 3.2.2 $\beta$ 的更新

参数 $\beta$ 的更新过程与 $t_0$ 的更新过程类似, 但是 $\beta' \sim U(0, y_{\max})$ , 其对应的转移概率为

$$\alpha(\beta, \beta') = L(y|t_0, k, \beta', B) - L(y|t_0, k, \beta, B). \quad (16)$$

## 4 实验

利用本文方法尝试处理时间相关单光子计数(TCSPC)测距方式得到的全波形数据, TCSPC测距系统最小时间分辨为24 ps. 根据算法要求需要设置算法初始条件如下: 为了避免后验分布概率值过大或过小, 取 $a = 10$ ,  $b = 1$ ,  $c = 1.1$ ,  $d = 100$ ; 使用同一个 $T_i$ 函数,  $T_i = T_0 \times 1.2^i$ ,  $T_0 = 2$ . 在大量

实验中发现: 一方面,  $T_i$ 函数影响运算结果的准确性; 另一方面, 其影响算法的运行速度. 根据经验待解的4个参量通常设置:  $\beta, B$ 为一个较小的任意值;  $k = 1$ ;  $t_0$ 为 $y$ 最大值所在的位置. 所有参量的更新次数总和为600.

### 4.1 单点实验

在本实验中, 所探测的目标是平行放置的毛玻璃及其后的纸箱, 激光穿过毛玻璃并照射到其后的纸箱上, 如图1所示. 目标距系统约为40 m, 获取了7个不同目标间距(粗略测得间距为5, 8, 10, 20, 30, 50, 100 cm)条件下的激光雷达全波形数据. 图2是STMCMC算法处理全波形数据的结果, 其中, 纵轴表示探测到的光子数; 横轴对应光子飞行时间; 蓝色曲线是原始波形, 表示探测到的光子数在时间轴上的分布; 红色曲线和绿色曲线分别是毛玻璃和纸箱波形分解的结果.

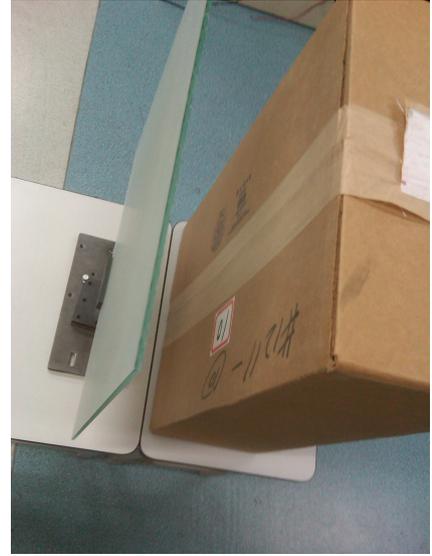


图1 探测目标

由图2可知, 虽然原始数据各不相同, 但采用相同的算法、相同的初始设置都能区分来自不同目标的回波, 实现了自动化处理, 这是其他一些算法所不具有的优势. 从图2(a)—(d)可以发现, 目标间距越小, 波形重叠越严重, 其分解越困难. 从图2(e)—(g)可以发现, 由算法运算结果确定的峰值位置与粗略确定的峰值位置非常接近, 这表明在精度要求不高的情况下可以通过距离选通或时间切片确定准确的光子飞行时间, 从而提取出距离信息.

### 4.2 STMCMC 算法与 RJMCMC 算法的实验对比及讨论

下面将本文算法与 RJMCMC 算法进行对比, 这两个算法均是对 MCMC 算法的一个改进, 属于

处理全波形数据的同类算法, 并解决了 MCMC 算法转移效率低的问题, 但是分离出的波形并不能完全代表各特征距离目标的光子到达时间的光子统计波形. STMCMC 算法和 RJMCMC 算法的核心

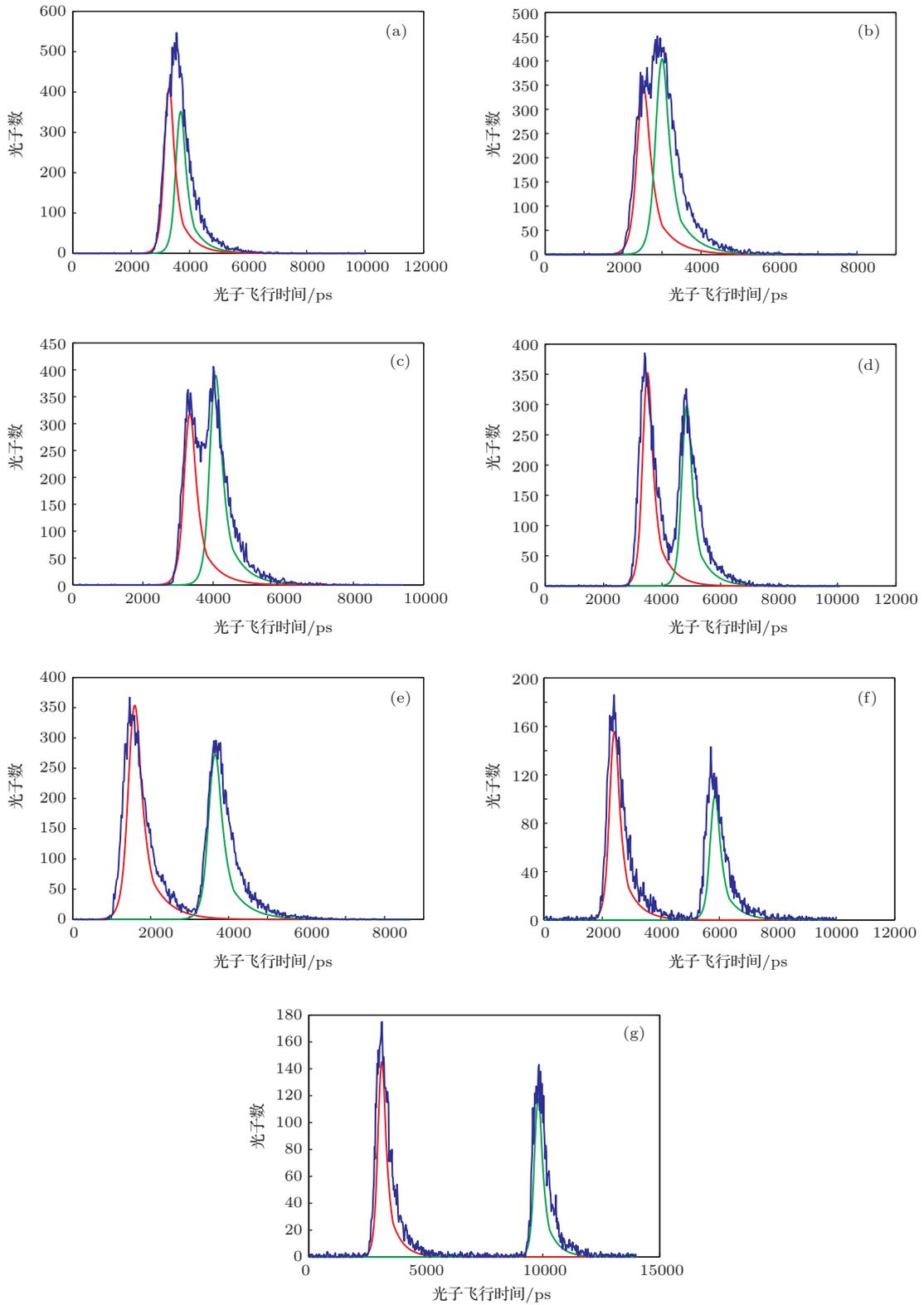


图2 目标间距不同时, 采用 STMCMC 算法处理全波形数据得到的波形分解图 (a) 目标间距为 5 cm; (b) 目标间距为 8 cm; (c) 目标间距为 10 cm; (d) 目标间距为 20 cm; (e) 目标间距为 30 cm; (f) 目标间距为 50 cm; (g) 目标间距为 100 cm

均是运算的马尔可夫性,进而保证了运算结果具有良好的鲁棒性;并且在处理全波形数据的过程中,均不需要进行人工干预,具有良好的实用性.

为了合理地对 RJMCMC 算法和 STMCMC 算法进行比较,尽量使其处于相同的条件(相同的数据、相同的初始化、相同的计算机、均使用 Matlab 语言编写程序等).在描述 RJMCMC 算法的文献 [10] 中,将模型若干个参量依次更新一次称为一个循环.统计 7 组数据的 100 次运行结果,主要是目标之间的距离和程序运行时间.其中,利用 STMCMC 算法时所有参量更新次数总和为 600 次,而对于 RJMCMC 算法,则是 600 个循环,按照固定顺序循环更新所有参量.

表 1 列出了 STMCMC 算法和 RJMCMC 算法的运算结果.由表 1 可知:这两种算法都能得到一个较好的运算效果,很好地体现了马氏链的收敛性;两种算法的运行结果相近,但 STMCMC 算法的稳定性不如 RJMCMC 算法的稳定性;在算法运行时间上, RJMCMC 算法至少是 STMCMC 算法的 7 倍.虽然 RJMCMC 算法在距离特征提取上具有较好的稳定性,但是 STMCMC 算法在处理全波形数据速度上具有巨大优势和广阔的应用前景.造成这两种差异的主要原因是 STMCMC 算法采用的 ST 策略扩大了近似解空间,造成了相对不稳定的运算结果;同时这种策略能够快速更新参量,进而缩短了运算时间.

表 1 STMCMC 算法和 RJMCMC 算法的运算结果对比 (保留小数点后 4 位有效数字)

目标间距/cm	STMCMC 算法			RJMCMC 算法		
	均值/cm	标准差/cm	运行时间/s	均值/cm	标准差/cm	运行时间/s
5	6.1564	2.7895	22.7875	5.3460	0.8512	175.8616
8	8.0936	2.5239	17.2645	6.8933	0.7185	134.3148
10	10.5264	2.5662	16.0840	9.9337	1.1014	141.2287
20	20.8902	3.5572	28.7113	19.9121	1.5427	229.4648
30	32.4257	3.1000	22.1431	32.7160	1.3648	185.2545
50	50.0527	3.1566	27.1304	50.6052	0.8693	223.8510
100	100.6717	2.9632	36.9379	101.1065	1.2670	349.8836

## 5 结 论

本文研究了 STMCMC 算法在全波形数据处理方面的应用. STMCMC 算法依据参量的不同性质采取不同的更新策略,有效地减少了计算量,迅速推断出最接近事实的状态.实验证明在不同反射特性目标的回波信号背景下,该算法都能够完成全波形数据分析工作.由于无法界定马氏链到达收敛状态程序所运行的时间,因而采用了主动终止程序的方式,实验结果表明这是可行的.对于本文算法比 RJMCMC 算法运行速度更快的原因可以归纳如下:在没有先验信息的前提下,延迟拒绝的方式并不能摆脱对先验分布的依赖,而主动干预回火扩大近似解空间的方式能够实现更快的更新速度;针对不同性质的参量采取了不同的更新策略;参量更新顺序上的不同导致了计算量的减小,这也在一定程度上解释了两种算法运算结果的差异.但是,本文

算法仍存在以下一些不足:一是不能快速处理单点完整的全波形数据;二是提取的只是目标距离特征信息,并未分解来自不同特征距离的回波信号;三是没有矫正由反射特性引起的探测误差;四是并行运算能力有待提高;五是未能提出系统的主动干预回火函数的具体选取方法,以控制运算结果的稳定性、程序运行时间等.

## 参考文献

- [1] Li Y H, Wu Z S, Gong Y J, Zhang G, Wang M J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 6988 (in Chinese) [李艳辉, 吴振森, 宫彦军, 张耿, 王明军 2010 物理学报 **59** 6988]
- [2] Guo G J, Shao Y 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 2089 (in Chinese) [郭冠军, 邵芸 2004 物理学报 **53** 2089]
- [3] Hofton M A, Minster J B, Blair J B 2000 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **38** 1989
- [4] Clauve A, Mallet C, Bretar F, Durrieu S, Deseilligny M P, Puech W 2007 *ISPRS Workshop on Laser Scanning and Silvi Laser* (Epsos: ISPRS Working Groups) p101

- [5] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B 1977 *J. Roy. Stat. Soc. B: Stat. Methodol.* **39** 1
- [6] Biernacki C, Celeux G, Govaert G 2003 *Comput. Stat. Data Anal.* **41** 561
- [7] Pernkopf F, Bouchaffra D 2005 *IEEE Trans. Pattern Anal.* **27** 1344
- [8] Sergio H M, Wallace A M, Gibson G J 2005 *IAPR Conference on Machine Vision Applications* (Tsukuba: MVA Conference Committee) p193
- [9] Zheng Z G 2003 *Stoch. Proc. Appl.* **104** 131
- [10] Hernández-Marín S, Wallace A M, Gibson G J 2007 *IEEE Trans. Pattern Anal.* **29** 2170
- [11] Marinari E, Parisi G 1992 *Europhys. Lett.* **19** 451
- [12] Pellegrini S, Buller G S, Smith J M, Wallace A M, Cova S 2000 *Meas. Sci. Technol.* **11** 712
- [13] Sheng Z 2013 *Chin. Phys. B* **22** 029302
- [14] Diaconis P, SaloG-Coste L 1998 *J. Comput. Syst. Sci.* **57** 20

## A new full waveform analysis approach using simulated tempering Markov chain Monte Carlo method\*

Yin Wen-Ye He Wei-Ji<sup>†</sup> Gu Guo-Hua Chen Qian

(Department of Optoelectronic Technology, Nanjing University of Sciences and Technology, Nanjing 210094, China)

( Received 28 January 2014; revised manuscript received 26 March 2014 )

### Abstract

To reconstruct the target shape distribution in the distance, full waveform analysis algorithm is utilized by extracting and analyzing the number of the peaks, the time of the peak maximum and other parameters. A novel fast full waveform analysis algorithm (simulated tempering Markov chain Monte Carlo algorithm, STMCMC) is proposed, which is able to process the waveform data automatically. For the different types of the parameters, simulated tempering strategy and the Metropolis strategy are presented. In simulated tempering strategy, due to the demand of speed or accuracy, active intervention tempering is used to control the process of solving the vector parameters. On the other hand, the Metropolis strategy is adopted for non-vector parameters to reduce computation amount. Both the strategies are based on Markov chain algorithm, and meanwhile can hold the convergence of the Markov chain, which makes the STMCMC algorithm robust.

**Keywords:** full waveform analysis, simulated tempering Markov chain Monte Carlo method, active intervention tempering, Metropolis strategy

**PACS:** 42.30.Sy, 42.62.Eh, 42.68.Wt, 42.79.Qx

**DOI:** 10.7498/aps.63.164205

\* Project supported by the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61101196) the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271332), and the China Postdoctoral Science Foundation (Grant No. 2012M521085).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [njustheweiji@163.com](mailto:njustheweiji@163.com)