

基于可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗方法的空间邻近目标红外像平面分辨

林两魁^{1,2} 徐晖¹ 许丹¹ 安玮¹

(¹ 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)
(² 中国人民解放军 94810 部队, 江苏南京 210007)

摘要 空间邻近目标在红外像平面的成像相互交叠, 形成簇状像斑, 为实现对各目标的有效跟踪与识别, 必须对其进行分辨。提出了基于可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗(RJMCMC)的空间邻近目标红外像平面分辨方法。在对多点源目标的红外像平面成像建模基础上, 建立了基于贝叶斯推理的空间邻近目标红外像平面分辨框架, 以可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗方法实现了待估参数后验分布的计算, 联合检测和估计出目标个数、各目标像平面投影位置和辐射强度参数。以中段弹道空间邻近目标的天基红外监视为例进行了仿真分析, 结果表明, 该方法能有效地分辨空间邻近目标中的目标个数和各目标投影位置和辐射强度。

关键词 信号处理; 红外分辨; 可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗; 空间邻近目标

中图分类号 TP75 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201131.0510004

Resolution of Closely Spaced Objects via Infrared Focal Plane Using Reversible Jump Markov Chain Monte-Carlo Method

Lin Liangkui^{1,2} Xu Hui¹ Xu Dan¹ An Wei¹

(¹ School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)
(² No. 94810 Unit, Chinese People's Liberation Army, Nanjing, Jiangsu 210007, China)

Abstract The closely spaced objects (CSO) create blur pixel cluster on the infrared focal plane; therefore, in order to effectively track and identify each object of CSO, it is necessary for the sensor signal processing to resolve them. A novel method of CSO infrared resolution based on reversible jump Markov chain Monte-Carlo (RJCMCMC) method is presented. The method firstly creates an infrared focal plane image model, then constructs a framework of Bayesian inference for CSO resolution, and subsequently uses the RJCMCMC to perform computation of the parameters' posterior distribution, ultimately the joint estimation of objects number is obtained, positions and intensities. Simulation with infrared sensor viewing midcourse CSO are carried out to test the performance of the method, and the results confirm the effectiveness of the method.

Key words signal processing; infrared resolution; reversible jump Markov chain Monte-Carlo (RJCMCMC) method; closely spaced objects

OCIS codes 100.4993; 100.6640; 280.4991

1 引言

利用红外传感器探测跟踪目标是现代跟踪系统的重要监视手段^[1]。在实际应用中, 目标往往距离

传感器很远, 可视为点源目标; 当多个目标互相之间距离很近而构成空间邻近目标(CSO)时, 红外传感器的信号处理将面临新的难题^[2~10]。此时, 由于像

收稿日期: 2010-12-02; 收到修改稿日期: 2011-01-07

基金项目: 国防“十一五”预研项目(11301030101)、武器装备预研基金(9140A21041110KG0148)和中国博士后科学基金(20080430223)资助课题。

作者简介: 林两魁(1980—), 男, 博士研究生, 主要从事空间光电对抗、多传感器多目标跟踪和红外信息处理等方面的研究。E-mail: kk2buuaa@163.com

导师简介: 徐晖(1963—), 男, 博士, 教授, 主要从事空间信息对抗和综合电子战系统与技术等方面的研究。E-mail: simon863@vip.sina.com

平面的离散物空间采样,CSO 红外辐射将投射到像平面相邻或同一个像元上,而光学系统的模糊效应则使得 CSO 的辐射经光学点扩展后在像平面上的成像相互交叠、形成簇状像斑。簇状像斑隐藏了目标个数、各目标像平面位置和辐射强度信息,从而降低了系统的监视能力。因此,研究如何分辨出 CSO 中目标的个数并估计出各目标的投影位置和辐射强度参数,对红外监视系统的目标跟踪、识别等具有重要的意义。

红外像平面的 CSO 分辨本质上是利用目标辐射在像平面上的能量分布特性,即通过像平面目标响应和噪声模型实现 CSO 像平面分辨。文献[6]提出最大似然 CSO 分辨方法,文献[7]在其基础上利用粒子群优化(PSO)算法实现最大似然参数估计,获得更优的估计精度,但是最大似然方法对目标个数的估计依赖于贝叶斯信息标准(BIC)定阶方法^[11,12]。文献[8,9]提出了基于贝叶斯估计的 CSO 分辨方法,但是文献[8,9]均需要计算高维积分并执行高维搜索,为实现后验分布的计算简化了相关公式的推导与计算,从而降低了估计性能;文献[10]在文献[9]的基础上以吉布斯(Gibbs)抽样实现待估参数后验概率的计算,该方法实际上是马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法,通过在信号空间中模拟一条稳态分布为所求后验分布的马尔可夫链,并对其进行随机采样、利用样本计算参数后验分布,避免了文献[8,9]中的高维积分和高维搜索计算,结果表明其估计效果优于文献[9]方法^[10],但 MCMC 方法对目标个数的检测仍然基于传统 BIC 定阶准则,需要在假定不同目标个数条件下分别进行基于 MCMC 的参数估计,在无目标个数先验信息条件下将大大增加计算量。

本文基于文献[8,9]的贝叶斯推理 CSO 分辨框架,借鉴文献[10]利用 MCMC 方法计算未知参数后验分布的思路,将可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗(RJMCMC)应用于 CSO 的红外像平面分辨。在对像平面目标成像建模基础上,该方法将目标个数视为随机变量,推导出联合目标个数、目标投影位置和辐射强度参数的后验分布,采用 RJMCMC 方法,利用其在不同维空间跳跃计算能力,联合检测和估计出 CSO 中的目标个数、各目标投影位置和辐射强度参数,实现 CSO 的红外像平面分辨。

2 红外像平面成像模型

以点扩展函数描述光学系统对成像的模糊效应。记 (x_i, y_i) 为目标 i 在像平面的投影位置, σ_{psf} 为

点扩展函数(PSF)的标准差,则 PSF 计算式为^[3,4]

$$p(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\text{psf}}^2} \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}{2\sigma_{\text{psf}}^2}\right]. \quad (1)$$

像平面由一系列具有相同尺寸的正方形像元组成,共 $u \times v$ 像元,像元长度记为 d ;像元中心为 (x_c, y_c) ,将 PSF 在像元上积分即得到该像元对点目标的响应为^[3,4]

$$g(x_c, y_c) = \int_{x_c-\frac{1}{2}d}^{x_c+\frac{1}{2}d} \int_{y_c-\frac{1}{2}d}^{y_c+\frac{1}{2}d} p(x, y) dx dy. \quad (2)$$

假设有 k 个目标,投影位置记为 $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i]^T$, $i = 1, \dots, k$,上标符号“T”表示矩阵转置。则像平面对 k 个目标的响应,即量测 \mathbf{z} 为

$$\mathbf{z} = \mathbf{g} \mathbf{a}_k + \mathbf{n}, \quad (3)$$

式中 \mathbf{z} 为 $uv \times 1$ 维向量; \mathbf{g} 为 $uv \times k$ 维矩阵,其元素值由(2)式给出;为简化问题,可将 $\mathbf{a}_k = [a_1, \dots, a_k]^T$ 视为目标辐射强度向量^[7], a_i 为目标 i 辐射强度;噪声向量 $\mathbf{n} = [n_1, \dots, n_{uv}]^T$,且 $\mathbf{n} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_{uv \times uv})$, σ 为噪声标准差, $\mathbf{I}_{uv \times uv}$ 为 $uv \times uv$ 单位方阵。

3 空间邻近目标红外像平面分辨的贝叶斯推理

空间邻近目标的红外像平面分辨,通过量测数据 \mathbf{z} 估计目标个数 k 及各目标投影位置、辐射强度和噪声标准差 $\boldsymbol{\theta}_k = \{\mathbf{x}_{1:k}, \mathbf{a}_k, \sigma^2\}$ 。在贝叶斯推理框架下,本节从适当的参数先验分布出发,推导联合目标个数 k 的参数后验分布 $p(k, \boldsymbol{\theta}_k | \mathbf{z})$,通过第4节描述的可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗方法,计算待估参数后验分布即可实现目标个数和参数的联合检测与估计^[13~15]。

由(3)式,可得到似然函数 $p(\mathbf{z} | k, \boldsymbol{\theta}_k)$ 为

$$p(\mathbf{z} | k, \boldsymbol{\theta}_k) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{uv/2}} \exp\left[-\frac{(\mathbf{z} - \mathbf{g}_k \mathbf{a}_k)^T (\mathbf{z} - \mathbf{g}_k \mathbf{a}_k)}{2\sigma^2}\right]. \quad (4)$$

对于 $\{k, \boldsymbol{\theta}_k\}$, $p(k, \boldsymbol{\theta}_k)$ 可表示为

$$p(k, \boldsymbol{\theta}_k) = p(k, \mathbf{a}_k, \mathbf{x}_{1:k} | \sigma^2) p(\sigma^2), \quad (5)$$

式中 σ^2 为标量,可假定其服从共轭逆 Gamma 先验分布^[14,15]:

$$\sigma^2 \sim \mathcal{IG}(v_0/2, \gamma_0/2), \quad (6)$$

式中 v_0 和 γ_0 用于确定 σ^2 先验分布,若其值均为零, σ^2 服从无信息的先验分布^[13,14]。给定 σ^2 ,引入参数的先验分布为^[14,15]

$$p(k, \mathbf{a}_k, \mathbf{x}_{1:k} | \sigma^2, \Lambda, \delta^2) = \frac{\Lambda^k}{k!} \exp(-\Lambda) \times \frac{1}{|2\pi\sigma^2 \Sigma_k|^{1/2}} \exp\left(-\frac{\mathbf{a}_k^T \Sigma_k^{-1} \mathbf{a}_k}{2\sigma^2}\right) \frac{I_{\Omega_k}(k, \mathbf{x}_{1:k})}{\mathcal{F}^k}, \quad (7)$$

式中 $\Sigma_k^{-1} = \delta^{-2} \mathbf{g}_k^T \mathbf{g}_k$, \mathbf{a}_k 的先验分布为零均值、协方差为 $\delta^2 \Sigma_k$ 的高斯分布; $\mathbf{x}_{1:k}$ 先验分布为空间 Ω_k 的均匀分布, $I_{\Omega_k}(k, \mathbf{x}_{1:k})$ 为空间 Ω_k 的指示函数, 当 $(k, \mathbf{x}_{1:k}) \in \Omega_k$ 时为 1, 否则为 0; \mathcal{F} 为 Ω 的超积

(Super-volume); k 服从截断泊松先验分布; 参数 δ^2 和 Λ 称为超参数(Super-parameter), 分别表示期望信噪比和期望目标个数, 先验分布分别为^[14,15]

$$\delta^2 \sim \mathcal{I}\mathcal{G}(\alpha, \beta), \quad (8)$$

$$\Lambda \sim \mathcal{G}a(1/2 + \epsilon_1, \epsilon_2). \quad (9)$$

当 $k = 0$ 时, 取 $\mathbf{a}_0^T \Sigma_0^{-1} \mathbf{a}_0 = 1$ 和 $|2\pi\sigma^2 \Sigma_0|^{1/2} = 1$.

根据贝叶斯定理, 得到联合参数后验分布为

$$p(k, \boldsymbol{\theta}_k, \sigma^2, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z}) \propto \exp\left[\frac{(\mathbf{a}_k - \mathbf{h}_k)^T \mathbf{M}_k^{-1} (\mathbf{a}_k - \mathbf{h}_k)}{-2\sigma^2}\right] \frac{1}{|2\pi\sigma^2 \Sigma_k|^{1/2}} \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{-uv/2}} \exp\left[\frac{(\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z})}{2\sigma^2}\right] \times \frac{I_{\Omega_k}(k, \mathbf{x}_{1:k})}{\mathcal{F}^k} \frac{\Lambda^k \exp(-\Lambda)}{k!} (\sigma^2)^{-(v_0/2+1)} \exp\left(-\frac{\gamma_0}{2\sigma^2}\right) (\delta^2)^{-(\alpha+1)} \exp\left(-\frac{\beta}{\delta^2}\right) \Lambda^{\epsilon_1-1/2} \exp(-\epsilon_2 \Lambda), \quad (10)$$

式中 $\mathbf{M}_k^{-1} = \mathbf{g}_k^T \mathbf{g}_k + \Sigma_k^{-1}$, $\mathbf{h}_k = \mathbf{M}_k \mathbf{g}_k^T \mathbf{z}$, $\mathbf{P}_k = \mathbf{I}_{uv \times uv} - \mathbf{g}_k \mathbf{M}_k \mathbf{g}_k^T$.

为简化计算, 将(10)式对变量 \mathbf{a}_k 和 σ^2 积分, 可得

$$p(k, \mathbf{x}_{1:k}, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z}) \propto (1 + \delta^2)^{-k/2} \left(\frac{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z}}{2}\right)^{-(uv+v_0)/2} \frac{I_{\Omega_k}(k, \mathbf{x}_{1:k})}{\mathcal{F}^k} \frac{\Lambda^k \exp(-\Lambda)}{k!} (\delta^2)^{-(\alpha+1)} \exp\left(-\frac{\beta}{\delta^2}\right) \times \Lambda^{\epsilon_1-1/2} \exp(-\epsilon_2 \Lambda). \quad (11)$$

对于 $\{\mathbf{a}_k, \sigma^2\}$, 根据贝叶斯定理,

$$p(k, \boldsymbol{\theta}_k, \sigma^2, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z}) = p(\mathbf{a}_k, \sigma^2 | k, \mathbf{x}_k, \Lambda, \delta^2, \mathbf{z}) p(k, \mathbf{x}_k, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z}). \quad (12)$$

结合(10)~(12)式, 可得到 σ^2 和 \mathbf{a}_k 的后验分布为

$$\sigma^2 | (k, \mathbf{x}_k, \mathbf{z}, \Lambda, \delta^2) \sim \mathcal{I}\mathcal{G}\left(\frac{v_0 + uv}{2}, \frac{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z}}{2}\right), \quad (13)$$

$$\mathbf{a}_k | (k, \mathbf{x}_k, \mathbf{z}, \Lambda, \delta^2) \sim \mathcal{N}(\mathbf{h}_k, \sigma^2 \mathbf{M}_k). \quad (14)$$

再由(10)式, 可进一步得到 δ^2 后验分布为

$$\delta^2 | (k, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{z}, \sigma^2) \sim \mathcal{I}\mathcal{G}\left(\alpha + \frac{k}{2}, \beta + \frac{\mathbf{a}_k^T \mathbf{g}_k^T \mathbf{g}_k \mathbf{a}_k}{2\sigma^2}\right), \quad (15)$$

超参数 Λ 用于确定 k 的分布, 而由于 k 服从截断泊松分布, Λ 的后验分布难以直接给出^[14]. 对 Λ 的采样可通过如下建议分布^[15]:

$$q(\Lambda^*) \propto \Lambda^{*(1/2+\epsilon_1+k)} \exp[-(1+\epsilon_2)\Lambda^*], \quad (16)$$

以 Metropolis Hastings(MH)方法建立平稳分布为 $p(\Lambda | k, \boldsymbol{\theta}_k, \sigma^2, \delta^2, \mathbf{z})$ 的马尔可夫链来实现。

需要注意的是, 后验分布 $p(k, \boldsymbol{\theta}_k, \sigma^2, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z})$ 对于未知参数是高度非线性的, 无法得到闭合解。采用 RJMCMC 进行求解, 通过建立一条遍历的马尔可夫链, 使其平稳分布为(11)式的后验分布, 并依据马尔可夫链中的样本进行统计推断。记 $P \gg 1$ 为马尔可夫链的采样数, k_{\max} 为指定最大目标个数, 则可以估计目标个数和其他参数:

$$\hat{k} = \arg \max_{k \in \{1, \dots, k_{\max}\}} \left\{ \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P I_{(k)} [k^{(i)}] \right\}, \quad (17)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{E}(\boldsymbol{\theta}_k | \mathbf{z}, k) = \frac{\sum_{i=1}^P \boldsymbol{\theta}^{(i)} I_{(k)} [k^{(i)}]}{\sum_{i=1}^P I_{(k)} [k^{(i)}]}. \quad (18)$$

4 待估参数后验概率分布的计算方法

Green^[13]提出的 RJMCMC 方法通过迭代采样获得参数后验分布样本, 其采样过程可以在不同维空间之间跳跃, 具有同时估计目标个数的能力, 该方法已在雷达、阵列信号处理和医学成像等领域得到广泛应用, 本文将其应用于红外像平面的 CSO 目标分辨^[12~16]。在迭代过程中, 首先需要确定当前目标个数条件下的建议分布, 对建议分布的采样为备选采样, 然后按接受概率决定备选采样是否接受, 接受概率可表示为^[13,17]

$$\mathcal{A} = \min\left\{1, \frac{p(k^*, \boldsymbol{\theta}_k^*, \varphi^* | \mathbf{z})}{p(k, \boldsymbol{\theta}_k, \varphi | \mathbf{z})} \times \frac{q(k, \boldsymbol{\theta}_k, \varphi | k^*, \boldsymbol{\theta}_k^*, \varphi^*)}{q(k^*, \boldsymbol{\theta}_k^*, \varphi^* | k, \boldsymbol{\theta}_k, \varphi)}\right\}, \quad (19)$$

式中 $\varphi = \{\sigma^2, \Lambda, \delta^2\}$, k^* , $\boldsymbol{\theta}_k^*$ 和 φ^* 为备选采样, $k, \boldsymbol{\theta}_k$ 和 φ 为上一次迭代采样值; $q(\cdot)$ 为建议分布。

在 RJMCMC 算法迭代中, 一般选择 3 种操作类型, 分别为生(birth)、灭(death)和更新(update)。每种操作赋予指定概率值, 分别记为 b_k, d_k 和 u_k , 且满足其和为 1。对 b_k 和 d_k , 采用概率为^[14,15]

$$b_k = \text{cmin}\{1, p(k+1)/p(k)\}, \quad (20)$$

$$d_{k+1} = \text{cmin}\{1, p(k)/p(k+1)\}, \quad (21)$$

式中 $p(k)$ 为目标个数先验概率, c 为跳跃操作调节参数, 取 0.5。

基于 RJMCMC 的 CSO 像平面分辨算法, 其流程可描述为如下三个步骤。

1) 初始化: 根据先验分布采样参数的初始值: $\{k^{(0)}, \boldsymbol{\theta}_k^{(0)}, \varphi^{(0)}\}$, 并指定最大迭代次数 i_{\max} ;

2) 对于第 i 次迭代: 采样 $u \sim U_{[0,1]}$,

if $u \leq b_k^{(i)}$, 执行生的操作(4.1节);

else if $u \leq b_k^{(i)} + d_k^{(i)}$, 执行灭的操作(4.1节);

else, 执行更新过程(4.2节);

end if;

依据(13)和(14)式, 采样 $\{\sigma^{2(i)}, \mathbf{a}_k^{(i)}\}$;

依据(15)和(16)式, 采样 $\{\delta^{2(i)}, \Lambda^{(i)}\}$;

3) 若 $i < i_{\max}$, 取 $i = i + 1$, 转入 2); 否则结束迭代计算, 并依据(17)式和(18)式得到目标个数和参数的联合检测与估计。

下面对 2) 中的 3 个操作过程分别进行描述。为简化描述, 忽略迭代 i 的标识, 并假设马尔可夫链的原先状态为 $\{k, \mathbf{x}_{1:k}\}$ 。

4.1 生和灭

对于生的操作, 当 $k < k_{\max}$ 时, 以均匀分布从空间 Ω 采样 \mathbf{x}_{k+1}^* , 依据(19)式计算 r_{birth} 为

$$r_{\text{birth}} = \frac{p(k+1, \mathbf{x}_{1:k+1}, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z})}{p(k, \mathbf{x}_{1:k}, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z})} \times \frac{d_{k+1}/\mathcal{J}}{b_k/\mathcal{J}} \left| \frac{\partial(\mathbf{x}_{1:k+1})}{\partial(\mathbf{x}_{1:k}, \mathbf{x}_{k+1}^*)} \right| = \frac{1}{k+1} \frac{1}{(1+\delta^2)^{1/2}} \left(\frac{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z}}{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_{k+1} \mathbf{z}} \right)^{(\omega + v_0)/2}. \quad (22)$$

随机采样 $u_b \sim \mathcal{U}_{[0,1]}$, 取 $\mathcal{A}_{\text{birth}}$ 为

$$\mathcal{A}_{\text{birth}} = \min\{1, r_{\text{birth}}\}, \quad (23)$$

若 $u_b \leq \mathcal{A}_{\text{birth}}$, 马尔可夫链状态变为 $\{k+1, \mathbf{x}_{1:k+1}\}$, 否则维持其原先状态。

对于灭的操作, 当 $k \geq 1$ 时, 随机选择其中的分量 \mathbf{x}^* , r_{death} 可表示为

$$r_{\text{death}} = \frac{p(k-1, \mathbf{x}_{1:k-1}, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z})}{p(k, \mathbf{x}_{1:k}, \Lambda, \delta^2 | \mathbf{z})} \times \frac{b_{k-1}/\mathcal{J}}{d_k/k} \left| \frac{\partial(\mathbf{x}_{1:k-1}, \mathbf{x}^*)}{\partial(\mathbf{x}_{1:k})} \right| = k \frac{1}{(1+\delta^2)^{1/2}} \left(\frac{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z}}{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{z}} \right)^{(\omega + v_0)/2}. \quad (24)$$

随机采样 $u_d \sim \mathcal{U}_{[0,1]}$, 取 $\mathcal{A}_{\text{death}}$ 为

$$\mathcal{A}_{\text{death}} = \min\{1, r_{\text{death}}\}. \quad (25)$$

若 $u_d \leq \mathcal{A}_{\text{death}}$, 马尔可夫链状态变为 $\{k-1, \mathbf{x}_{1:k-1}\}$,

否则维持其原先状态。

4.2 更新

更新操作的目标个数不变, 采用混合 MH 采样方法。更新参数 ω 一般取为 0.5, 随机采样 $u_u \sim \mathcal{U}_{[0,1]}$, 若 $u_u < \omega$, 执行 MH 采样, 由(11)式得到 \mathbf{x}_j 条件分布为^[15]

$$p(\mathbf{x}_j | \mathbf{z}, \mathbf{x}_{-j}) \propto I_{\Omega}(k, \mathbf{x}_{1:k}) \left(\frac{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z}}{2} \right)^{-(\omega + v_0)/2}, \quad (26)$$

式中 $\mathbf{x}_{-j} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{j-1}, \mathbf{x}_{j+1}, \dots, \mathbf{x}_k\}$ 。而建议分布 $q(\mathbf{x}_j^* | \mathbf{x}_j)$ 则取为 Ω 空间的均匀分布。

若 $u_u \geq \omega$, 建议分布则为^[15]

$$\mathbf{x}_j^* | \mathbf{x}_j \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}_j, \sigma_{\text{RW}}^2 \mathbf{I}_{2 \times 2}), \quad (27)$$

式中 σ_{RW}^2 为参数当前值的摄动方差。

上述两种情况的接受概率均可表示为^[15]

$$\mathcal{A}_{\text{update}} = \min \left[1, I_{\Omega}(k, \mathbf{x}_{1:k}^*) \left(\frac{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k \mathbf{z}}{\gamma_0 + \mathbf{z}^T \mathbf{P}_k^* \mathbf{z}} \right)^{(\omega + v_0)/2} \right], \quad (28)$$

式中 \mathbf{P}_k^* 和 \mathbf{M}_k^* 的计算与 \mathbf{P}_k 和 \mathbf{M}_k 类似, 仅是将其中的 $\mathbf{x}_{1:k}$ 替换成 $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{j-1}, \mathbf{x}_j^*, \mathbf{x}_{j+1}, \dots, \mathbf{x}_k\}$ 。

5 仿 真

5.1 仿真条件与参数

以中段弹道空间邻近目标的星载红外像平面分辨为例, 对提出的分辨方法进行仿真验证^[2~4, 7~9]。定义当目标投影落于像元中心时该像元捕获的目标能量百分比为 EOD, 红外像平面的 EOD 取 0.46^[5], 像平面噪声为零均值高斯白噪声, 取包含 CSO 的 7×7 像平面局部区域像元进行处理。仿真中 CSO 包含不同目标个数: 3 和 5, 分别记为仿真 1 和仿真 2; 各目标的辐射强度在 10~20 W/sr 之间随机取值, 并设置噪声标准差为 0.46 W/sr, 因此各目标的信噪比介于 10~20 之间。图 1 为两种 CSO 红外成像仿真示意图, “◇”标识各目标真实投影位置。图 1(a) CSO 各目标投影位置相对于图 2(b) 更为密集, 其中目标 1 和目标 2 落于同一像元上; 图 1(b) 的目标 5 投影位置落于目标 2 投影位置所在像元的四邻域范围内。各目标均投影于同一像元或相邻像元上, 所成的像互相交叠, 形成“像素簇”(pixel-cluster)^[2, 3]。

对比方法取基于 PSO 的极大似然方法和 MCMC 方法, 分别记为 PSO-ML 和 MCMC, 两种方法对目标个数的检测均采用 BIC 定阶准则, 为简化问题, 仿真 1 和仿真 2 中, 目标个数的假设分别取 2~4 和 5~7^[11, 12]。PSO-ML 方法粒子群的粒子总

数为 30, 迭代最大次数 1600; MCMC 方法迭代次数为 20000。本文方法记为 RJMCMC, 其参数设置如下: v_0 和 γ_0 均取为零, ϵ_1 和 ϵ_2 也取零, α, β 分别取 2

和 10, σ_{RW}^2 和 k_{max} 则分别为 0.5 和 20, 迭代次数 i_{max} 取 60000。仿真计算机配置为 CPU 2.66 GHz 和 RAM 4 GB, 仿真软件为 Matlab(2010a)。

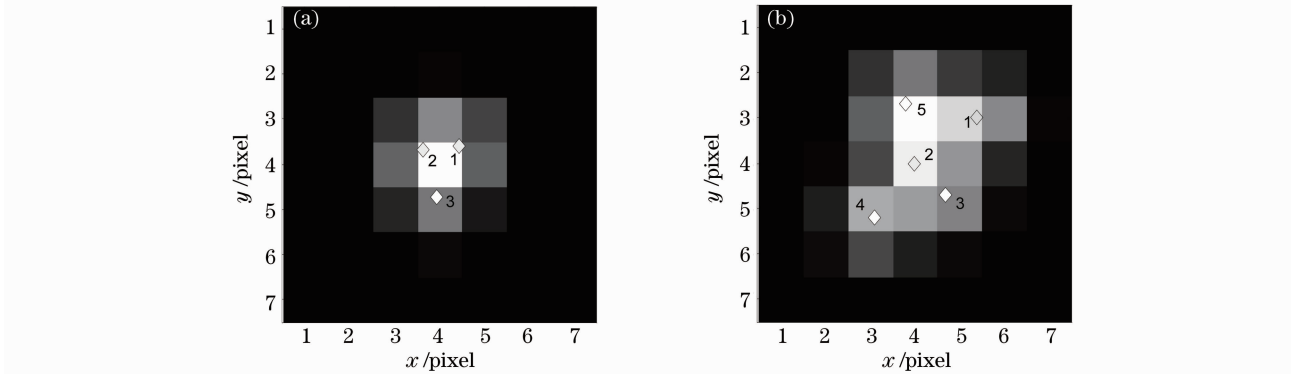


图 1 CSO 原始成像仿真。(a) 仿真 1, (b) 仿真 2

Fig. 1 Simulation of CSO infrared imaging. (a) simulation 1, (b) simulation 2

定义目标个数检测正确率为蒙特卡罗仿真中正确检测出目标个数的仿真次数与蒙特卡罗仿真总次数之比, 以此衡量不同方法对目标个数 R 分辨能力; 以均方根误差 (RMSE) 评价不同方法对各目标像平面投影位置和辐射强度参数的估计精度, 以联合均方根误差 (JRMSE) 评价不同方法的整体参数估计性能, 计算式分别为^[18]

$$f_{RMSE}(x) = \sqrt{\frac{1}{N_{mc}} \sum_{i=1}^{N_{mc}} [\|\hat{x}(i) - x\|_2]^2}, \quad (29)$$

$$f_{JRMSE}(x) = \sqrt{\frac{1}{kN_{mc}} \sum_{i=1}^{N_{mc}} \sum_{j=1}^k [\hat{x}_j(i) - x_j]^2}, \quad (30)$$

式中 x 和 $\hat{x}(i)$ 分别为目标参数真值、第 i 次仿真的目标参数估计; k 为目标个数真值, x_j 和 $\hat{x}_j(i)$ 分别为第 j 个目标的参数真值、第 i 次仿真对该目标参数

的估计; N_{mc} 为取目标个数检测正确时的仿真总次数, i 为其仿真的序号。

5.2 仿真 1

仿真 1 中目标个数为 3, 图 1(a) 中各目标分别记为 T_1, T_2 和 T_3 。运行单次仿真, 图 2 给出 RJMCMC 方法的动态估计结果。

图 2(a) 为 RJMCMC 迭代过程中目标个数后验概率的动态估计, 可以看出, RJMCMC 经过一个初始的过渡阶段 (迭代次数小于 10000) 后, 对目标个数的估计趋于平稳。图 2(b) 为当目标个数估计为 3 时 RJMCMC 位置估计样本, “+” 为目标在像平面投影位置, “·” 标识各样本中的目标估计位置, “○” 则为目标投影位置估计结果。单次仿真结果初步表明 RJMCMC 的有效性。

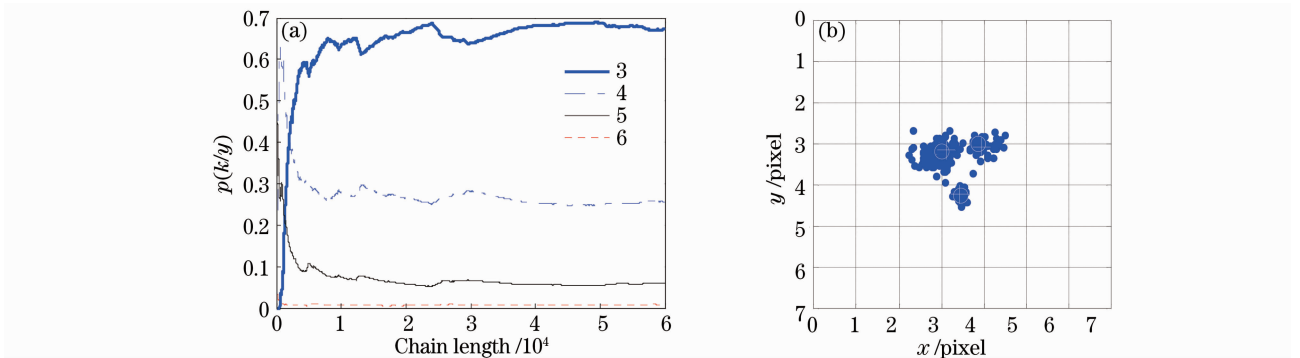


图 2 RJMCMC 方法动态估计结果。(a) 目标个数, (b) 目标投影位置

Fig. 2 Result of dynamic estimation via RJMCMC. (a) object number, (b) projection position of object

下面对不同方法各执行 200 次蒙特卡罗仿真。表 1 为目标个数分辨结果, 给出了不同方法分辨出不同目标个数 (2~4 个) 时的仿真次数, 以及目标个

数检测正确率 (Ratio)。可以看出, RJMCMC 的目标个数检测性能优于基于 BIC 定阶准则的另外两种对比方法, 其中 PSO-ML 的目标个数检测正确率

接近于 90%，优于 MCMC 方法。

表 2 给出了不同方法对各目标 ($T_1 \sim T_3$) 投影位置估计的 RMSE 和 CSO 的 JRMSE。表 3 给出了不同方法对各目标 ($T_1 \sim T_3$) 辐射强度估计的 RMSE 和 CSO 的 JRMSE。

表 1 目标个数分辨结果

Table 1 Results of target number resolution

Method	2	3	4	Ratio/%
PSO-ML	25	174	1	87
MCMC	38	161	1	80.5
RJMCMC	0	190	10	95

表 2 目标投影位置估计结果

Table 2 Estimated results of target projection position

Method	RMSE of T_1 /pixel	RMSE of T_2 /pixel	RMSE of T_3 /pixel	JRMSE/pixel
PSO-ML	0.3032	0.3596	0.2147	0.2985
MCMC	0.2042	0.2497	0.1763	0.2122
RJMCMC	0.2069	0.2485	0.1683	0.2105

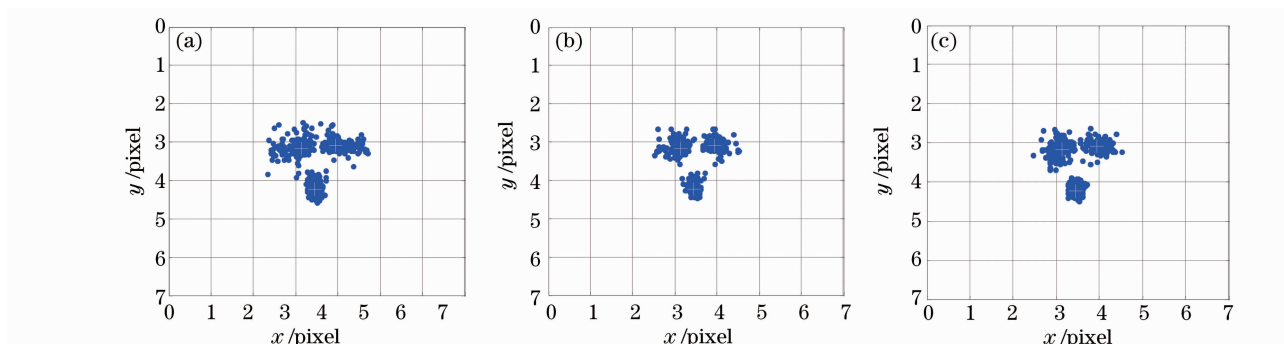


图 3 目标投影位置估计结果。(a) PSO-ML, (b) MCMC, (c) RJMCMC

Fig. 3 Results of objects projection position estimation. (a) PSO-ML, (b) MCMC, (c) RJMCMC

5.3 仿真 2

仿真 2 中目标个数为 5，图 1(b) 中各目标分别记为 T_1, T_2, T_3, T_4 和 T_5 。运行 200 次蒙特卡罗仿真。表 4 给出不同方法的目标个数分辨结果。相比于表 1，PSO-ML 和 MCMC 的目标个数检测正确率有了不同程度的提高，这是由于仿真 2 的 CSO 各目标位置密集性小于仿真 1，从而降低了 CSO 分辨难度；而 RJMCMC 方法性能基本保持不变，仍具有较高的检测正确率(大于 94%)，分辨性能最优。

表 5 给出了各目标 ($T_1 \sim T_5$) 投影位置参数估计统计结果，此时，三种方法的目标投影位置估计精度差别不大(小于 0.05 pixel)。

表 6 为各目标 ($T_1 \sim T_5$) 辐射强度估计统计结

表 3 目标辐射强度估计结果

Table 3 Estimated results of target radiation intensity

Method	RMSE of T_1 /(W/str)	RMSE of T_2 /(W/str)	RMSE of T_3 /(W/str)	JRMSE/(W/str)
PSO-ML	5.3609	5.8353	4.7480	5.3333
MCMC	3.6167	3.9615	3.7004	3.7624
RJMCMC	3.3766	3.6017	3.3706	3.4513

从表 2 和表 3 结果可以看出：RJMCMC 和 MCMC 方法的估计性能接近，对目标的投影位置和辐射强度估计精度均明显优于 PSO-ML 方法。

图 3 给出蒙特卡罗仿真中不同方法对目标投影位置估计结果的分布情况。“+”和“·”分别为目标真实投影位置和每次仿真的估计位置，可以看出 PSO-ML 方法具有较大的估计方差。

统计各种算法蒙特卡罗仿真的平均运算时间：PSO-MC, MCMC 和 RJMCMC 分别为 245.3, 410.9 和 351.5 s。三者运算速度差别不大，均在一个数量级之内；若考虑到 RJMCMC 的目标个数搜索范围(20 个)远大于前两者(仅为 3 个)，则 RJMCMC 具有更大的计算速度优势。

果，三种方法的目标位置估计精度差别在 0.2 W/str 之内，性能趋于一致；而相对于表 3 结果，PSO-ML 的目标辐射强度估计性能有了大幅提高。

从表 5 和表 6 发现，各种方法对 T_2 和 T_5 的投影位置和辐射强度估计精度相对较低，这与图 1(b) 所示的两个目标互相之间距离较近的情况是符合的。

表 4 目标个数分辨结果

Table 4 Results of target number resolution

Method	4	5	6	Ratio/%
PSO-ML	7	178	15	89
MCMC	26	172	2	86
RJMCMC	7	189	4	94.5

表 5 不同目标的投影位置估计结果

Table 5 Results of projection position estimation of different targets

Method	RMSE of T_1 /pixel	RMSE of T_2 /pixel	RMSE of T_3 /pixel	RMSE of T_4 /pixel	RMSE of T_5 /pixel	JRMSE/pixel
PSO-ML	0.1204	0.3208	0.2035	0.1148	0.2576	0.2183
MCMC	0.1120	0.2714	0.1710	0.1100	0.2092	0.1851
RJMCMC	0.1302	0.2930	0.1945	0.1265	0.2396	0.2069

表 6 不同目标的辐射强度估计结果

Table 6 Results of radiation intensity estimation of different target

Method	RMSE of T_1 /(W/str)	RMSE of T_2 /(W/str)	RMSE of T_3 /(W/str)	RMSE of T_4 /(W/str)	RMSE of T_5 /(W/str)	JRMSE/(W/str)
PSO-ML	1.1847	3.2463	3.1333	1.2133	3.5869	2.6869
MCMC	1.2778	3.2209	2.6376	1.2419	3.4281	2.5400
RJMCMC	1.3108	3.3466	2.9778	1.3617	3.7524	2.7466

图 4 给出蒙特卡罗仿真中各种方法对目标投影位置估计结果的分布。与仿真 1 中的图 3 结果相仿, PSO-ML 方法蒙特卡罗仿真的估计参数分布具有较大的分散性。

统计各种算法蒙特卡罗仿真的平均运算时间: PSO-ML, MCMC 和 RJMCMC 分别为 372.5, 1202.8 和 386.3 s。相对于仿真 1 结果, 由于目标个数的增

加, 各种方法的运算时间均有不同程度的增加, RJMCMC 方法运算时间的增加幅度最小, 这是由于 RJMCMC 方法能一次性估计目标个数和其它参数, 而 PSO-ML 和 MCMC 为估计目标个数必须执行多次参数估计; 此时, RJMCMC 和 PSO-ML 的运算速度已趋于一致。

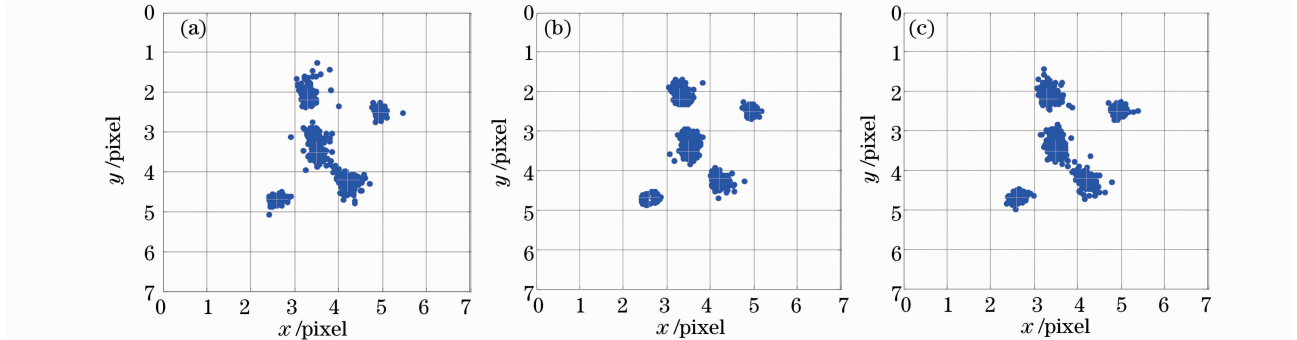


图 4 目标投影位置估计结果。(a) PSO-ML, (b) MCMC, (c) RJMCMC

Fig. 4 Results of objects projection position estimation. (a) PSO-ML, (b) MCMC, (c) RJMCMC

5.4 仿真结果对比

对 5.2 节和 5.3 节的仿真结果进行分析, 得到如下结论: 1) 在不同目标个数和不同目标密集程度条件下, RJMCMC 方法具有较高的目标个数检测正确率(大于 94%), 且其目标个数分辨性能均优于 BIC 准则定阶方法(小于 90%); 2) 在不同目标个数和不同目标密集程度条件下, RJMCMC 方法的参数估计性能与 MCMC 方法基本一致(位置估计精度差别约 0.02 pixel, 辐射强度估计差别约 0.2~0.3 W/str), 这是由于两者均采用基于马尔可夫链的贝叶斯估计方法; 3) 当 CSO 各目标密集程度相对较高时, PSO-ML 的参数估计性能显著低于 RJMCMC 和 MCMC 方法, 与两种方法相比, PSO-ML 的估计

精度有明显的差别(位置估计精度差别约为 0.1 pixel, 辐射强度估计差别约为 2 W/str); 当各目标密集程度相对较低时, PSO-ML 的参数估计性能与另外两种方法基本一致。此外, 由于 PSO-ML 和 MCMC 方法均利用 BIC 定阶方法检测目标个数, 需要在假定目标个数条件下执行参数估计, 在无目标先验信息条件下, 目标个数的假设数目大将带来巨大的计算量, 而 RJMCMC 方法能一次性联合估计出 CSO 中目标个数、各目标的投影位置和辐射强度参数, 因此在计算量方面具有更大的优势。

6 结 论

提出的方法建立了贝叶斯推理 CSO 分辨框架,

以多点源目标红外成像模型为基础,将目标个数视为随机变量,推导出联合目标个数、各目标投影位置和辐射强度的参数后验分布,采用 RJMCMC 方法计算各参数后验分布,联合检测和估计出 CSO 中的目标个数、各目标像平面投影位置和辐射强度。以中段弹道空间邻近目标的星载红外像平面分辨为例,进行了详细的仿真与分析,结果表明,相比于已有的结合 BIC 准则定阶的 PSO-ML 和 MCMC 两种方法,从目标个数检测正确率、目标像平面投影位置估计精度、辐射强度估计精度和算法运算量等方面综合考虑,提出的 RJMCMC 分辨方法具有最优的分辨性能。

参 考 文 献

- 1 S. Blackman, R. Popoli. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Norwood: Artech House, 1999
- 2 Sabino Gadaleta, Allison Floyd, Benjamin J. Slocumb. Pixel-cluster decomposition tracking for multiple IR-sensor surveillance [C]. *SPIE*, 2003, **5204**: 270~281
- 3 Daniel Macumner, Sabino Gadaleta, Allison Floyd *et al.*. Hierarchical closely-spaced objects(CSO) resolution for IR sensor surveillance[C]. *SPIE*, 2005, **5913**: 591304
- 4 Lin Liangkui, Xie Kai, Xu Hui *et al.*. Research on infrared imaging simulation of midcourse ballistic object target complex [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2009, **28**(3): 218~223
林两魁, 谢 恺, 徐 晖等. 中段弹道目标群的红外成像仿真研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2009, **28**(3): 218~223
- 5 Jonathan Korn, Howard Holtz, Morton S. Farber. Trajectory estimation of closely spaced objects (CSO) using infrared focal plane data of an STSS (space tracking and surveillance system) platform [C]. *SPIE*, 2004, **5428**: 387~399
- 6 J. T. Reagn, Theagenis J. Abatzoglou. Model-based superresolution CSO processing [C]. *SPIE*, 1993, **1954**: 204~218
- 7 Lin Liangkui, Xu Hui, An Wei *et al.*. Closely spaced objects infrared super-resolution algorithm based on particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6): 1645~1650
林两魁, 徐 晖, 安 玮等. 基于粒子群优化的空间邻近目标红外超分辨算法 [J]. *光学学报*, 2010, **30**(6): 1645~1650
- 8 Nielson W. Schulenburg, John A. Hackwell. Bayesian approach to image recovery of closely spaced objects [C]. *SPIE*, 1993, **1954**: 82~93
- 9 Walter E. Lillo, Nielson W. Schulenburg. Bayesian closely spaced object resolution with application to real data [C]. *SPIE*, 2002, **4729**: 152~162
- 10 Liu Tao, Chen Hao, Jiang Weidong *et al.*. A Gibbs sampling approach to closely spaced objects resolution via IR focal plane [J]. *Signal Processing*, 2010, **26**(8): 1193~1199
刘 涛, 陈 豪, 姜卫东等. 基于 Gibbs 抽样的红外成像小间距目标分辨方法 [J]. *信号处理*, 2010, **26**(8): 1193~1199
- 11 M. Wax, T. Kailath. Detection of Signals by information theoretic criteria[J]. *IEEE Transaction on Acoustic, Speech and Signal Processing*, 1985, **33**(2): 387~392
- 12 Rafael A. Irizarry. Information and posterior probability criteria for model selection in local likelihood estimation[J]. *J. American Statistical Association*, 2001, **96**(453): 303~315
- 13 Peter J. Green. Reversible jump markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination [J]. *Biometrika*, 1995, **84**(2): 711~732
- 14 Christophe Andrieu, Arnaud Doucet. Joint Bayesian model selection and estimation of noisy sinusoids via reversible jump MCMC [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, **47**(10): 2667~2676
- 15 C. Andrieu, JFG de Freitas, A Goucet. Robust full Bayesian learning for neural networks [R]. Technical Report CUED/F-INFENG/TR 343, 1999, Cambridge University Engineering Department, England
- 16 Ana S. Lukic, Miles N. Wernick, Nikolas P. Galatsanos *et al.*. Reversible jump markov chain Monte Carlo signal detection in functional neuroimaging analysis [C]. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro*, 2004, 868~871
- 17 N. William, J. P. Reilly. Wideband array signal processing using MCMC methods [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, **53**(2): 411~426
- 18 Minghui Li, Yilong Lu. Maximum likelihood DOA estimation in unknown colored noise fields [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, **44**(3): 1079~1090