

多基线 InSAR 最大后验高程反演算法的改进

曹名宇^{1,2} 李世强¹ 李 宁^{1,2}

(1. 中国科学院电子学研究所 北京 100190; 2. 中国科学院大学 北京 100039)

摘要: 多基线 InSAR 是在单基线 InSAR 的基础上发展一种获取高精度 DEM 的手段。相较于传统 InSAR, 多基线 InSAR 有许多技术上的优势。目前, 基于马尔可夫场的最大后验 (MRF-MAP) 高程反演算法是众多多基线 InSAR 高程反演算法中精度较高、发展较为成熟的一种。此算法的关键步骤是模型超参数的估计, 受制于模型的不完全性和问题的高维特性对超参数的估计只能采用 expectation-maximization (EM) 算法结合了蒙特卡洛计算方法来进行, 因而抽样算法的收敛速度和鲁棒性就成为了影响 MRF-MAP 精度的关键因素。采用 multiple-trial Metropolized independence sampler (MTMIS) 抽样代替原始的 Metropolis-Hastings 抽样。实验结果表明这种改进使样本的收敛速度加快, 样本多样性提高, 因而能够改进最终获取的 DEM 的精度。此外, 还推导出了超参数估计方差的表达式。

关键词: 多基线 InSAR; EM 算法; 超参数估计方差; MTMIS 抽样

中图分类号: TN959.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.402

Improvement for the hyperparameters estimation in MAP-based multi-baseline InSAR DEM reconstruction

Cao Mingyu^{1,2} Li Shiqiang¹ Li Ning^{1,2}

(1. Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: Multi-baseline InSAR is an effective extension of the traditional single baseline InSAR, which can provide high-precision DEM. Among all the reconstruction algorithms, Markov random fields based maximum a posteriori estimation (MRF-MAP) is a robust and precise method. The hyperparameter estimation is a key step of this method which will affect the final DEM accuracy. In practice, the estimation of the hyperparameter is achieved by EM algorithm combined with Monte Carlo methods. In this paper, we utilize the multiple-trial Metropolized independence sampler (MTMIS) instead of Metropolis-Hastings to realize Monte Carlo calculation. The experiment result validate that this improvement can improve the DEM accuracy finally. Moreover, we deduce the estimation variance of the EM step.

Keywords: multibaseline InSAR; EM algorithm; hyperparameter estimation variance; MTMIS

1 引言

干涉合成孔径雷达 (InSAR)^[1] 是以合成孔径雷达复数据的相位为信息源获取地表高程的一项技术。多基线干涉合成孔径雷达^[2] 是 20 世纪 90 年代发展起来的一种新型干涉合成孔径雷达技术。它能够克服传统单基线干涉合成孔径雷达对系统噪声和大气效应敏感, 难以对陡峭地形进行高精度高反演的固有缺点, 具有获取高精度 DEM 的能力^[3], 已成为 InSAR 技术的重要发展方向。

多基线干涉合成孔径雷达信号处理的核心步骤是利

用各个通道的干涉数据对高程进行反演。目前比较成熟的多基线干涉合成孔径雷达高程反演的算法有两大类: 多基线相位解缠法、直接高程反演算法。多基线相位解缠法的典型方法有多基线最小二乘法、多基线组合迭代法、中国剩余定理法等; 直接高程反演算法主要有小波融合法、最大似然估计法 (MLE)、基于马尔可夫随机场的最大后验法 (MRF-MAP)^[4]。

基于马尔可夫随机场的最大后验高程反演算法中超参数的估计对于先验信息的训练和最终 DEM 的精度有十分重要的影响。对超参数的估计主要采用 Expectation-

Maximization(EM)算法。其中涉及数学期望的计算目前主要采用的是蒙特卡洛(Monte Carlo)计算方法进行。MRF-MAP算法的提出者在原始文献中使用的是 Metropolis-Hastings 抽样,这种方法得到的样本收敛所需的时间较长,抽样所得的样本质量不高,因而影响到每一步超参数的估计和最终 DEM 的精度。

本文采用 multiple-trial Metropolized independence sampler (MTMIS) 抽样方法改进了 EM 算法中积分求解的收敛速度和计算精度,还首次推导了 EM 算法中参数估计的理论方差。

2 算法描述

2.1 多基线干涉合成孔径雷达高程反演理论

多基线干涉合成孔径雷达的几何关系如图 1 所示。

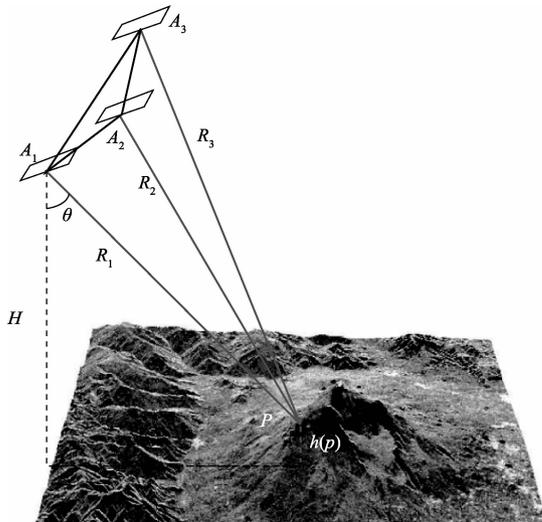


图 1 多基线干涉合成孔径雷达几何关系

对于一个有 K 个通道的多基线干涉合成孔径雷达系统,每个通道的干涉相位可以表示为^[4]:

$$\varphi_k(p) \leq \frac{4\pi B_{\perp k}}{\lambda R_0 \sin(\theta)} h(p) + \omega_k(p) >_{2\pi} k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

式中: k 为通道标号, λ 为波长, θ 为视角, $B_{\perp k}$ 为第 k 个基线所对应的垂直基线, $h(p)$ 为 p 点处的高程, $\omega_k(p)$ 为第 k 个通道对应的相位噪声。通过对噪声分布的研究和关系式可以推导出每一个观测通道的观测干涉相位与高程的似然关系为如下^[4]:

$$f(\varphi(p); h(p)) = \frac{1}{2\pi} \frac{1 - |\gamma_p|^2}{1 - |\gamma_p|^2 \cos^2(\Omega)} \times \left\{ 1 + \frac{|\gamma_p| \cos(\Omega) \cos^{-1}(\Omega)}{[1 - |\gamma_p|^2 \cos^2(\Omega)]^{1/2}} \right\} \quad (2)$$

$$\Omega = \varphi(p) - \frac{4\pi B_{\perp}}{\lambda R_0 \sin(\theta)} h(p)$$

根据各个通道的独立性,多基线干涉合成雷达系统总的似然函数是各个通道的似然函数的乘积:

$$F_{MCh}(\Phi(p); h(p)) = \prod_{k=1}^K f(\varphi_k(p); h(p)) \quad (3)$$

式中: $\Phi(p) = [\varphi_1(p), \varphi_2(p), \dots, \varphi_K(p)]^T$ 是在点处测量到的缠绕干涉相位矢量。令 $\Phi = [\Phi^T(1), \Phi^T(2), \dots, \Phi^T(N \times M)]^T$ 为所有通道的所有干涉相位所组成的联合矢量, $h = [h(1), h(2), \dots, h(N \times M)]^T$ 为所有高程所组成的联合矢量。则总的概率密度函数为:

$$F_{MCh}(\Phi | h) = \prod_{p=1}^{N \times M} F_{MCh}(\Phi(p); h(p)) = \prod_{p=1}^{N \times M} \prod_{k=1}^K f(\varphi_k | h(p)) \quad (4)$$

对于单基线干涉合成孔径雷达由于似然函数具有周期性,无法直接从式(3)中估计出高程。所以必须经过复杂的相位解缠处理。而对于多基线干涉合成孔径雷达系统,通过长短基线的配合可以使得在一定的高程范围内只有一个峰值,从而直接估计出高程。目前最为成熟可靠的估计算法是基于马尔可夫随机场的最大后验估计算法(MRF-MAP)。

2.2 MRF-MAP 高程反演算法

在进行了图像滤波^[5]、图像配准^[6]等预处理步骤之后就可以使用 MRF-MAP 算法进行高程反演。

MRF-MAP 高程反演算法属于贝叶斯估计方法,贝叶斯估计的主要特征是将待估的参量视为服从一定分布的随机变量,构造出这个随机变量的分布(称之为先验分布),然后与似然函数一起构造出后验函数。以后验函数作为一切统计推断的基础。其中最大后验估计可以避免观测分布的求解,因而在实际工程中较为常用。如图 2 所示为 MRF-MAP 高程反演算法流程。

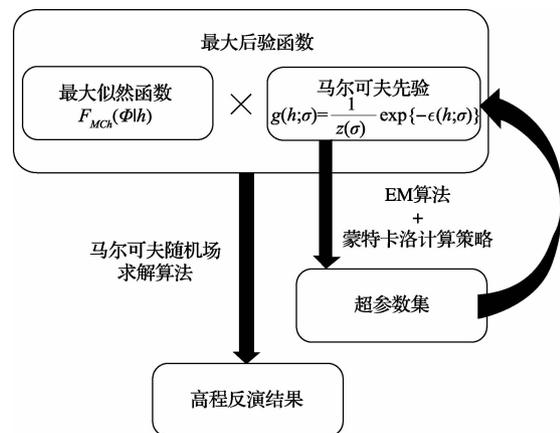


图 2 MRF-MAP 高程反演算法流程

MRF-MAP 采用高斯马尔可夫随机场作为待训练的似然分布,高斯马尔可夫随机场的 Gibbs 分布表达式如下^[7-9]:

$$g(h; \sigma) = \frac{1}{Z(\sigma)} \exp\{-\epsilon(h; \sigma)\} \quad (5)$$

式中: $Z(\sigma)$ 是归一化因子,它的目的是使 $g(h; \sigma)$ 构成一个

概率密度函数, $\epsilon(h; \sigma)$ 可以理解为分布的“能量”, 对于高斯马尔可夫随机场, 它的具体形式为^[7]:

$$\epsilon(h; \sigma) = \sum_{p=1}^{N \times M} \sum_{j \in N_p} \left[\frac{(h(p) - h(j))^2}{2\sigma_{pj}} \right] \quad (6)$$

式中: N_p 为像素点 p 的邻域系。它表示与 p 有“能量”相互作用的点的集合。参数 σ_{pj} 称为超参数。也是得到一个可以用于数值计算的马尔可夫的关键。对于超参数的计算通常采用 EM 算法来完成。

训练出超参数后, 就可以利用先验与似然构成后验来完成高程的反演, 具体的表达式为:

$$\hat{h}_{MAP} = \operatorname{argmax}_h f(h | \Phi) = \operatorname{argmax}_h F_{MCh}(\Phi | h) g(h; \hat{\sigma}) \quad (7)$$

对于式(7)的求解通常采用 ICM(iterated conditional modes)^[7]方法进行。

2.3 超参数的估计方法以及估计的方差

2.3.1 完整的 EM 算法

对于此问题的 EM 算法的步骤如下^[10]:

E 步: 在已知干涉相位 Φ 和已知 $\hat{\sigma}^{(i)}$ 的条件下, 计算期望值:

$$Q(\sigma | \hat{\sigma}^{(i)}) = E_h[\ln g(h; \sigma) | \Phi, \hat{\sigma}^{(i)}] = \int_h \ln g(h; \sigma) f(h | \Phi; \hat{\sigma}) dh \quad (8)$$

M 步: 寻找 E 步表达式的极值:

$$\sigma^{(i+1)} = \operatorname{argmax}_{\sigma} Q(\sigma | \hat{\sigma}^{(i)}) \quad (9)$$

上述是解决参数估计问题的完整 EM 算法步骤。运用 EM 算法的方差理论, 下面将推导由式(8)、(9)两式所决定的 EM 算法估计的方差, 这一理论结果对于 MRF-MAP 算法的精度分析具有一定的指导意义。

2.3.2 超参数估计的方差

根据前文的分析可知确定马尔可夫随机场的关键是估计出超参数, 2.3.1 节阐述了参数估计的 EM 算法, 这一节将来分析这种估计算法的估计方差, 这对于分析 MRF-MAP 高程反演算法的估计误差与算法每一步的误差的关系有一定的指导意义。

首先, 根据贝叶斯准则得到联合概率密度函数:

$$f(h | \Phi) \propto F(\Phi, h; \sigma) = F_{MCh}(\Phi | h) \cdot g(h; \sigma) = \left\{ \prod_{p=1}^{N \times M} \prod_{k=1}^K f(\varphi_k | h(p)) \right\} \frac{1}{Z(\sigma)} \exp\{-\epsilon(h; \sigma)\} \quad (10)$$

根据矢量参数 EM 估计的方差理论, 参数的估计的精度与参数的 Fisher 观测信息直接相关, 观测信息越多精度越高, 反之则越低。由于 EM 算法是一种在不完全的观测数据下对参数进行估计的方法, EM 算法中观测的信息量是完全的信息量与缺损信息量的差。可以得到估计的方差矩阵为:

$$\operatorname{Var}(\hat{\sigma}) \approx E\left(\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right) + E\left[\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right)\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right)^T\right] -$$

$$E\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right)\left[E\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right)\right]^T \quad (11)$$

其中, 一阶和二阶矢量导数的定义为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \sigma} \ln F(\Phi, h; \sigma) &= \left(\frac{\partial}{\partial \sigma(i)} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right)_i \\ \frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} \ln F(\Phi, h; \sigma) &= \left(\frac{\partial^2}{\partial \sigma(i) \partial \sigma(j)} \ln F(\Phi, h; \sigma)\right)_{ij} \end{aligned} \quad (12)$$

根据此定义, 若令 $D = M \times N$, 则 $\frac{\partial}{\partial \sigma} \ln F(\Phi, h; \sigma)$ 为一个 $D \times 1$ 的矢量, $\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} \ln F(\Phi, \sigma)$ 为一个 $D \times D$ 的矩阵。式(11)是 EM 算法得到的估计 $\hat{\sigma}$ 的方差。

2.3.3 实际计算中的 EM 算法

在实际的计算中利用式(8)、(9)来估计超参数是不可行的, 主要原因是即使采用蒙特卡洛计算方法式(8)的计算和式的式(9)高维极值求解仍然是十分困难的。文献^[10]采用了一种近似的方法来计算。为此, 需要对马尔可夫随机场做如下的假设。

首先, 令 $\epsilon_p(h(p), h_{N_p}, \sigma_{N_p}) = \sum_{j \in N_p} (h(p) - h(j))^2 / 2\sigma_{pj}^2$, $U_p(h(p); h_{N_p}) = \sum_{j \in N_p} (h(p) - h(j))^2$, 代入式(5), 得到:

$$g(h; \sigma) = \frac{1}{Z(\sigma)} \exp\{-\epsilon(h; \sigma)\} = \frac{1}{Z(\sigma)} \prod_{p=1}^{M \times N} \exp\{-\epsilon_p(h_p, h_{N_p}, \sigma_{N_p})\} \approx \prod_{p=1}^{M \times N} \frac{1}{Z_p(\sigma_p)} \exp\left\{-\frac{U_p(h_p, h_{N_p})}{2\sigma_p^2}\right\} \quad (13)$$

式(13)的推导使用了 2 个假设:

- 1) 在一个邻域系 N_p 中所有的超参数 σ_{pj} 都等于 σ_p ;
- 2) 归一化因子能够写成一系列局部归一化因子的乘积 $Z(\sigma) = \prod_{p=1}^{M \times N} Z_p(\sigma_p)$ 。

在以上各点假设下, 该方法将 EM 算法的 2 步合并为:

并作为:

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_p^{(i+1)} &= E\left[\frac{U_p(h(p), h_{N_p})}{9} \Phi, \sigma^{(i)}\right]^{1/2} = \\ & \left[\int \frac{U_p(h(p), h_{N_p})}{9} f(h | \Phi, \sigma^{(i)}) dh \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (14)$$

式中: $f(h | \Phi, \sigma_p^{(i)})$ 是式中 $f(h | \Phi)$ 在已知 $\sigma_p^{(i)}$ 时的表达式。这个积分的求解通常采用蒙特卡洛方法(Monte Carlo)方法。

2.4 Metropolis-Hastings 抽样和 MTMIS 抽样

蒙特卡洛计算方法的关键是得到服从一定分布的随机样本, 而后根据大数定理将统计积分的计算转换为样本均值的计算。具体到式的计算, 在某一次的 EM 迭代中, 如果我们能得到服从分布 $f(h | \Phi, \sigma_p^{(i)})$ 的独立样本 $h^{(1)}; h^{(2)}, \dots, h^{(n)}$, 那么估计值根据大数定理可以表示为:

$$\hat{\sigma}_p^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{U_p(h(p), h_{N_p})}{9} \Big|_{h^{(i)}} \quad (15)$$

式中: 求和号右端表达式的含义是将所得的整幅图的样本

代入 p 点附近的能量 U_p 的表达式中。

MRF-MAP 原始文献采用的是 Metropolis-Hastings 算法,这种算法能够产生一组极限分布为 $f(h/\Phi, \sigma_p^{(i)})$ 的样本。此算法的具体形式为如表 1 所示。Metropolis 等人在 1953 年提出了一种抽样算法, Hastings 随后加以推广,形成了 Metropolis-Hastings 抽样。至此以后对于这种抽样方法的改进就一直没有停止,其中 MTMIS^[11] 是其中较为成功的一种。MTMIS 算法如表 2 所示。MTMIS 对 Metropolis-Hastings 算法的最大本质改进是在不降低接

表 1 Metropolis-Hastings 算法

初始化整幅图的高程 h ;
Repeat
Repeat
1. 对于每一个像素点 p , 随机生成点处高程的新值 $h'(p)$;
2. 计算: $\Delta U = U_p(h'(p); h_{N_p}) - U_p(h(p); h_{N_p})$;
接受概率 $P = \alpha(h', h) = \min\{1, \exp(-\Delta U)\}$;
3. 随机生成一个随机数 $u \sim U[0, 1)$, 其中 $U[0, 1)$ 为均匀分布;
$h(p) = \begin{cases} h'(p), & u < P \\ h(p), & \text{其他} \end{cases}$
Until(所有像素点更新完成)
Until(迭代到平衡)
Return h

表 2 MTMIS 算法

初始化整幅图的高程 h ;
Repeat
Repeat
1. 从一个预先设定的实验样本 $p(\cdot)$ 中生成一组独立同分布样本 $h^{(j)}(p) \sim p(h), j = 1, 2, \dots, K$
令 $\omega(\cdot) = \pi(\cdot)/p(\cdot)$ 。
2. 计算:
$\omega(h^{(j)}(p)) = \exp\{U_p(h^{(j)}(p); h_{N_p})\}/p(h^{(j)}(p));$
$j = 1, 2, \dots, K$;
$W = \sum_{j=1}^k \omega(h^{(j)}(p));$
以与 $\omega(h^{(j)}(p))$ 成比例的概率从试验点集 $\{h^{(1)}(p), h^{(2)}(p), \dots, h^{(K)}(p)\}$ 中抽取 $h'(p)$
接受概率 $P = \min\{1, \frac{W}{W - \omega(h'(p)) + \omega(h(p))}\}$
3. 随机生成一个随机数 $u \sim U[0, 1)$, 其中 $U[0, 1)$ 为均匀分布;
$h(p) = \begin{cases} h'(p), & u < P \\ h(p), & \text{其他} \end{cases}$
Until(所有像素点更新完成)
Until(迭代到平衡)
Return h

受率的情况下做大步的跳跃转移。关于 MTMIS 算法的有效性以及与传统的抽样算法的效率对比可以参考文献[11]。

3 实验结果与分析

本量将利用仿真实验检验改进后的抽样算法,以及对 DEM 精度的影响。实验将会利用美国 Isolation Peak 国家公园 DEM 来进行仿真。系统的仿真参数如表 3 所示。

表 3 仿真参数

中心斜距	550 km
平台高度	453 km
视角	30°
基线角	5°
波长	3.3 cm
信号带宽	90 MHz
基线 1 的长度	300 m
基线 2 的长度	200 m
基线 3 的长度	100 m

图 3 展示的是美国 Isolation Peak (Colorado) 国家公园的真实 DEM 的二维与三维视图。从图 3 可以看出地形中包含一些复杂的起伏和陡峭的岩壁,因此用这部分 DEM 进行仿真可以突出多基线的技术优势。采用表 3 所示的仿真参数,通过仿真平台参数可以计算出 3 个通道的模糊高度分别为 12.046 3 m、18.069 4 m 和 36.138 8 m,都小于 DEM 的实际高程差。可以计算出不同通道的干涉相位如图 4 所示^[12]。

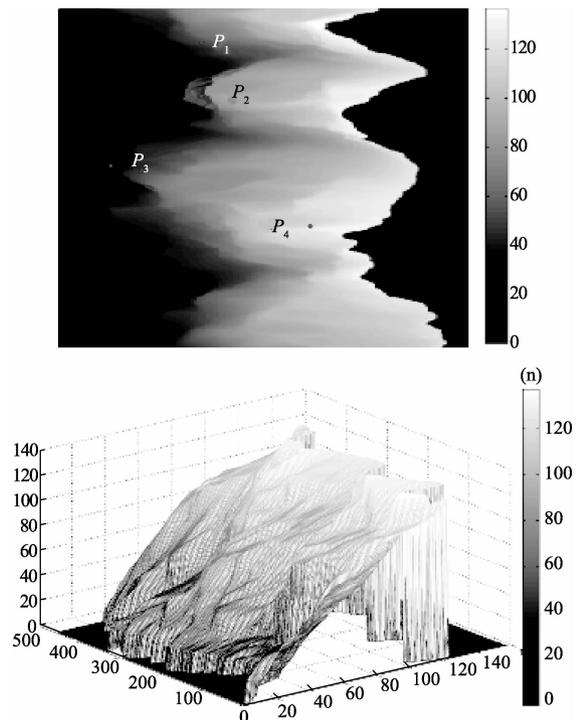


图 3 美国 Isolation Peak DEM 的二维与三维视图

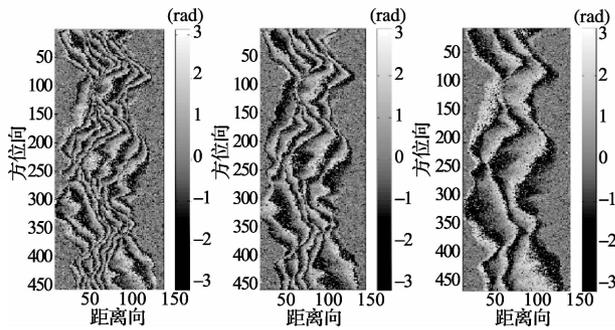


图4 3个通道的干涉图

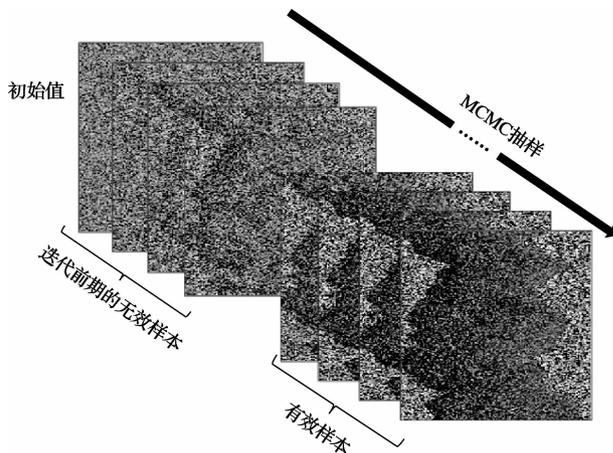


图5 抽样方法的样本演化示意

首先分析收敛效率问题。图5针对第2.4节介绍的抽样理论和本仿真实验的实际计算过程展示了抽样方法的样本演化过程。从一定的初始值开始经过迭代逐渐过渡到平稳的目标分布,前期若干次的样本通常不能认为是服从目标分布的,因而无效的。

从统计学的观点,衡量一个抽样算法的标准主要有2个:

1)从一个随机初始状态开始经过多少次迭代可以接近稳态分布,对于实际应用希望这个过程尽可能地短。

2)抽样算法得到的样本应该具有一定的多样性,样本值不能过于集中在概率密度较大的点,这样才能保证后一步蒙特卡洛计算的数值结果更精确。这两个标准一个是从效率上的约束,另一个是从抽样有效性上的要求。

图6是2种抽样算法特定迭代次数结果的展示(从图5所示的样本流中抽取特定迭代次数的结果),其中MTMIS的参数设置为 $K=5$ 。(a)~(d)分别是Metropolis-Hasting抽样的初始值,第30次、第70次和第100次迭代的结果。(e)~(h)分别是MTMIS抽样的初始值,第30次、第70次和第100次迭代的结果。从图中可以看出无论是Metropolis-Hasting抽样还是MTMIS抽样随着迭代次数的增加,得到的样本都由完全随机的无序状态逐渐转换为期望的特定状态。但是这个过程的速度却并不相同。

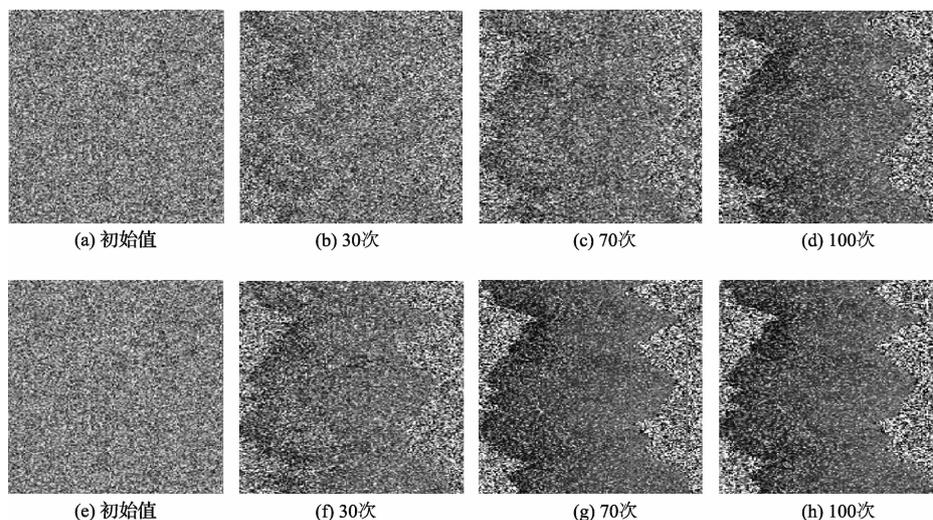


图6 抽样算法不同迭代次数得到的样本

对比图6的第1行与第2行可以发现,图6(a)、(e)表示完全随机的初始状态,此时的样本完全不能代表式(14)中的 $f(h/\Phi, \sigma_p^{(i)})$ 。图6(b)、(f)表示Metropolis-Hasting抽样与MTMIS抽样迭代到30次的样本结果,此时图6(e)有比图6(b)更为清晰的轮廓,这说明MTMIS此时更为接近目标状态 $f(h/\Phi, \sigma_p^{(i)})$,图6(c)、(g)表示Metropolis-Hastings抽样与MTMIS抽样迭代到70次的样本结果。Metropolis-

Hastings算法70次迭代得到的样本(图6(c))与100次迭代的样本(图6(d))仍然有明显的差距,这说明Metropolis-Hastings抽样70次迭代的结果仍然不能认为是平稳的;MTMIS算法70次迭代得到的样本(图6(g))与100次迭代得到的样本(图6(h))已经没有明显差别,可以认为与此时MTMIS得到的样本已经可以认为到达平稳分布。综合以上结果,可以得到结论MTMIS算法比Metropolis-Hastings

算法能够更快地收敛到目标概率密度函数,MTMIS 抽样的收敛速度比 Metropolis-Hastings 抽样的收敛速度更快。从收敛速度的角度来评价 MTMIS 算法在这个问题上的效果是要好于 Metropolis-Hastings 算法。

前文从收敛速度的角度对比了 MTMIS 算法与 Metropolis-Hastings 算法,将分析抽样算法样本的多样性问题。根据 Kolmogrov 数理统计基本定理,一组样本组成的经验分布应当依概率收敛于实际分布。样本的多样性问题是指当用一个特定的算法对一个目标概率密度函数进行抽样时,为了使抽样所得的样本能够充分地代表目标分布,样本不应该过于集中于概率密度较大的小区间内。由于本问题得到的样本是多维的(458×157)。无法直接统计并显示高维的频率分布直方图。采取在图中选择一些有代表性的点,然后跟踪这些特征点的样本的演化,统计这些特征点的频率分布直方图。这些特征点的分布相当于联合分布的边沿分布。即 p 点处的边沿分布为:

$$f_p(h | \Phi, \sigma_p(i)) = \int_{R^{D-1}} f(h | \Phi, \sigma_p(i)) dh_{-h(p)} \quad (16)$$

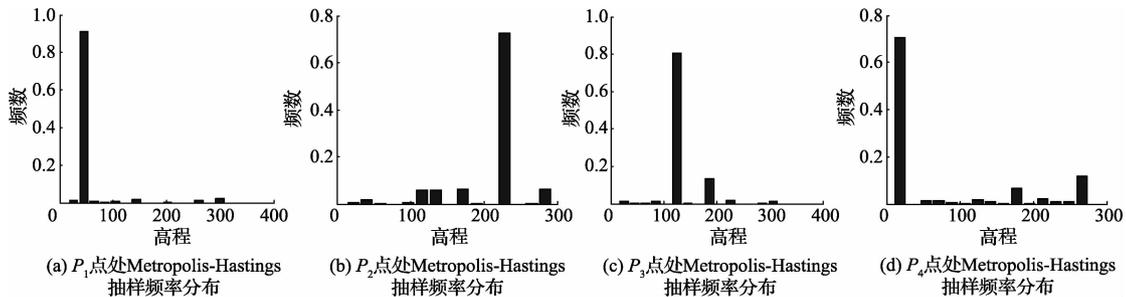


图7 由 Metropolis-Hastings 抽样得到的特征点处的频率分布直方图

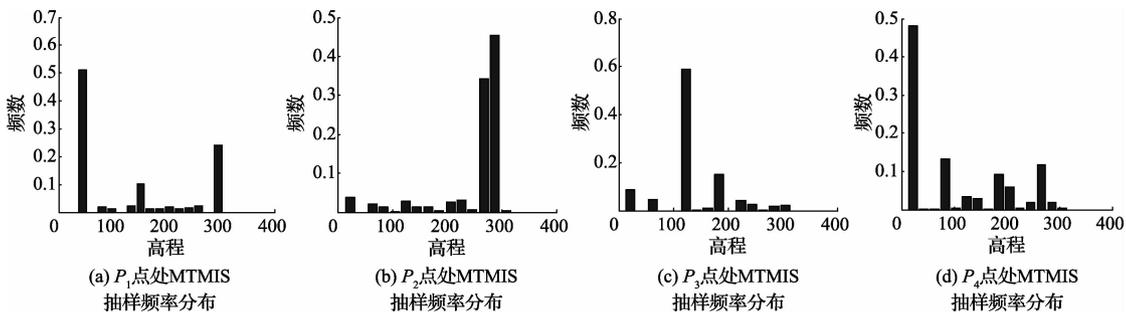


图8 由 MTMIS 抽样得到的特征点处的频率分布直方图

为了更进一步对比分析两种抽样算法对于最终高程反演结果精度的影响,分别使用 Metropolis-Hastings 抽样和 MTMIS 抽样得到的样本进行完整的 MRF-MAP 高程反演。图9展示了2种不同方法得到的最终的DEM结果,对比区域 R_1 可以发现 MTMIS 能够改善 MRF-MAP 高程反演算法在区域 R_1 中陡变边界处的效果。下面采用数值指标来定量分析 DEM 结果。对比的指标分别为平均误差,均方根误差和归一化均方根误差($\pm = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_i - \hat{h}_i|^2}$,其中 h 为真实 DEM 所组成的矩阵, \hat{h} 是估计得到的 DEM 矩阵, $\sum_{i=1}^n$ 是矩阵的 2-范数)。表4列出了对比结

果。区域 R_1 是选取的一块陡变地形区域,区域 R_2 是选取的一块缓变地形区域。从表4的结果可以看出,使用 MTMIS 抽样可以改善 DEM 反演精度。如果进一步对比改善的效果可以发现:在陡变地形区域 R_1 ,均方根误差由 11.187 9 m 下降为 10.094 8 m,降幅为 9.77%。在缓变地形区域 R_2 ,均方根误差由 4.668 2 m 下降为 4.372 1 m,降幅为 6.34%。综上,得出结论:使用 MTMIS 抽样代替 Metropolis-Hastings 抽样可以提高最大后验多基线 InSAR 高程反演算法的精度,这种提高在陡变地形区域更为明显。

果。区域 R_1 是选取的一块陡变地形区域,区域 R_2 是选取的一块缓变地形区域。从表4的结果可以看出,使用 MTMIS 抽样可以改善 DEM 反演精度。如果进一步对比改善的效果可以发现:在陡变地形区域 R_1 ,均方根误差由 11.187 9 m 下降为 10.094 8 m,降幅为 9.77%。在缓变地形区域 R_2 ,均方根误差由 4.668 2 m 下降为 4.372 1 m,降幅为 6.34%。综上,得出结论:使用 MTMIS 抽样代替 Metropolis-Hastings 抽样可以提高最大后验多基线 InSAR 高程反演算法的精度,这种提高在陡变地形区域更为明显。

表4 DEM结果对比

	Metropolis-Hastings	MTMIS
均方根误差	8.421 8 m	8.075 6 m
归一化均方根误差	0.015 6	0.014 3
区域均方根误差	11.187 9 m	10.094 8 m
区域归一化均方根误差	0.263 7	0.214 7
区域均方根误差	4.668 2 m	4.372 1 m
区域归一化均方根误差	0.010 9	0.009 6

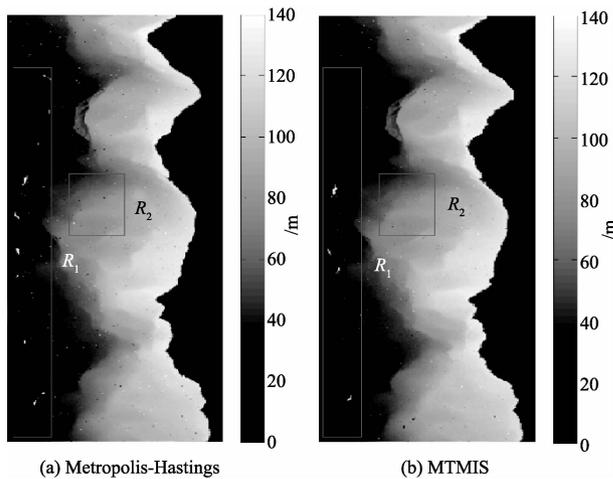


图9 2种抽样方法得到的最终DEM反演结果

4 结论

详细分析了MRF-MAP多基线干涉合成孔径雷达高程反演算法中超参数的估计问题。推导了高程反演问题中超参数EM估计的估计方差。这一方差虽然只是理论表达式但是对于分析MRF-MAP高程反演算法的总误差与算法中每一步的误差之间的关系有一定的指导意义^[13]。由于在实际计算值EM算法中的积分是无法利用传统方法进行数值计算的高维积分。目前广为采用的是蒙特卡洛方法,而样本的质量是蒙特卡洛计算的核心问题之一,提出了利用MTMIS算法代替Metropolis-Hastings算法。这一改变带来的优势是提高了抽样算法的收敛速度和抽样样本的多样性。实验的结果表明,这样的改进能够提高高程反演的精度,特别是陡峭地形的反演精度。多基线InSAR目前一个较新的研究方向是综合利用SAR与InSAR数据进行城市建筑物的边沿检测^[14-15]。

参考文献

[1] 罗华,雷斌,胡玉新.融合机载高分辨率InSAR数据的DEM生成方法[J].国外电子测量技术,2013,32(8):26-30.
[2] 庞蕾,张继贤,范洪冬.多基线干涉SAR测量技术发展及趋势分析[J].电子学报,2010,38(9):2152-2157.

[3] 韩晓玲,毛永飞,王静,等.基于多基线InSAR的叠掩区域高程重建方法[J].电子测量技术,2012,35(4):66-70.
[4] FERRAIUOLO G, MEGLIO F, PASCAZIO V, et al. DEM reconstruction accuracy in multichannel SAR interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(1): 191-201.
[5] 张金良,鲁昌华,杨道莲.曲波变换域的SAR图像相干斑去噪[J].电子测量与仪器学报,2013,27(12):1108-1112.
[6] 靳国旺,徐青,何钰.机载双天线干涉SAR图像的自动匹配[J].仪器仪表学报,2006,27(增刊1):794-795.
[7] LI S Z. Markov random field modeling in image analysis[M]. London: Springer, 2009.
[8] 陈少华,韩冰,雷斌.SAR海冰MRF分割精度与图像质量的关系研究[J].国外电子测量技术,2013,32(3):31-35.
[9] 姚昆,杨学志,唐益明,等.SAR海冰的三维区域MRF图像分割[J].仪器仪表学报,2013,34(11):2551-2557.
[10] 袁志辉.多通道干涉SAR关键技术研究[D].北京:中国科学院大学,2013.
[11] LIU J S. Monte Carlo strategies in scientific computing[M]. New York: Springer, 2008.
[12] 张红敏,靳国旺,徐青,等.多基线InSAR干涉图的直接法仿真[J].测绘科学技术学报,2010,27(2):127-130.
[13] 耿辉,谢亚楠,王波,等.InSAR测高原理及精度分析[J].电子测量技术,2011,34(2):39-41.
[14] 张月婷,丁亦彪,王宏琦,等.基于射线理论的建筑物SAR图像仿真方法[J].国外电子测量技术,2012,31(5):44-48.
[15] FERRAIOLI G. Multichannel InSAR building edge detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(3): 1224-1231.

作者简介

曹名宇,1990年出生,硕士研究生。主要研究方向为多基线干涉合成孔径雷达信号处理、图像处理。
E-mail: caomingyu12@mails.ucas.ac.cn

李世强,1967年出生,博士研究生。主要研究方向为星载SAR系统的设计与仿真。
E-mail: lishq@mail.ie.ac.cn

李宁,1986年出生,博士研究生。主要研究方向为SAR成像算法。
E-mail: lining_nuaa@163.com