

改进的基于最大似然估计的多通道 InSAR 高程重建方法

袁志辉^{*①②} 邓云凯^① 李飞^① 王宇^① 柳昱^{①②}

^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: 在通过 InSAR 技术获取地表数字高程模型(DEM)的应用中, 为了提高该技术对大斜坡或突变等复杂地形的测绘能力, 解决单基线情况下的高度模糊问题, 可以利用多通道(多频率或多基线)InSAR 技术实现。该文比较了最大似然估计法(ML)和最大后验概率估计法(MAP)的性能, 并在最大似然估计法的基础上增加了坏点判断和加权均值滤波的环节, 通过聚类分析和与相邻点的关系来判断目标像素是否为误差比较大的坏点, 然后再利用加权均值滤波的方法将这些坏点剔除。这样, 既保留了 ML 估计法速度快的特点, 又提高了 DEM 的精度。仿真结果表明, 在相同条件下, 该方法既能保持较好的精度, 同时又大大提高了算法的运行效率, 非常有利于大规模数据的处理。

关键词: 干涉合成孔径雷达; 数字高程模型; 多通道; 最大似然估计; 聚类分析

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)09-2161-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01530

Improved Multichannel InSAR Height Reconstruction Method Based on Maximum Likelihood Estimation

Yuan Zhi-hui^{*①②} Deng Yun-kai^① Li Fei^① Wang Yu^① Liu Gang^{①②}

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: In the application of getting the earth surface's Digital Elevation Model (DEM) through InSAR technology, multichannel (multi-frequency or multi-baseline) InSAR technique can be employed to improve the mapping ability for complex areas with high slopes or strong height discontinuities, and solve the ambiguity problem which existed in the situation of single baseline. This paper compares the performance of Maximum Likelihood (ML) estimation techniques with Maximum A Posteriori (MAP) estimation techniques, and adds two steps of bad pixels judgment and weighted filtering after the ML estimation. Bad pixels judgment is completed through cluster analysis and the relationship between adjacent pixels. A special weighted mean filter is used to remove the bad pixels. In this way, the advantage of the ML method's good efficiency is kept, and the accuracy of DEM also is improved. Simulation results indicate that this method can not only keep good accuracy but also improve greatly the computation efficiency under the same condition, which is advantageous for processing large scale of data sets.

Key words: Interferometric SAR (InSAR); Digital Elevation Model (DEM); Multichannel; Maximum Likelihood (ML) estimation; Cluster analysis

1 引言

干涉合成孔径雷达(InSAR)是获取地表 3 维信息和变化信息的一项重要遥感技术^[1], 而多通道 InSAR 测量技术(多基线 InSAR 测量技术^[2]和多频率 InSAR 测量技术^[3]统称为多通道 InSAR 测量技术)则是在传统单基线 InSAR 测量技术基础上发展起来的一种新型测绘技术, 它可以有效克服或减少复杂地形及较大噪声干扰的影响, 提高 InSAR 对复

杂地形的测量精度, 是近年来的研究热点, 也是未来发展的方向^[4]。

根据地形高程与干涉相位的关系, 传统的单基线 InSAR 测量技术利用相位解缠的方法^[5]求得干涉相位后, 再计算相应的地形高程, 即数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)。但是该方法存在一个前提条件^[6], 就是假定任意相邻两点的干涉相位差的绝对值小于 π 。这个假设的本质就是要求被测地区具有空间连续性, 即地形变化比较平缓。然而, 并不是所有实际场景都服从这个假设, 如山谷、陡峭山脉和城市等地区。此时, 传统的单基线相位

2012-11-26 收到, 2013-04-11 改回

*通信作者: 袁志辉 yuanzh.2003@163.com

解缠的方法很难获得令人满意的结果。为解决这一问题,人们提出了多通道 InSAR 技术。

目前,有很多利用多通道 InSAR 数据进行高程重建的技术得到了发展^[3,6-10]。其中应用较早的一类是基于最大似然(ML)估计的方法^[3,6],该类方法的性能受干涉图数目、工作频率、基线值和相干系数的影响非常大^[11]。尤其是在低相干区域,为了得到准确可靠的高程重建结果,需要非常多的通道数^[6]。为了提高高程重建的精度,并降低对通道数的要求,一种基于最大后验概率(MAP)估计的方法被提了出来^[7]。该方法利用马尔可夫随机场统计分布模型来描述目标高程的先验分布,通过估计每个像素对应的超参数(该参数描述了每个像素的局部特性),实现对目标高程的 MAP 估计。后来,又出现了一些基于该方法的改进算法^[8,9]。文献[11]对上述两种方法的性能进行了详细的分析和比较。虽然基于 MAP 估计的方法比 ML 估计法的性能好了很多,但是由于该方法需要重复迭代估计每个像素对应的超参数和高程值,因而存在计算时间非常长的缺点^[11],而 ML 估计法则不存在这样的问题。

为了解决上述问题,本文提出了一种改进的基于 ML 估计的多通道 InSAR 高程重建方法。该方法在 ML 估计法的基础上增加了坏点判断和加权滤波的环节,通过聚类分析(cluster-analysis)^[12]和与相邻点的关系来判断目标像素是否为误差非常大的坏点,然后再利用加权均值滤波的方法将这些坏点剔除。这样,既保留了 ML 估计法速度快的特点,又提高了高程重建的精度。分析和仿真结果表明,在同样的条件下,尽管该方法的精度与 MAP 估计法比较接近,但计算时间却大大地减少了。

2 基于 ML 估计的多通道 InSAR 高程重建算法

在多通道 InSAR 系统里,可以通过多频率或多基线的配置得到多幅干涉图。其中,多频率可以通过使用不同的工作频率或对 SAR 信号频谱进行子带分割得到^[6],而多基线则可以通过单航过多天线或多航过单天线的方式得到,只不过天线的视角有微小的变化,其示意图如图 1 所示^[2]。

假设系统有 K 幅不同的干涉图,图像大小为 $N \times M$,则去除平地效应以后,每幅干涉图上任意一个像素对应的缠绕干涉相位可以表示为^[1]

$$\phi_k(p) = \langle \alpha_k h(p) + w_k(p) \rangle_{2\pi}, \quad k = 1, \dots, K; p = 1, \dots, N \times M \quad (1)$$

其中 $h(p)$ 表示位置 p 上的像素所对应的高程值, k 表示各个干涉通道的序号, $w_k(p)$ 表示去相关相位噪声, $\langle \cdot \rangle_{2\pi}$ 表示“模 2π ”操作,而 α_k 则由式(2)得出^[1]

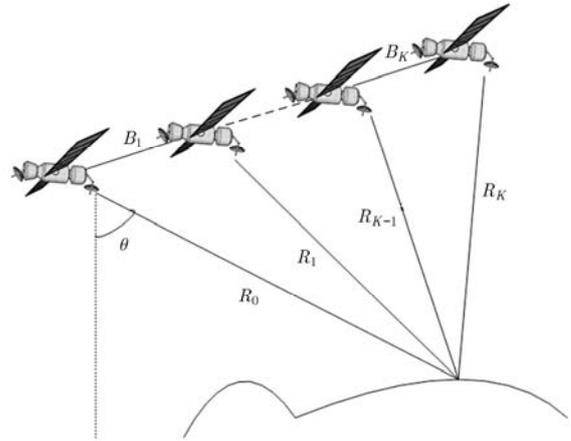


图 1 多基线 InSAR 系统几何模型

$$\alpha_k = \frac{4\pi B_{\perp k}}{\lambda_k R_0 \sin \theta} = \frac{4\pi f_k B_{\perp k}}{c R_0 \sin \theta} = \frac{2\pi}{h_k} \quad (2)$$

其中 λ_k 为第 k 个干涉通道的波长, f_k 为工作频率, $B_{\perp k}$ 为垂直基线(也叫有效基线)长度, h_k 为高度模糊数, θ 为主天线的视角, R_0 为主天线相位中心到场景中心的距离。这样,各个干涉通道的差异就体现在工作频率或基线长度的不同上,为简单计,以后均用高度模糊数的不同来表示。而高程重建问题则表示为由 K 幅干涉图上观测到的缠绕干涉相位 $\phi_k(p)$ 来估计各像素对应高程值 $h(p)$ 的问题,也即寻找使似然函数最大化的 $h(p)$ 的问题。

在只有 1 幅干涉图的情况下 ($K = 1$),似然函数可以表示为^[3]

$$f(\phi(p); h(p)) = \frac{1}{2\pi} \frac{1 - |\gamma|^2}{1 - |\gamma|^2 \cos^2(\phi(p) - \alpha h(p))} \cdot \left[1 + \frac{|\gamma| \cos(\phi(p) - \alpha h(p)) \cos^{-1}[-\cos(\phi(p) - \alpha h(p))]}{[1 - |\gamma|^2 \cos^2(\phi(p) - \alpha h(p))]^{1/2}} \right] \quad (3)$$

其中 γ 为相干系数。此时,该似然函数是一个周期为 $2\pi/\alpha = R_0 \sin \theta (\lambda/2B_{\perp})$ 也即一个高度模糊数的函数,有无穷多个最大似然解,为^[3]

$$\hat{h}_{ML}(p) = \frac{\phi(p)\lambda R_0 \sin \theta}{4\pi B_{\perp}} \pm n \frac{\lambda R_0 \sin \theta}{2B_{\perp}}, n = 1, 2, \dots \quad (4)$$

为了解决这个模糊问题,可以增加多个独立的观测相位。将式(3)中的变量加上标以后就可以得到各个干涉通道所对应的似然函数,即令 $\phi(p) = \phi_k(p)$, $\gamma = \gamma_k$, $\alpha = \alpha_k = 2\pi/h_k$, $B_{\perp} = B_{\perp k}$ 。对于 K 个独立的缠绕干涉相位观测值,总的似然函数为^[3]

$$F_{MCh}(\Phi(p); h(p)) = \prod_{k=1}^K f(\phi_k(p); h(p)) \quad (5)$$

其中 $\Phi(p) = [\phi_1(p), \phi_2(p), \dots, \phi_K(p)]^T$ 为在像素位置 p

处观测到的缠绕干涉相位数据矢量。由于各个不同周期的单通道似然函数的相乘，避免了在我们感兴趣的搜索高度范围内出现多个最大似然解。该多通道似然函数的最大似然解为^[3]

$$\begin{aligned}\hat{h}(p)_{\text{MCh-ML}} &= \arg \max_h F_{\text{MCh}}(\Phi(p); h(p)) \\ &= \arg \max_h \prod_{k=1}^K f(\phi_k(p); h(p))\end{aligned}\quad (6)$$

3 改进措施

为了提高 ML 估计法的性能，本节提出了一些改进措施，即在 ML 估计的基础上再增加坏点判断和加权均值滤波的环节，以剔除误差明显比较大的像素的高程值，代之以更为合理的值。下面我们分别对这两个环节予以介绍。

3.1 坏点判断

根据文献[12]提出的聚类分析的思想，我们可以把经过 ML 估计得到的高程结果进行聚类分组，然后统计各组内的像素个数。当某组内的像素个数低于某个门限值时，我们便认为该组内的像素为误差比较大的坏点，反之，则认为正确的估计结果。在介绍具体的分组方法之前，先介绍文献[12]提出的一个概念，那就是模糊矢量(ambiguity vector)，在本文中我们将其定义为由同一像素上各个干涉通道的模糊数所组成的矢量。位置 p 上的像素所对应的各个干涉通道的模糊数为

$$n_k(p) = \left\lfloor \frac{h(p)}{h_k} \right\rfloor, \quad k = 1, \dots, K \quad (7)$$

其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整运算。这样，位置 p 上的像素所对应的模糊矢量即为

$$\mathbf{V}(p) = [n_1(p), n_2(p), \dots, n_K(p)] \quad (8)$$

由此，我们可以先将图像上所有像素对应的模糊矢量通过式(7)计算出来；接着，将模糊矢量相同的像素聚为一类，也即把高度相似的像素分为一组；然后，以直方图的形式统计各组内像素的总个数；最后，根据各组内像素个数的多少来判断该组像素是否为坏点。

此外，我们还可以通过目标像素与相邻像素之间的关系来判断其是否为坏点。根据文献[3, 6]的实验结果可知，由 ML 估计法得到的 DEM 结果在整幅图像上往往会出现类似斑点(即尖峰或毛刺)一样的误差较大的像素点，通道数较少时更是如此，这些像素点的高程值与其周围像素的高程值差异非常大，如图 2 所示。因而可以通过比较该点的高程值与其周围像素的高程均值的差的绝对值来判断其是否为坏点，当大于某一事先设定的门限值时，该像素便被判定为坏点。

3.2 加权均值滤波

由于前面已经鉴别出误差比较大的坏点，剩下的都是高程误差相对较小的像素，因此我们可以用坏点周围像素的 DEM 值的平均值来代替该点原来的 DEM 值，以减小这些坏点的高程误差。传统的均值滤波器是将包括目标像素在内的所有像素的平均值代替原有的值，这样会把误差非常大的坏点像素的 DEM 值也带入进来，由此可能会导致出现更大的误差，因而不能在本文这样的特殊情况下直接使用。当图像上的坏点像素被判别出来以后，我们利用式(9)的加权均值滤波器来对这些坏点的 DEM 值进行修正。

$$\hat{h}_{\text{filter}}(p) = \sum_{p' \in N_p} \mu_{p'} h_{\text{MCh-ML}}(p') / \sum_{p' \in N_p} \mu_{p'} \quad (9)$$

其中 p' 为与像素 p 相邻的像素， N_p 为与像素 p 相邻的所有像素的集合， $\mu_{p'}$ 为像素 p' 对应的加权系数，当 p' 为坏点时，其值为 0，反之则为 1。这样，便把误差比较大的坏点像素的 DEM 值修正成了更接近真实地形的高程值。滤波器窗口的尺寸可以根据噪声大小和实际地形情况灵活改变，对于噪声比较大且地形较为平坦的区域，窗口可以取大一点，反之则取小一点。为了防止出现窗口内所有像素均为坏点的情况，可以采用逐个更新坏点高程值的策略，先从坏点密度较小的区域开始更新，然后依次向外扩散，直到所有坏点像素都被更新完为止，这样修正后的高程值的精度应该会更高一些。

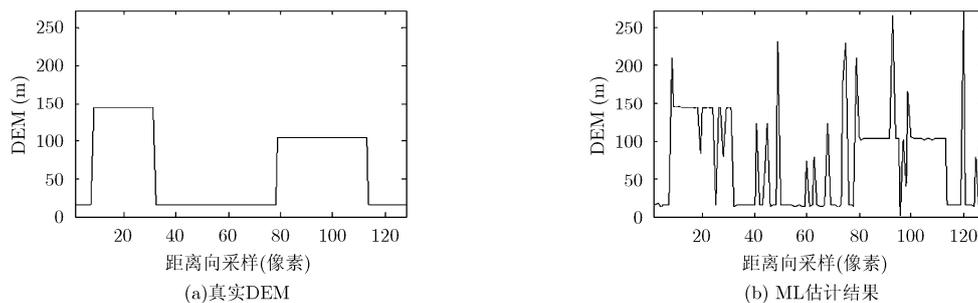


图 2 ML 估计结果与真实 DEM 值的比较

4 仿真结果与分析

为了验证本文方法的性能, 本节采用模拟的仿真数据进行实验, 并与其它两种方法进行对比分析。为了比较各种方法在通道数较少的情况下的性能, 我们只仿真了3个干涉通道, 而且没有作频谱子带分割处理, 具体仿真参数如表1所示, 所仿真的干涉条纹图均为直接根据式(1)得到的去除平地效应以后的缠绕值, 其参考DEM数据均为转换到斜距平面上的数据。另外, 本文所有算法实现均采用Matlab编程, 并在内存为1GB, CPU主频为2.8GHz的主机上运行。

表1 仿真参数

景中心斜距(R_0)	500 km
视角(θ)	25°
信号波长(λ)	3.1 cm
信噪比(SNR)	23 dB
信号带宽(BW)	100 MHz
高度模糊数1(h_1)	21.4 m
高度模糊数2(h_2)	32.1 m
高度模糊数3(h_3)	53.5 m

4.1 仿真实验1

本仿真模拟了一个150行×215列的城市建筑

物的地形高程, 如图3所示, 其最小高度为15m, 最大高度为140m, 既有非常平坦的区域, 又有十分陡峭的分界线区域, 相邻两点的最大高度差达125m, 而3个干涉通道的高度模糊数分别为21.4m, 32.1m和53.5m, 远小于最大高度差, 由此导致相邻两点的最大干涉相位差分别达到 11.7π , 7.8π 和 4.7π , 不符合相位连续性的假设, 因此用传统的基于梯度差的单基线相位解缠算法根本不能得到正确的DEM值, 只有采用多通道InSAR技术才能解决该问题。图4为仿真得到的3个不同的干涉通道对应的干涉相位图。图5为分别应用ML估计法、MAP估计法与本文方法得到的高程重建结果, 为了便于对比, 高度大于140m的像素均用140m对应的灰度来显示。

下面, 分别从高程重建精度和运行时间两个方面对各种方法的性能进行对比分析。

首先, ML估计法、MAP估计法和本文方法得到的高程重建结果与参考DEM之间的平均误差分别为25.62m, 0.87m和2.70m, 均方根误差分别为72.40m, 10.28m和14.95m。另一个在文献[3,6,7,11]中都用到过的指标是归一化均方误差, 其定义为: $\varepsilon = \|\hat{h} - h\|^2 / \|h\|^2$, 其中 h 为各个像素的真实DEM所组成的矩阵, \hat{h} 为对应的估计值, $\|\cdot\|^2$ 表示取范数的平方(即矩阵内各元素的平方和)。通过计算可得

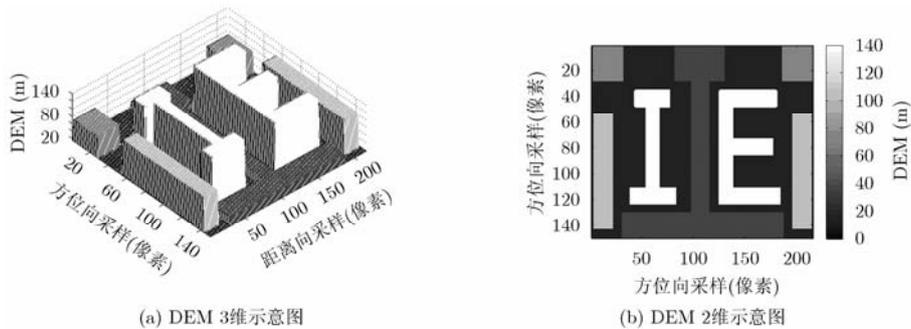


图3 仿真的参考地形高程

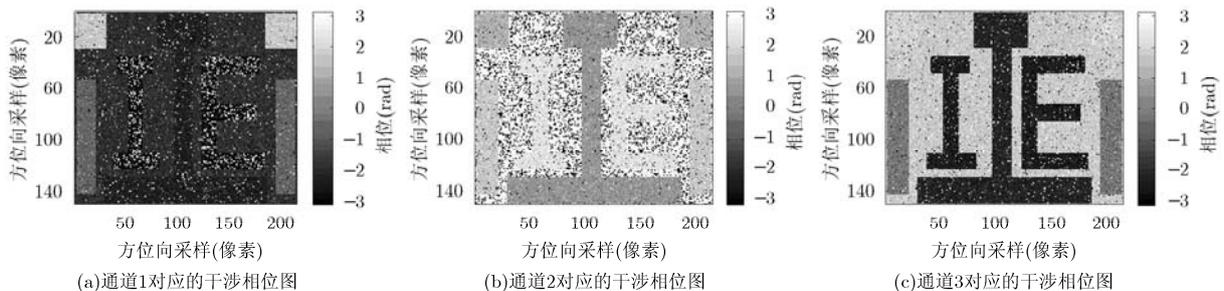


图4 长度不同的3条基线对应的干涉相位图

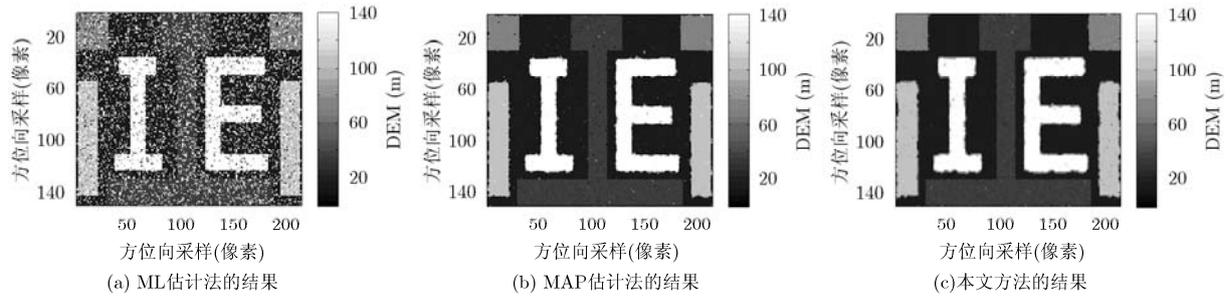


图5 高程重建结果

到3种方法的归一化均方误差分别为1.1093, 0.0224和0.0473。由此可见,本文方法在精度上已经比ML估计法高出了很多,而与MAP估计法相比则稍微低一点,但两者的精度已经较为接近了。

其次,从运行时间来看,ML估计法最快,只要11.26 s左右;其次是本文方法,约为13.1 s;最慢的则是MAP估计法,总共大约需要2670 s。由于不需要重复迭代估计每个像素对应的超参数和高程值,本文方法的速度比MAP估计法整整提高了约200倍。

从以上两个方面的对比分析可知,本文方法在损失部分DEM精度的情况下,大大提高了系统的运算效率,非常有利于大规模数据情况下的处理。

4.2 仿真实验2

为了进一步验证本文方法的性能,我们采用一组更接近真实地形的仿真数据进行实验,该仿真数据是根据美国Isolation Peak(Colorado)国家公园的真实数字高程模型图^[5]得到的。其它仿真参数仍然与仿真实验1的参数一样。图6(a),6(b),6(c)分别为仿真得到的3个不同干涉通道对应的缠绕干涉相位图。图6(d)为Isolation Peak国家公园的真实DEM(458×157像素)。同样地,图6(a)的右侧边沿线为一条垂直高度差达137 m的峭壁,对应的干涉相位差分别为 12.8π , 8.5π 和 5.1π ,也不满足相位连续性的假设,而且比仿真实验1的情况更为严重,因此还是不能用传统的单基线相位解缠的方法对整个区域进行高程重建。

图6(e),6(f),6(g)分别为应用ML估计法、MAP估计法与本文方法得到的高程重建结果,其中高度大于140 m的像素均用140 m像素对应的灰度显示。3种方法所耗费的时间分别为24 s, 4.5 h和28 s左右,分别是仿真试验1对应方法所花时间的2倍、6

倍和2倍。由此可见,随着数据规模的扩大,MAP估计法所用时间的增长速度远远快于其它两种方法,其在运行效率上的劣势将会越来越明显。而ML估计法与本文方法在消耗时间的长度上是与像素的总个数成正比的,在大规模数据的情况下仍然具有较高的效率。

从图6(e)可以看出,ML估计法的高程重建结果明显比另外两种方法差。ML估计法、MAP估计法与本文方法的DEM平均误差分别为21.31 m, 0.65 m和-0.33 m,均方根误差分别为66.90 m, 10.20 m和7.74 m,归一化均方误差分别为0.9840, 0.0229和0.0132。可以发现,此时本文方法的效果与MAP估计法差不多,而且还要好一些。图6(h),6(i)分别为MAP估计法和本文方法的高程重建结果与真实DEM相减得到的高程误差图。从这两幅图可以看出,误差较大的像素主要都集中在边沿地区,这些地方地形变化较大,容易出现相位不连续的情况,因而精度没其它地方高。

从以上分析可知,本次仿真实验进一步验证了仿真实验1所得出的结论。

5 结论

为了在不明显降低高程重建精度的情况下,提高算法的运算效率,本文提出了一种改进的基于最大似然估计的多通道InSAR高程重建方法。该方法在ML估计法的基础上增加了坏点判断和加权滤波的环节,通过聚类分析和与相邻点的关系来判断目标像素是否为误差非常大的坏点,然后再利用加权均值滤波的方法将这些坏点剔除。这样,既保留了ML估计法速度快的特点,又提高了高程重建的精度。通过仿真和分析可以看出,本文方法既能够得到较好的DEM精度,同时又大大提高了算法的运行效率,非常有利于大规模数据情况下的处理。

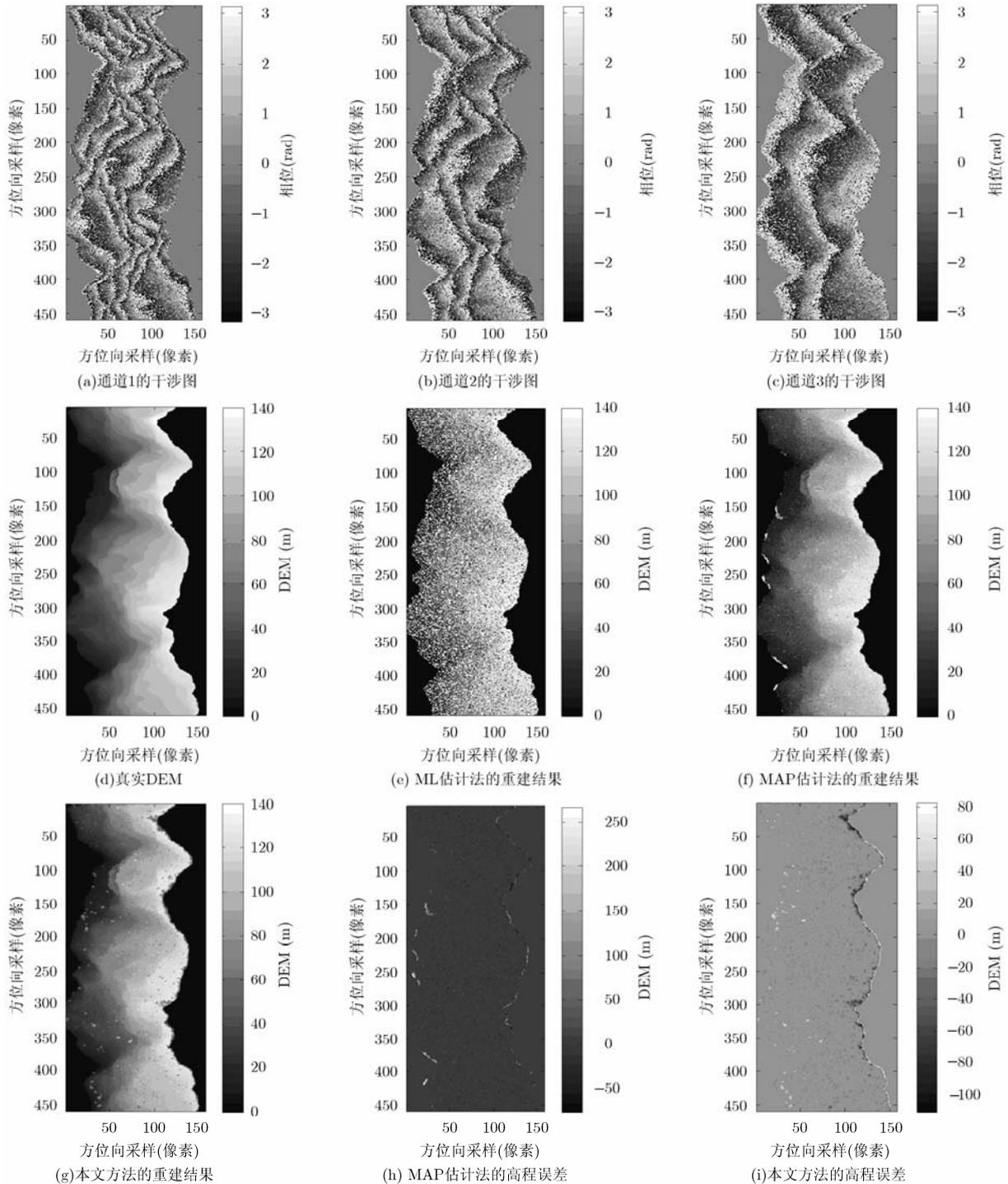


图6 仿真实验2的结果

参考文献

[1] Bamler R and Hartl P. Synthetic aperture radar interferometry[J]. *Inverse Problems*, 1998, 14(4): R1-R54.

[2] Ferretti A, Prati C, and Rocca F. Multibaseline InSAR DEM reconstruction: the wavelet approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 705-715.

[3] Pascazio V and Schirinzi G. Estimation of terrain elevation by multifrequency interferometric wide band SAR data[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2001, 8(1): 7-9.

[4] Krieger G, Hajnsek I, Papathanassiou K, et al. Interferometric Synthetic Aperture Radar (SAR) missions employing formation flying[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(5): 816-843.

[5] Ghiglia D and Pritt M. Two-dimensional Phase Unwrapping: Theory, Algorithms, and Software[M]. New York: Wiley, 1998:

- 1-475.
- [6] Pascazio V and Schirinzi G. Multifrequency InSAR height reconstruction through maximum likelihood estimation of local planes parameters[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(12): 1478-1489.
- [7] Ferraiuolo G, Pascazio V, and Schirinzi G. Maximum *a posteriori* estimation of height profiles in InSAR imaging[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2004, 1(2): 66-70.
- [8] Baselice F, Ferraioli G, and Pascazio V. DEM reconstruction in layover areas from SAR and auxiliary input data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 253-257.
- [9] Shabou A and Tupin F. A Markovian approach for DEM estimation from multiple InSAR data with atmospheric contributions[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 764-768.
- [10] Yuan Z, Li F, Deng Y, *et al.*. Multichannel InSAR DEM reconstruction through closed-form robust Chinese remainder theorem[C]. Proceedings of IGARSS'12, Munich, Germany, 2012: 4006-4009.
- [11] 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.
- [12] Yu H, Li Z, and Bao Z. A cluster-analysis-based efficient multibaseline phase-unwrapping algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(1): 478-487.
- 袁志辉: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为干涉合成孔径雷达及其相关技术.
- 邓云凯: 男, 1962年生, 研究员, 博士生导师, 长期从事 SAR 系统总体设计方面的研究工作.
- 李 飞: 男, 1976年生, 研究员, 硕士生导师, 研究方向为星载 SAR 和机载 SAR 系统总体设计.
- 王 宇: 男, 1981年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为单/双基 SAR 信号处理、双基干涉、机载 SAR 运动补偿、连续波 SAR 等.
- 柳 罡: 男, 1986年生, 博士生, 研究方向为干涉合成孔径雷达及其相关技术.