

## InSAR通道联合稀疏贝叶斯特征化成像

侯育星<sup>①</sup> 徐 刚<sup>\*②</sup>

<sup>①</sup>(陕西黄河集团有限公司 西安 710043)

<sup>②</sup>(东南大学信息科学与工程学院毫米波国家重点实验室 南京 210096)

**摘 要:** 针对干涉合成孔径雷达(InSAR)成像, 该文提出了一种通道联合结构化稀疏的贝叶斯成像算法, 可实现图像稀疏特征化增强, 以提升干涉相位噪声滤波和相干斑抑制性能。基于贝叶斯准则, 利用多层次统计模型建立稀疏成像模型, 结构化稀疏表示InSAR图像。在稀疏成像求解中, 利用最大期望(EM)算法进行图像重构和多层级统计参数估计。由于能够联合利用通道稀疏统计特性, 所提算法能够有效提升InSAR幅度和相位噪声滤波性能。最后, 通过实验分析进一步验证该算法的有效性。

**关键词:** 干涉合成孔径雷达; 通道联合稀疏; 贝叶斯; 干涉相位滤波; 相干斑抑制

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2018)06-0750-08

DOI: 10.12000/JR18100

**引用格式:** 侯育星, 徐刚. InSAR通道联合稀疏贝叶斯特征化成像[J]. 雷达学报, 2018, 7(6): 750–757. DOI: 10.12000/JR18100.

**Reference format:** Hou Yuxing and Xu Gang. Feature enhancement of interferometric synthetic aperture radar image formation using sparse bayesian learning in joint sparsity approach[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(6): 750–757. DOI: 10.12000/JR18100.

## Feature Enhancement of Interferometric Synthetic Aperture Radar Image Formation Using Sparse Bayesian Learning in Joint Sparsity Approach

Hou Yuxing<sup>①</sup> Xu Gang<sup>\*②</sup>

<sup>①</sup>(Shaanxi Huanghe Group Co., LTD, Xi'an 710043, China)

<sup>②</sup>(State Key Laboratory of Millimeter Waves, School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** A novel sparse Bayesian learning approach with a joint sparsity model is proposed for Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) image formation to realize the feature enhancements of interferometric phase denoising and speckle reduction. Using Bayesian rules, sparse image formation is achieved using a hierarchical statistical model. In particular, structured sparsity with joint channels is imposed on the InSAR images. During sparse imaging, an Expectation-Maximization (EM) method is employed for image formation and hyper-parameter estimation. Using joint sparsity statistics, the performance of the noise reduction on the magnitude and phase of InSAR images can be improved. Finally, experimental analysis is performed using simulated and measured data to confirm the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR); Joint sparsity; Bayesian; Interferometric phase de-noising; Speckle reduction

收稿日期: 2018-11-26; 改回日期: 2018-12-18

\*通信作者: 徐刚 gangxu@seu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(61701106); 江苏省自然科学基金项目(BK20170698); 陕西省创新人才推进计划-青年科技新星项目(S2019-ZC-XXXM-0035)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61701106), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20170698), The Innovative Talent Promotion Program of Shaanxi Province-Youth Science and Technology New Star Project (S2019-ZC-XXXM-0035)

## 1 引言

基于传统合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR) 2维成像, 干涉合成孔径雷达(Interferometric SAR, InSAR)通过在高度向配置基线, 利用多个天线相位中心在高度上的差异能够获取目标场景多视角观测, 具备对观测场景3维测绘的能力<sup>[1-3]</sup>。相应地, InSAR在数字高程测绘(Digital Elevation Model, DEM)生成、场景高度估计和地形变化检测等方面已经得到了广泛应用<sup>[4,5]</sup>。在InSAR处理中, 获取高精度的干涉相位是其中一项关键技术。然而, 干涉相位不可避免的存在噪声是InSAR固有问題, 这是因为通道之间视角差异引入SAR复图像之间的去相干问题, 对应干涉相位噪声<sup>[6]</sup>。在幅度方面, 相干斑噪声是SAR图像典型性特征, 这是由SAR成像的相干积累特性所决定的。直观地讲, 相干斑噪声造成相同散射介质的物体在SAR图像幅度表现出“椒盐”噪声特性, 从而影响目标的分类和识别。因此, InSAR干涉图像幅度和相位同时存在噪声问题。为了满足后续图像应用的要求, InSAR图像的相干斑抑制和相位噪声滤波处理是必要过程。

近十几年来, 许多学者较为系统的研究了干涉相位噪声滤波和相干斑抑制算法<sup>[7-10]</sup>。在现有大多数研究工作中, 干涉相位噪声建模为加性噪声模型<sup>[11,12]</sup>, 而相干斑则基于乘性噪声模型假设。绝大多数算法都是基于场景目标局部平稳假设, 即同一散射介质目标相邻散射系数具有平稳特性, 并且目标高度上连续变化(除了边缘区域)。近几年来, 越来越多的学者研究利用结合幅度和相位提高两者噪声抑制的性能。文献<sup>[13,14]</sup>提出了一种联合幅度和干涉相位的稀疏正则化算法, 通过联合构造幅相差分(Total Variation, TV)字典进行联合稀疏约束, 以提升在城区场景的降噪能力。在文献<sup>[15]</sup>中, 作者的前期工作研究了利用自适应表征字典进行InSAR图像干涉相位和幅度的联合稀疏表征, 在稀疏成像中能够实现幅相滤波的特征化增强。文献<sup>[16]</sup>利用InSAR干涉处理, 构造稀疏字典进行InSAR图像稀疏化表征, 实现在降数据率采样下的图像重构。

在稀疏信号处理中, 贝叶斯算法作为一种典型性的算法理论, 相比其他算法, 具有更高的稳健性和精度。相应的, 稀疏贝叶斯算法在雷达成像中得到了较为广泛的研究和应用。进一步, 结构化稀疏贝叶斯成像被提出用于提升雷达成像性能。文献<sup>[17]</sup>研究了联合稀疏模型在稀疏ISAR(Inverse SAR, ISAR)成像中的应用。文献<sup>[18]</sup>研究了结构化统计模型在ISAR成像中的应用。在文献<sup>[19]</sup>中, 作者的前期工作研究了结构化稀疏贝叶斯模型在ISAR成

像中的应用。文献<sup>[17-19]</sup>都是利用ISAR图像中散射目标相邻结构相关性以提升成像性能, 其区别在于统计建模和算法求解的差异。对于InSAR而言, 通道之间具有相干性, 利用其相干性, 通过结构化贝叶斯方法联合通道图像处理, 能够进一步提升干涉相位滤波和相干斑抑制的性能, 对应本文的主要研究内容。

本文提出了一种基于贝叶斯联合通道稀疏的InSAR成像算法, 通过贝叶斯结构化稀疏化表征, 提升干涉相位噪声滤波和相干斑抑制性能。首先, 基于贝叶斯准则建立InSAR成像模型, 通过多层级统计建模, 将InSAR复图像联合幅度和干涉相位, 建立为结构化稀疏统计模型。然后, 利用最大期望(EM, Expectation Maximization)算法进行InSAR图像重构和多层级统计参数估计。相比较文献<sup>[15]</sup>的方法, 本文方法由于利用贝叶斯结构化稀疏模型, 能够进一步提升InSAR图像幅度和相位噪声滤波的能力。最后, 通过实验分析进一步验证本文算法的有效性。

## 2 InSAR信号模型

图1所示InSAR成像几何, 在SAR成像基础上, InSAR通过在高度向增加通道数, 即通道1, 2, ...,  $L$  (本文主要考虑两个通道情况, 此时 $L=2$ ), 可实现对目标场景不同高度视角的观测。InSAR与SAR 2维成像几何相同, 平台飞行方向为方位向, 对应图1中 $X$ 轴, 与 $X$ 轴垂直的波束指向为距离向, 对应图1中的 $Y$ 轴。如图1所示, 在方位时间 $t$ 时刻, 通道 $l$ 与目标 $P$ 的距离可以表示为 $R_l(t)$ 。假设已经利用SAR算法进行成像处理, 此时数据在距离时域和方位多普勒域, 第 $l$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ )个通道的信号可以表示为

$$s_l = T_l a_l + \hat{n}_l \quad (1)$$

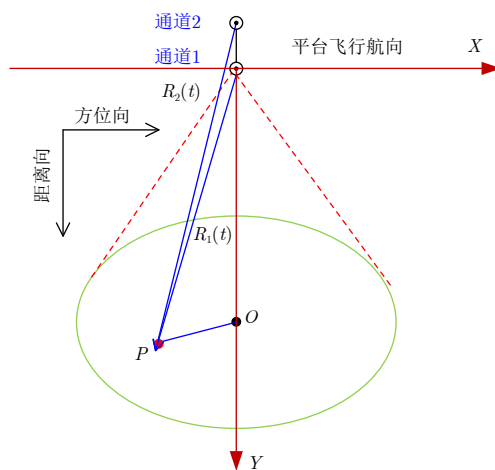


图1 InSAR成像几何示意图

Fig. 1 InSAR imaging geometry

式中,  $s_l$  为第  $l$  个通道距离压缩方位频域数据,  $a_l$  为第  $l$  个通道的SAR复图像,  $T_l$  表示方位傅立叶变换矩阵, 对应SAR投影算子(更为复杂的, 若  $s_l$  为回波数据,  $T_l$  对应距离和方位回波调制的SAR投影算子),  $\hat{n}_l$  对应第  $l$  个通道的噪声, 包含雷达系统噪声。此时, 若直接对  $s_l$  进行方位傅里叶变换即可获得第  $l$  个通道的SAR图像。由前面引言中的分析可知, InSAR图像存在干涉相位噪声和幅度相干斑。此处, 本文考虑在成像处理过程中, 进行特征化增强处理以实现相位滤波, 这种方式区别于一般的SAR图像后续处理方法<sup>[15]</sup>。为了进行噪声抑制, 本文将  $a_l$  分解成两个部分: 待成像重构的“干净无噪声”的SAR图像  $b_l$  和噪声项  $\hat{n}_l$ 。此处, 可以认为  $b_l$  是降噪处理后的结果, 其幅度和相位均是噪声滤波后的。相应的, 式(1)可以改写成

$$s_l = T_l(b_l + \hat{n}_l) + \hat{n}_l = T_l b_l + n_l \quad (2)$$

式中,  $n_l = T_l \hat{n}_l + \hat{n}_l$  表示总的噪声分量, 包含InSAR幅相噪声。基于式(2), 本文的主要目的是从数据  $s_l$  直接重构  $b_l$ , 实现干涉相位噪声和相干斑抑制。

### 3 所提方法

#### 3.1 成像模型

在第2节中, 式(2)实质是一个求逆以及降噪问题。在文献<sup>[15]</sup>中, 作者的前期工作已经研究了利用自适应表征字典实现InSAR图像稀疏化表征, 其稀疏成像模型为

$$\hat{b}_l = \arg \min_{b_l} \left[ \|s_l - T_l b_l\|_2^2 + \frac{2\sigma_{n_l}^2}{\sigma_b} \|\Phi_l b_l\|_1 \right] \quad (3)$$

式中,  $\|\cdot\|_1$  和  $\|\cdot\|_2$  分别为向量1-范数和2-范数,  $\sigma_b$  和  $\sigma_{n_l}^2$  为统计建模中图像  $b_l$  和噪声  $n_l$  的统计参数<sup>[15]</sup>,  $\Phi_l$  为自适应表征字典, 以稀疏化表征第  $l$  个通道的SAR图像。式(3)中,  $\Phi_l = \psi P_l$  由两部分组成, 其中  $\psi$  为复数小波基,  $P_l$  为相位矩阵。对于两个通道而言,  $b_1 = \text{diag}[\exp(j \cdot \arg(b_2))]$  和  $P_2 = \text{diag} \cdot [\exp(-j \cdot \arg(b_1))]$ 。显然可见,  $\Phi_l$  的目的是通过补偿另外一个通道的相位, 进行干涉相位处理, 然后利用小波变换对复图像, 包含幅度和干涉相位, 进行联合稀疏表征, 这样可以克服单幅SAR图像相位随机的特性, 同时, 干涉相位处理便于后续的相位噪声滤波。其中, 选择小波基作为稀疏字典的依据是利用InSAR图像幅度和相位的局部相关性, 小波变换可实现图像压缩, 更为详细的分析可参考文献<sup>[15]</sup>。通过求解式(3)可实现稀疏特征化成像, 达到相位和幅度噪声滤波的效果。在实际中, InSAR图像之间是相干的, 利用联合通道图像处理可利用此相干信息, 提升稀疏特征化成像的性能, 即

$$\begin{aligned} & (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_L) \\ & = \arg \min_{b_1, \dots, b_L} \left[ \sum_{l=1}^L \frac{\|s_l - T_l b_l\|_2^2}{\sigma_{n_l}^2} + \frac{2}{\sigma_b} \|\bar{B}\|_{2,1} \right], \\ & \bar{B} = [\Phi_1 b_1 \quad \Phi_1 b_2 \quad \dots \quad \Phi_L b_L] \end{aligned} \quad (4)$$

式中,  $\|\cdot\|_{2,1}$  为矩阵的21-范数, 相比于式(3), 式(4)能够利用通道之间的联合稀疏特性, 这在稀疏信号处理中经常被用到。由于式(4)的成像模型, 缺乏统计上普适的表示意义, 本文拟从贝叶斯角度, 通过建立联合多通道结构化稀疏模型, 构建联合特征化成像算法。

通过贝叶斯建模, 将  $b_l$  建立为联合统计模型, 其概率密度函数可以表示为

$$\begin{aligned} p(b; \Sigma_b) &= \mathbb{CN}(b|0, \Sigma_b) \\ &= \frac{1}{\pi^{M \cdot N \cdot L} \cdot \det(\Sigma_b)} \\ &\quad \cdot \exp \left[ -(\Phi_l b)^H \Sigma_b^{-1} \Phi_l b \right] \end{aligned} \quad (5)$$

式中,  $b = [b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_L]$ ,  $\Sigma_b \in \mathbb{C}^{M \cdot N \cdot L \times M \cdot N \cdot L}$  为  $\bar{B}$  的协方差矩阵, 用于表示  $\Phi_l b_l$  之间的相关性,  $M$  和  $N$  分别为距离和方位采样数,  $\det(\Sigma_b)$  为  $\Sigma_b$  的行列式。其中,  $\Sigma_b$  可以进一步表示为

$$\Sigma_b = \begin{bmatrix} C_1 & & \\ & \ddots & \\ & & C_{M \cdot N} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中,  $C_{mn} \in \mathbb{C}^{L \times L}$  为图像  $\Phi_l b$  第  $(m, n)$  个像素的协方差矩阵。为了对通道之间相关性进行建模,  $C_{mn}$  表示为  $C_{mn} = \gamma_{mn} \cdot R_{mn}$ , 其中  $\gamma_{mn}$  为一个非负的参数,  $R_{mn}$  表示相关矩阵。简单起见, 令  $R_{mn} = R$ , 并且  $R$  可以表示为

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r & \dots & r \\ r & 1 & \dots & r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r & r & \dots & 1 \end{bmatrix}, \quad r > 0 \quad (7)$$

由式(6)和式(7)可知, 参数  $\gamma_{mn}$  用来控制通道像素之间的相关性大小,  $\gamma_{mn}$  越小表示不同通道像素之间相干性越差, 越不相关。相应地, 本文称式(5)–式(7)为结构化稀疏模型。在似然函数统计建模中, 将  $n_l$  建模为每个分量独立同分布的复高斯噪声模型, 那么联合通道的似然函数可以表示为

$$\begin{aligned} p(s|b; \alpha) &= \prod_{l=1}^L \mathbb{CN}(s_l | T_l b_l, \alpha^{-1} I) \\ &= \left(\frac{\alpha}{\pi}\right)^{M \cdot N \cdot L} \prod_{l=1}^L \exp \left[ -\alpha \cdot \|s_l - T_l b_l\|_2^2 \right], \\ s &= [s_1 \quad s_2 \quad \dots \quad s_L] \end{aligned} \quad (8)$$

式中,  $\alpha$ 为噪声方差的倒数。

基于式(5)和式(8), 由贝叶斯准则求得最大后验概率密度函数

$$p(\mathbf{s}|\mathbf{b}; \alpha, \Sigma_b) = \frac{p(\mathbf{s}|\mathbf{b}; \alpha) \cdot p(\mathbf{b}; \Sigma_b)}{p(\mathbf{s})} \quad (9)$$

$$= \text{CN}(\mathbf{b}|\mu_b, \Sigma_b)$$

其中,

$$\left. \begin{aligned} \mu_l &= \alpha \Sigma_l T_l^H \mathbf{s}_l \\ \Sigma_l &= (\Phi_l^H \Sigma_b^{-1} \Phi_l + \alpha T_l^H T_l)^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

至此, 基于贝叶斯建模, 本文已经建立了联合通道稀疏成像模型。假设给定一组估计参数 $\Theta = \{\alpha, \Sigma_b\}$ ,  $\mathbf{b}_l$ 的最大后验概率估计为 $\hat{\mathbf{b}}_l = \mu_l$ 。在实际中, 由于InSAR数据量通常较大, 因此式(10)中的矩阵求逆运算量巨大, 为了避免矩阵求逆,  $\mathbf{b}_l$ 可以利用求解线性方程求得

$$(\Phi_l^H \Sigma_b^{-1} \Phi_l + \alpha T_l^H T_l) \mathbf{b}_l = \alpha T_l^H \mathbf{s}_l \quad (11)$$

式(11)的问题可以通过共轭梯度算法进行求解, 参考文献[20], 利用句柄操作直接对2维图像 $\mathbf{s}_l$ 或者 $\mathbf{b}_l$ 进行距离和方位分维度处理, 而不拉成向量操作, 能有效提高算法的实际可行性。贝叶斯方法利用EM算法将问题求解分解为图像 $\mathbf{b}_l$ 重构和参数 $\Theta$ 的估计两个部分, 两个部分交替迭代, 构成一个整体。

### 3.2 算法求解

为了得到参数 $\Theta$ 的估计值, 通过可以利用最大似然估计方法求得, 其中2次型估计算子[17]可以表示为

$$Q(\Theta) = \langle \ln p(\mathbf{s}, \mathbf{b}; \Theta) \rangle_{\mathbf{b}|\mathbf{s}; \Theta^{(\text{old})}} = \langle \ln p(\mathbf{b}; \Sigma_b) \rangle_{\mathbf{b}|\mathbf{s}; \Theta^{(\text{old})}} + \langle \ln p(\mathbf{s}|\mathbf{b}; \alpha) \rangle_{\mathbf{b}|\mathbf{s}; \Theta^{(\text{old})}} \quad (12)$$

式中,  $\langle \cdot \rangle_{q(x)}$ 表示对 $q(x)$ 的期望,  $\Theta^{(\text{old})}$ 表示前一迭代过程的估计值。在式(12)中,  $Q(\Theta)$ 可以分解为两个独立部分, 分别为:

$$Q(\Sigma_b) = \langle \ln p(\mathbf{b}; \Sigma_b) \rangle_{\mathbf{b}|\mathbf{s}; \Theta^{(\text{old})}}$$

$$Q(\alpha) = \langle \ln p(\mathbf{s}|\mathbf{b}; \alpha) \rangle_{\mathbf{b}|\mathbf{s}; \Theta^{(\text{old})}} \quad (13)$$

分别代表对 $\Sigma_b$ 和 $\alpha$ 的最大估计值。

(1)  $\gamma_{mn}$ 和 $r$ 估计由式(5)、式(10)和式(13), 可以得到

$$Q(\Sigma_b) \propto - \sum_{mn=1}^{M \cdot N} \ln(\det(C_{mn}))$$

$$- \text{Tr} \left( \Sigma_b^{-1} \left( \Sigma_{b'} + \mu_{b'} (\mu_{b'})^H \right) \right),$$

$$\Sigma_{b'} = \Phi_l^H \Sigma_b \Phi_l, \mu_{b'} = \Phi_l^H \mu_l \quad (14)$$

设定 $Q(\Sigma_b)$ 在 $C_{mn}$ 处的导数为零,  $C_{mn}$ 的估计算子

表示为

$$C_{mn} \leftarrow \Sigma_{b'}^{mn} + \mu_{b'}^{mn} (\mu_{b'}^{mn})^H \quad (15)$$

式(15)中,  $\Sigma_{b'}^{mn}$ 和 $\mu_{b'}^{mn}$ 对应2维SAR图像第 $(m, n)$ 个像素联合通道矢量的协方差和均值。那么,  $\gamma_{mn}$ 和 $r$ 的估计算子为

$$\left. \begin{aligned} \gamma_{mn} &\leftarrow \text{Tr}(C_{mn}) \\ r &\leftarrow \frac{\text{Mean}(\gamma_{mn}^{-1} C_{mn}) - L}{L^2 - L} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

为了避免过度拟合过程, 通过实验分析和经验获得,  $r$ 的取值不大于0.25。

(2)  $\alpha$ 估计通过式(8)、式(9)和式(12), 可以得到

$$Q(\alpha) \propto M \cdot N \cdot L \cdot \ln \alpha - \sum_{l=1}^L \alpha \cdot \|\mathbf{s} - T_l \mu_l\|_2^2$$

$$- \alpha \cdot \text{Tr}(T_l \Phi_l \Sigma_b \Phi_l^H T_l^H) \quad (17)$$

设定 $Q(\alpha)$ 在 $\alpha$ 处的导数为零,  $\alpha$ 的估计算子表示为

$$\alpha \leftarrow \frac{M \cdot N \cdot L}{\sum_{l=1}^L \|\mathbf{s} - T_l \mu_l\|_2^2 - \text{Tr}(T_l \Phi_l \Sigma_b \Phi_l^H T_l^H)} \quad (18)$$

利用以上参数估计算法, 用于估计式(10)中 $\mu_l$ 和 $\Sigma_l$ , 通过不断迭代, 直至收敛, 最终可以获得稀疏成像结果, 其算法流程框图如表1所示。需要指出的是, 本文的方法通过联合通道贝叶斯结构化稀疏建模, 能够提升稀疏特征化结果, 对应更好的干涉相位噪声滤波和相干斑抑制结果。

**运算量分析:** 通过分析可知, 本文算法的主要运算量在于式(10)和式(11)中 $\mu_l$ 和 $\Sigma_l$ 的计算, 即矩阵的求逆操作。为了避免矩阵求逆, 前面已经分

表 1 本文算法流程框图

Tab. 1 Algorithm flow chart in this paper

#### InSAR稀疏贝叶斯特征化成像算法

输入: 预处理多通道数据 $\mathbf{s}_l$ 和观测矩阵 $T_l$

WHILE循环(符合迭代条件时)

(1) 稀疏成像

(a) 利用式(3)更新自适应表征字典 $\Phi_l$ 中的 $P_l$ 部分;

(b) 利用式(10)和式(11)更新 $\mu_l$ 和 $\Sigma_l$ 。

(2) 参数估计

(a) 利用式(16)估计 $\gamma_{mn}$ 和 $r$ , 更新协方差矩阵 $\Sigma_b$ ;

(b) 利用式(17)更新噪声参数 $\alpha$ 。

END

输出: 特征化重构图像 $\hat{\mathbf{b}}_l = \mu_l$ 。



析,可以利用式(11)通过共轭梯度算法求解。对于式(11)而言,其运算复杂度主要依赖于 $\mathbf{T}_1$ 和 $\mathbf{T}_1^H$ 操作,分别对应于SAR投影算子以及其逆过程操作,在本文中为方位傅立叶变换矩阵及其逆变换矩阵,其运算复杂度为 $O(M \cdot N \cdot \log_2 N)$ 。假设EM算法迭代次数为 $N_{EM}$ ,在每次迭代中,求解式(11)的共轭梯度迭代次数为 $N_{CG}$ ,那么本文算法的运算量为 $O(L \cdot N_{EM} \cdot N_{CG} \cdot M \cdot N \cdot \log_2 N)$ 。其中,运算量与通道数 $L$ 成正比。

#### 4 实验分析

下面通过实验分析以验证本文算法的有效性,并通过与现有方法比较,揭示本文算法的优势。在本节中,将实验分为2个部分。第1个实验部分为仿真数据实验,第2个部分为实测数据实验,包含山区数据和城区数据。下面所有实验均在个人电脑进行运行,电脑配置为CPU 3.50 GHz双核处理器,编程软件为R2015b版本MATLAB。

在仿真数据实验中,理想情况下图像幅度和干

涉相位值如图2(a)和图2(b)所示。其中,幅度值对应平地 and 山区两个区域,每个区域对应相同的散射系数。图2(c)和图2(d)对应存在相干斑和相位噪声的图像。为了抑制噪声,利用本文算法进行稀疏化特征成像处理,其成像结果如图2(e)和图2(f)所示。可见,幅度的相干斑噪声和干涉相位噪声都得到了很好的抑制。为了更好地评估本文算法的性能,此处本文利用小波变换相位滤波<sup>[21]</sup>算法进行比较,其结果如图2(g)所示。通过比较图2(e)和图2(g)可知,本文算法在地形平坦区域和高度陡变区域具有更好的相位滤波效果。图2(h)和图2(i)进一步给出两种算法结果与真实相位的差异图。通过比较可知,本文算法的相位估计误差更小。同时,计算了两种算法相位估计的均方误差,本文算法和文献[21]算法结果分别为 $0.0082 \text{ rad}^2$ 和 $0.0405 \text{ rad}^2$ ,与图2(h)和图2(i)一致。在运算量方面,EM算法的迭代次数设置为20,算法可近似达到收敛,此时两个通道图像处理时间约为118 s。

在实测数据实验中,我们利用RADARSAT-2

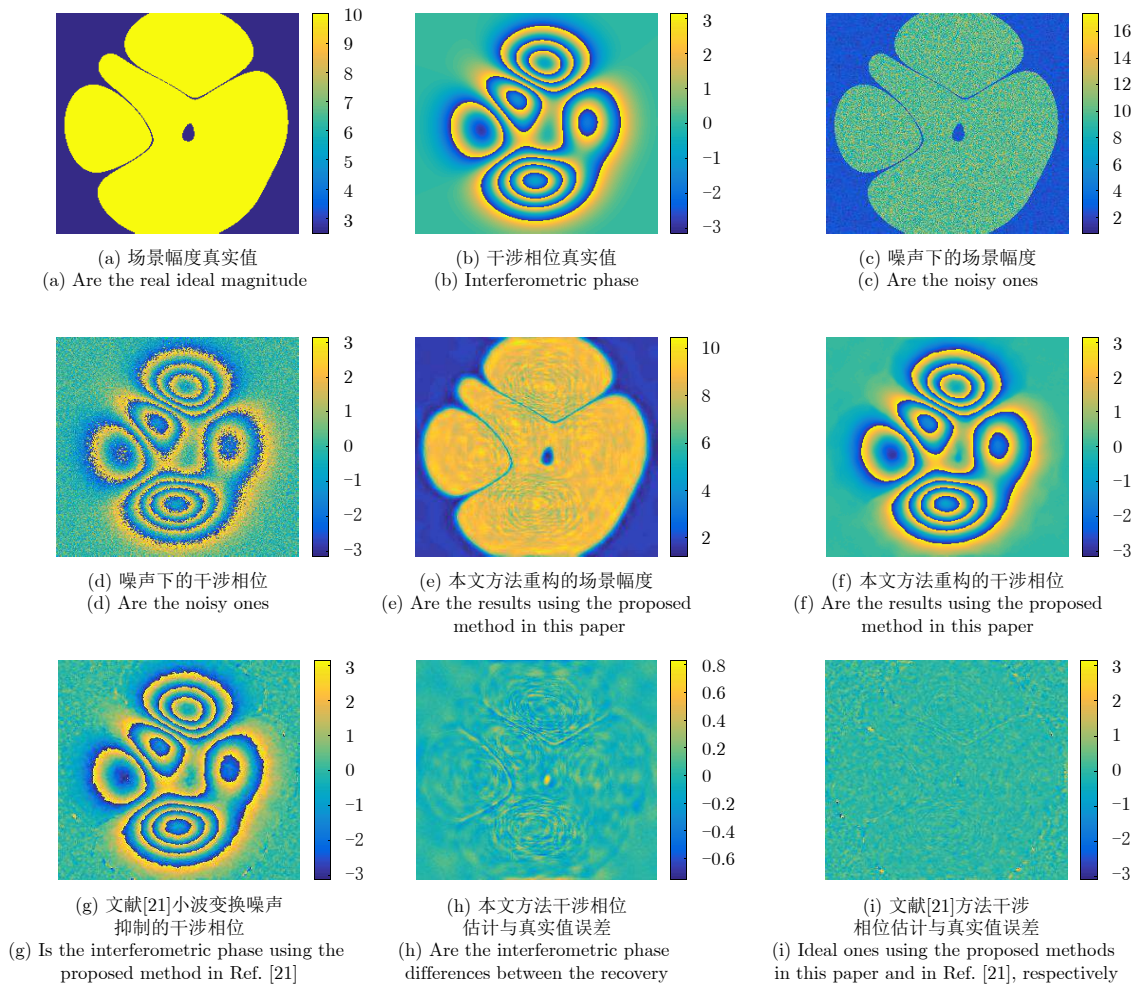


图 2 仿真数据实验

Fig. 2 Simulated data experiments

重复航过干涉数据进行实验, 每个通道为单视复(Single Look Complex, SLC)图像。两个通道的录取回波数据间隔时间为24 h, 并被应用于DEM生成, 可以用来高程估计。在第一个实验中, 选取山区场景的部分数据。通道1幅度的图像如图3(a)所示, 两个通道的原始干涉相位如图3(b)所示。明显可见, 干涉相位存在噪声, SAR幅度图像存在相干斑。然后, 利用稀疏特征化增强的方法, 在稀疏成像中进行噪声滤波处理。其中, 本文利用文献[15]中作者前期工作的算法作为对比。在稀疏化表征中, 都选择双树小波变换作为稀疏表征字典。图3(d)–图3(i)分别为文献[15]和本文方法的成像结果。相比传统SAR成像, 两种稀疏方法都能够较为有效的进行干涉相位噪声滤波和相干斑抑制。同时, 我们给出了传统SAR成像、文献[15]和本文方法结果的相位“残点”, 如图3(c)、图3(f)和图3(i)所示。可见, 文献[15]和本文方法在山区地形陡变部分, 能够保留一定的细节信息。相比于文献[15], 本文方法在地形平坦局域具有更好的滤波效果。需要指出的是, 文献[15]和本文方法由于稀疏字典构造等局

限性因素, 其滤波效果具有一定的低通特性, 这是后续工作需要改进的地方。

第2个实验部分, 本文选取城区场景进行实验。文献[15]和本文的成像结果如图4所示。由图4可知, 本文的方法在在建筑物区域具有更好的噪声抑制能力, 同时在能够较好地避免相位的不连续性, 相应地, 干涉相位图像的突变区域对应幅度图像的突变部分, 表现为观测场景建筑物的边缘区域。为了定性分析, 本文通过计算图像的等效视数(Equivalent Number of Looks, ENL)评估相干斑抑制的性能, 其定义为 $ENL = \frac{\mu_{enl}^2}{\sigma_{enl}^2}$ , 其中 $\mu_{enl}$ 和 $\sigma_{enl}^2$ 分别为均匀场景区域强度图像的均值和方差。本文选取2个不同场景区域, 以目标像素为中心, 通过加窗(大小 $11 \times 11$ )选取相邻窗口像素计算ENL, 其结果如表2所示。由表2可知, 传统SAR成像的ENL结果近似为1, 与使用的单视复图像一致。可见, 本文的算法能够更加有效实现在同一散射介质区域的相干斑噪声抑制。相比于文献[15]的方法, 本文算法可以取得更大的ENL值, 对应较好的相干斑抑制性

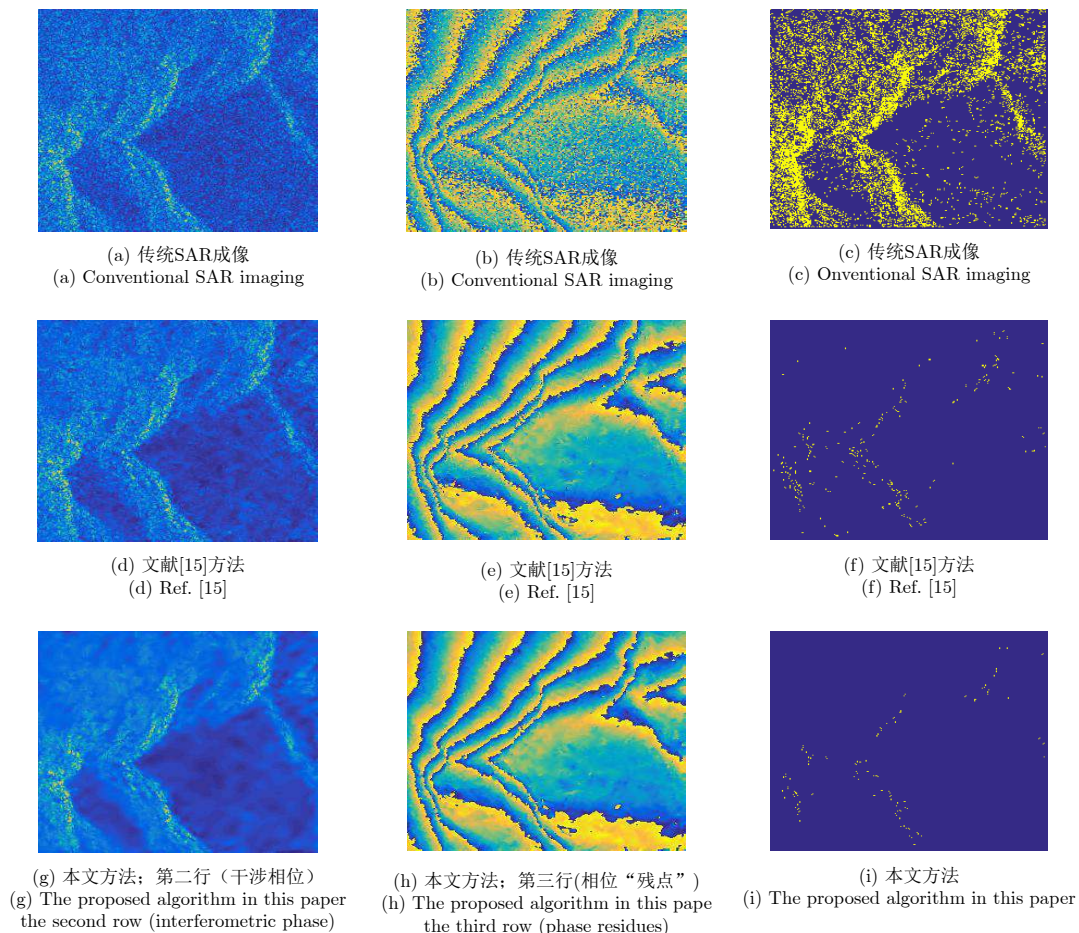


图3 山区场景成像结果

Fig. 3 Imaging results on mountain scenes



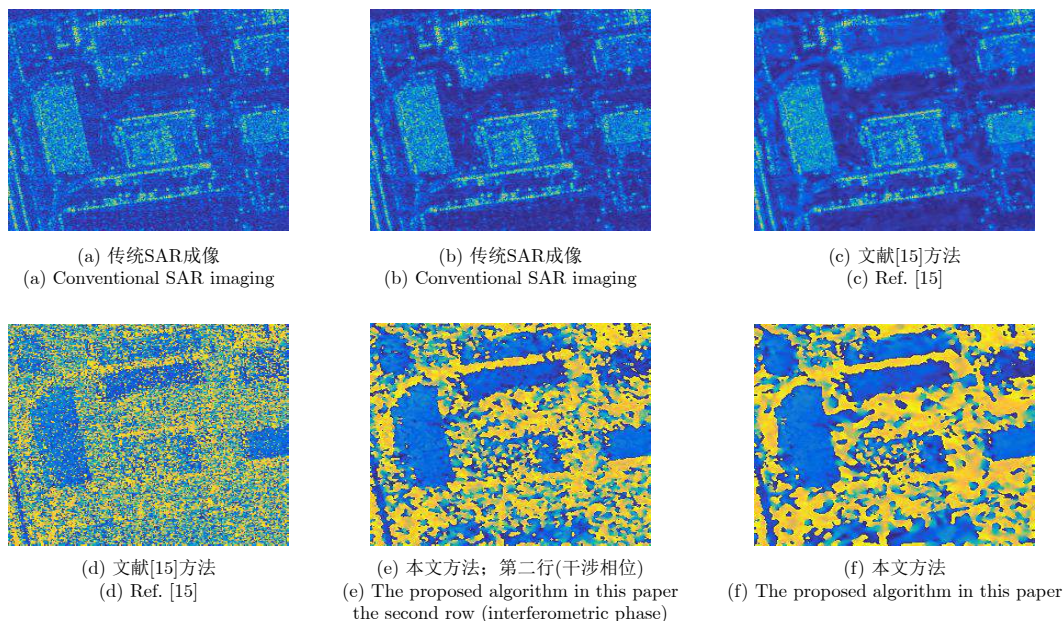


图4 城区场景成像结果

Fig. 4 Imaging results on urban scenes

表2 ENL估计

Tab. 2 ENL estimates

不同成像算法	区域1	区域2
传统SAR成像	0.8978	0.9742
文献[15]的方法	24.9886	96.2014
本文方法	30.1216	102.3843

能,这得益于算法的结构化稀疏贝叶斯模型。为了评估算法对于独立散射点的分辨率保持能力,利用孤立散射点进行分辨率测量。传统SAR成像2维分辨率为 $2.67\text{ m} \times 4.13\text{ m}$ (理论值为 $1.92\text{ m} \times 3.27\text{ m}$ )。文献[15]和本文算法分辨率与传统成像比较接近,图5给出了方位脉冲响应形式,图中蓝色、红色和黑色分别对应传统成像、文献[15]和本文方法结果。

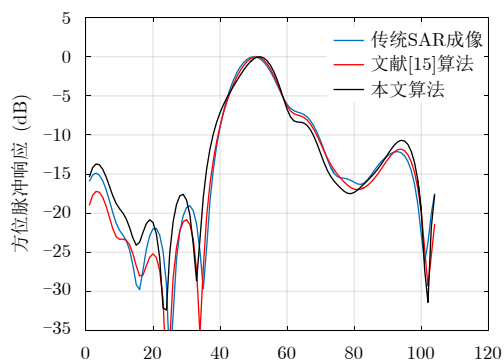


图5 方位成像脉冲响应

Fig. 5 Pulse response of azimuth imaging.

## 5 结论

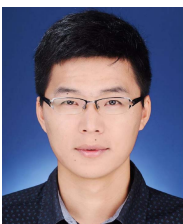
本文针对InSAR稀疏成像,提出了一种通道联合的结构化稀疏贝叶斯成像算法。基于贝叶斯准则建立了联合通道结构化稀疏模型,并通过EM算法进行了图像重构和参数估计,相比于传统稀疏算法,本文算法利用了通道之间联合稀疏的相关特性,能够更加有效地提高InSAR成像算法中的噪声滤波特性,降低幅度噪声和相位噪声对成像结果的影响,实验结果证明了本文算法的有效性。

## 参考文献

- [1] Goldstein R M, Zebker H A, and Werner C L. Satellite radar interferometry: Two-dimensional phase unwrapping[J]. *Radio Science*, 1988, 23(4): 713–720. DOI: [10.1029/RS023i004p00713](#).
- [2] 斯奇, 王宇, 邓云凯, 等. 一种基于最大后验框架的聚类分析多基线干涉SAR高度重建算法[J]. *雷达学报*, 2017, 6(6): 640–652. DOI: [10.12000/JR17043](#).  
Si Qi, Wang Yu, Deng Yun-kai, et al. A novel cluster-analysis algorithm based on MAP framework for multi-baseline InSAR height reconstruction[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(6): 640–652. DOI: [10.12000/JR17043](#).
- [3] 邓云凯, 王宇. 先进双基SAR技术研究(英文)[J]. *雷达学报*, 2014, 3(1): 1–9. DOI: [10.3724/SP.J.1300.2014.13089](#).  
Deng Yun-kai and Wang R. Exploration of advanced bistatic SAR experiments[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(1): 1–9. DOI: [10.3724/SP.J.1300.2014.13089](#).
- [4] Kwok R and Fahnstock M A. Ice sheet motion and topography from radar interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996,

- 34(1): 189–200. DOI: [10.1109/36.481903](https://doi.org/10.1109/36.481903).
- [5] Cloude S R and Papathanassiou K P. Polarimetric SAR interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(5): 1551–1565. DOI: [10.1109/36.718859](https://doi.org/10.1109/36.718859).
- [6] López-Martínez C and Fàbregas X. Modeling and reduction of SAR interferometric phase noise in the wavelet domain[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(12): 2553–2566. DOI: [10.1109/TGRS.2002.806997](https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.806997).
- [7] Kuan D T, Sawchuk A A, Strand T C, *et al.*. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise[J]. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1985, PAMI-7(2): 165–177. DOI: [10.1109/TPAMI.1985.4767641](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1985.4767641).
- [8] Wu N, Feng D Z, and Li J X. A locally adaptive filter of interferometric phase images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2006, 3(1): 73–77. DOI: [10.1109/LGRS.2005.856703](https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.856703).
- [9] 李杭, 梁兴东, 张福博, 等. 基于高斯混合聚类的阵列干涉SAR三维成像[J]. 雷达学报, 2017, 6(6): 630–639. DOI: [10.12000/JR17020](https://doi.org/10.12000/JR17020).  
Li Hang, Liang Xing-dong, Zhang Fu-bo, *et al.*. 3D imaging for array InSAR based on Gaussian mixture model clustering[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(6): 630–639. DOI: [10.12000/JR17020](https://doi.org/10.12000/JR17020).
- [10] 丁斌, 向茂生, 梁兴东. 射频干扰对机载P波段重复轨道InSAR系统的影响分析[J]. 雷达学报, 2012, 1(1): 82–90. DOI: [10.3724/SP.J.1300.2012.10062](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2012.10062).  
Ding Bin, Xiang Mao-sheng, and Liang Xing-dong. Analysis of the effect of radio frequency interference on repeat track airborne InSAR system[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 82–90. DOI: [10.3724/SP.J.1300.2012.10062](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2012.10062).
- [11] Meng D, Sethu V, Ambikairajah E, *et al.*. A novel technique for noise reduction in InSAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(2): 226–230. DOI: [10.1109/LGRS.2006.888845](https://doi.org/10.1109/LGRS.2006.888845).
- [12] Zha X J, Fu R S, Dai Z Y, *et al.*. Noise reduction in interferograms using the wavelet packet transform and wiener filtering[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(3): 404–408. DOI: [10.1109/LGRS.2008.916066](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.916066).
- [13] Denis L, Tupin F, Darbon J, *et al.*. Joint regularization of phase and amplitude of InSAR data: application to 3-D reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(11): 3774–3785. DOI: [10.1109/TGRS.2009.2023668](https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2023668).
- [14] Shabou A, Baselice F, and Ferraioli G. Urban digital elevation model reconstruction using very high resolution multichannel InSAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(11): 4748–4758. DOI: [10.1109/TGRS.2012.2191155](https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2191155).
- [15] Xu G, Xing M D, Xia X G, *et al.*. Sparse regularization of interferometric phase and amplitude for InSAR image formation based on Bayesian representation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(4): 2123–2136. DOI: [10.1109/TGRS.2014.2355592](https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2355592).
- [16] Li L C, Li D J J, and Pan Z H. Compressed sensing application in interferometric synthetic aperture radar[J]. *Science China Information Sciences*, 2017, 60(10): 102305. DOI: [10.1007/s11432-016-9017-6](https://doi.org/10.1007/s11432-016-9017-6).
- [17] Wang L, Zhao L F, Bi G A, *et al.*. Enhanced ISAR imaging by exploiting the continuity of the target scene[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5736–5750. DOI: [10.1109/TGRS.2013.2292074](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2292074).
- [18] Duan H P, Zhang L Z, Fang J, *et al.*. Pattern-coupled sparse Bayesian learning for inverse synthetic aperture radar imaging[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(11): 1995–1999. DOI: [10.1109/LSP.2015.2452412](https://doi.org/10.1109/LSP.2015.2452412).
- [19] Xu G, Yang L, Bi G A, *et al.*. Enhanced ISAR imaging and motion estimation with parametric and dynamic sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 3(4): 940–952. DOI: [10.1109/TCI.2017.2750330](https://doi.org/10.1109/TCI.2017.2750330).
- [20] Xu G, Sheng J L, Zhang L, *et al.*. Performance improvement in multi-ship imaging for ScanSAR based on sparse representation[J]. *Science China Information Sciences*, 2012, 55(8): 1860–1875. DOI: [10.1007/s11432-012-4626-3](https://doi.org/10.1007/s11432-012-4626-3).
- [21] López-Martínez C and Fàbregas X. Modeling and reduction of SAR interferometric phase noise in the wavelet domain[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(12): 2553–2566. DOI: [10.1109/TGRS.2002.806997](https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.806997).

## 作者简介



侯育星(1987–), 男, 陕西西安人。陕西黄河集团有限公司设计研究所高级工程师, 主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理等。

E-mail: [hoyuxing205@163.com](mailto:hoyuxing205@163.com)



徐刚(1987–), 男, 山东枣庄人。东南大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、雷达高分辨成像以及毫米波雷达成像等。

E-mail: [gangxu@seu.edu.cn](mailto:gangxu@seu.edu.cn)