一种基于组稀疏的阵列干涉 SAR 三维重建方法

李杭^{1,2,3}, 梁兴东^{1,2,3*}, 张福博^{1,2}, 丁赤飙^{1,2,3}, 吴一戎^{1,2,3}

1. 中国科学院大学微波成像技术重点实验室, 北京 100190

2. 中国科学院电子学研究所, 北京 100190

3. 中国科学院大学, 北京 100049

* 通信作者. E-mail: xdliang@mail.ie.ac.cn

收稿日期: 2017-03-10; 接受日期: 2017-05-17; 网络出版日期: 2018-01-18

摘要 作为一项先进的技术手段, 合成孔径雷达层析技术 (TomoSAR) 为解决 SAR 传感器固有的侧视模式引发的叠掩问题提供了可行性. 但是, 传统的非参数谱估计方法, 比如截断奇异值分解法 (TSVD), 受限于较低的高程向分辨率, 并不能满足实际应用的需要. 如今, 基于压缩感知的 SAR 三维成像方法成为了主流, 但经典的压缩感知算法比如 BP 和 OMP 依然存在着运行效率低、超分辨率不强、抗干扰能力低下等问题. 因此, 对于鲁棒性高超分辨率强的解叠掩算法的需求非常的迫切. 本文提出了一种基于组稀疏的阵列干涉 SAR 三维重建算法, 在现有的压缩感知算法的基础上进行了改进, 实现了更强的超分辨率能力和鲁棒性. 针对仿真数据和国内首次机载阵列干涉 SAR 三维成像实验的数据, 本文验证了算法的超分辨率性能, 并获得了实际的建筑物三维成像结果.

关键词 基追踪算法, 压缩感知, 组稀疏, 合成孔径雷达三维成像, 阵列干涉 SAR

1 引言

随着技术的发展, 现代的星载 SAR 和机载 SAR 能够提供越来越高的分辨率和信噪比, 这使得建筑物和城市基础设施的细节可以被观测到. 然而, 由于 SAR 固有的侧视成像体制引发的叠掩和透视收缩现象, 使得我们在解译数据时遇到了极大的难度. 尤其是在城市观测场景中, 许多分辨单元里包含了多个散射点回波的叠加, 称之为叠掩现象, 这使得我们无法区分建筑物和地面^[1].

基于雷达层析技术的多基线 SAR 系统可以检测到 SAR 复数图像的一个像素单元内叠加在一起的多个散射点, 从而实现真正意义上的 SAR 三维成像. 雷达层析的概念首先于 20 世纪 80 年代提出并于 90 年代引入到 SAR 成像里^[2]. 2000 年, 国外实现了首次机载多基线 SAR 实验, 并在 2003 年实现了对中等分辨率 SAR 卫星数据的首次应用, 实现了同一分辨单元内多个散射目标的定位^[3]. 近年, 德国宇航中心致力于 TerraSAR-X 的高分辨率 SAR 数据三维成像的应用与研究, 并提出了一种基于压缩感知的 SLIMMER 算法, 具有很强的超分辨率能力^[4,5].

引用格式: 李杭, 梁兴东, 张福博, 等. 一种基于组稀疏的阵列干涉 SAR 三维重建方法. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 1051–1064, doi: 10.1360/N112017-00023
Li H, Liang X D, Zhang F B, et al. A novel 3-D reconstruction approach based on group sparsity of array InSAR (in Chinese). Sci Sin Inform, 2018, 48: 1051–1064, doi: 10.1360/N112017-00023

图 1 (a) 阵列干涉 SAR 成像几何关系; (b) 阵列干涉 SAR 叠掩模型

Figure 1 (a) The imaging geometry of array InSAR; (b) the layover model of array InSAR

TomoSAR 本质上是一个逆问题, 目标是从多个基线获得的对同一场景的观测数据中, 估计出多个散射点的位置和散射特性. 然而, 必须考虑以下的问题. 首先, 基线的分布可能是不均匀的, 需要对基线的位置进行规范化. 其次, 基线的数目是有限的, 特别是机载 SAR 单航过飞行模式, 基线的数目在传统的谱估计算法下远远达不到实际观测场景的需求, 采样数过少. 最后, 高程向的分辨率取决于 SAR 系统高程向的天线孔径投影长度, 而在机载 SAR 系统中, 基线的长度受限于飞机平台的尺寸. 这些问题为观测场景的三维重建带来了非常不利的条件 [6].

为了克服这些困难, 本文提出了一种基于组稀疏 [7] 的阵列干涉 SAR 三维重建算法, 具备更高的超分辨率能力和更强的鲁棒性. 在压缩感知的基础上, 实现对复数据实部虚部信号的组稀疏模型构建, 提出新的目标函数, 引入 AIC 准则 [8], 对降维后的结果进行稀疏度自适应估计, 获得最优的结果. 在本文后面的内容中, 给出了仿真实验结果和性能评估, 验证了本文算法的超分辨率能力和强鲁棒性. 同时对国内首次机载阵列干涉 SAR 三维成像实验的数据进行处理, 给出了详细的处理结果, 显示出本文算法的优越性.

2 机载阵列干涉 SAR 成像模型

TomoSAR 利用卫星重轨飞行来实现 SAR 系统多基线的获取, 这样虽然可以获得较长的基线, 但存在数据获取空间去相关和时间去相关比较严重等问题. 而且, 在机载 SAR 系统中, 重轨飞行的机载平台控制难以保证要求, 且需要多次航过, 时间成本和经济成本巨大. 而机载阵列干涉 SAR 系统在跨航向上布置多个阵元, 一次飞过即可获取数据进行三维重建, 在军事及民用观测任务中有着更为广阔的应用前景.

在 SAR 成像坐标系里, 我们把与方位-距离平面垂直的第三维坐标轴称之为高程向. SAR 图像可以认为是三维散射场景在方位-距离平面上的二维投影. 阵列干涉 SAR 成像几何关系如图 1(a) 所示, 假设飞机沿 x 方向作匀速直线运动, u_m 表示第 m 个方位向时刻雷达的方位向位置, v_n 表示第 n 个阵元的跨航向位置, H_n 表示第 n 个阵元的高程向位置 [9]. 其中, 方位向和距离向两维我们采取常规的 SAR 成像算法, 在高程向, 同一个分辨单元的信号是高程向多个散射点信号回波的叠加, 如图 1(b)

所示,一个分辨单元的测量值里包含了3个不同散射点的后向散射信号,这是由于这3个散射点距离SAR传感器有着相同的斜距,所以落在了同一个分辨单元里.利用配准好的 N 幅SAR图像,我们可以对每一个分辨单元沿着高程向重建散射点的后向散射系数分布,这 N 个通道形成的合成孔径长度可以理解为高程向天线长度.

在配准好的 N 幅SAR图像中,第 n 幅图像的某一个分辨单元的复数值可以认为是真正的后向散射信号沿着高程向的积分^[10],可以用下面的式子来表示:

$$g_n = \int_{\Delta s} \gamma(s) \exp(-j2\pi\xi_n s) ds, \quad (1)$$

其中 Δs 代表高程向的范围, ξ_n 是沿着高程向的空间频率, $\gamma(s)$ 是沿着高程向在 s 位置的后向散射系数.

考虑到噪声,系统高程向上的聚焦模型可以简化为

$$g = R\gamma + \varepsilon, \quad (2)$$

其中 g 是长度为 N 的观测向量, R 的形式为 $R_{n \times l} = \exp(-j2\pi\xi_n s_l)$,是一个 $N \times L$ 的匹配矩阵(部分Fourier变换矩阵), γ 是以 s_l ($l = 1, \dots, L$) 在高程向上均匀采样的 $\gamma(s)$.具体的处理细节将在下一节中讨论.机载阵列干涉SAR的目标是从包含 N 个测量值的 g 中对每一个分辨单元进行后向散射系数 γ 的获取,然后利用模型选择的技术来估计散射的相关参数,包括一个分辨单元内散射点的数目,高程向的位置以及后向散射系数的大小.基于基线长度可以获得理论上高程向的Rayleigh分辨率,用下面的等式来描述^[11]:

$$\rho_s = \frac{\lambda \cdot r}{2 \cdot \Delta b}, \quad (3)$$

其中 Δb 是基线的长度, r 是斜距长度, λ 是波长.设定雷达工作在Ku波段,载频为15 GHz,斜距为2000 m,基线长度为1~2 m,由此可计算出实际系统参数下可达到的高程向分辨率在10~20 m左右,采用传统的谱估计方法想要分辨比高程向Rayleigh分辨率更近的两个散射点会非常困难,但在实际场景中很多叠掩的两个散射点之间的距离小于高程向的Rayleigh分辨率 ρ_s .

为了实现高程向的重建,国内外提出了很多方法.其中,截断奇异值分解(TSVD)^[12]是一种在层析处理中常被使用且行之有效的方法.然而这种方法不具备超分辨能力,其高程向分辨率被机载阵列干涉SAR阵列的长度和数目严重限制,比方位向和距离向的分辨率要差1~2个数量级.近年来,压缩感知的理论体系通过对 ℓ_1 范数的最小化来求取严重欠定方程的稀疏解来获得超分辨能力,从而解决机载阵列干涉SAR高程向分辨能力不足的问题.CS(compressive sensing)理论的表现取决于稀疏重建这一关键步骤的准确性,近年来,压缩感知方法主要分为贪婪类追踪算法(比如OMP)和凸松弛法(比如BP),其中正交匹配追踪算法(OMP)^[13]计算速度快,但超分辨能力弱,定位准确性差,而基追踪算法(BP)^[14]运算复杂度较高,但超分辨能力强,定位准确性高.本文选择合适的组稀疏模型和CS估计器,提出一种新的SAR三维重建的算法流程,获得比经典三维重建算法更高的超分辨能力、定位精度和鲁棒性,同时并不增加计算复杂度,可以应用在实际数据的处理中.

3 基于组稀疏的三维重建方法

本文算法可以阐述为一个通过解决 ℓ_1 范数最小化来实现的优化问题. γ 的求解实际上是在不考虑噪声的情况下找出最少数目的相关向量,理论上, ℓ_0 范数的最小化是对这个问题的最准确的解决方

法, 然而这是一个 NP-hard 问题. 在许多情况里, ℓ_1 范数的最小化等价于 ℓ_0 范数的最小化, 从而可以利用它来得到高程向散射点重建的结果. 这样可以用下面的等式描述这个数学问题^[15]:

$$\min \|\gamma\|_1 \quad \text{s.t.} \quad g = R \cdot \gamma, \quad (4)$$

它可以通过岭估计来求解:

$$\hat{\gamma} = \arg \min_{\gamma} \{\|g - R\gamma\|_2^2 + \lambda_K \|\gamma\|_1\}, \quad (5)$$

其中 λ_K 是根据噪声情况调节的一个超参数. 式 (5) 可以分解为信号加上罚函数. 罚函数的程度由 λ_K 来控制. 当 $\lambda_K \rightarrow \infty$ 时, 罚函数接近于 g 而信号接近为 0. 因此, 当信噪比较高时, 可以使用一个比较小的 λ_K , 否则, 则需要一个较大的值. 基于 CS 理论的体系, 我们提出了一种新的算法流程, 在充分发挥 CS 理论优势的情况下, 来弥补 CS 算法的不足.

3.1 复数据变换, 构造组稀疏模型

根据上文得到的式 (1) 和 (2), 在已知 g 和 R 的情况下, 要估计出 γ 的分布. g 和 R 都是复数据. 设

$$R_{\text{real}} = \text{real}(R), \quad R_{\text{imag}} = \text{imag}(R), \quad g_{\text{real}} = \text{real}(g), \quad g_{\text{imag}} = \text{imag}(g).$$

由式 (2) 可以得出

$$g_{\text{real}} = R_{\text{real}} \times \gamma_{\text{real}} - R_{\text{imag}} \times \gamma_{\text{imag}} + \varepsilon_{\text{real}}, \quad (6)$$

$$g_{\text{imag}} = R_{\text{imag}} \times \gamma_{\text{real}} - R_{\text{real}} \times \gamma_{\text{imag}} + \varepsilon_{\text{imag}}, \quad (7)$$

所以

$$G = R' \times B + E, \quad (8)$$

其中, $G = \begin{bmatrix} g_{\text{real}} \\ g_{\text{imag}} \end{bmatrix}$ 为一个 $2N \times 1$ 的观测向量, $R' = \begin{bmatrix} R_{\text{real}} & -R_{\text{imag}} \\ R_{\text{imag}} & -R_{\text{real}} \end{bmatrix}$ 为一个 $2N \times 2L$ 的观测矩阵, $B = \begin{bmatrix} \gamma_{\text{real}} \\ \gamma_{\text{imag}} \end{bmatrix}$ 为一个 $2L \times 1$ 的采样模型向量, E 为噪声. 由于 γ_{real} , γ_{imag} 这两个模型向量内所含散射点的位置 (即非零元素的位置) 是一样的, 区别只在于模值的大小, 因此可将 B 变换为 $L \times 2$ 的矩阵 Γ . 将 Γ 的每一行作为一个子模型向量, 变量数 $M = 2$, 一共分成了 L 组, 第 l 组对应的子观测矩阵为 R_l , 则式 (8) 可表示为

$$G = \sum_{l=1}^L R_l \Gamma_l + E, \quad (9)$$

其中, $R_l = [R'(:, l) \quad R'(:, l+L)]$ 为一个 $2N \times 2$ 的子观测矩阵, $\Gamma_l = [\gamma_{\text{real}_l} \quad \gamma_{\text{imag}_l}]^T$ 是从 Γ 提取的第 l 个行向量. 本文中的每组子模型向量的变量数 $M = 2$, 当每组子模型向量只有一个变量即 $M = 1$ 时, 组稀疏模型退化为常规稀疏模型. 至此, 组稀疏模型构建完毕.

假设 γ 所包含的散射点个数为 K (即稀疏度为 K), 观测向量长度为 N , 在变换为式 (9) 后, 稀疏度变为 $2K$, 观测向量长度变为 $2N$. 当将数据变换为组结构后, 对于非零元素的估计变为了对于非零组向量的估计, Γ 中非零组向量的个数定义为组稀疏度 K_{group} . Huang 等^[16] 给出了强组稀疏条件, 当组稀疏模型具备组效应^[17] 时即满足该条件, 并指出当数据集满足该条件时组稀疏模型优于常规稀疏模型, 其优点体现组稀疏模型的组结构使得其对噪声具有更强的鲁棒性. 其中组效应是指高度相关的变量出现在同一组, 这些变量作为一个整体被同时选中进而参与模型的构造, 或同时从模型中移除不参与模型的构造, 即具有变量组选择的效果.

本文中由于实部信号与虚部信号的非零元素处于相同的高程向位置, 则 $2K$ 个非零元素被分到了 K 组中, 高度相关的非零元素变量两两出现在了同一组中, 组稀疏度 $K_{\text{group}}=K$. 对于观测向量维度增加为 $2N$ 而组稀疏度没有增加的情况, 该模型具备了组效应, 对于非零元素变量估计的性能相比于常规稀疏模型将获得提升, 可以提高高程向分辨能力以及获取的三维点云质量, 提升的程度在下文仿真实验中的超分辨能力对比中得到了体现.

3.2 通过 Group-BP 实现混合 ℓ_1 范数最小化降维, 得到散射点位置的初步估计

由于散射点在高程向上是稀疏分布的, 所以可以利用压缩感知的方法求解 γ , 通过对目标函数的 ℓ_1 范数最小化来估计出散射点的位置. 相比于检测相关性最大的 K 个散射点位置的贪婪算法, 我们利用 ℓ_1 范数正则化来最小化残余量, 无需得知散射点个数的先验信息. 经过降维后, 可以得到对散射点的位置初步的估计, 当然其中也会存在一些由于噪声导致的估计结果的虚假目标和异常值.

在 3.1 小节中, 已经利用组稀疏的概念对数据进行了变换, 为了求解式 (8), 可以在基追踪算法的基础上利用 Group-BP 的思想来估计^[18]:

$$\hat{\Gamma} = \arg \min_{\Gamma} \left\{ \frac{1}{2} \left\| G - \sum_{l=1}^L R_l \Gamma_l \right\|_F^2 + \lambda_K \|\Gamma\|_{2,1} \right\}, \quad (10)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 是 Frobenius 范数, λ_K 是一个平衡模型误差和 Γ 的稀疏度的超参数, $\|\cdot\|_{2,1}$ 是定义为 Γ 的每一行的 ℓ_2 范数之和的混合范数 $\ell_{2,1}$, 负责提高组稀疏度的惩罚,

$$\|\Gamma\|_{2,1} = \sum_{l=1}^L \left(\sum_{m=1}^2 |\Gamma_{lm}|^2 \right)^{1/2}. \quad (11)$$

通过选择 Γ 中对应的非零的行向量, 测量矩阵 R 可以得到明显的降维, 从而使得原来等式的欠定方程转化为超定方程, 为实现对散射点位置的精确估计提供了可操作性.

3.3 稀疏度自适应估计, 得到最优的散射点数量和位置的估计

通过 3.2 小节中的混合 ℓ_1 范数最小化实现了对测量矩阵 R 的降维, 得到了散射点位置的初步稀疏估计. 然而, 这个估计, 可能仍然存在前文提到的估计的异常值, 稀疏度 K 常常被高估了. 这一步主要是为了清除散射点位置估计中的虚假的不重要的非零元素位置, 最终获得在一个方位距离单元里最优的稀疏度 K 的估计和散射点位置的结果.

一个更趋近于真实结果的模型需要更大的复杂度, 而这需要更多的参数, 所以需要在模型复杂性和模型适应性之间做出权衡. 为了取得平衡, 我们定义了 AIC (an information criterion by Akaike) 统计^[8], 一个拥有最小 AIC 的模型是更倾向于选择的. AIC 准则有两种计算表达式, 由于本文中观测场景的真实噪声是未知的, 对于噪声数据的标准差是无法得知的, 因此采用标准差未知时的计算表达式:

$$\text{AIC} = n \times \log \text{SSE} + 2p + \text{constant}, \quad (12)$$

其中, n 为数据的长度, SSE 为筛选后重构信号与原始信号的和方差, p 为选取散射点的数目, constant 为常数项. 在变量筛选的过程中, 我们采取了双向回归, 假设有一个备选变量集合, 从包含较少变量的模型或者较多变量的模型开始, 进行如下 3 个操作之一:

- (1) 当备选变量集中存在某个不在当前模型中的变量, 将其加入当前模型会使得 AIC 变小, 则加入该个变量.
- (2) 当当前模型中存在某个变量, 将其剔除出当前模型会使得 AIC 变小, 则剔除该个变量.
- (3) 否则停止.

3.4 参数估计, 高度维聚焦

经过 3.1 ~ 3.3 小节, 我们得到一个精简很多的测量矩阵 R , 这是一个 $N \times K$ 的矩阵, $R_{n,k}(\hat{s}) = \exp(-j2\pi\xi_n\hat{s}_k)$, 最终对于 K 个散射点的反射系数 γ 的重建依托于求解下面这个超定方程组:

$$g = R(\hat{s})\gamma(\hat{s}) + e. \quad (13)$$

这里引入了 LARS 算法 (least angle regression) [19], LARS 的算法实际执行步骤如下:

- (1) 对估计器进行标准化 (去除不同尺度的影响), 对目标变量进行中心化 (去除截距项的影响), 初始的所有系数都设为 0, 此时残差 r 就等于中心化后的目标变量;
- (2) 通过将 R 的每一列与残差 r 作互相关找出和残差 r 相关度最高的变量 R_j ;
- (3) 将 R_j 的系数 β_j 从 0 开始沿着 LSE (least squares estimation, 最小二乘估计) 的方向变化, 直到某个新的变量 R_k 与残差 r 的相关性大于 R_j 时;
- (4) R_j 和 R_k 的系数 β_j 和 β_k , 一起沿着新的 LSE (加入了新变量 R_k 的最小二乘估计) 的方向移动, 直到有新的变量被选入;
- (5) 重复 (2) ~ (4), 直到所有变量被选入, 最后得到的估计就是普通线性回归的 OLS (ordinary least squares, 普通最小二乘法).

这是一个对计算机更加友好的算法, 保留了前向梯度算法 (forward stagewise) 的精确性, 同时简化了前向梯度算法一步步迭代的过程. 算法的最坏计算复杂度和最小二乘法类似, 但是回归的路径要更加快速, 其计算速度几乎和前向选择算法 (forward selection) 一样, 所以和传统的 OLS 相比更高效更简洁. 利用 LARS 算法求解这个方程组, 即可得到 γ 的估计结果.

通过以上的步骤, 构造了组稀疏模型, 优化了传统压缩感知的目标函数, 移除了可能的虚假目标和异常值, 得到了更加准确的散射点幅度和相位的估计. 综合上述处理过程, 即可实现阵列干涉 SAR 的三维成像, 实现对观测场景的三维重建, 整个算法流程图如图 2 所示.

4 仿真实验和实际数据处理分析

4.1 实验设计

本文此次利用机载阵列干涉 SAR 系统对一城市区域进行测绘. 阵列干涉 SAR 系统工作模式为两发八收 (两个发射通道, 八个接收通道), 在跨航向具有 16 个相位中心, 相邻两个阵元中心间距 0.084 m, 其他系统参数如表 1 所示.

根据式 (3), TSVD 方法可以得到的高程向分辨率为 12.4 m. 这意味着当在一个分辨单元内两个散射点的间隔小于此分辨率时, 将很难使用 TSVD 方法来分开这两个点. 显然, 和方位向分辨率以及距离向分辨率相比, 高程向的分辨率非常低. 使用 BP 算法或者本文算法, 将可以突破这个分辨率限制, 区分开间隔更近的散射点.

图 2 阵列干涉 SAR 三维重建算法流程图

Figure 2 Workflow of the proposed approach of 3-D reconstruction with array InSAR

表 1 阵列干涉 SAR 系统参数

Table 1 The system parameters of array InSAR

Item	Parameter	Item	Parameter
Frequency	15 GHz	Velocity	70 m/s
Bandwidth	500 MHz	Azimuth beam width	2°
PRF	1 kHz	Range beam width	27°
Height	600 m	Down-view angle	25°

4.2 仿真数据实验

为了全面评估本文算法的性能, 首先进行了本文算法和 TSVD 算法以及 BP 算法比较的仿真实验. 仿真的系统参数选取了 TerraSAR-X 的参数. 在仿真中, g 是一个含有 16 个复数值的向量. 阵元数 N 为 16, 基线长度 Δb 为 269.5 m, 信噪比 SNR 设为 20 dB, 高程向 Rayleigh 分辨率 ρ_s 是 40.5 m. 高程向的坐标轴沿着高程向每隔 0.5 m 均匀采样 1296 个点. 仿真信号包含了两个散射点, 这两个散射点幅值一致, 相位正交.

下面比较这 3 种方法对于不同间隔下两个散射点分辨能力的强弱以及重构位置的准确性. TSVD, BP 和本文算法的高程向反射系数重建剖面图分别用不同颜色的曲线来表示. 第 1 个散射点位置定位在 0 m. 在高程向上, 第 2 个散射点逐渐向第一个散射点靠近. 两个散射点的间隔分别为 80, 40, 10, 2, 1 m.

由图 3 分析可知, 当两个散射体间隔在 80 m 时, 3 种方法都能有效分开两个目标, 当间隔在 40 m 时, TSVD 开始出现混叠, 但仍然可以分开两个目标, 当间隔在 10 m 时, TSVD 已经完全不能分开两个目标, 当间隔在 2 m 时, BP 算法虽然能分开两个目标, 但重构的两个目标的幅值出现较大偏差, 最

图 3 散射点重构方法比较 (TSVD, BP 和本文算法)

Figure 3 Comparison of scatters reconstruction with methods of TSVD, BP and our proposed algorithm. Interval of scatters is (a) 80 m, (b) 40 m, (c) 10 m, (d) 2 m, (e) 1 m, respectively; (f) magnification of part of (e)

后间隔在 1 m 时, BP 算法完全不能分开, 本文算法仍能有效分开两个目标, 而且对于散射点幅值的估计, 也要更加的准确, 重构的两个散射点幅值基本一致。

上面的仿真中可以看到, 在较高的信噪比下, 相对于 TSVD 能达到的高程向分辨率, BP 可以实现 20 倍的超分辨, 而本文算法可以实现 40 倍的超分辨。同时对于本文算法的评估, 不仅仅局限于超分辨能力强弱的比较, 还包括间隔大小、信噪比、阵元数对检测的成功率、超分辨能力的影响和分析, 下面通过 5 组不同参数设置下的 100 次 Monte Carlo 实验, 来得到相关的性能评估。这样可以更全面

图 4 本文算法性能评估

Figure 4 Performance evaluation of our proposed algorithm. Detection rate with different (a) super-resolution factors, (b) SNR, (c) array numbers; (d) detection rate with fixed $N \times \text{SNR}$; (e) super-resolution ability of different $N \times \text{SNR}$

更准确地评价本文算法的性能, 分析三维成像高程向聚焦中重要的影响参数.

(1) 如图 4(a) 所示, 分别取散射点间隔 $d_h = [1, 2, 4, 8, 20, 40]$ 的 6 组点做实验, 可以看出重构成功率随着间隔的减少而显著下降.

(2) 如图 4(b) 所示, 阵元数 $N = 16$, $d_h = 4$ m, 分别取 $\text{SNR} = 0 : 40$ dB, 可以看出在信噪比低于 10 dB 时, 重构成功率的增加非常缓慢, 接着迅速增高, 当信噪比到达 20 dB 时趋于稳定.

图 5 (a) 叠掩定标器布放; (b) 叠掩定标点 SAR 图像

Figure 5 (a) Laying of corner reflectors with layover phenomenon; (b) SAR image of layover area

(3) 如图 4(c) 所示, 信噪比 $\text{SNR} = 13 \text{ dB}$, $d_h = 4 \text{ m}$, 分别取阵元数 $N = 6 \sim 25$, 可以看出重构成功率随着阵元数的增加而持续上升, 阵元数目大于 16 个才能保证 50% 的成功率。

(4) 如图 4(d) 所示, 固定 $N \times \text{SNR}$ 为 23 dB, α 为超分辨倍数的倒数, 可以看出这 5 组参数的性能曲线基本重合, 反应了重构成功率和 $N \times \text{SNR}$ 的对应关系。

(5) 如图 4(e) 所示, $N \times \text{SNR}$ 取 $10 \sim 30 \text{ dB}$, 在散射点相位差取平均的条件下, 找到重构成功率为 50% 时所能达到的超分辨倍数, 可以看到, 在 $N \times \text{SNR}$ 为 30 dB 的时候, 本文算法可以达到 50 倍的超分辨效果。

4.3 实际机载阵列干涉 SAR 数据处理

为了验证算法的实用性, 利用 BP 算法和本文算法, 分别对此次外场实验的实际数据进行了验证。目标区域是布设了若干个叠掩定标点的定标场, 在 SAR 图像上若干个突出的强散射点即为定标点, 选择两组叠掩点, 间隔分别为 15 m, 1.8 m, 如图 5 所示。实际处理选取的是其中单发八收的 8 个通道的数据, 在此次飞行系统的参数设置下, 选择的两组定标点的 Rayleigh 分辨率分别达到了 37.4 m 和 25.1 m。在实测数据的处理中, 以下因素都会影响算法的性能从而达不到理论仿真的超分辨倍数: 阵元之间的幅度相位误差, 阵元位置定位误差, 观测矩阵的误差, 散射点之间的幅值比和相位差。

图 6 给出了两组点的各自重构的结果。在第 1 组叠掩点的对比中, 两种超分辨算法都可以成功地识别出这两个叠掩点, 重建得到的结果 BP 和本文算法分别分辨出散射点间隔为 14.6 m 和 14.8 m, 接近真实的散射点间隔, 而且本文算法正确识别出只有 2 个散射点, 对虚假目标和异常值进行了剔除, 体现了更强的鲁棒性。而在第 2 组叠掩点的对比中, 当散射点间隔缩小到了 1.8 m 时, BP 算法已经不能成功地分开这两个散射点, 超分辨能力受到了限制, 而反观本文算法, 仍然可以准确地识别出这两个散射点, 重建出的散射点间隔为 2 m, 成功地验证了本文算法比经典压缩感知算法更强的超分辨能力以及更强的鲁棒性。

在此之后, 利用本文算法对飞行试验中选取的一个小区的 SAR 图像叠掩区域进行了实际场景的三维成像, 这个小区里有若干幢高楼, 相互之间形成了比较明显的叠掩, 如图 7(a) 所示, 我们对整个小区进行了三维成像, 得到的结果如图 7(b) 所示。可以看到, 利用本文算法得到了清晰的整个小区三维重建的结果, 重建得到小区建筑物的高度在 52.6 m 左右, 与实际高度相符。为了更加直观地显示三维

图 6 叠掩定标点重构比较

Figure 6 Comparison of reconstruction of layover calibration points between methods of BP and our proposed algorithm. distance of 15 m with methods of (a) BP, (b) our proposed algorithm; distance of 1.8 m with methods of (c) BP, (d) our proposed algorithm

图 7 (a) 小区二维 SAR 图像; (b) 三维点云重建结果

Figure 7 (a) 2-D SAR image of building areas; (b) result of 3-D reconstruction with point clouds

图 8 小区光学贴片三维成像结果

Figure 8 Result of 3-D reconstruction of building areas with optical patch

成像结果, 利用贴片技术, 对整个小区的三维重建结果进行了处理, 得到了更符合人眼视觉感官的类似于光学图像的三维成像结果, 如图 8. 这是在国际上首次实现了基于机载阵列干涉 SAR 系统的大面积复杂城市三维成像, 本文可以提取丰富的楼群和地面信息, 对城市建筑物的 SAR 三维成像发展和应用有着重要的意义.

5 结束语

本文论述了机载阵列干涉 SAR 三维成像的基本原理, 针对传统谱估计算法获得的高程向分辨率较低的问题, 研究了压缩感知方法在三维成像中的可行性, 基于组稀疏模型提出了一种新的算法应用于 SAR 的三维成像. 通过仿真实验和实际机载数据的处理, 验证了本文算法是一种超分辨率能力强、定位精度高、鲁棒性好的算法, 在城市区域的高分辨率 SAR 三维成像中具有广阔的应用前景.

参考文献

- 1 Zhu X X, Bamler R. Space-borne high resolution tomographic interferometry. In: Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Society (IGARSS), Cape Town, 2009. 869–872
- 2 Fornaro G, Serafino F. Imaging of single and double scatterers in urban areas via SAR tomography. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2006, 44: 3497–3505
- 3 Reigber A, Moreira A. First demonstration of airborne SAR tomography using multibaseline L-band data. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2000, 38: 2142–2152
- 4 Zhu X X, Bamler R. Tomographic SAR inversion by L1 norm regularization-the compressive sensing approach. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2010, 48: 3839–3846
- 5 Zhu X X, Bamler R. Super-resolution power and robustness of compressive sensing for spectral estimation with application to spaceborne tomographic SAR. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2012, 50: 247–258
- 6 Schmitt M, Stilla U. Compressive sensing based layover separation in airborne single-pass multi-baseline InSAR data. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 2013, 10: 313–317

- 7 Yuan M, Lin Y. Model selection and estimation in regression with grouped variables. *J Royal Stat Soc*, 2006, 68: 49–67
- 8 Akaike H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *Inter Symp Inform Theory*, 1992, 1: 610–624
- 9 Zhang F B. Research on signal processing of 3-D reconstruction in linear array synthetic aperture radar interferometry. Dissertation for Ph.D. Degree. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2015 [张福博. 阵列干涉 SAR 三维重建信号处理技术研究. 博士学位论文. 北京: 中国科学院大学, 2015]
- 10 Budillon A, Evangelista A, Schirinzi G. Three-dimensional SAR focusing from multipass signals using compressive sampling. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2011, 49: 488–499
- 11 Zhang F B, Liang X D, Wu Y R. 3-D reconstruction for multi-channel SAR interferometry using terrain stagnation point based division. *J Electron Inform Technol*, 2015, 10: 2287–2293 [张福博, 梁兴东, 吴一戎. 一种基于地形驻点分割的多通道 SAR 三维重建方法. *电子与信息学报*, 2015, 10: 2287–2293]
- 12 Fornaro G, Lombardini F, Serafino F. Three-dimensional multipass SAR focusing: experiments with long-term space-borne data. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2005, 43: 702–714
- 13 Tropp J, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Trans Inf Theory*, 2008, 53: 4655–4666
- 14 Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit. *SIAM Rev*, 2001, 43: 33–61
- 15 Donoho D L. Compressed sensing. *IEEE Trans Inf Theory*, 2006, 52: 1289–1306
- 16 Huang J, Zhang T. The benefit of group sparsity. *Ann Stat*, 2010, 38: 1978–2004
- 17 Zou H, Hastie T. Regularization and variable selection via the elastic net. *J Royal Soci: Ser B (Stat Methodol)*, 2005, 67: 301–320
- 18 Malioutov D, Cetin M, Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays. *IEEE Trans Signal Process*, 2005, 53: 3010–3022
- 19 Efron B, Hastie T, Johnstone I, et al. Least angle regression. *Ann Stat*, 2004, 32: 407–499

A novel 3-D reconstruction approach based on group sparsity of array InSAR

Hang LI^{1,2,3}, Xingdong LIANG^{1,2,3*}, Fubo ZHANG^{1,2}, Chibiao DING^{1,2,3} & Yirong WU^{1,2,3}

1. *Science and Technology on Microwave Imaging Laboratory, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;*

2. *Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;*

3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*

* Corresponding author. E-mail: xdliang@mail.ie.ac.cn

Abstract As an advanced technology, synthetic aperture radar tomography (Tomo SAR) provides the feasibility to solve the layover problem caused by the inherent side-view mode in SAR sensors. However, the conventional nonparametric spectral estimation methods, such as truncated singular value decomposition (TSVD), are limited by the poor elevation resolution and cannot meet the needs of practical applications. Currently, SAR 3-D imaging methods based on compressive sensing are typically used; nevertheless, classic compressive sensing algorithms such as BP and OMP still exhibit problems such as low efficiency, weak super-resolution performance, and poor anti-interference ability. Therefore, an algorithm with high robustness and super-resolution performance is significantly demanded. In this paper, a novel array InSAR 3-D reconstruction algorithm based on group-sparsity is proposed. It is improved based on the existing compressive sensing algorithm and exhibits better super-resolution and robustness. Based on the simulation data and the actual data of the first domestic 3-D imaging experiment by an airborne array InSAR, the super-resolution ability of the algorithm is verified, and the 3-D imaging results of the buildings are obtained.

Keywords basis pursuit (BP), compressive sensing (CS), group-sparsity, 3-D reconstruction, array InSAR

Hang LI was born in 1989. He received his bachelor's degree from the University of Science and Technology, Hefei, in 2012. Currently, he is a doctoral student at the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences. His research interests are on array InSAR 3-D imaging.

Xingdong LIANG was born in 1973. He received his Ph.D. degree from the Beijing Institute of Technology, Beijing, in 2002. Currently, he is a senior researcher at the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences. His research interests include InSAR, imaging processing and application, and digital signal processing.

Fubo ZHANG was born in 1988. He received his Ph.D. degree from the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing, in 2015. Currently, he is an assistant researcher at the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences. His research interests include array InSAR signal processing and 3-D SAR.

Yirong WU was born in 1963. He received his Ph.D. degree from the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing, in 2001. Currently, he is a senior researcher at the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences. His research interests include microwave imaging theory, microwave imaging technology, and radar signal processing.