压缩感知合成孔径雷达射频干扰抑制处理

麦超云 孙进平 崔如心 张冰尘

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191) (中国科学院 微波成像技术国家重点实验室, 北京 100190)

摘 要: 对基于压缩感知技术的合成孔径雷达(SAR, Synthetic Aperture Radar)成像,射频干扰(RFI, Radio Frequency Interference)的存在会破坏场景稀疏的先验条件,造成成像质量恶化,使得后续的成像处理无法正确完成的问题,提出了一种压缩感知 SAR 的 RFI 抑制方法. 首先基于 RFI 在频域的稀疏特征,采用贪婪算法结合最小描述长度(MDL, Minimum Description Length)估计出 RFI 分量稀疏度;然后对每个脉冲的回波信号,估计 RFI 信号分量并在时域直接滤除,再应用常规的压缩感知 SAR 重构算法实现成像处理. L 波段 SAR 数据的仿真处理结果验证了文中方法的有效性.

关 键 词: 合成孔径雷达; 射频干扰抑制; 压缩感知; 贪婪算法; 最小描述长度

中图分类号: TN 95

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2014)01-0059-04

RFI suppression processing for compressive sensing based SAR imaging

Mai Chaoyun Sun Jinping Cui Ruxin

(School of Electronic and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Zhang Bingchen

(National Key Lab of MW Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: To the synthetic aperture radar (SAR) imaging system which uses compressive sensing (CS) technology, radio frequency interference (RFI) would undermine the priori sparse condition and cause deterioration of image quality, making the subsequent reconstruction algorithm complete the imaging process incorrectly. A RFI suppression method of CS SAR was proposed. The greedy algorithm combined with minimum description length (MDL) criteria was used to estimate the RFI components sparsity, according to the RFI sparse characteristics in the frequency domain. For each pulse data, the RFI signal components were estimated and filtered in the time domain directly. Then conventional CS SAR reconstruction algorithm can be applied to achieve imaging output. The simulation results of L-band SAR data verify the effectiveness of this method.

Key words: synthetic aperture radar(SAR); radio frequency interference(RFI) suppression; compressive sensing(CS); greedy algorithm; minimum description length(MDL)

在低频波段(HF/UHF/L)合成孔径雷达(SAR,Synthetic Aperture Radar)应用中,射频干扰(RFI,Radio Frequency Interference)是一种主要干扰源,当存在强的 RFI 信号时,SAR 成像质量会受到严重影响[1-3]. 对 RFI 信号的抑制是低频波段 SAR 成像处理的一个重要组成部分,常用典型的 RFI 抑制方法基本可分为参数化方法和非参数化方法[2-3]. 压缩感知(CS,Compressive Sensing)是信号处理领域近年来得到迅速发展的一种理论,其特点是基于信号的稀疏特征,可由低于 Nyquist 速率的采样实现信号的准确重构[4]. 由于 CS 技术可有效减少数据采样时间、降低数据量及

收稿日期: 2013-03-06; **网络出版时间**: 2013-07-02 10:03

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/deatil/11.2625.V.20130702.1003.002.html

基金项目: 国家 973 计划资助项目(2010CB731903)

作者简介: 麦超云(1989-),男,广东鹤山人,博士生,MaiChaoyun@foxmail.com.

节省信号带宽,因此在SAR成像领域得到了广泛的研究和应用[5-8]. 对于采用CS技术的低频段SAR系统,RFI的存在会破坏成像场景散射系数具有稀疏性的先验条件,使得后续的成像处理无法正确完成. 这是由于实际RFI未知,因此包含RFI分量的SAR回波信号对事先依据系统参数所构造的稀疏基矩阵而言不再具有稀疏特性. 同时,由于对回波应用了压缩采样,基于Nyquist采样信号模型的已有RFI抑制算法也无法应用.

大量实验表明,在SAR信号的频谱范围内,RFI分量在频域具有明显的稀疏特征. 基于此特征,本文提出一种压缩感知SAR的RFI抑制方法. 对压缩采样后的回波数据,采用贪婪算法估计具有稀疏特征的RFI频谱,用最小描述长度(MDL,Minimum Description Length)准则确定出RFI分量的稀疏度;然后对每个脉冲的回波信号,估计RFI信号分量并在时域直接滤除;再应用常规的压缩感知SAR重构算法即可实现成像处理.

1 射频干扰信号的CS模型

当SAR接收信号中存在射频干扰分量时,可将其表示为

$$y(\tau) = s_e(\tau) + s_r(\tau) + w(\tau) \tag{1}$$

式中,$s_e(\tau)$为成像目标区域的场景回波;$s_r(\tau)$为射频干扰分量;$w(\tau)$为热噪声,通常可视为零均值复高斯白噪声. 在采用线性调频波形的SAR中,由于回波$s_e(\tau)$的功率谱具有很好的平坦度,也可以将其近似为白过程[2]. 由于射频干扰信号为单程传播,因此RFI分量的功率一般明显高于回波;同时由于RFI信号带宽一般为窄带形式,因此在SAR信号的频谱范围内,RFI分量具有明显的稀疏特征.

令$z(\tau) = s_e(\tau) + w(\tau)$,则式(1)改写为

$$y(\tau) = s_r(\tau) + z(\tau) \tag{2}$$

根据上述分析,$z(\tau)$可近似为白噪声序列,其会影响SAR数据处理时对RFI信号$s_r(\tau)$的检测和估计性能[1-3].

根据压缩感知理论,若长度为N的信号$\boldsymbol{x}$在某个正交基$\boldsymbol{\Psi} = \{\psi_1, \psi_2, \cdots, \psi_N\}$上是稀疏的,即变换系数的非零元素个数远小于$N$,则可以利用优化算法,由长度为$M$($M \ll N$)的观测采样$\boldsymbol{y}$准确地重构出$\boldsymbol{x}$. 这里$\boldsymbol{y}$通过一个与变换基不相关的$M \times N$维观测矩阵$\boldsymbol{\Phi}$对$\boldsymbol{x}$进行线性投影得到. 信号$\boldsymbol{x}$可表示为

$$\boldsymbol{x} = \sum_{i=1}^{N} s_i \psi_i \quad 或 \quad \boldsymbol{x} = \boldsymbol{\Psi s} \tag{3}$$

其中$\boldsymbol{s}$是变换系数向量,其元素$s_i = \langle \boldsymbol{x}, \psi_i \rangle$. 观测采样:

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi \Psi s} = \boldsymbol{As} \tag{4}$$

其中CS矩阵$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{\Phi \Psi}$. 由于$M$远小于信号长度$N$,直接由$\boldsymbol{y}$重构$\boldsymbol{x}$的线性方程组是欠定的. CS理论表明,当$\boldsymbol{A}$具有约束等距性质(RIP,Restricted Isometry Property)时,可以高概率地由观测数据$\boldsymbol{y}$精确重构出$\boldsymbol{s}$. CS信号重构算法即是求解以下约束优化问题:

$$\min \|\boldsymbol{s}\|_{\ell} \quad \text{s.t.} \ \|\boldsymbol{y} - \boldsymbol{As}\|_2 \leqslant \varepsilon \tag{5}$$

其中,ε为噪声门限;$\ell = 0$的零范数表示$\boldsymbol{s}$的非零元素个数,可直接用来描述待估向量的稀疏特性.

在压缩感知SAR中,对接收信号$y(\tau)$的压缩采样可以采用不同的方式实现,以时域非均匀随机采样的方式[7]为例,即观测数据$\boldsymbol{y} = [y(\tau_1) \quad y(\tau_2) \quad \cdots \quad y(\tau_M)]^{\mathrm{T}}$,$\tau_m$为不等间隔的随机采样时刻. 假定常规以满足Nyquist定理的采样频率F_s对RFI信号$s_r(\tau)$进行等间隔采样的点数为N,则压缩采样数$M < N$. 若对$s_r(\tau)$以常规均匀间隔$\Delta T = 1/F_s$采样后的离散数据为

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{s}}_r &= [\tilde{s}_1 \quad \tilde{s}_2 \quad \cdots \quad \tilde{s}_N]^{\mathrm{T}} \\ \tilde{s}_n &= s_r[(n-1) \cdot \Delta T] \end{aligned} \tag{6}$$

其频域采样数据:

$$\boldsymbol{s}_r = [S_1 \quad S_2 \quad \cdots \quad S_N]^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{F}\tilde{\boldsymbol{s}}_r \tag{7}$$

其中$\boldsymbol{F}$为$N \times N$维的傅里叶变换矩阵. RFI的频谱稀疏特性表现为$\boldsymbol{s}_r$只有少量模值大的元素.

将压缩采样后的观测数据可以表示为

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{As}_r + \boldsymbol{z} \tag{8}$$

其中对“噪声”信号$z(\tau)$的压缩采样$\boldsymbol{z} = [z(\tau_1) \quad z(\tau_2) \quad \cdots \quad z(\tau_M)]^{\mathrm{T}}$,式(8)中$M \times N$维CS矩阵为

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} e^{j2\pi f_1 \tau_1} & e^{j2\pi f_2 \tau_1} & \cdots & e^{j2\pi f_N \tau_1} \\ e^{j2\pi f_1 \tau_2} & e^{j2\pi f_2 \tau_2} & \cdots & e^{j2\pi f_N \tau_2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e^{j2\pi f_1 \tau_M} & e^{j2\pi f_2 \tau_M} & \cdots & e^{j2\pi f_N \tau_M} \end{bmatrix}$$

$$f_n = (n-1) \cdot F_s / N \tag{9}$$

对RFI的抑制处理,首先需要由观测数据$\boldsymbol{y}$估计出$\boldsymbol{s}_r$.

2 压缩感知SAR的RFI抑制处理

由于频谱数据$\boldsymbol{s}_r$具有稀疏特性,按CS理论,可通过求解约束优化问题重构出$\boldsymbol{s}_r$. 同时注意到对于RFI抑制,并不需要重构出完整的$\boldsymbol{s}_r$,只需通过重构算法得到RFI所在频率位置处的元素值

即可.假定 $\boldsymbol{s}_{\mathrm{r}}$ 中 RFI 分量(有明显大的模值)为 K 个,其位置分别为 $\{p_1,p_2,\cdots,p_K\}$,则 RFI 的抑制可通过下式实现:

$$\tilde{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{y} - \sum_{k=1}^{K} S_{p_k}\boldsymbol{a}_{p_k} \tag{10}$$

其中 $\boldsymbol{a}_{p_k}$ 为 CS 矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的第 p_k 个列向量.本文压缩感知 SAR 成像 RFI 抑制处理的流程如图 1 所示.

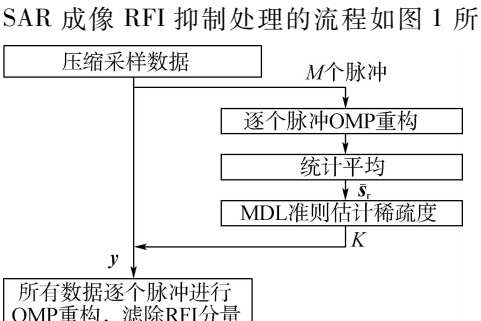


图 1　压缩感知 SAR 成像 RFI 抑制处理流程

实现对 $\boldsymbol{s}_{\mathrm{r}}$ 中 K 个 RFI 分量的重构可采用贪婪算法[9]实现,该类算法是将式(5)的优化问题改变为如下求解模型:

$$\min_{x} \| \boldsymbol{y} - \boldsymbol{A}\boldsymbol{s}_{\mathrm{r}} \|_2 \quad \text{s.t.} \quad \| \boldsymbol{s}_{\mathrm{r}} \|_0 = K \tag{11}$$

主要的贪婪算法包括匹配追踪(MP, Matching Pursuit)算法、正交匹配追踪(OMP, Orthogonal Matching Pursuits)算法[10-11]等,基本思想是根据待表示信号与字典中原子的相关性,先确定哪些原子用来参与信号的稀疏表示,然后使用适当的方法(如最小二乘)计算信号的稀疏表示.一般而言对较小的 K,贪婪算法具有速度快的突出优点,本文采用 OMP 算法进行 RFI 分量的重构.

运用 OMP 算法,需要输入稀疏度 K(也即算法的迭代次数),但 RFI 分量事先未知,因此首先需要对其进行估计.考虑到"噪声"数据 $\boldsymbol{z}$ 的影响,同时在成像的合成孔径时间内,RFI 分量频率位置发生改变的可能性很小,因此本文选择前 M 个脉冲的压缩采样数据估计 K 值,统计平均后得到用于逐个脉冲滤除 RFI 分量的 OMP 算法迭代次数.首先选择一个保守的 RFI 频域稀疏度值 K_M 作为 OMP 算法的输入迭代次数,例如可取 $K_M = N/4$,即 RFI 分量的频谱范围最多是信号频谱范围的 1/4.这样,由每个脉冲的压缩采样数据 $\boldsymbol{y}^{(m)}, m = 1,2,\cdots,M$,通过 OMP 算法可重构出其频域采样数据 $\hat{\boldsymbol{s}}_{\mathrm{r}}^{(m)} = [\hat{S}_1^{(m)} \quad \hat{S}_2^{(m)} \quad \cdots \quad \hat{S}_N^{(m)}]^{\mathrm{T}}$,其非零元素为前 K_M 个具有大的模值的频域采样.对每个元素的模值进行统计平均,得到 $\bar{\boldsymbol{s}}_{\mathrm{r}} = [\bar{S}_1 \quad \bar{S}_2 \quad \cdots \quad \bar{S}_N]^{\mathrm{T}}$,其元素值

$$\bar{S}_i = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M} |\hat{S}_i^{(m)}| \quad i = 1,2,\cdots,N \tag{12}$$

由于"噪声"数据的影响,$\bar{\boldsymbol{s}}_{\mathrm{r}}$ 中的非零元素并非 K_M 个,但其主分量个数(即模值明显大的元素个数)可以作为 K 的估计值,主分量个数可以采用 MDL 准则[12]进行估计.假设 $\bar{\boldsymbol{s}}_{\mathrm{r}}$ 的非零元素个数为 L,将这些元素值 $\lambda_l \in \{\bar{S}_1,\bar{S}_2,\cdots,\bar{S}_N\}, l = 1,2,\cdots,L$ 从大到小进行排序,即 $\lambda_1 \geqslant \lambda_2 \geqslant \cdots \geqslant \lambda_L$.排序后的数据按下式计算:

$$\mathrm{MDL}(l) = 2L(L-l)\rho(l) + \frac{1}{2}l(2L-l)\lg(2L) \quad l = 0,1,\cdots,L-1 \tag{13}$$

其中

$$\rho(l) = \lg\left(\sum_{i=l+1}^{L}\lambda_i\right) - \lg(L-l) - \frac{1}{L-l}\sum_{i=l+1}^{L}\lg\lambda_i \tag{14}$$

使 MDL(l) 最小的值即为主分量值个数的估计值,即

$$K = \min_{l} \mathrm{MDL}(l) \tag{15}$$

如果 $K \neq 0$,则判决压缩采样数据中存在 RFI.

得到频域 RFI 分量的稀疏度 K 后,即可逐个脉冲重构并滤除 RFI 信号,将每个脉冲的压缩采样数据 $\boldsymbol{y}$ 及压缩感知矩阵 $\boldsymbol{A}$,迭代次数 K 输入 OMP 算法进行处理,得到对应 $\boldsymbol{s}_{\mathrm{r}}$ 中 K 个 RFI 分量的重构结果,记其频率位置分别为 $\{p_1,p_2,\cdots,p_K\}$,则利用式(10)即可完成对 RFI 信号的抑制处理.

RFI 抑制处理后的 $\tilde{\boldsymbol{y}}$ 依然是压缩采样数据,只是不再包含 RFI 信号,后续的成像处理可以应用常规的压缩感知 SAR 重构算法[6-7]完成.

3　仿真验证

用于仿真的 SAR 数据由工作在 L 波段、中心频率 1.25 GHz 的机载系统采集,具体参数如表 1 所示.距离向采样点数 $N = 1\,024$.在 1.265 GHz 频点处加入带宽 0.5 MHz 的窄带 RFI 信号,在 1.24 GHz和 1.254 GHz 处加入单频的 RFI 信号.仿真中将干扰-信号噪声比(JSNR, Jamming-Signal-Noise-Ratio)设置为 3 dB.

对每个脉冲的回波以时域非均匀随机采样的方式进行压缩采样,降低 50% 的数据量,即每个脉冲回波压缩采样后的点数为 512.选取前 10 个脉冲的压缩采样数据按图 1 流程估计频域 RFI 分量的稀疏度,应用 OMP 算法重构频谱数据时,输入保守的迭代次数 $K_M = 256$,统计平均后得到 $\bar{\boldsymbol{s}}_{\mathrm{r}}$,再利用 MDL 准则计算出稀疏度的估计值为 $K =$

13. 按图 1 流程对所有脉冲的压缩采样数据进行 RFI 抑制,并进行常规的压缩感知成像处理. RFI 抑制处理的效果如图 2 所示,选用对比度作为干扰抑制前后 SAR 图像质量评估参数. 具体幅度图像的对比度定义如下:

$$C = \sigma / \bar{f} \tag{16}$$

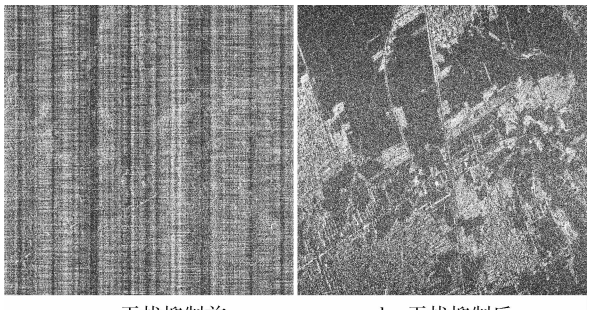
式中 $$\bar{f} = \frac{1}{N_a N_r} \sum_{i=1}^{N_a} \sum_{j=1}^{N_r} |f(i,j)|$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_a N_r} \sum_{i=1}^{N_a} \sum_{j=1}^{N_r} (|f(i,j)| - \bar{f})^2}$$

其中, N_r , N_a 为距离向和方位向像素数. 对该试验数据,若不加入 RFI 干扰,常规压缩感知成像处理结果的图像对比度为 0.214,干扰后直接压缩感知成像处理后的图像如图 2a 所示,对比度为 0.062,采用本文方法进行 RFI 抑制后所得图像如图 2b 所示,对比度为 0.202,可以看出,本文方法可以实现对压缩感知 SAR 中 RFI 的有效抑制.

表 1 L-SAR 数据参数

参数	数值
波长 λ/m	0.24
LFM 信号带宽 B_r/MHz	41.255
脉冲宽度 T_p/μs	16
采样率 F_s/MHz	50
脉冲重复频率 /Hz	773
载机速度 V/(m·s^{-1})	118.2
斜距 R_a/m	9216



a 干扰抑制前 b 干扰抑制后

图 2 压缩感知 SAR 成像 RFI 抑制效果

4 结束语

对采用压缩感知技术的低频段 SAR 成像系统,RFI 的存在会破坏场景稀疏的先验条件,从而使得后续的重构算法无法正确完成成像处理. 对此问题,本文提出了一种压缩感知 SAR 的 RFI 抑制方法. 该方法首先基于 RFI 在频域所具有的稀疏特性,采用正交匹配追踪算法结合 MDL 准则估计出 RFI 分量的稀疏度;然后对每个脉冲的回波信号,估计 RFI 信号分量并在时域直接滤除. 对 RFI 抑制后的压缩采样数据,可应用常规的压缩感知 SAR 重构算法实现成像处理. 该方法对低频段压缩感知 SAR 系统的数据处理具有一定工程应用价值.

参考文献 (References)

[1] Miller T, Potter L, McCorkle J. RFI suppression for ultra wideband radar [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1997, 33(4):1142 – 1156

[2] 王彦平,彭海良,吴一戎,等. 合成孔径雷达窄带干扰抑制技术综述[J]. 现代防御技术,2003,31(1):46 – 54
Wang Yanping, Peng Hailiang, Wu Yirong, et al. Summary of narrow band interference suppression in synthetic aperture radar [J]. Modern Defence Technology, 2003, 31(1): 46 – 54 (in Chinese)

[3] 黄晓涛,梁甸农. UWB-SAR 抑制 RFI 技术的参数化方法[J]. 系统工程与电子技术,2000,22(2):94 – 97
Huang Xiaotao, Liang Diannong. Performance evaluation and test of RFI suppression algorithms for UWB-SAR[J]. Systems Engineering and Electronics, 2000, 22(2): 94 – 97 (in Chinese)

[4] Candès E, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Process Mag, 2008, 25(2): 21 – 30

[5] Ender J H G. On compressive sensing applied to radar[J]. Signal Processing, 2010, 90(5): 1402 – 1414

[6] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging[C]//IEEE Radar Conference. Boston, MA: IEEE, 2007: 128 – 133

[7] Herman M, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2009, 57(6): 2275 – 2284

[8] 刘记红,徐少坤,高勋章,等. 压缩感知雷达成像技术综述[J]. 信号处理,2011,27(2):251 – 260
Liu Jihong, Xu Shaokun, Gao Xunzhang, et al. A review of radar imaging technique based on compressed sensing[J]. Signal Processing, 2011, 27(2): 251 – 260 (in Chinese)

[9] Tropp J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation [J]. IEEE Trans on Info Theory, 2004, 50(10): 2231 – 2242

[10] Pati Y C, Rezaiifar R P, Krishnaprasad S. Orthogonal matching pursuits: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]//Proceedings of the 27th Asilomar Conference in Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA: IEEE, 1993: 40 – 44

[11] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from partial information by orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655 – 4666

[12] Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. IEEE Transactions on Speech and Signal Processing, 1985, 33(2): 387 – 392