

文章编号: 2096-1618(2019)05-0462-04

基于 CS-TWR 的动态阈值贪婪算法成像研究

余 杰, 夏朝禹, 杜 江

(成都信息工程大学通信工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:针对穿墙雷达(TWR)成像过程中分段弱正交匹配追踪(SWOMP)成像模糊等问题,提出了一种动态阈值弱正交匹配追踪算法(DWOMP),可以显著提高压缩感知穿墙雷达(CS-TWR)二维雷达像的性能指标。首先利用Chirp信号雷达回波数据建立TWR压缩感知仿真模型与构造过完备字典;然后给出了DWOMP算法实现流程,并进行了DWOMP算法的计算机仿真实验;最后将DWOMP算法与BP算法、SWOMP算法通过仿真实验比较。仿真结果表明,在相同实验条件下,DWOMP算法成像用时约为BP算法的3/5,成像分辨率优于SWOMP算法。

关 键 词:压缩感知;过完备字典;基追踪;分段弱正交;动态阈值

中图分类号:TN957.52

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2019.05.003

0 引言

穿墙雷达成像是近年来快速发展的一种对障碍物后物体小范围微波成像的技术。主要应用于军事反恐、灾害救援与障碍探测等领域。技术对非金属障碍有良好的穿透能力,可用于对隐藏在墙后的物体进行探测、定位、跟踪与成像^[1-3]。传统穿墙雷达成像方式,如衍射投影算法利用时延叠加原理对墙后目标进行成像,因该算法需求雷达数据时间采样点较多,并且数据处理时间较长,以至于不能够实时成像。

CS理论是一种新兴的信号压缩采样技术,理论突破Nyquist采样定理的局限性,并通过开发信号的稀疏特性,使信号在远小于Nyquist采样率下,用随机采样获取信号的离散样本,然后通过非线性重构算法完美的重建信号^[4-5]。在近几年的研究中,压缩感知贪婪重构匹配追踪(matching pursuits, MP)算法^[6]被用于雷达成像。之后逐渐出现更多的压缩感知雷达成像算法,如:正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法^[7]、正则化正交匹配追踪(regularized OMP, ROMP)算法^[8]、广义匹配追踪算法(generalized OMP, GOMP)算法^[9]等,并取得良好的成像效果,但是以上方式必须将信号稀疏度作为先验条件,所以在实际场合中并不适用。由Doet等^[10]提出的稀疏度自适应匹配追踪(sparsity adaptive MP, SAMP)算法在缺乏稀疏性的条件下,也能精确地重构信号,但成像效果受步长影响。步长过小使得时间成本增加;步长过大,造成成像效果欠佳。由T. Blumensath等^[11]提出的分段弱正交匹配追踪(stagewise weak OMP, SWOMP)算法模糊了阈值门限,相比于分段正交匹配追踪(stagewise weak OMP,

StOMP)^[12]算法,SWOMP所需测量矩阵较为宽松,算法复杂度较低,但SWOMP算法所成二维雷达目标像会出现模糊、偏移、不准确等诸多问题。压缩感知重构算法另一大类就是凸优化算法或最优化逼近方法,这类方法通过将非凸问题转化为凸问题求解找到信号的逼近,其中最常用的方法就是基追踪(basis pursuit, BP)^[13]。该方法提出使用 l_1 范数替代 l_0 范数来解决最优化问题,以便使用线性规划方法来求解。BP算法成像的优势在于:在不损失目标信息下,能够完美重现目标。但其速度慢,重构效率不高。为了解决上述所有问题,提出动态阈值弱正交匹配追踪算法(dynamic threshold weak OMP, DWOMP)。算法即保留SWOMP算法对测量矩阵要求宽松、算法结构简单、算法收敛速度快等优点,又能够在未知信号稀疏度的情况下,对墙后目标进行完整重构。

1 穿墙雷达数建模

首先,对雷达探测场景作离散化处理,将成像区域看作为一系列微小的点。为了使得成像效果更好,网格需要足够密集。这些网格上的反射系数可以组成矩阵 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x(1,1) & \cdots & x(1,M) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N,1) & \cdots & x(N,M) \end{bmatrix} \quad (1)$$

N 表示 x 轴的网格点数, M 表示 y 轴上的网格点数。将二维反射系数矩阵串接成一维矩阵:

$$\mathbf{X} = [x(1,1), \cdots, x(N,1), \cdots, x(1,M), \cdots, x(N,M)]^T \quad (2)$$

将 \mathbf{X} 构造为 $NM \times 1$ 的向量,设置发送信号为chirp信号:

$$S_i(t) = \exp(2\pi(f_0 t + \frac{u}{2} t^2)) \quad (3)$$

其中, $u=B/\tau'$, τ' 为脉冲宽度, B 为信号带宽, f_0 为 chirp 信号起始频率。假定点散射体位于距离 R 处, 则整个场景的回波信号为

$$S_{(m,n)} = \sum_{i=1}^n X_i \times \exp \left[\left(\frac{4\pi B R_{(m,n)}}{C\tau'} \right) (t_i - \hat{\tau}) + \frac{2R_{(m,n)}}{C} \left(2\pi f_0 - \frac{2\pi B R_{(m,n)}}{C\tau'} \right) \right] \quad (4)$$

X_i 为第 i 个网格的反射系数, $R_{(m,n)}$ 为第 (m,n) 网格点与信号发射源的距离。将回波信号矩阵串接成一维矩阵:

$$\mathbf{S} = [S(1,1), \dots, S(N,1), \dots, S(1,M), \dots, S(N,M)]^T \quad (5)$$

令

$$a_{(m,n,i)} = \exp \left[\left(\frac{4\pi B R_{(m,n)}}{C\tau'} \right) (t_i - \hat{\tau}) + \frac{2R_{(m,n)}}{C} \left(2\pi f_0 - \frac{2\pi B R_{(m,n)}}{C\tau'} \right) \right] \quad (6)$$

t_i 为快时间采样点数。

$$\mathbf{a}(m,n) = [a_{(m,n,1)}, a_{(m,n,2)}, \dots, a_{(m,n,MN)}] \quad (7)$$

过完备字典为

$$\mathbf{A} = [a(1,1), \dots, a(1,N), \dots, a(M,1), \dots, a(M,N)]^T \quad (8)$$

对于压缩感知雷达成像表达式为

$$\mathbf{S} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{n} \quad (9)$$

其中, \mathbf{n} 为噪声干扰; \mathbf{S} 为接受到的回波信号; \mathbf{A} 被称为过完备字典, 联系着原始信号与测量值。在已知回波信号矩阵 \mathbf{S} 和过完备字典 \mathbf{A} 的情况下, 利用压缩感知重构算法对原始信号 \mathbf{X} 进行估计。

2 动态阈值分段弱正交匹配追踪算法

SWOMP 算法虽然降低对测量矩阵的要求, 但导致了成像目标模糊、不准确、不完整等问题。为解决此类问题提出动态阈值分段弱正交匹配追踪算法。该算法设置通过设置微变量参数 α , 使阈值随每次迭代产生的残差值而变化。

DWOMP 核心算法流程如下所示:

(1) 令 res 为每次迭代残差, 初始化残差 $r_0 = y$, 设置变量 α , $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, $t=1$, 设置迭代次数 S ;

(2) 计算 $u = \langle r_{t-1}, \mathbf{A}_j \rangle$, $1 \leq j \leq N$, 设置阈值 $th = \left(\frac{\|res\|_2}{\|res\|_2 + \alpha} \right) \cdot \max(u)$, 选出 $u \geq th$ 的值, 并将这些值对应 \mathbf{A} 的列序号 j 构成集合 \mathbf{J}_0 , 用 \mathbf{a}_j 表示 \mathbf{A} 的第 j 列。 $\|res\|_2$ 为残差 res 的 l_2 范数;

(3) 更新索引集 $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \mathbf{J}_0$, $\mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{t-1} \cup \mathbf{a}_j$;

(4) 求 $y_t = \mathbf{A}_t \theta_t$ 的最小二乘解, $\hat{\theta}_t = [\mathbf{A}_t^T \times \mathbf{A}_t]^{-1} \times \mathbf{A}_t^T \times y$;

(5) 更新残差 $res = y - \mathbf{A}_t \times \hat{\theta}$;

(6) $t=t+1$ 如果 $t \leq S$, 则返回第二步, 如果 $t > S$ 或 $res = 0$ 则停止迭代;

(7) 最终可得重构信号 $\hat{\mathbf{X}} = \psi \times \hat{\theta}$; $\hat{\theta}$ 为最后一次产生的 $\hat{\theta}_t$ 。

3 仿真测试

3.1 参数与流程设计

为验证 DWOMP 算法在穿墙雷达模型中的成像性能, 进行了 matlab 仿真实验, 仿真条件如下:

(1) chirp 信号中心频率为 $f_0 = 5.6$ GHz, 带宽为 1 GHz, 信号未压缩的脉冲宽度为 $t_s = 1$ ms; 将成像区域设置为长 6 m、宽 6 m 的密闭几何空间。

(2) 在此几何空间内部有面积为 1 m^2 的矩形目标位于横纵向方位 $0.5 \sim 1.5 \text{ m}$ 处; 考虑单一均匀墙体位于成像区域正下方, 墙体厚度为 1 m, 介电常数为 8.6 F/m ;

(3) 采用 31 根收发一体天线组成阵列, 均匀分布于横坐标区间 $(-1.5 \text{ m}, 1.5 \text{ m})$, 天线阵列距离墙壁 0.5 m ;

(4) 设信号观察数为 $M=64$, $\alpha \in (0.45, 1)$, 算法迭代次数 $S=30$, 忽略多次墙体散射效应。

3.2 BP、SWOMP、DWOMP 算法成像性能比较

分别采用 BP、SWOMP、DWOMP 算法进行 1000 次 MonteCarlo 成像仿真, 各算法单根天线成像所耗平均时间如表 1 所示。从表 1 中可以看出, DWOMP 算法成像所需用时最短, 约为 BP 算法的 0.6 倍, 略低于 SWOMP 算法运算所需的时间。3 种算法成像效果分别如图 1~3 所示。

表 1 各算法单根天线成像所耗平均时间

算法	BP	SWOMP	DWOMP
时间/s	12.5018	7.4929	7.4187

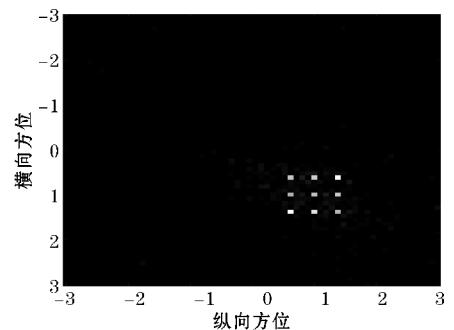
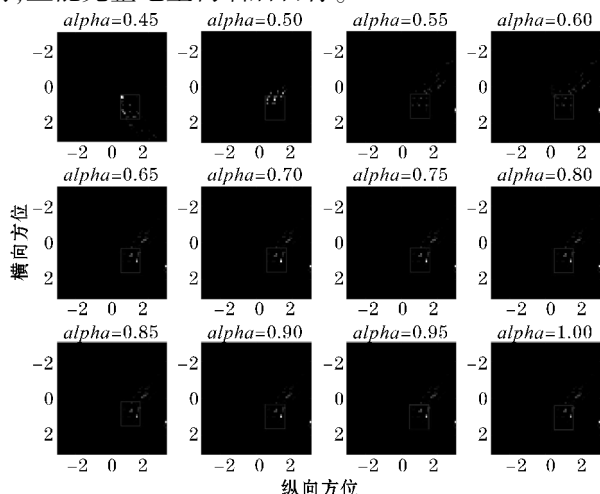
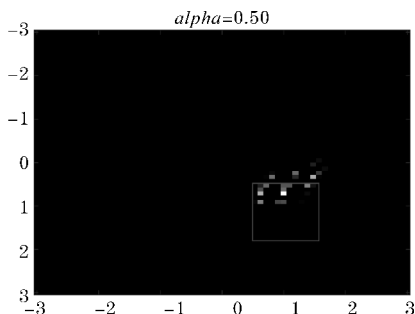


图 1 BP 二维穿墙雷达成像

图1是BP算法所成的二维雷达图像。可以看出BP算法所成图像非常清晰,说明该算法重构精度较高,且能完整地重构墙后目标。

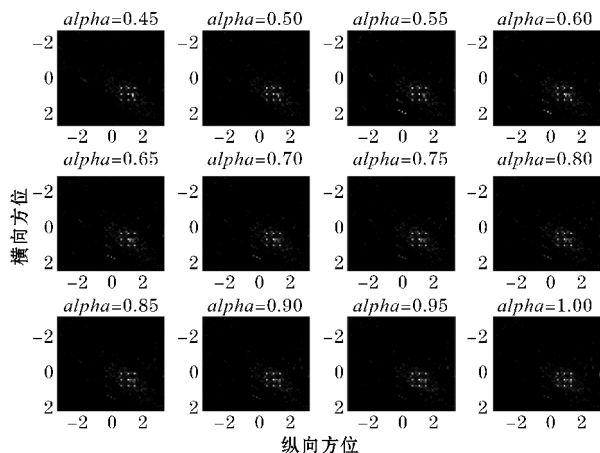


(a) 权值不同时的二维穿墙雷达像

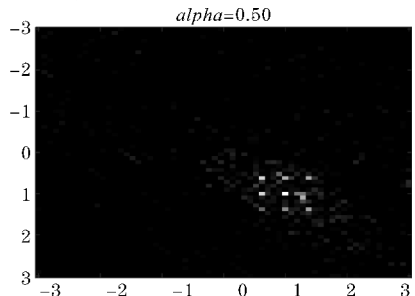


(b) $\alpha=0.5$ 时 SWOMP 二维穿墙雷达像

图2 SWOMP 二维穿墙雷达像



(a) 权值不同时的二维穿墙雷达像



(b) $\alpha=0.5$ 时 DWOMP 二维穿墙雷达像

图3 DWOMP 二维穿墙雷达像

图2(a)展示了SWOMP算法在权值不同时所成的二维雷达像。如图2(b)所示,当SWOMP算法在权值为0.5时成像效果最佳,但还是存在目标成像不全,目标像出现偏移等问题(图2框中为真实目标所在处)。SWOMP算法只能粗略的定位目标,在对多点目标成像效果上欠佳。

图3(a)展示了DWOMP算法在权值不同时所成的二维雷达像,从图3(b)中可以看出,DWOMP算法将墙后矩形目标成功成像出来,并且图中杂波较少,几乎没有出现虚假目标。虽然在成像的清晰度上略微低于BP算法,但也能够无损地对墙后目标进行成像,从图2(b)、图3(b)对比可以看出,在权值相同的情况下,DWOMP算法的成像清晰度比SWOMP算法提高了很多。

4 结束语

提出的DWOMP算法,利用设置微变量参数 α ,使阈值随每次迭代产生的残差值而变化,解决了使用SWOMP算法的二维穿墙雷达成像模糊的问题。经过多次 MonteCarlo 实验证明 DWOMP 算法相对于 BP 算法计算时间较短。DWOMP 算法融合 SWOMP 与 BP 算法的优点,能在穿墙雷达场景重构等实际运用中取得良好的效果。

参考文献:

- [1] Jin T. Auto-focusing compressed sensing algorithm for through-the-wall imaging[C]. Cie International Conference on Radar, 2017: 1-4.
- [2] Ahmad Hoorfar, Wenji Zhang. Advances in real time and sparse reconstructed radar imaging through multilayered walls[C]. International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications, 2017: 952-955.
- [3] Alkhodary M T, Abozaid S H, Muqaibel A H. Experimental evaluation of UWB indoor radar imaging [C]. IEEE Asia-Pacific Conference on Applied Electromagnetics, 2016: 339-343.
- [4] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] Fang H, Yang H. A new compressed sensing-based matching pursuit algorithm for image reconstruction [C]. International Congress on Image and Signal

- Processing,2013:338–342.
- [6] 孙晨. 压缩感知贪婪算法综述[A]. 2017 中国地球科学联合学术年会论文集(二十五)——专题50:地震波传播与成像,2017:4.
- [7] Liu J, Han C Z, Yao X H. Compressed sensing based track before detect algorithm for airborne radars[J]. Progress In Electromagnetics Research, 2013,138:433–451.
- [8] 任百玲,李世勇,孙厚军. 基于 ROMP 的压缩感知算法在雷达成像中的应用[J]. 微波学报, 2012,28(S2):447–450.
- [9] He S, Pang L. SAR tomography imaging based on Generalized Orthogonal Matching Pursuit—The case study of pangu 7 star hotel in Beijing[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium,2016:6665–6668.
- [10] Thong T Do, Lu Gan, Nam Nguyen. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]. Asilomar Conference on Signals Systems and Computers,2009:581–587.
- [11] Blumensath T, Davies M E. Stagewise Weak Gradient Pursuits[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2009,57(11):4333–4346.
- [12] Liu Z A B, Li G A, Zhang H A. SAR imaging of dominant scatterers using cascading StOMP[C]. IEEE Cie International Conference on Radar, 2011:1676–1679.
- [13] 李坤,马彩文,李艳,等. 压缩感知重构算法综述[J]. 红外与激光工程,2013,42(S1):225–232.
- [14] Ahmad F, Amin M G, Kassam S A. Through-the-wall wideband synthetic aperture beamformer[J]. IEEE Antennas and Propagation Society Symposium,2004:3059–3062.

Imaging Research of Dynamic Threshold Greedy Algorithm based on CS-TWR

YU Jie, XIA Chaoyu, DU Jiang

(College of Communication Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: Aiming at the problem that the segmentation weak orthogonal matching pursuit (SWOMP) imaging accuracy is not high during the through-wall radar (TWR) imaging process, a dynamic threshold weak orthogonal matching pursuit algorithm (DWOMP) is proposed, which can significantly improve the 2 Dradar image performance index of CS-TWR. Firstly, the TWR compressed sensing simulation model is built and the over-complete dictionary are established by using Chirp signal radar echo data. Then the DWOMP algorithm implementation flow is given, and the computer simulation experiment of DWOMP algorithm is carried out. The DWOMP, BP and SWOMP algorithms are compared through simulation experiment eventually. The simulation results show that under the same experimental conditions, the imaging time of DWOMP algorithm is about 3/5 of BP algorithm, and the imaging resolution of that is better than SWOMP algorithm.

Keywords: compressed sensing; over-complete dictionary; basis pursuit; stagewise weak orthogonal; dynamic threshold.