

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2019.05.002

## 毫米波综合孔径辐射计的压缩感知成像方法研究

张 滨, 张 胜, 陈建飞\*

(南京邮电大学电子与光学工程学院, 南京, 210023)

**摘 要:**毫米波综合孔径成像辐射计(Synthetic Aperture Imaging Radiometer, SAIR)是一种适用于近场成像的高分辨率、高灵敏度传感器,但因其接收机数量大、系统复杂度高,限制了SAIR在实际场景中的应用.用少量阵元天线获取的稀疏可见度函数进行高精度成像反演是目前SAIR成像研究的热点之一.为从少量的可见度采样点中重构出具有较高精度的毫米波图像,借鉴压缩感知(Compressed Sensing, CS)的稀疏重构思想,提出一种基于二维SAIR成像模型的CS-L0成像反演算法.该算法借助SL0算法思想对二维综合孔径反演模型进行快速的 $l_0$ 范数求解,可从少量可见度采样点中快速精确地重构出目标场景的亮温图像.实验仿真表明,与结合传统成像模型的一般CS反演法相比,提出的CS-L0反演法具有更高的成像精度和反演速度,能够对稀疏采样的SAIR进行快速准确的成像反演.

**关键词:**综合孔径,近场成像,压缩感知,SL0算法,图像反演

**中图分类号:** TN015

**文献标识码:** A

## Research on compressed sensing imaging of millimeter wave synthetic aperture radiometer

Zhang Bin, Zhang Sheng, Chen Jianfei\*

(College of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,  
Nanjing, 210023, China)

**Abstract:** The millimeter-wave Synthetic Aperture Imaging Radiometer (SAIR) is a kind of imaging sensor for near field with high resolution and sensitivity, but the SAIR receivers' number is very large and the system is too complex, which affect its application in practice. To take the advantage of the sparse visibility function to accurately reconstruct a high resolution image, which is one of the focus of research, the paper has led the CS (Compressed Sensing) into the process of SAIR sparse sampling reconstruction, and proposed a fast and accurate method that is CS-L0 inversion algorithm in a two-dimensional fast imaging model for SAIR. CS-L0 inversion algorithm references the SL0 algorithm to solve the 2-D synthetic aperture inversion model of  $l_0$ -norm, which is used to efficiently reconstruct the target bright-temperature image. At last, compared with the traditional CS inversion algorithm, the experimental simulation shows that the CS-L0 algorithm can achieve image reconstruction with higher imaging accuracy and inversion speed from less visibility sparse samples.

**Key words:** synthetic aperture, near field imaging, compressed sensing, SL0 algorithm, imaging inversion

基金项目:国家自然科学基金(61601237),江苏省自然科学基金(BK20160901)

收稿日期:2019-02-16

\* 通讯联系人, E-mail: 718576837@qq.com

近年来毫米波成像技术受到众多的研究和关注. 毫米波波长介于微波和可见光之间, 在天线口径一定的情况下, 毫米波系统分辨率更高, 且毫米波的穿透性较强, 对除金属以外的衣物、木质材料有一定的穿透能力, 可对人体隐匿金属物体进行探测<sup>[1-5]</sup>, 在安检、军事、医疗等重要领域有着巨大的实用价值. 其中毫米波综合孔径成像辐射计(Synthetic Aperture Imaging Radiometer, SAIR)是由小口径天线阵列构成的大口径合成天线的毫米波高灵敏测量计, 利用小口径天线对的相关运算实现大口径, 每个复相关都是可见度函数(观测值)的一个观测样本<sup>[6]</sup>. SAIR能够有效地解决天线口径与分辨率的矛盾, 对目标场景的毫米波辐射进行测量, 通过阵元天线的复相关运算获得目标可见度函数, 进而反演出目标场景的亮温分布图像<sup>[7]</sup>. 依据可见度函数与目标亮温图像之间的关系, 可采用傅里叶反演法直接对可见度函数进行变换即可恢复出目标图像<sup>[8]</sup>. 但傅里叶反演法的重构精度较低, 且需要完整天线阵列进行可见度采样, 只适于理想的SAIR成像系统.

在实际SAIR应用中, 受阵列天线规模与系统复杂度的限制, 需用较少数目的阵元天线对目标实现高精度的成像探测: 即用少量的可见度采样点重构出高精度的毫米波图像, 这是一种典型的稀疏采样重构问题. 关于稀疏采样重构问题, 2006年Donoho<sup>[9]</sup>提出压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论: 对于可稀疏表征的原信号, 可用少量的稀疏采样值对其进行高精度的信号恢复. 目前CS理论已在信号处理、医学、军事等重要领域得到了很好的应用. 借助CS, 可以对稀疏采样的SAIR系统进行准确的图像反演, 在重构效果和时间上均较传统信号重构方法有较大的提升. 目前, 借助CS理论进行SAIR成像反演时, 普遍采用的成像模型<sup>[10]</sup>为  $V=GT$ , 其中  $V$  为可见度函数(观测值),  $G$  为系统成像观测阵,  $T$  为目标亮温图像(列向量形式). 在  $V=GT$  反演成像过程中, 二维图像需要转化为一维列向量  $T$ , 不利于在反

演过程中有效地利用图像的二维信息, 限制了重构图像的分辨率和精度; 且在反演图像维数较大的情况下, 观测阵  $G$  会因维数过大, 严重影响算法的反演速率, 图像重构过程中耗费时间过长, 不利于高分辨率图像的快速反演.

针对传统CS成像反演算法的不足, 本文提出基于二维SAIR成像模型的CS-L0反演法; 该算法成像模型为  $V=D_1TD_2$ , 其中图像  $T$  无需转换为向量形式, 可充分利用图像原始二维信息进行高精度反演, 且模型中观测阵( $D$ )维度大大降低, 解决了传统CS成像模型中出现的问题. CS-L0反演法结合SL0(Smooth  $l_0$  Norm)算法的思想, 对反演成像模型采用基于  $l_0$  范数最优化数值求解, 可以更快速准确地重建目标图像. 和传统CS反演法相比, 计算量小、运行效率高、重构精确度高. 模拟仿真结果表明, 相同大小的采样矩阵下, CS-L0反演法得到的图像效果优于传统的CS反演法, 有更高的重构精度和反演速度.

## 1 基于CS的综合孔径近场成像算法

**1.1 基于CS的近场SAIR反演算法** 首先对近场SAIR成像原理进行简要的分析. 如图1所示, 辐射源  $I(x, y, R)$  位于  $oxy$  上, 天线( $c$  和  $l$ ) 位于在  $OXY$  上.

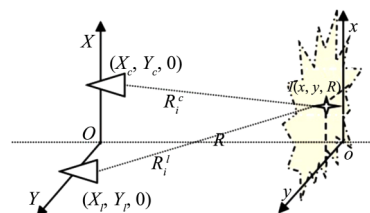


图1 综合孔径成像模型

Fig. 1 Synthetic aperture imaging model

辐射源  $I$  分散为  $i$  个小部件, 辐射源  $I_i$  与天线之间的距离为  $R_i^c$  和  $R_i^l$ , 其中  $(X_c, Y_c, 0)$  和  $(X_l, Y_l, 0)$  为辐射计天线( $c$  和  $l$ ) 的空间位置坐标, 天线对( $c$  和  $l$ ) 的可见度函数是<sup>[11]</sup>:

$$V_{c,l} = \langle E_c(R_i^c, t) \cdot E_l^*(R_i^l, t) \rangle = \sum_{i=0}^N T(x_i, y_i) F_c(x_i, y_i) F_l^*(x_i, y_i) r_{c,l} e^{-jk(R_i^c - R_i^l)} \quad (1)$$

其中,  $E_{\#}(\cdot)$  为阵元天线所接收到的场景辐射信号, 为时间积分的符号,  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个点辐射源的坐标,  $F_{\#}(\cdot)$  为天线的归一化天线方向图,  $T(x_i, y_i)$  为归一化亮温图,  $k=2\pi/\lambda$ , 指数部分的波程差  $\Delta R=R_i^c-R_i^l$ . 依据图 1 的几何关系图, 可得出距离  $R_i^c$  和  $R_i^l$  的准确表达式为:

$$R_i^c = \sqrt{(x_i - X_c)^2 + y_i^2 + R^2} \approx R + \left[ (x_i - X_c)^2 + (y_i - Y_c)^2 \right] / 2R \quad (2)$$

$$R_i^l \approx R + \left[ (x_i - X_l)^2 + (y_i - Y_l)^2 \right] / 2R \quad (3)$$

将式(2)和式(3)代入式(1), 即可得:

$$V_{c,l} = \sum_{i=0}^N T(x_i, y_i) F_c(x_i - X_c, y_i - Y_c) F_l^*(x_i - X_l, y_i - Y_l) \cdot e^{j\pi \left[ 2x_i(X_c - X_l) + 2y_i(Y_c - Y_l) + X_c^2 + Y_c^2 - X_l^2 - Y_l^2 \right] / 2R\lambda} \quad (4)$$

其矩阵形式可表示为:

$$V_{M \times 1} = G_{M \times N} \cdot T_{N \times 1} \quad (5)$$

式(5)即为一维 SAIR 成像反演模型. 其中,  $T$  为原图像的一维列向量表述 ( $N=n \times n$ ,  $n \times n$  为原图维度),  $G$  为系统观测阵 ( $M \ll N$ ),  $V$  为可见度函数. 传统的 CS 反演算法以式(5)为基础, 对图像  $T$  的稀疏域进行重构, 进而变换求出原图像, 其常用重构模型为<sup>[10]</sup>:

$$\min \|T^s\|_{l_1} \text{ subject to } V = G\Psi^{-1}T^s \quad (6)$$

式(6)中,  $\Psi$  为稀疏基, 用于对原图像进行稀疏变化;  $T^s = \Psi^{-1}T$  为  $T$  在稀疏域下的稀疏表征;  $\Psi^{-1}$  为  $\Psi$  的逆矩阵. 借助相关优化算法求得  $T^s$  后, 再由  $T = \Psi T^s$  即得到目标原图像  $T$ .

在上述传统 CS 反演模型中, 二维图像需转化为一维列向量, 不能充分利用二维图像本身所具有的信息, 导致重构图像精度有所降低; 而且传统 CS 反演模型中观测阵  $G$  的维数通常非常大, 需要占用很大的运行内存, 使得算法运行时间大大增加, 限制了 SAIR 的应用范围.

## 1.2 基于 CS 的快速近场 SAIR 反演算法 为

克服上述传统 CS 反演模型的限制, 本文提出一种基于二维 SAIR 成像模型的 CS-L0 反演法. 对于具有类“ $T$ ”形阵列分布的 SAIR, 其可见度函数满足矩形分布, 依据式(1)可将其成像反演模型改写为:

$$V_{c \times l} = D_{1(c \times n)} \cdot T_{n \times n} \cdot D_{2(n \times l)} \quad (7)$$

式(7)即为二维 SAIR 成像模型, 其中,  $V$  为  $c \times l$  维的可见度矩阵 ( $c < n, l < n$ ),  $T$  为  $n \times n$  维的待反演原图像. 为适应二维图像的快速反演, 该成像模型的系统观测阵采用分离的  $D_1$  和  $D_2$ ,  $D_1$  和  $D_2$  观测阵为行满秩矩阵和列满秩矩阵与小波稀疏阵满足 RIP 条件. 对于“ $T$ ”形阵列分布的 SAIR, 天线 ( $c$  和  $l$ ) 的坐标则为  $(X_c, Y_c = 0, 0)$  和  $(X_l = 0, Y_l, 0)$ , 故观测阵  $D_1$  和  $D_2$  的具体体元素可表示为:

$$d_{1(c,n)} = f(x_n - X_c) f(x_n) \cdot e^{j\pi(2x_n X_c - X_c^2)/R\lambda} \quad (8)$$

$$d_{2(n,l)} = f(y_n) f(y_n - Y_l) \cdot e^{j\pi(Y_l^2 - 2y_n Y_l)/R\lambda} \quad (9)$$

为了对二维 SAIR 成像模型进行快速反演求解, 本文提出的 CS-L0 反演法结合 CS 稀疏重构和 SL0 快速反演的思想, 采用基于  $l_0$  范数的最优化求解算法对原始图像的稀疏表征进行快速求解, 最后逆变换出目标图像. 与 Chen and Li<sup>[10]</sup> 的传统 CS 反演法求解  $l_1$  范数不同, 基于  $l_0$  范数求解的 SL0 算法速度更快、计算量更小, 可借助最速下降法和梯度投影法等有效降低算法运算量<sup>[12-14]</sup>, 提高了反演速度. 根据二维 SAIR 成像模型  $V = D_1 T D_2$ , CS-L0 反演法的稀疏优化模型为:

$$\min \|\theta\|_{l_0} \text{ s. t } V = D_1^w \theta D_2^w \quad (10)$$

其中,  $\theta = W^{-1} T W$ ,  $\theta$  表示图像  $T$  在小波稀疏域下的稀疏信号,  $W$  表示  $n \times n$  维的小波正交稀疏阵,  $W^{-1}$  表示其逆矩阵,  $D_1^w$  和  $D_2^w$  分别为经过小波域变换的观测阵,  $D_1^w = D_1 \cdot W$ ,  $D_2^w = W^{-1} \cdot D_2$ . 由式(10)将式(7)转化为求解最优化问题  $l_0$  范数的解.

利用 CS-L0 反演法来求解式(10)中  $V = D_1^w W^{-1} T W D_2^w$  目标图像  $T$  的大致流程:

(1) 求解  $\min \|\theta\|_{l_0}$ , 其中  $\theta = [\theta_{i,j}, \dots, \theta_{n,n}]$ ,  $l_0$

范数定义为求  $\theta$  内部非零元素的个数,则有:

$$v(\theta_{i,j}) = \begin{cases} 1, \theta_{i,j} \neq 0 \\ 0, \theta_{i,j} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$\|\theta\|_{l_0} = \sum_{i=1, j=1}^n v(\theta_{i,j}) \quad (12)$$

(2) 由于  $v(\cdot)$  为不连续函数,对于式(10)的组合优化问题,可引入连续可导的函数来逼近  $\theta$  的  $l_0$  范数,则连续函数的最优解就是  $\theta$  的  $l_0$  范数最小量. 本文选取标准高斯函数作为平滑连续函数来近似逼近  $l_0$  范数<sup>[15-16]</sup>,然后对该标准高斯函数的最优化问题进行求解,采用的标准高斯函数为:

$$f_{\sigma}(\theta_{i,j}) = e^{-\frac{\theta_{i,j}^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

$$\lim_{\sigma \rightarrow 0} f_{\sigma}(\theta_{i,j}) = \begin{cases} 1, \text{if } \theta_{i,j} = 0 \\ 0, \text{if } \theta_{i,j} \neq 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$f_{\sigma}(\theta_{i,j}) = \begin{cases} 1, \text{if } \theta_{i,j} \ll \sigma \\ 0, \text{if } \theta_{i,j} \gg \sigma \end{cases} \quad (15)$$

定义函数  $F_{\sigma}(\theta_{i,j})$  为:

$$F_{\sigma}(\theta_{i,j}) = \sum_{i=1, j=1}^n f_{\sigma}(\theta_{i,j}) \quad (16)$$

由式(13)和式(14)可以得出,在  $\sigma$  的值较小时:

$$\|\theta\|_{l_0} \approx N - F_{\sigma}(\theta_{i,j}) \quad (17)$$

(3) 当  $\sigma \rightarrow 0$  时,式(17)近似相等,则可知对于参数  $\sigma$  值非常小时,通过最大化  $F_{\sigma}(\theta_{i,j})$ ,找到最小化  $l_0$  范数的解<sup>[16]</sup>,然后利用小波逆变换  $T = W\theta W^{-1}$ ,进而求出目标的亮温图像  $T$ .

由上算法流程描述,可知 CS-L0 反演法结合 SL0 算法求解  $l_0$  范数的优势,可以快速准确地求解出目标函数,充分发挥二维 SAIR 成像模型的优势.

## 2 实验仿真和结果

为了对本文所提出算法的有效性进行验证,以图2所示的  $128 \times 128$  维度的目标场景图为例,进行 SAIR 成像仿真的对比实验. 仿真平台为个人计算机,其 CPU 为 Inter(R) Core(TM) i5 双核主频 2.6 GHz,内存 4 G,操作系



图2 目标场景图 (airplane)

Fig. 2 Target scenario diagram (airplane)

统 Win8.1, 仿真软件为 Matlab2017a.

在仿真过程中,为了模拟真实的毫米波综合孔径成像过程,采用电磁计算的方式进行模拟计算,得出目标场景的可见度函数:首先选取目标场景各像素点的灰度值作为其毫米波辐射强度,模拟出各离散点目标的毫米波辐射,然后通过有限元积分的方式计算出各阵元天线接收的毫米波辐射,进而通过阵元间的复相关运算得出目标场景的可见度函数. 仿真实验中的主要参数设置如表1所示.

表1 仿真模型的模拟参数

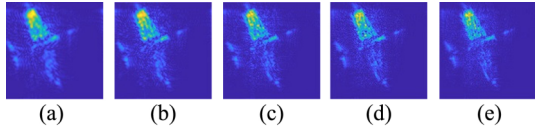
Table 1 Simulation parameters of simulation model

模拟参数	数值
中心波长 (mm)	3
阵列维度	50~90
天线口径 (m)	0.9×0.9
成像距离 $R$ (m)	3
点辐射源尺寸 (mm)	5

为进行对比分析,仿真实验分别采用 CS-L0 反演法和传统 CS 反演法对稀疏采样的 SAIR 进行图像重构,其稀疏采样的可见度函数维数依次为  $50 \times 50 \sim 90 \times 90$ ,相应的仿真结果如图3和图4所示. 可以看出:随着采样矩阵规模的增大,两种算法反演得到的图像质量均得到了明显提升;基于 CS-L0 反演法得出图像在机翼和机头信息上较传统 CS 反演法有所提升,图像细节信息更加完整. 这是由于 CS-L0 反演法借助了二维 SAIR 成像模型,能够更加充分地利用图像二维信息进行反演成像,故在图像细节方面能够更好地恢复原始图像信息.

为了对反演结果进行客观的对比分析,对图3和图4所示反演图像的均方根误差 RMSE

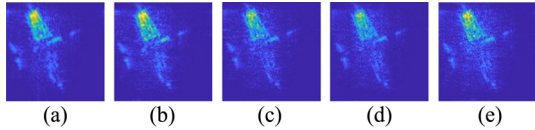




(a)  $50 \times 50$  sampling matrix, (b)  $60 \times 60$  sampling matrix,  
(c)  $70 \times 70$  sampling matrix, (d)  $80 \times 80$  sampling matrix,  
(e)  $90 \times 90$  sampling matrix

图3 传统CS反演法的反演结果

Fig.3 Inversion results of traditional CS inversion method



(a)  $50 \times 50$  sampling matrix, (b)  $60 \times 60$  sampling matrix,  
(c)  $70 \times 70$  sampling matrix, (d)  $80 \times 80$  sampling matrix,  
(e)  $90 \times 90$  sampling matrix

图4 CS-L0反演法的反演结果

Fig.4 Inversion results of CS-L0 inversion method

和PSNR的计算公式如式(18)和式(19)所示:

$$RMSE(T^e, T^o) = \frac{\sqrt{\sum_i (T^e(x_i, y_i) - T^o(x_i, y_i))^2}}{\sqrt{\sum_i (T^o(x_i, y_i))^2}} \quad (18)$$

PSNR = 10 ×

$$\lg \left( \frac{\text{MAX}(T^o)^2}{\sum_{0 < i < M, 0 < j < N} [T^e(x_i, y_i) - T^o(x_i, y_i)]^2 / M \times N} \right) \quad (19)$$

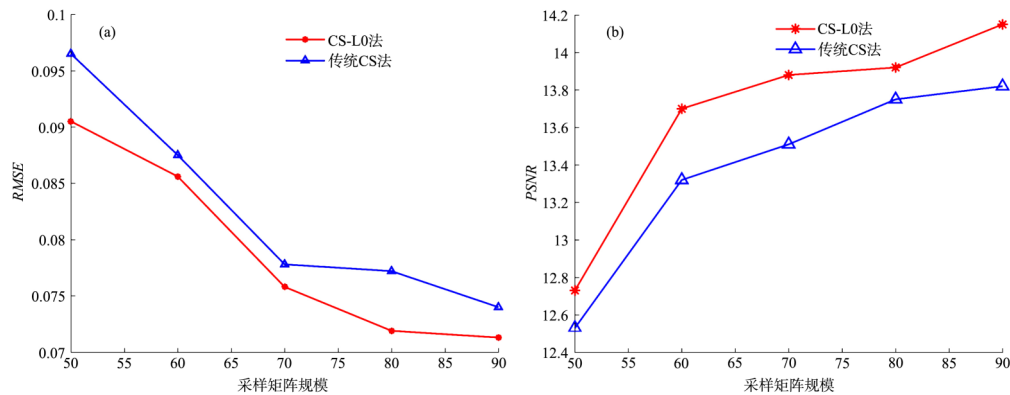


图5 CS-L0和CS算法的RMSE (a)和PSNR (b)的对比

Fig.5 RMSE (a) and PSNR (b) of CS-L0 and CS

其中,  $T^e$  表示反演图像,  $T^o$  表示原始图像,  $\text{MAX}(T^o)$  为原始图像中的最大值. 反演图像的均方根误差  $RMSE$  和峰值信噪比  $PSNR$  相应计算结果如图5所示.

从图5a和图5b可以看出,随着可见度函数(取样矩阵)维度的增加,两种反演算法的  $RMSE$  均有所下降,而两种反演算法得出图像和峰值信噪比  $PSNR$  进行了计算,  $RMSE$  和的  $PSNR$  值却在不断提升. 在同样规模的可见度函数下,基于CS-L0反演法恢复得到的图像误差均小于传统CS反演法,峰值信噪比  $PSNR$  高于传统CS反演法,说明CS-L0反演法在重构图像精度方面较高.

此外,提出的CS-L0反演法在运算效率上具有较大的优势,与传统CS反演法的重构时间的对比如图6所示. 由于CS-L0运用了二维SAIR成像模型和  $l_0$  范数的最速求解思想,使得成像反演速度得到较大的提升,算法占用计算机内存减小,反演速率得到提升,所以在图像重构时间方面较传统CS反演法得到了较大的改善.

通过上述实验仿真分析可以看出,提出的CS-L0算法在  $RMSE$ ,  $PSNR$  和重构时间方面均得到了较好的提升. 这表明基于二维SAIR成像模型的CS-L0反演法可以对稀疏SAIR进行有效的图像反演,而且有更高的图像重构精度和更快的图像反演速率.

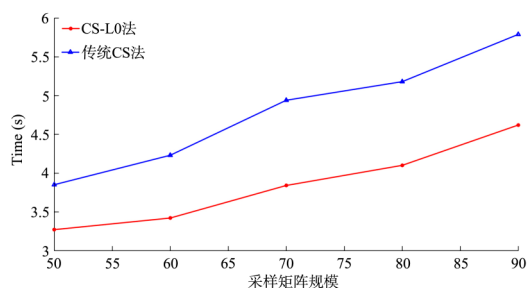


图6 CS-L0反演法和传统CS反演法的时间对比

Fig. 6 Time consuming of CS-L0 and CS

### 3 总 结

为提高SAIR的实用性,精确地从稀疏SAIR采样的可见度函数中快速重建出高分辨率的目标图像,本文借鉴CS的稀疏重构思想,在二维SAIR成像模型为基础下,提出一种高效的CS-L0成像反演法,可以快速精确地从少量可见度采样点中重构出目标场景的亮温图像.实验仿真证明,提出的CS-L0反演算法与传统的CS反演算法相比,成像精度更高,反演速度更快,能够对稀疏采样的SAIR进行快速准确的成像反演.

#### 参考文献

- [1] 邹冉. 毫米波无源成像隐匿目标检测算法研究. 硕士学位论文. 成都:电子科技大学,2017. (Zou R. Research on hidden targets passive millimeter detection algorithm of wave imaging. Master Dissertation. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2017.)
- [2] 徐枫,朱莉,刘敏. 近程毫米波全息成像技术发展综述. 微波学报,2017,33(S1):289—294. (Xu F, Ju L, Liu M. Reviews of short range millimeter wave holographic imaging technology. Journal of Microwave, 2017, 33(S1): 289—294.)
- [3] 张慧. 微波毫米波阵列成像关键技术研究. 博士学位论文. 南京:东南大学,2016. (Zhang H. Investigations on microwave and millimeter wave array imaging key technologies. Ph. D. Dissertation. Nanjing: Southeast University, 2016.)
- [4] 王辉,赵风军,邓云凯. 毫米波合成孔径雷达的发展及其应用. 红外与毫米波学报,2015,34(4): 452—459. (Wang H, Zhao F J, Deng Y K. Development and application of the millimeter wave SAR. Journal of Infrared and Millimeter Wave, 2015, 34(4): 452—459.)
- [5] 张燕洪. 毫米波主动成像在人体隐匿违禁物品检查中的应用. 硕士学位论文. 南京:南京理工大学,2015. (Zhang Y H. Application of millimeter wave active imaging in detection of contraband objects in human body. Master Dissertation. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2015.)
- [6] Camps A, Bara J, Sanahuja I C, et al. The processing of hexagonally sampled signals with standard rectangular techniques: application to 2-D large aperture synthesis interferometric radiometers. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(1): 183—190.
- [7] 何焦. 毫米波综合孔径辐射计反演成像方法研究与实现. 博士学位论文. 成都:电子科技大学,2015. (He J. Research and implementation of inversion imaging method in millimeter wave synthetic aperture radiometer. Ph.D. Dissertation. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2015.)
- [8] Walsh K P, Schulkin B, Gary D, et al. Terahertz near-field interferometric and synthetic aperture imaging//Proceedings of SPIE 5411, Terahertz for Military and Security Applications II. Orlando, FL, USA: SPIE, 2004: 9—17.
- [9] Donoho D L. Compressed sensing. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289—1306.
- [10] Chen J F, Li Y H. The CS-based imaging algorithm for near-field synthetic aperture imaging radiometer. IEICE Transactions on Electronics, 2014, 97(9): 911—914.
- [11] Tanner A, Lambrigsten B, Gaier T, et al. Near field characterization of the GeoSTAR demonstrator//2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing. Denver, CO, USA: IEEE, 2006: 2529—2532.
- [12] 齐焕芳,徐源浩. 用于压缩感知信号重建的SL<sub>0</sub>改进算法. 电子科技, 2015, 28(4): 27—30. (Qi H

- F, Xu Y H. Improved  $SL_0$  algorithm for compressive sensing signal reconstruction. Electronic Science and Technology, 2015, 28(4): 27—30.)
- [13] 杨良龙,赵生妹,郑宝玉等. 基于  $SL_0$  压缩感知信号重建的改进算法. 信号处理, 2012, 28(6): 834—841. (Yang L L, Zhao S M, Zheng B Y, et al. The improved reconstruction algorithm for compressive sensing on  $SL_0$ . Signal Processing, 2012, 28(6): 834—841.)
- [14] 邵询. 基于压缩感知理论的雷达成像方法研究. 博士学位论文. 南京: 南京理工大学, 2018. (Shao Xun. Research on Radar Imaging method based on Compression Perceptual Theory. Ph. D. Dissertation. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.)
- [15] 冯俊杰, 王永会. 平滑  $L_0$  范数稀疏信号重构 ISAR 成像算法. 电脑知识与技术, 2018, 14(34): 170—171. (Feng J J, Wang Y H. Smooth  $L_0$  norm sparse signal recovery ISAR imaging algorithm. Computer knowledge and Technology, 2018, 14(34): 170—171.)
- [16] 刘孟琪. 基于平滑  $L_0$  范数的稀疏分解算法的改进. 硕士学位论文. 大连: 大连海事大学, 2018. (Liu Mengqi. An improved sparse decomposition algorithm based on smooth  $L_0$  norm. Master Dissertation. Dalian: Dalian Maritime University, 2018.)

(责任编辑 杨可盛)