基于压缩感知理论的雷达成像技术与应用研究进展

李少东*　杨　军　陈文峰　马晓岩
(空军预警学院三系　武汉　430019)

摘　要：压缩感知理论基于信号稀疏性，将对信号采样转换为对信息自由度的采样，可大大降低采样率。而将压缩感知理论应用于雷达成像时有望在以下几个方面得到改善：增强成像性能，简化雷达硬件设计，缩短数据获取时间，减少数据量和传输量等。该文从压缩感知的稀疏性，压缩采样，无模糊重建 3 个关键步骤与成像雷达有机结合的角度，对近年来基于压缩感知理论的雷达成像技术研究现状进行系统综述，重点论述场景稀疏性与成像关系, 压缩采样方法(包括硬件)设计，场景图像快速高精度重建以及成像系统体制应用等方面，最后探讨了压缩感知理论应用尚需解决的问题和进一步发展方向。

关键词：压缩感知；雷达成像；稀疏；采样；图像重建
中图分类号：TN957.52　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2016)02-0495-14
DOI: 10.11999/JEIT150874

Overview of Radar Imaging Technique and Application Based on Compressive Sensing Theory

LI Shaodong　YANG Jun　CHEN Wenfeng　MA Xiaoyan
(*Three Department of Air Force Early Warning Academy*, *Wuhan* 430019, *China*)

Abstract: Compressive Sensing (CS) theory, based on the sparsity of interested signal, samples degree-of-freedom of signal. CS is expected to improve the performance of imaging radar in the following aspects: improving the quality of imaging, simplifying the designing of radar hardware, shortening the imaging time and compressing data. This paper first combines the analysis of radar imaging with the three aspects of CS, namely the sparsity of interested signal, the compressive sampling and optimization method. Thereafter a particular and comprehensive review of CS theory in imaging radar is summarized, mainly including the relationship between sparsity of the scene and imaging, compressive sampling methods, fast and accurate reconstruction of the scene and the applications to different imaging radar systems. Finally, the unresolved problems in current research and further study directions are pointed out.

Key words: Compressive Sensing (CS); Radar imaging; Sparse; Sampling; Image reconstruction

1　引言

成像雷达作为一种主动式信息获取系统，采集的回波包含更加丰富的目标信息，可为目标分类，识别等任务提供更可靠的依据和支撑；由于能够全天时，全天候，远距离工作，因此被广泛应用于军事和民用领域[1]。从成像雷达的发展历程来看，两个基本因素决定了成像系统的性能[2]：微波成像理论和电子学器件的发展。相应地传统雷达成像技术的主要理论基础是匹配滤波。匹配滤波具有实现简单，普适性和稳健性等特点，但是由于没有利用充分利用先验信息，其局限性依然十分明显。首先，匹配滤波是针对信号设计的，也就是说信号(而不是信息)必须无失真采样(即满足Shannon-Nyquist采样定理)。随着对雷达成像分辨率要求越来越高，相应的信号带宽需变宽，导致对ADC的要求越来越高，采集的数据将呈现海量的趋势，这就给接收端数据的采样存储及快速处理带来很大负担；其次，匹配滤波方法本质是对最小二乘估计中的不可逆或不稳定部分的近似处理[3]，因此匹配滤波结果是具有一定主瓣宽度且有旁瓣效应的模糊场景图像。可见成像雷达系统的硬件复杂度不断提高，会成为“瓶颈”问题。因此寻求和充分利用新的信号处理手段，降低雷达硬件复杂度的同时提高成像性能是一个值得研究的方向。

压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论[4]的提出为数据的低成本获取和存储提供了一种新的思路。CS 指出，若维度是 $N\times 1$ 的信号 $\boldsymbol{x}$ 仅有

收稿日期：2015-07-21；改回日期：2015-12-08；网络出版：2016-01-04
*通信作者：李少东　liying198798@126.com

K ($K << N$)个非零值(或K个大的信号分量)，那么可以用“压缩”的量测值$\boldsymbol{y} \in \boldsymbol{C}^{M\times 1}$ ($M < N$)完整保存$\boldsymbol{x}$的信息。称这个“压缩”矩阵为量测矩阵，用$\boldsymbol{\Phi}$表示，即$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi x}$，当$\boldsymbol{\Phi}$满足约束等距性(Restricted Isometry Property, RIP)条件[4]时，可以通过求解一个等价1-范数最小化问题来完美重构$\boldsymbol{x}$。当信号$\boldsymbol{s}$本身不稀疏时，则存在一个稀疏基字典$\boldsymbol{\Psi}$，使得$\boldsymbol{s}$在$\boldsymbol{\Psi}$下具有稀疏表示，即$\boldsymbol{s} = \boldsymbol{\Psi x}$。此时令$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{\Phi\Psi}$，称为感知矩阵。此时可等效认为用$\boldsymbol{A}$感知$\boldsymbol{x}$，因为$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi\Psi x} = \boldsymbol{Ax}$。显然当$\boldsymbol{A}$满足RIP条件时，依然可以完美重构$\boldsymbol{x}$。在该理论框架下， 采样速率不取决于信号的带宽，而决定于信息在回波中的结构和内容。正是基于CS理论压缩的采样方法这一优势以及其蕴含的超分辨思想，一经提出就吸引了众多学者的关注，并表现出了巨大的应用前景，众多领域出现了应用CS的研究成果，如信号处理，图像处理，通信，医学成像，信息采样器设计，光学成像，电磁学领域等等。

从成像雷达亟待解决的问题和 CS 理论的特点看，如果将二者巧妙结合，那么有望突破 Nuquist 采样定理带来的瓶颈问题。因此，自 2007 年文献[5]将 CS 引入到成像雷达以来，有关 CS 成像雷达[6]的理论和应用受到高度关注。在 CS 理论框架下，从新的波形设计到新的接收方式，从新的检测器到新的成像算法都陆续被提出。目前 CS 在成像雷达的应用和探究，主要包括改善成像性能，简化雷达硬件设计，缩短数据获取时间，减少数据量和传输量等方面。本文从 CS 的关键步骤(稀疏性，压缩采样，无模糊重建)与成像雷达各个方面相结合的情况，重点从场景稀疏性与稀疏表示，压缩采样方法(包括硬件)设计，场景图像快速高精度重建以及成像系统体制应用等方面入手，综述近年来基于 CS 的雷达成像技术现状，并探讨依然存在的问题和进一步发展方向，为后续的研究提供一定的思路。

2 基于 CS 的雷达成像技术

CS 理论主要包含 3 个关键步骤：一是具有稀疏表示能力的稀疏基字典构建；二是满足非相干性或 RIP 准则的采样系统设计(量测矩阵构建)；三是快速，鲁棒性较强的重构算法设计。其中信号的可压缩性或稀疏性是 CS 的前提，“压缩感”(亦称为压缩的采样)是数据获取的手段，“知”(亦称为重构)是目的。因此，CS 理论应用于雷达成像时，必须重点考虑雷达回波结构与 CS 这 3 个关键步骤的结合，将基于 CS 的雷达成像技术分为紧密联系的 3 个方面进行考虑，如图 1 所示。

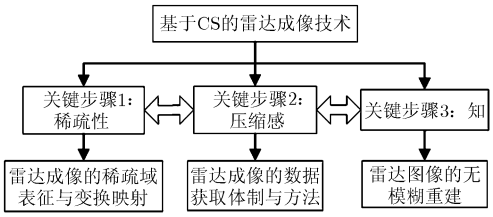


图 1 基于 CS 的雷达成像技术框图

下面基于图 1，重点对近年来 CS 雷达成像技术进行归纳总结，对于较早的有关 CS 雷达成像情况可参看文献[7−10]。

2.1 场景回波稀疏性建模与成像

雷达成像的本质就是利用目标回波和场景的“先验信息”来反演场景的反射率函数。对于高分辨成像雷达而言，目标可等效为高频区的散射点模型。假设散射点在空间位置的3维坐标为(x_a, y_r, z_h)，$\zeta(x_a, y_r, z_h)$表示散射点的反射率函数，那么场景的总回波可表示为

$$\begin{aligned} s\left(t_f, t_a\right) &= \iiint_{x_a, y_r, z_h} \rho\left(x_a, y_r, z_h; t_f, t_a\right) \\ &\quad \cdot \zeta\left(x_a, y_r, z_h\right) \mathrm{d}x_a \mathrm{d}y_r \mathrm{d}z_h \\ &= \boldsymbol{T}\left(\zeta\left(x_a, y_r, z_h\right)\right) \end{aligned} \tag{1}$$

其中，积分核$\rho(x_a, y_r, z_h; t_f, t_a)$表示单位幅度散射点的后向散射回波，由于积分是线性运算，$\boldsymbol{T}(\bullet)$表示由目标的反射率函数到雷达回波的线性映射算子。雷达成像的目标就是在已知回波$s(t_f, t_a)$的条件下，通过信号处理的手段，反演出场景$\zeta(x_a, y_r, z_t)$的分布情况，即

$$\zeta\left(x_a, y_r, z_h\right) = \boldsymbol{T}^{*}\left(s\left(t_f, t_a\right)\right) \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{T}^{*}(\bullet)$表示$\boldsymbol{T}(\bullet)$的伴随算子。但是从式(2)可知，直接求解是十分耗时的。因此出现了诸如匹配滤波类的高效近似成像算法。匹配滤波在本质上是对算子$\boldsymbol{T}^{*}(\bullet)$的变形和近似处理，以便于工程实现。文献[3]从对算子$\boldsymbol{T}^{*}(\bullet)$的近似角度，推导了雷达成像的统一数学模型，并指出利用场景稀疏信息的方法将获得比匹配滤波算法更优的成像结果。CS 雷达成像的本质也是在利用场景稀疏信息的基础上对算子$\boldsymbol{T}^{*}(\bullet)$更“逼近”的处理。

由上述分析可知，建立稀疏雷达成像模型，研究观测场景在特定变换域的稀疏表征，构造稀疏基字典与成像雷达回波之间的映射关系是 CS 应用于雷达成像的前提。一定程度上可以说对稀疏先验信息利用的越充分，成像性能的改善就越明显。因此目前国内外的学者对稀疏性的利用程度不断加深，从 1 维(1 Dimensional, 1D)单量测向量(Single Measurement Vector, SMV)模型拓展到 2 维多量测

向量模型(Multiple Measurement Vectors, MMV)模型，从 2D MMV 拓展到 2D 任意稀疏的 MMV 模型，又从 2D 任意稀疏的 MMV 模型进一步拓展到了 2D 联合稀疏模型，图 2 为目标稀疏特征利用的变化图；而从稀疏域的利用角度讲，时域[5]，空域[11]，频域[12]，波数域[13]，时频域[14]，极化域[15]或联合多维稀疏域[16]等都有相关学者进行了探索研究。下面本文结合图 2，从对稀疏性的利用程度出发，介绍目前稀疏性的利用与进一步的发展趋势。

不失一般性，本文约定如果是逐行或逐列的稀疏表示模型，均称为 SMV 模型；如果是具有相同支撑集结构的，称为 MMV 模型；如果支撑集大小和位置都是变化的，称为任意稀疏结构的 MMV 模型；如果是联合使用 2D 稀疏结构的，称为 2D 联合稀疏模型。

CS在SAR, ISAR, TWR以及MIMO成像等领域都有应用，其研究思想具有类似之处，本文从雷达成像时主要追求的是距离或方位向高分辨这一功能需求出发，以距离和方位高分辨成像两个角度，对目前的场景回波稀疏性建模情况进行分类和介绍。

2.1.1 SMV模型　CS理论最初提出时的研究对象就是SMV模型。因此，CS成像雷达最基础的稀疏表示模型都是SMV模型。SMV模型统一的表达形式为

$$\min_{\boldsymbol{x}} \|\boldsymbol{x}\|_1, \text{s.t.}\ \ \boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}(\gamma)\boldsymbol{x} \tag{3}$$

其中 $\boldsymbol{A}(\gamma) = \boldsymbol{\Phi\Psi}(\gamma)$，$\gamma$ 为感知矩阵参数，当稀疏基存在失配或模型存在误差时，对 γ 的优化可以减少误差，从而增强成像质量。

首先在距离向高分辨成像方面，首要解决的问题是低信噪比条件下的成像问题。低信噪比条件下，由于受噪声干扰，1维距离像将产生严重失真的情况，因此如果能够利用回波的自相关矩阵，通过滑窗处理正确估计噪声方差，即可完成对1维距离像的降噪[17]。从功能角度看，将CS与步进频雷达相结合，可将距离分辨率提高约30%[18]；利用回波在距离维的1维稀疏特征，可将CS成像与目标检测相结合，通过设计宽带雷达CS检测器来进行扩展目标检测[19]；为解决低重频雷达的越距离单元走动和欠采样问题，将回波1维距离像成像问题建模为式(3)的稀疏表示问题，然后结合卡尔曼滤波进行求解的方法，可获得良好的成像跟踪效果[20]。总结而言，将CS与1维距离像成像相结合，主要目的是降低宽带回波采样率，提高距离分辨率的同时降低副瓣以及将基于CS得到的1维高分辨距离像用于检测、跟踪等不同任务。

其次在方位向成像方面，在文献[21]系统介绍CS方位成像方法与优势后，众多学者也相继开展了CS方位成像。目前对基于CS的方位向成像研究已不仅仅满足于方位分辨率的提高，而更多地考虑符合场景实际的模型和各种不利成像因素存在时的成像算法研究。在模型方面，文献[22]将ISAR成像问题等效为参数类的稀疏估计问题，通过向量化处理转换为式(3)的形式后，并对比了4种稀疏恢复算法的性能；当稀疏度先验未知时，文献[23]提出了基于贝叶斯检验模型的正交匹配追踪算法，可在稀疏度先验信息未知情况下更加精确地估计真实的支撑集，减少误差，但是上述的成像方法只考虑了回波模型与散射点分布之间的匹配问题，并未涉及场景复杂时如何成像。而在实际场景中，会有各种不利成像因素(如相位误差，观测模型误差，目标机动，越距离单元走动等)存在，学者巧妙地将这些不利因素与成像任务相结合，提出了不同的解决思路。为实现相位误差存在时的高分辨成像，文献[24]把ISAR成像与相位自聚焦相结合，在构建了式(3)所示的模型后，通过交替迭代优化的方式获得了较好的成像效果；当观测模型存在误差时，可将目标重建与观测位置误差估计合并为一个联合优化问题，通过向量化处理变为SMV模型后，迭代地求解目标和观测位置误差，可获得更好的成像质量[25]；当目标机动飞行时，可将目标的机动参数(如旋转角加速度)等因子纳入到稀疏基字典的构建，使其与回波更加匹配，如文献[26]采用改进的离散匹配傅里叶变换进行参数估计，同时实现方位高分辨成像与定标；最后，当目标发生越距离单元走动(MTRC)时，亦可将走动校正问题与方位成像合并进行，一次优化同时完成两个任务[27,28]。综合而言，近年来将CS用于方位成像时的重点是考虑符合场景实际的模型和各种不利成像因素存在时的成像算法研究。

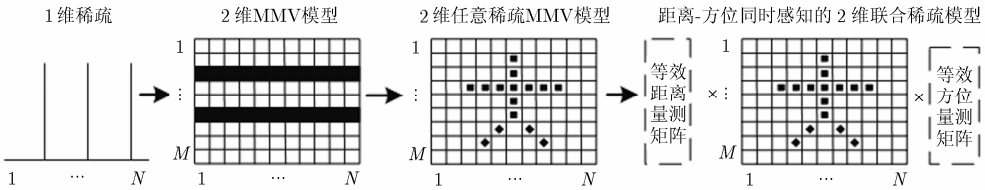


图2 利用目标稀疏特征的变化图

最后在距离-方位稀疏性联合成像方面，目前大部分都是解耦条件下的研究，即先基于CS进行距离高分辨成像后，再基于CS进行方位高分辨成像[29,30]。这种处理方式的优势是可提高重构的速度，不足是人为地割裂了图像的2维联合稀疏特征，会造成成像质量的损失。

此外，文献[31]还系统研究了基于CS的随机调制雷达信号处理方法，基于式(3)的模型进行了动目标检测、连续参数估计等理论研究。

结论 基于SMV模型的CS雷达成像技术在CS应用于雷达可行性探究时发挥了重要作用。因此目前基于CS的雷达成像技术大都采用SMV模型。如果回波不满足SMV模型时，会采取向量化处理变为SMV模型。但是随着认识和研究的不断深入，仅仅是利用SMV模型重构不仅占用的内存资源大，耗时长，而且由于无法利用更多的稀疏先验，导致成像质量提高有限。因此可以预见在成像中这一模型会逐渐向高维过渡。

进一步发展方向 对于SMV模型下的CS成像技术，进一步发展方向有3个方面：一是如何实现硬件上的压缩采样；二是如何设计既能保持高重构概率又能保证低复杂度的重构算法，如近年来在信号处理方向提出的近似消息传递算法[32]等，都将促进CS雷达成像技术的发展；三是如何从系统体制的角度将CS与雷达成像相融合，如多功能相控阵雷达的宽窄带工作模式与CS的结合等。

2.1.2 MMV模型 虽然在SMV模型下基于CS进行成像能获得比常规的RD等算法更好的效果，但是SMV下并未对回波固有的高维稀疏性进行使用，因此其性能提高有限。而对于高维稀疏性的利用，可以克服SMV模型的耗时长以及对噪声敏感等缺陷。本文以成像雷达对2维稀疏性的使用为例加以说明。2维稀疏性，主要是指回波在时域或频域所具有的2维稀疏结构。其统一表达式为

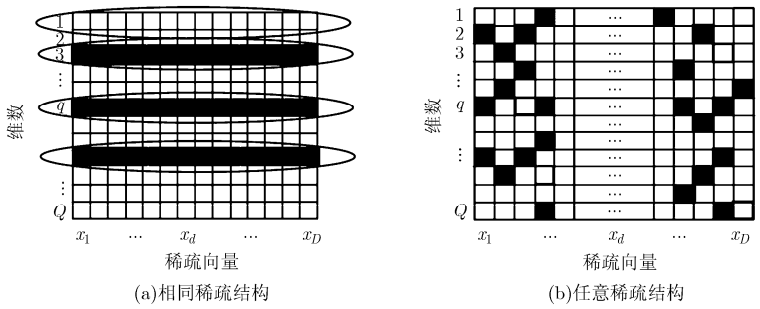
$$\min_{\boldsymbol{X}} \|\boldsymbol{X}\|_1, \quad \text{s.t.} \quad \boldsymbol{Y} = \boldsymbol{A}(\gamma)\boldsymbol{X} \tag{4}$$

其中γ依然为感知矩阵参数。本文将式(4)形式的模型统称为 MMV 模型。根据稀疏表示$\boldsymbol{X}$的结构，MMV 模型主要分为两大类：一是$\boldsymbol{X}$是具有相同稀疏结构(即不同列向量具有相同的支撑集)的 MMV 模型，本文简称为 MMV 模型，如图 3(a)所示；二是$\boldsymbol{X}$不同列具有不同的支撑集结构，本文称之为任意稀疏结构的 MMV 模型，如图 3(b)所示。下面分别分析两种模型在 CS 雷达成像技术中的应用与进一步发展方向。

对MMV模型的研究较早，但是在CS理论被提出后，相应的MMV模型理论又再一次发展，对MMV模型的发展情况可参看文献[33]。本文重点对在成像雷达中的应用情况进行综述与分析。

由于MMV模型的特殊性(即不同列向量具有相同的支撑集)，因此将MMV模型用于雷达成像时，寻找恰当的应用场合(即场景共享支撑集的情况)是首要考虑的问题。由于SAR成像对象一般是地面物体，对于不同视角，不同角度而言，可认为地面场景的稀疏位置不发生变化。因此MMV模型与SAR成像的结合最为广泛，相继出现了基于MMV模型的多视角SAR成像技术[34]，层析SAR成像技术[35]等。MIMO雷达回波则天然地具备联合稀疏特征，利用此特征可在低信噪比条件下获得更高的重构概率[36]。因此，利用MMV模型的共享支撑集特征，可提高低信噪比条件下的成像能力，获得更高的分辨率。

但是对ISAR目标而言，由于目标的非合作性和结构特性不同，使得ISAR回波信号模型具有以下两个特征：(1)由于飞机的结构特性，不同距离单元的散射点个数不尽相同，即稀疏度不同；(2)由于飞机是运动的，因此回波稀疏表示的支撑集可能随时间发生变化。显然ISAR回波信号特征具有任意性，即为图3(b)的任意稀疏结构信号模型。此时如果依然采用处理具有相同稀疏结构的MMV模型的思路[37]，那么在信噪比较低的条件下会出现大量虚假散射点，不利于成像。在任意稀疏结构的MMV模型概念被提出后[38]，对该模型的研究主要集中于可行性与快速成像算法设计方面。为自适应确定成像所需要的脉冲数目，文献[39]提出了序贯的平滑零范数法用于ISAR成像，其模型本质上也是任意稀疏结构的MMV模型。此后，为进一步提高该模型下的成像速度，文献[40]基于Bregman迭代的思想，设计了一种新的算法，获得了较好的效果。



(a)相同稀疏结构 (b)任意稀疏结构

图3 不同MMV模型示意图

结论　从目前利用MMV模型的雷达成像技术来看，主要得益有：

(1)对于支撑集相同的稀疏信号来讲，与逐列重构或向量化后重构相比，可进一步减少量测值需求，能够在提高成像质量的同时减少成像时间，同时可提高信噪比；

(2)对于支撑集随机变化的任意稀疏结构的MMV模型，主要优势是可以采取整体重构的思想避免向量化处理带来的高复杂度，减少逐列重构时的冗余计算，在成像时间上有得益。

进一步发展方向　寻找共享支撑集的应用场合，同时考虑高维稀疏性前提下多任务执行，如稀疏基字典优化与成像，MTRC校正与成像等，或是在各种不利条件下(低信噪比，目标机动等)实现不损失计算复杂度的高质量成像是进一步发展方向。

2.1.3 2D联合稀疏模型　上文分析的几种模型，是单独考虑距离向或方位向高分辨，但是其并没有利用场景在距离方位的联合稀疏特征。换句话说，上文的模型里大多是对2D联合稀疏模型的解耦近似处理，会造成成像质量的损失[41]。而由于2维联合稀疏成像模型与雷达系统的观测模型相匹配，因此性能稳定，对噪声和杂波具有较强的稳健性。如果能利用回波的2维稀疏结构，可以使CS雷达成像质量进一步提高。本文将2维联合稀疏模型定义为

$$\min_{\boldsymbol{X}} \|\boldsymbol{X}\|_1,\ \text{s.t.}\ \ \boldsymbol{Y}=\boldsymbol{A}(\gamma_r)\boldsymbol{X}\boldsymbol{B}(\gamma_c) \tag{5}$$

其中 $\boldsymbol{X}$ 在双感知矩阵下满足如下稀疏结构：

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{A}_r\boldsymbol{X}\boldsymbol{B}_c,\ \text{s.t.}\ \begin{cases}\|\boldsymbol{X}\|_0=K\\ \boldsymbol{Y}=\boldsymbol{A}_r\boldsymbol{X}_1,\ \ \|\boldsymbol{X}_1\|_0=K_1\\ \boldsymbol{Y}=\boldsymbol{X}_2\boldsymbol{B}_c,\ \ \|\boldsymbol{X}_2\|_0=K_2\end{cases} \tag{6}$$

其中 $\boldsymbol{A}_r\in\boldsymbol{C}^{M_1\times L}$，$\boldsymbol{A}_c\in\boldsymbol{C}^{N_1\times Q}$，$\boldsymbol{X}\in\boldsymbol{C}^{L\times Q}$，$\boldsymbol{X}_1\in\boldsymbol{C}^{L\times N_1}$，$\boldsymbol{X}_2\in\boldsymbol{C}^{M_1\times Q}$，且维度满足 $M_1\le L, N_1\le Q$ 的关系。$\|\cdot\|_0$ 表示矩阵中非零元素的个数。K，K_1 和 K_2 分别为 $\boldsymbol{X}$，$\boldsymbol{X}_1$ 和 $\boldsymbol{X}_2$ 的稀疏度。本文称满足式(6)的稀疏模型为 2D 联合稀疏模型，部分学者也展开了求解式(5)模型的算法研究[42]。此模型主要有两个特点：

(1)原始信号在双字典下稀疏，且字典具有可分离的特点；

(2)具备行或列独立稀疏表征能力。

2D 联合稀疏模型向量化即为SMV模型：

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{A}_r\boldsymbol{X}\boldsymbol{B}_c \Leftrightarrow \boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{x} \tag{7}$$

其中 $\boldsymbol{x}=\mathrm{vec}(\boldsymbol{X})$，$\boldsymbol{y}=\mathrm{vec}(\boldsymbol{Y})$，$\mathrm{vec}(\bullet)$ 表示向量化算子，$\boldsymbol{\Psi}=\boldsymbol{B}_c^{\mathrm{T}}\otimes\boldsymbol{A}_r$，$\otimes$ 表示 Kronecker 积。式(7)可通过式(3)进行求解。

当单独考虑 $\boldsymbol{X}$ 的行或单独考虑列的稀疏性时，则为MMV模型。可见MMV模型是2D联合稀疏模型的特例。

目前在雷达成像技术中研究2D联合稀疏模型的主要目的依然是降低采样率和提高成像的2维分辨率[3,43]。在SAR成像方面，文献[44]同时考虑距离和方位的联合稀疏性，利用2维降采样数据，基于调频变标算法(Chirp-Scaling Algorithm, CSA)和CS提出了2D双CS算法用于获取高分辨SAR图像。此外，文献[45]则考虑补偿与成像同时进行，将成像问题建模为2D联合稀疏模型后，通过向量化为1维模型求解；ISAR成像方面，文献[46]在回波数据缺损条件下，将ISAR回波建模为2D联合稀疏模型，在将模型向量化之后，对比了基追踪(Basis Pursuit, BP)，基追踪降噪(Basis Pursuit DeNoising, BPDN)以及正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法的成像质量。以上工作从不同的雷达体制的角度，分析了2D联合稀疏模型应用于成像时的优势。上述方法的共同特点是将回波数据进行向量化处理，存在着计算复杂度高以及存储需求大的缺陷。即模型是2D的，但是算法是属于求解SMV模型。也就是说上述的成像方法仅是考虑到了利用联合稀疏性，但是尚未涉及噪声抑制能力，成像方法的快速实现方面。

因此，如何实现2D联合稀疏模型的快速鲁棒求解则成为了一个研究的新思路和热点。其中典型的方法有两种，一是对雷达回波的观测模型进行近似，将CS与匹配滤波(MF)有机结合，充分利用MF的高效性和CS蕴含的超分辨思想，在获得高分辨成像质量的同时，降低复杂度[47]；第2种思路是直接研究新的2D稀疏模型重构算法，如文献[48]将近场成像问题构造为2D联合稀疏模型，并基于快速迭代阈值法(Fast Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithm, FISTA)提出了一种直接求解式(5)的快速算法，获得了较好的成像效果。2D联合稀疏模型在更加符合回波本质的同时，也应看到求解此模型的复杂度相应增加，噪声抑制难度也相应增加，下面在结论中给出原因。

结论　目前直接针对式(5)模型求解的算法研究相对较少。利用2D联合稀疏模型的主要优势是雷达成像分辨率将进一步提高，同时由于模型与观测匹配，可获得更强的杂波与噪声抑制能力。不足主要体现在两个方面：一是由于代替了匹配滤波器，因此在信噪比方面会有一定程度的损失，该模型只适用于信噪比较高的条件；二是目前求解的方法主流是对2D联合稀疏模型向量化，这种处理带来的负担是存储量和计算复杂度变大，不利于重构。

进一步研究方向　由于2D联合稀疏更能够反映回波的本质结构特征，因此在进一步研究中应重点考虑以下方向：一是在保证信噪比不损失条件下使用，如将此模型与匹配滤波理论相结合；二是进一步提高成像算法效率，如将非均匀傅里叶变换

(Non Uniform Fast Fourier Transform, NUFFT)思想[49]引入来降低每次迭代的运算量，研究直接求解联合稀疏模型的快速算法等途径；三是通过2D解耦合处理[31]，可将2D联合稀疏模型解耦为2个MMV模型，然后采用MMV的理论进行求解分析，有望进一步提高速度。

2.2“压缩感”—— 欠采样系统设计与雷达成像

基于CS的雷达成像技术第2个挑战是如何实现可行有效的压缩采样。从数学角度讲，就是设计何种欠采样量测矩阵既能保证重构概率，又能保证重构的低复杂度；从硬件角度讲，就是如何设计便于器件实现的CS雷达压缩采样器。因此，研究压缩采样技术，重点方向可归纳为：

(1)采样理论和量测矩阵的设计；

(2)随机化，非均匀的硬件采样实现方式；

(3)寻求符合CS雷达成像需求的新采样定理。

针对上述3个方向，目前学者的具体研究内容包括：原始数据的随机化，非均匀采样机理；基于确定性方法的稀疏矩阵RIP性质检验理论[50]；基于概率方法的稀疏矩阵RIP性质判定理论；稀疏矩阵RIP性质在线性变换下的变化规律等。文献[51]以CS的应用为主线，综述了AIC的基本理论基础，典型的实现方案，并展望了其未来的研究发展方向，有兴趣可参看。本文重点对已有的硬件实验系统以及实现CS雷达成像的实验系统相关成果进行介绍。

压缩采样硬件的发展是伴随着CS理论进行的，一些硬件实现方案相继被提出，如随机解调器(Random Demodulation, RD)，滑动分段的AIC量测框架[52]，Xampling[53]等。其中最具代表性的是Xampling设备，其原理框图和硬件设备如图4所示。这些硬件方案适用于在时域，频域或时频域稀疏的信号。但是对于雷达回波而言，这些方案可能不适用于直接对基带射频(RF)信号进行压缩采样。针对此问题，文献[54]设计了一种中频直接欠采样的宽带ISAR成像系统，并基于实测数据验证了其有效性，图5为原理框图。

考虑到雷达系统的特殊性，发射波形的先验信息是已知的，如果在设计压缩采样系统时充分利用此先验信息，那么可降低硬件实现的复杂度。文献[55]将雷达信号，工作频率，波形等先验信息融入到系统设计中，提出了正交压缩采样系统，可在低速的ADC条件下直接获得压缩的I，Q数据，并能正确恢复目标信息，其结构如图6所示。此后出现了基于该系统的的应用，如连续时延参数的估计方法[56]等。

此外，在 CS-SAR 成像的硬件系统设计方面也取得了一定的进展[57]。在验证了硬件实现 CS SAR 成像的可能性之后[58]，文献[59]又进一步搭建了基于 CS 的毫米波地基 SAR/ISAR 混合成像的硬件实验平台，验证了经 CS 数据欠采样后高精度重构的可行性，为 CS 雷达成像发展提供了实验依据。

结论 目前制约CS技术在成像雷达中真正实用化的因素是硬件实现问题，因此众多学者才开展了对AIC等信息转换系统的研究。从目前的研究情况来看，大部分成果都是在不考虑信噪比等理想条件下搭建的小型实验平台，距离实用化还有待更深层次的研究或是更完善的压缩采样理论出现。

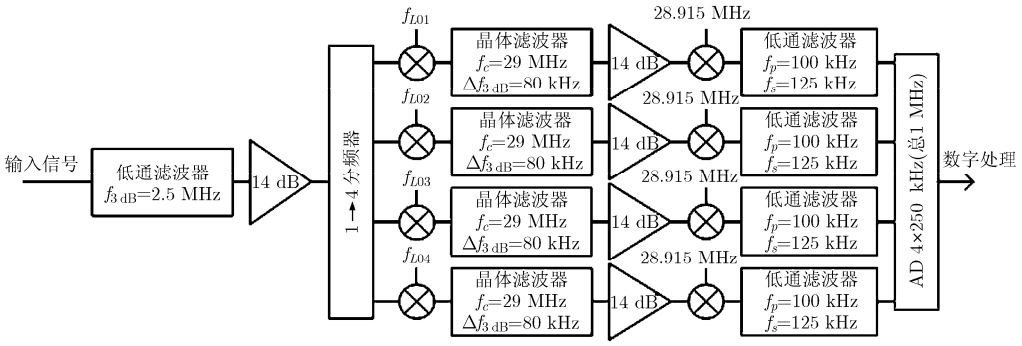


图 4 Xampling原理框图

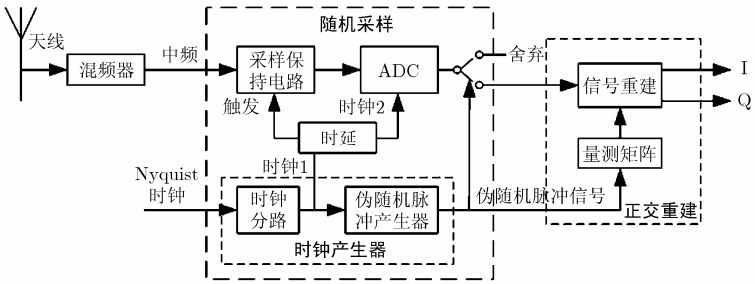


图 5 中频直接欠采样原理框图

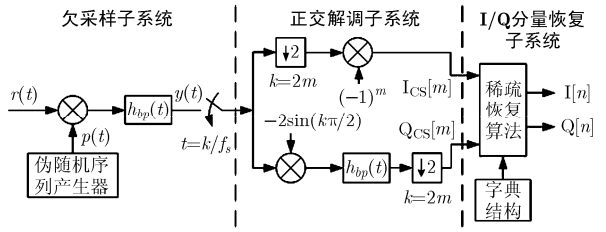


图 6　QuadCS系统原理框图

进一步发展思想　就CS成像雷达而言，如何设计性能良好而又不损失信息(如信噪比)的硬件感知方式是下一步的重点，也是最困难的部分。目前的AIC[51]或QuadCS[56]解决了压缩采样的问题，但是并没有考虑后续的快速重构问题。如果将感知矩阵设计与硬件以及恢复相结合，有望实现高效的压缩采样与重构，例如可将文献[60]矩阵设计为硬件，可提高重构的速度与质量，这将是进一步发展方向。

2.3 “知”——雷达场景图像快速高精度重建

基于CS的雷达成像最后一个关键问题就是“知”，即场景信息的无模糊快速重构，本文在综述这一方面时，也将稀疏表示理论的文献进行了归纳。文献[61]从信息论的角度分析了从稀疏的雷达场景到量测值最后到雷达图像过程的信息流动情况，从信息论的角度为基于CS的雷达成像提供了理论上的补充；文献[62]则从理论上推导了利用稀疏信息可以进行超分辨雷达成像的机理。这些成果的提出进一步完善了压缩感知雷达成像理论。

由于CS本质上是将采样端的压力转换到信号处理端，其计算复杂度大大增加，主要体现在从稀疏表征的信号的多维度信息恢复的非线性海量运算[10]，信息无损恢复机制需要信息表征全空间等。如何实现快速的成像是第1个必须解决的问题。此外，我们对场景的需求是高精度，高分辨，但是实际中场景总是包括各种不利于成像(如目标机动飞行，被杂波和噪声严重干扰，高速飞行等等)的因素，因此，在成像过程中必须综合考量这些因素的影响，研究如何获得高质量图像是第2个问题。本文从这两个角度出发，分别阐述目前的研究情况，并给出下一步研究的重难点。

首先在场景的快速重构方面，目前的研究思路主要有3个方向。第1个方向是降低待处理回波的维度。目前在重构时主要采取回波向量化为SMV模型后重构。为了避免向量化操作带来的高复杂度和大存储量，自文献[63]设计了可分离的感知算子框架，利用两个低维的量测矩阵来得到与向量化的大量测矩阵等效后，又涌现了大量的成果，其中最具代表性的就是可分离感知算子的Kronecker CS方法[64]。这些方法是从避免向量化的角度提出的，取得了很好的效果；此外，还有学者提出分段的思想，即将大场景分割为许多小场景后进行重建，由于小场景对应的量测矩阵尺寸变小，因此对内存空间的要求降低[3]。但是分段操作会使得性能损失，同时这种思路并未考虑到重构算法自身的优化，因此在降低维度提高效率方面还有进一步发展的空间。第2个方向是降低算法自身复杂度。这主要包括两个方面，一是降低重构时的迭代次数[40]，二是降低每次迭代的复杂度，如文献[49]通过利用非均匀FFT思想来减小矩阵向量乘法复杂度，达到了与FFT相近的运算量，使得优化的高效重构成为可能。第3个方向则是对场景反射率的精确重构过程反演，通过近似或等效来利用传统的诸如RD，匹配滤波思想提高效率，如文献[47]将匹配滤波思想与CS相结合，实现了SAR图像的高效重构。总结而言，在场景快速重建方面虽然有了较大的进步，但是与FFT等操作相比还是有一定差距，值得进一步研究。

结论　目前采取的对量测后回波向量化的处理模式十分耗时，因此研究鲁棒快速的场景反演算法，结合合理的信息表征空间以避免在成像过程中引入虚假信息。研究并行或级联的场景重构机制，有效提高运算效率是值得研究的方向。

第2个关键问题是如何获得高精度的场景图像。高精度主要体现在：(1)如何获得距离方位2维或3维的高分辨；(2)当场景运动情况复杂时如何依然保证高分辨；(3)当观测模型存在误差时如何对误差进行有效的校正，下面就这3个方面的研究情况进行综述并给出相应结论。

在距离方位2维或3维高分辨方面，初期的研究重点是在场景平稳条件下，如目标匀速飞行[7]，对地面固定目标观测等。场景平稳条件下的CS雷达成像已相对成熟[65]，目前考虑更多的问题是如何在“恶劣”环境(如低信噪比，高杂波，回波缺损等)下使CS模型更加符合目标运动特征。这方面的代表性工作主要有3个方面，一是将匀速旋转目标的成像问题转换为更符合回波特征的带参数的稀疏表示问题，在估计参数的同时快速获得距离方位的2维高分辨[66]；二是从CS ISAR成像性能依赖于回波数目和噪声强度这一实际问题出发，在ISAR成像的同时对噪声进行合理抑制[67]。三是更加符合实际应用的高效补偿，如文献[68]将运动补偿归结为多参数估计问题，基于设计结构化Gram矩阵的最优化理论提出了一种运动补偿方法，该方法的提出将使得压缩感知技术在ISAR成像领域具有更实际的应用前景。但同时应该看到，实际场景的运动在很多条件下都是复

杂多变的，尤其是ISAR成像问题中，当对非合作目标进行成像时，目标的机动高速飞行将大大增大成像的难度，传统的场景平稳条件不再适用。针对此问题，众多学者展开了进一步的研究。共性的研究思路是将场景运动参数估计与成像合并进行，通过优化的方式同时实现成像和参数估计的任务。在文献[69]对非均匀旋转目标成像时，将旋转加速度参数融入到稀疏基字典构造并获得高精度图像之后，文献[70]又进一步地考虑了稀疏孔径和目标机动条件下，基于CS的相位校正和高分辨成像同时进行，为机动目标成像提供了很好的思路。此后，文献[71]将机动目标的稀疏域进一步拓展到时频域，所提方法的抗噪能力与分辨率进一步提高，但是此种处理思路只能单个距离单元操作，复杂度很高。以上问题主要是考虑场景的复杂运动，但是并未就观测模型存在误差时进行分析。

在模型存在误差时如何高分辨成像方面，共性的研究方法同样是多任务执行的思想，即通过优化的方法同时进行成像与误差校正[72]。模型存在误差主要表现在稀疏基与稀疏信号之间的网格失配(off-grid问题)以及观测模型误差两个方面。针对第1个问题，文献[73]研究了一种总体的正交匹配追踪算法(PPOMP)，可在低信噪比条件下获得更好的时延-多普勒估计精度，同时复杂度较小；文献[74]同时考虑基失配和高效重构的问题，提出了快速的连续信号重构方法用于ISAR成像；文献[75]基于稀疏贝叶斯方法，将散射点稀疏系数估计和相位误差校正的问题建模为多任务学习框架。该方法能够在同时实现相位误差校正和高分辨率ISAR成像，效果明显。但是算法受SBL的运算量制约，速度较慢。针对第2个问题，文献[3]进一步构建了包含观测位置误差的成像模型，提出了结合观测位置误差估计的CS成像方法，获得了较好的成像效果。

结论 从基于CS的高精度成像角度来看，目前的研究已不再单单限制于目标的平稳运动状态，更多的是综合考虑目标机动，高速运动，模型存在误差等不利条件存在时的成像质量问题。同时，更加符合客观的成像质量的评价指标也在不断发展。但是也应看到目前基于CS的方法在光学成像，太赫兹成像等问题中已有了较为成功的应用，但是在雷达成像中的应用水平还有一定的差距。这主要是由于微波频段的电磁波散射特征更为复杂。由于在CS模型中，观测过程通常是被近似为线性的，而实际中，由于散射点之间存在相互干扰，观测过程可能包含非线性过程。因此，未充分考虑电磁散射特性引入的非线性过程是制约CS在雷达成像中的应用的可能原因之一。

进一步发展方向 人们对雷达场景图像的细节信息需求会不断增加，因此下一步的研究重心一是在于获得和RD类成像算法复杂度相当的快速算法，二是考虑各种不利成像条件下的高质量成像，三是进一步完善CS雷达超分辨成像的理论，如目前CS理论应用成像时表现出了超强的超分辨能力，但是到底CS能够达到多高的超分辨能力，影响超分辨的因素有哪些以及精确的超分辨率的解析表达式尚未有理想的结论。因此，借鉴MUSIC算法中的分辨概率理论来确定CS的理论分辨率是一个值得研究的方向。

2.4 其他技术

目前，基于 CS 的雷达成像技术主要是上文的 3 个方面。而其他方面的技术主要还包括波形设计[76,77]，极化特征的使用[15]等。总结而言，目前 CS 在成像雷达中的技术探索不会停止，应用条件会不断弱化，可以预见将来实用的 CS 成像雷达会以“高概率”实现。

3 CS 在雷达成像技术中的应用

文献[7–9]等也对CS在雷达中的应用情况进行了详细的综述，有兴趣可参看。本文重点介绍近年CS在SAR, ISAR, MIMO中新出现的应用情况。

3.1 SAR

CS在SAR成像中的应用范围进一步拓宽，相继出现了在极化SAR[15]，层析SAR[78]，毫米波SAR[79]等方面的应用，SAR平台也从机载变化到星载。文献[80]进一步对目前的稀疏SAR成像进行了综述，主要从稀疏表示模型，模型误差校正与成像，动目标稀疏SAR成像以及基于CS的SAR成像等方面进行了叙述，对后续研究具有十分重要的指导意义。本文则重点从典型新应用的角度对CS SAR成像现状进行归纳。

在层析SAR成像方面，文献[81]从协方差拟合的角度对多视角或极化通道数据和单通道的二次统计特征进行统一，构造了数据自适应稀疏基进行层析SAR的超分辨成像；文献[82]从压缩感知的角度，对层析SAR进行了系统的介绍。从CS在层析SAR的应用情况来看，可以对独立的建筑群和城区进行超高分辨成像，同时CS理论在城区基础设施的超高分辨成像也起着至关重要的作用。

在InSAR成像方面，文献[83]对比了CS，分布式CS以及多视CS在InSAR成像中的成像质量，指出基于多视角CS成像时成像质量可进一步提高；在新的稀疏基构建方面，文献[84]则构建了雷达回波的小

波稀疏基，采用贝叶斯方法进行重建，进一步拓展了稀疏域；文献[85]为实现各种复杂场景条件下的自适应CS SAR成像，提出用加权自回归模型来自适应优化场景稀疏基字典的思想，获得了在不同场景下更好的成像质量；文献[86]将CS用于主动式3D毫米波成像系统进行安检，可在减少传感器的条件下，获得人体的高精度3D成像。

这些在实际场景中的应用也进一步验证了将CS理论应用于雷达成像的可行性与有效性。

3.2 ISAR

近几年来，CS在ISAR中的应用更加符合目标的运动实际。对目标运动形态研究也从简单的匀速运动拓展到了机动，高速等情况；对目标成像更多考虑多任务的同时执行，如平动与成像同时进行，成像与定标同时进行，模型误差校正与成像同时进行等等。CS在双站ISAR[87]，全极化ISAR[88]，InISAR[89]中都相继出现了应用，下面就典型的新应用进行简要介绍。

文献[90]为抑制噪声，高旁瓣以及目标机动带来的3D图像成像质量恶化问题，提出了基于CS理论的InISAR超分辨成像方法，获得了较好的成像效果；文献[91]针对已有文献基于CS的ISAR成像时，只是考虑了图像信息的局部稀疏约束，信号与杂波背景的区分并不够充分的问题，引入非局部全变分(NonLocal Total Variation, NLTV)的方法在抑制噪声的同时，去除错误的散射中心成像信息以及杂波影响；文献[92]将双基地ISAR成像与单基地ISAR成像以及稀疏表示理论相结合，提出了基于稀疏表示的融合成像方法，可使得横向分辨率显著提高；文献[93]针对星载雷达空间碎片群目标回波无法分离问题，该文利用回波在距离向表现出的块聚集特性，提出一种基于块稀疏的空间碎片群目标成像方法。这些新的应用极大丰富了CS ISAR的应用范围。

此外，MIMO雷达进行ISAR成像时，能够利用单次“快拍”获得目标大角度的多通道回波数据，从而可以避免常规成像雷达ISAR成像的运动补偿难题，如果将CS理论与MIMO成像问题相结合，那么有望同时实现机动目标的补偿与快速高分辨成像，这是CS在MIMO雷达成像中的一个很重要的潜在应用[94]。

3.3 其他应用

CS在其他成像雷达如穿墙雷达[95]，探地雷达[96]，超宽带雷达[97]等中也有应用与研究。文献[98]系统介绍了CS在城市雷达中的介绍。限于篇幅，本文不再对其他方面的应用展开介绍。

4 展望

目前CS在成像雷达中的应用呈现出在多种条件下多层、多维的新特征。在成像时对场景模型的假设更加符合实际(如目标机动，大转角成像等)，任务更加多元化(如成像与跟踪，识别相结合，模型误差校正与成像相结合等)，在重构算法设计方面更加注重效率和实际实现的可能性。但是也必须清醒地认识到CS在雷达成像中依然存在许多未解决的问题(如低信噪比的适用性，硬件实现的可行性等)，因此针对依然存在的问题，结合目前的研究情况，本文展望CS成像雷达的发展方向如下。

(1)构建可以表征目标更多先验信息的稀疏基字典：稀疏作为CS可使用的前提，是在CS成像雷达中首先需要考虑的问题。因此需要更深层次地挖掘场景的稀疏特征，如在空时频域的联合稀疏表征，场景连续条件下的无失真字典设计，场景在杂波，噪声等强干扰存在时的稀疏表征鲁棒性等，只有结合电磁散射特性，建立更加符合实际的场景(复杂环境，低信噪比等)稀疏表示，才能为压缩采样以及无失真恢复提供重要的保证。

(2)创新性地设计压缩采样硬件的实现方式：目前CS理论应用困难的一个重要制约因素就是随机性的硬件实现较困难。因此在下一步研究中，可在考虑雷达背景的实际，设计确定性的量测方法[99]，研究切实可行的随机采样或非均匀采样理论。

(3)进一步丰富和完善压缩雷达信号处理理论：由于CS技术将采样端的压力转移到信号处理端，因此压缩雷达信号处理理论(即基于压缩量测值的目标检测，滤波，参数估计等)就显得至关重要，如图7所示。而对于CS成像雷达而言，需要综合考虑多任务的执行，换句话说，CS雷达不光需要完成成像任务，还需要与检测[100]，跟踪[20]等任务有机衔接。文献[101]首次提出了压缩信号处理(Compressive Signal Processing , CSP)理论，并推导了相应的边界条件，为压缩感知雷达信号处理系统的设计提供了方向。所以充实和完善压缩信号处理理论，提供更好的压缩采样方式，综合考虑压缩采样和信号重构之间的关系，是十分值得研究的方向。

从目前CS理论发展来看，动态CS理论[102]，结构CS理论[103]，组稀疏理论[104]等不断充实和完善。而雷达回波在一定程度上满足动态CS与结构CS理论适用的条件，如果将更丰富的CS理论引用到雷达成像中，有望获得动态的SAR/ISAR图像，提供目标形状，结构，质量分布等更重要的信息。

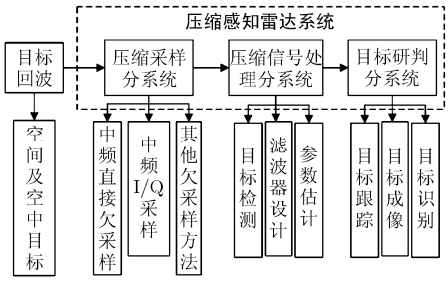


图 7 压缩雷达信号处理示意图

(4)从雷达系统设计的角度考虑CS技术的应用：雷达目标发展趋势是“高，快，远，小，群”，“低，慢，小”，而雷达背景则出现“非平稳，非高斯，非线性，复合式”等特性，常规的雷达工作模式，体制渐渐将不能满足环境动态变化的需求。目前从总体设计的角度综合考虑CS与雷达，环境，目标动态交互的研究具有十分重要的研究价值。因此需综合考虑雷达，环境，目标三位一体的系统协同设计模式，从雷达的角度看，在设计CS雷达时综合考虑波形设计，雷达参数，雷达体制(地基，空天基，海基等)等因素，从复杂多变的环境角度，要结合CS与环境认知的思想(可借鉴认知雷达的相关研究成果)，从目标角度而言，要构建混合运动目标以及群目标等更为复杂运动形式的稀疏表征研究，从这3个角度融合出发设计更加符合实际的压缩感知雷达多任务(如雷达通信一体化，相控阵雷达资源调度，环境认知，群目标成像等)系统，是值得研究的方向。

5 结论

随着科技的进步，雷达与目标的“矛盾”关系也在不断演进。目前，常规雷达信号处理技术对航空航天目标(无人机，空间碎片，临空飞行器，弹道导弹等)等极具威慑力的战略目标探测还不完善。如果能够利用稀疏这一宝贵的先验信息资源，那么有望在攻防对抗中占据优势。本文从 CS 理论在雷达成像中的应用角度，综述了目前将 CS 理论应用于雷达的优缺点。整体来看，将 CS 应用于成像雷达，在降低系统采样和存储负担，提高场景分辨率，数据缺损时保证分辨率以及资源优化配置等方面具有巨大的应用前景。但同时也应看到，CS 技术不是“万能”的，目前在低信噪比，硬件实现等方面还存在着一定的困难，但相信在今后的发展中这些问题将被逐渐解决。

参 考 文 献

[1] ENDER J, AMIN M G, FORNARO G, *et al*. Recent advances in radar imagin [From the Guest Editors][J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(4), 15, 158.

[2] 吴一戎, 洪 文, 张冰尘, 等. 稀疏微波成像研究进展(科普类)[J]. 雷达学报, 2014, 3(4): 383–395.
WU Yirong, HONG Wen, ZHANG Bingchen, *et al*. Current developments of sparse microwave imaging[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(4): 383–395.

[3] 杨俊刚. 利用稀疏信息的正则化雷达成像理论与方法研究[D]. [博士论文], 国防科技大学, 2013.
YANG Jungang. Research on sparsity-driven regularization radar imaging theory and method[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2013.

[4] CANDES E. The restricted isometry property and its implication for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9/10): 589–592.

[5] BARANIUK R and STEEGHS P. Compressive radar imaging[C]. IEEE Radar Conference, Waltham, MA, 2007: 128–133.

[6] HERMAN M A and STROHMER T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(6): 2275–2284.

[7] 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] *Journal of Signal Processing*, 2011, 27(2): 251–260.

[8] ENDER J. On compressive sensing applied to radar[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(5): 1402–1414.

[9] POTTER L C, ERTIN E, PARKER J T, *et al*. Sparsity and compressed sensing in radar imaging[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6): 1006–1020.

[10] 吴一戎. 稀疏微波成像的理论、体制和方法研究[R]. 中国科学院, 2010.

[11] ROSSI M, HAIMOVICH A M, and ELDAR Y C. Spatial compressive sensing for MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(2): 419–430.

[12] LIU Hongchao, JIU Bo, LIU Hongwei, *et al*. Super-resolution ISAR imaging based on sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 5005–5013.

[13] 贾琼琼, 吴仁彪. 一种波束域的高速空中动目标检测及参数估计方法[J]. 电子学报, 2014, 42(1): 14–19.
JIA Qiongqiong and WU Renbiao. Detection and parameter estimation of fast moving air targets in beamspace[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(1): 14–19.

[14] WHITELONIS N and LING Hao. Radar signature analysis using a joint time-frequency distribution based on compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 62(2): 755–763.

[15] WANG Yinghua, LIU Hongwei, and JIU Bo. PolSAR coherency matrix decomposition based on constrained sparse

representation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5906–5922.

[16] 吴敏, 邢孟道, 张磊. 基于压缩感知的二维联合超分辨 ISAR 成像算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(1): 187–193. doi: 10.3724/SP.7.1146.2012.01597.
WU Min, XING Mengdao, and ZHANG Lei. Two dimensional joint super-resolution ISAR imaging algorithm based on compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Infoumation Technology*, 2014, 36(1): 187–193. doi: 10.3724/SP. J.1146.2012.01597.

[17] LI Min, ZHOU Gongjian, ZHAO Bin, *et al*. Sparse representation denoising for radar high resolution range profiling[J]. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2014, 875895: 1–8. http://dx doi.org/10.1155/2014/875895

[18] KRICHENE H A, PEKALA M J, SHARP M D, *et al*. Compressive sensing and stretch processing[C]. IEEE Radar Conference, Georgia, USA, 2011: 362–367.

[19] ZHANG Xiaowei, LI Ming, ZUO Lei, *et al*. Compressed sensing detector for wideband radar using the dominant scatterer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(10): 1275–1279.

[20] BAI Xueru, ZHOU Feng, BAO Zheng, *et al*. High-resolution radar imaging of space targets based on HRRP series[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(5): 2369–2381.

[21] ZHANG Lei, XING Mengdao, QIU Chengwei, *et al*. Resolution enhancement for inverse synthetic aperture radar imaging under low SNR via improved compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(10): 3824–3838.

[22] RAO Wei, LI Gang, WANG Xiqin, *et al*. Comparison of parametric sparse recovery methods for ISAR image formation[J]. *Scinece China Information Sciences*, 2014, 57(12): 022315. doi: 10.1007/s11432-013-4859-9.

[23] 李少东, 裴文炯, 杨 军, 等. 贝叶斯模型下的OMP重构算法及应用[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(2): 246–251.
LI Shaodong, PEI Wenjiong, YANG Jun, *et al*. OMP reconstructed algorithm via Bayesian model and its application[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(2): 246–251.

[24] DU Xiaoyong, DUAN Chongwen, and HU Weidong. Sparse representation based auto-focusing technique for ISAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(3): 1826–1835.

[25] YANG Jungang, HUANG Xiaotao, and THOMPSON J. Compressed sensing radar imaging with compensation of observation position error[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4608–4620.

[26] XU Gang, XING Mengdao, and ZHANG Lei. Sparse apertures ISAR imaging and scaling for maneuvering targets [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(7): 2942–2956.

[27] XU Gang, XING Mengdao, and BAO Zheng. High-resolution inverse synthetic aperture radar imaging of maneuvering targets with sparse aperture[J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(3): 287–289.

[28] GAO Xunzhang, LIU Zhen, CHEN Haowen, *et al*. Fourier-sparsity integrated method for complex target ISAR imagery[J]. *Sensors*, 2015, 15(2): 2723–2736. doi: 10.3390/s150202723.

[29] WANG Lu, ZHAO Lifan, WAN Chunru, *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.

[30] ZHANG Shunsheng, ZONG Zhulin, TIAN Zhong, *et al*. High-resolution bistatic ISAR imaging based on two-dimensional compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2015, 63(5): 2098–2111.

[31] 刘振. 基于压缩感知的随机调制雷达信号处理方法与应用研究[D]. [博士论文], 国防科学技术大学, 2013.
LIU Zhen. Methods and application of random modulated radar signal processing based on compressed sensing[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2013.

[32] TAN Jin, MA Yanting, and BARON D. Compressive imaging via approximate message passing with image denoising[OL]. http://arxiv.org/abs/1405.4429, 2015.

[33] 王法松, 张林让, 周宇. 压缩感知的多重测量向量模型与算法分析[J]. 信号处理, 2012, 28(6): 785–792.
WANG Fasong, ZhANG Linrang, and ZHOU Yu. Multiple measurement vectors for compressed sensing: model and algorithms analysis[J]. *Journal of Signal Processing*, 2012, 28(6): 785–792.

[34] FANG Jian, XU Zongben, ZHANG Bing-chen, *et al*. Compressed sensing SAR imaging with multilook processing [OL]. http://arxiv.org/abs/1310.7217v1, 2013.

[35] SCHMITT M and STILLA U. Compressive sensing based layover separation in airborne single-pass multi-baseline InSAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(2): 313–317.

[36] YU Tao, ZHANG Gong, and ZHANG Jin-dong. Guaranteed stability of sparse recovery in distributed compressive sensing MIMO radar[J] *International Journal of Antennas and Propagation*, 2015, Article ID 421740: 1–10.

[37] LIU H C, JIU B, LIU H W, *et al*. A novel ISAR imaging algorithm for micromotion targets based on multiple sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing*

Letters, 2014, 11(10): 1772–1776.

[38] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 任意稀疏结构的多量测向量模型快速稀疏重构算法研究[J]. 电子学报, 2015, 43(4): 708–715.
LI Shaodong, CHEN Wenfeng, YANG Jun, *et al*. Study on the fast sparse recovery algorithm via multiple measurement vectors of arbitrary sparse structure[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(4): 708–715.

[39] LIU Z, YOU P, WEI X Z, *et al*. Dynamic ISAR imaging of maneuvering targets based on sequential SL0[J] *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 1041–1045.

[40] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 一种快速复数线性Bregman迭代算法及其在ISAR成像中的应用[J]. 中国科学 信息科学, 2015, 45(9): 1179–1196. doi: 10.1360/N112014-00316.
LI Shaodong, CHEN Wenfeng, YANG Jun, *et al*. A fast complex linearized Bregman iteration algorithm and its application in ISAR imaging[J] *SCIENTIA SINICA Informationis*, 2015, 45(9): 1179–1196. doi:10.1360/N112014-00316.

[41] 刘记红. 基于压缩感知的雷达成像技术研究 [D]. [博士论文], 国防科学技术大学, 2012.
LIU Jihong. Inverse synthetic aperture radar imaging technique based on compressed sensing[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2012.

[42] 田文彪, 芮国胜, 张海波, 等. 一种面向二维观测模型的压缩感知重构算法[J]. 宇航学报, 2014, 35(9): 1072–1077.
TIAN Wenbiao, RUI Guosheng, ZHANG Haibo, *et al*. A 2 dimensional measurement model-oriented compressed sensing reconstruction algorithm[J]. *Journal of Astronautics*, 2014, 35(9): 1072–1077.

[43] QIU Wei, ZHAO Hongzhong, ZHOU Jianxiong, *et al*. High-resolution fully polarimetric ISAR imaging based on compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(10): 6119–6131.

[44] DONG Xiao and ZHANG Yunhua. A novel compressive sensing algorithm for SAR imaging[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(2): 708–720.

[45] YANG Jiefang and ZHANG Yunhua Novel compressive sensing-based dechirp-keystone algorithm for synthetic aperture radar imaging of moving target[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(5): 509–518.

[46] BAE J H, KANG B S, KIM K T, *et al*. Performance of sparse recovery algorithms for the reconstruction of radar images from incomplete RCS data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(4): 860–864.

[47] FANG Jian, XU Zongben, ZHANG Bingchen, *et al*. Fast compressed sensing SAR imaging based on approximated observation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(1): 352–363.

[48] LI Shiyong, ZHAO Guoqiang, LI Hou-min, *et al*. Near-field radar imaging via compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2015, 63(2): 828–833.

[49] SUN Shilong, ZHU Guofu, and JIN Tian. Novel methods to accelerate CS radar imaging by NUFFT[J] *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(1): 557–566.

[50] 王强, 李佳, 沈毅. 压缩感知中确定性测量矩阵构造算法综述[J]. 电子学报, 2013, 41(10): 2041–2050.
WANG Qiang, LI Jia, and SHEN Yi . A survey on deterministic measurement matrix construction algorithms in compressive sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(10): 2041–2050.

[51] 张弓, 文方青, 陶宇, 等. 模拟信息转换器研究进展[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(2): 229–238.
ZHANG Gong, WEN Fangqing, TAO yu, *et al*. Advances in analog-to-information convertor[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(2): 229–238.

[52] ZHANG Suling, XI Feng, CHEN Shengyao, *et al*. Segment-sliding reconstruction of pulsed radar echoes with sub-nyquist sampling[OL]. http://arxiv.org/abs/1503.00434, 2015.

[53] ILAN O B and ELDAR Y C. Sub-nyquist radar via Boppler focusing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(7): 1796–1811..

[54] HOU Qingkai, LIU Yang, FAN Lijie, *et al*. Compressed sensing digital receiver and orthogonal reconstructing algorithm for wideband ISAR radar[J]. *Science China Information Sciences*, 2015, 58(2): 020302(10). doi: 10.1007/s11432-014-5240-3.

[55] XI Feng, CHEN Shengyao, and LIU Zhong. Quadrature compressive sampling for radar signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(11): 2787–2802.

[56] XI Feng, CHEN Shengyao, and ZHANG Y D. Gridless quadrature compressive sampling with interpolated array technique[OL]. http://arxiv.org/abs/1503.00436, 2015.

[57] MROZACK A, HEIMBECK M, MARKS D L, *et al*. Compressive and adaptive millimeter-wave SAR[OL]. http://arxiv.org/abs/1402.1466v1, 2014.

[58] ÁLVAREZ Y, VAQUEIRO Y R, VALDES B G, *et al*. Phase error compensation in imaging systems using compressed sensing techniques[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2013, 12: 1574–1577.

[59] YIGIT E. Compressed sensing for millimeter-wave ground based SAR/ISAR imaging [J]. *Jourual Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 2014, 35(11): 932–948. doi: 10.1007/s10762-014-0094-8.

[60] SERGE L S. Fast and robust compressive sensing method using mixed Hadamard sensing matrix[J]. *IEEE Journal on*

Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2012, 2(3): 353–361.

[61] ZHANG Jingxiong and YANG Ke. Informational analysis for compressive sampling in radar imaging[J]. *Sensors*, 2015, 15, 7136–7155. doi: 10.3390/s150407136.

[62] HECKEL R, MORGENSHTERN V I, and SOLTANOLKOTABI M. Super-resolution radar[OL]. http://arxiv.org/abs/1411.6272, 2015.

[63] YAIR R and ADRIAN S. Compressed imaging with a separable sensing operator[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(6): 449–452.

[64] MARCO F D and RICHARD G B. Kronecker compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(2): 494–504.

[65] KARABAYIRA O, YUCEDAGA O M, YUCEDAG S M, *et al*. Performance analysis of compressive ISAR imaging for complex targets[J]. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 2014, 28(10): 1236–1245.

[66] RAO Wei, LI Gang, WANG Xiqin, *et al*. Parametric sparse representation method for ISAR imaging of rotating targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 910–918.

[67] FENG Can, XIAO Liang, WEI Zhihui, *et al*. Compressive sensing Inverse Synthetic Aperture Radar imaging based on Gini index regularization[J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2014, 11(4): 441–448.

[68] 俞翔，朱岱寅，张劲东，等. 基于设计结构化Gram矩阵的ISAR运动补偿方法[J]. 电子学报, 2014, 42(3): 452–461.
YU Xiang, ZHU Daiyin, ZHANG Jindong, *et al*. A motion compensation algorithm based on the designing structured gram matrices[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(3): 452–461.

[69] KHWAJA A S and ZHANG X P. Compressed sensing ISAR reconstruction in the presence of rotational acceleration[J]. *IEEE Transactions on Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(7): 2957–2970.

[70] 黄大荣，郭新荣，张磊，等. 稀疏孔径ISAR机动目标成像与相位补偿方法[J]. 航空学报, 2014, 35(7): 2019–2030.
HUAN Darong, GUO Xinrong, ZHANG Lei, *et al*. ISAR phase compensation and imaging of maneuvering target with sparse apertures[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(7): 2019–2030.

[71] SUN Chao, WANG Baoping, FANG Yang, *et al*. High-resolution ISAR imaging of maneuvering targets based on sparse reconstruction[J]. *Signal Processing*, 2015, 108: 535–548.

[72] DU Xiaoyong, DUAN Chongwen, and HU Weidong. Sparse representation based autofocusing technique for ISAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(3): 1826–1835.

[73] TEKE O, GURBUZB A C, and ARIKAN O. A robust compressive sensing based technique for reconstruction of sparse radar scenes[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 27: 23–32.

[74] WANG Tianyun, LU Xinfei, YU Xiaofei, *et al*. A fast and accurate sparse continuous signal reconstruction by homotopy DCD with non-convex regularization[J]. *Sensors*. 2014, 14(4): 5929–5951. doi: 10.3390/s140405929.

[75] ZHAO Li-fan, WANG Lu, and BI Guoan. An. autofocus technique for high-resolution inverse synthetic aperture radar imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(10): 6392–6403.

[76] YANG Jungang, THOMPSON J, HUANG Xiaotao, *et al*. Random-frequency SAR imaging based on compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(2): 983–994.

[77] HUANG Tianyao, LIU Yimin, MENG Huadong, *et al*. Cognitive random stepped frequency radar with sparse recovery[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 858–870.

[78] WANG Xiao, XU Feng, and JIN Yaqiu. Numerical simulation of tomographic-SAR imaging and object reconstruction using compressive sensing with $L_{1/2}$-norm regularization[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2014, 59(33): 4600–4607.

[79] MROZACK A, HEIMBECK M, MARKS D L, *et al*. Compressive and adaptive millimeter-wave SAR[OL]. arXiv preprint arXiv:1402.1466, 2014.

[80] ÇETIN M, STOJANOVIC I, ÖNHON N O, *et al*. Sparsity-driven synthetic aperture radar imaging: reconstruction, autofocusing, moving targets, and compressed sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(4): 27–40.

[81] AGUILERA E, NANNINI M, and REIGBER A. A data-adaptive compressed sensing approach to polarimetric SAR tomography of forested areas[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(3): 543–547.

[82] ZHU Xiaoxiang and BAMLER R. Super resolving SAR tomography for multidimensional imaging of urban areas: compressive sensing-based tomoSAR inversion[J]. *IEEE Signal Processing Magzine*, 2014, 31(4): 51–58.

[83] SCHMITTM and STILLA U. Compressive sensing based layover separation in airborne single-pass multi-baseline InSAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(2): 313–317.

[84] HOU Xingsong, ZHANG Lan, GONG Chen, *et al*. SAR image Bayesian compressive sensing exploiting the interscale and intrascale dependencies in directional lifting wavelet transform domain[J]. *Neurocomputing*, 2014, 133: 358–368.

[85] SHEN Fangfang, ZHAO Guanghui, SHI Guangming, *et al*. Compressive SAR imaging with joint sparsity and local: similarity exploitation[J]. *Sensors*, 2015, 15(2), 4176–4192. doi: 10.3390/s150204176.

[86] VAQUEIRO Y R, LOPEZ Y A, VALDES B G, *et al*. On the use of compressed sensing techniques for improving multistatic millimeter-wave portal-based personnel screenings[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 62(1): 494–499.

[87] ZHANG Shunsheng, ZHANG Wei, ZONG Zhulin, *et al*. High-resolution bistatic ISAR imaging based on two-dimensional compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2015, 63(5): 2098–2111.

[88] QIU Wei, ZHAO Hongzhong, ZHOU Jianxiong, *et al*. High-resolution fully polarimetric ISAR imaging based on compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(10): 6119–6131.

[89] LI Liechen, LI Daojing, LIU Bo, *et al*. Complex-valued interferometric inverse synthetic aperture radar image compression base on compressed sensing[J]. *The Journal of Engineering*, 2014. doi: 10.1049/joe.2014.0033.

[90] LIU Yabo, LI Ning, WANG R, *et al*. Achieving High-Quality Three-dimensional InISAR imageries of maneuvering target via super-resolution ISAR Imaging by exploiting sparseness [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(4): 828–832.

[91] ZHANG Xiaohua, BAI Ting, MENG Hongyun, *et al*. Compressive sensing-based ISAR imaging via the combination of the sparsity and nonlocal total variation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(5): 990–994.

[92] CHAI Shougang, CHEN Weidong, CHEN Chang, *et al*. Sparse fusion imaging for a moving target in T/R-R configuration[J]. *Sensors*, 2014, 14(6), 10664–10679. doi: 10. 3390/s140610664.

[93] 朱江, 廖桂生, 朱圣棋. 基于块稀疏的空间碎片群目标成像方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(3): 587–593. doi: 10.11999/JEIT140509.
ZHU Jiang, LIAO Guisheng, and ZHU Shengqi. Space group debris imaging based on block-sparse method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(3): 587–593. doi: 10.11999/JEIT140509.

[94] 顾福飞, 池龙, 张群, 等. 基于压缩感知的稀疏阵列MIMO雷达成像方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(10): 2452–2456. doi: 10.11999/JEIT140509. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00287.
GU Fufei, CHI Long, ZHANG Qun, *et al*. An imaging method for MIMO radar with sparse array based on compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(10): 2452–2456. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00287.

[95] ZHANG Baoju and WANG Wei. Through-wall detection of human being with compressed UWB radar data[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013, 2013: 162. doi: 10.1186/1687-1499-2013-162.

[96] YANG Jungang, JIN Tian, HUANG Xiaotao, *et al*. Sparse MIMO array forward-looking GPR imaging based on compressed sensing in clutter environment[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(7): 4480–4494.

[97] Dutta S and De A. LAMP: a locally adapting matching pursuit framework for group sparse signatures in Ultra-wide band radar imaging[OL]. http://arxiv.org/absl1411.4020. 2014.

[98] AMIN M G. Compressive Sensing for Urban Radar[M]. Boca Raton, London, New York. CRC Press, 2015.

[99] LI Kezhi, GAN Lu, and LING Cong. Convolutional compressed sensing using deterministic sequences[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 61(3): 740–752.

[100] ZHANG Xiaowei, LI Ming, ZUO Lei, *et al*. Adaptive subspace detection for wideband radar using sparsity in Sinc basis[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(11): 1916–1920..

[101] DAVENPORT M A, BOUFOUNOS P T, WAKIN M B, *et al*. Signal processing with compressive measurements[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 445–460.

[102] 荆楠, 毕卫红, 胡正平, 等. 动态压缩感知综述[J]. 自动化学报, 2015, 41(1): 22–36.
JING Nan, BI Weihong, HU Zhengping, *et al*. A survey on dynamic compressed sensing[J]. *Acta Automatica Sinica*. 2015, 41(1): 22–36.

[103] 刘芳, 武娇, 杨淑媛, 等. 结构化压缩感知研究进展[J]. 自动化学报, 2013, 39(12): 1980–1995.
LIU Fang, WU Jiao, YANG Shuyuan, *et al*. Research advances on structured compressive sensing[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(12): 1980–1995.

[104] 刘建伟, 崔立鹏, 罗雄麟. 组稀疏模型及其算法综述[J]. 电子学报, 2015, 43(4): 776–782.
LIU Jianwei, CUI Lipeng, and LUO Xionglin. Survey on group sparse models and algorithms[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(4): 776–782.

李少东： 男，1987年生，博士，研究方向为压缩感知理论在成像雷达中的应用.

杨 军： 男，1973年生，副教授，硕士生导师，研究方向为雷达目标检测、现代信号处理.

陈文峰： 男，1989年生，博士，研究方向为雷达目标检测与识别.

马晓岩： 男，1962年出生，教授，博士生导师，研究方向为雷达目标检测与识别.