

分类号 TP957

学号 10049011

U D C

密级 公开

## 工学博士学位论文

# 空间目标压缩感知雷达成像方法与应用研究

博士生姓名 侯庆凯

学科专业 信息与通信工程

研究方向 精确制导自动目标识别技术

指导教师 卢焕章 教授

国防科学技术大学研究生院

二〇一五年六月

# **Methods and Applications of Compressed Sensing Based ISAR Imaging for Space Target**

**Candidate: Hou Qingkai  
Supervisor: Professor Lu Huanzhang**

**A dissertation**

**Submitted in partial fulfillment of the requirements  
for the degree of Doctor of Engineering  
in Information and Communication Engineering**

**Graduate School of National University of Defense Technology**

**Changsha, Hunan, P. R. China**

**June 9, 2015**

## 独 创 性 声 明

本人声明所呈交的学位论文是我本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表和撰写过的研究成果，也不包含为获得国防科学技术大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文题目：空间目标压缩感知雷达成像方法与应用研究

学位论文作者签名：侯庆凯 日期：2015年5月12日

## 学 位 论 文 版 权 使用 授 权 书

本人完全了解国防科学技术大学有关保留、使用学位论文的规定。本人授权国防科学技术大学可以保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子文档，允许论文被查阅和借阅；可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

(保密学位论文在解密后适用本授权书。)

学位论文题目：空间目标压缩感知雷达成像方法与应用研究

学位论文作者签名：侯庆凯 日期：2015年5月12日

作者指导教师签名：邹永章 日期：2015年5月13日

## 目 录

摘要 .....	i
ABSTRACT .....	iv
缩略语表 .....	vii
<b>第一章 绪论</b> .....	1
1.1 研究背景及其意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	3
1.2.1 空间目标雷达成像系统发展概况 .....	3
1.2.2 压缩感知理论发展及应用概况 .....	11
1.3 本文主要工作及组织结构 .....	20
1.3.1 本文主要工作 .....	20
1.3.2 本文组织结构 .....	22
<b>第二章 LFM 雷达中频压缩采样接收机与二维稀疏成像</b> .....	23
2.1 引言 .....	23
2.2 基于随机采样的压缩感知数字接收机设计 .....	26
2.2.1 LFM 中频回波的稀疏表示 .....	26
2.2.2 随机采样接收机设计 .....	28
2.3 压缩感知正交一维像重构 .....	32
2.3.1 雷达信号正交解调 .....	33
2.3.2 一维距离像正交重构算法 .....	34
2.3.3 仿真和实测数据处理结果 .....	35
2.4 LFM 雷达二维联合压缩感知成像方法 .....	41
2.4.1 二维联合压缩感知重构 .....	42
2.4.2 仿真和实测数据处理结果 .....	46
2.5 本章小结 .....	48
<b>第三章 压缩感知 ISAR 成像相位补偿技术</b> .....	50
3.1 引言 .....	50
3.2 压缩感知成像相位补偿原理与数学模型 .....	52
3.2.1 RD 成像中的相位校正 .....	52
3.2.2 压缩感知成像中的相位补偿模型 .....	56

---

3.3	基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法 .....	59
3.3.1	目标二维像重构 .....	61
3.3.2	相位误差估计 .....	61
3.4	基于目标强散射点提取的快速压缩感知自聚焦 .....	62
3.5	仿真和实测数据处理结果 .....	64
3.5.1	仿真实验 .....	65
3.5.2	实测数据处理 .....	69
3.6	本章小结 .....	71
<b>第四章</b>	<b>基于压缩感知的空间多目标同时成像技术 .....</b>	<b>73</b>
4.1	引言 .....	73
4.2	基于压缩感知的单目标稀疏回波成像 .....	74
4.2.1	慢时间域压缩感知成像原理 .....	74
4.2.2	压缩感知重构目标图像的条件 .....	76
4.3	基于相控阵雷达随机脉冲分配的多目标同时成像 .....	80
4.3.1	宽带雷达成像与相控阵资源调度 .....	80
4.3.2	基于随机脉冲分配的多目标同时成像 .....	81
4.3.3	多目标压缩感知观测矩阵构造及图像重构 .....	85
4.3.4	自适应多目标压缩感知成像 .....	86
4.4	多目标成像实验结果 .....	89
4.4.1	目标尺寸对脉冲分配比例的影响 .....	90
4.4.2	目标转速对脉冲分配比例的影响 .....	91
4.5	本章小结 .....	92
<b>第五章</b>	<b>含旋转部件目标压缩感知 ISAR 成像技术 .....</b>	<b>94</b>
5.1	引言 .....	94
5.2	含旋转部件的 ISAR 成像目标回波模型 .....	95
5.2.1	基于散射点模型的含微动部件目标回波模型 .....	95
5.2.2	旋转部件对 ISAR 回波的影响分析 .....	97
5.3	含旋转部件目标压缩感知成像的自聚焦问题 .....	103
5.4	稀疏回波微多普勒分离方法研究 .....	106
5.4.1	基于 CS-STFT 的稀疏回波时频分析 .....	107
5.4.2	基于时频图时域加权统计积分方法的微多普勒分离 .....	108
5.4.3	仿真与实测数据实验结果 .....	112
5.5	本章小结 .....	113

---

<b>第六章 结论与展望 .....</b>	115
6.1 论文工作总结 .....	115
6.2 下一步工作展望 .....	116
<b>致谢 .....</b>	118
<b>参考文献 .....</b>	121
<b>作者在学期间取得的学术成果 .....</b>	134

## 表 目 录

表 2.1 不同采样速率 ADC 性能价格对比 .....	32
表 2.2 LFM 雷达中频信号仿真参数 .....	36
表 2.3 几种二维成像算法的算法运行时间对比 .....	48
表 3.1 仿真雷达参数 .....	65
表 3.2 仿真数据相位误差补偿及成像重构效果对比 .....	68
表 3.3 仿真数据相位误差补偿及成像重构效果对比 .....	71
表 4.1 仿真实验中三个不同目标的参数设置 .....	89
表 5.1 仿真雷达回波参数 .....	105

## 图 目 录

图 1.1 美国夸贾林导弹靶场的 KREMS 基地及其成像雷达 .....	5
图 1.2 美国林肯空间监示组合体 .....	5
图 1.3 林肯实验室 Haystack 雷达与 Haystack 辅助雷达系统实物图 .....	6
图 1.4 美国 Haystack 雷达及其升级后的成像效果对比 .....	6
图 1.5 德国 TIRA 雷达系统及其部分成像结果 .....	8
图 1.6 已有的高速 ADC 信号采集模块 .....	10
图 1.7 雅克 -42 飞机仿真数据成像结果 .....	17
图 1.8 改进的 OMP 方法对 Yak-42 飞机数据的成像重构效果 .....	18
图 1.9 论文的主要研究内容和结构安排 .....	22
图 2.1 LFM 雷达回波模拟 STRETCH 处理示意图 .....	24
图 2.2 数字雷达接收机框图 .....	24
图 2.3 数字正交解调后随机抽取实现方法 .....	29
图 2.4 多路并行采样随机抽取实现方法 .....	29
图 2.5 压缩感知雷达中频数字接收机结构框图 .....	29
图 2.6 Hittite 公司推出的高速采样保持电路模块 .....	30
图 2.7 两种传统正交下变频器结构框图 .....	33
图 2.8 仿真目标模型与传统 RD 成像结果 .....	36
图 2.9 采用不同稀疏重构算法恢复得到的目标一维距离像 .....	37
图 2.10 采用不同稀疏重构算法得到的仿真目标二维像 .....	38
图 2.11 实测数据一维距离像重构结果 .....	39
图 2.12 实测目标二维像成像结果 .....	40
图 2.13 不同压缩采样比例下的二维图像重构结果 .....	41
图 2.14 压缩采样比例对目标图像重构的影响 .....	42
图 2.15 二维压缩感知成像仿真实验结果 .....	47
图 2.16 二维压缩感知成像实测数据处理结果 .....	48
图 3.1 二维压缩感知成像实测数据处理结果 .....	53
图 3.2 RD 成像相位补偿算法对比 .....	55
图 3.3 相位噪声对仿真目标稀疏回波压缩感知成像的影响 .....	58
图 3.4 常规自聚焦方法对稀疏回波的相位误差补偿效果 .....	59
图 3.5 利用幅度均值与均方值的目标强散射点提取结果 .....	64
图 3.6 仿真目标散射点分布示意图 .....	65

---

图 3.7 不同类型相位误差的压缩感知成像自聚焦仿真实验结果 .....	67
图 3.8 不同抽取比例下基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法的 重构效果 .....	68
图 3.9 不同抽取比例下基于强散射点提取的压缩感知相位补偿效果 .....	69
图 3.10 完整实测数据 RD 成像算法处理结果 .....	70
图 3.11 实测数据压缩感知相位补偿成像处理结果 .....	71
图 4.1 转台目标雷达成像模型 .....	75
图 4.2 慢时间随机采样抽取比例对压缩感知重构效果的影响 .....	79
图 4.3 目标转角大小对压缩感知重构效果的影响 .....	80
图 4.4 雷达同时多目标成像场景 .....	81
图 4.5 随机雷达脉冲分配顺序示意图 .....	82
图 4.6 目标轨迹与相对于雷达视线的转角示意图 .....	84
图 4.7 针对某个目标分段压缩感知重构目标图像示意图 .....	85
图 4.8 自适应多目标雷达脉冲分配流程图 .....	87
图 4.9 基于实时图像重构的多目标雷达脉冲分配流程图 .....	88
图 4.10 多目标成像实验仿真目标模型与 RD 成像结果 .....	89
图 4.11 目标尺寸对多目标成像脉冲分配比例的影响 .....	90
图 4.12 目标转速对多目标成像脉冲分配比例的影响 .....	91
图 4.13 多目标转速和目标尺寸均不相同时脉冲分配比例对压缩感知成像的 影响 .....	93
图 5.1 含旋转部件目标的成像运动模型 .....	96
图 5.2 波音 737 飞机雷达一维像受涡轮发动机旋转的影响 .....	101
图 5.3 含旋转部件的目标成像仿真实验及回波分析 .....	102
图 5.4 含旋转部件目标仿真数据相位补偿结果 .....	106
图 5.5 CS-STFT 方法对仿真数据第 64 个回波时频图重构结果 .....	108
图 5.6 对时频图沿慢时间直接求积分后得到积分结果分布图 .....	110
图 5.7 含旋转单元时频图按幅度降序统计分布结果 .....	110
图 5.8 对时频分布图进行加权统计积分后得到积分结果分布图 .....	111
图 5.9 仿真数据时频图加权统计积分计算结果 .....	113
图 5.10 实测数据时频图加权统计积分计算结果 .....	113

---

## 摘要

传统距离 - 多普勒 ISAR 成像方法和传统雷达信号采集方法所面临的数据量大、采样率高等问题。本文深入研究了基于压缩感知的 ISAR 成像，围绕压缩感知成像理论和实测数据处理中面临的理论难题与实测数据误差等问题，结合雷达数字接收机和相控阵雷达等雷达发展方向，致力于解决当前空间目标成像中面临 的实际问题以及现有算法的局限性。本文研究的主要内容包括宽带成像雷达数字接收机的压缩感知应用、稀疏回波压缩感知自聚焦问题、相控阵雷达多目标成像问题以及压缩感知成像中遇到的复杂运动目标和含旋转部件目标的成像问题。

第一章绪论主要阐述了论文的研究背景及研究意义，介绍了空间目标成像雷达的发展现状和压缩感知技术现状，重点分析了压缩感知在雷达技术中的应用，特别是压缩感知在空间目标成像中的发展情况。对压缩感知雷达成像中面临的挑战和存在的技术难题作了总结与分析。从中出发引出了本文的主要研究目标和方向，对论文的研究内容和主要安排作了简要介绍。

第二章研究了压缩感知在线性调频雷达中频信号采集和数字接收机中应用，并提出了一种快时间压缩采样数字中频接收机和一种正交一维距离像重构算法，并在此基础上进一步提出了慢时间域与快时间域同步稀疏采样的二维稀疏成像方法。首先从 ISAR 成像模型的角度出发，对线性调频回波信号进行了稀疏性分析，基于散射点成像模型和一维距离像稀疏性构造了中频回波的稀疏字典，提出了一种基于随机采样的中频直采数字接收机，可以大大降低中频直采对于 ADC 采样率的需求。提出一种正交一维距离像重构算法，实现了从欠采样中频回波中直接重构目标一维距离向的方法，重构得到的一维像具有很好的保相性，便于后续 ISAR 成像方位向聚焦。提出了基于 2D 压缩感知的二维图像重构方法，将压缩采样扩展到距离和方位向两个维度，在二维同时稀疏采样的前提下，大大降低成像所需的数据量。基于 2D-SL0 算法实现了二维直接重构，与传统的二维图像压缩感知处理方法相比，大大降低了重构算法的复杂度，提高了二维像重构速度。

第三章重点研究了在方位向回波数量不足的压缩感知成像场景中的自聚焦问题，提出了一种针对稀疏回波的相位补偿方法。在实测信号的雷达成像中，目标的相参性被观测误差破坏，基于理想转台模型提出的算法无法直接重构得到图像，必须进行相参化处理。压缩感知成像中，回波信息的缺失又导致传统的自聚焦算法对稀疏回波数据补偿失效。本章首先从理论角度分析了压缩感知成像中实测雷达数据的噪声和测量误差模型，将带有相位误差的压缩感知成像问题等效为

求解最稀疏解和最小图像熵的联合优化问题，在传统的压缩感知重构函数中增加最小图像熵作为重构正则化参数。提出了一种迭代方法对该优化问题进行求解。在每一个迭代过程中，首先使用压缩感知重构算法基于现有误差重构目标；然后基于最小熵或最大对比度准则从当前重构目标结果估计相位误差。用当前误差补偿回波数据后再进入下一次迭代，迭代直至误差小于设定的阈值范围。本章所提算法完全基于稀疏采样的数据估计相位误差，从而实现随机脉冲数量不足时的图像自聚焦。经过仿真数据验证，对多种相位误差均有较好的补偿效果，实测数据处理结果进一步验证了算法的可行性。

第四章研究了基于压缩感知的宽带相控阵雷达多目标同时成像技术。针对同时多目标观测场景中雷达脉冲资源有限的问题，本文充分挖掘相控阵雷达脉冲分配的灵活性，基于慢时间域压缩感知成像方法提出一种随机脉冲分配方案，将观测时间内的有限雷达脉冲资源分配给多个目标，在慢时间域实现对多个目标的随机欠采样，然后利用压缩感知成像方法从稀疏回波中重构每个目标的二维像。考虑到多目标场景中目标通常具有不同尺寸，并且相对于雷达视线方向具有不同的旋转速度。本章从 ISAR 成像原理和压缩感知观测条件角度出发，证明了压缩感知成像所需的脉冲个数与目标尺寸和目标转速的关系，并推导了三者之间的换算公式。基于以上推导，本章在随机脉冲分配方案的基础上进一步提出了自适应多目标同时成像方法。该方法基于目标尺寸估计和旋转速度估计对脉冲分配比例进行实时计算，雷达在多目标观测过程中实时修正脉冲分配比例，从而进一步优化雷达资源分配。采用本章提出的脉冲分配方法及压缩感知重构算法，可以利用有限的雷达资源实现尽可能多目标同时成像，有助于提高雷达的多目标观测能力。仿真实验结果证明了本文所提脉冲分配比例计算方法以及自适应多目标同时成像方法的有效性及必要性。

第五章研究了含微动部件目标的压缩感知成像问题，提出了一种针对稀疏回波的微多普勒分离及压缩感知成像方法。目前针对空间目标的压缩感知成像研究大部分都是基于刚体目标模型，缺少对含旋转部件的目标压缩感知成像的研究。由于目标主体散射点的回波在慢时间域具有明显的稀疏性，利用压缩感知算法可以从稀疏回波中重构成像结果。但旋转部件的微多普勒效应会对其所在的距离单元回波造成调制及干扰，破坏目标主体散射点回波在慢时间频域的稀疏性，导致图像重构结果散焦。本章提出了包含微动部件目标的理想散射点回波模型，并从时频分析的角度研究了微动部件对目标主体回波多普勒频率的影响，利用面元模型回波仿真方法分析了旋转部件对目标一维距离像的影响。研究了稀疏回波场景

下，含微动部件目标的 ISAR 成像模型，利用基于稀疏短时傅里叶变换的稀疏时频分析方法，对稀疏采样后的回波时频特性进行分析；提出了一种基于慢时间域加权积分与压缩感知的微动特征分离方法，可以在回波数量不足的情况下去除旋转部件对目标主体回波的干扰，改善主体散射点的压缩感知成像重构效果。最后给出了针对仿真数据和实测数据处理结果，证明了算法的有效性。

第六章对本文的研究工作和主要创新点进行了总结，并指出了下一步需要努力的研究方向。

**关键词:** ISAR 成像；压缩感知；稀疏字典；测量矩阵；重构算法；相控阵雷达；多目标成像；微多普勒分离；含旋转部件目标；随机采样；压缩采样

## ABSTRACT

In the field of ISAR imaging for space target, the traditional range - doppler (RD) imaging algorithm and signal acquisition method always require large amount of raw data to obtain high-resolution images. This dissertation focuses on the ISAR imaging for space target based on compressed sensing (CS), aiming to solve the theoretical problems in CS imaging and errors caused by imperfect measurement in actual radar application. The study in this dissertation combines the emerging trend in modern radar, such as digital radar receiver and Phased Array Radars (PAR). Great effort is made to solve some practical problems and to make some breakthrough in ISAR imaging for space target. The main contents of this dissertation include CS digital radar receiver based on random sampling, 2D radar image reconstruction, auto-focusing problem in CS imaging with limited pulses, CS multi-target imaging using PAR, and reducing the micro-Doppler effect in CS imaging for target with rotating parts.

Chapter 1 makes a brief introduction about the background and significance of the research. The history and current status of the research on space target ISAR imaging is firstly illustrated. A detailed review on the development of CS theory and its application in radar, especially in ISAR imaging, is made in this chapter. The confronting challenges and existing technical problems in the field of CS ISAR imaging are analyzed and summarized afterwards, which proves the importance of the research in this dissertation. The main content of the whole thesis is presented in the last section.

Chapter 2 proposes a novel design of intermediate frequency (IF) digital receiver for wideband ISAR radar based on (CS). The random sampling technique is utilized for the convenience in engineering application, which makes it possible to digitize the wideband IF signal using a commercial analog-to-digital converter (ADC). First, a novel basis for the sparse representation of real-valued ISAR radar echoes is built in this chapter, and an orthogonal CS reconstructing algorithm is proposed based on this. Using our proposed method, the complex-valued range profile of target can be directly reconstructed from the sub-sampled real raw echo. The phase information of target range profile, which is very important for the coherent processing in ISAR imaging, is well reserved during the reconstruction. Besides, a novel 2D CS measuring strategy for ISAR imaging radar is proposed in this chapter. It is proved that sub-sampling can be made in both range and

azimuth dimensions of radar echoes. In order to handle 2D reconstructing problem, the 2D-SL0 algorithm is referred to reconstruct the imaging by 2D reconstruction, which can reduce the computational complexity and memory usage significantly. Moreover, the results of simulation and actual radar signal processing demonstrate the feasibility and superiority of the proposed methods.

In the third chapter, the auto-focusing problem of CS ISAR imaging with limited pulses is studied. Due to the inadequate pulses compared to traditional RD imaging, conventional phase compensating algorithms can't work in CS imaging. In this chapter, an iterative algorithm is proposed to compensate the phase errors and reconstruct high-resolution focused image from limited pulses. In each iteration, the image of target is reconstructed by CS method, and then the estimation of phase errors is updated based on the reconstructed image. By cycling these steps, well-focused image can be obtained. The smoothed  $\ell_0$  (SL0) algorithm is used to reconstruct the image, and the idea of minimum entropy optimization is used to estimate the phase errors. Besides, a method of extracting range bins in range profile based on amplitude information is proposed, which can reduce the computational complexity and improve the speed of convergence considerably. Both simulation and experiment results from real radar data demonstrate the effectiveness and feasibility of our method..

Chapter 4 focuses on the research on multi-target simultaneous ISAR imaging. It requires the radar keeps tracking the target during coherent processing intervals (CPI). This limits the radar's multi-target imaging ability, especially when those targets appear simultaneously in different observing scenes. To solve this problem, this paper proposes a multi-target ISAR imaging method for PAR based on CS. This method explores and exploits the agility of PAR without changing its architecture. Firstly, the transmitted pulses are allocated randomly to different targets, and the image of each target can be then reconstructed from limited echoes using CS algorithm. A pulse allocation scheme is proposed based on the analysis of target size and rotation velocity, which can guarantee that every target get enough pulses for effective CS imaging. Self-adaptive mechanism is utilized to improve the robustness of the pulse allocation method. Simulation results are presented to demonstrate the validity and feasibility of the proposed approach.

Chapter 5 studies how to reduce the micro-Doppler effect in compressed sensing IS-AR imaging for aircraft using limited pulses. In CS ISAR imaging for space target, the

image of target can be reconstructed using fewer pulses with random pulse repetition intervals than conventional RD method. However, the micro-Doppler (mD) effect induced by the non-stationary parts of aircrafts still causes defocusing as in RD imaging. A method to reduce the mD effect in CS ISAR imaging in this chapter. The CS based short-time Fourier transform is deployed to reconstruct the time-frequency (TF) spectrogram of echoes. A L-statistics based algorithm is applied to separate the non-stationary scatters from rigid main body in TF domain. Furthermore, CS algorithm is used to reconstruct the cross-range image of main body after mD separation. Compared with direct CS imaging without mD removal, better image can be obtained. The results of both simulated and real data processing demonstrate the validity of the method proposed in the end.

A summary of the key points of research and innovation in this dissertation is illustrated in Chapter 6, which is followed by some introduction of the possible next researching direction in future work.

**Key Words:** ISAR imaging; Compressed sensing; Sparse dictionary; Measurement matrix; Reconstruction algorithm; Phased Array Radar ; Multi-target Imaging ; Micor-Doppler extraction ; Target with rotating parts ; Random sampling ; Compressive sampling

## 缩略语表

2D-SL0	Two-dimensional Smoothed $\ell_0$	二维平滑 $\ell_0$ 算法
AIC	Analog-to-Information Converter	模拟 -信息转换器
ADC	Analog-to-Digital Converter	模拟 -数字转换器
ATR	Automatic Target Recognition	自动目标识别
BCS	Bayesian Compressed Sensing	贝叶斯压缩感知
BMP	Block Matching Pursuit	块匹配追踪
BP	Basis Pursuit	基追踪
BPDN	Basis Pursuit De-Noising	基追踪去噪算法
BSBL	Block Sparse Bayesian Learning	块稀疏贝叶斯学习
CoSaMP	Compressive Sampling Matched Pursuit	压缩采样匹配追踪
CPI	Coherent Processing Interval	相参处理周期
CS	Compressive Sensing	压缩感知
DARPA	Defense Advanced Research Projects Agency	美国国防部高级研究计划局
DBF	Digital BeamForming	数字波束形成
DOA	Direction-Of-Arrival	到达角
FFT	Fast Fourier Transform	快速傅里叶变换
GBR	Ground-Based Radar	地基雷达系统
GPR	Ground-Penetrating Radar	探地雷达
GPS	Global Position System	全球定位系统
ISAR	Inverse Synthetic Aperture Radar	逆合成孔径雷达
LFM	Linear Frequency Modulation	线性调频
LMI	Linear Matrix Inequality	线性矩阵不等式
LP	Linear Programming	线性规划
MAP	Maximum A Posteriori	最大后验
MIMO	Multi-Input Multi-Output	多发多收

MIT	Massachusetts Institute of Technology	麻省理工学院
MLE	Maximum Likelihood Estimation	最大似然估计
MMSE	Minimize Mean-Square Error	最小均方误差准则
MMW	Millimeter Wave Radar	毫米波雷达
MP	Matching Pursuit	匹配追踪
MTRC	Migration Through Resolution Cell	越距离单元走动
NMD	National Missile Defense	国家导弹防御系统
NURBS	Non-Uniform Rational B-Splines	非均匀有理 B-样条曲线
OMP	Orthogonal Matching Pursuit	正交匹配追踪
OPA	Optimal Power Allocation	最优功率分配
PDF	Probability Density Function	概率密度函数
PRF	Pulse Repetition Frequency	脉冲重复频率
PRI	Pulse Repetition Interval	脉冲重复间隔
RCS	Radar Cross Section	雷达散射截面积
RD	Range-Doppler	距离 - 多普勒
RIP	Restricted Isometry Property	有限等距条件
SAR	Synthetic Aperture Radar	合成孔径雷达
SBL	Sparse Bayesian Learning	稀疏贝叶斯学习
SDI	Strategic Defence Initiative	美军星球大战计划
SL0	Smoothed $\ell_0$	半定松弛
SNR	Signal-to-Noise Ratio	信噪比
TIRA	Tracking and Imaging Radar	(德国) 空间目标跟踪成像雷达
TMD	Theatre Missile Defense System	战区导弹防御系统
TOA	Time Of Arrival	到达时间
UPA	Uniform Power Allocation	平均功率分配

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景及其意义

人类对于空间的探索与现代文明和现代战争技术的发展是紧密相连的。20世纪初飞机的发明将人类活动带入天空的同时，也为现代战争开辟了新的战场。制空权的争夺逐渐将军事探测需求引入了“超视距”的范畴，1957年苏建“Sputnik I”人造卫星再一次将空间扩张到了外太空。航天技术在上世纪美苏争霸的历史中扮演了举足轻重的角色，并最终与计算机等一起推动了新技术革命。雷达就是随着人类战争空间的扩张而催生的科技产物，其诞生正是为了对飞机、卫星、导弹等空间目标进行跟踪、定位和探测。雷达自二战中投入使用并发挥巨大作用之后<sup>[1]</sup>，迅速成为军事和民用侦察探测领域不可或缺的技术手段。雷达电磁波的传播特性使其拥有红外和光电探测所不能比拟的全天候、远距离探测能力，在侦察、测绘和遥感等领域发挥着不可替代的“千里眼”作用<sup>[2]</sup>。虽然起源于军事，但现代雷达在民用航天航空、遥感探测、灾难预警、天气预报等领域都大大造福了人类社会。雷达技术的进步不仅关系军事、航天等领域发展，更对国家安全和军事战略战术等有着生死攸关的重要性，因此雷达技术、特别是大型空间目标探测雷达的发展也是国家综合经济实力的体现与象征。

最初的窄带雷达只能进行一维探测，带宽的提高带来了更高的距离分辨率。随着宽带雷达技术和雷达信号处理技术的日趋成熟，雷达合成孔径技术得到发展并带来了更高的方位维分辨率，雷达二维成像技术应运而生<sup>[3, 4]</sup>。合成孔径通过对目标与雷达相对运动产生的多普勒信号进行分析得到方位向高分辨。一般定义中的合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 成像是指目标相对固定，而雷达在跟随平台(如飞机、卫星等)运动中持续照射目标，获取不同相对位置的目标回波，利用相参处理对多个回波合成获得方位维高分辨率<sup>[5]</sup>；同理，目标与雷达的运动可以是相互的，当雷达静止而目标运动时便构成了逆合成孔径雷达 (Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR) 成像<sup>[6, 7]</sup>。SAR/ISAR 联合方法成像<sup>[8-10]</sup>可以在雷达和目标同时运动的场景中进行目标成像。

ISAR 成像是空间目标探测中最重要的观测手段，ISAR 突破了最原始的目标距离方位坐标等简单信息探测，实现了对目标的尺寸、结构、姿态和反射特性等多维度特征的分析<sup>[11, 12]</sup>，直接引领和推动了目标自动识别等技术的兴起<sup>[13-15]</sup>。在空间目标成像中，人们对目标探测精度的需求是无止境的。根据 ISAR 成像原理，雷达距离向分辨率与发射信号带宽成正比，方位向与雷达载波波长成反比、与相

参处理中目标转角成正比<sup>[3, 16]</sup>。因此为了提高雷达成像分辨率，工程应用中不得不采用更高频段的载频信号，发射更大带宽的雷达信号。雷达成像需要对目标较长时间内的一系列回波做相参处理，根据香农-奈奎斯特采样定理<sup>[17, 18]</sup>，更高的带宽意味着不低于两倍于带宽的采样率。因此提高带宽而获得更高分辨率的手段不可避免导致雷达成像处理的数据量迅速增加。此外 ISAR 成像通过一定的转角获取足够的相参累积回波数量，这也导致 ISAR 成像在实测数据处理中存在一些隐患。第一，ISAR 观测目标往往是非合作的，不能确保目标总能够满足 ISAR 成像所需的转角大小，转角太小则分辨率不足，太大导致目标散射点发生越距离单元走动降低成像质量；第二，随着雷达载频的提高，要实现与载波频率相匹配的相参性，对雷达发射和接收机定时精度要求越来越高，实际观测中难免存在误差破坏回波相参性；第三，提高方位向采样率导致回波数量大大增加，进一步增加雷达成像数据采集与处理的难度；第四，随着空间目标探测实时性要求的提高，实时成像成为热点需求，越来越大的数据处理难度与实时成像的需求产生矛盾。

此外，随着数字信号处理技术和硬件水平的发展，软件无线电 (Software Radio) 技术逐渐成熟<sup>[19-21]</sup>，数字雷达成为现代雷达发展的必然趋势之一。数字雷达要求接收机从中频甚至射频直接采集雷达回波信号，匹配滤波等信号处理均由 ADC 量化后的数字信号处理单元完成。数字化雷达与模拟雷达相比具有不可比拟的灵活性和稳定性<sup>[22, 23]</sup>，然而与传统雷达相比中频直接采样对 ADC 速率的需求也不可同日而语。对于大带宽的 ISAR 成像雷达，中频直接采样更是难上加难。超高的采样速率和庞大的采样数据量是数字雷达技术实际应用的主要难题之一。成像雷达发展到今天，我们越来越希望用尽量少的观测数据实现尽可能高的目标成像效果，减轻数据采集、处理、传输的负担，同时不影响雷达性能。

压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 又称压缩采样 (Compressed Sampling)<sup>[24, 25]</sup> 是近年来在信号处理领域迅速兴起的具有革命意义的新技术，一经提出便在图像处理、数据采集、通信、信号处理等领域引起巨大轰动。众所周知，在信号处理领域的许多常见信号，或本身是稀疏的，或在某个字典与变换基上呈现稀疏性。对于此类稀疏或可稀疏信号，压缩感知理论证明我们可以突破奈奎斯特采样定理的限制，仅需采集较少的观测值便可以从观测结果中重构出原始信号。该理论的创新之处在于从数据采样过程中直接实现了压缩，极大的降低数据采样率。利用信号的稀疏性，可以采用非线性优化的思想从欠采样结果中重构出原始信号或信号中的有效信息<sup>[25]</sup>。

压缩感知在数据采集和处理中的优势为我们解决雷达面临的高采样率、大数数据量等问题提供了全新的解决思路。雷达成像可以表述为从回波信号中反演目标电磁散射特性分布的逆问题<sup>[26]</sup>。雷达目标的电磁散射特性在成像结果中的表现形

式就是散射点在距离向和方位向两个维度的空间分布<sup>[27]</sup>。与高频率和大带宽的目标回波采样样本数量相比，成像结果本身的信息量是非常小的。换言之，目标雷达图像是稀疏的，目标的雷达回波是可稀疏的。可以看出，压缩感知的理论特点与雷达成像的技术需求十分吻合。不仅仅是雷达成像，压缩感知在稀疏信道估计、SAR 图像特征提取、到达角估计等雷达众多研究领域都吸引了巨大的研究兴趣。总而言之，压缩感知在空间目标成像和目标探测领域具有很高的理论意义和应用前景。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 空间目标雷达成像系统发展概况

有关 ISAR 成像理论的最早研究从雷达刚刚发展的 20 世纪 50 年代起便已经开始。随后，美国密歇根大学 Brown 教授等研究人员在实验室内对转台目标实现了雷达成像<sup>[28, 29]</sup>。最初的 ISAR 成像技术仅在合作目标观测中得到了验证，随着相参处理技术和自聚焦技术的发展，研究人员逐渐实现了对飞机、舰船、导弹、未知轨道卫星等非合作目标的成像。1978 年，美国南加州大学的 C. C. Chen 等人<sup>[26, 30]</sup>利用实测数据对飞机目标成功实现了 ISAR 成像，并获得了具有划时代意义的成像结果。随着航天技术的发展，对空间目标的探测需求愈来愈强烈。侦察和目标识别技术 (Automatic Target Recognition, ATR) 要求我们不仅仅获取目标距离方位等简单信息。ISAR 技术逐渐成为了获取目标尺寸形状等空间分布特征的首选手段，雷达拥有比红外和光电探测更广泛的应用场景，更大的探测距离。以美国为首的欧美国家在空间目标探测领域中起步较早，并拥有先进的前沿技术和雄厚的理论基础，因此目前为止，这些国家一直代表着空间目标成像和空间探测的最高水平。

#### 1.2.1.1 空间目标 ISAR 成像技术国内外发展现状

在已经公开报道的 ISAR 成像系统中，美国具备绝对领先的研发生产能力和最先进的研究成果，拥有众多雷达系统和雷达基地。其中，美国夸贾林导弹靶场的 Kirernan 再入测量系统 (Kiernan Reentry Measurement, KREMS) 尤为著名。该基地 1970 年便开始装备了全球首部宽带成像雷达：奥尔柯雷达 (APRA-Lincoln C-band Observables Radar, ALCOR)。如图1.1(b) 所示<sup>[31]</sup>，ALCOR 是一部由麻省理工林肯实验室组织研制的带宽达到 512MHz 的 C 波段成像雷达，雷达发射线性调频信号，脉宽 10μs，脉冲重频 200Hz，距离分辨率达到 0.5m<sup>[31]</sup>。ALCOR 在美苏空间军备竞赛中立下了汗马功劳，先后对前苏联“礼炮 -1”空间站、中国“东方红”试验卫星等重要目标进行 ISAR 成像。其成像结果帮助美国国防部分析空间

目标尺寸、功能和性能，甚至空间目标故障排除与判断<sup>[32]</sup>，ALCOR 的成功极大鼓舞了成像雷达研究者的信心，为成像雷达的发展奠定了极为重要的基础。

1972 年，林肯实验室与夸贾林导弹靶场再次合作将其曲得克斯 (Target Resolution And Discrimination Experiment, TRADEX)UHF 波段雷达升级改造成为第二部宽带成像雷达<sup>[33]</sup>，如图1.1(c)所示。与 ALCOR 雷达不同，TRADEX 雷达工作在 S 波段，采用调频步进脉冲串实现 250MHz 的发射信号带宽和距离向约 1m 的分辨率。1983 年至 1985 年，林肯实验室又为夸贾林基地先后研制开发了两部分别工作在 Ka 频段 (35GHz) 和 W 频段 (95.48GHz) 的远程毫米波雷达 (Millimeter Wave Radar, MMW)<sup>[34]</sup>，如图1.1(d) 所示。这两部 MMW 雷达最初带宽均达到 1GHz，高达 28cm 的距离向分辨率可以帮助美国实现弹道导弹目标实时成像，满足高精度空间目标识别与弹道导弹突防和导弹防御的需求。80 年代末期，随着美军导弹防御系统的升级，Ka 波段的 MMW 雷达又一次升级改造，带宽增加到 2GHz，高达 0.1m 的距离向分辨率使其具备超强的弱小目标探测识别能力<sup>[32]</sup>。时至今日，夸贾林基地一直是美国最先进最重要的空间目标探测基地，在美国国家导弹防御系统 (National Missile Defense, NMD) 中发挥着举足轻重的作用。

林肯实验室作为美国军方的重要技术基地和合作伙伴，在成像雷达的开发和研究方面保持着世界领先的优势。在林肯实验室的雷达实验区，先后部署了 Millstone Hill 雷达、Haystack 雷达、Haystack 辅助雷达 (Haystack Auxiliary, HAX) 和 Firepond 激光雷达等多部宽带雷达，构成了大名鼎鼎的林肯空间监视组合体 (Lincoln Space Surveillance Complex, LSSC)<sup>[33]</sup>，如图1.2所示。

LSSC 诸多雷达中的 Haystack 系列雷达作为其空间卫星成像的主要雷达，代表着最先进的 ISAR 制造技术和成像技术发展水平。1978 年，为了实现对地球同步轨道卫星的跟踪和成像<sup>[35]</sup>，Haystack 升级改造为 X 波段 (10GHz) 远距离成像雷达，带宽 1GHz，升级后的探测距离达 40000 千米。远距离探测带来了脉冲重频过低的问题，为了弥补 Haystack 在观测周期上的缺陷，1993 年林肯实验室又建造部署了一部 Haystack 辅助雷达，其设计带宽达到 2GHz，拥有高达 12cm 的距离分辨率，可以实现对空间弱小目标甚至目标碎片的成像。Haystack 与 Haystack 辅助雷达系统的照片如图1.3 所示。2010 年开始，林肯实验室联合美国国防部提出对 Haystack 雷达进行最新一轮升级改造的计划，预计升级后的超宽带成像雷达 (Haystack Ultrawideband Satellite Imaging Radar, HUSIR) 将成为世界上带宽最大的成像雷达。HUSIR 将工作在 W 波段，拥有惊人的 2cm 距离分辨率<sup>[33]</sup>。林肯实验室公布的升级计划中给出了升级前后不同分辨率的雷达对同一个小卫星目标的成像仿真结果，如图1.4所示，从对比可以对 HUSIR 的超分辨能力窥探一斑。

宽带成像雷达在美军“星球大战”战略 (Strategic Defence Initiative, SDI) 的



图 1.1 美国夸贾林导弹靶场的 KREMS 基地及其成像雷达



图 1.2 美国林肯空间监视组合体



图 1.3 林肯实验室 Haystack 雷达与 Haystack 辅助雷达系统实物图

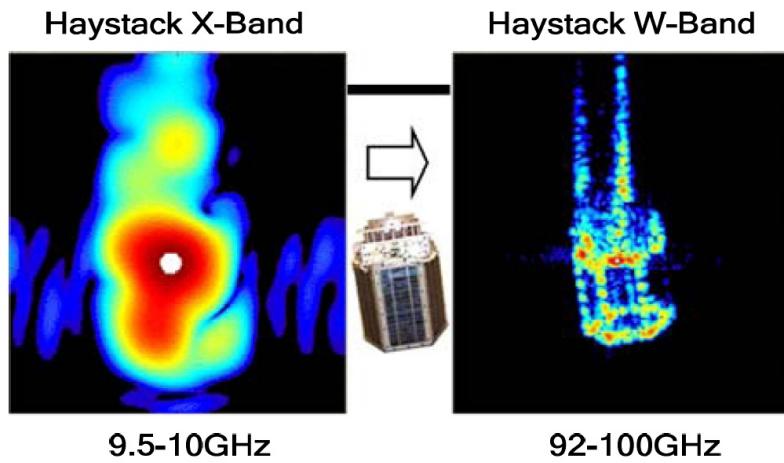


图 1.4 美国 Haystack 雷达及其升级后的成像效果对比

导弹防御中同样发挥着至关重要的作用。20世纪80年代，美军将地基雷达系统(Ground-Based Radar, GBR)和基于GBR雷达的ISAR成像技术列为SDI计划的关键技术<sup>[36]</sup>。GBR系列雷达在其战区导弹防御系统(Theatre Missile Defense System, TMD)和NMD中均有部署。TMD-GBR雷达工作在X波段(10GHz)，带宽1.3GHz，部署在TMD系统中，成像距离360km，具备实时成像能力，可以对导弹及其诱饵目标进行成像。首部服务于美国NMD系统的GBR-P雷达是一部相控阵体制雷达，在此基础上又升级研制了GBR-N雷达，探测距离提高到2000公里，拥有0.15m的距离分辨率，可以轻松实现导弹弹头目标与诱饵目标自动识别，为导弹拦截提供技术支持。近年来，美国并没有停止ISAR成像的发展脚步。随着其导弹防御系统的进一步完善并向海军拓展，2006年美国海军装备了首部带宽1.3GHz，作用距离4800km的海基X波段宽带相控阵雷达(Sea-Based X-Band Radar, SBX)<sup>[37]</sup>，SBX雷达在2010年前后已经进行了再一次升级改造<sup>[38]</sup>。据报道，第一部SBX雷达部署于美国阿拉斯加的阿留申群岛的艾达克岛，负责监视

朝鲜、俄罗斯以及中国等亚太地区的导弹卫星空间目标发射与空间运行。此外，在海基战区导弹防御系统中，美国具备一系列 S/X 双波段固态相控阵雷达，如 Cobra Judy 雷达系统和 Cobra Gemini 雷达，带宽均达到了 1GHz，高达 0.25m 的成像分辨率可以为导弹目标特性收集与提取提供强有力的技术支持。美国的机载成像雷达同样发展迅速，1998 年雷声 (Raytheon) 公司研制了带宽 500MHz 的机载雷达系统 AN/APS-137B(V)，并且已成功部署在 S-3B 等反潜飞机上，从而实现了机载雷达 SAR 和 ISAR 混合成像能力<sup>[39]</sup>。可以看出，美国的 ISAR 成像技术已经发展相对成熟，拥有一套极为完善的陆、海、空多基地、多频段的 ISAR 雷达系统，并随着技术发展不断升级改造中，这也是美国雄厚的国防实力的一个缩影。

在 ISAR 成像领域，德国的 FGAN-高频物理和雷达技术研究所是与美国林肯实验室相提并论的重要角色。虽然受限于政府财力和军费开支限制，欧洲雷达研制没有美军那般如火如荼，但他们在成像理论和技术手段中也保持着自己的优势。德国该研究所在雷达成像领域具备长久的技术积累和研究历史。久负盛名的 Tracking and Imaging Radar(TIRA) 就是该实验室负责空间目标跟踪成像的雷达，如图1.5(a)所示。TIRA 可分别工作在 L 波段窄带和 Ku 波段 (16.7GHz)，其中 Ku 波段 (16.7GHz) 信号带宽 800MHz，距离分辨率为 25cm 并具备宽带成像能力<sup>[40, 41]</sup>。TIRA 先后对前苏联“礼炮 -7”空间站、俄罗斯和平号空间站、日本的先进地球观测卫星 ADEOS 和美国航天飞机等空间目标进行了成像。图1.5(b)、图1.5(d) 和图1.5(c) 分别给出了 TIRA 对和平号空间站、航天飞机等多个目标观测得到的 ISAR 成像结果。经过数次技术改造，目前 TIRA 雷达的带宽已经增至 2.1GHz，拥有更高的空间目标探测能力。

航天技术是国家综合实力的象征，而 ISAR 技术又是航天技术的关键技术之一。除美国德国之外，俄罗斯、法国、日本和澳大利亚等国都分别公开了 ISAR 相关研究计划，并研制部署了相关雷达系统。例如，法国 Tomson-CSF 公司为法国军方研制的机载 X 波段 Ocean Master 400 雷达<sup>[42]</sup> 具备先进的 ISAR 成像能力，带宽 600MHz，分辨率达到 3m 以内。俄罗斯研制的 Ka 波段大孔径相控阵 Ruza 雷达也具备较强的 ISAR 成像能力，负责对跟踪监视空间轨道目标和太空飞行器<sup>[42]</sup>。

国内雷达技术起步时间落后于西方发达国家，在 ISAR 成像领域亦是如此。值得欣慰的是，随着我国航天事业近年来的迅速发展，雷达探测技术也在迎头赶上，迅速缩小与欧美国家的技术差距。我国的 ISAR 成像研究从上世纪 80 年代开始起步。北京航空航天大学在实验室内首先完成了对飞机、舰船等转台目标缩小模型的 ISAR 成像。1993 年，国内第一部实验用 C 波段 400MHz 宽带 ISAR 成像雷达建成并实现了对实测飞机目标的成像。中国电科集团南京 14 所、航天二院 23 所等多家工业部门相继投入大量经济和人力成本参与 ISAR 成像系统的研制

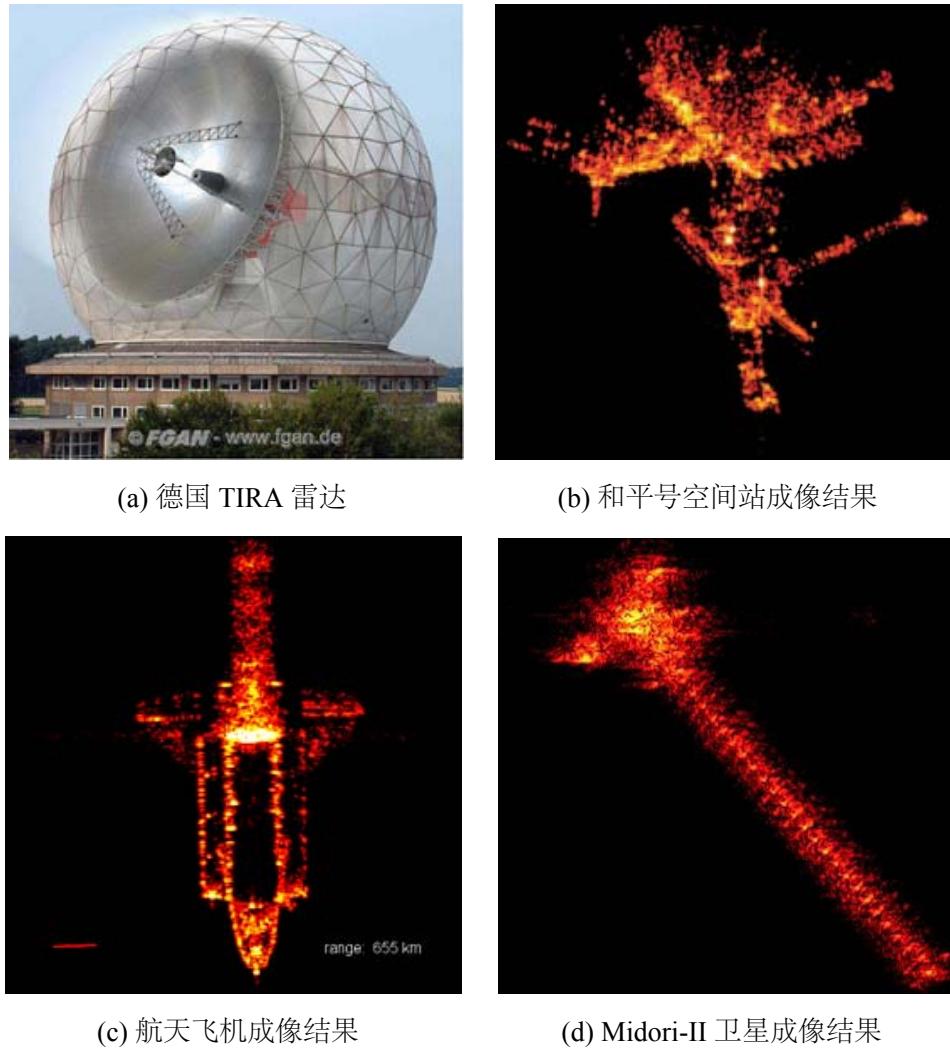


图 1.5 德国 TIRA 雷达系统及其部分成像结果

工作<sup>[43]</sup>。西安电子科技大学、国防科学技术大学、哈尔滨工业大学、南京理工大学、南京航空航天大学等高校均开展了 ISAR 技术相关研究并取得了卓有成效的研究成果<sup>[11, 14, 44-47]</sup>。在 21 世纪过去的十几年中，我国的空间目标雷达探测技术得到了长足发展，已成功研制了多个波段的空间目标特性测量雷达，其中某 X 波段雷达已经具备 1GHz 的带宽，拥有较强的空间目标探测能力和 ISAR 成像功能。目前我国与国际先进 ISAR 成像水平的主要差距集中体现在硬件平台生产工艺水平和实测数据处理能力等方面。受限于基础工业的制造水平，在高载频大带宽雷达研制中，系统精度和误差控制能力相比国外领先水平要逊色不少。这进一步影响了实测数据的精确度和回波相参性，给 ISAR 实测数据成像带来更多困难。另外，在追赶国际先进水平的同时，近年来先后在 ISAR 信号处理领域兴起的分数阶傅里叶变化、时频分析、压缩感知等技术也给 ISAR 研究注入了新鲜内容，国

内在这方面迅速瞄准国际理论发展方向，取得了相当多的研究成果。

回顾空间目标 ISAR 成像的研究历程可以发现，业内对成像分辨率的追求是无止境的，人们总希望通过高分辨成像对空间目标的散射特性进行尽可能精确的识别，以获取更多的目标特征信息。然而，受限于工业技术的发展限制，ISAR 雷达频段和带宽并不能随心所欲的增加，近年来 ISAR 发展已进入稳中有升的阶段，有限硬件条件下从信号处理、宽带合成、频带外推和超分辨成像等优化角度寻求更高分辨率已成为目前研究的重要方向。

### 1.2.1.2 ISAR 信号采样技术的发展

在现代雷达系统中，信号采样技术一直是雷达发展的关键技术之一，雷达系统从最初的大规模模拟器件组成到目前越来越多的数字器件和数字集成电路，数字化是不可逆转的方向。20世纪70年代以前，雷达接收机基本上全部由模拟器件实现，体积庞大且性能有限。随着数字电路的发展，数字电路相对于模拟电路具有稳定、可编程、大动态范围等得天独厚的优点。雷达器件也逐渐向数字化发展，数字电路在提高雷达性能的同时也大大缩小了雷达系统的体积、提高了雷达系统稳定性。软件雷达是雷达数字化、模块化发展到一定阶段被提出的概念，软件雷达中雷达数字化采样的 ADC 部分尽可能靠近天线，实现高中频或射频采样，除必须的天线射频电路之外，雷达系统的发射、接收及信号处理功能均由数字电路和软件编程实现<sup>[20, 48]</sup>。软件雷达具有极高的可编程性和灵活性，必然代表着雷达发展的未来方向<sup>[19, 21]</sup>。

数字雷达接收机是雷达软件化的关键技术，雷达信号采样技术又是雷达数字接收机设计的关键。高速 ADC 芯片和采样电路设计技术是数字雷达接收机设计的核心技术，也直接决定着数字雷达接收机的信噪比、灵敏度等关键性能<sup>[22, 49]</sup>。ADC 采样速率、模拟输入带宽、量化位数和动态有效位是衡量 ADC 性能的主要参数。受限于 ADC 芯片产业的发展水平，ADC 的采样速率越高，其量化位数等其他性能往往越低<sup>[50-53]</sup>。文献 [54] 指出，在其采样率为 2Msps-4Gsps 的 ADC 中，采样率每提高十倍，量化位数和动态有效位就会损失将近 1bit。21 世纪以来，高速 ADC 器件发展取得了一定进展，多家国际企业推出了一系列可用于雷达中频信号采样的高性能 ADC 和信号采集板。美国泰克 (Tektronix) 公司推出了超高速数字化模块如图 1.6(a) 所示，该板卡采用了 IBM SiGe 集成电路技术，实现了单通道 8-12.5Gsps、双通道 4.625Gsps 采样速率以及 8bit 量化位数的采样性能，模拟输入带宽高达 8GHz<sup>[55]</sup>。从美国 HP 集团独立出来的安捷伦 (Agilent) 公司推出的 DC282 高速采集模块如图 1.6(b) 所示，该模块具有 10bit 量化位数，模拟输入带宽 3GHz，可实现单通道 8Gsps、双通道 4Gsps 和四通道 2Gsps 采样<sup>[56]</sup>。除此之外，国外还有多家公司从事高性能 ADC 生产和设计，如美国德州仪器公

司 (Texas Instrument, TI), E2V 公司和亚德诺半导体技术公司 (Analog Devices Inc., ADI) 等<sup>[57]</sup>。正是由于这些高速 ADC 公司的支撑，国外数字化雷达取得了长足的进步。1994 年美国林肯实验室在针对美国海军 AN/APS-145 预警雷达接收机提出的升级计划中，首次提出基于带通采样的全数字雷达接收机设计方案，采用 2Gsps/8bits 的 ADC 芯片完成对 UHF 频段中频信号的数字化采样<sup>[58]</sup>。加拿大在 2003 年研制的 X 波段空基宽带实验雷达中，也使用了中频带通采样数字接收机，采样率达到 2Gsps<sup>[59]</sup>。



(a) 泰克 TADC-1000 采集系统

(b) 安捷伦 DC282 采集系统

图 1.6 已有的高速 ADC 信号采集模块

与 ISAR 成像技术需要在算法研究方面投入巨大精力不同的是，雷达数字化发展严重依赖数字电路的工业发展水平。而国内在电路基础工业的落后导致了数字化雷达发展长期处于相对被动的局面。由于高端 ADC 生产几乎完全被国外企业垄断，我们的核心器件严重依赖进口。加之国外政府对于敏感高精尖技术的封锁与禁运，国内研究机构和企业只能基于可采购的商用 ADC 与信号采集电路开发数字化雷达接收机。尽管有诸多限制，国内的数字雷达接收机仍然取得了相当喜人的进步。南京船舶雷达研究所在其提出研制的超高速实时射频采样方案中<sup>[60]</sup>，实现了最高 2Gsps，有效数位 9bits 的高速 ADC 采样，采样带宽达 800MHz，验证了高速数据采集系统在超宽带雷达中实际应用的可行性。国防科技大学 ATR 实验室参与研制了宽带数字相控阵雷 (Digital Array Radar, DAR) 系统，带通采样速率达到 2Gsps<sup>[61]</sup>；中科院电子所在 L 波段星载 SAR 设计中提出了切实可行的射频采样方案，大大简化了雷达接收机设计，增强了接收机的灵活性<sup>[62]</sup>。与国外发展水平相比，国内研制的数字接收机从采样速率、通道数，扩展性和灵活性等各个方面均相对落后，市场化水平也相差甚远。因此，国内的数字化雷达信号采样技术还处于起步阶段，拥有广阔的发展前景，宽带数字化雷达发展任重

道远。

## 1.2.2 压缩感知理论发展及应用概况

### 1.2.2.1 压缩感知发展现状

长期以来，香农 - 奈奎斯特采样定理对于信号采样的指导作用是不言而喻的。该定理指出对于带限信号采样，采样速率不低于带宽的两倍才能确保无失真地重构信号<sup>[17, 18]</sup>。压缩感知理论由 EJ Candès, Romberg, D L Donoho 和华裔数学家陶哲轩 (T Tao) 等人于 2004 年提出<sup>[24, 25, 63, 64]</sup>。压缩感知是基于信号稀疏表示、线性优化与逼近理论发展而来的，旨在降低信号采样速率，并从低于奈奎斯特采样的欠采样结果中重构出原始信号或感兴趣的信息。压缩感知一经提出便被视为对香农奈奎斯特采样定理的重大突破，被美国科技评论评为 2007 年度十大科技进展。

压缩感知基本思想可以阐述为：如果信号  $\mathbf{x} \in \mathbf{C}^N$  是稀疏的 (即只有  $K \ll N$  个元素为非零值)，或在某个正交基、紧框架  $\Phi$  上可以稀疏表示，则通过一个与稀疏基不相干的  $M \times N$  观测矩阵  $\Psi$  对信号  $x$  进行观测得到  $M \times 1$  的测量结果，利用非线性优化方法可以从观测结果中重构原始信号  $x$ <sup>[63]</sup>。用矩阵运算的形式表示信号  $\mathbf{x}$  的测量过程为：

$$\mathbf{y} = \Psi \mathbf{x} = \Psi \Phi \alpha = \Theta \alpha \quad (1.1)$$

在压缩感知观测矩阵中， $M \ll N$ ，即可以理解为测量是一个降维度的压缩过程。矩阵  $\Theta = \Psi \Phi$  称之为有效测量矩阵，很明显该矩阵是一个不满秩的非可逆矩阵。因此(1.1) 中的测量过程是不可逆的，无法通过线性反变换从观测结果  $\mathbf{y}$  直接计算被观测信号。考虑信号  $\alpha$  的稀疏性，重构被观测信号的过程可以表示为最小  $\ell_0$  范数约束优化问题：

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Theta \alpha \quad (1.2)$$

遗憾的是，该范数约束优化问题在数学范畴内是 NP 难的欠定问题。

根据压缩感知理论，当矩阵  $\Theta$  满足有限等距条件 (Restricted Isometry Property, RIP) 条件时，式(1.2)的求解可以转换为更容易求解的最小  $\ell_1$  范数约束优化问题：

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Theta \alpha \quad (1.3)$$

由于实际测量过程中不可避免的引入噪声，而且考虑实际信号只是近似稀疏的，式(1.3)中的最小  $\ell_1$  范数约束可以进一步转化为更为松弛的约束：

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \Theta \alpha\|_2 \leq \varepsilon \quad (1.4)$$

其中,  $\epsilon$  表示重构过程中限定的最大噪声能量。

从本章的压缩感知理论介绍可以看出, 压缩感知信号处理主要包括信号的稀疏字典构造、观测矩阵设计和重构算法三个部分。下面的小节将分别从这三个角度简要介绍压缩感知理论及应用的研究进展。

### 信号的稀疏表示

信号的稀疏性, 或可压缩性, 是压缩感知得以应用的最基本前提。现实中需要处理的信号, 大多都不是自然稀疏的, 必须选择合适的稀疏字典, 使其在字典中的映射结果呈现明显的稀疏性。对于信号  $\mathbf{x} \in \mathbf{C}_N$ , 假设在基  $\Phi$  是稀疏的,  $\Phi$  由一组  $\{\Phi_n\}_{n=1}^N$  基向量构成。 $\mathbf{x}$  可以表示为:

$$\mathbf{x} = \sum_{n=1}^N \Phi_n \alpha_n = \Phi \boldsymbol{\alpha} \quad (1.5)$$

如果系数  $\alpha_n$  中只有  $K$  个非零元素时, 则称信号  $\mathbf{x}$  在  $\Phi$  内是  $K$ -项稀疏的。此外, T. Tao 和 Candès 等已经证明<sup>[65]</sup>, 若系数  $\alpha_n$  具有幂律 (power-law) 衰减性, 即系数排序的结果以很快的速度衰减至零, 则信号被压缩采样之后, 应用压缩感知算法同样可以以较高的概率重构逼近原始信号。由于压缩感知重构所需的观测量的数量与信号的稀疏度息息相关, 信号越稀疏, 所需的观测量越少。因此, 合理选择稀疏字典对于压缩感知的应用尤为重要。

根据稀疏字典中原子的关系, 可以将其分为正交变换字典和超完备冗余字典。在正交变换字典中, 信号的稀疏表示可以表示为一个标准的正交变换, 如点频信号就是一种典型的可稀疏信号, 其在时域内是明显不稀疏的, 但信号的频谱, 即傅里叶变换结果中, 只有信号频率所在位置为非零值, 傅里叶变换基便是点频信号的稀疏基。此外, 小波变换基, DCT 变换基等都属于正交变换基。正交基构造较为简单, 但由于正交变换种类有限, 使用范围受限, 许多信号并不能找到合适的正交变换稀疏基。文献 [66, 67] 分析了重构采用的稀疏字典与实际稀疏字典的不匹配对重构算法性能的影响, 证明了字典基失配的均方误差与重构误差成正相关。文献 [68, 69] 证明如果信号在某个过完备冗余字典中是可以稀疏表示的, 则压缩感知理论同样适用。相比之下, 冗余字典的构造与选择更加多样。而信号在冗余字典中的表示也不是单一的, 可以通过学习增加原子个数, 提高冗余性, 从而提高信号在基内的稀疏性。人工构造与机器学习是过完备字典的两类构造方法, 在构造过程中应当尽量匹配信号本身的更多不同特征。人工构造过程更多的依赖人对信号特征和属性的分析判断, 而机器学习则需要学习大量的训练样本, 字典的合理性与样本的数量相关, 样本数量越大, 字典构造结果更为合理。高磊等在文献 [70] 中证明了通过两种构造方法都可以得到针对宽带雷达信号较好

的稀疏表示。

### 压缩感知观测矩阵

与传统奈奎斯特采样不同的是，压缩感知的采样一般并不是直接采集信号本身，而是设计一个不满秩的压缩采样矩阵  $\Psi$ ，将其作用于被测信号得到远小于信号长度  $N$  的采样结果。为了保证能够从  $M \ll N$  个观测结果中重构原始信号，除了信号的稀疏性作为先验信息之外，文献 [24, 71] 提出了 RIP 条件并证明该条件是信号可重构的充要条件。RIP 可以简单描述为：确保观测矩阵不会把两个不同的  $K$ -项稀疏信号映射到同一个观测集合中。其完整的数学描述为，存在约束等距常量  $\delta_k \in (0, 1)$ ，使得

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{v}\|_2^2 \leq \|\Theta \mathbf{v}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{v}\|_2^2 \quad (1.6)$$

其中， $\mathbf{v}$  为任意  $K$ -项稀疏信号， $\Theta$  为有效观测矩阵， $\delta_k$  为使不等式成立的最小数，则称  $\Theta$  满足  $K - RIP$  条件。

RIP 是目前被广泛认可的可重构条件，满足 RIP 的测量矩阵意味着能够近似不破坏稀疏信号的欧几里得距离，并且使得稀疏信号不被映射到测量矩阵的零空间内。从互相干性角度看，为了降低压缩测量的采样率，要求采用与字典矩阵尽可能不相干的测量矩阵，也就是使感知矩阵原子间的相干性尽可能低。但是，判断一个观测矩阵是否满足 RIP 条件是一个难以求解的组合复杂度问题。文献 [72] 证明，如果观测矩阵  $\Psi$  与信号的稀疏基  $\Phi$  是不相干的，则有效观测矩阵  $\Theta = \Psi\Phi$  很大概率上满足 RIP 条件，相干性越弱，则概率越大。相干性的度量公式定义为任意两个基向量之间的内积的最大值，即

$$\mu(\Theta) = \max_{k \neq l} \frac{|\langle \vartheta_k, \vartheta_l \rangle|}{\|\vartheta_k\|_2 \|\vartheta_l\|_2} \quad (1.7)$$

其中， $\vartheta_k$  和  $\vartheta_l$  表示矩阵  $\Theta$  的第  $k, l$  列。对于规范化矩阵， $\mu$  等价于其 Gram 矩阵  $\Theta^H \Theta$  中，非对角元素绝对值的最大值。文献 [24] 给出了观测矩阵相干性  $\mu$  与约束等距常量的关系为

$$\delta_k \leq (K - 1)\mu, \quad \mu \leq \delta_2 \quad (1.8)$$

常见的时域脉冲基、小波基、部分 Fourier 基与 Noiselets 基都属于非相干正交基。在测量矩阵满足该条件的前提下，重构被观测信号所需的测量数需满足的条件为：

$$M \geq O(K \log(N/K)) \quad (1.9)$$

在通常情况下， $M$  的取值被设定在  $3K \sim 5K$  之间即可。

Donoho 在文献 [73] 中对压缩感知观测矩阵给出了更为宽松的约束，许多满足标准概率分布的随机矩阵与大部分固定的稀疏基都不相干，因此二者的乘积所构成的有效观测矩阵可以在很大概率上满足 RIP 条件。随机矩阵由于具有较好的通用性并且构造简单，在压缩感知的研究中得到了广泛应用。随机卷积矩阵、伯努利测量矩阵和高斯测量矩阵等均已被证明为有效随机观测矩阵。

与利用随机性满足 RIP 条件的随机测量矩阵不同，压缩采样还可以经过精心设计得到一种具有已知结构的确定性观测矩阵。合理设计的确定性观测矩阵具有更高概率满足压缩感知所需的 RIP 条件，降低信号重构算法复杂度，因此确定性矩阵更有利于开发特定快速的重构方法。Amini 等在文献 [74] 中利用有限域上代数曲线构造线性编码的思想，提出了代数曲线测量矩阵构造方法。这两种测量矩阵在选择合适的重构算法条件下，重构性能好于高斯随机矩阵，但缺点是矩阵的大小受限，不适于大规模数据应用。文献 [75] 采用 p-ary BCH 编码将确定性测量矩阵推广到复数域；文献 [76] 将 Chirp 序列作为构造测量矩阵的列向量，并基于该矩阵提出了一种快速重构算法；具备 Toeplitz 矩阵形式的测量矩阵也是另一类重要的确定性测量矩阵，包括结构化混沌 Toeplitz 测量矩阵<sup>[77]</sup> 等，这类测量矩阵在一定条件下满足 RIP，能够获得与高斯测量矩阵类似的重构性能，且更易于硬件实现。

### 重构算法

与奈奎斯特采样这种可逆的线性观测不同的是，压缩感知是一种不可逆的过程，观测方程的解不具有唯一性。其重构过程可以概括为利用被观测信号的稀疏性先验，在逆观测方程的所有可能解中寻找最稀疏解。但由于观测数远小于信号长度，该问题是不适定的逆问题，RIP 准则给出了该方程有解的理论保证。重构算法是确保压缩感知理论可用性的重要因素，一个理想的重构算法需要有严格的理论推导，并且对不同的信号具有一定的普适性，尽可能在少的观测数据支撑下保证重构效果的稳定性。重构算法不可避免的存在重构效果与算法复杂度的矛盾，在选择算法时，用户必须在运算复杂度和重构效果之间做出一定的妥协。

常见的重构算法可以分为贪婪算法、凸优化算法、统计优化算法和、凸优化算法以及多种方法的组合算法等。凸优化算法是利用凸优化算法直接求解式(1.3)的问题，基追踪 (Basis Pursuit, BP) 算法是其中的典型代表<sup>[78, 79]</sup>。凸优化算法在众多压缩感知算法中，所需要的观测数据量最少，重构结果最稀疏，但随着观测矩阵维度的增加，凸优化的算法复杂度非常高，较大的运算量限制了该方法的应用。

贪婪算法是一种局部最优化的迭代算法，尝试在每次迭代过程中选择一个局部最优解，然后逐步逼近原始信号。正交匹配追踪 (Orthogonal Matched Pursuit,

OMP)<sup>[80, 81]</sup>是此类算法中应用最为广泛的一种。其他研究人员从该算法又发展出了几种改进形式如分段正交匹配追踪 (Stagewise OMP)<sup>[82]</sup> 和压缩采样匹配追踪 (Compressive Sampling MP, CoSaMP)<sup>[83]</sup> 等。OMP 算法的重构效果虽然劣于凸优化算法，所需的观测数据量也较大，但在运算复杂度方面具有不可比拟的优势，是一种公认的运算速度与采样效率两个方面较为理想的折中选择。

由于求  $\ell_0$  范数是不连续函数，所以大部分压缩感知重构算法都在谋求用最小  $\ell_1$  范数优化代替  $\ell_0$  范数优化。而 Mohimani 等<sup>[84]</sup> 则另辟蹊径，提出了利用高斯函数族  $f_\alpha(\alpha) \triangleq \exp(-\alpha^2/2\sigma^2)$  来逼近  $\ell_0$  范数。由于替代函数族是连续的，因此可以利用最速下降法等连续函数的求解方法求得最小  $\ell_0$  范数解，该方法称之为 Smoothed  $\ell_0$  (SL0) 算法<sup>[84]</sup>。SL0 算法不仅能够提供介于贪婪算法与凸优化算法之间的求解精度，还有与贪婪算法相近的计算复杂度。此外，与 OMP 算法相比，SL0 算法不需要被测信号的稀疏度作为先验信息<sup>[85]</sup>。在一些被测信号特性未知的场景中，SL0 算法拥有明显的优势。本文的后续章节中多处采用了 SL0 算法。

除了贪婪算法和  $\ell_p$  范数最小化算法之外，从信号统计特性和机器学习角度出发也可以对压缩感知重构进行比较合理的解释。其中，稀疏贝叶斯学习 (Sparse Bayesian Learning, SBL)<sup>[86–88]</sup> 和贝叶斯压缩感知 (Bayesian CS, BCS)<sup>[89–91]</sup> 便是比较有代表性的两种重构贝叶斯压缩感知算法。两种方法都将信号的稀疏表示系数看作相互独立的随机变量，并假设其服从某种特定的概率分布，将信号重构问题转换为贝叶斯学习问题。二者不同之处在于对稀疏表示参数的先验假设略有不同。文献 [89] 证明 SBL 方法通过全局优化和相关向量机方法<sup>[92]</sup> 可以得到真正的稀疏解，并且在观测矩阵的列相关性很强的条件下比其他算法拥有更好的重构效果。Zhang Zhilin<sup>[93]</sup> 将结构化稀疏特性引入贝叶斯重构，提出了块稀疏贝叶斯学习 (Block Bayesian Sparse Learning, BSBL) 方法，利用稀疏信号的块内相关性，大大提高了重构精度和重构概率。孙洪在文献 [94] 中对利用结构化稀疏的贝叶斯方法做了系统介绍，并证明了结构化稀疏对于稀疏图像的压缩感知处理具有明显优势。

### 1.2.2.2 压缩感知雷达成像研究现状

压缩感知作为本世纪信号处理领域最具轰动性的研究进展，因其独特的优势一经提出便在医学成像<sup>[95, 96]</sup>、遥感遥测<sup>[97]</sup>、高光谱成像<sup>[98]</sup>、无线传感器网络<sup>[99, 100]</sup> 等领域吸引了广泛的关注度和研究热情，在雷达领域同样如此。自 2006 年美国莱斯 (Rice) 大学 Baraniuk 教授等将压缩感知引入到高分辨雷达研究之中<sup>[101]</sup>，压缩感知迅速在 SAR/ISAR、探地雷达 (Ground-Penetrating Radar, GPR) 和 MIMO(Multi-input multi-output) 雷达等方面引发热潮，先后并取得了大量研究成果<sup>[102–105]</sup>。

参考上一节提出的压缩感知研究三个要素，压缩感知在雷达中的应用同样包括三个主要内容：雷达数据的稀疏表示、压缩采样方法即压缩感知矩阵设计和压缩感知重构算法研究。对于采用大带宽发射信号的宽带雷达而言，为了获取高分辨与大发射功率，雷达必须采用大时宽带宽积信号，而接收机系统中经过脉冲压缩处理后数据量大大降低。因此，雷达信号本身的数据量与其包含的目标特征信息相比是严重冗余的，其可稀疏性不言而喻。Herman 在文献 [106] 中提出了压缩感知理论在雷达信号处理中的应用；Baraniuk 和 Steehs<sup>[101]</sup> 于 2007 年首次指出压缩感知雷达与传统雷达相比具有两个潜在的优势：(1) 压缩感知重构可以代替匹配滤波实现脉冲压缩，降低雷达系统设计的复杂度；(2) 降低雷辔回波信号采样率，特别对于目前正在兴起的数字雷达和中频直采数字接收机技术，压缩感知通过降低采样率可以大大降低接收机硬件设计代价。

在雷达成像领域，压缩感知 ISAR 成像比 SAR 成像和 GPR 雷达具有更明显的优势。由于 ISAR 观测目标复杂度较低，特别是空间目标 ISAR 成像，成像背景简单杂波少，因此被公认为压缩感知最有应用潜力的研究领域<sup>[107-111]</sup>。Zhao 等人提出了一种简单的压缩感知成像雷达测量方案，该方案随机地在少数位置接收少量回波，通过数据重构获取完整的目标雷达图像 [112]。2010 年德国的 J Ender 在文献 [102, 113] 中重点研究了压缩感知在脉冲压缩、ISAR 成像以及天线阵列中的应用。同年，美国俄亥俄州立大学的 Potter 等人在文献 [105] 中系统地对雷达成像中的稀疏性及压缩感知的应用作了归纳和总结，展望了压缩感知对未来雷达成像技术发展的前景。

根据 ISAR 成像的步骤和基本理论，压缩感知在 ISAR 中的应用可以按照一维像和二维像两个方面来展开。一维像压缩感知是指距离向回波的压缩采样和信息重构，重点在于如何降低距离向的采样率，获取更高的距离分辨率。S Shah 等分析了目标回波在距离维和速度维的联合稀疏性，提出了基于压缩感知的随机步进频雷达模型<sup>[114-116]</sup>，利用随机发射的少量子脉冲，可以实现与传统步进频雷达等效的距离高分辨率。H A Krichene 等研究了压缩感知在 Stretch 机制的线性调频雷达中的应用<sup>[117]</sup>，基于 Stretch 处理分析了雷辔回波的稀疏性，提出了改善距离分辨率的方法；文献 [118] 提出了利用压缩感知减轻步进频雷达中栅格失配效应的方法。谢晓春等<sup>[119]</sup> 分析了线性调频雷达基带信号的稀疏性，提出了具有保相性的 CS 脉冲压缩方法，证明了该方法在雷达成像中的有效性，并基于 Analog-to-Information(AIC) 理论<sup>[120]</sup> 提出了成像雷达测量矩阵；文献 [121] 研究了基于压缩感知降低步进线性调频雷达中带宽合成所需数据量的方法；文献 [122, 123] 提出了发射随机脉冲波形获取高分辨雷达成像的方法，提出了简化雷达发射和接收机系统的设计。文献 [124] 提出了稀疏调频步进雷达 ISAR 成像理

论，并系统地设计了观测和成像方法，提出了通过稀疏驱动方法提高成像分辨率的方法，给出了对于仿真飞机数据的稀疏回波 ISAR 成像结果。如图1.7 所示，图1.7(b)只利用传统步进频合成方法一半的子脉冲数量得到的成像结果。

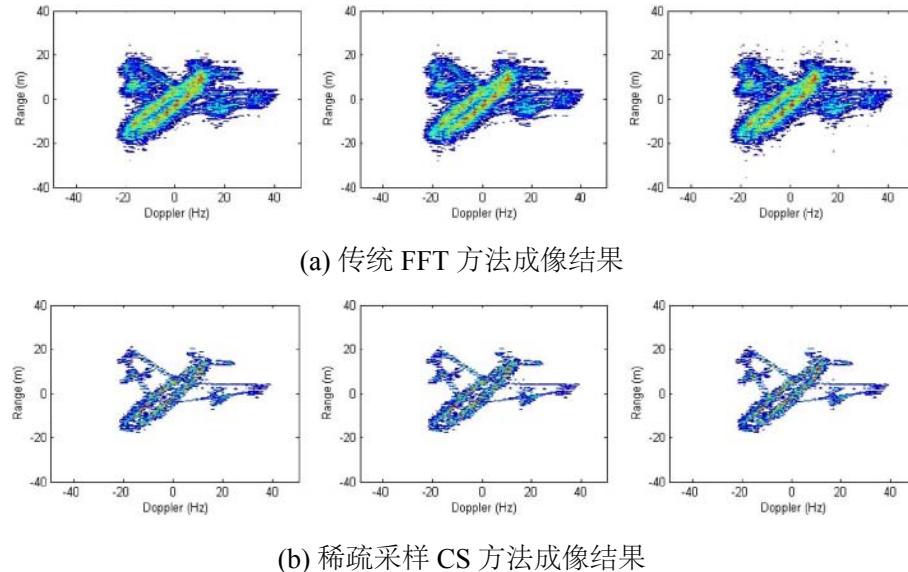


图 1.7 雅克 -42 飞机仿真数据成像结果

基于压缩感知的二维成像是指在距离维稀疏的基础上，再考虑 ISAR 成像方位向的稀疏性。方位向的稀疏观测场景可以分为短孔径与稀疏孔径两种，即在相干处理周期 (Coherent Processing Interval, CPI) 不足或 CPI 内脉冲不均匀的场景。西安电子科技大学的张磊等<sup>[125]</sup>通过对相干处理后的回波进行随机抽取，然后利用压缩感知方法重构目标图像，得到了较高分辨率的重构 ISAR 图像，在文献 [126] 中张磊继续深入研究，利用相干映射和加权优化改善了 OMP 重构方法在强噪声和杂波干扰下的 ISAR 重构性能，该方法对雅克 -42 飞机实测数据进行处理，得到结果如图1.8所示，第一行三幅图像为常规距离 - 多普勒成像方法得到的结果，下面一行为利用一半的稀疏孔径回波压缩感知重构成像结果。文献 [127] 基于 Bayesian 压缩感知方法提出了多个不连续子回波场景下最优化成像重构的方法；Li Jun 等<sup>[128]</sup>提出了一种基于 CS 的非自适应稀疏孔径成像方法，证明了在孔径稀疏场景下，该方法比传统方法具有更高的分辨率，并对舰船目标进行了成像实验。李刚等<sup>[129]</sup>研究了匀速旋转目标压缩感知 ISAR 成像方法，利用 OMP 算法和加权  $\ell_1$  范数最小化方法重构 ISAR 图像。S K Gunnala 等在文献 [130] 中提出了联合 CS 与图像主成分分析的 ISAR 成像方法，能够实现杂波抑制改善雷达成像质量，有效提高分辨率。文献 [131] 利用压缩感知实现了对星载 ISAR 雷达数据压缩传输的方法。邱伟<sup>[132]</sup>提出了基于压缩感知的全极化高分辨成像和干涉 ISAR 成像

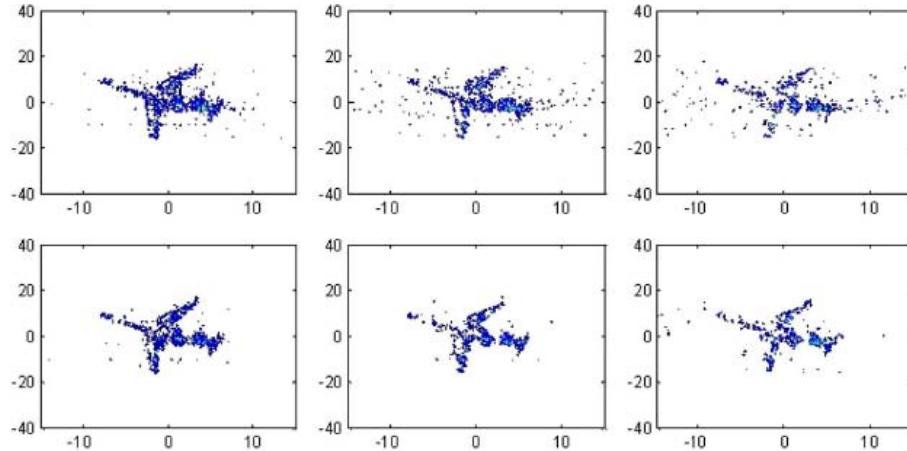


图 1.8 改进的 OMP 方法对 Yak-42 飞机数据的成像重构效果

方法，利用更少的回波数据实现高分辨极化成像和目标三维雷达成像。Wang 等在文献 [12] 中提出发射稀疏步进频波形的 ISAR 成像方法，该方法可以依靠少数距离向和方位向的频点测量数据实现 ISAR 图像重构，在距离和方位向同时实现欠采样测量，大大降低了数据量。ISAR 成像实测数据处理中，目标的非合作运动会使得数据相参性受到破坏，影响 ISAR 聚焦，因此包络对齐和相位补偿自聚焦处理在压缩感知 ISAR 中同样重要，基于 ISAR 像的稀疏性，文献 [111, 133–136] 研究了压缩感知 ISAR 自聚焦问题，提出了稀疏回波包络对齐和相位误差补偿方法，对实测数据和仿真数据都取得了一定的效果。

从上述的归纳和总结可以看出，基于压缩感知的 ISAR 成像方法研究已经取得了一定的研究成果，现有成果主要围绕如何降低数据采样率、减轻数据采集负担和利用尽量少的回波数据提高成像质量等方面展开。但是，压缩感知理论目前还处于起步的阶段，大部分研究仍然针对理论模型和仿真数据。ISAR 成像本身具有较为复杂的应用背景，实际需求千变万化，成像中不断出现的实际问题。研究内容也随着实际需求的变化而不断发展，因此研究如何将压缩感知应用到实际 ISAR 成像中仍然具有很高的研究价值并且可以大有作为。

### 1.2.2.3 压缩感知 ISAR 成像面临的问题

压缩感知在 ISAR 成像中的巨大潜力和广阔空间已经在如火如荼的研究中得到了充分证明，国内外学者的众多研究已经取得了相当丰硕的成果。但是 ISAR 成像是与工程实际应用高度结合的研究领域，压缩感知作为信号处理的新兴热点与 ISAR 成像的结合目前仍主要处于理论研究阶段，离大规模的实际系统应用还相去甚远。总而言之，革命性的技术创新在工程化应用中总会面临各种亟待解决的难题。因此，除了各种理论研究和模型论证，必须要与实测数据处理相结合才能更好的推进技术应用。就压缩感知 ISAR 成像而言，目前大部分基于理论模型

的研究在解决实际问题中还面临诸多挑战。本节从以下几个方面对这些问题做简要分析：

**(1) 降低数字雷达中频信号采样率** 压缩感知的研究初衷之一就是在数据采集的同时实现数据压缩。本章前面的介绍中指出，在数字化雷达发展过程中，中频和射频信号直采面临的最大难题就是大带宽雷达对 ADC 性能要求过高。目前压缩感知雷达的大部分研究都将研究重点集中在数据采样完成后的再抽取或稀疏孔径、稀疏子脉冲等，不能从最根本的实际需求中减轻数据采集的压力。研究如何将压缩感知和压缩采样应用在从雷达数据采集前端，对于推动雷达数字化具有非常现实的意义。

**(2) 压缩感知成像的自聚焦问题** 自聚焦技术的进步是 ISAR 技术从理论模型到实际应用的最关键技术。实测雷达回波永远不可能具有仿真回波数据的相参性，因此不论什么成像算法，首先必须建立在回波相参化的前提下，压缩感知成像同样如此。通过研究压缩感知 ISAR 成像研究现状不难发现，绝大部分的研究都是基于相参处理完成后的回波进行处理。尽管这些研究论证了压缩感知的可行性，但是距离真正的实测数据处理仍有一定差距，有必要研究基于压缩采样数据的新型自聚焦方法。当回波数据不足时，传统的自聚焦算法对稀疏数据的误差估计难以奏效。因此研究压缩感知雷达回波数据的自聚焦是将这项技术推广到实测数据处理的关键环节。

**(3) 复杂目标压缩感知成像问题** 目前的压缩感知成像研究一般将目标假设为简单的散射点模型，对目标的三维形状、运动特征等作了大量简化近似处理。在目标运动较为复杂时，比如目标包含旋转部件时，微多普勒效应或目标部件遮挡效应会破坏目标回波数据的稳定性和稀疏性。研究此类目标成像，需要对复杂运动特征的回波做精细建模，建立与之匹配的目标模型和信号字典，才能确保压缩感知技术在复杂目标成像中的正确应用。

**(4) 图像重构效率问题** 压缩感知重构算法的复杂性是目前该领域公认的难题，计算效率不高给实际应用带来困难。实时雷达成像是目前越来越多的 ISAR 雷达的升级改造方向，压缩感知显然离实时成像还有一定的距离。此外，一些常见重构算法对目标稀疏表示模型和观测噪声过于敏感，重构性能不够稳健。因此，研究高效快速稳健的压缩感知重构算法不仅可以推动实时雷达成像技术的进步，甚至对于推动整个压缩感知技术的进步都具有相当重要的推动作用。

总而言之，压缩感知 ISAR 成像技术方兴未艾，机遇挑战并存，尚有诸多问题亟待解决，对该领域的深入研究仍然可以大有作为。本文将研究重点集中在针对空间目标的压缩感知成像，并致力于推动该项技术的实际应用。重点解决实际雷达系统中面临的最迫切问题，力图为压缩感知的工程化应用作出贡献。本文基

于 ISAR 最常用的线性调频雷达波形和空间目标特性展开理论建模，探讨如何利用压缩感知技术解决空间目标成像的实际问题。

### 1.3 本文主要工作及组织结构

#### 1.3.1 本文主要工作

本文以空间目标压缩感知成像需求为背景，针对传统距离 - 多普勒 ISAR 成像方法和传统雷达信号采集方法所面临的数据量大、采样率高等问题，深入研究了压缩感知在 ISAR 成像的应用。围绕压缩感知应用中的理论难题和实测数据处理中面临的模型失配与实测误差等问题，结合雷达数字接收机和相控阵雷达等雷达发展的最新方向，力争解决一些实际问题。本文研究的主要内容包括基于压缩感知的宽带成像雷达数字接收机设计、稀疏回波压缩感知自聚焦问题、相控阵雷达多目标同时成像问题以及复杂运动目标和含旋转部件目标的压缩感知成像问题。

第一章绪论主要阐述了论文的研究背景及研究意义，介绍了空间目标成像雷达的发展现状和压缩感知技术现状，重点分析了压缩感知在雷达技术中的应用，特别是压缩感知在空间目标成像中的发展情况。对压缩感知雷达成像中面临的挑战和存在的技术难题作了总结与分析。从中出发引出了本文的主要研究目标和方向，对论文的研究内容和主要安排作了简要介绍。

第二章主要基于线性调频宽带成像雷达，研究了压缩感知在线性调频雷达中频信号采集和数字接收机中应用，并提出了一种二维稀疏成像方法。首先从 ISAR 成像模型的角度出发，对线性调频回波信号进行了稀疏性分析，基于散射点成像模型和一维距离像稀疏性构造了中频回波的稀疏字典，提出了一种基于随机采样的中频直采数字接收机，可以大大降低中频直采对于 ADC 采样率的需求。提出一种正交一维距离像重构算法，实现了从欠采样中频回波中直接重构目标一维距离向的方法，重构得到的一维像具有很好的保相性，便于后续 ISAR 成像方位向聚焦。提出了基于 2D 压缩感知的二维图像重构方法，将压缩采样扩展到距离和方位向两个维度，在二维同时稀疏采样的前提下，大大降低成像所需的数据量。基于 2D-SL0 算法实现了二维直接重构，与传统的二维图像压缩感知处理方法相比，大大降低了重构算法的复杂度，提高了二维像重构速度。

第三章重点研究了在方位向回波数量不足的场景中压缩感知的 ISAR 成像自聚焦问题。包含观测误差的回波数据无法满足理想的转台模型，误差破坏了信号的相参性和稀疏性，导致压缩感知重构算法无法直接重构得到图像。回波信息的缺失又导致传统的自聚焦算法对稀疏回波数据补偿效果有限或直接失效。本章研究充分考虑压缩感知成像中实测雷达数据的噪声和测量误差情况，提出了一种基

于数据的相位误差补偿方法。本方法将相位误差估计等效为一个联合优化问题，用最大图像对比度和最小熵分别作为目标重构正则化的代价函数。使用迭代方法对优化问题求解。在每一个迭代过程中，首先使用压缩感知重构算法基于现有误差重构目标；然后基于最小熵或最大对比度准则从当前重构目标结果估计相位误差。用当前误差补偿回波数据，然后进入下一次迭代，迭代直至误差小于设定的阈值范围。本章所提算法完全基于稀疏采样的数据估计相位误差，从而实现随机脉冲数量不足时的图像自聚焦。经过仿真数据验证，对多种相位误差均由较好的补偿效果，实测数据处理结果进一步验证了算法的可行性。

第四章研究了基于压缩感知的宽带相控阵雷达多目标同时成像技术。本章主要研究压缩感知成像方法在相控阵雷达多目标观测场景中的应用。充分挖掘相控阵雷达脉冲分配的灵活性，针对同时多目标场景提出一种随机脉冲分配方案，将观测时间内的有限雷达资源分配给多个目标。该方案在慢时间域实现了对多个目标的随机欠采样，随机脉冲分配方案对于单个目标的驻留时间和脉冲个数不再满足传统 RD ISAR 成像算法的要求。本文利用压缩感知成像方法重构每个目标的二维像，从而实现对多目标同时成像。基于 ISAR 成像模型和数学原理分析可以证明，由于目标具有不同尺寸，并且相对于雷达视线方向具有不同的旋转速度，因此在相同相参累积周期内，不同目标成像所需的脉冲个数各有差异。本章在随机脉冲分配方案的基础上，给出了一种自适应多目标同时成像方法，该方法基于目标尺寸估计和旋转速度估计对脉冲分配比例进行计算，并推导出脉冲比例计算公式，进一步完善了多目标同时成像场景中的雷达资源分配计划。最终通过仿真实验证明了自适应多目标同时成像方法的可行性，证明了脉冲分配比例计算公式的有效性及必要性。

第五章主要研究含微动部件目标回波稀疏孔径下的微多普勒分离及压缩感知重构方法。在压缩感知成像中，由于目标主体散射点在成像结果中具有稀疏性，因此利用压缩感知算法可以从稀疏回波中重构成像结果。但是目前此类研究都是基于刚体目标模型，缺少对含旋转部件的目标压缩感知成像的研究。如果不进行微多普勒提取，旋转部件带来的微多普勒效应会对其所在的距离单元回波进行比较强的调制及干扰。本章介绍了包含微动部件目标的理想散射点回波模型，并从时频分析的角度研究了微动部件对目标主体回波的影响。介绍了稀疏回波场景下，含微动部件目标的 ISAR 成像模型，并研究了基于稀疏短时傅里叶变换的稀疏时频分析方法，对稀疏回波下的回波时频特性进行分析；提出了一种基于慢时间域加权积分与压缩感知的微动特征分离方法，最后给出了仿真数据和实测数据处理结果。

第六章对本文的研究工作和主要创新点进行了总结，并指出了下一步可能的

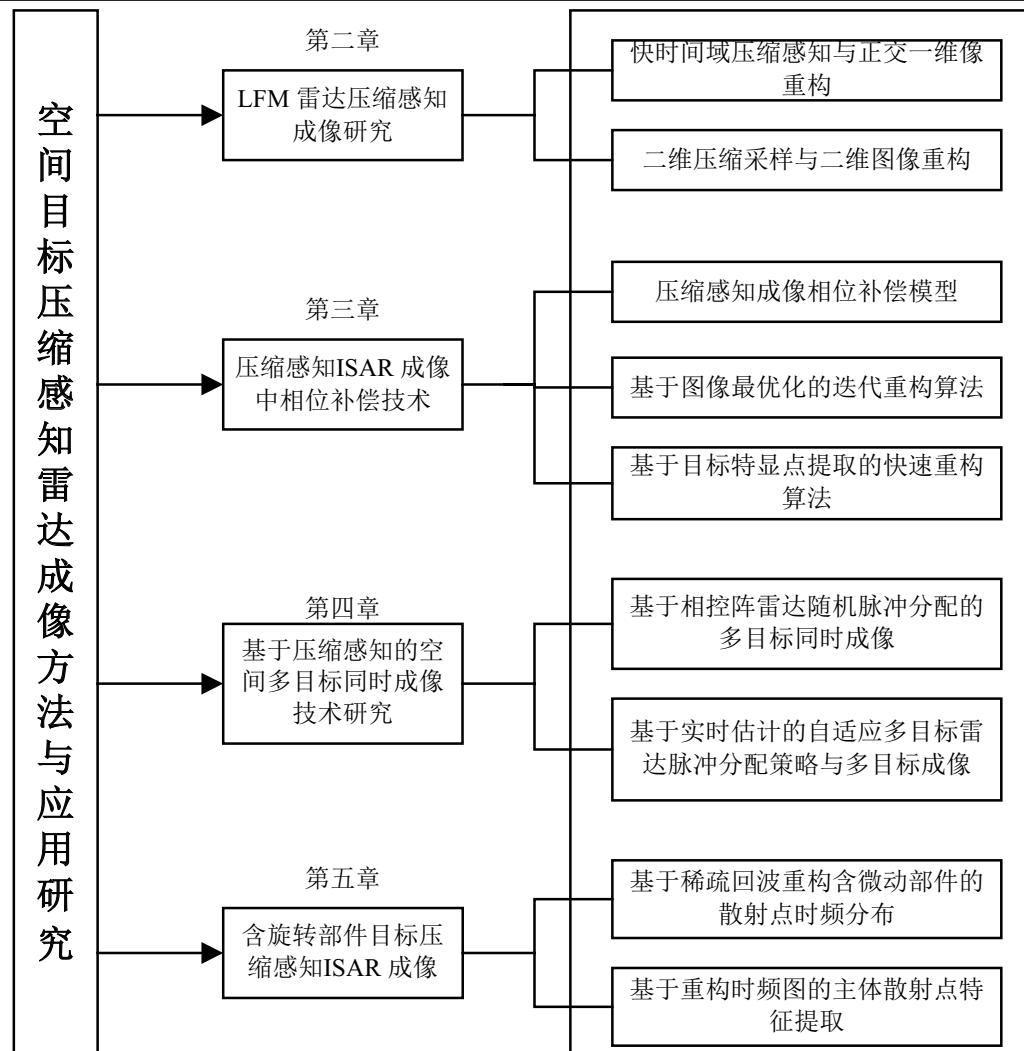


图 1.9 论文的主要研究内容和结构安排

研究方向。

### 1.3.2 本文组织结构

本文主要研究内容的组织结构如图 1.9 所示。

## 第二章 LFM 雷达中频压缩采样接收机与二维稀疏成像

### 2.1 引言

在 ISAR 成像中，更高分辨的成像结果始终是 ISAR 成像技术追求的目标。根据 ISAR 成像的基本原理，成像结果的理论距离分辨率  $\delta_R$  为

$$\delta_R = \frac{c}{2B} \quad (2.1)$$

其中  $c$  和  $B$  分别表示信号在介质中的传播速度（一般为光速）和发射信号的带宽。因此，雷达需要发射大带宽信号获取足够的距离分辨率。由于空间目标观测雷达往往需要非常远的探测距离，发射脉冲又必须具备较大的时宽以保证足够的发射功率。线性调频 (Linear Frequency Modulation, LFM) 信号在脉冲内部通过连续线性频率变化实现大带宽，是典型的大时宽 - 带宽积信号。因此 LFM 信号是宽带成像雷达中采用最广泛的信号形式。

同时，ISAR 成像的方位向分辨率  $\delta_{CR}$  取决于目标相对于雷达视线方向的转角  $\theta$  和发射信号的载频波长  $\lambda$ ，一般近似表示为

$$\delta_{CR} = \frac{\lambda}{2\theta} \quad (2.2)$$

在距离 - 多普勒 (Range-Doppler, RD) 成像中如果目标转角过大，散射点会发生严重的越距离单元走动 (Migration Through Resolution Cell, MTRC)，目标回波便不再满足理想的转台成像模型<sup>[137]</sup> 导致成像无法聚焦。因此，通过提高目标转角获取更高的方位向分辨率遭遇瓶颈，而提高发射信号的载波频率减小波长  $\lambda$  便成为更加可行的选择。目前用于空间目标成像的雷达信号频段已经提升至 Ku、Ka 波段，LFM 信号的设计带宽也早已超过 1GHz，而且还可以通过合成多个子带 LFM 信号得到更高的合成带宽。空间目标成像雷达在追求更高成像分辨率的过程中，信号带宽和载频频率都得到了巨大的提高，然而这种方法在提高分辨率的同时也给雷达系统设计与信号处理带来了越来越多的困难，给雷达数字化发展带来了更大的挑战。

传统的成像雷达由于受 A/D 采样技术的限制，无法直接对中频信号进行数字采样，因此在雷达接收机中大都采用了模拟解线频调 (STRETCH) 处理，即将宽带中频信号变换成窄带信号再进行数字采样，对窄带信号进行傅里叶变换得到目标一维距离像。这种雷达的结构如图2.1 所示：由于模拟 STRETCH 技术采用模拟器件实现混频、滤波等处理，模拟器件的不稳定性在大带宽信号处理中不可避免会引入宽带不均衡，同时系统信噪比受器件热噪声影响严重。这些模拟器件固有

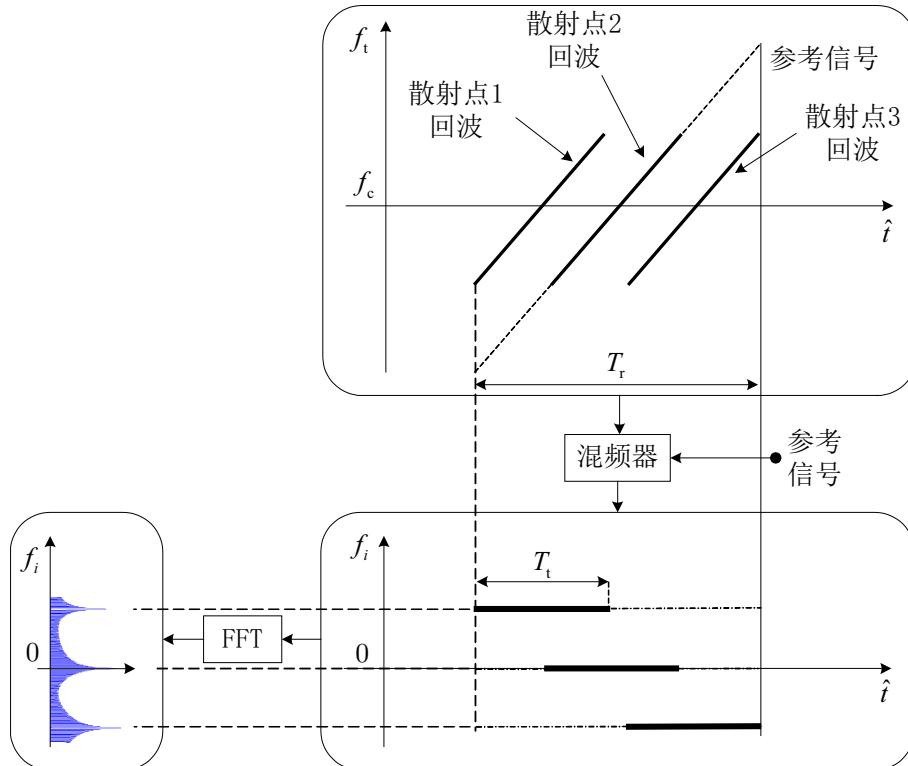


图 2.1 LFM 雷达回波模拟 STRETCH 处理示意图

的局限性限制了雷达性能的进一步提升。随着模拟 - 数字 (AD) 采样技术的进步，直接对雷达中频信号甚至射频信号进行数字采样逐渐成为可能，大规模高速集成电路技术的发展也使得实时数字雷达信号处理变成现实。数字化雷达接收机和软件无线电技术近年来得到了迅速发展并代表了现代雷达发展的重要方向。数字化接收机的结构如图2.2 所示。

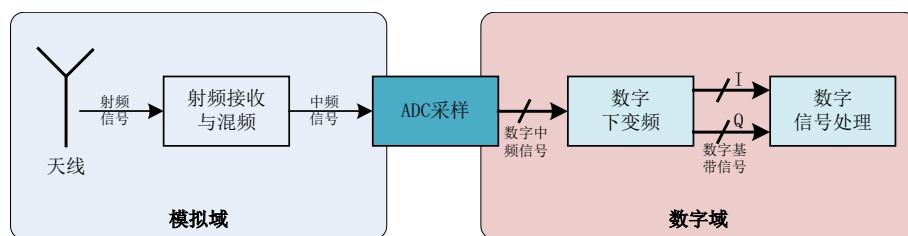


图 2.2 数字雷达接收机框图

与传统接收机相比，基于宽带直接采样的数字接收机具有传统 STRETCH 接收机不可比拟的灵活性和稳定性，其优势主要体现在以下几个方面<sup>[138]</sup>：

- (1) 利用数字接收机可以在采样信号的时域或频域对直接采样后的宽带信号进行高精度幅相失真补偿，比传统的 STRETCH 接收机补偿方法更加简单且易于硬件实现；
- (2) 传统 STRETCH 接收机由于模拟器件难以产生大带宽的参考信号，无法实

现大距离波门的信号接收，数字接收机的信号处理在数字域完成，可以大大提高开窗距离，提高雷达的多目标跟踪能力；

(3) 数字接收机的数字处理模块采用可编程逻辑器件 (FPGA) 和数字信号处理器件 (DSP)，具备灵活的可编程能力，可以在同一套硬件系统中实现对多种信号形式的接收与处理，便于灵活设计多功能、多用途接收机。

数字接收机尽管具有上述优势，在其实现过程中也面临前所未有的挑战和难题。AD 采样技术的发展将 ADC 推到了雷达中频信号甚至是射频信号。在传统的香农 - 奈奎斯特采样定理框架下，对模拟信号的有效采样频率必须不低于两倍信号频率。现有的中频数字接收机大多采用带通采样，即采样频率大于两倍信号带宽。即便如此，由于宽带成像雷达信号带宽与日俱增，要实现对其中频信号直接采样，这对 ADC 芯片的带宽、灵敏度和动态范围等性能都提出了极为严苛的要求。ADC 芯片性能需求的飙升也不可避免提升了数字接收机的造价成本。此外，超高速的信号采集系统必然带来海量的数据，这要求雷达系统具备极强的信号处理吞吐能力和海量的数据存储能力，这些又给数据传输和后期处理也带来巨大困难。随着成像雷达信号带宽的逐渐提高，现有的 ADC 技术、数据处理吞吐能力以及存储技术的发展已经逐渐成为制约宽带全数字接收机发展的瓶颈。

此外，高精度雷达成像还面临数据量越来越大的问题。ISAR 成像要求目标相对于雷达视线方向形成足够的转角，并且在转动过程中需要积累足够多的观测脉冲才能实现多回波相参处理并获得较高的方位向分辨率。因此，ISAR 成像需要在一定长度的相参处理间隔 (Coherent Processing Interval, CPI) 内采集足够多的目标回波信号。在这种成像机制中，每一幅成像结果通常需要处理大量的回波数据，并且对雷达观测目标的稳定性提出严格要求。在宽带中频直采技术下，单个脉冲的数据量猛增，成像雷达数据量大的问题变得更加严重。

压缩感知理论表明，对于稀疏或可压缩信号，我们能够以低于其奈奎斯特采样的频率对其进行测量，并且从欠采样结果中重构原始信号或重构信号中的有价值信息。压缩感知理论给雷达成像和数字接收机的设计带来了新的启发，特别是对于空间目标 ISAR 成像。针对空间目标的成像研究表明，空间目标成像结果可以由少数散射中心近似表示，目标散射点数量相对于一幅完整雷达图像的像素点个数而言，稀疏性是不言而喻的。因此，压缩感知理论一经提出，迅速在雷达成像领域引发研究热潮。

在 ISAR 成像中，习惯将单个回波采样时间称为快时间，将脉冲发射时间称为慢时间。快时间对应成像结果的距离向，而慢时间则对应方位向。尽管压缩感知已经在雷达成像等领域取得了令人瞩目的研究进展，但是现有研究大部分都是利用了雷达信号在慢时间域的稀疏性。慢时间域的欠采样可以减少成像所需的脉

冲数量，一定程度上降低成像所需数据量，但无法解决雷达信号快时间域内中频信号采样的难题。本章尝试从快时间域稀疏和二维联合稀疏角度分别研究成像雷达回波稀疏性以及压缩感知的应用潜力，旨在进一步减少 ISAR 成像所需的回波数据量，降低雷达信号中频采样的难度。本章内容组织如下：2.2 节对 ISAR LFM 雷达中频回波信号的稀疏性进行了分析，提出了一种基于随机采样的压缩感知数字接收机，并给出了详细的接收机架构设计与可行性分析；2.3 节提出了一种全新的正交信号重构算法，实现了从欠采样的回波信号中直接重构包含相位信息的雷达目标一维像，通过仿真数据和实测数据处理验证了算法可行性以及重构结果的保相性；2.4 节将快时间压缩感知技术与慢时间压缩感知技术相结合，提出了二维压缩感知成像，并提出了详细的二维压缩采样方案，结合 2D-SL0 算法提出二维图像直接重构算法，并给出了实验结果及分析；2.5 节对本章内容进行了总结。

## 2.2 基于随机采样的压缩感知数字接收机设计

具有较大时宽带积的 LFM 信号是目前 ISAR 成像雷达中应用最普遍的信号类型。在雷达中频数字接收机中，由于需要直接对 LFM 信号进行模拟 - 数字采样，根据奈奎斯特采样定理和带通采样理论，宽带 LFM 信号采样必然面临高采样率、大数据量的问题。本节针对宽带 LFM 中频数字接收机设计，以降低采样速率减少采样数据量为目的，研究基于压缩感知的宽带 LFM 中频信号的压缩采样。

### 2.2.1 LFM 中频回波的稀疏表示

根据压缩感知理论，寻找或构造被采样信号的稀疏表示是将压缩采样应用于信号观测的前提。因此，本节首先从理论模型中探索 LFM 信号的可稀疏性。假设成像雷达为一部单站单脉冲雷达，不失一般性，其发射信号可以表示为

$$S_T(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}\gamma t^2\right)\right), \quad (2.3)$$

其中  $t$  表示快时间， $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1 & |u| \leq 1/2 \\ 0 & |u| > 1/2 \end{cases}$ ， $f_c$  代表信号中心频率， $T_p$  为脉冲宽度， $\gamma$  表示信号调频斜率。

空间目标距离 ISAR 成像雷达较远，符合雷达远场观测条件。研究远场目标回波可以采用散射中心模型，整个目标的回波可以表示为雷达照射方向上的多个散射点的回波之和，假设目标包含  $k$  个散射点，则目标回波表示为

$$S_R(t) = \sum_{l=1}^k \text{rect}\left(\frac{t - 2R_l/c}{T_p}\right) A_l \exp\left(j2\pi\left(f_c(t - 2R_l/c) + \frac{1}{2}\gamma(t - 2R_l/c)^2\right)\right) \quad (2.4)$$

其中  $R_l (l = 1 \cdots k)$  表示散射点与雷达之间的距离。散射点沿雷达视线方向 (Radar Light of Sight, RLOS) 上的分布构成目标一维距离像。定义  $[r_{\min}, r_{\max}]$  表示雷达的观测距离波门,  $B$  表示发射信号带宽, 则雷达的距离分辨率为  $\Delta = c/(2B)$ 。根据距离分辨率可以将雷达观测波门  $R_{gate} = r_{\max} - r_{\min}$  划分为  $N = R_{gate}/\Delta$  个距离单元, 其中  $[r_1, r_2 \cdots r_N]$ 。每个距离单元  $r_i$  中的目标散射中心强度用  $\beta_i$  表示, 如果  $r_i$  单元中存在目标散射点, 则  $\beta_i > 0$ , 否则  $\beta_i = 0$ 。

因此, 可以建立一个回波字典  $\Theta$ , 字典的元素  $s_i$  由雷达观测波门内每个距离单元  $r_i$  的散射回波表示, 为了便于信号的向量化表示, 回波字典中的每个元素均采用模拟回波的奈奎斯特采样结果来表示, 即

$$s_i(n) = \text{rect}\left(\frac{t_n - 2r_i/c}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c(t_n - 2r_i/c) + \frac{1}{2}\gamma(t_n - 2r_i/c)^2\right)\right). \quad (2.5)$$

结合公式(2.3)和(2.5), 可以将目标的回波表示为

$$\mathbf{S}_r = \Theta\beta, \quad (2.6)$$

其中向量  $\beta \in R^N$  表示目标回波在字典  $\Theta$  中的映射。不难发现,  $\beta$  可以解释为目标一维距离像的向量表示。

由于大多数空间目标尺寸相对于成像雷达波门距离而言是比较有限的, 而且目标的回波一般由少数强散射点的回波叠加构成。这意味着在向量  $\beta$  中, 只有少数元素为非零值。考虑观测噪声和杂波干扰, 其他大部分元素都可以被认为趋近于 0。因此, 向量  $\beta$  是近似稀疏的。结合公式(2.6)可以得到结论, 成像目标的雷达中频回波虽然在时域内是不稀疏的, 但是在字典  $\Theta$  中是可稀疏的, 其稀疏表示就是目标的一维距离像。

采用 LFM 信号的成像雷达的目标回波具有非常大的带宽和脉冲宽度, 如果进行直接采样, 单个回波的采样点数非常多。但对于成像而言, 脉冲压缩后的目标一维像通常非常小, 一般有效的一维像长度只有

$$l_{profile} = f_s \left( \frac{2R_{gate}}{c} - T_p \right) \quad (2.7)$$

其中,  $f_s$  表示中频直接采样的采样速率。由于一般空间目标的尺寸在几米至几十米范围之内, 而脉冲宽度一般为几百  $\mu s$ , 因此, 一维距离像的长度要远远小于直接采样的中频回波长度。简而言之, 雷达中频回波数据量虽大, 但其中所包含的有用信息量较少, 这是一种典型的压缩感知可以大有作为的应用场景。利用压缩感知, 降低宽带雷达中频信号采样所需的采样速率, 从而降低数字接收机采样难度与设计成本是本文的研究目的。LFM 雷达回波信号的稀疏表示为压缩感知的应用提供了理论支撑。

## 2.2.2 随机采样接收机设计

Mishali 等<sup>[139]</sup> 基于压缩感知理论提出一种针对模拟信号的压缩感知采样方法，称之为模拟 - 信息变换器 (Analog-to-Information Converter, AIC)。AIC 理论表明，对于信息量较少的冗余信号，可以通过亚奈奎斯特采样速率对其进行 AD 变换，并利用压缩感知重构算法从欠采样的结果中恢复感兴趣的信息。文献 [24] 提出随机采样可以作为一种通用的、很大概率满足 RIP 条件的压缩采样矩阵，并证明随机采样是一种有效的 AIC 采样方法。

随机采样的实现方法有很多种，图2.3和图2.4分别给出了两种不同的随机采样接收机实现方法。图2.3所示的方法由文献 [140] 提出，该方法将随机抽取与传统的数字正交解调接收机相结合，在数字下变频后端增加随机序列发生器产生 0-1 随机序列，序列值为 0 时数据保留，序列值为 1 时丢弃数据，从而实现对基带 IQ 数据的随机抽取。该方法能够降低采样结果的数据率和数据存储的压力，其优点是能够直接实现对复数基带 IQ 信号的随机采样，利用采样结果可以直接进行复数域的压缩感知重构。但其缺点同样明显：与传统数字接收机相比，该方案并没有降低中频信号采样对 ADC 采样速率的要求，ADC 采样和数字下变频部分需要工作在较高的时钟频率。相比传统的带通采样数字接收机，硬件设计成本不降反升。因此，该方案受限于 ADC 性能瓶颈，对高载频大带宽雷达信号的采样没有优势。

图2.4是基于分时交替 ADC(Time-Interleaved ADC, TIADC) 技术<sup>[141]</sup> 的一种随机采样方法。TIADC 技术是一种利用多片低速率 ADC 实现更高采样速率的技术，通过对多个低速 ADC 提供具有不同相位延时的采样时钟实现多路同步采样，最后根据相位延时顺序将各子通道的采样结果合并得到更高速率的采样结果。图2.4所示的方案中，通过 0-1 随机序列控制 TIADC 的通用复用模块 (MUX)，实现对多通道采样结果的随机抽取，从而实现随机采样。该方案与图2.3 相比，通过增加 ADC 数量降低了对 ADC 采样速率的要求，不失为一种高性价比的合理方案。但是，TIADC 技术由于 ADC 通道数较多，具有较高的通道失配敏感性，需要对各个通道进行严格的时序校正，并且对硬件系统设计中的器件布局、电路布线等精度都提出了较高要求。因此该方案虽然理论简单，但实现难度较大，可行性有限。

利用压缩感知思想，本文提出了一种全新的基于随机采样的成像雷达中频数字接收机方案。该接收机的结构设计框图如图所示：图2.5中给出了一个通用的单通道数字接收机结构示意图。该设计由随机采样系统与压缩感知信号处理系统两大部分组成。其中压缩感知信号处理及信号重构算法等内容将在下面小节中做详

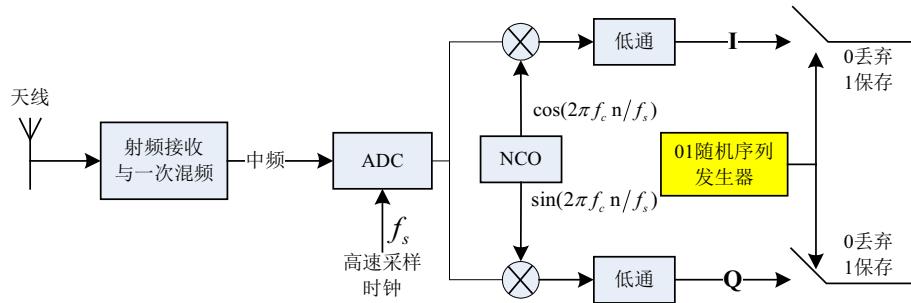


图 2.3 数字正交解调后随机抽取实现方法

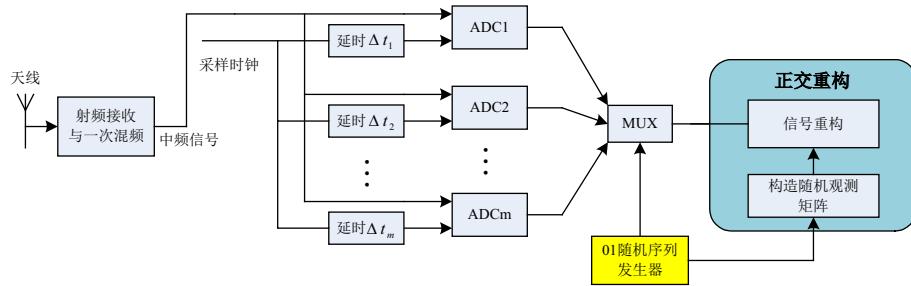


图 2.4 多路并行采样随机抽取实现方法

细描述，本节重点介绍随机采样部分的硬件构成和工作原理。

如图2.5所示，随机采样系统可以分为三个模块：采样保持电路 (Sample and Hold Circuit, SHC)、ADC 采样模块和时钟生成模块。随机采样的最简单实现方法是利用随机采样时钟直接对模拟信号进行采样。然而，由于雷达中频信号中心频率较高，直接对高速变化的模拟信号精确采样需要非常高的 ADC 输入带宽和超高速的 ADC 采样速率才能实现。这要求 ADC 芯片具有非常高的输入频率范围，事实上，如果选用输入频率覆盖整个中频信号带宽的 ADC 芯片来进行随机采样，对 ADC 的性能要求与传统的带通采样对 ADC 性能需求并无区别。简而言之，直接随机采样与传统的带通采样相比，除了最终产生的数据量大小有差别，采样系统硬件设计指标、难度与研发成本并没有区别，显然，这并不符合本文的研究初衷。因此，为了降低压缩采样对 ADC 性能的需求，我们在 ADC 前端加入一个采样保持电路。

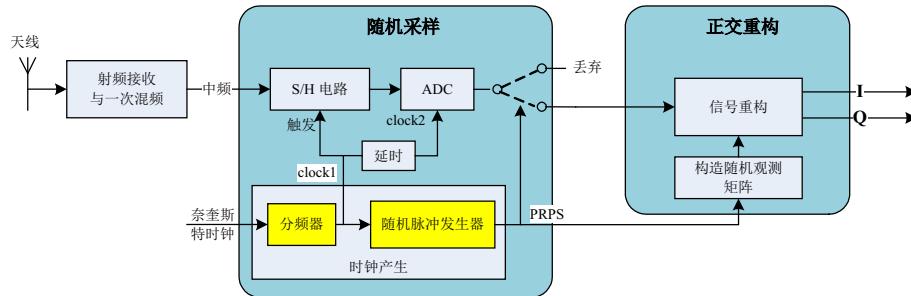


图 2.5 压缩感知雷达中频数字接收机结构框图

采样保持电路的功能是在触发信号到来的时刻，对输入的模拟信号幅度进行瞬时锁定并保持一段时间。一个完善的采样保持电路，其信号保持周期是精确可知的，在后端 ADC 无法完成瞬时采样的情况下，增加一级采样保持电路，可以留给 ADC 更多的时间来完成数字变换。

设计一个具有大输入带宽的采样保持电路要比具有同样输入带宽的 ADC 芯片难度更小，成本也更便宜，目前一般的高速 ADC 芯片内部都集成了 SHC 模块。相比之下，无论从理论发展还是已经市场化生产的技术中，独立的 SHC 电路在采样保持速度等性能上都要领先于 ADC 采样技术。文献 [142] 提出了一种基于 0.13  $\mu\text{m}$ CMOS 技术的采样保持电路设计方案，可以实现高达 30 GS/sec 的采样保持转换速率，文献 [143] 在 2012 年提出了 40GS/sec 的超高速采样保持方案。如图 2.6 所示，Hittite 公司推出并已经上市在售的 HMC5640BLC4B 模块，具有 18GHz 输入带宽，支持 4GS/sec 的采样保持速度，可以覆盖大部分宽带雷达中频信号的信号频率范围。

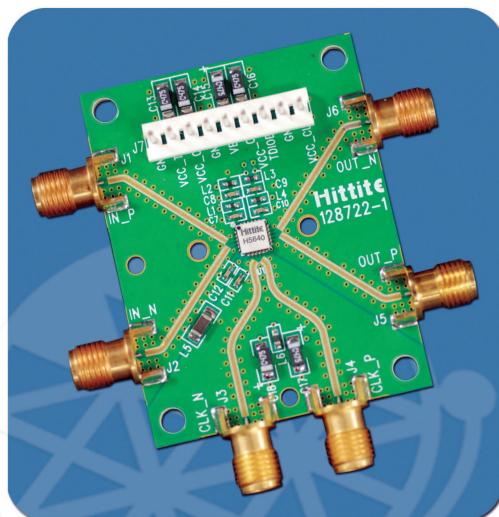


图 2.6 Hittite 公司推出的高速采样保持电路模块

图 2.5 中所示的采样保持电路的保持触发信号 `clock1` 是一个精确控制时钟信号，该时钟由时钟生成模块产生，其频率  $f_1$  是低于奈奎斯特采样频率的。在 `clock1` 的每个时钟上升沿，采样保持电路对输入的中频信号进行保持，输出信号进入下一级的 ADC。由于前端采样保持电路的作用，ADC 有更加充足的时间对采样保持后的电平信号做采样变换，因此 ADC 的最高采样速率不低于  $f_1$  即可对输入信号进行正确采样。在该系统中，ADC 的采样时钟是一个与 `clock1` 同步的时钟 `clock2`。考虑采样保持电路的电平保持特性和 ADC 的采样相应时间，`clock1` 与 `clock2` 之间可能需要精准的相位延时，使得 ADC 在电平保持最稳定的时刻完成

采样。

为了完成随机采样，在 ADC 采样输出端，使用一个伪随机 0-1 脉冲序列来控制 ADC 的输出使能。使能信号为 1 时，输出结果有效；使能为 0 时，丢弃当前输出结果。通过调整伪随机序列中 0、1 的比例来控制随机采样的抽取倍数。伪随机序列由时钟产生模块生成。

时钟生成模块是整个随机采样系统的节拍器。时钟模块的时钟源是一个频率  $f_{Nyquist}$  不低于中频回波信号的奈奎斯特采样频率的时钟信号。采样保持电路的触发时钟  $clock1$  的由  $f_{Nyquist}$  分频得到

$$f_1 = f_{Nyquist}/\delta_1 \quad (2.8)$$

由于  $clock2$  是  $clock1$  经过相位延时得到的同步时钟，因此分频倍数  $\delta_1$  不仅决定采样保持电路的触发时钟时频，也决定了 ADC 芯片的最高采样频率要求。

时钟生成模块中的伪随机序列发生器对压缩采样起着至关重要的作用。随机采样的随机性越大，则越容易满足压缩感知观测矩阵必须的 RIP 条件。而同时，观测矩阵在重构过程中必须是已知的，否则无法对欠采样结果进行重构恢复。因此在该系统中，伪随机序列必须是精确可重复的。伪随机序列发生器在通信领域应用较多，为了实现高速的伪随机序列发生，可以首先根据随机抽取倍数决定 0、1 比例，然后利用伪随机产生算法生成一串伪随机 0-1 序列，将该序列保存至高速 FIFO 或 RAM 等存储器中，由  $clock2$  时钟驱动存储器顺序输出，便可以得到伪随机 0-1 序列。

在图2.5所示的随机采样系统中，欠采样分为两个环节进行。首先，采样保持电路将连续的中频宽带信号降采样为近似阶梯状的模拟信号。然后，ADC 对阶梯信号的电平进行采样，而 0-1 伪随机序列对 ADC 的输出进行了随机抽取。因此  $clock1$  的分频倍数  $\delta_1$  和 0-1 伪随机序列中 1 所占比例  $\delta_2$  共同决定了欠采样倍数  $\delta = \delta_1 \times \delta_2$ 。

假设一部 LFM 成像雷达的带宽为  $B=1$  GHz，脉冲宽度  $T_p=300 \mu s$ ，中频信号中心频率  $f_c = 2.4$  GHz，波门距离为  $R_{gate} = 50$  m。如果设计带通采样的中频数字接收机，要求 ADC 的输入带宽必须不低于 2.9GHz，采样频率不低于 2.4GSPS。根据现有 ADC 发展情况，少数高性能 ADC 可以满足这种采样需求，但均价格不菲。同时，我们可以得到计算出单个回波脉冲在采样后得到的数据点数至少为

$$N_1 = f_s (T_p + r_{gate}/c) \quad (2.9)$$

当采样频率为 2.4 GSPS 时， $N_1=720400$ 。假设 ADC 有效量化位数为 10 Bit，则单个回波的数据量约为 720KByte，ADC 采样产生的数据流速度高达 2.4GB/s。随着

表 2.1 不同采样速率 ADC 性能价格对比

型号	最大采样速率	量化位数	信噪比 (dB)	动态有效位 (bits)	售价 (US\$)
ADS62P48	210 MSPS	14	73	11.4	120.0
ADS5404	500 MSPS	12	60.8	9.8	218.75
ADC12D1000RF	2 GSPS	12	60.1	9.6	1549.45
ADC12D1600RF	3.2 GSPS	12	59	9.4	2399.46
ADC12D1800RF	3.6 GSPS	12	58.6	9.3	3299.49

雷达带宽的提高，这种庞大的数据流使得实时存储越来越难以实现。而如果使用本文提出的随机采样接收机，数据量将得到显著降低。根据前面的证明，雷达中频信号具有巨大的冗余度，我们可以将随机采样的欠采样倍数提高到几十甚至上百倍，同时通过控制  $\delta_1$  降低该系统中所需要的 ADC 采样速率。

众所周知，受 ADC 制造工艺难度的影响，ADC 的价格随着 ADC 的采样速率升高迅速上升，但同时 ADC 的量化位数、有效动态位信噪比等性能却是逐渐降低的。表2.1中列举了德州仪器 (Texas Instruments, TI) 公司 2014 年度生产的 ADC 性能和价格对比。从中可以得出结论，当我们在随机采样中通过采样保持和随机采样来降低采样速率要求时，不仅可以降低采样结果的数据量，同时还可以得到更高的采样精确度，降低接收机设计成本。

### 2.3 压缩感知正交一维像重构

研究压缩感知雷达中频数字接收机的最终目标不仅仅是降低采样率，更需要在降低中频采样率的同时不丢失回波中的有效目标信息。在传统的数字雷达接收机中，需要首先对采样回波进行脉冲压缩等信号处理得到目标一维像，然后通过相参积累和方位向聚焦得到目标二维像。本章上一节中提出的压缩采样接收机可以实现雷达中频回波的亚奈奎斯特采样速率采样，采样后的回波时序随机排列，显然传统的基于傅里叶变换、低通滤波的方法的脉冲压缩算法无法对随机欠采样的信号进行处理。必须利用压缩感知的重构算法从欠采样的数据中恢复出感兴趣的信息。文献 [140] 的研究中已经证明，基于延时 LFM 回波构造的字典和正交匹配追踪算法，能够从欠采样的中频回波中重构目标一维距离像信息。但该研究中信号模型和信号稀疏字典都是基于实信号构造的，因此，只能重构一维距离像的幅度信息，然而相位信息对于雷达成像而言是不可或缺的。本节提出一种正交重构算法，能够将幅度和相位信息从欠采样的中频回波中同时重构得到。

### 2.3.1 雷达信号正交解调

真实物理世界的信号都是实信号，而现代信号处理大多算法均基于复信号模型。在雷达相参累积、成像等相参处理中，相位和幅度都是至关重要的信息。复信号与实信号相比，可以更好的表示信号的相位信息，给雷达信号处理带来极大便利。因此，正交鉴相是现代通信和雷达信号处理中必不可少的环节。

雷达接收机一般采用正交解调（又称正交下变频）来实现回波信号的正交鉴相，按照实现方法不同可以分为模拟正交解调器和数字正交解调器。二者的原理基本一致，都是将信号与两路正交参考信号混频实现下变频的同时完成信号的正交鉴相。如图2.7所示，主要区别在于混频与滤波的实现过程一个是模拟域而另一个是数字域。

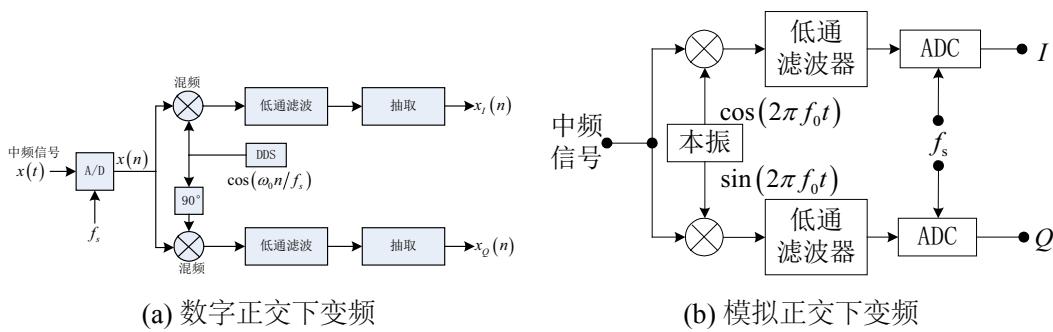


图 2.7 两种传统正交下变频器结构框图

模拟正交解调器的 AD 采样在混频和模拟低通滤波之后完成，两路 ADC 之间的采样同步性需要精确控制。在数字正交下变频中，模拟中频回波信号首先经过高速 ADC 采样得到数字信号，然后信号与相干振荡器产生的两路正交基准信号分别进行数字混频，混频结果再分别通过 FIR 数字低通滤波器，得到同相数字信号  $I$  与正交数字信号  $Q$ 。数字正交解调器的原理与模拟正交解调器基本一致，但混频与低通滤波等处理均由数字方法实现，如本章引言中所述，数字器件稳定性更高，能够很好的避免模拟通道引入的直流偏执、通道不均衡等问题，因此数字正交下变频是随着数字雷达接收机发展起来的新技术。

在压缩感知数字接收机中，中频回波的采样是非均匀、亚奈奎斯特速率的，信号在采样前和采样后都是实信号。在图2.7(a)所示的正交解调器中，低通滤波器是针对均匀奈奎斯特采样的数字信号设计的，其原理是通过加权求和运算滤除高频信号。然而，随机采样导致混频后的信号无法通过常规滤波手段滤除高频分量，因此数字正交下变频方法不能应用于随机采样数字接收机。为了解决这个问题，本文从压缩感知重构的角度展开研究，尝试从实数采样结果中重构复信号。

### 2.3.2 一维距离像正交重构算法

正如前文提到，中频回波在其稀疏字典的稀疏表示可以等效为目标的一维距离像。如果能够直接从压缩采样的回波中重构目标一维距离像，则可以省略传统接收机中的下变频、脉冲压缩等处理。为了与成像雷达的需求以及实测数据处理实际情况相结合，本文研究的目的是直接重构出复数的一维距离像，同时得到目标一维像的幅度和相位信息。

为了研究实数回波信号压缩感知，首先需要建立其压缩采样的数学模型。在本章第2.2.1小节中，已经建立了成像雷达中频回波的复信号模型。定义运算符 $\Re\{\cdot\}$ 和 $\Im\{\cdot\}$ 分别表示对复数取实部和取虚部操作。考虑到实际雷达发射和接收的都是实信号，接收机采样的实际回波可以表示为：

$$\mathbf{S}'_r = \Re\{\mathbf{S}_r\} = \Re\{\Theta\beta\}, \quad (2.10)$$

针对实信号的随机采样的过程则可以表示为矩阵形式如下：

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{S}'_r = \Phi \cdot \Re\{\Theta\beta\} = \Re\{\Phi\Theta\beta\}, \quad (2.11)$$

其中， $\Theta$ 与 $\beta$ 都是复数矩阵。随机采样矩阵 $\Phi$ 是实数，它可以看做由随机抽取单位矩阵 $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 中的 $M$ 行构成的 $M \times N$ 矩阵。

由于 $\Re\{\cdot\}$ 并不是一个线性运算，因此式2.11并不能像通用压缩感知过程一样，用观测矩阵与被测信号相乘的运算来表示。在现有的压缩感知重构算法中，大部分都考虑被测信号与观测矩阵都同为实数矩阵或同为复数矩阵。 $\Re\{\cdot\}$ 的非线性导致现有压缩感知算法不能直接用来从被欠采样的实信号中重构复数的一维像。

为了书写方便，我们用矩阵 $\Psi = \Phi\Theta$ 来表示针对一维距离像的实际有效观测矩阵。然后将式(2.11)改写为：

$$\mathbf{y} = \Re\{\Psi\beta\} = \begin{bmatrix} \Re\{\Psi\} & \Im\{\Psi\} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Re\{\beta\} \\ -\Im\{\beta\} \end{bmatrix}. \quad (2.12)$$

为了将公式(2.12)中的观测过程书写为一般的矩阵相乘运算，构建如下观测矩阵和被测向量：

$$\begin{aligned} \Psi' &= \begin{bmatrix} \Re\{\Psi\} & \Im\{\Psi\} \end{bmatrix} \\ \beta' &= \begin{bmatrix} \Re\{\beta\} \\ -\Im\{\beta\} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.13)$$

结合公式(2.13), 公式2.12可以改写为:

$$\mathbf{y} = \Psi' \beta' \quad (2.14)$$

其中矩阵  $\Psi'$  和  $\beta'$  都是实数的。由于复向量  $\beta$  是稀疏的, 显然向量  $\beta'$  也稀疏, 其长度和稀疏度均为向量  $\beta$  的两倍。式(2.14)所表示的采样过程是一个典型的压缩感知采样公式, 根据压缩感知理论, 可以通过求解如下最小  $\ell_0$  范数优化问题, 从欠采样结果中重构被测向量  $\beta'$ 。

$$\widehat{\beta}' = \min \|\beta'\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Psi' \beta'. \quad (2.15)$$

考虑观测噪声影响, 该优化问题进一步改写为:

$$\widehat{\beta}' = \min \|\beta'\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \Psi' \beta'\|_2^2 < \varepsilon. \quad (2.16)$$

至此, 我们将中频信号接收机的压缩采样过程描述为一个针对目标一维像的压缩感知过程, 利用一个实信号模型描述了复一维距离像与被测实信号之间的关系。现有的压缩感知重构算法, 如 OMP、平滑  $\ell_0$  范数 (Smooth  $\ell_0$ , SL0) 和贝叶斯压缩感知等, 均可以用来求解式(2.16)从而重构向量  $\beta'$ 。 $\beta'$  的前后两半元素分别代表距离像的实部和虚部, 两部分合并便得到复数的完整距离像。

在众多压缩感知重构算法中, SL0 算法在运算复杂度和重构效果之间拥有比较理想的平衡, 更为重要的是, 该算法的输入条件中不需要预知被测信号的稀疏度, 非常符合实际雷达信号的需求。因为实际雷达观测中无法实现精确估计目标尺寸, 便无从获得一维像稀疏度。一些需要预知稀疏度的重构算法 (如 OMP 等) 在缺失稀疏度这一先验信息的时候, 如果预估计稀疏度有误, 则会导致重构效果不够理想。因此, 本文的仿真和实测数据处理中主要采用 SL0 算法作为压缩感知重构算法。

通过以上分析, 本文首先建立了基于压缩采样的雷达中频数字接收机架构和实现方法, 又提出了从欠采样的实信号中直接重构雷达目标一维像的方法。利用以上方法, 不仅可以大大简化雷达接收机结构设计, 在信号处理中也可以免去脉冲压缩等处理。在下一节中, 将通过一系列实验结果验证本章算法的有效性。

### 2.3.3 仿真和实测数据处理结果

为了验证本文所提出的压缩感知欠采样方法及一维像正交重构算法, 本节将分别给出基于仿真数据和实测数据处理的实验结果。

表 2.2 LFM 雷达中频信号仿真参数

射频中心频率	10GHz
中频中心频率	2GHz
带宽	1GHz
脉冲重频	1000Hz
脉冲宽度	$300\mu s$
带通采样频率	2.4GHz

### 2.3.3.1 仿真结果

仿真数据基于一部 LFM 宽带成像雷达生成，雷达系统的主要参数如表2.2所示。图2.8(a)给出了模拟的飞机目标散射点模型，假设目标距离为 10000 米，模拟回波数据为基于散射点回波模拟方法和带通采样的中频信号。目标相对于雷达转动速度为  $0.4 \text{ rad/s}$ ，雷达观测波门  $R_{gate}=20\text{m}$ 。假设回波已经完成了包络对齐和相位补偿，满足转台成像模型。通过表2.2 给出的雷达参数，可以得到雷达的理论距离分辨率为  $\Delta_r = C/2B = 0.15 \text{ m}$ ，雷达相参累积脉冲数为 256。由于模拟生成的回波为中频实数信号，该实验首先模拟传统的数字接收机数据处理过程，经过正交下变频得到复数的基带信号，然后脉冲压缩得到复数一维距离像，最后采用 RD 成像算法，得到目标的 ISAR 成像结果如图2.8(b) 所示。

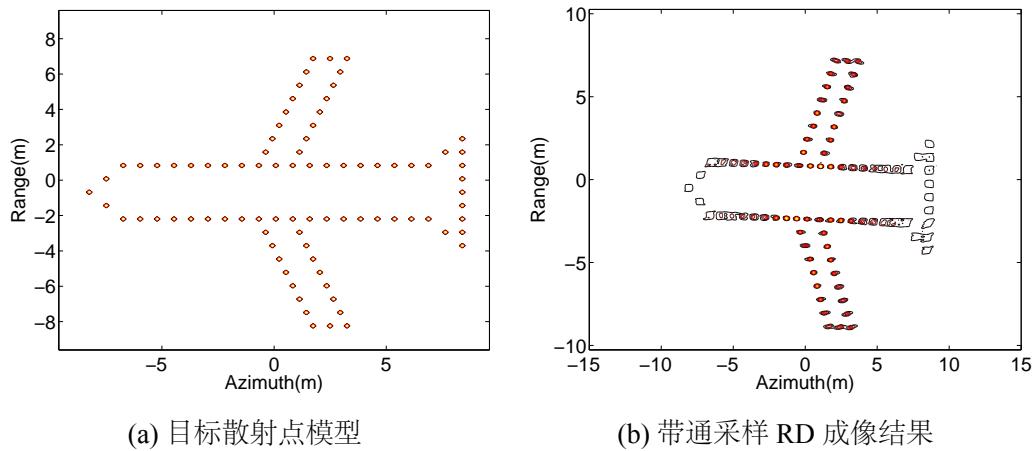


图 2.8 仿真目标模型与传统 RD 成像结果

然后利用本文提出的压缩感知随机采样对回波样点进行随机抽取模拟压缩采样过程。定义压缩采样接收机中 `clock1` 的分频倍数为  $\delta_1 = 5$ ，ADC 后端随机抽取倍数为  $\delta_2 = 10$ ，得到随机采样的总压缩倍数为  $N/M = 50$ 。本实验中，原始回波带通采样速率为 2.4Gsps，得到的回波单个脉冲长度为  $N = 720320$ 。使用随机采样后等效采样率降至 45MHz，单个回波的采样点数为  $M = 14406$ ，有效降低了中频直

接采样带来的数据量。

本文研究随机采样最重要的任务是必须保证能够重构目标一维距离像，下面的实验对随机抽取后的回波数据进行压缩感知重构。首先尝试使用文献[140]中提出的实信号字典和SL0算法进行重构，由于实信号字典无法表征稀疏信号的相位信息，重构的距离像只有实部而虚部为0，如图2.9(a)所示。随后，利用本文式(2.13)和式2.12提出的将实数回波信号映射为复数一维距离像字典的观测，求解公式(2.16)得到目标一维像结果如图2.9(b)所示。可以看出，本文提出的正交重构算法能够同时得到目标一维像的实部和虚部，相位信息得到了保留。

对多个回波相参处理得到ISAR成像结果，可以验证回波之间的相参性，进而证明正交重构得到的目标一维像相位信息的有效性。基于上一步的实验结果，连续重构256个连续回波的一维像，进行方位向压缩可以得到目标的二维像。由于二维像需要利用不同回波之间的相位差，相位信息被破坏将无法得到正确的成像结果。图2.10中分别给出了使用实信号字典和本文正交重构算法重构一维距离像后得到的二维像结果。可以看出，由于实信号字典重构结果中，缺失了目标的虚部信息，导致二维像在方位向上出现严重的镜像。而使用本文提出的正交重构算法则可以得到清晰的成像结果，这充分证明正交重构算法可以很好的保留一维像的相位信息，ISAR成像结果验证了压缩采样和正交重构的可行性和有效性。

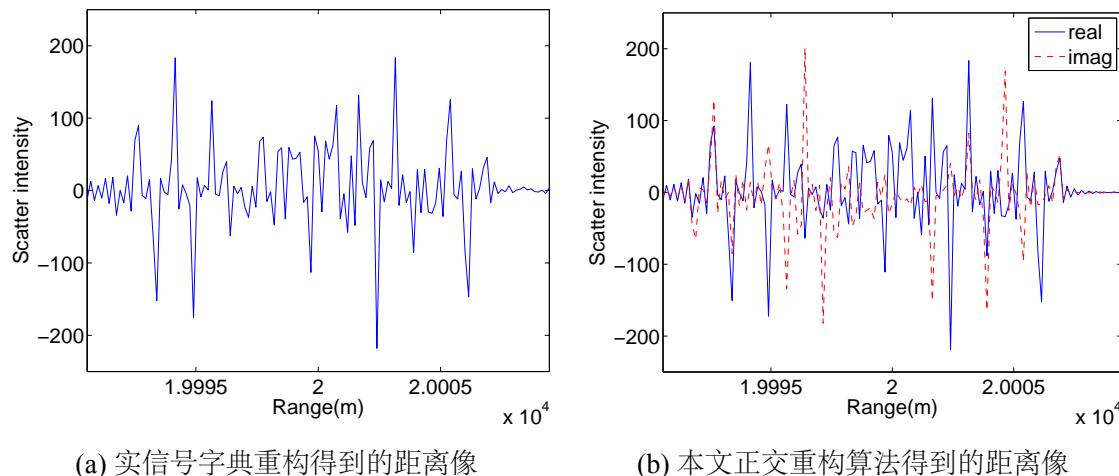


图2.9 采用不同稀疏重构算法恢复得到的目标一维距离像

### 2.3.3.2 基于实测数据分析

为了验证随机采样和正交一维像重构算法的有效性，本文又对实测数据进行了处理。雷达回波数据来自一部实验用的宽带成像雷达，带宽1GHz，雷达原始回波信号是采用带通采样的全数字中频接收机采样得到，中频采样率为 $f_s=2.4\text{Gbps}$ 。成像目标为一架航行中的民航波音737飞机，回波脉冲个数为512。为了验证随

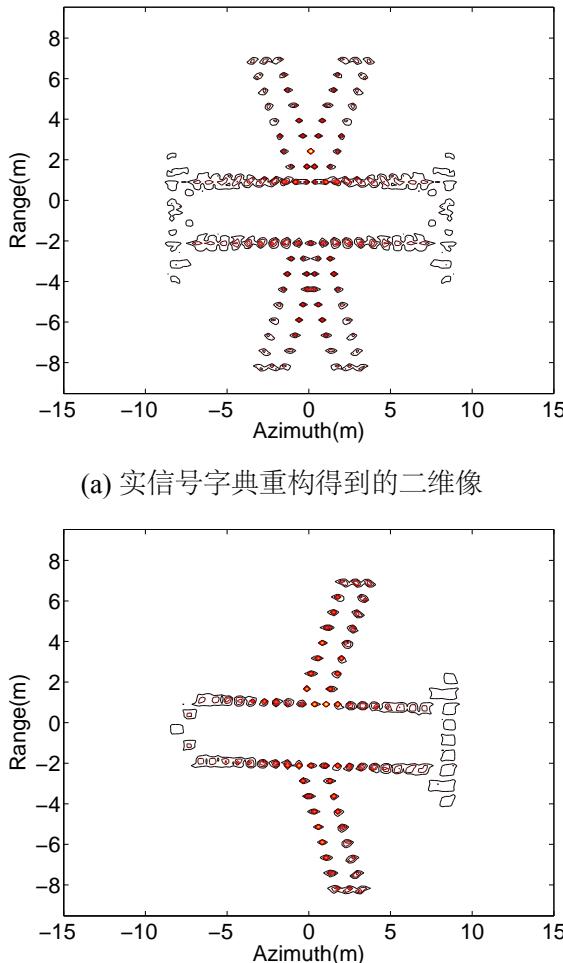


图 2.10 采用不同稀疏重构算法得到的仿真目标二维像

机采样的有效性，本文利用随机抽取的方法对雷达中频回波信号进行模拟随机采样。根据本文所提出的随机采样接收机框架，将随机抽取分为两个步骤进行。首先是进行等间隔的抽取，来模拟采样保持电路的工作过程。最后对是随机非等间隔抽取，模拟伪随机 0-1 序列使能的随机采样过程。中频直采得到的原始信号中，单个脉冲回波数据长度为  $N = 480,000$ 。首先设定等间隔抽取倍数  $\delta_1 = 4$ ，随机抽取倍数  $\delta_2 = 10$ ，得到的总体欠采样倍数  $N/M = 40$ ，单个回波压缩采样后数据长度降为  $M = 12,000$ 。

采用本文提出的正交一维像重构算法来处理随机采样后的信号，图2.11给出了采用传统带通采样和脉冲压缩方法得到的目标一维距离像，图2.11(b)给出了本文正交重构算法得到的一维像。可以看出两种方法都能得到的复距离，各自保留了一定的相位信息。为了验证重构一维像相位信息的有效性，将两种方法得到的一维距离像序列做方位向压缩，得到二维成像结果如图2.12所示。为了更好的量化

重构效果，本文采用二维图像熵作为重构图像质量的衡量标准，熵越大表明图像聚焦效果越差，正交重构的目标距离像效果越差。

计算图2.12中两幅图像的图像熵，中频带通采样后 RD 成像方法得到的图像熵为  $E_1 = 8.409$ ，压缩欠采样重构得到的图像熵分别为  $E_2 = 9.04$ 。压缩采样重构的图像质量要略差于使用完整数据的带通采样。但由于压缩采样中对数据的巨大压缩比例，况且压缩感知在有噪声环境中并不是一种完美无损重构的算法。因此，本文认为只要保证目标的主要信息不丢失，为了能够大大降低采样数据量，轻微的图像质量损失还是可以接受的。

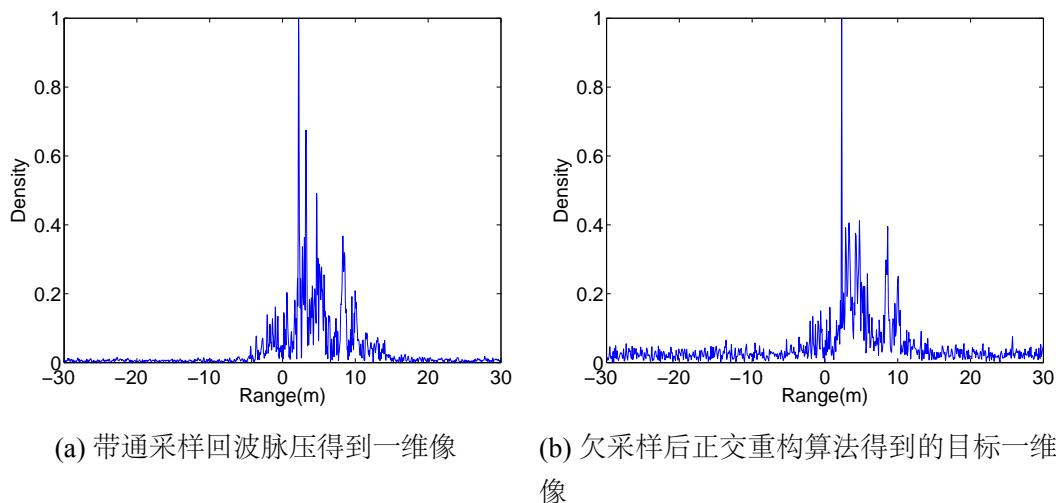


图 2.11 实测数据一维距离像重构结果

从图2.12(b)与2.12(c)的对比可以看出，采用实数回波字典直接对一维像进行重构，由于缺少相位信息，会造成方位向模糊，无法得到聚焦图像。本文所提的压缩采样和正交重构方法对实测数据处理，重构的目标复数一维距离像很好的保留了相位信息，对重构得到的一维距离像序列进行方位向压缩，得到的目标二维像与基于带通采样回波的 RD 成像结果对比，目标的二维像特征得到了很好地保留，该结果再一次证明了正交重构算法的有效性。

### 2.3.3.3 压缩采样比例对正交重构的影响

压缩感知的重构效果与压缩观测的数据量有关，在对雷达信号进行随机采样过程中，不同压缩采样比例得到的采样回波长度不同，正交重构时的观测矩阵也不同，如此带来的重构效果各有差别。本文继续对不同压缩采样比例情况下的多组实测数据回波分别进行成像实验，来验证压缩采样比例对于重构效果的影响。

本实验利用上一小节中的实测数据作了一系列实验。调整压缩采样中的不同的等间隔抽取倍数  $\delta_1$  和随机抽取倍数  $\delta_2$ ，分别进行正交重构和成像处理。不同比

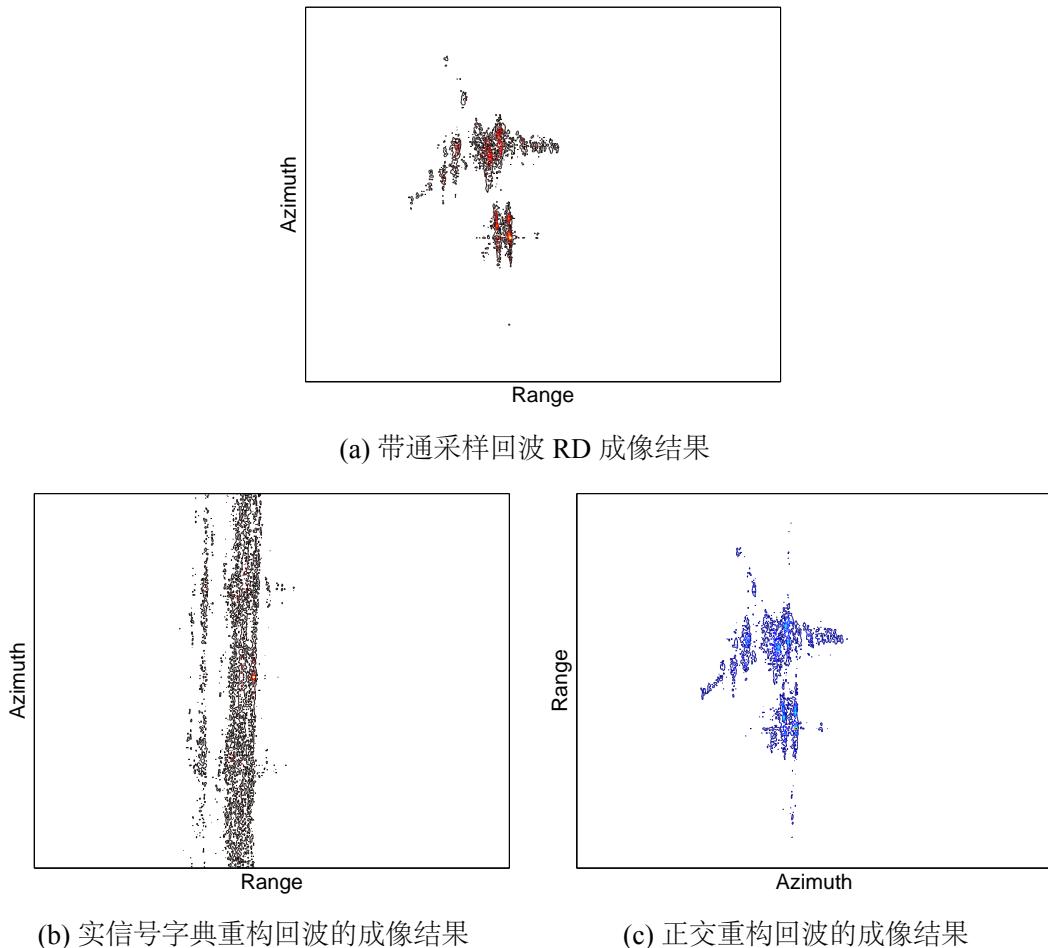


图 2.12 实测目标二维像成像结果

例下重构得到的二维像结果如图2.13所示。其中 9 个子图中，从第一行到第三行图像的等间隔抽取倍数  $\delta_1$  依次为 2、4、8，第一列到第三列图像的随机抽取倍数  $\delta_2$  分别为 4、8、10。图2.13(a)的等效抽取比例最小为 8，图2.13(i)的等效抽取比例最大为 80。可以看出，随着抽取比例增加，图像噪点越来越多。这与理论分析一致。通过图像熵表征重构质量，同时计算了每种压缩比例对重构速度的影响。重构性能和重构速度对比结果如图2.14 所示。实验用的数据处理软件通过 Matlab 编写，代码运行的计算机平台为 Inter(R) Core(TM) i5-3740 @3.2GHz CPU 和 8GB 内存。

可以看出，随着压缩采样比例的提高，图像质量呈现下降趋势，但由于观测矩阵维度降低，重构速度有所提高。该结果与压缩感知的理论分析一致，在同一种重构算法下，重构速度与重构性能始终是一对固有的矛盾。为了得到最理想的效果，我们必须根据实际应用情况对速度和重构质量有所权衡，选择最合适的压缩采样比例。

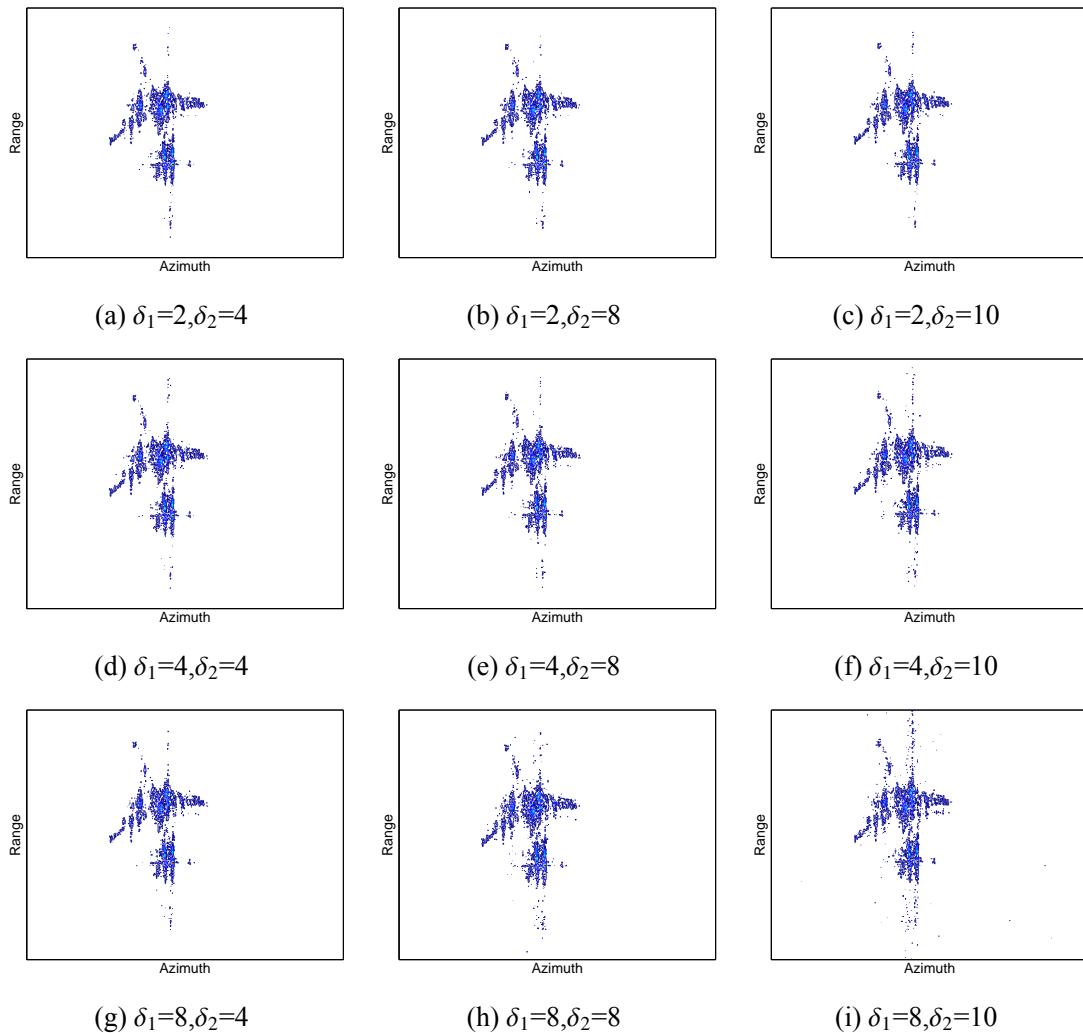


图 2.13 不同压缩采样比例下的二维图像重构结果

#### 2.4 LFM 雷达二维联合压缩感知成像方法

压缩感知成像最突出的优势在于可以在保证较高成像效果的前提下，大大降低成像所需的采样数据。雷达成像是一个二维数据采样与二维分布重构问题，空间目标成像结果在距离维和方位向两个维度均呈现稀疏性，而压缩感知原理是一维信号处理的数学问题。目前大多数压缩感知与雷达成像相结合的研究主要分为两类。一类是致力于研究雷达成像在某一维度的压缩采样和稀疏重构，第二类则是将二维问题转化为一维问题，例如将  $M \times N$  的二维矩阵张成一个  $(MN) \times 1$  的一维向量。前者主要存在的问题是不能充分利用雷达成像的二维稀疏性，后者存在的问题是严重增加了观测矩阵维度，提高了运算复杂度。

根据目标成像结果的二维稀疏性，LFM 雷达回波信号在慢时间域和快时间域

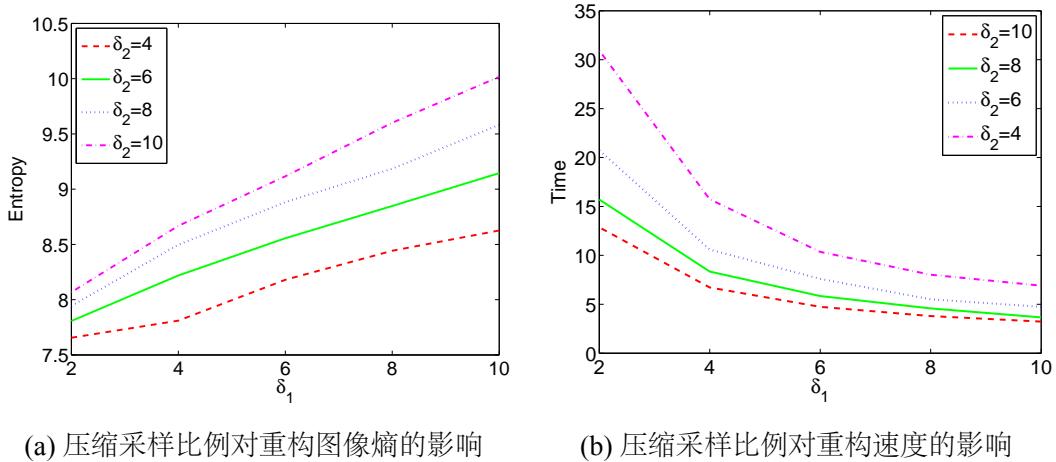


图 2.14 压缩采样比例对目标图像重构的影响

均具有可稀疏性。目前大部分压缩感知成像研究都是基于慢时间域或解线频调处理 (STRETCH) 后再进行随机采样，然后再利用压缩感知算法成像<sup>[101, 128, 131]</sup>。本章已经在文献 [140] 提出的基于信号延时字典的 LFM 信号稀疏表示方法，提出了快时间域稀疏采样在 LFM 成像雷达中的应用方法，并设计了压缩感知正交数字接收机，在利用随机采样大大降低中频信号直接采样频率的同时，实现了目标一位像正交重构。文献 [144] 提出了针对频率步进雷达的二维联合压缩感知成像方法，可以在二维采样中降低数据率。本节借鉴其思路，研究将 LFM 信号快时间域压缩感知与慢时间域压缩感知相联合，提出针对 LFM 雷达二维压缩感知成像方法，实现从快时间域和慢时间域的双重压缩采样，进一步降低成像所需数据率。本节利用 2D-SL0 二维压缩感知重构算法实现图像重构，相比于传统的一维重构算法，在算法复杂度和运算效率方面具有显著优势。

#### 2.4.1 二维联合压缩感知重构

被观测信号的稀疏表示模型是压缩感知研究的前提，本节研究小转角情况下的 LFM 雷达二维成像，因此首先尝试从矩阵运算角度来构造小转角 RD 成像算法的二维观测模型以及雷达回波序列的二维稀疏表示模型。本章第2.2.1小节中已经给出了单个雷达回波的系数表示模型为

$$\mathbf{s}_m = \boldsymbol{\Psi}_R \boldsymbol{\beta} \quad (2.17)$$

ISAR 成像通过对多个回波进行相参累积得到方位向高分辨率。此处假设多个回波已经完成包络对齐、相位补偿等相参化处理，则多个回波构成回波矩阵  $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2 \cdots \mathbf{s}_M]$ 。在 RD 成像中，方位向聚焦采用傅里叶变化实现，矩阵  $\boldsymbol{\Psi}_A$  表示

离散傅里叶变换矩阵，则成像回波矩阵的观测过程可以表示为：

$$\mathbf{S} = \boldsymbol{\Psi}_R \mathbf{P} \boldsymbol{\Psi}_A^T \quad (2.18)$$

由于空间目标尺寸通常小于雷达观测范围，因此目标在聚焦良好的成像结果中呈现明显稀疏性。从式(2.18)可以证明，在 LFM 雷达小角度 RD 成像中回波矩阵具有二维可稀疏性。

事实上，不仅成像雷达回波数据本身具备二维可稀疏性，其物理观测过程也具有明显的二维独立性。在雷达成像过程中，回波采样在快时间与慢时间域是独立进行的。慢时间采样是在指定的目标转角时刻发射雷达脉冲；快时间采样则是指对雷达回波进行逐个采样。因此，本文尝试对二维回波矩阵进行二维随机采样，其慢时间的随机采样的实现方法可以描述为从完整的理想观测转角中随机抽取一些观测角度；快时间随机采样则是从奈奎斯特采样的雷达回波中随机抽取部分采样点。用矩阵  $\boldsymbol{\Phi}_A$  表示慢时间域随机采样矩阵，用  $\boldsymbol{\Phi}_R$  表示快时间域的随机采样矩阵，则二维随机观测可以表示为

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\Phi}_R \mathbf{S} \boldsymbol{\Phi}_A^T = \boldsymbol{\Phi}_R \boldsymbol{\Psi}_R \mathbf{P} \boldsymbol{\Psi}_A^T \boldsymbol{\Phi}_A^T \quad (2.19)$$

令  $\boldsymbol{\Theta}_R = \boldsymbol{\Phi}_R \boldsymbol{\Psi}_R$ ,  $\boldsymbol{\Theta}_A = \boldsymbol{\Phi}_A \boldsymbol{\Psi}_A$ , 式(2.19)可以改写为

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\Theta}_R \mathbf{P} \boldsymbol{\Theta}_A^T \quad (2.20)$$

在式(2.19)所示的观测模型中，必须保证每个回波的快时间采样都采用相同的观测矩阵。这在雷达接收机系统实现中，需要设定一个固定的随机采样序列，对每个回波按相同的随机抽取顺序进行快时间随机采样。固定的快时间测量矩阵可以使整个采样过程符合式(2.18)，该方案的优点是可以减少硬件需要存储的采样矩阵数量，一定程度上降低了随机采样硬件的实现难度。其缺点是对雷达采样系统的定时精度提出了较高要求，需要对每个回波的波门时间和采样时刻精确控制，要求定时时钟精度不低于中频回波信号的奈奎斯特采样频率。相信随着雷达系统硬件水平的提高这种高精度定时的采样是可以实现的，因此本节主要讨论二维随机采样的实现方法及其算法可行性。

从式(2.20)所示的二维压缩采样结果  $\mathbf{Y}$  中尝试恢复目标二维图像  $\mathbf{P}$ ，我们称之为二维压缩感知重构成像。求解满足式(2.20)的最稀疏解，可以得到聚焦效果最好的成像结果。借鉴一维压缩感知的定义，本文将二维压缩感知定义为求解如下最优化公式：

$$\arg \min \|\mathbf{P}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{Y} = \boldsymbol{\Theta}_R \mathbf{P} \boldsymbol{\Theta}_A^T \quad (2.21)$$

求解式(2.21)所示的二维压缩感知重构问题有如下三种方法

方法一：将二维运算转换为一维运算。

对于测量结果矩阵  $\mathbf{Y}$  和被测二维矩阵  $\mathbf{P}$ , 分别进行行列堆叠得到  $\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{Y})$  和  $\mathbf{p} = \text{vec}(\mathbf{P})$ , 其中  $\text{vec}(\cdot)$  表示通过行列堆叠把矩阵转换为列向量。令矩阵  $\mathbf{K} = \Theta_R \otimes \Theta_A$ , 其中  $\otimes$  表示矩阵的克拉内罗积 (Kronecker Product), 式(2.20)可以改写为

$$\mathbf{y} = \mathbf{K}\mathbf{p} \quad (2.22)$$

式(2.22)所示模型为典型的一维压缩感知观测模型, 利用现有的一维压缩感知重构算法可以求解得到  $\mathbf{p}$  的稀疏解, 将  $\mathbf{p}$  的元素重新按照矩阵行列方式排列可以恢复为矩阵  $\mathbf{P}$ 。但是该方法的最大问题就是观测矩阵维度大幅度增加, 假设  $\Theta_R$  和  $\Theta_A$  维度分别为  $N \times P_x$ ,  $P_y \times M$ , 转换后得到的观测矩阵  $\mathbf{K}$  的维度为  $(N \times P_y) \times (P_y \times M)$ , 矩阵维度的剧烈增加导致矩阵运算量上升, 同时运算过程中矩阵的存储容量需求也大大提高。

方法二：分步一维重构

式(2.20)所示的采样过程中, 快时间与慢时间两个维度的测量是相互独立的, 重构过程也是二维可分离的。在传统的距离 - 多普勒成像中, 二维图像的聚焦过程也是在距离向和方位向两个维度分别展开进行。首先对每个回波进行脉冲压缩得到一维距离像, 然后再对每个距离单元进行方位向聚焦, 最终得到二维图像。式(2.21)所示的二维图像重构也可以采用相似的方法。

首先进行快时间域重构, 即求解如下一维压缩感知重构问题依次重构每个采样回波的一维距离像

$$\mathbf{p}_l = \min \|\mathbf{p}_r\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y}_l - \Theta_R \mathbf{p}_l\|_2^2 < e \quad (2.23)$$

其中  $\mathbf{y}_l$  表示第  $l$  个回波的快时间稀疏采样结果。对  $L$  个回波依次重构一维像后得到矩阵  $\mathbf{R}$ , 再对  $\mathbf{R}$  的每一行  $\mathbf{r}(m)$  进行转置得到向量  $\mathbf{r}(m)^T$ , 向量  $\mathbf{r}(m)^T$  作为方位向压缩采样的观测结果, 对其进行如下式所示的重构, 可以得到第  $m$  个距离单元的方位向聚焦结果。

$$\mathbf{p}^T(m) = \min \|\mathbf{p}(m)^T\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{r}(m)^T - \Theta_A \mathbf{p}(m)^T\|_2^2 < e \quad (2.24)$$

按照式(2.24)对  $\mathbf{R}$  的所有距离单元依次进行方位向重构后, 最终得到目标的二维像重构结果  $\mathbf{P}$ 。该方法与方法一相比, 每一步重构的运算复杂度降低, 但每幅图像所需的重构次数大大增加, 算法整体复杂度依然较高。

方法三：基于 2D-SL0 的二维重构

针对二维压缩感知重构问题，文献 [145] 在 SL0 算法的基础上提出了 2D-SL0 算法，文献 [146] 在 OMP 算法基础上提出了 2D OMP 方法。后者在应用中要求信号在两个维度具有同样的稀疏字典和压缩采样矩阵，无法适用于本章的二维雷达图像重构问题。在本章中，我们提出了基于 2D-SL0 的二维雷达图像重构方法，算法的伪代码如下所示。SL0 算法的核心思想是利用参数化连续函数

---

### 算法 2.1 基于 2D-SL0 的 LFM 成像雷达图像重构方法

---

已知：

LFM 回波二维稀疏采样矩阵  $\mathbf{Y}$ ，快时间距离维稀疏观测矩阵  $\Theta_R$ ，慢时间方位向稀疏观测矩阵稀疏字典矩阵  $\Theta_A^T$

求：

初始化重构图像矩阵  $\hat{\mathbf{P}}_0 = \Theta_R^\dagger \mathbf{Y} (\Theta_A^\dagger)^T$ ，初始化 SL0 算法所需的递减序列  $\sigma$ ；

外部迭代：

**for**  $j=1, \dots, J$  **do**

    令  $\sigma = \sigma_j$ ；

    在可行解集合  $\{\mathbf{P} | \mathbf{Y} = \Theta_R \mathbf{P} \Theta_A^T\}$  中求解使得代价函数  $(\mathbf{F}_\sigma(\mathbf{P}) = \sum_{i,j} \exp(-s_{ij}^2 / 2\sigma^2))$  最大化的解，具体求解方法是用如下所示的迭代方法

    令  $\mathbf{P} = \hat{\mathbf{P}}_{j-1}$ ；

    内部迭代：

**for**  $\ell = 1 \dots L$  **do**

            令  $\Delta = [\delta_{ij}]$ ，其中  $\delta_{ij} \triangleq \exp(-s_{ij}^2 / 2\sigma^2)$ ；

            令  $\mathbf{P} \leftarrow \mathbf{P} - \mu \Delta$ ，其中  $\mu$  为足够小的正常数；

            通过  $\mathbf{P} \leftarrow \mathbf{P} - \Theta_R^\dagger (\Theta_R \mathbf{Y} \Theta_A^T - \mathbf{Y}) (\Theta_A^\dagger)^T$  求解  $\mathbf{P}$  在可行解集合内的映射结果。

**end for**

**end for**

    迭代结束，迭代结果  $\hat{\mathbf{P}}_J$  即目标的二维图像。

---

$F_\eta(\sigma) \triangleq \sum_{i=1}^N f_\eta(\sigma_i)$  和  $\|\sigma\|_0 = N - \lim_{\eta \rightarrow 0} F_\eta(\sigma)$  来逼近所求解向量的  $\ell_0$  范数，其中  $f_\eta(\sigma) \triangleq \exp\left(-\frac{|\sigma|^2}{2\eta^2}\right)$ 。本章所用的 2D-SL0 算法通过优化矩阵的最小  $\ell_2$  范数求解方法以及矩阵投影到可行解集合的方法，直接通过矩阵运算实现二维信号重构，整个算法与 SL0 算法的核心流程基本一致，同时保留了 SL0 算法参数简单、迭代次数少的优点。本节所提的基于 2D-SL0 的二维雷达图像重构方法基于目标成像结果的二维稀疏性及二维可分离性，利用二维随机测量结果，不仅可以有效提高 LFM 成像雷达的数据利用率，并可以一定程度上提高成像效果。

综合以上分析，本文给出了 LFM 雷达二维压缩采样和二维图像重构的具体流程如下：

- (1) 首先设定慢时间随机采样比例，确定随机脉冲个数  $L$ ，选择  $L$  个随机脉冲观测时刻，结合完整观测的脉冲个数  $M$ ，可以构造  $L \times M$  维的慢时间域随机采样矩阵；
- (2) 设定快时间域随机采样比例，确定单个脉冲随机采样个数  $K$ ，结合奈奎斯特采样的脉冲长度  $N$ ，构造  $K \times N$  维的快时间域随机采样矩阵；
- (3) 按照步骤(1)中确定的随机脉冲观测时刻，依次发射脉冲，利用图2.5所示的快时间压缩采样办法，用同样的随机采样序列，对每个脉冲回波进行随机采样，得到单个脉冲的压缩采样结果向量  $\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(L)$ ，按列对采样结果进行排列，可以得到观测结果矩阵  $\mathbf{Y}$ ；
- (4) 采用算法2.1重构目标二维图像  $\mathbf{P}$

#### 2.4.2 仿真和实测数据处理结果

本节将上一节所提的二维压缩采样方法及二维图像重构方法应用到仿真数据和实测数据中，以验证算法的有效性。

仿真目标为一架飞机模型，其散射点分布如图 2.15(a) 所示，假设目标回波符合小转角转台成像模型，即回波包络对齐和相位补偿已经完成。雷达发射 LFM 信号，带宽  $B = 1GHz$ ，载频  $f_c = 2.4GHz$ ，脉冲宽度  $T_p = 300\mu s$ ，雷达回波为中频直接采样，采样频率  $f_s = 2.4GHz$ ，单个回波完整采样点数为  $N = 720320$ 。目标距离  $R = 10000m$ ，观测波门距离大小为  $r_{gate} = 20m$ ，雷达成像所需脉冲个数为  $M = 256$ 。首先采用传统成像方法，对回波完整数据进行 ISAR 成像，得到结果如图 2.15(b) 所示。

为了验证二维随机采样可行性，该实验设定快时间压缩采样比例和慢时间压缩采样比例分别为  $N/K = 10$  和  $M/L = 4$ 。采用上一节所提的压缩采样方法对雷达回波数据进行二维随机采样，得到二维随机采样结果，同时分别构造快时间域和慢时间域的随机采样矩阵。

采用上一节中提到的三种二维重构方法分别对目标图像进行重构，算法代码均基于 Matlab 2010b 实现，运行平台为 Intel(R) Core(TM) i5-3740 @3.2GHz CPU, 8GB 内存。然而，由于快时间域回波维度太大，即使采用 10 倍压缩采样后，采用 Kronecker 积将二维观测矩阵转型构造得到一维矩阵大小仍然为  $K \times M \times L \times N_{dic}$ ，矩阵所需存储容量巨大，重构算法中必须的矩阵求逆、矩阵相乘等运算需要消耗巨大的内存和运算资源，导致 Matlab 程序运行失败。另外两种算法则顺利运行，分步重构算法得到的图像结果如图2.15(c)所示，基于 2D-SL0 算法得到的重

构结果如图2.15(d)所示。可以看出，相比传统 RD 成像方法，两种压缩感知成像算法均能够从二维稀疏采样的回波数据中重构目标图像。在没有明显损失图像质量的前提下，所需成像数据量大大降低。实验过程中发现，2D-SL0 与 SL0 算法一样，无需信号稀疏度的先验信息，算法通用性和鲁棒性较高。

为了对比分析各种算法的运算复杂度，表2.3分别列举了三种算法的运行时间。可以看出，2D-SL0 算法相比分步式重构算法，算法复杂度大大降低，而基于 Kronecker 积的二维转一维的重构算法，只适用于观测矩阵维度较低的情况，本实验采用的平台中根本无法完成对二维成像结果的重构，足以证明该算法的复杂度之高。

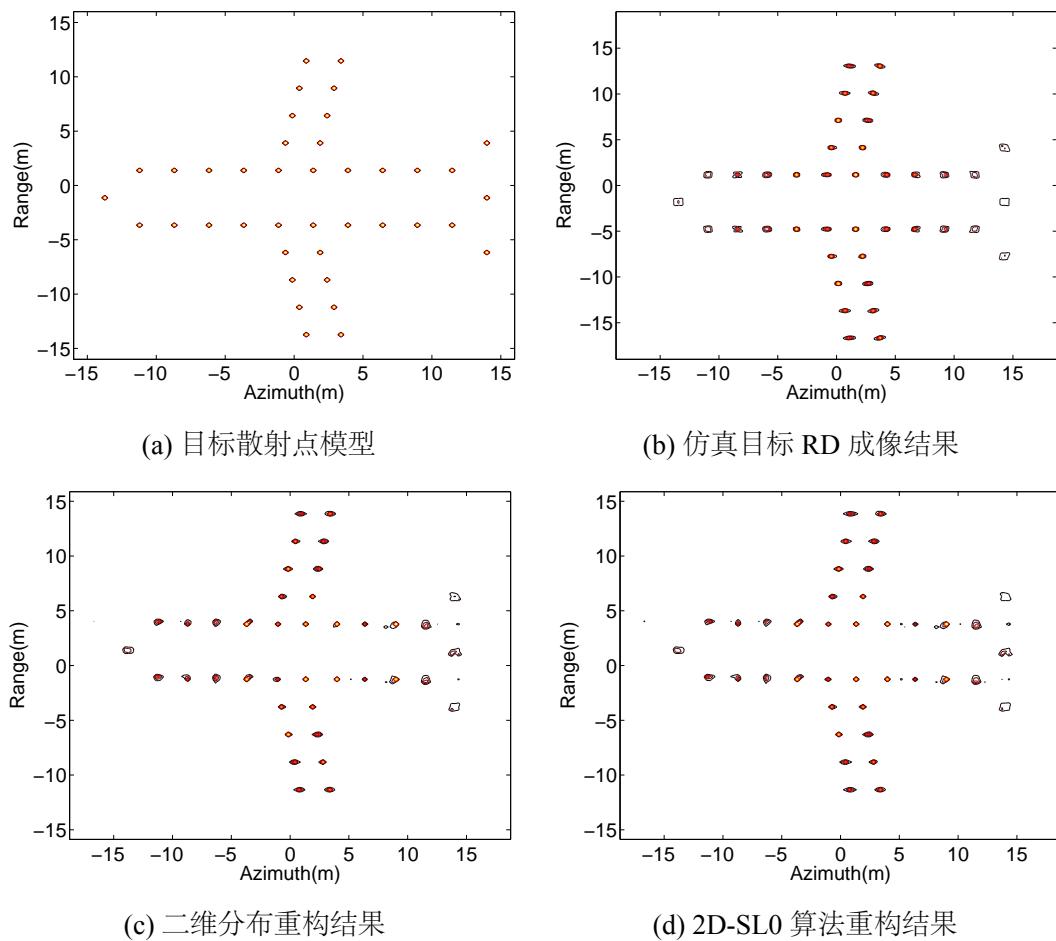


图 2.15 二维压缩感知成像仿真实验结果

除仿真实验外，本文还给出了基于实测数据的二维压缩感知成像结果。为了保证本节提出的二维算法能够运行，本实验中首先对回波数据进行了包络对齐和相位补偿等相参化处理，使得回波数据满足转台成像模型。然后对第2.3.3.3节中的实测雷达数据进行二维随机抽取。将快时间域随机抽取比例设为 40，慢时间随

表 2.3 几种二维成像算法的算法运行时间对比

方法	运行时间
传统距离多普勒算法	11.6sec
二维转一维方法	Failed(out of memory)
分步式重构方法	21.9sec
基于 2D-SL0 的二维重构	10.2sec

机采样比例设为 4，即从 512 个回波中随机抽取 128 个回波。由于基于 Kronecker 积的二维转一维的重构算法无法实现大维度二维矩阵重构，该实验只对比另外两种二维重构方法的实测数据处理效果。图2.16(a)所示为分步式二维重构方法得到的重构图像，算法运行时间为 146.7sec。图2.16(b)是 2D-SL0 算法得到的二维重构结果，算法运行时间为 69.2sec。对比图2.16(a)与2.16(b)，可以看出，二者重构结果几乎一致，但是分步重构算法的运行时间是 2D-SL0 算法的两倍有余，再次证明了 2D-SL0 可以大大提高二维压缩感知重构的运算效率。

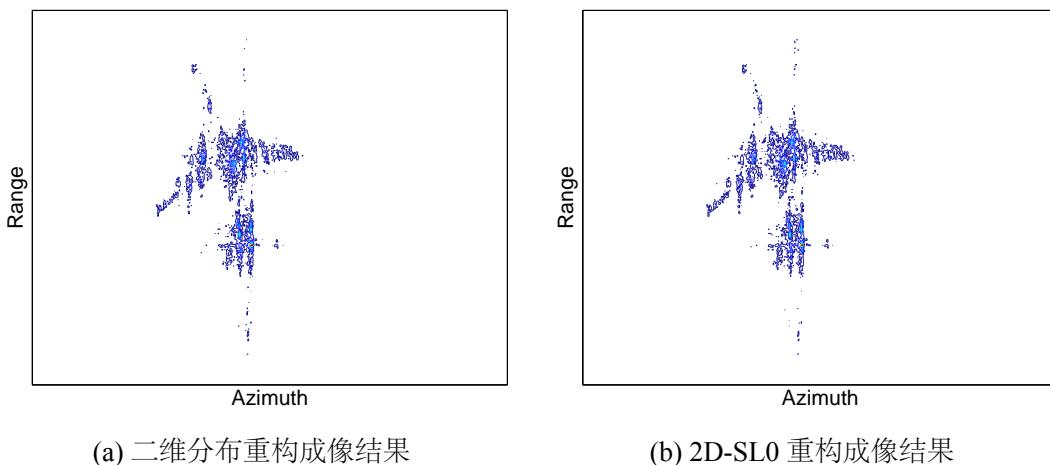


图 2.16 二维压缩感知成像实测数据处理结果

## 2.5 本章小结

本章主要研究了基于压缩感知随机采样的 LFM 成像雷达中频数字接收机设计，提出了一种全新的压缩采样数字接收机，采用性能较低的 ADC 实现了对高频率大带宽的中频信号直接采样，大大降低了雷达数字接收机的设计成本和硬件复杂度。本章还推导了 LFM 雷达中频信号稀疏模型，提出了实信号在复信号字典中的稀疏表示方法。提出了一种正交重构算法，能够实现从欠采样的中频回波中直接重构雷达目标复一维距离像，同时得到目标的幅度信息和相位信息。采用

SL0 算法验证了正交重构算法的可行性。最后通过仿真实验和实测雷达数据处理验证了采样方法和重构算法的可行性，利用正交重构方法得到的一维像序列进行二维成像，成像结果证明了正交重构算法具有很好的保相性，实验同时证明了压缩采样比例对于重构效果的影响。

中频回波随机采样与正交一维像重构实现了 LFM 雷达回波快时间域压缩感知，在此基础上，本文提出了针对 LFM 雷达信号的二维压缩感知成像方法，在快时间域和慢时间域同时进行压缩感知随机采样。提出了一种基于 2D-SL0 的二维成像重构算法，与常规压缩感知成像相比，二维压缩感知成像充分利用了空间目标成像在方位向和距离向的二维稀疏性，进一步降低了成像所需数据。理论分析和实验结果证明，基于 2D-SL0 算法的二维图像重构由于避免了超大维度矩阵运算，同时继承了 SL0 算法的诸多优点，与直接转换一维运算和分步重构算法大大降低了算法复杂度。最后通过仿真和实测数据处理验证了本章所提算法的可行性。

## 第三章 压缩感知 ISAR 成像相位补偿技术

### 3.1 引言

基于转台模型的 ISAR 成像中，方位向聚焦要求多个雷达回波之间具有比较理想的相参性。然而在实际 ISAR 雷达测量过程中，由于存在不可避免的误差和噪声影响，加上目标的非合作运动，目标的回波数据一般无法满足理论模型<sup>[113, 147]</sup>。因此，必须通过相关算法对数据进行运动补偿和相位校正，使数据相参化并满足理想的转台模型，才可以聚焦得到目标成像结果。ISAR 成像前的补偿一般由距离包络对齐和相位校正两个部分组成。包络对齐是指用来补偿由目标运动或波门距离误差导致的目标在回波波门中的位置偏差<sup>[148]</sup>。相位校正则是用来校正回波中目标平动分量带来的初相误差，从而使回波初相变化符合目标的转动，即回波相参化<sup>[6]</sup>。此外，还有专门针对雷达系统本身不理想导致的系统失真补偿、针对目标高速运动带来的相位高次项补偿和目标转角过大带来的越距离单元徙动补偿等等。总而言之，针对回波数据的补偿是 ISAR 成像不可或缺的处理过程，也是当今 ISAR 成像研究的重中之重。

从补偿方法的理论依据来划分，成像数据补偿一般可以分为基于参数补偿和基于数据分析的补偿两大类。基于参数是指基于精确测量的系统误差，并通过相关算法将测量误差补偿掉<sup>[149]</sup>。例如，精确测量的目标速度可以用来补偿高速运动带来的匹配滤波参考信号失配和多普勒频移等问题。基于数据分析的补偿方法是指通过分析测量数据，对测量误差和系统误差做估计，然后利用估计误差结果对回波进行补偿。然而，即使目前最精确的测量手段也存在误差，而雷达成像对相位精度要求极高。基于参数的补偿很难将所有误差消除到成像聚焦可接受的范围。因此，基于数据的补偿和自聚焦技术在 ISAR 成像研究及实测数据处理中得到了更广泛的应用。

压缩感知技术作为一种新兴的信号处理方法，已经在雷达成像领域取得了一定的研究进展，张磊<sup>[125, 126]</sup>等人已经证明在雷达回波慢时间域进行稀疏采样(即在脉冲相参积累周期内随机发射和接收脉冲)后可以利用较少的回波重构出目标二维像。贝叶斯压缩感知、随机噪声雷达等模型也在压缩感知雷达成像中取得了一定的研究成果<sup>[150-152]</sup>。此外，雷达成像结果的块稀疏性等属性也给压缩感知重构增加了更多正则化约束，从而取得更好的成像重构效果<sup>[153]</sup>。压缩感知成像的目的可以分为两种，第一是利用比现有成像算法更少的回波数据取得等效的成像效果；第二则是利用现有数据取得更好的成像效果。目标成像结果的稀疏性

是压缩感知得以应用的前提，这一点已经在众多压缩感知成像研究中得到了证明[102, 113, 154]。

目前大部分现有压缩感知成像研究都是基于仿真数据，或是对平动补偿后的数据进行慢时间域的事后稀疏，然后用来验证稀疏成像算法。这种研究方法的重点在于验证压缩感知重构雷达图像的可行性，但很多都没有考虑对回波数据观测误差的补偿，因此这样得到的模型和算法难以应对复杂的实测数据场景。文献[135]提出了一种压缩感知 ISAR 自聚焦的方法，但是方法模型比较简单，对于低信噪比或目标散射模型缺少特显点的情况效果不佳。无论是在慢时间还是快时间域的稀疏采样，欠采样的原始数据都与传统成像方法的完整采样数据有很大不同。非均匀随机脉冲是压缩感知成像雷达中最常用的欠采样方法，随机脉冲导致相参积累周期内的回波个数不足，同时回波慢时间域的非均匀采样导致方位向无法使用常规的傅里叶变换或 Keystone 插值等方法进行聚焦，因此许多在传统成像中可用的相位补偿方法均无法应用于随机脉冲中。原有的基于数据的相位误差估计方法都是基于脉冲等间隔采样的模型，无法在欠采样数据中发挥作用。更重要的是，回波信息的缺失，导致脉冲之间的相位跳变更严重，常规的相位补偿算法没有充分利用目标稀疏性这一先验信息，误差估计和补偿精度大大降低，因此对稀疏回波的补偿效果不理想。

本章旨在研究当随机脉冲回波不足时，压缩感知成像的自聚焦问题。本章研究考虑实测数据的噪声和测量误差情况，提出了一种基于数据的相位误差补偿方法。本方法充分利用目标成像结果的稀疏性，将相位误差估计等效为一个联合优化问题，将重构结果的最小  $\ell_0$  范数和图像最小熵分别共同目标重构正则化的代价函数。使用迭代方法对优化问题求解。在每一个迭代过程中，首先使用压缩感知重构算法基于现有误差重构目标；然后基于最小熵或最大对比度准则从当前重构目标结果估计相位误差。用当前误差补联回波数据，然后进入下一次迭代。本章所提算法主要针对压缩感知成像随机脉冲数量不足时的情况，基于稀疏采样的回波估计相位误差，对相位误差补偿的同时实现图像压缩感知重构，误差估计精度和图像重构质量随迭代逐渐提高。通过仿真实验验证了该算法对不同类型的相位误差的效果，对实测数据的处理结果进一步证明了该算法的有效性。本章内容安排如下：第二节建立了包含相位误差的 ISAR 成像模型，同时介绍了传统的迭代相位误差补偿方法；第三节给出了随机脉冲的压缩感知成像模型，提出了结合相位误差估计与图像重构的自聚焦方法；第四节给出了仿真和实测数据处理结果，验证了方法对于不同类型相位误差的有效性。第五节对本章内容进行了小结。

## 3.2 压缩感知成像相位补偿原理与数学模型

### 3.2.1 RD 成像中的相位校正

在理想的 ISAR 成像模型中，目标回波经过平动被补偿后满足理想的转台模型。然而在实际测量中，由于噪声和测量误差不可避免，必须进行相应的补偿以恢复理想的转台模型以及数据的相参性。由于 ISAR 成像目标一般是非合作目标，无法准确获知目标的真实速度和距离信息，因此无法使用基于目标参数的补偿算法对目标观测误差进行补偿。

基于数据的相位补偿方法也被称为自聚焦<sup>[3]</sup>。在自聚焦算法中，实用的观测误差补偿一般分为包络对齐和相位校正两个环节。包络对齐是通过调整回波内的时延，将目标在距离向内的距离单元位置对齐。对齐一般在相位补偿前进行，可以看做粗糙的相位补偿，常用方法如最小熵包络对齐方法、最大相关法和基于整体最优准则的包络对齐方法等。在慢时间稀疏欠采样的压缩感知成像中，雷达回波的脉冲间隔不均匀，但单个脉冲的包络并不受影响。由于包络对齐只需要回波一维像的幅度包络信息，因此，常规的包络对齐方法对慢时间欠采样稀疏回波仍然有效。图3.1 给出了对某飞机目标回波序列进行包络对齐实验的结果。图3.1(a)为原始 512 个回波序列，采用平均包络最小熵算法对回波进行包络对齐后结果如图3.1(b)所示。对回波分别进行两倍和四倍随机抽取后再进行包络对齐，结果如图3.1(c)和图3.1(d)所示。从图中对比可以看出，距离对准效果不受慢时间随机抽取的影响，因此本文的压缩感知自聚焦研究中，包络对齐采样传统 ISAR 自聚焦的平均包络最小熵对齐算法，本文的主要研究内容是在包络对齐的基础上对稀疏回波进行相位校正。

相位校正相比包络对齐则要复杂的多，对于采用 LFM 信号的成像雷达，假设发射信号为

$$s_T(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}\gamma t^2\right)\right) \quad (3.1)$$

其中  $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1 & |u| \leq 1/2 \\ 0 & |u| > 1/2 \end{cases}$ ， $f_c$ 、 $T_p$ 、 $\gamma$  和  $t$  分别代表载波中心频率、脉冲宽度、调频斜率和回波快时间。

对于散射点  $P(x, y)$ ，回波经脉冲压缩后得到一维距离像，则第  $m$  个脉冲的回波可以表示为：

$$G(m, n) = \sum_{m=1}^M \beta_{mn} \exp(j\phi_t(m)) \exp\left(j\frac{2\pi}{M} mn\right) \exp(j\phi_e) \quad (3.2)$$

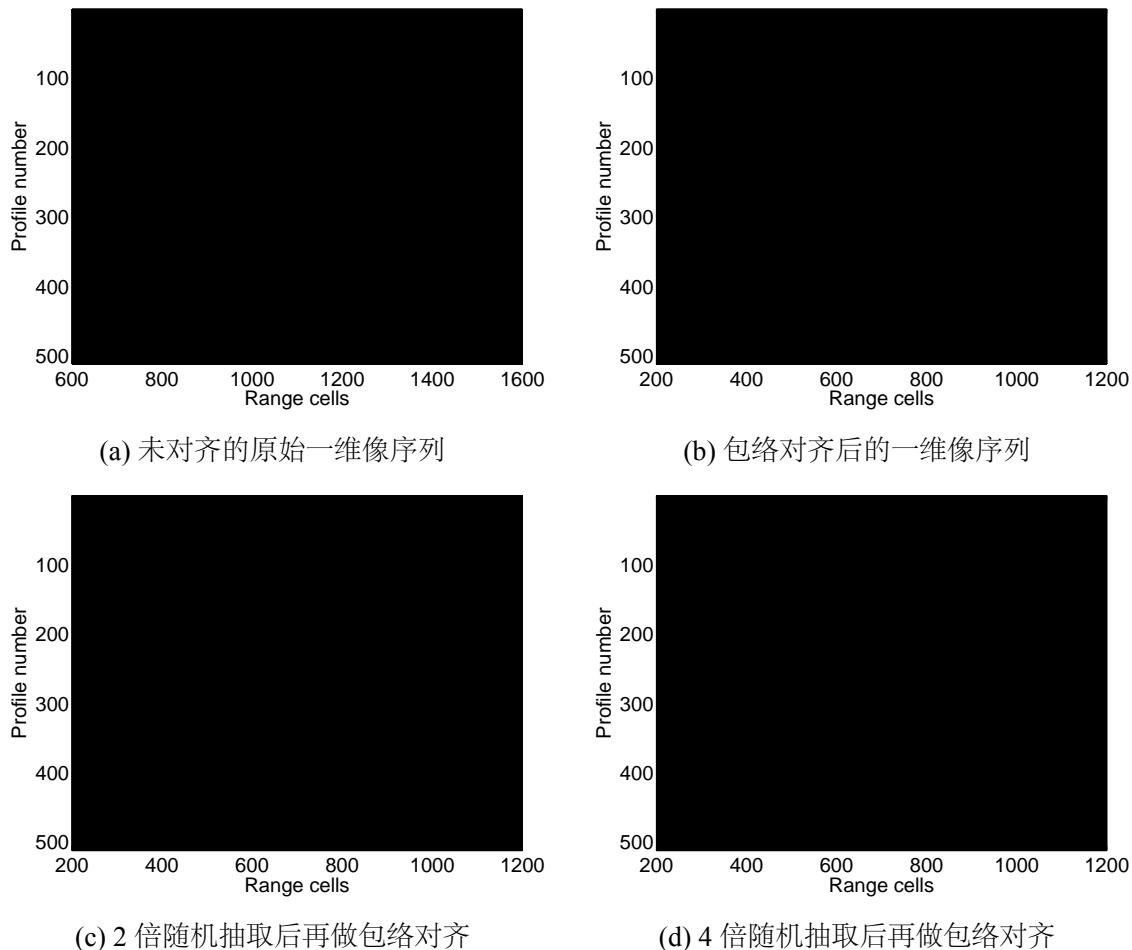


图 3.1 二维压缩感知成像实测数据处理结果

其中  $\exp(j\frac{2\pi}{M}mn)$  表示由散射点绕转台模型旋转中心转动产生的转动分量，而  $\exp(j\phi_t(m))$  表示由目标平动产生的平动多普勒分量， $\exp(j\phi_e)$  表示由观测误差导致的相位误差。通常  $\exp(j\phi_t(m))$  和  $\exp(j\phi_e)$  都是未知的，是影响方位向聚焦的主要原因，需要对这部分相位分量进行补偿。

常规 ISAR 成像中的相位校正可以分为基于信号相参性的校正与基于成像效果最优化的校正。基于信号相参性的相位校正是指通过回波数据估计目标运动和测量误差带来的相位误差，然后对估计误差进行补偿，从而恢复回波的相参性。常见的方法有单特显点补偿法和多特显点补偿法。单特显点法需要在图像中存在至少一个只存在单个散射点的距离单元，然后将该散射点循环平移至转台中心，则该距离单元的多普勒频率为 0。依此可以得到每个回波的相位误差，从而进行相位校正。然而，即使图像中存在孤立散射点的目标，不可避免的观测噪声和杂波也会对散射点回波相位进行干扰和调制，导致单特显点算法效果恶化。将多个强散射点距离单元综合积累处理可以有效提高信杂比，于是便得到多特显点综合

法。考虑距离单元综合积累处理对于起始相位和多普勒频率的敏感性，一般实用的多特显点法均采用相位差分方法，利用相邻回波的共轭相乘得到相邻的初相误差。尽管此方法估计相位误差精度较低，但通过加窗和多次迭代后，仍可以获得较好的补偿精度。

基于成像效果最优化的校正是指通过迭代或其他方法搜寻最合适的相位补偿量，从而使得成像结果质量最好。根据成像质量衡量标准不同，此类方法常见的有最小熵自聚焦方法和最大对比度自聚焦等。以最小熵自聚焦为例，相位误差是造成图像散焦和模糊的主要原因，而对于同一个目标图像，聚焦效果越好则图像熵越小。因此，最小熵相位补偿方法的原理就是通过寻求使图像熵最小的相位误差补偿向量，从而得到理想的相位补偿精度以及聚焦更清晰的成像结果。该方法设定一个初始相位误差，采用迭代运算。每次迭代中，首先利用当前相位误差对回波进行补偿，随后对回波沿慢时间做傅里叶变换得到成像结果  $I(n, m)$ 。

当前成像结果的图像熵为：

$$E(\mathbf{I}) = - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M D(n, m) \ln [D(n, m)] \quad (3.3)$$

其中  $D(n, m)$  表示图像的散射密度

$$D(n, m) = \frac{\|I(n, m)\|^2}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \|I(n, m)\|^2} \quad (3.4)$$

文献 [155] 从理论角度给出了最小熵优化的计算方法，但其巨大的运算量导致算法复杂度太高。文献 [156] 又在此基础上提出了一种快速最小熵相位补偿方法并迅速得到了验证和广泛应用，成为目前对实测数据效果最理想的方法之一。快速最小熵方法对雷达噪声模型和目标轨迹等参数没有限制，是一种典型的基于图像质量优化的非参数估计方法，其步骤可以概括如下：

第一步：初始化相位误差估计结果  $\hat{\theta}_l(n)$ ，初始化迭代次数  $l=1$ ；

第二步：利用当前相位估计误差对每一个回波一维距离像与当前的相位补偿量  $\exp(-j\hat{\theta}_l(n))$  相乘，然后对补偿后的回波沿慢时间进行傅里叶变换，得到二维成像结果  $\mathbf{I}_l$ ；

第三步：计算当前成像结果的图像熵  $E(\mathbf{I}_l)$ ，当迭代次数大于 1 时，计算当前熵与上一次图像熵  $E(\mathbf{I}_{l-1})$  的差，当  $E(\mathbf{I}_l) - E(\mathbf{I}_{l-1}) \leq e$  时停止迭代；

第四步：对成像结果  $I(n, m)$  每个点计算  $\ln(|I_l(n, m)|) \cdot I_l^*(n, m)$  得到  $F(\mathbf{I})$ ，并对  $F(\mathbf{I})$  沿一维距离方向做傅里叶变化得到  $R_l(n, m)$ ；

第五步：当前回波相位误差补偿量通过下式计算得到

$$\frac{\sum_{k=1}^K G^*(n, k) R_l^*(n, k)}{\sum_{k=1}^K G(n, k) R_l(n, k)} \quad (3.5)$$

第六步：令  $l = l + 1$ ，进入下一次迭代。

我们利用一组带有相位噪声的实测数据来验证几种不同算法的相位补偿效果，结果如图3.2所示。从图3.2中的对比可以看出，快速最小熵方法得到的图像聚焦程度要明显好于单特显点和多特显点相位补偿算法。三种算法在同样环境的计算机上运行，单特显点算法运行时间为  $0.01\text{s}$ ，多特显点方法为  $0.09\text{s}$ ，快速最小熵方法的平均时间为  $0.15\text{s}$ 。快速最小熵方法算法复杂度略高，但与多特显点差距不大，在一般图像尺寸下计算时间属于可接受范围。由于快速最小熵有更好的鲁棒性和自聚焦效果，因此在实测数据处理中应用更为广泛。

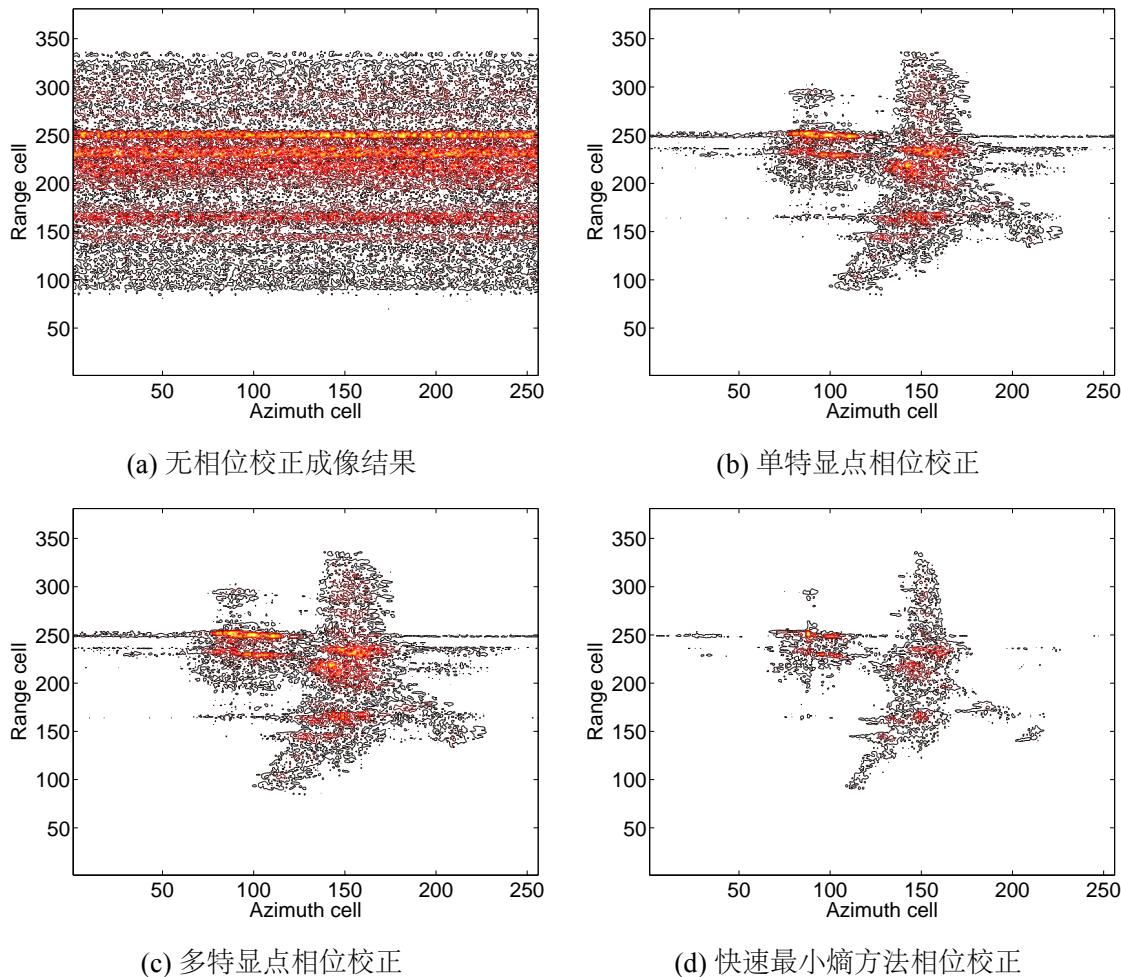


图 3.2 RD 成像相位补偿算法对比

### 3.2.2 压缩感知成像中的相位补偿模型

本章研究的慢时间域压缩感知成像，相位补偿同样是不可或缺的步骤。慢时间域随机采样给相位补偿带来了两个问题：第一，随机采样导致回波脉冲间隔不均匀，相位变化规律与常规 ISAR 成像数据有很大不同。第二，欠采样导致回波数量严重不足，样本信息丢失给相位误差估计和补偿带来更大困难。根据多特显点算法的原理，该算法对于方位向欠采样的回波数据依然有效。多特显点算法总是以相邻回波作为下一个回波补偿的参考，压缩感知成像中由于回波数量太少以及脉冲间隔不均匀，导致每一次回波相位补偿都会带来更加严重的误差累积，严重影响相位补偿效果。

为了研究压缩感知成像的相位补偿，我们首先从压缩感知的角度出发，建立合适的相位误差模型。根据慢时间压缩感知成像模型，经过完美包络对齐和相位补偿后的目标回波可以表示为：

$$\mathbf{S}_R = \Psi \mathbf{P} \quad (3.6)$$

其中， $\mathbf{S}_R$  表示目标的一维距离像回波矩阵，每一列代表一个回波一维像。矩阵  $\mathbf{P}$  表示目标的二维成像结果，矩阵  $\Psi$  是构建的观测矩阵，其矩阵列元素为

$$\psi_i = \exp [-j2\pi f_d(i)m] \quad (3.7)$$

ISAR 成像的方位向聚焦过程可以通过矩阵运算的方式表示为

$$\mathbf{P} = \Psi' \mathbf{S}_R \quad (3.8)$$

矩阵  $\Psi'$  是矩阵  $\Psi$  的逆。在距离 - 多普勒成像中，对目标回波沿慢时间进行傅里叶变换可以实现方位向聚焦，因此矩阵  $\Psi'$  在此处等于  $M$  维的傅里叶矩阵， $M$  表示回波数量。

考虑目标回波中的初相误差，观测过程中每个回波具有不同的初相误差，式(3.6)改写为

$$\mathbf{S}_R = \Theta \Psi \mathbf{P}. \quad (3.9)$$

其中  $\Theta$  是代表相位误差的对角矩阵  $\text{diag}\{\theta_1, \theta_2 \cdots \theta_M\}$ ，其对角线元素  $\theta_m$  表示第  $m$  个回波的相位误差。

本章所研究的慢时间压缩感知成像是指 ISAR 雷达在相参累积周期内，由于观测条件欠佳、雷达脉冲重频太低或目标观测窗口太短等原因造成回波数量不足，雷达回波在慢时间域内欠采样，回波数量不足导致 RD 成像等常规方法无法

成像。空间目标在成像结果中往往呈现比较明显的稀疏性，目标在成像结果中只占据少量像素。压缩感知理论表明，压缩采样可以应用在稀疏信号或可稀疏信号采样中，利用压缩感知重构算法可以从欠采样结果中重构原始信号。随机采样就是一种有效的压缩采样方法。文献 [157, 158] 已经证明利用压缩感知可以从慢时间域随机发射的稀疏回波中重构目标图像。

假设慢时间稀疏采样从完整的  $M$  个回波中随机抽取  $L$  个回波构成稀疏回波矩阵  $Y$ ，从式(3.6)可以得到压缩感知成像的观测过程为：

$$Y = \Phi S_R = \Phi \Psi P \quad (3.10)$$

矩阵  $\Phi$  为  $L \times M$  维的观测矩阵，并且  $L < M$ ，根据随机抽取采样的原理，矩阵  $\Phi$  可以解释为从  $M \times M$  的单位矩阵  $I_M$  中随机抽取  $L$  行得到。

压缩感知成像利用压缩感知重构算法从稀疏回波中尝试重构目标图像，其过程可以表述为

$$P = \arg \min_P \{ \|P\|_1 \} \quad \text{s.t.} \quad Y = \Phi \Psi P \quad (3.11)$$

考虑一些不可避免的观测误差，在重构代价函数中综合考虑观测误差与目标二维像的稀疏性。重构公式可以进一步改写为联合优化的形式

$$P = \arg \min_P \{ \lambda \|Y - \Phi \Psi P\|_2 + \beta \|P\|_1 \} \quad (3.12)$$

其中  $\lambda$  和  $\beta$  为正则化参数，用来分别指定在重构代价函数中重构误差与二维像  $\ell_0$  范数的贡献值。

在该重构模型中，重构误差  $\|Y - \Phi \Psi P\|_2$  主要考虑了观测过程中的加性噪声，没有针对相位噪声做针对性处理。为了验证该方法对于存在相位误差的目标是否能够重构二维像，我们进行了一组仿真实验。仿真条件为：雷达 LFM 信号带宽 1GHz，中心频率 10GHz，脉冲宽度  $10\mu s$ ，目标散射点模型如图所示，方位向完整采样的相参累积回波个数为 256。仿真回波数据假设脉冲距离对准已经完成，首先进行无相位误差条件下的压缩感知成像。随机抽取 64 个回波，采用 SL0 算法依次对每个距离单元进行方位向重构得到二维像结果，如图3.3所示，在没有相位误差的情况下，SL0 算法可以较理想的重构目标图像。在增加了随机相位误差之后，采用同样的方法对同样数量的回波进行重构，重构结果如图3.3(c)所示。显然，缺少适当的相位补偿导致重构图像无法聚焦。

为了解决相位误差对于压缩感知成像的影响，我们首先从数学模型角度进行分析。结合式(3.9)与式(3.10)，将相位误差加入到压缩感知成像观测测量过程中，

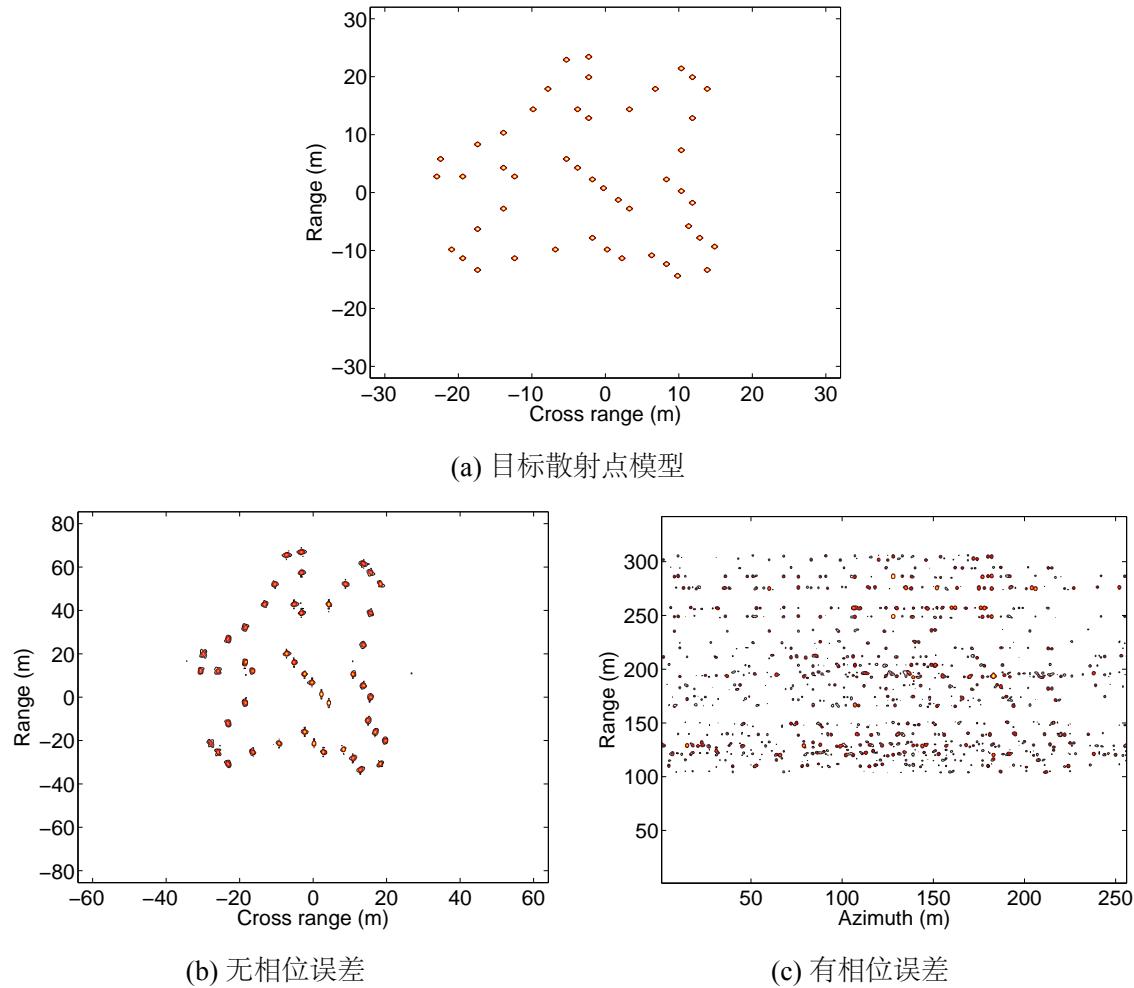


图 3.3 相位噪声对仿真目标稀疏回波压缩感知成像的影响

可以得到：

$$\mathbf{Y} = \Phi \Theta \mathbf{S}_R = \Phi \Theta \Psi \mathbf{P} + \mathbf{n}. \quad (3.13)$$

对角矩阵  $\Theta$  表示每个回波的相位误差，作用于回波矩阵  $\mathbf{S}_R$  中的每一列。由于相位误差未知，常规的压缩感知算法无法得到理想的重构图像。

本章首先尝试应用传统的相位补偿方法解决压缩感知成像的自聚焦问题。选择了最具代表性的单特显点方法、多特显点方法和最小熵自聚焦方法，尝试恢复随机回波的相参性。从单特显点和多特显点方法的原理看以看出，这两种方法依次对每个回波进行处理，每个回波与上一个回波进行共轭相乘得到相邻回波的相位差并进行补偿。对于稀疏回波来说，该方法存在的隐患是在信噪比和信杂比不高的情况下，很难通过共轭相乘得到正确的相位差，因此每一次回波的相位估计都会存在误差，继而在多个回波处理时造成误差累积。回波间隔不均匀导致相邻回波相位跳变更加剧烈，进一步加剧了这种误差累积。

利用仿真实验证多特点方法对于随机回波的相位补偿效果。仿真目标采用飞机散射点模型，雷达参数与上一个实验保持一致，完整回波个数为 256，随机抽取回波进行压缩采样。随机抽取比例分别设为 25% 和 50%。回波中添加了随机相位误差，压缩感知重构采用 SL0 算法。实验分别使用单特显点方法、多特显点 PGA 方法和快速最小熵方法对各个回波相位误差进行估计和补偿，然后再采用 SL0 算法进行重构。实验结果如图3.4 所示，第一行成像结果为随机抽取比例设为 25% 时的重构结果，第二行图像中，随机抽取比例设为 50%，。从图3.4 可以看出，虽然三种相位误差补偿方法对完整回波的传统 RD ISAR 成像有较好的相位补偿效果，但是在回波稀疏采样的情况下，传统方法的补偿效果均不甚理想。并且相位补偿效果随着稀疏采样回波个数减少而下降。该实验证明了三种传统的自聚焦方法在压缩感知成像中都具有明显的局限性，对于随机回波的相位补偿效果不够理想，并且补偿效果随回波抽取倍数增加明显下降。通过分析不难发现，传统的相位误差补偿方法并没有利用目标成像结果稀疏性这一先验信息，因此，有必要针对稀疏回波情况提出具有针对性的相位误差补偿算法。

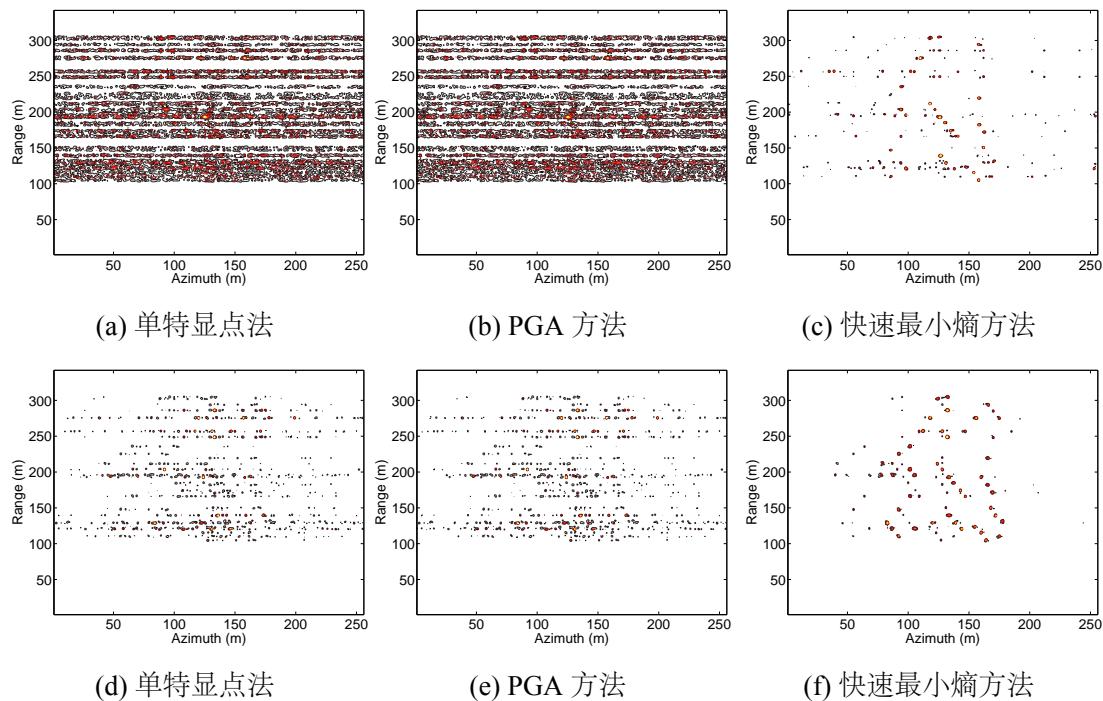


图 3.4 常规自聚焦方法对稀疏回波的相位误差补偿效果

### 3.3 基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法

本章上一节中通过仿真实验证明了传统 ISAR 成像的相参化补偿方法在压缩感知成像中的局限性。这些方法都将压缩感知成像重构与相位补偿分开进行，尝

试首先完成相位补偿，然后对补偿后的数据再进行二维像重构。本文针对压缩感知成像的特点，另辟蹊径提出了一种专门针对稀疏回波压缩感知成像的自聚焦方法，参考最小熵自聚焦方法的思路，将成像质量优化、相位误差估计与图像重构过程结合在一起。从压缩感知重构的角度出发，雷达目标成像可以表述为求解优化如下联合代价函数的过程。

$$T(\mathbf{P}, \Theta) = \lambda \|\mathbf{Y} - \Phi \Theta \Psi \mathbf{P}\|_2 + \beta \|\mathbf{P}\|_1 + \eta E(\mathbf{P}) \quad (3.14)$$

其中  $E(\mathbf{P})$  表示对图像质量的评估，如图像熵和图像对比度的倒数。本文采用图像熵作为评估办法，则稀疏成像的重构过程可以改写为如下优化问题

$$\mathbf{P} = \arg \min_{\mathbf{P}} \{T(\mathbf{P}, \Theta)\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{Y} = \Phi \Theta \Psi \mathbf{P} \quad (3.15)$$

由于相位误差不可知，该优化问题无法利用常规的 OMP、SL0 等压缩感知方法求解。本文综合杨俊刚在文献 [159] 中提出的方法与传统的最小熵自聚两种方法的特点，提出一种迭代算法求解式(3.15)。迭代过程主要通过图像重构、相位误差估计和误差补偿三个步骤循环进行。其中，图像重构过程与常规的压缩感知重构方法无异，通过最小化每一个距离单元的  $\ell_0$  范数得到图像重构结果；相位误差估计则利用图像最小熵准则估计回波相位误差。然后利用估计误差对稀疏回波进行补偿，再进行下一次迭代。算法流程如表3.1所示。

---

### 算法 3.1 基于图像最小熵优化的压缩感知相位自聚焦算法框架

---

**已知：**稀疏回波矩阵  $\mathbf{Y}$ ，稀疏字典矩阵  $\Psi$

- 1: 初始化迭代次数  $l = 1$ ，初始相位误差向量  $\theta_l = \mathbf{0}$ ，根据随机回波序列构造随机观测矩阵  $\Phi$ ，设定迭代终止门限  $\delta_T$ 。
- 2: 利用当前相位误差补偿更新测量矩阵  $\mathbf{M}_l = \Phi \Theta_l \Psi$ ，其中  $\Theta_l = \text{diag}(\exp(-j\theta_l))$ ，并利用压缩感知方法求解

$$\mathbf{P}_{l+1} = \arg \min_{\mathbf{P}} \{\lambda \|\mathbf{Y} - \mathbf{M}_l \mathbf{P}\|_2 + \beta \|\mathbf{P}\|_1\} \quad (3.16)$$

重构得到目标二维像  $\mathbf{P}_{l+1}$ ，

- 3: 如果  $l > 1$ ，计算与上一次迭代得到二维像结果的相对误差  $\delta = \|\mathbf{P}_{l+1} - \mathbf{P}_l\|_2^2 / \|\mathbf{P}_l\|_2^2$ ，如果小于迭代终止门限  $\delta \leq \delta_T$  则停止迭代，否则继续，
  - 4: 求解  $\theta_{l+1} = \arg \min_{\theta} \{E(\mathbf{P}_{l+1})\}$  更新相位误差向量，
  - 5: 令  $l = l + 1$ ，并返回步骤 2
- 

在上述迭代算法中，相位误差和目标图像重构是同时进行的，每一步迭代中基于当前相位误差对重构图像进行更新，并基于当前成像结果进一步估计相位误

差。步骤 2 和步骤 4 是算法的关键步骤，我们将对这两个步骤做详细介绍。

### 3.3.1 目标二维像重构

在算法3.1的步骤 2 中，在基于当前相位误差的估计值对稀疏回波进行相位补偿后，重构方位向图像的公式为

$$\mathbf{P}_{l+1} = \arg \min_{\mathbf{P}} \{\lambda \|\mathbf{Y} - \mathbf{M}_l \mathbf{P}\|_2 + \beta \|\mathbf{P}\|_1\} \quad (3.17)$$

该公式是一个标准的压缩感知重构模型，目的是在观测加性噪声最小的前提下求解最稀疏的成像结果。目前已经有许多求解此类压缩感知问题的方法，如 OMP、BP 和 SL0 等。其中 BP 算法可以稳定的求得最稀疏解，但是算法复杂度较高。SL0 算法在计算复杂度和求解稀疏度方面有较好的平衡，并且算法不需要原始信号的稀疏度作为已知量，在雷达二维像重构中，图像的每一个距离单元都是一次压缩感知重构过程。但是由于目标二维几何分布不规则，不同距离单元的尺寸和稀疏度往往不一致，无法提前预测每一个距离单元图像的稀疏度。因此 OMP 算法和 BP 算法在此处应用具有一定的局限性，预估的稀疏度如果不足则造成求解结果像素点缺失，预设稀疏度过大则造成求解不是最稀疏解。SL0 算法求解结果的信噪比有所损失，但具有比较好的收敛特性。综合考虑运算代价与重构效果，我们在一些信噪比较好的数据中首选 SL0 算法作为目标图像重构算法，在一些信噪比较差的重构条件中，则牺牲一定的运算时间采用 BP 算法。

### 3.3.2 相位误差估计

算法3.1的步骤 4 中，我们提出通过使图像最优化估计相位误差，即将图像熵作为相位补偿优化图像的代价函数，图像熵的计算公式为

$$E(\mathbf{P}) = - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M D(m, n) \ln(D(m, n)) \quad (3.18)$$

其中  $D(m, n)$  表示图像散射点的散射强度密度

$$D(m, n) = \frac{|P(m, n)|^2}{s(\mathbf{P})} \quad (3.19)$$

$s(\mathbf{P}) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M |P(m, n)|^2$  表示图像的总能量。

根据图像熵的定义，能量越集中的图像熵越小，对于 ISAR 图像来说，这意味着聚焦效果越好则熵越小。因此对回波相位误差的估计可以表示为使得图像熵最小的相位补偿值。用  $\mathbf{Y}(m)$  表示回波矩阵中的第  $m$  次回波， $\theta(\mathbf{m})$  表示该回波的

初相误差，则对其进行相位补偿可以表示为

$$\mathbf{Y}'(m) = \mathbf{Y}(m) \cdot \exp(-j\theta(m)) \quad (3.20)$$

参考最小熵相位补偿方法的推导过程，根据当前成像结果  $\mathbf{P}$  与目标回波  $\mathbf{Y}$  的，可以计算使得当前图像熵最小的相位误差为

$$\exp(je(m)) = \frac{\omega^*(m)}{\|\omega(m)\|_2} \quad (3.21)$$

其中

$$\omega(m) = \sum_{n=1}^N Y(n, m) \sum_{q=1}^L \left( \ln(\|P(n, q)\|_2) P^*(n, q) \exp\left(-j\frac{2\pi(k-1)(q-1)}{L}\right) \right) \quad (3.22)$$

至此可以完成算法3.1的步骤4中对当前相位误差的估计，然后将当前误差估计结果代入下一次迭代运算，如此往复迭代，直至相位误差估计结果满足迭代终止条件。本章所提的算法3.1本身及其中的步骤2都用到了迭代运算，迭代过程是否收敛直接影响算法的可行性。其中，步骤2是典型的压缩感知重构过程，所采用的SL0算法或BP算法都已经得到了广泛应用，其迭代收敛性也得到了充分证明[79, 80, 83, 84]。而算法3.1本身所采用的迭代结构与文献[159]中的SAR图像观测位置误差估计方法相似，文献[159]已经对此类迭代算法的收敛性作出证明。综上所述，本章算法3.1的收敛性得到了保证。本文第3.5节中的仿真实验与实测数据实验将从实验角度证明该算法的收敛性和可行性。

### 3.4 基于目标强散射点提取的快速压缩感知自聚焦

众所周知，压缩感知重构算法的复杂度要远远高于常规信号处理，本章上一节所提出的算法3.1由于在步骤2中采用压缩感知重构目标图像，导致算法运算量比较大，消耗时间很长。因为重构二维图像需要对回波的每一个距离单元逐个进行压缩感知重构，重构算法在目标距离向尺寸较大的情况下时间消耗更大，严重影响算法的实用性。从压缩感知算法中可以发现，其计算复杂度主要来自于大量的矩阵相乘、矩阵求逆或伪逆的运算，其运算复杂度与矩阵行列规模成正比，这是当前压缩感知算法的一个共性难题。因此，在无法从算法原理上改善运算复杂度的情况下，降低信号矩阵与观测矩阵维度是比较行之有效的降低运算复杂度的方法。

在本章所提出的压缩感知成像中，观测矩阵的维度是  $L \times N$ ，其中  $L$  是随机抽取的回波数量， $N$  是单个回波的距离单元个数。在ISAR成像中，目标实际尺寸往往远小于雷达观测范围，目标在距离像中只占据较小一部分距离单元，其余为

噪声或干扰信号。但在相位补偿算法中，图像最小熵优化是一种全局最优化的成像质量衡量方法，将目标单元和噪声单元不加区分的纳入到图像熵计算中。噪声单元由于其相位随机分布，在对相位误差的估计中不仅起不到积极作用，其随机性还会对估计带来干扰。杨剑博士在 [160] 中提出了基于目标区域提取的快速实时成像方法，该方法通过提取回波数据中包含目标散射点的距离单元来降低所成像需要处理的数据量，进而提高成像速度。该论文针对高信噪比目标回波和低信噪比回波分别提出了基于距离像包络和联合距离像相位信息的两种目标区域提取方法。不管是稀疏回波还是完整回波，在每个回波的  $N$  个距离单元中都存在一定数量的目标距离单元和大量的噪声单元。由于相位误差是针对整个回波的，因此相位误差对于同一回波内的所有距离单元都是相同的。因此，理论上来讲，我们只需要寻找出最具有代表性的一个距离单元来进行相位校正，得到补偿相位后，对所有距离单元都进行补偿即可以得到补偿结果。然而正如 RD 成像中单特显点方法的局限性一样，由于噪声和干扰的存在，通过单个距离单元很难正确估计相位误差，多个特显距离单元联合处理有助于提高估计精度。基于以上思想，我们将这一理念引入到压缩感知成像中来，提出基于目标强散射点提取的快速压缩感知自聚焦方法。

本文方法的基本思路为：在压缩感知成像中，我们首先在  $L \times H$  的回波矩阵  $\mathbf{Y}$  中寻找信噪比最高的  $H$  个距离单元，构成一个  $L \times H$  的特显单元回波矩阵  $\hat{\mathbf{Y}}$ 。然后将矩阵  $\hat{\mathbf{Y}}$  带入算法 3.1，通过迭代运算进行相位误差估计，迭代结束后得到的  $L$  维相位误差向量  $\theta$ 。根据前面的推导，该向量可以直接对回波矩阵  $\mathbf{Y}$  进行相位补偿。最后对补偿后的回波矩阵进行压缩感知重构得到目标图像。

与文献 [160] 中的目标区域提取方法不同的是，本章提取强散射点不需要将目标所有的距离单元都筛选出来，只需要挑选一定数量的较强散射点就可以较好的完成相位误差估计。由于一维像序列中杂波和噪声距离单元往往具有较小的幅度和较大的起伏，因此我们采用距离单元平均幅度与幅度起伏两个参数来作为强散射点提取的衡量准则。具体步骤如下：

第一步：对稀疏回波矩阵  $\mathbf{Y}$  沿方位向进行幅度求平均，得到每个距离单元的平均强度分布  $\bar{\mathbf{y}}$ ，从中挑选出幅度最大的  $h_1$  个距离单元；

第二步：根据 Steinberg 提出的归一化幅度方差，来计算这  $h_1$  个距离单元的归一化幅度方差

$$\sigma_{un}^2 = \frac{\overline{(u_n - \bar{u}_n)^2}}{\bar{u}_n^2} = 1 - \frac{(\bar{u}_n)^2}{\bar{u}_n^2} \quad (3.23)$$

其中  $\overline{\cdot}$  表示求平均运算， $\bar{u}_n$  表示回波序列中第  $n$  个距离单元的幅度均值， $\bar{u}_n^2$  为幅

度均方值；

第三步：根据归一化幅度均方值的计算结果，从之前选择的  $h_1$  个平均幅度最大的距离单元中再选择  $h_2$  个均方值最小的距离单元，作为最终提取的强散射点单元。

在实测信号处理中  $h_2$  一般设为  $h_1$  的一半， $h_1$  根据实际图像尺寸和回波信噪比确定。图3.5给出了基于幅度均值与均方值的方法对某飞机回波数据进行强散射点提取的处理结果。图中一维距离像来自于某飞机的 ISAR 实测回波数据，原始完整回波个数为 512，每个回波含有 1024 个距离单元。随机抽取 128 个回波构成稀疏回波矩阵，然后利用本节提出的算法进行目标强散射点提取。从图3.5中可以看出，该方法可以有效提取回波中具有较强幅度并且幅度起伏较小的目标距离单元，提取后的距离单元个数只有 118 个。与原始一维距离像相比，提取后的距离单元包含了目标绝大部分信息，同时大大减少了所需要处理的距离单元个数，有利于提高压缩感知自聚焦算法的运算速度。在接下来的小节中，我们将通过仿真及实测数据验证基于强散射点提取方法的压缩感知自聚焦算法的高效性和有效性。

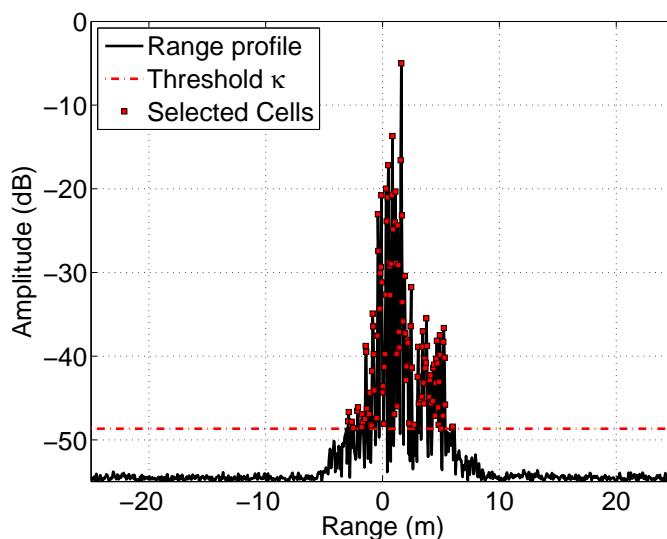


图 3.5 利用幅度均值与均方值的目标强散射点提取结果

### 3.5 仿真和实测数据处理结果

在本节中，为了验证本章所提的压缩感知相位补偿算法以及基于目标强散射点提取的快速压缩感知自聚焦方法，我们将给出基于仿真数据与实测数据的实验结果。其中仿真实验对多种相位噪声类型进行了分别处理，实测数据使用一部实验用的 LFM 成像雷达。此外，还分析了压缩感知抽取倍数对于图像重构速度以

及相位误差补偿效果的影响，对算法的复杂度进行了分析。

### 3.5.1 仿真实验

表 3.1 仿真雷达参数

载频	10 GHz
带宽	300 MHz
脉冲宽度	50 us
调频斜率	$6 \times 10^{12}$ Hz/s
回波距离单元数	384
累积脉冲个数	256
脉冲重频	1000 Hz

本节采用的仿真信号为 LFM 雷达信号，雷达仿真参数如表 3.1 所示。目标采用某战斗机散射点模型，散射点分布如图 3.6 所示。完整的、未抽取的回波个数为  $M=256$ 。为了仿真压缩感知成像中的慢时间域的随机采样，我们按照随机脉冲间隔的方法随机抽取回波。抽取回波个数为  $L = M \times \delta$ ，其中  $\delta < 1$  为压缩采样比例。

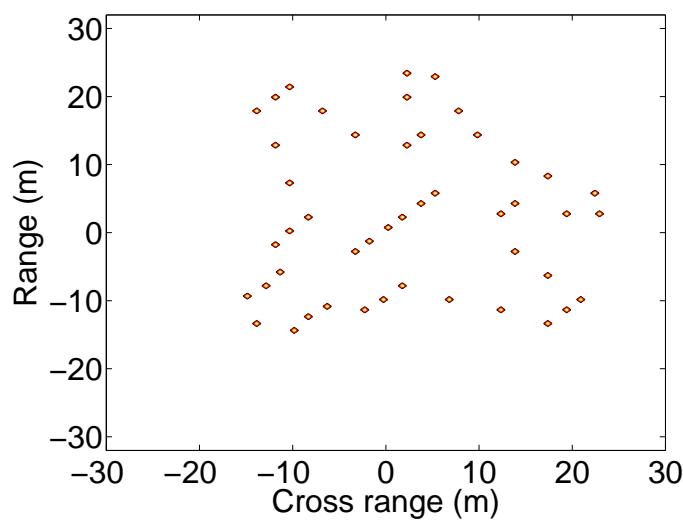


图 3.6 仿真目标散射点分布示意图

首先验证本章所提的压缩感知相位误差补偿算法的可行性。我们将相位误差分为三类，分别为低次误差、高次误差和随机误差，还有多种误差类型叠加的

混合误差。在已经距离对准的仿真数据中分别添加以上四种相位误差。然后利用多特显点自聚焦方法以及本章所提的算法对含有相位误差的回波数据进行处理，得到的重构图像结果如图 3.7 所示。图 3.7 的仿真实验中压缩感知随机抽取回波比例都被设定为 50%。图 3.7 中第一列为相位误差分布图，图 3.7(a)、3.7(e)、3.7(i) 和 3.7(m) 分别为低次相位误差、高次相位误差、随机相位误差和混合相位误差。图 3.7 中的第二列结果为传统最小熵自聚焦方法对完整回波数据补偿并进行 RD 成像的结果。第三列为传统自聚焦方法对稀疏回波数据进行相位补偿之后再利用压缩感知重构的成像结果。第四列为本位所提出的压缩感知相位补偿算法得到的成像重构结果。

从图 3.7 中可以看出，低次相位误差对压缩感知图像重构的效果影响最小，随机误差影响最大。传统的最小熵自聚焦算法对于完整回波数据的补偿效果非常理想，对于各种相位误差均能够补偿后得到较好的 RD 成像结果。利用传统的相位自聚焦方法对随机抽取后的稀疏回波进行处理，对于低次相位误差还有一定的补偿效果。但是对于高次相位误差和随机误差的补偿效果就很不理想，重构图像噪点严重，图像质量差。利用本文提出的相位误差补偿法对四种相位误差都可以得到较好的补偿效果，得到的重构图像聚焦效果理想。众所周知，有规律的低次和高次相位误差是比较理想的情况，而在实测数据中相位误差往往是随机误差和多类型误差共存的混合相位误差。由于本文所提的算法对各种类型误差具有较好的普适性，因此，在本节接下来的仿真实验中，相位误差均采用用混合相位误差。

图 3.7 所示的仿真实验中，压缩感知抽取比例被设定为固定的 50%。为了验证本文所提相位补偿算法对于不同抽取比例下的通用性，同时分析压缩感知压缩比例对于相位补偿性能的影响，本文又针对不同抽取倍数情况下的稀疏回波进行了一系列自聚焦实验。将压缩感知抽取比例分别设定为 75%，50% 和 25%，然后利用本文所提出的基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法对三组稀疏回波数据依次进行相位补偿和重构处理。为了更好的对比图像重构质量和算法执行效率，本文继续利用图像熵作为图像重构质量衡量标准。同时记录每一次自聚焦算法运行时间，对比该算法在不同抽取倍数下的运行效率。数据处理得到的重构二维像如图 3.8 所示，三组数据得到的图像熵与算法执行时间如表 3.2 的第二列所示。本实验中算法运行的电脑平台配置为 Inter(R) Core(TM) i5-3740 @3.2GHz CPU 和 8GB 内存，表 3.2 中的图像熵和运行时间等数据都是通过对 50 次重复实验的结果求均值得到。

从表 3.2 所示的实验结果可以发现，本文提出的基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法虽然能够较好的对各种相位误差进行补偿，并重构出目标图像，但是算法复杂度较高，算法运行时间非常长。为了缓解这个问题，本章又提

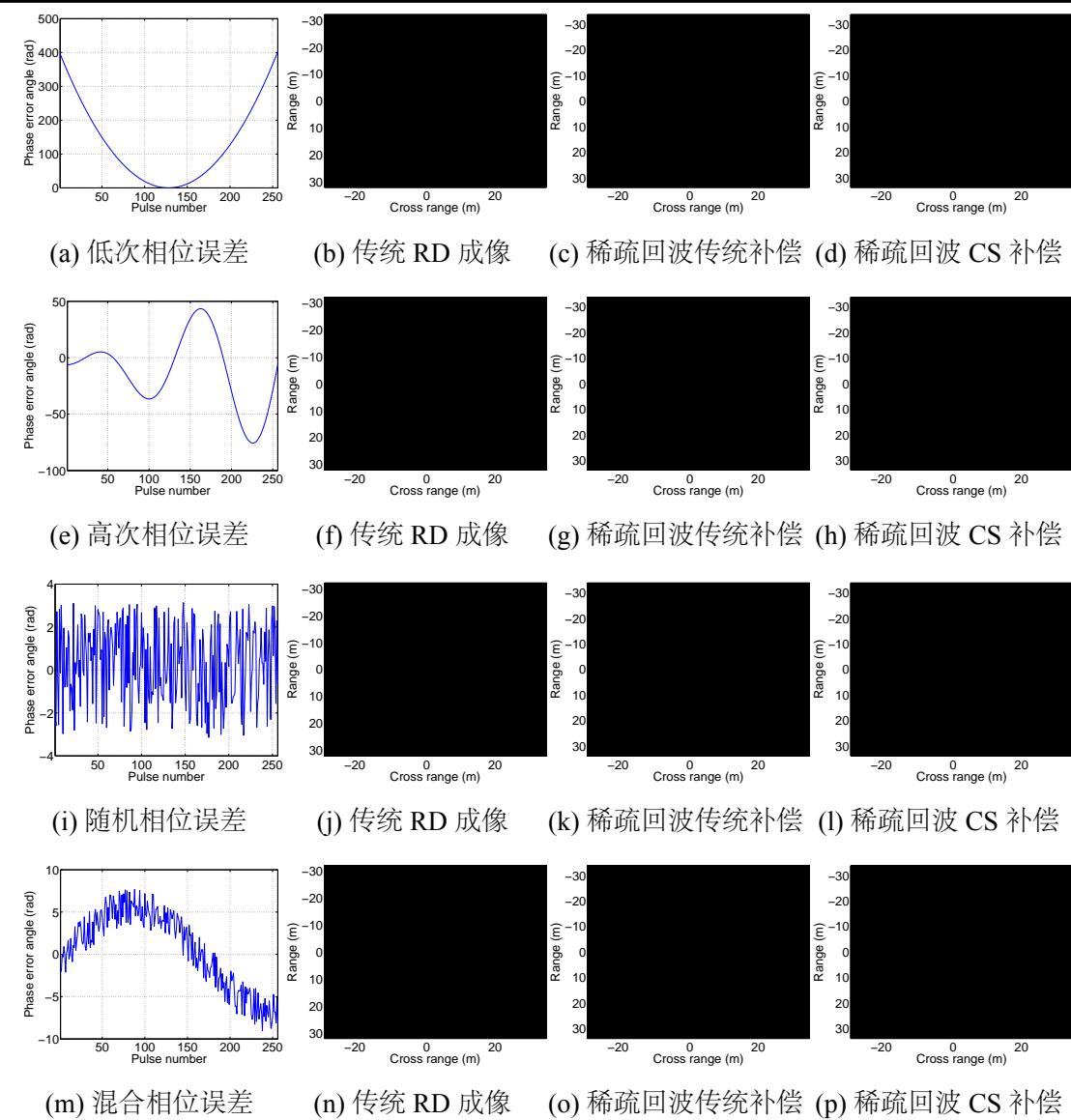


图 3.7 不同类型相位误差的压缩感知成像自聚焦仿真实验结果

出的基于目标强散射点提取的快速压缩感知相位补偿方法。作为对比，又利用该快速方法对图 3.8 中的数据进行再次处理，得到的成像结果如图 3.9 所示，重构图像熵以及自聚焦算法运行时间如表 3.2 所示。同样，表 3.2 的数据也是对 50 次重复实验结果求平均值。

从表 3.2 中的图像熵和算法运行时间对比可以发现，基于强散射点提取的快速相位补偿方法虽然迭代次数没有变化，但是由于降低了压缩感知矩阵维度，单次迭代运算复杂度大大降低，算法执行时间明显缩短。该结果说明基于强散射点提取的方法，能够降低需要处理的距离单元个数，而基于强散射点得到的相位误差估计能够较好的补偿原始回波的相位误差。虽然由于舍弃了部分弱距离单元和

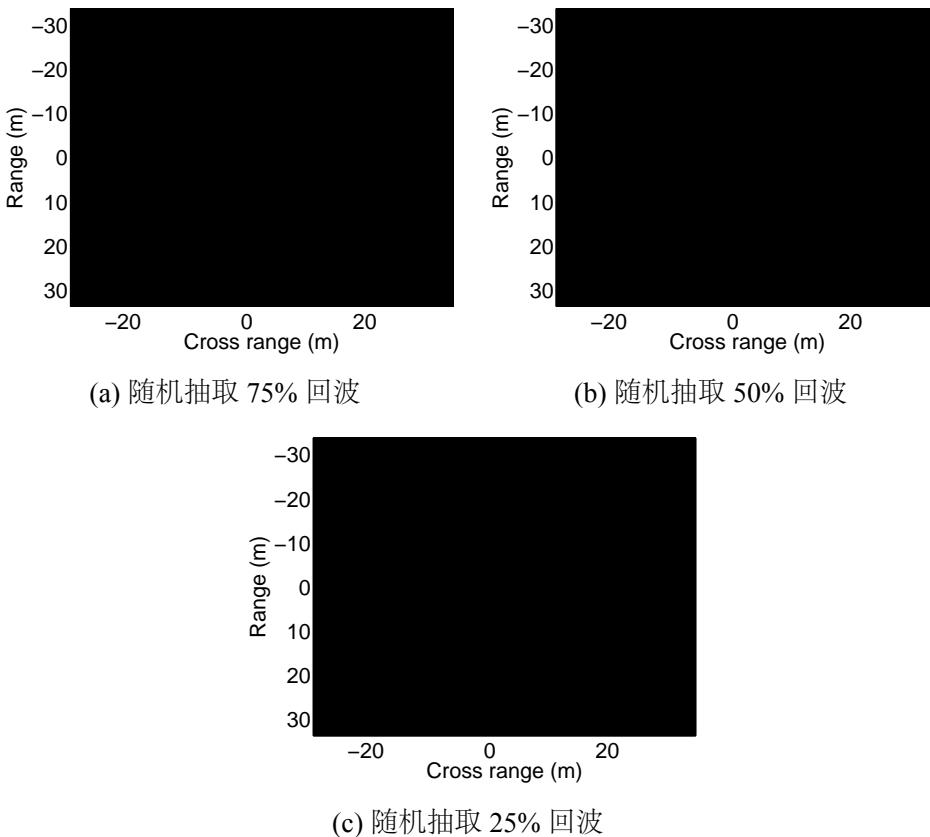


图 3.8 不同抽取比例下基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法的重构效果

表 3.2 仿真数据相位误差补偿及成像重构效果对比

	提取目标强散射点			不提取目标强散射点		
	75%	50%	25%	75%	50%	25%
重构图像熵	5.526	5.955	6.289	5.508	5.963	6.255
算法运行时间	25.510 s	20.220 s	7.969 s	123.235 s	85.435 s	32.501 s
平均迭代次数	9.4	9.8	9.4	11.4	10.2	10

噪声单元，该方法得到的图像质量有轻微的、并不明显的下降，但是考虑运算复杂度的显著降低，本文认为基于强散射点提取的快速相位补偿方法更适用于工程应用与大量数据处理，有利于将压缩感知成像方法应用到实测数据处理中。

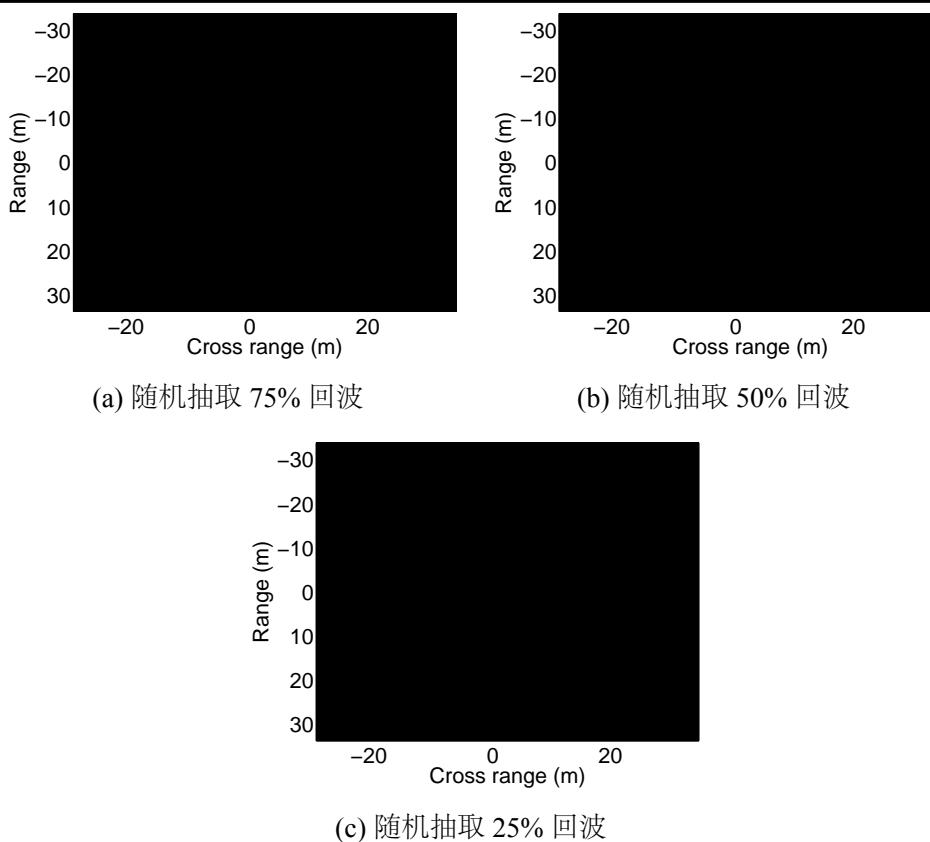


图 3.9 不同抽取比例下基于强散射点提取的压缩感知相位补偿效果

### 3.5.2 实测数据处理

在上一节的仿真数据实验中，本章所提算法的有效性和算法性能得到了验证。为了更好的验证算法的实用性，本节继续给出了基于实测数据处理的实验结果。该组实测数据来自于某 LFM 宽带成像雷达，雷达带宽 1GHz，成像累积回波 512 个。该雷达采用中频直采数字接收机，成像目标为一架飞行中的民航波音 -737 客机，飞机距离雷达约 10 公里。原始回波数据是对中频回波数据进行脉冲压缩后得到的目标一维像，首先利用最小熵包络对齐方法对 512 个回波进行回波包络对齐。由于该雷达尚处于调试阶段，中频信号采集中有较大的相位误差和波门距离误差，不进行相位补偿无法得到聚焦的成像结果，如图3.10(b)所示。本文首先采用快速最小熵方法对完整的 512 个回波进行相位误差补偿，利用传统 RD 成像算法进行二维成像，得到的 RD 成像结果如图3.10(b) 所示，最小熵方法对于完整的回波数据能够得到较为理想的补偿效果和成像结果。

接下来进行压缩感知成像实验，通过从完整的 512 个回波中随机抽取回波来模拟慢时间域压缩采样，随机抽取比例分别设定为  $\Delta_s = 75\%, 50\%$  和  $25\%$ 。分别用基于图像质量最优化的压缩感知相位自聚焦算法和基于目标强散射点提取的快

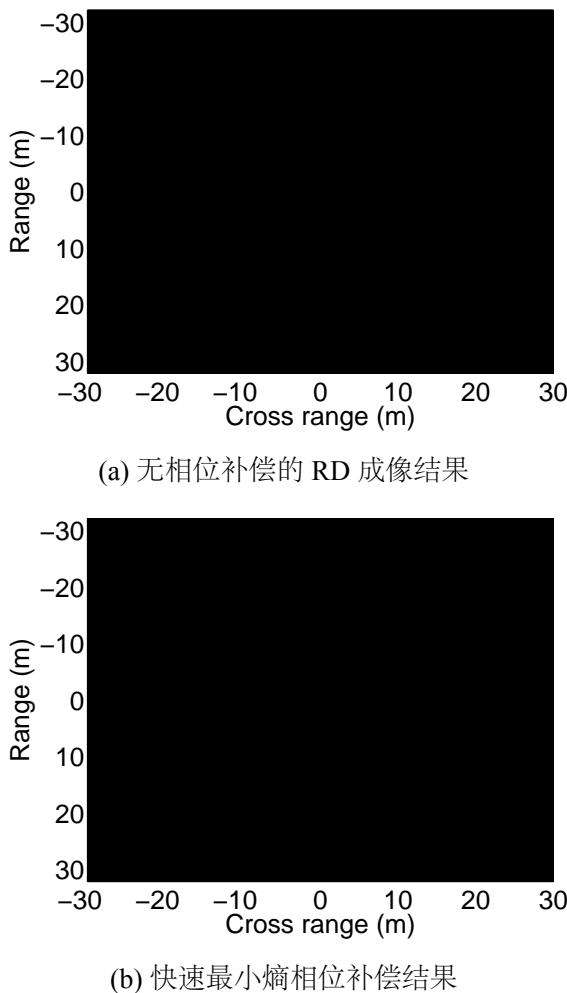


图 3.10 完整实测数据 RD 成像算法处理结果

速方法对稀疏回波数据进行处理。图 3.11 给出了两种方法对实测数据相位补偿后的图像重构结果。可以看出，本章所提算法对实测数据同样具有较好的补偿效果，随着抽取倍数的降低，重构图像效果变差，当抽取比例低至 25% 时，只能够分辨出飞机轮廓。

本实验同样采用图像熵与算法运行时间来衡量相位补偿效果及算法效率，对比结果如表3.3所示。由于实测数据的单个回波距离单元数量比上一节中的仿真数据长，相位误差更严重，因此算法迭代次数更多，运行时间更久。当采用基于强散射点提取的快速算法时，可以在重构效果相当的前提下，大大缩短运行时间。以 50% 的回波抽取为例，快速算法可以将图像重构时间从 283.060 s 缩短至 27.5s，从而再次说明了快速算法对于算法的实际应用具有非常重要的意义。

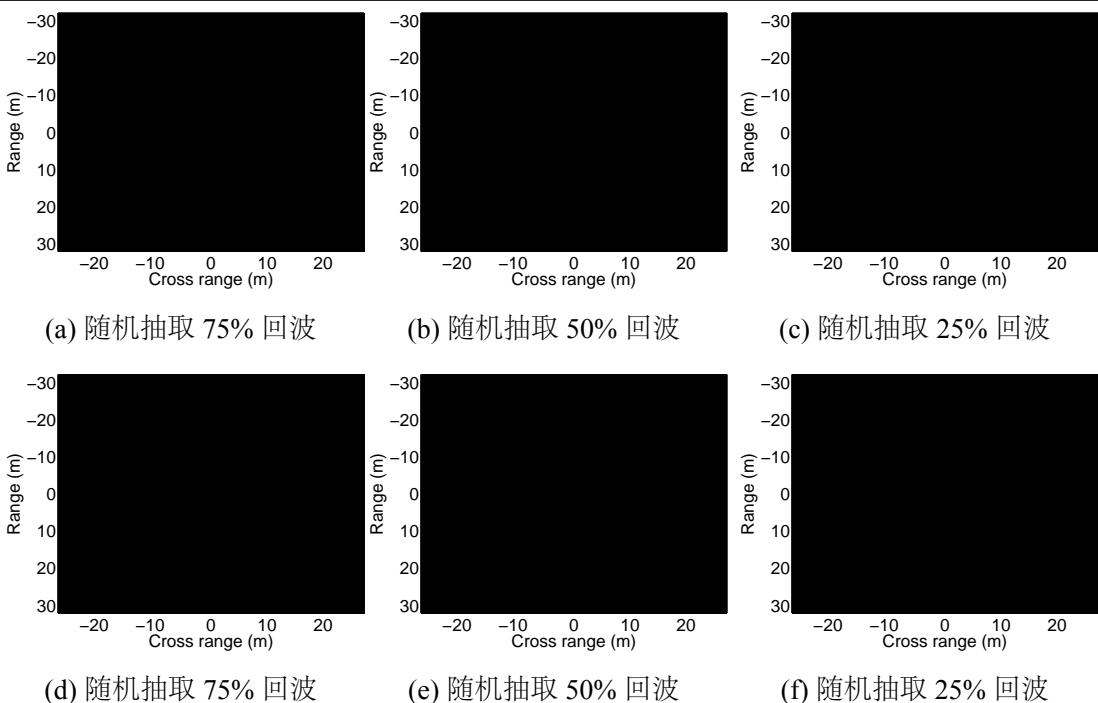


图 3.11 实测数据压缩感知相位补偿成像处理结果

表 3.3 仿真数据相位误差补偿及成像重构效果对比

	提取目标强散射点			不提取目标强散射点		
	75%	50%	25%	75%	50%	25%
重构图像熵	5.526	5.955	6.289	5.508	5.963	6.255
算法运行时间	25.510 s	20.220 s	7.969 s	123.235 s	85.435 s	32.501 s
平均迭代次数	9.4	9.8	9.4	11.4	10.2	10

### 3.6 本章小结

本章主要研究了慢时间域压缩感知成像算法在实际应用中所面临的相位误差影响，分析了稀疏回波相位补偿与传统完整回波相位补偿的差别，提出了一种基于图像质量优化的压缩感知相位补偿算法，并进一步提出了基于强散射点提取的快速算法。本章的主要研究成果有：

- 根据 ISAR 成像的几何原理和压缩感知成像的模型，以 LFM 雷达为例，建立了压缩感知相位误差模型。分析了传统包络对齐算法及相位补偿算法在压缩感知成像中的可行性。通过理论分析和仿真实验证明了传统相位补偿算法在压缩感

知成像中的局限性。

2. 通过分析传统相位误差补偿算法，结合压缩感知成像数学模型，本章提出了基于图像质量优化的压缩感知相位补偿算法。将稀疏回波相位误差估计与图像重构结合在一起，提出了图像  $\ell_0$  范数最小化和图像最小熵的联合优化函数，并提出一种迭代运算的方法求解该优化问题。在每一次迭代中，基于当前相位误差估计结果对图像进行重构，同时基于重构结果和图像质量最优化理论估计相位误差，然后代入下一次迭代，最终得到较为理想的误差估计及图像重构结果。

3. 针对压缩感知算法运算复杂度较高的问题，本章进一步提出了基于强散射点提取的快速相位补偿方法。利用回波幅度均值及均方值信息提取目标强散射点，然后利用强散射点回波矩阵对相位误差进行快速估计。利用相位误差估计结果对稀疏回波进行补偿后再进行完整图像重构。通过提取目标强散射点大大降低了相位补偿运算中所需要处理的回波矩阵维度，有效降低了算法运算量，提高了压缩感知自聚焦方法的效率，增强了算法的时效性和可用性。

4. 通过仿真数据分析了本章所提算法对各种相位误差类型的补偿效果，验证了算法的可行性和收敛性，分析了算法效率及稀疏抽取比例对算法效果的影响。同时对实测雷达数据进行了处理，验证了算法的可行性。

## 第四章 基于压缩感知的空间多目标同时成像技术

### 4.1 引言

距离 - 多普勒 (RD) ISAR 成像通过对多个回波的相参累积处理来获取更大的方位向分辨率。传统的相参累积需要雷达在相参处理周期 (CPI) 内保持照射目标，并且按照一定的脉冲重复频率 (PRF) 向目标发射脉冲信号。为了防止方位向模糊，脉冲重复周期必须满足慢时间域内的奈奎斯特采样频率。同时，方位向分辨率与目标相对于雷达的转角成正比，欲实现较高分辨率，必须分配足够多的驻留时间对目标进行观测。这种成像体制大大限制了雷达对于多目标的观测能力，特别是当雷达观测范围之内同时出现多个目标的时候。

随着航天技术的发展，空间目标探测需求不断提高，空间目标数量迅猛增加，多目标同时探测的需求和场景大大增加。传统的常规雷达由于机械扫描天线的转动速度受限，很难对分布在不同观测角度的多目标同时进行长时间驻留观测。相控阵雷达作为雷达发展最新成果和未来趋势，其灵活捷变的波束控制能力可以突破常规雷达的目标扫描方法，灵活控制波束指向及驻留时间，大大提高了雷达对多目标的跟踪探测能力<sup>[2, 42]</sup>。随着相控阵雷达带宽的提高，用于空间目标 ISAR 成像的相控阵雷达逐渐增多<sup>[161]</sup>。由于宽带同时多波束实现难度较大，目前的相控阵雷达在宽带成像模式下，很难实现同时多波束对多目标照射<sup>[162]</sup>。加之雷达脉冲重复频率有限，相控阵雷达往往需要将有限的波束资源分配给多个目标，通过分时照射实现对多目标的探测和成像。在利用相控阵雷达进行多目标探测时，雷达可支配的脉冲资源显得尤为宝贵，合理分配雷达资源是相控阵雷达工作中重要问题<sup>[163]</sup>。文献 [164] 提出了认知雷达的构想，利用相控阵雷达的波束捷变特性，根据雷达实时跟踪探测情况灵活分配雷达资源，理论上可以实现更优化的资源分配效率。但是，该认知雷达方案主要应对多目标检测和跟踪，并没有对 ISAR 工作模式做针对性考虑。在执行成像任务时，传统成像算法对于相参累积脉冲个数以及目标转角有较为严格的要求，这大大限制了雷达脉冲资源分配的灵活性。当短时间内雷达目标数量较多但脉冲资源有限时，如何满足多目标同时成像的要求仍然是一个有待研究的难题。

本章研究压缩感知成像理论在相控阵雷达多目标成像领域中的应用。充分挖掘相控阵雷达脉冲分配的灵活性，针对同时多目标观测场景，提出一种随机脉冲分配方案，将有限时间内的有限雷达资源分配给多个目标。同时，随机脉冲分配方案对于单个目标的驻留时间和脉冲个数不再满足传统 ISAR 成像算法的要求。

该方案在慢时间域实现了对多个目标的随机欠采样。利用压缩感知成像方法，可以从稀疏回波中重构目标的二维像，从而实现对多目标同时成像。

基于 ISAR 成像模型和数学原理分析可以证明，由于目标具有不同尺寸，并且相对于雷达视线方向具有不同的旋转速度，因此在相同相参累积周期内，不同目标成像所需的脉冲个数各有差异。本章在随机脉冲分配方案的基础上，给出了一种自适应多目标同时成像方法，该方法基于目标尺寸估计和旋转速度估计对脉冲分配比例进行计算，并推导出脉冲比例计算公式，进一步完善了多目标同时成像场景中的雷达资源分配计划。最终通过仿真实验证明了自适应多目标同时成像方法的可行性，证明了脉冲分配比例计算公式的有效性及必要性。

本章内容组织如下：第4.2节简要回顾和总结了单个目标回波不足场景下压缩感知 ISAR 图像重构方法，针对单个目标压缩感知成像推导了回波稀疏采样必须满足的几个充分条件；第4.3节建立了相控阵雷达多目标同时观测模型，提出了基于随机脉冲分配和压缩感知方法的同时成像方法。并进一步证明了随机分配比例与目标尺寸和旋转速度之间的关系，提出了自适应脉冲分配方法；第4.4节通过仿真实验证了本章所提同步成像方法及自适应分配方案的有效性。第4.5节对本章内容进行了小结。

## 4.2 基于压缩感知的单目标稀疏回波成像

### 4.2.1 慢时间域压缩感知成像原理

无论相控阵雷达还是机械扫描雷达，LFM 信号都是宽带成像雷达中应用最为广泛的一种信号形式。目前，已有相关文献利用压缩感知方法针对 LFM 雷达稀疏回波情况下进行成像结果重构，并取得了一定的成果。文献 [125] 利用目标图像在方位向的稀疏性，提出利用较少的脉冲实现方位向的高分辨成像。虽然稀疏回波可以重构图像，但是显然稀疏回波数量和回波周期不能随意设置。针对该问题，已有的研究并没有提出压缩感知稀疏回波成像方法应用的前提条件与相关约束。为了研究该问题，我们首先介绍稀疏回波压缩感知成像的模型。

假设雷达回波数据已经经过理想的平动补偿，可以用如图4.1所示的等效转台成像模型来对目标成像进行分析。雷达发射 LFM 信号为

$$s_T(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}\gamma t^2\right)\right), \quad (4.1)$$

其中  $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1 & |u| \leq 1/2 \\ 0 & |u| > 1/2 \end{cases}$ ， $f_c$  为信号中心频率， $T_p$  表示脉冲宽度， $\gamma$  为 LFM 信号调频斜率， $t$  表示信号快时间。对于散射点  $P(x, y)$ ，其散射回波经匹配滤波或

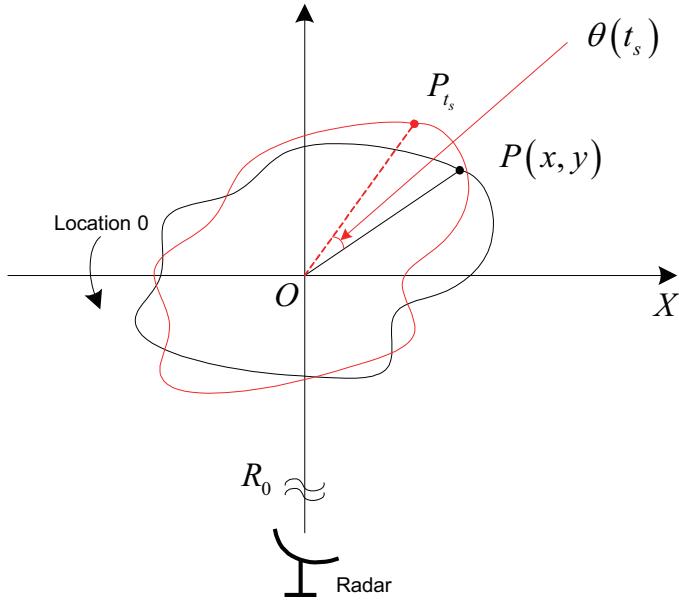


图 4.1 转台目标雷达成像模型

脉冲压缩后可以得到目标一维像为

$$s_R(t, t_s) = \beta \operatorname{sinc}\left(T_p \gamma\left(t - \frac{2R(t_s)}{c}\right)\right) \exp\left(-j4\pi \frac{R(t_s)}{\lambda}\right), \quad (4.2)$$

其中  $\beta$  表示散射点  $P(x, y)$  的散射强度， $\lambda$  为信号波长， $t_s$  表示信号慢时间。 $R(t_s)$  表示散射点  $P(x, y)$  与雷达的瞬时距离，可以通过下式计算得到

$$R(t_s) = R_0 + y \cos \theta(t_s) + x \sin \theta(t_s), \quad (4.3)$$

式(4.3)中， $\theta(t_s)$  表示第  $m$  个回波中散射点的瞬时转角。考虑到在 ISAR 成像中，特别是 RD 成像中，目标在 CPI 内的转角一般比较小， $R(t_s)$  可以近似为

$$R(t_s) \approx R_0 + y + x\theta(t_s). \quad (4.4)$$

对  $\theta(t_s)$  进行泰勒公式展开，又可以得到

$$\theta(t_s) \approx \omega t_s + 0.5\alpha t_s^2 + \sigma(t_s^2), \quad (4.5)$$

$\omega$  和  $\alpha$  分别表示散射点的旋转角速度和角加速度。因此目标回波又可以改写为

$$s_R(t, t_s) \approx \beta \operatorname{sinc}\left(T_p \gamma\left(t - \frac{2(R_0 + y)}{c}\right)\right) \exp\left(-j4\pi \frac{R_0 + y + x(\omega t_s + 0.5\alpha t_s^2)}{\lambda}\right). \quad (4.6)$$

由于目标在成像 CPI 内转角较小，可以假设其旋转为匀速转动，即角加速度为 0。同时假设在第  $m$  个距离单元中，存在  $K$  个散射点，在忽略掉一些常数项和高次项

之和，第  $m$  个距离单元在慢时间域的回波可以表示为

$$s_m(t_s) \approx \sum_{k=1}^K \beta_k \exp\left(-j2\pi\left(\frac{2x_k\omega}{\lambda}\right)t_s\right) \quad (4.7)$$

其中  $\beta_k$  表示第  $k$  个散射点的散射强度。可以看出，各散射点的多普勒频率与目标在方位向的位置成比例，因此 RD 成像采用沿方位向的傅里叶变换进行方位向聚焦。用  $f_k = \frac{2x_k\omega}{\lambda}$  表示第  $k$  个散射点的多普勒频率，可以得到第  $m$  个距离单元方位向聚焦的结果为

$$s_m(f_d) = \sum_{k=1}^K \beta_k \delta(f_d - f_k) \quad (4.8)$$

考虑方位向数据截断带来的加窗效应， $\delta(\cdot)$  函数通常可以用  $\text{sinc}(\cdot)$  来代替。

根据以上分析及模型推导，我们可以建立字典  $\Psi$ ，字典的第  $i$  列为  $\psi_i = \exp[-j2\pi f_d(i)t_s]$ 。式(4.7)可以表示为如下矩阵运算的形式

$$\mathbf{s}_m = \Psi \beta_m + \mathbf{n} \quad (4.9)$$

其中向量  $\mathbf{s}_m$  是回波  $s_m(t_s)$  的向量表示，向量  $\beta_m$  代表第  $m$  个距离单元内的散射点分布， $\mathbf{n}$  表示观测噪声。

在空间目标 ISAR 成像场景中，目标尺寸一般远小于雷达观测场景，即目标在图像中只占据少数散射点。因此，式(4.9)中  $\beta_m$  是稀疏。至此，我们证明了 LFM 成像雷达回波信号在慢时间域是可稀疏的，稀疏表示模型如式(4.9)所示。

压缩感知理论已经证明，对于稀疏或可稀疏信号，可以从欠采样样本中重构原始信号。文献 [125] 中证明了对 ISAR 信号慢时间域的欠采样可以实现压缩感知成像，即从较少的随机回波中重构目标二维像。根据式(4.9)，第  $m$  个距离单元的压缩感知成像过程可以表示为

$$\beta_m = \arg \min_{\mathbf{P}} \{\|\beta_m\|_1\} \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{s}_m - \Psi \beta_m\|_2 \leq \varepsilon \quad (4.10)$$

其中， $\varepsilon$  表示由回波噪声决定的噪声强度量。依照式(4.10)对  $M$  个距离单元依次进行压缩感知重构可以得到完整的稀疏二维图像重构结果。

#### 4.2.2 压缩感知重构目标图像的条件

利用压缩感知从稀疏回波中重构雷达图像的方法已经在很多文献中被提出<sup>[165-167]</sup>，但是大部分研究仅仅证明了该方法的可行性，并未对压缩感知成像的适用范围和使用条件做定性与定量分析。众所周知，尽管压缩感知重构算法可以从欠采样的数据中恢复稀疏信号，但显然欠采样观测结果数量不可能任意小。文

献[24]已经证明，在采用随机采样矩阵作为观测矩阵的压缩感知采样中，为了能够重构原始稀疏信号，随机观测数量必须满足条件

$$M > O(K \cdot \log N) \quad (4.11)$$

其中  $K$  表示原始信号的稀疏度， $N$  表示被测信号长度， $M$  为随机观测信号长度。在压缩感知 ISAR 成像中，原始信号的稀疏度  $K$  取决于目标在方位向成像结果中所占据的散射点个数。 $N$  表示 RD 成像中，慢时间域常规采样的回波个数。

根据压缩感知重构理论，满足式(4.11)所示的最低观测条件，能够很大概率的从稀疏回波中重构目标图像，在不采用过采样、冗余字典等算法的情况下，重构图像的理论分辨率与 RD 成像分辨率一致。本小节从保证目标图像的重构可能性与最低分辨率的角度出发，对压缩感知随机观测条件进行详细分析。

在传统的 RD ISAR 成像中，方位向分辨率由信号波长、目标转角与慢时间域脉冲个数共同决定。首先，不考虑由雷达脉冲重复频率造成的慢时间域采样，ISAR 成像横向分辨率为

$$\rho_a = \frac{\lambda}{2\Delta\theta} \quad (4.12)$$

即 ISAR 成像的方位向理论分辨率取决于信号波长  $\lambda$  和目标相对于雷达视线的旋转角度  $\Delta\theta$ 。在波长固定的情况下，转角越大则分辨率越高。而 RD 成像由于需要小转角情况下的近似条件，以及避免大转角造成的目标散射点越距离单元徙动，因此实际雷达成像中，转角往往限制在比较小的角度，一般为  $3^\circ \sim 5^\circ$ 。

式(4.12)表示 ISAR 成像的理论分辨率。在 RD 成像算法中，方位向分辨率是通过对每个距离单元慢时间回波序列做多普勒分析，即傅里叶变换，而得到的。在实际观测中，CPI 内累积脉冲个数可以等效为慢时间域采样个数，通过方位向 FFT 进行聚焦之后，慢时间域的多普勒频率分辨率为

$$\rho_f = \frac{f_{prf}}{N} \quad (4.13)$$

其中  $N$  为方位向 FFT 点数。为了防止因方位向采样率不足而造成方位向模糊，脉冲重复频率必须大于目标散射点的多普勒带宽。而如式(4.7)所示，RD 成像中目标散射点的多普勒频率与方位向尺寸成正比。假设目标没有自旋、自转等其他引发微多普勒的运动，在 ISAR 观测模型中，目标相对于雷达视线方向的转速  $\omega$  可以通过目标相对于雷达视线的切线方向速度  $v_x$  与目标距离  $R_0$  计算得到， $\omega \approx v_x/R_0$ 。假设目标的横向尺寸为  $d_x$ ，通过散射点多普勒频率  $f_k = \frac{2v_x\omega}{\lambda}$  计算目标的多普勒频率带宽为

$$B_D = \frac{2\omega}{\lambda} d_x \quad (4.14)$$

因此，方位向采样率必须满足

$$f_{prf} > B_D = \frac{2\omega}{\lambda} d_x \quad (4.15)$$

才能保证目标成像结果中不会因慢时间采样率不足而出现多普勒频率混叠，导致成像结果方位向模糊。

压缩感知成像中，方位向图像重构可以等效为欠采样条件下的慢时间域频谱重构。文献 [168] 已经证明欠采样压缩感知重构并不能随意提高频谱分辨率，但是可以利用随机抽取的采样值重构得到与完整原始采样分辨率相当的信号，重构的分辨率受随机抽取前的理论分辨率影响。对于压缩感知成像来说，理论分辨率取决于目标转角。因此，要实现与 RD 成像等效分辨率的图像重构，目标在观测过程中的转角必须相当。转角太小则分辨率不足，转角太大带来的严重越距离单元徙动造成模型失真，算法失效。简而言之，在压缩感知成像中，方位向理论分辨率仍然取决于目标转角。相参累积的随机脉冲数量可以远小于 RD 成像，但随机脉冲累积过程中目标仍然必须累积足够的转角。

综合以上分析，可以总结得到压缩感知成像算法应用的充分条件为如下两条：

- (1) 随机脉冲的数量必须不少于压缩感知重构的最低观测样本数量要求，即  $M > O(K \cdot \log N)$ ；
- (2) 在随机观测周期内，目标相对于雷达视线方向的转角满足传统 RD 成像的分辨率转角要求，一般为  $3^\circ \sim 5^\circ$ ，以确保重构图像分辨率与完整回波情况下的 RD 成像分辨率一致。

为了证明这两个条件对压缩感知重构的重要性，本文利用仿真目标回波数据进行一组实验。仿真目标的散射点分布由如图4.2(a) 所示。实验首先验证在目标正常转角下不同的随机脉冲抽取数量对压缩感知图像重构效果的影响。将目标转角设为  $4^\circ$ ，以 50%、25%、10% 的比例分别对方位向 128 个完整回波进行随机抽取得到三组稀疏回波。然后利用 SL0 方法对三组回波分别进行方位向压缩感知重构，得到成像结果如图4.2所示。可以看出，随机脉冲数量越少，重构图像质量越差，在随机抽取比例只有 10% 的时候，由于观测样本数量小于压缩感知算法必须的最小观测数量，SL0 算法重构得到的结果中无法得到聚焦的目标图像。该实验证明了随机脉冲数量对于目标方位向图像重构的重要性。

为了证明目标相对于雷达转角大小对于压缩感知重构的重要性，保持雷达脉冲数量和随机抽取比例不变，将仿真回波数据中的目标转角分别设置为  $1^\circ$ 、 $4^\circ$  和  $10^\circ$ ，重复刚才的实验过程。考虑随机抽取倍数的影响，该实验将随机抽取比例分别设为 25% 和 50%，然后采用同样的随机抽取和压缩感知重构方法分别进行两组压缩感知成像，得到的结果如图4.3所示。当目标转角为  $10^\circ$  时，无论随机抽取

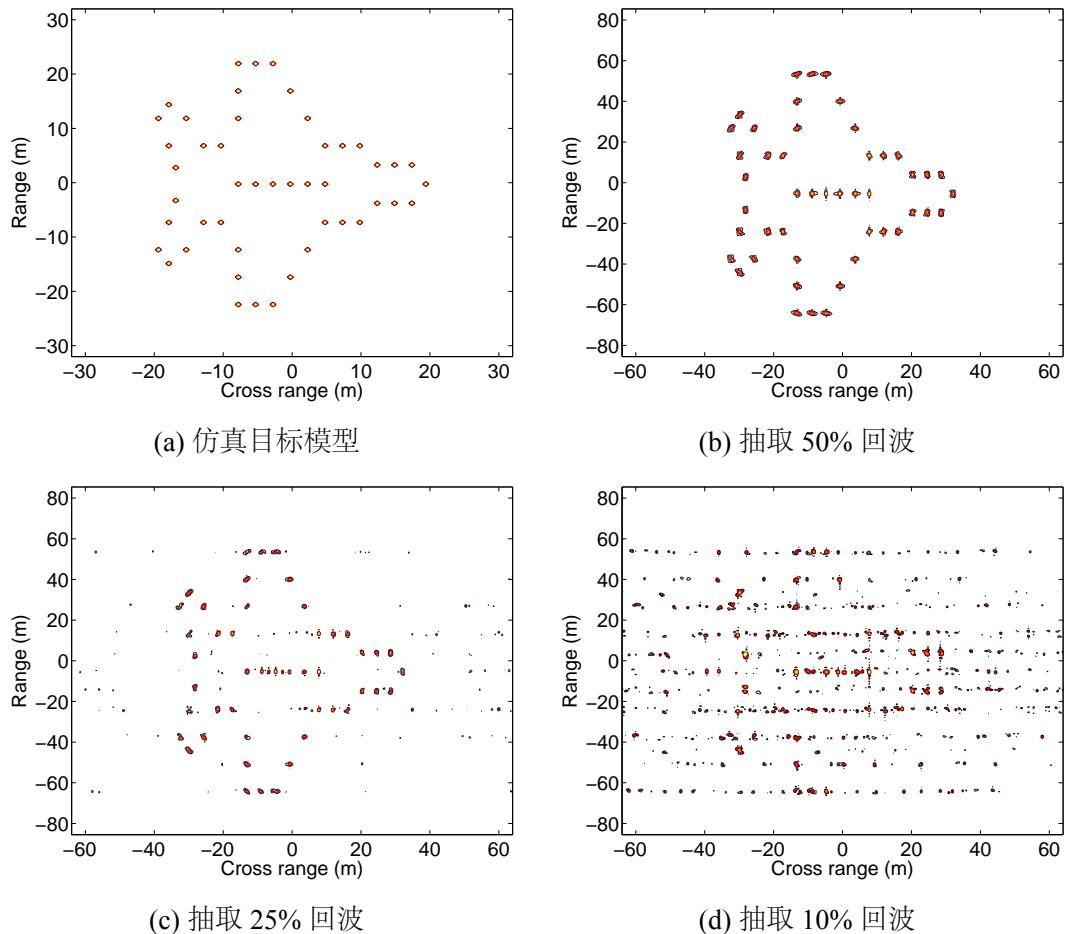


图 4.2 慢时间随机采样抽取比例对压缩感知重构效果的影响

比例为 25% 还是 50%，由于转角过大导致散射点越距离单元徙动严，重构图像中均存在严重的散焦现象。虽然随机抽取后的回波数量较少，但是目标在观测周期内相对于雷达视线的转角保持不变，因此不同抽取比例下重构图像出现同样的散焦现象。如图4.3(a)和4.3(d)所示，当目标转角仅为  $1^\circ$  时，方位向散射点在重构图像中无法分辨，图像分辨率明显过低，受限于目标转角过小，不同随机抽取比例均无法提高方位向分辨率。从图4.2 和图4.3 两组仿真实验结果可以得出结论，当随机观测数量满足最低观测需求时，重构图像的分辨率就不再取决于随机回波数量而是目标转角。只有同时满足本文所提的两个条件时，压缩感知成像才能得到理想的重构结果，仿真实验结果与本节的理论推导保持一致。

本节研究了单目标压缩感知方法及其适用条件，这对多目标压缩感知具有非常重要的指导意义。随着空间目标数量增多和战场环境的日渐复杂，ISAR 雷达在有限的时间窗口内通常需要对多个目标进行跟踪探测。在利用压缩感知对多目标观测和成像时，必须保证每个目标的观测结果均满足本节提出的观测数量和目标转角两个条件，才能确保多个目标都能正常成像。因此，本节内容对本章接下

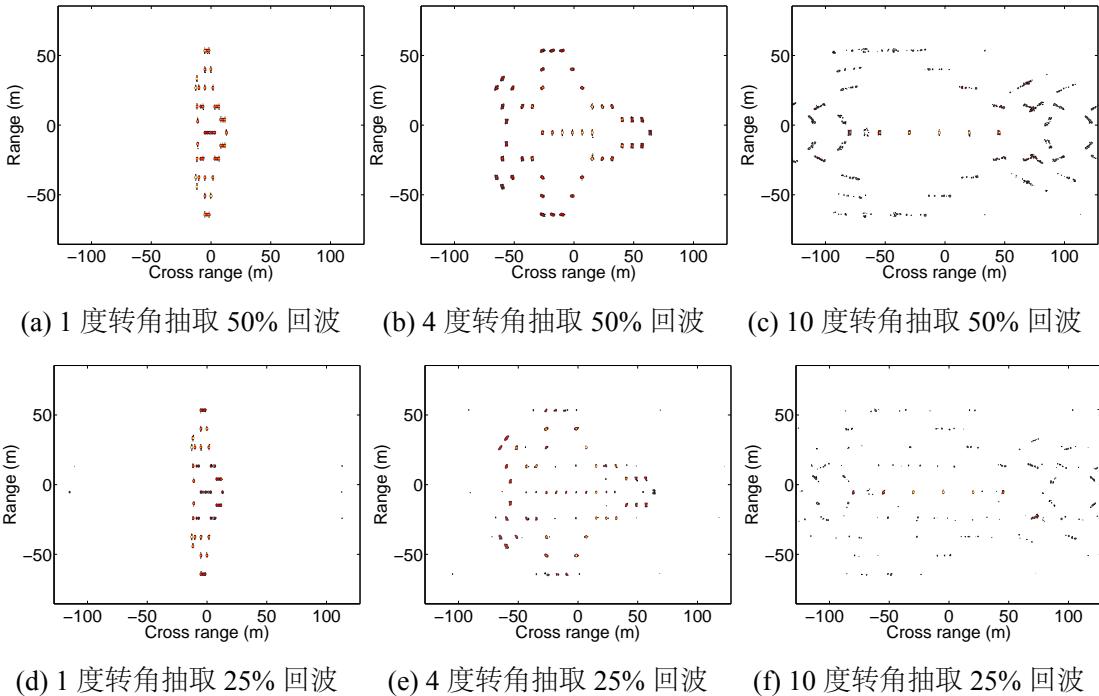


图 4.3 目标转角大小对压缩感知重构效果的影响

来的多目标同时成像研究奠定了基础。

### 4.3 基于相控阵雷达随机脉冲分配的多目标同时成像

#### 4.3.1 宽带雷达成像与相控阵资源调度

相控阵雷达打破了机械扫描雷达扫描方式的限制，可以实现多目标搜索与跟踪。但是单部雷达的脉冲资源终究是有限的，特别是在对多目标同时成像的场景中，成像目标对雷达脉冲驻留时间以及脉冲个数都有苛刻的要求，雷达的宽带波束脉冲资源很容易在多目标场景中捉襟见肘。合理调度雷达资源是相控阵雷达使用的重要问题之一，本章将压缩感知理论引入多目标雷达成像，进一步提高雷达资源利用率。

为了简化研究模型，本章节研究中我们假设相控阵雷达只有一个宽带波束，波束指向可以通过相控阵电扫天线实时改变。在实际使用的宽带相控阵雷达中，由于接收机处理能力有限，相控阵雷达可以比较容易同时发射多个窄带波束进行目标搜索和跟踪，但同时发射多个宽带波束难度较大。因此本文的假设与实际情况较为相符。本章所提的方法旨在突破原有成像方法限制，最大限度提高雷达多目标同时成像能力，如果雷达本身具有多波束、多目标同时成像能力，利用本章所提方法，也可以进一步提高其多目标成像能力。

假设相控阵雷达每次发射单个宽带波束用于目标成像，每个宽带波束的观测

范围由波束宽度和接收机距离波门决定。由于雷达波束宽度有限，如图4.4所示，当多个目标同时出现在雷达不同的观测角度时，传统机械扫描雷达无法同时对多个目标进行长时间驻留观测。单波束相控阵雷达拥有灵活的波束捷变特性，将波束资源分配给多个目标，实现多目标同时观测。此类场景在空中预警雷达中十分常见，随着空间目标数量的增多，多目标同时观测或成像的需求在空间目标探测中越来越强烈。

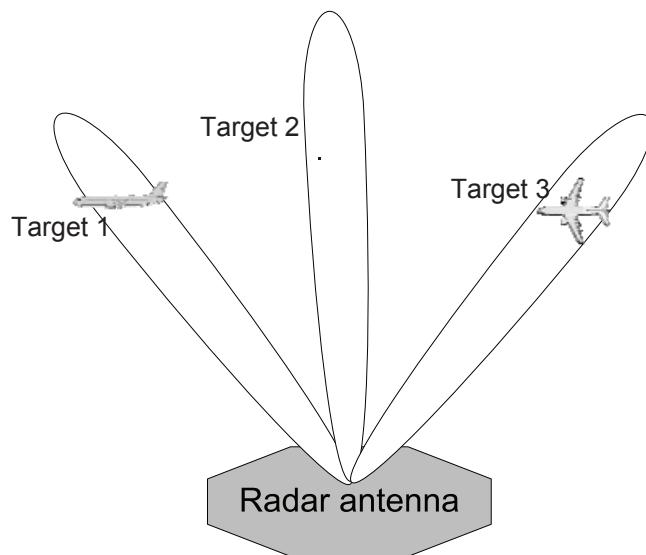


图 4.4 雷达同时多目标成像场景

在传统 ISAR 成像观测中，雷达在目标成像 CPI 内必须持续照射目标，确保获取足够的旋转角度以及回波个数。在雷达脉冲资源非常有限的情况下，纵使相控阵雷达可以灵活改变波束指向，由于单个目标驻留时间太久或成像所需回波个数校对，雷达有较大概率错过其他目标的观测时间窗口。相控阵雷达在实际工作中，除了发射宽带脉冲用于目标成像，还需要发射窄带脉冲执行目标搜索、跟踪等其他任务，因此雷达脉冲资源更加受限。合理分配和调度雷达脉冲资源是相控阵雷达应用中的重要课题。假设雷达的宽带波束最大脉冲重频为 512，而图4.4所示的三个目标每秒成像所需的回波个数均为 256，为了保证成像质量，雷达只能同时对两个目标成像，否则就会因回波数量不足造成成像质量下降甚至无法成像。

#### 4.3.2 基于随机脉冲分配的多目标同时成像

根据压缩感知成像方法，我们可以在雷达回波不足的情况下重构出目标图像，但是脉冲慢时间必须满足随机采样的要求以保证压缩感知观测矩阵满足 RIP 条件。受此启发，同时利用相控阵雷达灵活的波束指向与脉冲发射体制，本章提

出基于随机观测的相控阵雷达脉冲分配机制，将其应用在多目标同时成像中。

在成像观测中，雷达不必持续照射单个目标，而是采用随机脉冲分配的方法。如图4.1所示的场景中，假设三个目标同时出现在雷达视野范围内，常规成像中需要根据雷达脉冲重频，按照一定的脉冲间隔对目标分别进行照射。假设观测周期为  $T$ ，雷达发射脉冲重频为  $f_{prf}$ ，三个目标 ISAR RD 成像所需的脉冲数分别为  $M_1$ 、 $M_2$  和  $M_3$ 。当观测周期内雷达脉冲总量无法满足三个目标所需脉冲总数时，即  $T \times f_{prf} < M_1 + M_2 + M_3$ ，则无法实现多目标成像。本文所提出的压缩感知成像方法可以解决这个问题。根据压缩感知成像原理，每个目标只需要不少于  $O(K \cdot \log N)$  个随机回波便可以实现图像重构。因此，本章提出，对多个目标采用随机序列依次照射。首先，假设目标稀疏度  $K$  已知，图4.5采用柱状图的方式表示了雷达观测三个目标时的脉冲分配情况。

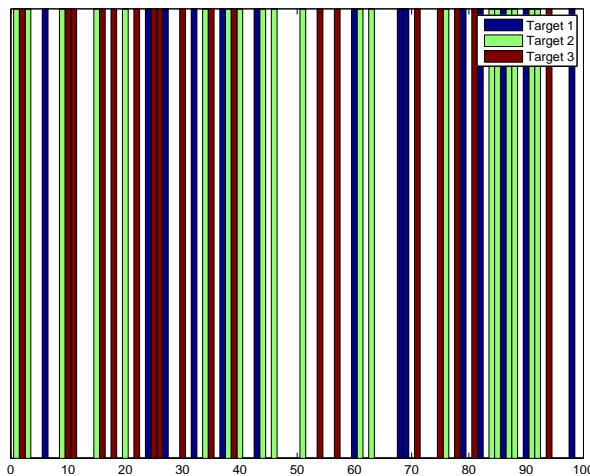


图 4.5 随机雷达脉冲分配顺序示意图

图4.5中雷达脉冲重频  $f_{prf} = 1000 \text{ Hz}$ ，观测周期  $T = 100 \text{ ms}$ ，三个目标在观测周期  $T$  内分配脉冲数量均为 20。对于单个目标而言，脉冲序列对应其雷达回波在慢时间域的采样序列，进而可以得到回波慢时间域观测矩阵。经过随机分配，每个目标回波慢时间域均实现了随机采样。随机观测矩阵已经被证明可以满足压缩感知矩阵必备的 RIP 条件，是重构算法有效的基础。因此，随机脉冲分配的方法为后期利用压缩感知方法重构目标图像提供了可行性。此外，为了保证每个被观测目标均可以成功从随机回波中重构图像，随机观测还必须满足本章上一小节中给出的两个条件。

在随机脉冲分配方案中，用随机变量  $a$  描述单个回波的照射目标， $a$  的取值空间为  $a \in \{0, 1, 2 \dots L\}$ ，其中  $L$  为所需要观测的目标总数。在图4.5所示的模型中， $L = 3$ 。 $a = l, 1 \leq l \leq L$  表示回波照射目标  $l$ ， $a = 0$  表示无目标照射。当目标

数量有限或所需脉冲总量较少时， $a = 0$  可以节省雷达资源及发射功率。随机变量  $a$  在其取值空间的概率分布决定了每个目标被雷达脉冲照射的比例。 $a$  的概率分布确定之后，按照其分布随机发射宽带成像脉冲则可以实现多目标随机照射并确保事后图像重构的可行性。如何确定随机脉冲分配比例是多目标同时成像的关键技术，本节对随机脉冲分配比例计算方法将给出详细介绍。

为了满足条件(1)，确保每个目标获得足够多的脉冲。目标二维像在方位向的稀疏度是指目标在成像结果的方位向图像中所占的非零像素点数量。因此稀疏度由目标尺寸  $D$  与雷达方位向分辨率  $\rho_a$  共同决定。

$$K \approx D/\rho_a \quad (4.16)$$

成像雷达的方位向理论分辨率  $\rho_a$  在转角基本确定的情况下，可以认为是已知变量。因此估计目标尺寸即可得到稀疏度估计结果。虽然目标方位向尺寸很难精确测量，考虑目标形状一般呈现对称均匀分布，可以通过距离向尺寸对目标大小进行估计。文献 [169] 提出了基于目标高分辨一维距离像估计目标尺寸的办法，LFM 雷达脉冲具有较足够大的带宽获取距离向高分辨。尽管该方法无法精确估计目标方位向尺寸，但足以确认多个目标的尺寸比例，可以依此估计目标在成像结果中的稀疏度，对雷达脉冲分配比例具有比较重要的指导意义。

对于条件(2)，由于不同目标相对于雷达的速度不同，相对转速也不相同。因此，目标要达到雷达成像所需的转角  $\Theta$  所需的相参累积周期也不同。对于空间轨道目标而言，如果目标的轨道信息已知，则其相对于雷达旋转的角速度  $\omega$  可以很容易估计。而对于飞机或未知空间目标等非合作目标，我们假设其在成像过程中平稳匀速飞行。文献 [170, 171] 提出了在不考虑目标自转的情况下基于目标轨迹估计目标转角的方法。宽带成像雷达一般具有三坐标探测能力，可以实时获取目标的距离、方位角和俯仰角信息，根据目标实时坐标可以绘制如图4.6 所示的目标运动轨迹，假设  $t_1$  时刻的目标位置为  $P$  和  $t_2$  时刻的位置  $P'$ ，两个时刻目标与雷达位置形成的转角为  $\theta$ ，则目标相对于雷达的旋转角速度可以估计为

$$\bar{\omega} = \frac{\Delta\theta}{t_2 - t_1} \quad (4.17)$$

利用转速估计结果，可以估计单个目标获得成像所需转角的最短相参累积周期为

$$\tau_i = \frac{\bar{\Theta}}{\bar{\omega}_i} \quad (4.18)$$

其中  $\tau_i$  和  $\bar{\omega}_i$  分别表示第  $i$  个目标的最短相参累积周期及估计旋转角速度。 $\bar{\Theta}$  为 ISAR 成像目标典型转角，本文中将其设定为  $\bar{\Theta} = 4^\circ$ 。

基于以上估计可以得到目标压缩感知成像所需的最小随机脉冲数量  $M_i$  和最

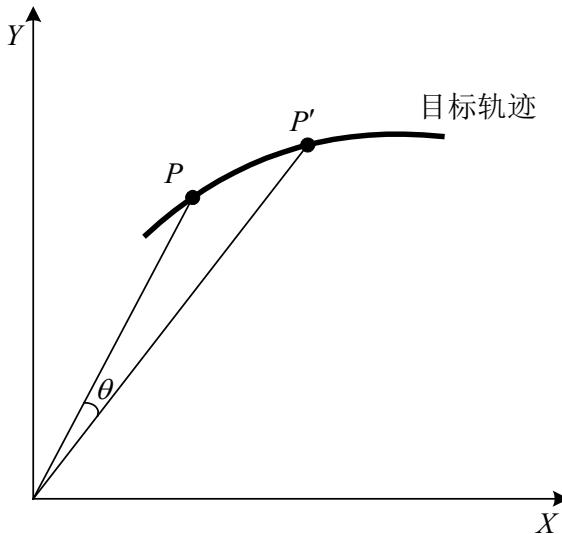


图 4.6 目标轨迹与相对于雷达视线的转角示意图

小观测周期  $\tau_i$ 。在多目标随机观测中，必须保证每个目标在其最小观测周期  $\tau_i$  内得到最少  $M_i$  个随机回波。因此，可以推导得到单位时间内满足单个目标成像所需的平均脉冲重频为

$$\bar{\rho}_i = \frac{M_i}{\tau_i} \quad (4.19)$$

其中  $\bar{\rho}_i$  表示第  $i$  个目标的平均脉冲重频。

随机脉冲分配方案必须满足每个目标平均脉冲重频要求才能保证其压缩感知重构图像的可行性。因此，不难证明，随机变量  $a$  的概率分布与目标的平均脉冲重频  $\bar{\rho}_i$  成正比，即

$$P(a = i) = \frac{\bar{\rho}_i}{f_{PRF}} \quad (4.20)$$

其中， $f_{PRF}$  为雷达系统本身所能提供的发射脉冲重复频率。

基于以上分析，同样可以推导得到，在雷达最大发射重频固定的情况下，随机脉冲分配方案所能同时成像的最大目标数量  $L$  必须满足如下条件：

$$\sum_{i=1}^L \bar{\rho}_i \leq f_{PRF} \quad (4.21)$$

该最大可成像数量  $L$  与目标的估计平均脉冲重频有关，当超出式(4.21)所示约束时，雷达系统无法确保每个目标都能得到足够的随机脉冲，即无法保证足够的随机观测量，从而导致压缩感知算法无法成功重构目标图像。

在随机脉冲分配比例确定之后，可以得到随机变量  $a$  的概率分布。基于此概率分布生成由  $\{0, 1, 2 \cdots L\}$  组成的随机序列  $\mathbf{a}$ 。将此序列成为雷达的脉冲分配模

板，雷达根据该模板进行宽带波束调度，从而实现对多个目标的随机观测。在随机观测计划执行过程中，必须确保雷达对每个目标的精确跟踪，针对多目标跟踪探测的相控阵雷达资源调度已经有比较成熟的技术保证。而且，雷达一般发射窄带脉冲进行跟踪任务，因此，鉴于篇幅有限和研究内容专注点不同，本文对如何利用窄带波束进行多目标跟踪不做详细介绍。

#### 4.3.3 多目标压缩感知观测矩阵构造及图像重构

在上一节所述的随机序列多目标成像中，我们根据目标尺寸和目标转速可以计算每个目标的脉冲分配比例，再依照比例生成随机观测序列  $\mathbf{a}$ 。该序列  $\mathbf{a}$  必须保存或可精确重构，因为每个被观测目标的慢时间域内的随机观测矩阵均由该序列决定，这对事后图像重构起到决定性作用。

多个目标由于转速和尺寸各异，成像所需要的脉冲重频和 CPI 也各不相同。CPI 不同导致在相同长度的观测时间内，不同目标能够成像的帧数各有差异。成像所需脉冲个数不同则导致回波慢时间域内的压缩感知被测信号和观测矩阵维度不同。因此在压缩感知重构中，我们分别对不同目标构造不同的观测矩阵。

假设雷达将每个目标的回波信号分别采集存储。对于第  $i$  个目标，RD 成像所需的 CPI 为  $\tau_i$ ，脉冲累积个数为  $N_i$ 。在压缩感知成像中，该目标慢时间域内被测信号的维度等于其 RD 成像脉冲个数  $N_i$ 。我们采用分段式重构的方法对目标进行图像重构，分段方法如图4.7所示。如图4.7所示，按照 RD 成像脉冲个数  $N_i$  对所

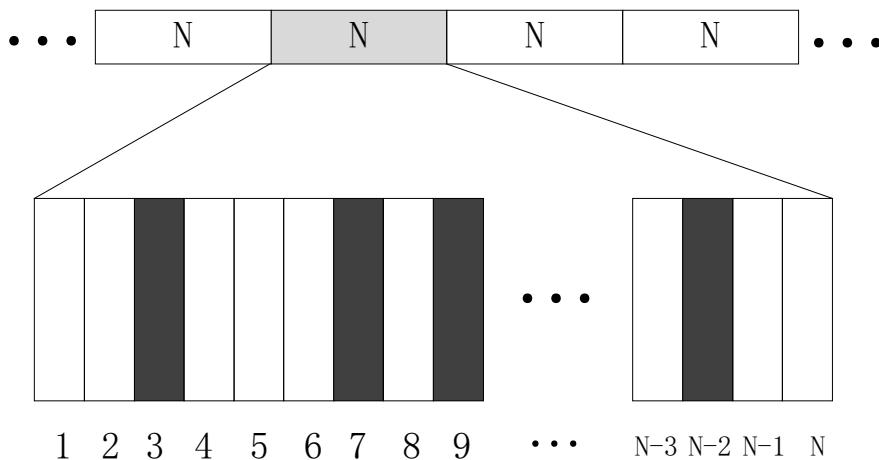


图 4.7 针对某个目标分段压缩感知重构目标图像示意图

有回波数据进行分段，每一段中包含  $M_i$  个随机回波，可以重构得到一幅目标图像。假设该目标某一个分段回波中  $M_i$  个回波在  $N_i$  个回波中的序列位置如图4.7所示，黑色方格表示随机回波在完整回波序列中的位置。观测矩阵为  $M_i \times N_i$  维矩阵，通过从  $N_i \times N_i$  的单位矩阵中抽取  $M_i$  行构造观测矩阵。随机抽取的行编号就

是图4.7中黑色方格代表的序号。在得到观测矩阵之后，按照单个目标压缩感知成像的方法，可以依次重构每个目标的二维像，最终实现多目标同时成像。

#### 4.3.4 自适应多目标压缩感知成像

在本章前一节中，我们提出了基于随机脉冲分配的多目标同时成像观测方法。该方法的有效性依赖于我们对目标尺寸和目标旋转速度的估计精度。需要在发射宽带成像脉冲前事先估计目标尺寸和旋转速度，提前计算得到雷达脉冲对每个目标的随机分配比例。然而，在雷达实际观测中，由于观测场景的复杂性和目标的非合作性，目标参数的估计精度通常不高，针对目标参数的预先估计难免出现误差。考虑这些影响，本小节研究将这一方案改进并进一步提出了自适应的多目标脉冲分配策略。

##### 4.3.4.1 基于实时参数估计的自适应多目标雷达脉冲分配策略

相控阵雷达由于具有灵活的波形波束捷变能力，雷达一般采用宽窄交替的脉冲发射方式，在对目标进行精密成像观测的同时，还需要边搜索边跟踪。其灵活多变的工作方式使得雷达资源调度比机械扫描雷达更加复杂。随着数字信号处理能力的提高，现代雷达系统中实时信号处理性能越来越高，可以实现对式(4.16)和式(4.18)中的目标尺寸、目标轨迹以及目标转速等参数的实时估计。随着目标姿态变化和目标相对雷达的运动，目标的 RCS 尺寸以及相对于雷达视线的旋转速度会不停发生变化。因此，基于目标尺寸和转速的实时观测结果，自适应的调整多目标的脉冲分配比例，可以避免目标参数变化导致原有脉冲分配比例失效，确保目标在实时观测中获得有效的压缩感知测量。在不超过雷达负载能力的情况下，实现更加合理分配雷达资源。

雷达成像是一个持续观测的过程，本文提出，在该过程的以下三种场景中，我们需要重新计算雷达脉冲分配比例并更新雷达脉冲分配策略。

- (1) 正在成像的目标从雷达视野中消失，无法继续跟踪观测，需要将其从脉冲分配序列中删除；
- (2) 有新的可成像目标进入雷达观测视野，考虑将其加入脉冲分配序列；
- (3) 实时测量估计得到的目标尺寸和旋转速度出现比较大的变化，需要更新脉冲分配比例。

基于以上三种场景，本节研究提出了自适应多目标雷达脉冲分配流程图如下图所示

在该流程图中，我们假设雷达系统可以根据雷达当前的观测结果实时估计目标尺寸和旋转速度，从而对目标所需的随机脉冲重频做实时估计。在雷达实际工作中，还必须考虑目标优先级的问题。当多个目标压缩感知成像所需的脉冲数量

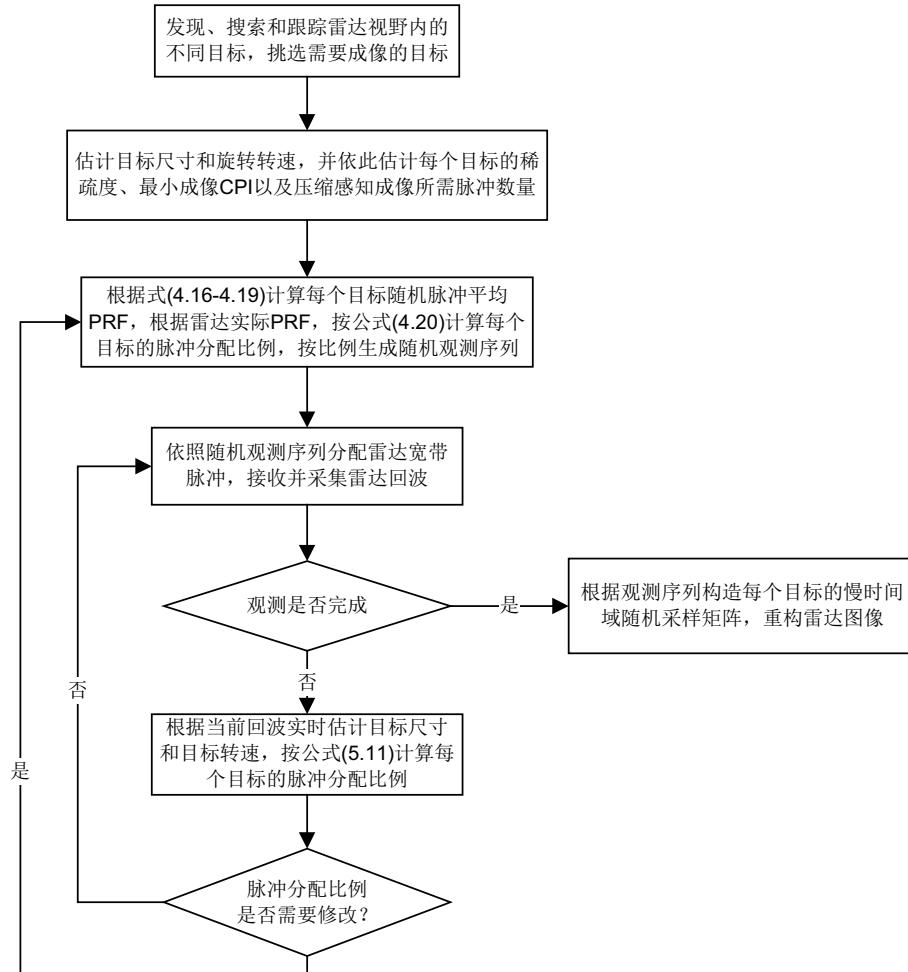


图 4.8 自适应多目标雷达脉冲分配流程图

超过式(4.21)所示的上限时，雷达无法满足对多个目标的同时观测，这时，必须根据观测重要性来对目标优先级进行排序，放弃低优先级的目标成像，将更多的脉冲资源分配给重要目标。

#### 4.3.4.2 基于实时图像重构的自适应多目标雷达脉冲分配策略

上一小节所提的基于实时参数估计的自适应多目标雷达脉冲分配策略，能够根据雷达实时参数估计对脉冲分配比例做自适应调整。但是，式(4.16)和式(4.18)所示的基于参数估计的脉冲分配比例计算方法仍然具有一定的不确定性，例如当目标方位向尺寸与距离向尺寸相差较大时，基于距离向尺寸对方位向稀疏度的估计就会出现误差。

当雷达实时处理能力足够强时，我们可以直接实现实时压缩感知成像。然后根据压缩感知重构图像效果来判断当前随机脉冲数量是否足够，当图像在方位向出现模糊和散射点混叠时，说明方位向采样率不足，则在接下来的观测中适当增加该目标的脉冲比例。这种实时更新机制非常依赖于实时图像重构的效率，就目

前压缩感知算法的复杂度而言，尚难以完成该目标。我们相信随着更快速高效的压缩感知重构算法出现，实时重构将很快成为现实。基于实时图像重构的多目标同时成像流程变的更为简单，可以直接根据图像质量对目标脉冲分配比例进行更新，简化后的流程图如图4.9 所示。

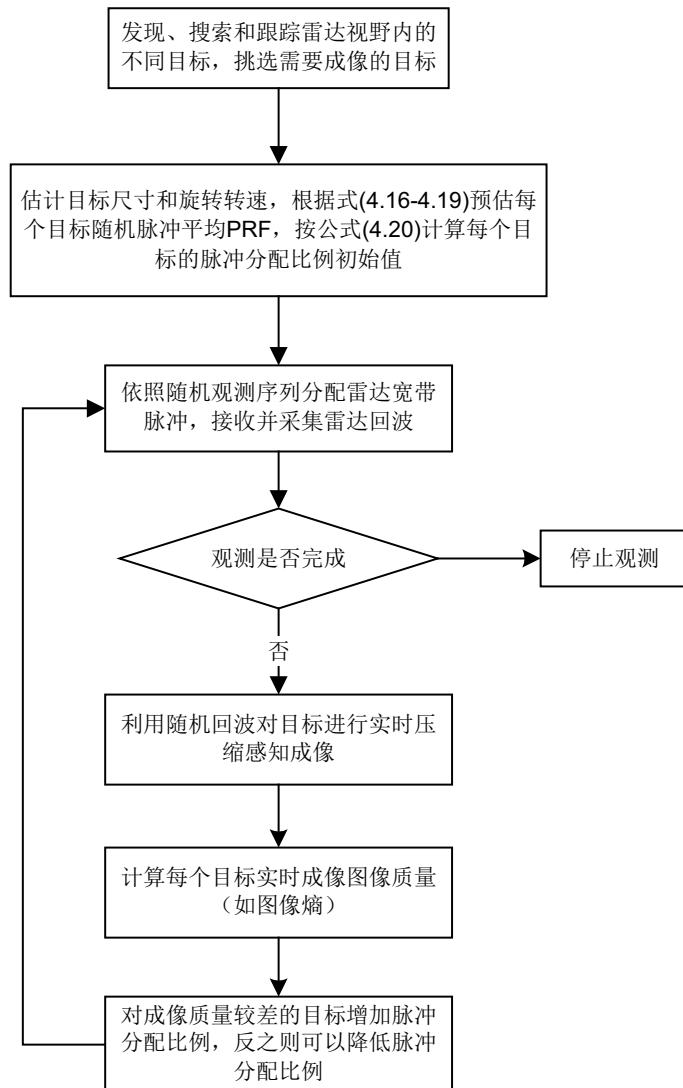


图 4.9 基于实时图像重构的多目标雷达脉冲分配流程图

显然，基于实时成像结果的方法直接将成像质量作为自适应调整的依据，比基于参数估计的自适应脉冲分配调整策略具有更强的针对性和自适应性。需要指出的是，在少数空间目标 ISAR 成像时，由于目标本身具有隐身、防侦察等干扰对抗能力，目标在二维空间的分布只有少量强散射点，甚至不存在强散射点，压缩感知成像方法可能不够稳定，有效性大大受限。针对这种情况无法通过实时压缩感知成像进行随机脉冲分配，只能将其作为重点目标进行观测，并对其回波数据做时候进一步分析处理。

#### 4.4 多目标成像实验结果

为了验证本章研究所提出的压缩感知多目标同时成像方法的可行性，我们开展了仿真实验并给出相应实验结果。仿真实验中，假设相控阵雷达发射 LFM 宽带信号，宽带信号带宽  $B = 300 \text{ MHz}$ ，信号中心频率  $f_c = 10 \text{ GHz}$ ，雷达信号脉宽  $\tau = 50 \mu\text{s}$ ，雷达发射信号重频为  $f_{PRF} = 1000 \text{ Hz}$ 。仿真中模拟  $L = 3$  架具有不同尺寸的飞机目标出现在雷达不同的观测视野内。飞机的散射点模型如图 4.10。三个飞机目标的相关参数设置如表 4.1 所示。

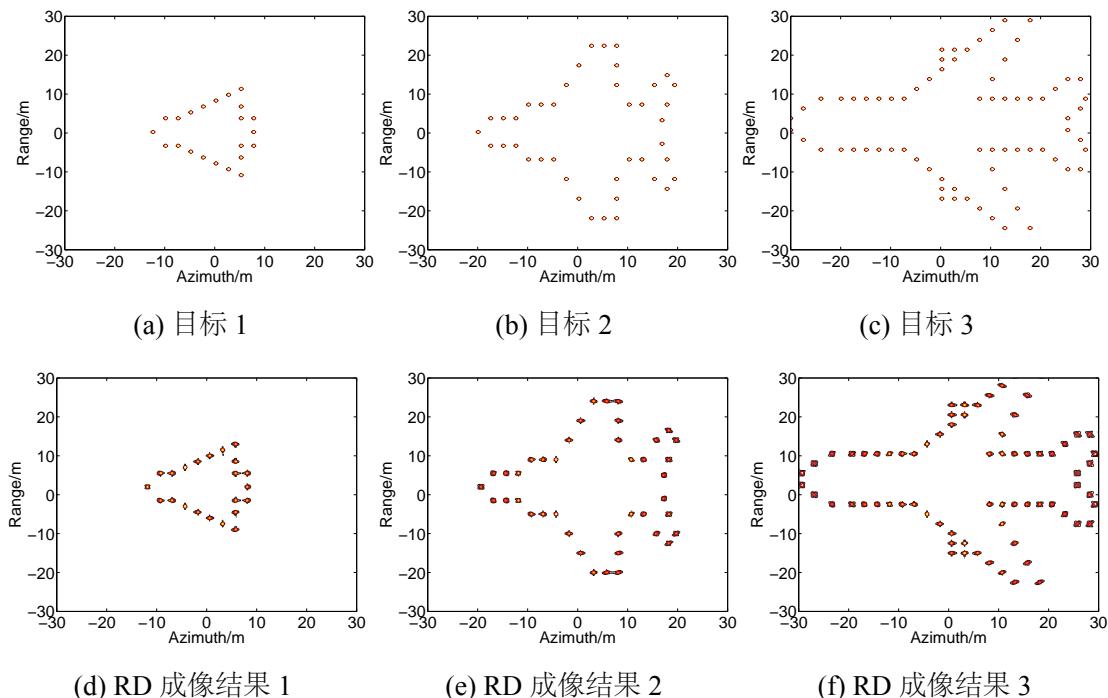


图 4.10 多目标成像实验仿真目标模型与 RD 成像结果

表 4.1 仿真实验中三个不同目标的参数设置

目标编号	距离 (km)	转动速度 1 ( $^{\circ}/\text{s}$ )	转动速度 2 ( $^{\circ}/\text{s}$ )
目标 1	100	2.0	5.0
目标 2	120	2.0	2.5
目标 3	90	2.0	1.0

如图 4.10 所示，三架飞机目标尺寸不同，则目标在成像结果中的稀疏度  $K_i$  不同。为了验证本章所提的雷达脉冲分配策略，仿真实验分为两个部分，分别验证

目标尺寸和目标旋转速度对于雷达脉冲分配比例的影响。

#### 4.4.1 目标尺寸对脉冲分配比例的影响

第一个实验用来验证目标尺寸参数在雷达脉冲分配比例计算中的重要性。按照表 4.1 中的第一列将三个目标设置为具有相同的转速。首先不考虑目标尺寸区别对每个目标按照相同比例 1:1:1 随机分配脉冲，利用压缩感知成像方法重构得到的成像结果如图 4.11(a)-(c) 所示。从图中可以看出，目标 1 和目标 2 的重构图像效果较为清晰，而目标 3 的重构图像出现明显的重构噪声，表明随机观测样本数量不足。根据本文分析，3 号目标尺寸较大，方位向重构所需的最小观测样本数量随之增大，因此 1:1:1 的脉冲分配比例导致目标 1 和目标 2 回波数量冗余而目标 3 回波不足。

然后依据本文式(4.20)所提的脉冲比例计算方法，我们根据目标尺寸重新计算脉冲分配比例得到分配比例为  $M_1 : M_2 : M_3 = 2 : 3 : 4$ 。按照该比例对雷达脉冲进行重新随机分配后再进行压缩感知成像，重构结果如图4.11(d)-(f) 所示，三个目标的成像结果均能实现理想的聚焦效果。该实验充分证明了目标尺寸参数在雷达脉冲分配比例中的重要性以及式(4.20)所提的方法的有效性。

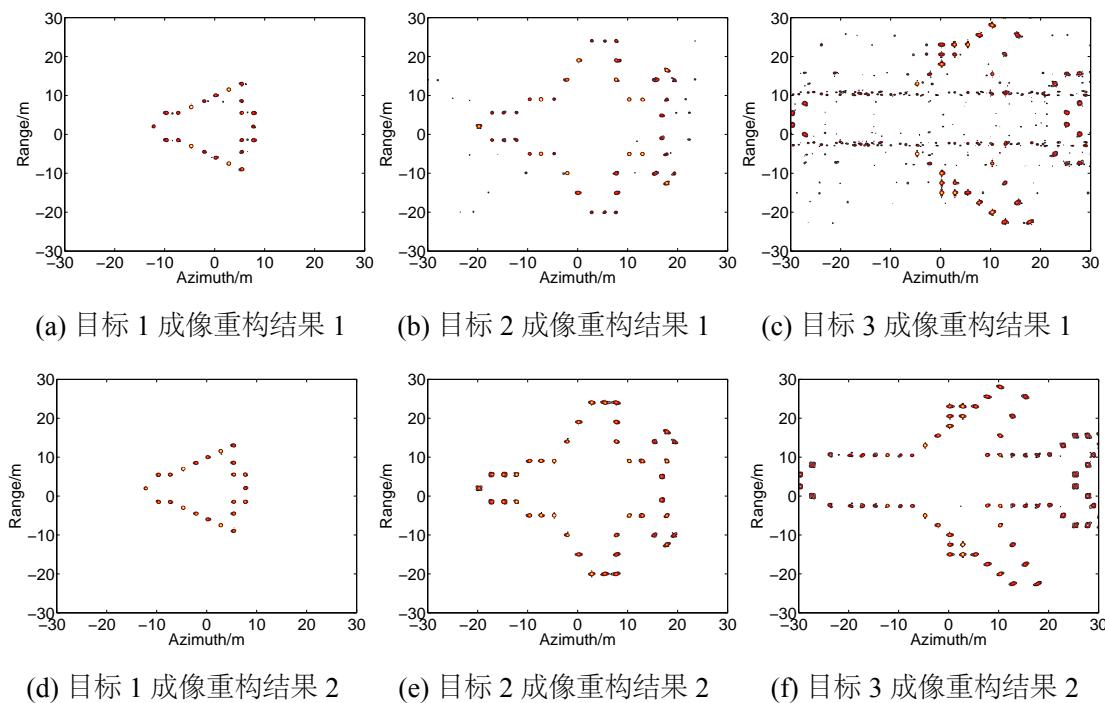


图 4.11 目标尺寸对多目标成像脉冲分配比例的影响

#### 4.4.2 目标转速对脉冲分配比例的影响

第二个实验用来研究针对具有不同旋转速度的多个目标分配雷达脉冲。首先假设三个目标具有相同的尺寸，但相对于雷达的转动速度分别为  $1.0^{\circ}/s$ ,  $2.0^{\circ}/s$  和  $5.0^{\circ}/s$ 。在不考虑目标转速的前提下，对三个目标按照 1:1:1 的分配比例随机分配脉冲，压缩感知重构得到的目标图像如图4.12(a)-(c) 所示。虽然三个目标尺寸相同，但转动较快的目标重构图像噪声明显。这是由于三个目标在相同时间内的观测脉冲数量相同，但转速最快的目标 3 由于其相参累积周期较短，因此在单幅图像所需的转角内的慢时间观测样本数量相对较少。观测数量不满足压缩感知重构所需条件，导致重构误差较大。采用本章所提算法，利用目标转速对脉冲比例进行重新计算后，得到的脉冲分配与目标转速成正比。按照 1:2:5 的比例对三个目标进行随机照射后，再次重构图像得到的结果如图4.12(d)-(f) 所示，可以看出，三个目标均得到了理想的重构成像效果。该实验证明了目标转速对多目标脉冲分配比例的影响。最后一个仿真实验用来验证目标尺寸和转速都不相

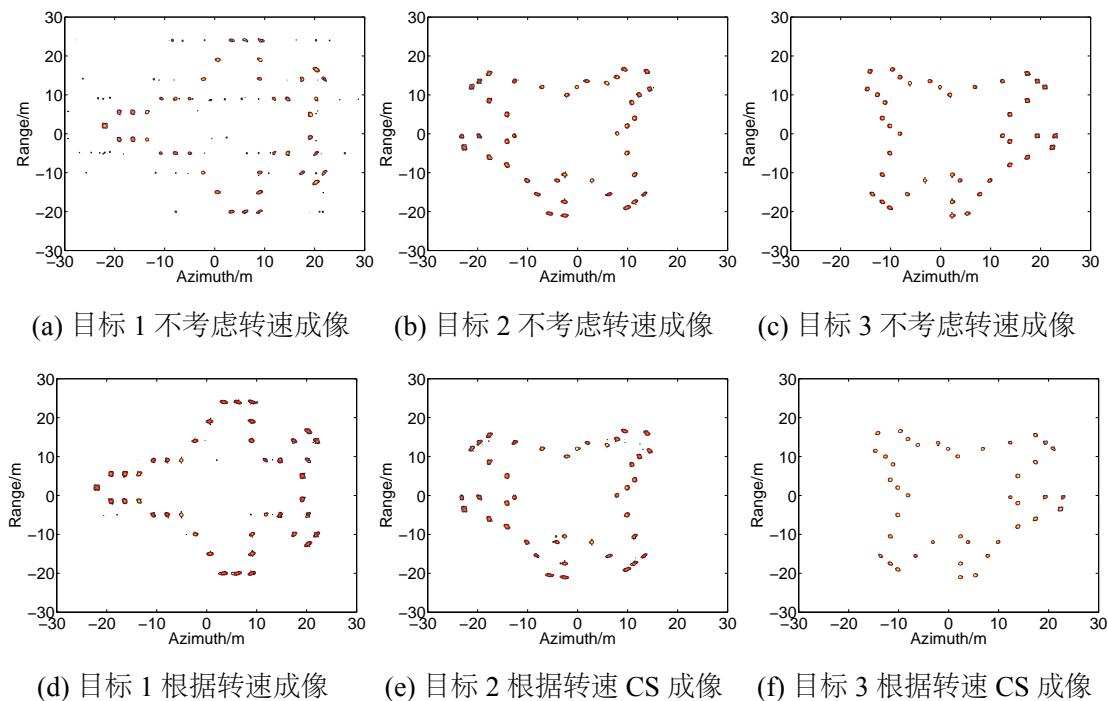


图 4.12 目标转速对多目标成像脉冲分配比例的影响

同时，综合两个因素的影响计算脉冲分配比例对成像效果的影响。在该实验中我们继续采用第4.4.1小节中图4.10所示的三个不同尺寸的目标，目标的旋转速度参数设置如表4.1 第二列所示，三个目标的速度依次递减。根据表4.1 所示的目标转速，可以计算三个目标成像所需的相参累积周期分别为  $\tau_1 = 5.0 \text{ sec}$ ,  $\tau_2 = 2 \text{ sec}$

和  $\tau_3 = 1 \text{ sec}$ 。首先不考虑目标转速不同，继续使用上一个仿真实验中仅根据目标尺寸计算的脉冲分配比例  $M_1 : M_2 : M_3 = 2 : 3 : 4$ ，压缩感知图像重构结果如图4.13(a)-(c) 所示，从图像重构结果可以看出，目标 1 与目标 2 重构图像有不同程度的模糊散焦，转速更快的目标 1 更为严重。上一节的分析证明，转速更快的目标由于其相参累积周期较短，需要在短时间内分配足够的脉冲，因此压缩感知成像所需的平均脉冲重频更高。然后，在只考虑目标转速而忽略目标尺寸差别的情况下，计算得到的脉冲分配比例为 5:2:1，依照该比例随机分配脉冲后得到的重构图像如图4.13(d)-(f) 所示，可以看到，3 号目标重构效果最差。然后利用本章所提算法，综合考虑目标尺寸和目标转速后计算三个目标的脉冲分配比例为  $M_1 : M_2 : M_3 = 5 : 3 : 2$ ，按照该比例随机分配脉冲后，最终得到图像重构结果如图4.13(g)-(i) 所示。可以看出，每个目标均得到理想的重构图像。

以上三个实验证明了多目标压缩感知成像中目标尺寸和目标转速是随机脉冲分配两个不可忽略的参数，本文所提出的分配比例计算方法，综合考虑了这两个参数，合理分配雷达脉冲资源，在消耗最少雷达脉冲的前提下，确保每个目标都能得到理想的图像重构效果，从而实现雷达资源最合理分配。

## 4.5 本章小结

本章研究了压缩感知成像理论在相控阵雷达多目标成像这一特定场景中的应用。针对同时多目标观测场景中雷达脉冲资源有限的问题，本文充分挖掘相控阵雷达脉冲分配的灵活性，基于慢时间域压缩感知成像方法提出一种随机脉冲分配方案，将观测时间内的有限雷达脉冲资源分配给多个目标，在慢时间域实现对多个目标的随机欠采样，然后利用压缩感知成像方法从稀疏回波中重构每个目标的二维像。

考虑到多目标场景中目标通常具有不同尺寸，并且相对于雷达视线方向具有不同的旋转速度。本章从 ISAR 成像原理和压缩感知观测条件角度出发，证明了压缩感知成像所需的脉冲个数与目标尺寸和目标转速的关系，并推导了三者之间的换算公式。基于以上推导，本章在随机脉冲分配方案的基础上进一步提出了自适应多目标同时成像方法。该方法基于目标尺寸估计和旋转速度估计对脉冲分配比例进行实时计算，雷达在多目标观测过程中实时修正脉冲分配比例，从而进一步优化雷达资源分配。利用有限的雷达资源实现尽可能多数量目标同时成像，有助于大大提高雷达的多目标观测能力。仿真实验结果证明了本文所提脉冲分配比例计算方法以及自适应多目标同时成像方法的有效性及必要性。

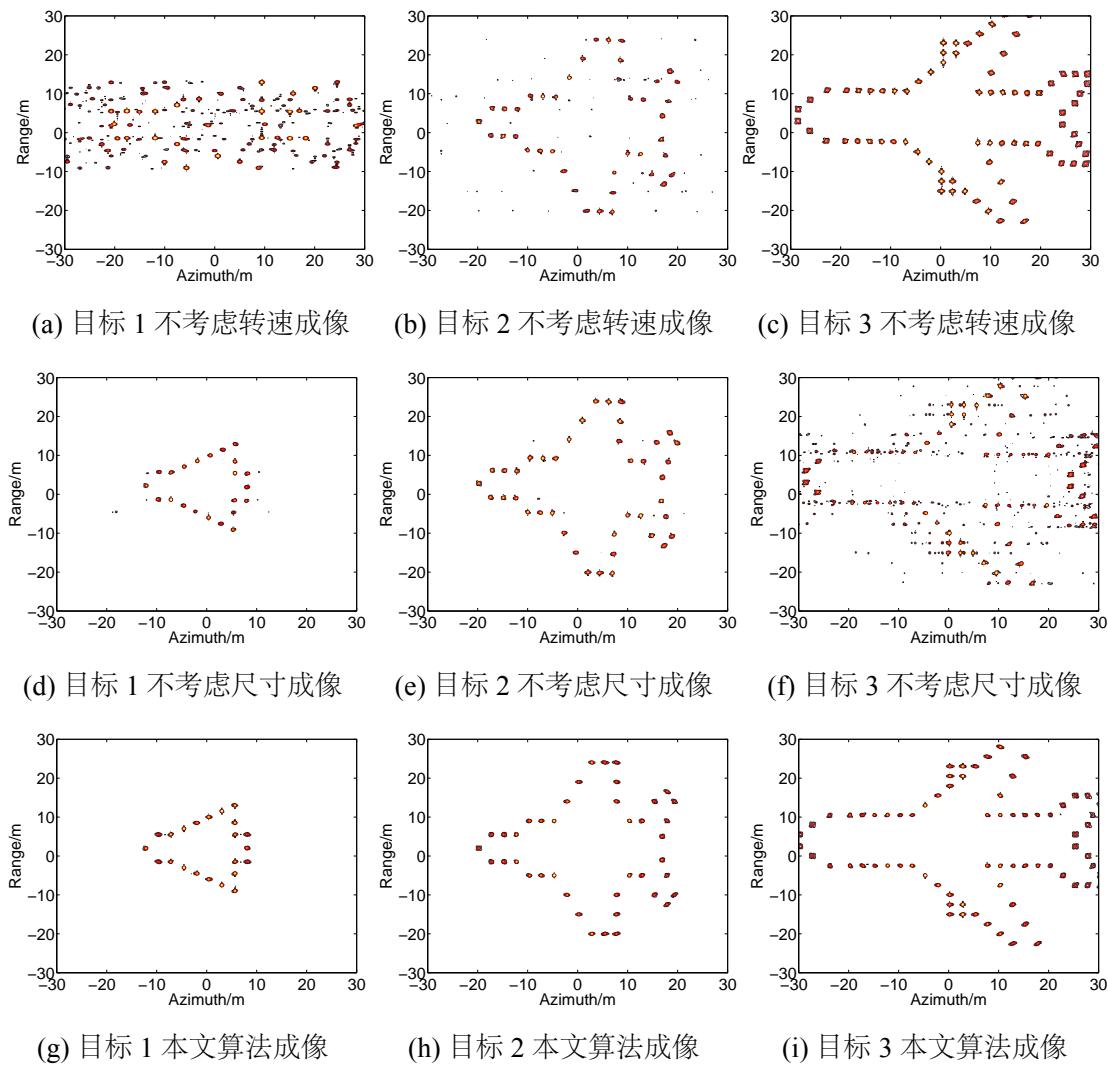


图 4.13 多目标转速和目标尺寸均不相同时脉冲分配比例对压缩感知成像的影响

## 第五章 含旋转部件目标压缩感知 ISAR 成像技术

### 5.1 引言

一般的 ISAR 成像方法通常假设目标所有散射点都具有相同的运动状态，即目标是一个刚体质点模型。在空间目标成像中，由于飞机等目标通常会包含一些机械部件，如飞机的螺旋桨、卫星上机械扫描的天线等装置。这些部件在成像过程中相对于目标主体转动或具有其他相对运动特征，我们一般称之为微动部件。微动部件的相对运动一般要比目标主体的运动更复杂、更快速，从而产生与主体回波信号不一致的多普勒信号，称之为微多普勒频率。由于 ISAR 成像的方位向聚焦原理正是基于对目标主体部件的多普勒频率分析，而微多普勒信号不可避免对目标主体信号产频率调制从而对主体回波信号造成干扰。因此微动部件的微多普勒信号会造成目标主体成像模糊，这就是空间目标成像领域广泛关注的微多普勒效应。一般来说，为了获取目标主体的清晰成像结果，必须考虑对目标旋转部件微多普勒信号进行剔除，称之为微多普勒分离。分离提取之后的主体回波信号满足刚体模型，对其成像可以得到清晰的目标成像结果。

在常规 ISAR 成像领域，微多普勒信号分离技术已经得到了充分研究并取得了相当丰富的研究成果。时频分析是微多普勒特征分析和提取的重要手段，T. Thayaparan 等<sup>[172, 173]</sup> 针对旋翼型的直升机成像，提出了一种基于小波变换和联合时频分析的微多普勒信号分离方法。Li Junfen 等人<sup>[174]</sup> 提出了基于 Chirplet 基分解的微多普勒信号分离方法，对喷气式飞机的旋转涡轮所产生的微多普勒特征进行有效提取，对飞机 ISAR 成像取得了显著改善。Sparr 等人对地面上振动的角反射器目标的微动特征进行了有效提取。袁斌<sup>[175]</sup> 针对含有微动部件的空间目标 ISAR 成像，提出了一种基于复数局部均值分解方法 (Complex Local Mean Decomposition, CLMD) 的微多普勒信号分离方法，实现了旋转部件微动信号的有效分离，获得了较为理想的目标主体 ISAR 图像，对仿真数据和实测数据均取得了较为成功的实验结果。

在压缩感知成像中，由于目标主体散射点在成像结果中具有稀疏性，因此利用压缩感知重构算法，可以从稀疏回波中重构成像结果。但是目前此类研究都是基于刚体目标模型，缺少对含旋转部件的目标压缩感知成像的研究。如果不进行微多普勒提取，旋转部件带来的微多普勒效应会对其所在的距离单元回波进行难以避免的调制与干扰。在传统成像中，缺少多普勒提取的含旋转部件距离单元会呈现明显的散焦，形成大量噪声，从而破坏了图像在方位向的稀疏性。良好的稀

疏性是压缩感知有效重构的前提，因此微多普勒提取在含有旋转部件的目标压缩感知成像中同样是不得不考虑的重要问题。在回波严重不足的情况下，由于慢时间域采样数据大大减少，传统的时频分析算法无法正常工作。针对这一问题，徐艺萌<sup>[176]</sup>等人提出了一种基于子孔径线调频小波(Chirplet)变换和压缩感知的成像方法，将ISAR回波信号展开为Chirplet基函数加权的形式，再根据目标主体回波信号和微动部件回波信号的差异对二者进行分离实现了目标主体的稀疏ISAR成像。但此方法中基于Chirplet基的压缩感知重构方法运算量比较大，并且在信噪比较低的实测数据中效果一般。

本章主要研究含微动部件目标回波稀疏孔径下的微多普勒分离及压缩感知重构方法。内容安排如下：第5.2节介绍了包含微动部件目标的理想散射点回波模型，并从时频分析的角度研究了微动部件对目标主体回波的影响，介绍了基于稀疏短时傅里叶变换的稀疏时频分析方法，对稀疏回波下的回波时频特性进行分析；第5.3节介绍了稀疏回波场景下含微动部件目标的ISAR成像的自聚焦问题，提出了一种基于距离单元筛选的稀疏回波相位补偿方法，有效的缓解了旋转部件微多普勒特征对于相位补偿的干扰；第5.4节提出了一种基于统计加权积分方法与压缩感知的微动特征分离方法，经过分离后实现对目标主体部分的成像结果，并通过仿真数据和实测数据处理实验证明了方法的有效性；5.5节对本章内容进行小结。

## 5.2 含旋转部件的ISAR成像目标回波模型

### 5.2.1 基于散射点模型的含微动部件目标回波模型

空间目标成像中目标距离雷达远并且信号载频较高，成像场景满足雷达远场条件，一般使用散射点模型分析雷达回波。包含旋转部件的散射点目标模型如图5.1所示。在图5.1中，与普通目标ISAR成像模型一样，目标被假设为二维平面内转台目标，目标主体旋转中心为O，主体旋转角速度为 $\omega$ 。不失一般性，我们假设旋转部件在跟随主体运动的同时，还围绕点 $O'$ 做独立的旋转运动，转动角速度为 $\omega'$ 。为了简化分析，如图5.1所示，我们分别基于雷达天线点、目标主体旋转中心O和旋转部件中心 $O'$ 建立雷达坐标系、主体坐标系和微动坐标系。在成像期间，假设目标主体角速度 $\omega$ 和旋转部件角速度 $\omega'$ 均保持不变。

本章将LFM信号作为雷达发射信号进行分析，假设发射信号为：

$$s(\hat{t}, t_m) = \text{rect}\left(\frac{\hat{t}}{T_p}\right) \exp\left\{j2\pi\left[f_c t + \frac{1}{2}\gamma\hat{t}^2\right]\right\} \quad (5.1)$$

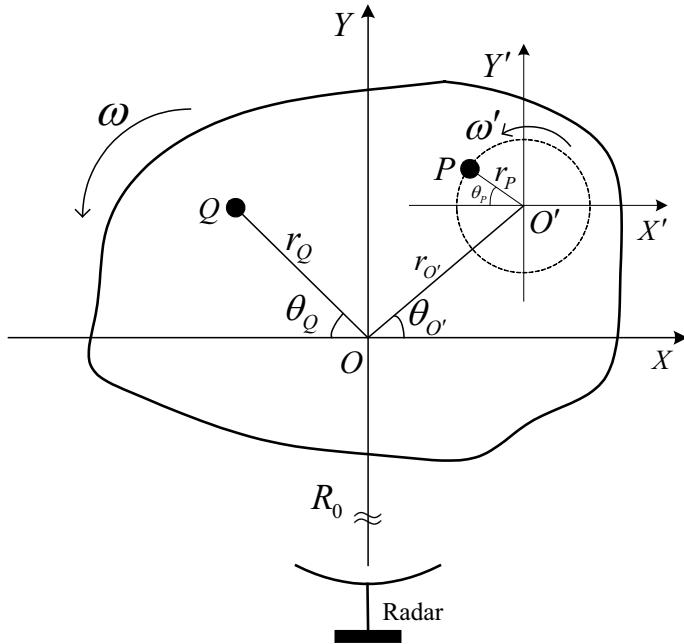


图 5.1 含旋转部件目标的成像运动模型

其中  $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1 & |u| \leq 1/2 \\ 0 & |u| > 1/2 \end{cases}$ ,  $f_c$ 、 $T_p$  分别表示信号中心频率、脉冲宽度, 和 LFM 调频斜率。 $\hat{t}$  和  $t_m$  分别表示信号传播快时间和慢时间, 信号全时间  $t = t_m + \hat{t}$ 。

根据散射点模型, 假设点  $p$  为目標主体的某个固定散射点, 其回波可以表示为:

$$s_r(\hat{t}, t_m) = \sigma \text{rect}\left(\frac{\hat{t} - 2R_p(t)/c}{T_p}\right) \exp\left\{j2\pi\left[f_c\left(t - \frac{2R_p(t)}{c}\right) + \frac{1}{2}\gamma\left(\hat{t} - \frac{2R_p(t)}{c}\right)^2\right]\right\} \quad (5.2)$$

其中,  $\sigma$  表示散射点的散射系数强度,  $R_p(t)$  表示散射点距离雷达的瞬时距离, 一般 ISAR 成像假设目标符合动 - 静模型, 即在单个回波内快时间运动导致的  $R_p(t)$  变化忽略不计。散射点回波在经过接收机脉冲压缩之后得到目标的一维距离像为

$$s(\hat{f}, t_m) = \sigma T_p \text{sinc}\left\{T_p\left(\hat{f} - \frac{2\gamma}{c}\Delta R_p(t_m)\right)\right\} \exp\left\{-j\frac{4\pi f_c}{c}\Delta R_p(t_m)\right\} \quad (5.3)$$

其中  $\Delta R_p(t_m)$  为散射点  $p$  到目标旋转中心  $O$  的瞬时距离, 可以表示为

$$\Delta R_p(t_m) = r_p \cos(\omega_0 t_m + \theta_p) \quad (5.4)$$

考虑 ISAR 成像转角比较小, 式(5.4)可以近似为

$$\Delta R_p(t_m) = x_p + y_p \omega_0 t_m \quad (5.5)$$

将式(5.5)代入式(5.3), 可以计算得到目标主体散射点  $p$  的多普勒频率为

$$f_p = -\frac{2}{\lambda} \frac{d}{dt_m} [x_p + y_p \omega_0 t_m] = -\frac{2}{\lambda} \omega_0 y_p \quad (5.6)$$

不同方位向坐标的散射点对应的多普勒频率不同, ISAR 成像的基本原理就是通过方位向傅里叶变换求得回波慢时间域的多普勒频谱, 从而得到散射点的方位向聚焦图像。

图5.1中, 点  $q$  为旋转部件的散射点, 与目标主体散射点不同, 其旋转过程中相对于雷达视线的瞬时位移为

$$\Delta R_q(t_m) = x_o + y_o \omega_0 t_m + r_q \cos(\omega_1 t_m + \theta_q) \quad (5.7)$$

那么点  $q$  在成像过程中产生的微多普勒频率为

$$f_q = -\frac{2}{\lambda} \frac{d}{dt_m} \Delta R_q(t_m) = -\frac{2}{\lambda} \{\omega_0 y_q + \omega_1 r_q \sin(\omega_1 t_m + \theta_q)\} \quad (5.8)$$

对比式(5.6)和(5.8)可以发现, 目标主体散射点  $p$  的多普勒频率为固定频率, 而旋转部件散射点  $q$  的多普勒频率是按照正弦规律变化的。我们将点  $p$  和点  $q$  的散射回波相加, 得到目标的合成一维距离像为

$$\begin{aligned} s(\hat{f}, t_m) = & \sigma_p T_p \operatorname{sinc} \left\{ T_p \left( \hat{f} - \frac{2\gamma}{c} (x_p + y_p \omega_0 t_m) \right) \right\} \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (x_p + y_p \omega_0 t_m) \right\} \\ & + \sigma_q T_p \operatorname{sinc} \left\{ T_p \left( \hat{f} - \frac{2\gamma}{c} (x_o + y_o \omega_0 t_m + r_q \cos(\omega_1 t_m + \theta_q)) \right) \right\} \quad (5.9) \\ & \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (x_o + y_o \omega_0 t_m + r_q \cos(\omega_1 t_m + \theta_q)) \right\} \end{aligned}$$

对式(5.9)所示的回波沿慢时间  $t_m$  做傅里叶变换可以得到方位向聚焦后的成像结果。从式(5.9)中可以看出, 旋转散射点  $q$  的多普勒频率是随回波慢时间变化的, 其变化的多普勒频率会对临近的目标主体散射点所对应的固定多普勒频率产生调制。此外, 旋转部件运动速度较快, 出现大量的越距离单元走动, 导致其在 RD 成像中无法成功聚焦, 同时又对临近主体散射点聚焦带来干扰。因此, 微多普勒效应会对目标主体散射点的多普勒频谱带来严重干扰, 导致含旋转部件目标整体成像质量下降。

## 5.2.2 旋转部件对 ISAR 回波的影响分析

### 5.2.2.1 旋转部件对一维距离像的影响

为了更好的分析旋转部件对目标回波的影响, 本节进一步研究旋转部件对于目标一维距离像的影响。上一节的分析中, 与大部分文献一样, 本文采用基于理想散射点模型对目标回波建模并计算了回波的解析表达式。为了更具体的分析在实测环境中旋转散射点微多普勒运动的运动变量对整体目标回波的影响, 应当建

立更加准确的回波模型。因此，本节采用电磁散射计算的方法对微多普勒回波进行更详细计算与分析。

由于微动目标在成像过程中既随目标主体的转动，又有自身高速转动带来的剧烈姿态变化，分析其雷达回波需要同时考虑微多普勒效应对主体回波频率的调制作用以及姿态变化导致的各部件遮挡效应。靠简单的散射点模型无法对这些现象进行很好的仿真和模拟。洛伦兹定理表明目标在雷达照射过程中的电磁散射场可以通过一组快拍的静态电磁散射场来模拟，因此，微动目标微多普勒特性分析可以采用目前已经比较成熟的电磁散射计算的方法<sup>[177, 178]</sup>，虽然模型更加复杂，但分析更加精确可靠。根据文献 [179] 给出的 ISAR 雷达目标电磁散射计算方法，雷达目标的 RCS 可利用高频预估方法计算得到。一维距离像的计算则利用电磁散射特征信号和 ISAR 成像观测模型与方法，通过对目标在雷达视线范围内的多频点 RCS 数据进行仿真，然后多点合成处理后可以得到目标的一维距离像。

面元模型是常用的三维目标建模方法。本节采用面元模型仿真包含旋转部件的飞机目标的几何形状，针对其非理想散射特性，利用物理光学 (PO) 中的面电流和物理绕射理论 (PTD) 等高频近似方法推导出目标等效边缘电流所形成散射场，从而实现对复杂目标电磁散射的分析和信号特征建模。通过几何建模软件可以建立飞机目标三维建模并依据模型进行三角形网格剖分得到三角面元网格数据，该网格数据报表与常用电磁计算软件通用，因此可为后续电磁计算提供便利。本文借鉴文献 [180] 中的建模方法，采用 Matlab 和 3Dmax 软件对目标进行建模，具体步骤如下：

- (1) 根据目标的三视图绘制非均匀有理 B-样条曲线 (Non-Uniform Rational B-Splines, NURBS)，构造目标的 NURBS 模型；
- (2) 通过布尔运算对各部件进行融合，在 3Dmax 软件中得到目标几何形状模型，并对几何模型进行尺寸校正和模型优化；
- (3) 利用 3Dmax 软件对目标几何模型进行网络剖分，得到目标表面的三角面元模型。

对目标面元模型进行表面网格剖分后，可以采用以下电磁计算方法计算目标 RCS：将目标表面模型划分为小面元和尖劈模形两种子单元，采用 PO 法和 PTD 方法分别计算小面元散射场与尖劈的绕射场，再根据目标表面的物理光学贡献对所有子单元绕射值进行加权求和得到整体目标的散射场<sup>[178]</sup>。假设  $\sigma_{PO}$  和  $\sigma_{PTD}$  分别表示三角面元与尖劈的 RCS，目标表面被分为  $M$  个三角面元和  $N$  个尖劈，则目标总 RCS 平方根可以表示为

$$\sqrt{\sigma} = \sum_{m=0}^M (\sqrt{\sigma_{PO}})_m + \sum_{n=0}^N (\sqrt{\sigma_{PTD}})_n \quad (5.10)$$

式(5.10)中三角面元和尖劈 RCS 分别采用物理光学方法与物理绕射方法计算得到。对于三角面元模型，其 RCS 平方根根据物理光学计算方法，可以采用如下方法计算得到：

$$\sqrt{\sigma_{PO}} = -\frac{n \cdot (e_r \times h_i)}{\sqrt{\pi}T} \exp(jKr_0 \cdot W) \sum_{m=1}^3 (p \cdot a) \exp(jKr_m \cdot W) \frac{\sin(Ka_m \cdot W/2)}{(Ka_m \cdot W/2)} \quad (5.11)$$

其中  $\mathbf{n}$  表示面元的外法线单位矢量； $e_i$ 、 $e_s$  和  $e_r$  分别表示入射电场、散射电场和接收机电极化单位矢量； $h_i$ 、 $h_s$  表示入射和散射磁场极化单位矢量； $K = 2\pi/\lambda$  为信号波数； $r_0$  表示三角面元原点在全局坐标中的位置矢量； $i$  和  $s$  表示入射方向与散射方向单位矢量； $W = i - s$  表示入射方向与散射方向的矢量差； $T$  为  $W$  在平板面元上的投影长度； $a_m$  和  $r_m$  表示三角面元第  $m$  个边缘的方向与位置矢量； $p = n \times W / |n \times W|$  为平板面元上垂直于  $W$  的单位矢量。

对于尖劈模型，考虑其边缘电流引起散射，由物理绕射理论计算 RCS 平方根得到

$$\sqrt{\sigma_{PTD}} = \frac{L}{\sqrt{\pi}} \frac{(e_i \cdot t)(e_s \cdot t)f + (h_i \cdot t)(h_s \cdot t)g \sin(KL \cos \beta)}{\sin^2 \beta} \frac{\sin(KL \cos \beta)}{KL \cos \beta} \exp(jKr_c \cdot W) \quad (5.12)$$

其中  $r_c$  表示尖劈中心在全局坐标系中的位置矢量； $t$  表示沿尖劈单元的单位矢量； $L$  表示尖劈边缘长度； $\beta = \arccos(i \cdot t)$ ； $f$  和  $g$  为物理绕射系数。

根据式(5.10)可以计算得到目标的 RCS 序列。假设雷达发射信号为  $f(t)$ ，雷达在照射目标的瞬间，目标相对运动忽略不计，其回波可以表示为

$$g(t) = i(t) \cos(2\pi f_0 t) + q(t) \sin(2\pi f_0 t) \quad (5.13)$$

其中  $i(t)$  和  $q(t)$  为  $g(t)$  的同相与正交分量

$$i(t) + jq(t) = 2 \int_{-\Delta f/2}^{\Delta f/2} \tilde{F}(f + f_0) R(f + f_0) \exp(j2\pi ft) df \quad (5.14)$$

其中  $R(f)$  表示目标冲击响应函数  $r(t)$  的傅里叶变换，根据 RCS 的定义可以得到  $R(f) = \sqrt{\sigma(f)}/2\sqrt{\pi}$ ， $\tilde{F}(f)$  为布莱克曼窗函数  $\tilde{f}(t)$  的傅里叶变换。

在本文仿真中，雷达信号采用中频直接采样的方法，省去模拟去斜处理，直接对复数 RCS 序列进行逆傅里叶变换即可得到一维距离像<sup>[178]</sup>。

通过分析可知，目标旋转部件在运动过程中的姿态相对于目标主体变化更大，对雷达回波的影响除了式(5.9)所示的调频作用外，还应当包括旋转导致的散射强度变化及可能发生的部件遮挡所带来的幅度调制影响。基于此对式(5.9)的目

标回波进行修正后可以得到目标回波一维距离像表示为：

$$\begin{aligned} s(\hat{f}, t_m) = & \sum_{p=1}^P \sigma_p T_{pul} \operatorname{sinc} \left\{ T_{pul} \left( \hat{f} - \frac{2\gamma}{c} (x_p + y_p \omega_0 t_m) \right) \right\} \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (x_p + y_p \omega_0 t_m) \right\} \\ & + \sum_{q=1}^Q \sigma_q(t) T_{pul} \operatorname{sinc} \left\{ T_{pul} \left( \hat{f} - \frac{2\gamma}{c} (x_o + y_o \omega_0 t_m + r_q \cos(\omega_1 t_m + \theta_q)) \right) \right\} \\ & \cdot \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} (x_o + y_o \omega_0 t_m + r_q \cos(\omega_1 t_m + \theta_q)) \right\} \end{aligned} \quad (5.15)$$

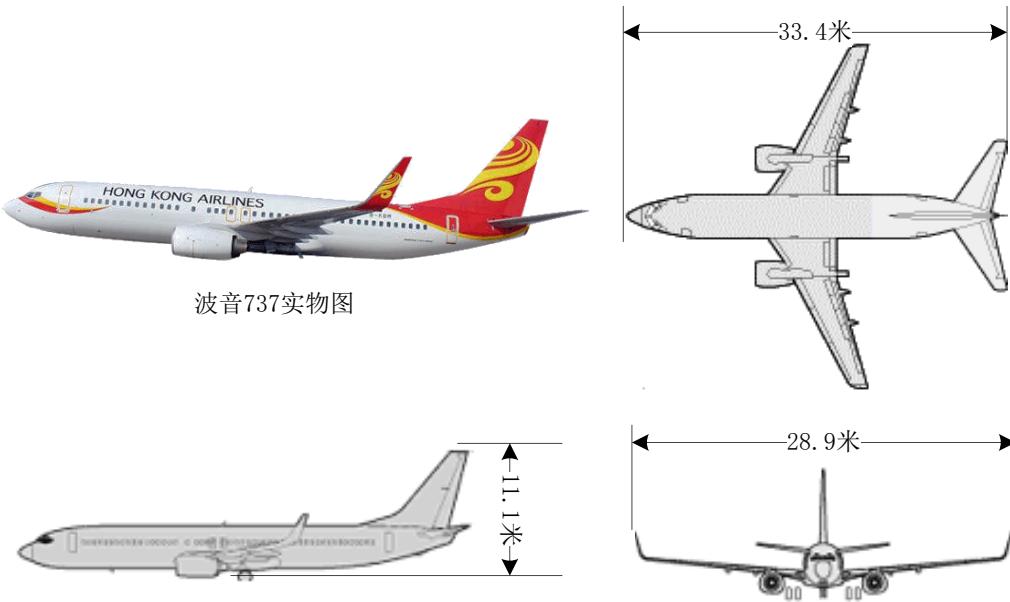
其中  $\sigma_q$  表示旋转散射点的散射强度， $\sigma_q(t)$  表示该变量随时间变化并对固定散射点回波信号产生调幅作用。因此对于含旋转部件的目标回波，更科学准确的表述应该是多个调幅 - 调频 (AM-FM) 信号之和<sup>[179]</sup>。

根据以上目标回波公式的推导，我们引入包络互相关系数来参数化的描述与衡量微多普勒对目标一维像的影响。包络互相关系数是指两个回波一维距离像的互相关值，用来比较相邻两个具有不同幅度和不同时变特征的一维距离像包络之间的相似程度，二者越相似则包络互相关系数越大，否则越小。包络互相关法也是 ISAR 成像中最经典常用的包络对齐方法之一，该方法要求相邻距离像之间具有较强的相关性，即目标在观测时间内散射点变化较小，常见的普通刚体目标基本满足该条件。对于包含微动部件的目标，微动部件的微多普勒效应对目标一维像造成幅度调制，旋转目标散射强度越大，转速越快，微多普勒效应越强烈，相邻回波间一维像包络变化更加剧烈，导致回波的相关性降低。因此，包络互相关稀疏可以用来衡量目标包络的平稳性，进而估计微动部件的微多普勒效用强烈程度。

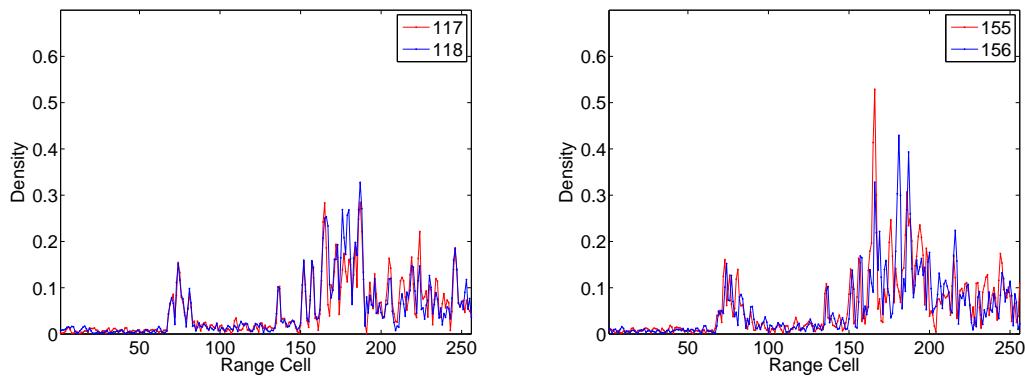
图5.2通过一组波音 737 飞机的实测数据说明旋转部件对目标回波一维距离像相关性的影响。该雷达脉冲重频为 1024Hz，相邻回波间隔不到 1ms。波音 737 的发动机涡轮在飞行过程中高速旋转，当雷达照射飞机侧面和后面时，飞机涡轮不会被雷达照射，雷达回波只有飞机主体可以视为不包含旋转部件的刚体目标。此时，相邻回波的相似度较高，图5.2(b) 所示第 117 次和第 118 次回波，回波的互相关稀疏为 0.93。当雷达正面照射飞机时，涡轮回波与飞机主体回波混合，微多普勒效应导致雷达一维像剧烈变化，图5.2(c)展示了雷达正面照射时第 155 次和第 156 次两个相邻回波一维像包络。可以看出，两个一维像峰值差别较大，计算得到两个回波互相关稀疏为 0.73。

### 5.2.2.2 旋转部件距离单元回波时频分析

旋转部件的多普勒频率具有时变性，因此时频分析方法是微多普勒分析的有效方法。短时傅里叶变换是最常用的一种时频分析方法，其分辨率由具有有限长的时间窗的大小决定<sup>[181]</sup>。一般来说，时间窗越短，则时频分析结果的时间分辨率越高，但频率分辨率降低。



(a) 波音 737 飞机图片及飞机模型图



(b) 无涡轮旋转时的回波距离像

(c) 受涡轮旋转影响的回波距离像

图 5.2 波音 737 飞机雷达一维像受涡轮发动机旋转的影响

为了便于分析，本节通过仿真实验来验证旋转部件的微多普勒特征对目标成像带来的影响。我们建立一个简易散射点模型，目标主体由五个散射点，另外一个旋转散射点围绕目标中心旋转，如图5.3(a)所示，空心圆点表示目标主体散射点，实心圆点为旋转部件散射点。其中旋转散射点围绕目标中心点的旋转半径为0.2m，旋转频率为2Hz。仿真雷达采用LFM信号，带宽400MHz，载频10GHz，脉冲重复频率为400Hz，回波距离单元个数为128，成像所需累积脉冲数为512。利用距离多普勒成像方法对回波进行直接成像，得到目标ISAR图像如图5.3(b)所示。受旋转散射点的微多普勒影响，ISAR成像中第64、65个距离单元的方位向成像结果模糊现象非常严重。

图5.3(c)和图5.3(d)中，我们对第64个距离单元进行短时傅里叶分析，时间窗

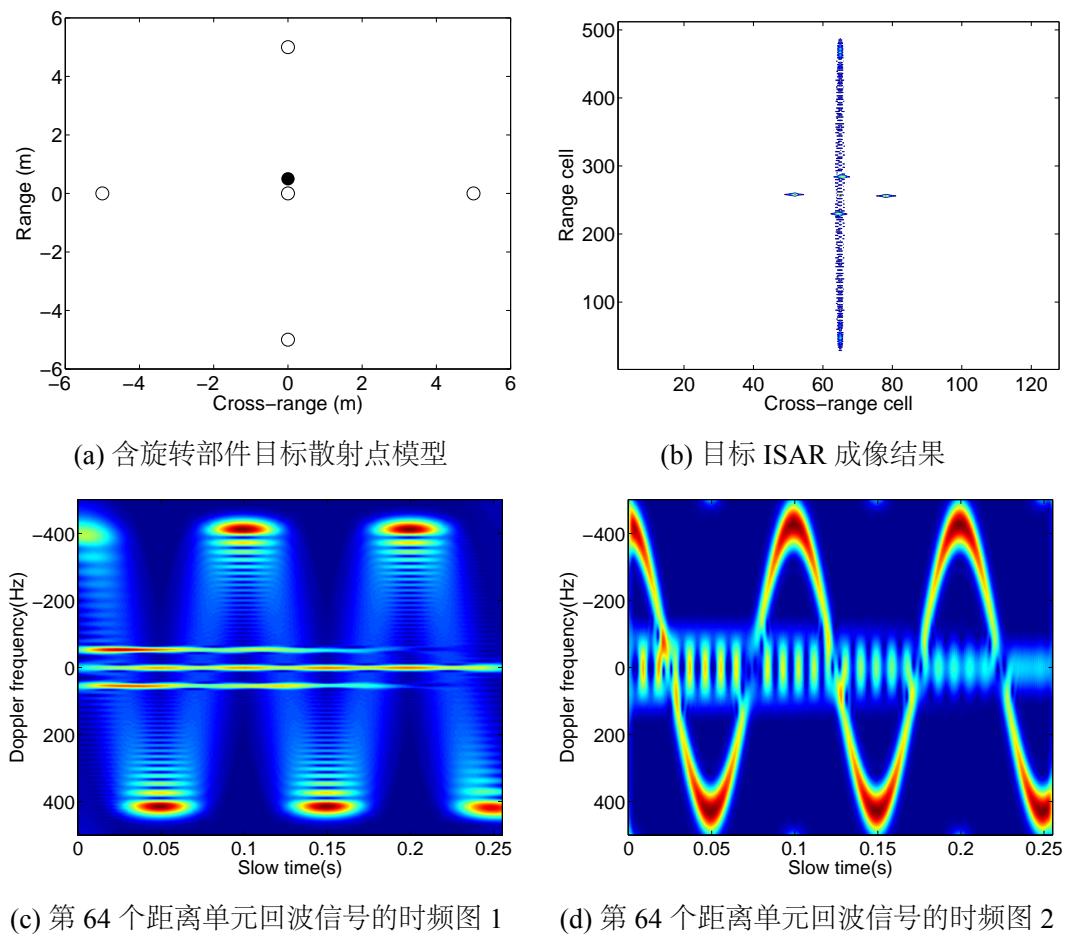


图 5.3 含旋转部件的目标成像仿真实验及回波分析

口长度分别为 32 和 128。可以发现，图5.3(c)可以更好的凸显旋转散射点的时频变化特征，其正弦规律的频率变化曲线较为明显，而图5.3(d)中目标主体散射点固定的多普勒频率所形成的直线包络则更为清晰。因此在时频分析中，需要根据分析目的和任务需求选择合适的窗口大小。

通过图5.3所示的时频分析可以看出，旋转部件散射点与目标主体散射点在时频域的分布特征具有明显的区别。目标主体散射点在时频域分布为与时间轴平行的直线；而旋转散射点的时频分布为正弦曲线。当时频分析的时间窗口选择比较小的时候，旋转散射点的正弦曲线特征更加明显，反之，则主体散射点的平行直线分布更加明显。从时频图的角度出发，微多普勒分离的目标便是将时频图中的直线部分与正弦部分进行分离。如果不分离直接进行慢时间域傅里叶变换，得到的结果就是旋转目标微多普勒频率对主体散射点的频谱造成污染，从而在其聚焦方位向图像中形成大量的虚假散射点，造成图像散焦无法分辨主体散射点。

### 5.3 含旋转部件目标压缩感知成像的自聚焦问题

在 ISAR 成像的实际应用中，由于测量误差的不可避免，自聚焦始终是 ISAR 研究的重中之重。有效的包络对齐和相位补偿是保证成像成功率的基本前提。本文致力于研究压缩感知在空间目标成像中的前景与应用方法，与在上一章节中，我们研究了空间目标压缩感知回波自聚焦并提出了基于稀疏回波的相位补偿方法，解决了在回波严重不足并且采样不规律的场景下，回波相位补偿的问题。本章把包含旋转部件的目标压缩感知成像作为重点研究内容，旋转部件的微多普勒效应导致回波变化出现不规律的突变，相邻回波的包络、相位都出现与转台模型不匹配的动态变化。在对回波进行包络对齐和相位补偿时，如果忽略微多普勒影响，则很难得到正确的补偿效果，回波模型失配会导致后续的成像算法失效。

传统 ISAR 成像中，针对关于含旋转部件的目标回波补偿方法已经得到广泛研究。文献 [179] 提出通过限幅处理来减弱微动部件子回波在包络对齐中的影响因子，证明了采用限幅相关对齐法可以改善包络对齐效果。但该方法中很难选择合适的限幅门限以发挥理想的减弱微动部件子回波的作用，如果门限选择不当，不同的回波距离像包络对齐效果不尽令人满意。幂变换方法在文献 [182] 提出并应用在含微动部件目标的包络距离对准中，该方法通过系数为 0.1 幂变换后，减弱强回波与弱回波之间的幅度比值，提高了临近包络的相关性。文献 [179] 和 [138] 分别提出了基于距离像分割和特显距离单元的包络对齐方法，两种方法都是通过挑选不含旋转部件的距离单元进行包络对齐与相位初步补偿，再利用补偿结果对完整回波进行补偿，这种方法的算法复杂度较低，在旋转部件尺寸较小的目标中取得了比较理想的结果。

本文第三章中已经证明，压缩感知成像中，由于稀疏回波方位向采样不足，传统成像中的自聚焦算法效果不佳，必须针对稀疏回波场景做专门研究。随着压缩感知 ISAR 成像研究的深入，旋转部件对于自聚焦的影响在压缩感知成像中也是不得不考虑的一个问题。本节主要对这一需求展开分析并提出解决办法。从上一节中的分析可以得出，含旋转部件的目标回波中，具有微多普勒效应的回波叠加到对目标主体回波造成污染，造成了转台目标回波模型失效。针对此类目标回波，理想的处理手段是通过微多普勒分离，将旋转部件回波与主体目标回波分开处理。但是有效的微多普勒分析和分离算法只有对平动补偿和相位补偿后的回波才能有效。因此，研究回波补偿是多普勒分析与分离的前提。本文的第三章研究了不包含旋转部件的目标压缩感知成像中的相位补偿问题，旋转部件的微动效应又给这一问题带来了新的挑战。

自聚焦可以分为包络对齐和相位补偿两个环节。文献 [175, 179] 提出的基于

变系数幂变换的包络对齐方法，利用含旋转部件的距离单元距离像熵值比主体单元熵值大的原理，首先区分旋转部件距离单元和主体目标距离单元，然后对二者采用不同的幂变换稀疏，再采用常规的对齐方法完成包络对齐。该方法通过变稀疏幂变换削弱了微动单元回波不规律起伏对于包络对齐的影响。稀疏回波的包络对齐与常规回波并无二致，因此本章中我们采用该方法作为包络对齐方法。与第三章一样，本文的研究重点是稀疏回波的相位补偿问题。

对于大部分含旋转部件的空间目标，旋转部件相对于目标主体而言尺寸一般比较小，例如飞机的发动机涡轮、卫星的旋转天线等。在无法视线提取微多普勒特征的前提下，对回波进行相位补偿的最合理的办法是，首先将受微多普勒干扰的距离单元排除，然后利用挑选出来的无微动单元进行相位补偿。本文第三章中提出的基于特显点提取的快速压缩感知相位补偿方法中，通过计算距离单元回波的幅度均值和归一化均方值来确定目标特显点。对于包含旋转目标的稀疏回波，旋转目标的微多普勒效应导致目标一维距离像起伏变化更加剧烈，对幅度均值和均方值计算带来干扰。特显点提取时容易提取到微动部件所在的距离单元。为了解决这个问题，本节采用了基于熵的距离单元挑选方法。距离单元筛选的目的是为了挑选具有强目标散射点的单元，同时剔除含旋转部件的距离单元。然后通过对筛选出来的距离单元按照算法3.1进行压缩感知相位补偿得到正确的初相校正参数，然后对所有距离单元进行相位补偿。假设  $M$  个长度为  $K$  并且已完成包络对齐的稀疏回波为  $p(k, m)$ ，第  $k$  个距离单元的距离像熵定义为

$$H(k) = - \sum_{m=1}^M \frac{|p(k, m)|}{A} \ln \frac{|p(k, m)|}{A} \quad (5.16)$$

其中， $A = \sum_{m=1}^N |p(k, m)|$ 。熵越小表示该距离单元的距离像幅度在各个回波间变化小，反之则表示距离像起伏较大。包含旋转目标的距离单元熵一般会大于主体散射点单元。

综合考虑距离单元幅度均值和距离像熵，本文提出的距离单元筛选方法的具体步骤如下所示：

第一步：对包络对齐后的稀疏回波  $p(k, m)$  沿方位向进行幅度求平均，得到每个距离单元的平均强度分布，从中挑选出幅度最大的  $h_1$  个距离单元，记为包含目标的距离单元；

第二步，根据式(5.16)计算每个距离单元的距离像熵，从第一步的  $h_1$  个目标距离单元中挑选出熵最小的  $h_2$  个距离单元，熵大的为微动部件单元；

第三步，将筛选出的  $h_2$  个距离单元一维像序列构成新的  $K \times h_2$  回波矩阵  $\hat{\mathbf{P}}$ 。然后将矩阵带入算法3.1，通过迭代运算进行相位误差估计，得到相位误差向

量  $\theta$ , 对原始回波  $p(k, m)$  进行相位补偿。

该方法是对第三章特显距离单元提取的一种改进, 利用距离像熵代替归一均方误差, 虽然增加了算法运算量, 但是利用熵可以更好的剔除微动距离单元。与文献 [179] 中的距离单元筛选方法相比, [179] 的方法需要首先进行相位粗补偿, 得到初始 ISAR 图像, 然后基于初始图像的熵对距离单元进行筛选。在压缩感知成像中, 粗补偿的精度非常低, 得到的 ISAR 图像质量很低难以区分微动距离单元与普通距离单元。而压缩感知成像中的成像由于需要进行稀疏重构算法, 复杂度较高, 因此预成像起到了事倍功半的效果。本章所提的方法直接通过距离像熵进行筛选, 不仅可以有效剔除微动距离单元, 还可以省去了粗补偿和预成像过程。

通过一组仿真实验证明该方法的有效性。仿真雷达参数如表 5.1 所示。目标位如图 5.4(a) 所示的飞机散射点模型, 飞机中部一个 8 个散射点构成的旋转天线模型, 转速为 5 圈 / s。回波中加入了随机相位噪声, 假设回波已经包络对齐, 随机抽取 50% 的回波进行压缩感知成像。图 5.4(b) 为没有经过任何相位补偿自聚焦处理的重构目标图像, 图像完全模糊无法聚焦。不经过微动散射点提取, 利用算法 3.1 进行基于目标特显点提取的快速压缩感知自聚焦处理, 得到的成像结果如图 5.4(c) 所示, 旋转天线的微动特征影响了自聚焦处理, 得到的图像并不理想。最后采用本节所提出的距离单元筛选, 首先剔除微动单元, 然后进行压缩感知自聚焦和成像。从图 5.4(d) 所示的结果可以看出, 本文所提算法能够对目标主体实现较好的聚焦, 而旋转部件的散焦是由于未对微多普勒干扰进行处理。仿真结果证明, 基于距离像熵的距离单元筛选方法对稀疏回波的含旋转部件目标自聚焦效果明显。

表 5.1 仿真雷达回波参数

载频	10 GHz
带宽	400 MHz
脉冲宽度	50 us
调频斜率	$6 \times 10^{12}$ Hz/s
回波距离单元数	400
累积脉冲个数	128
脉冲重频	1000 Hz

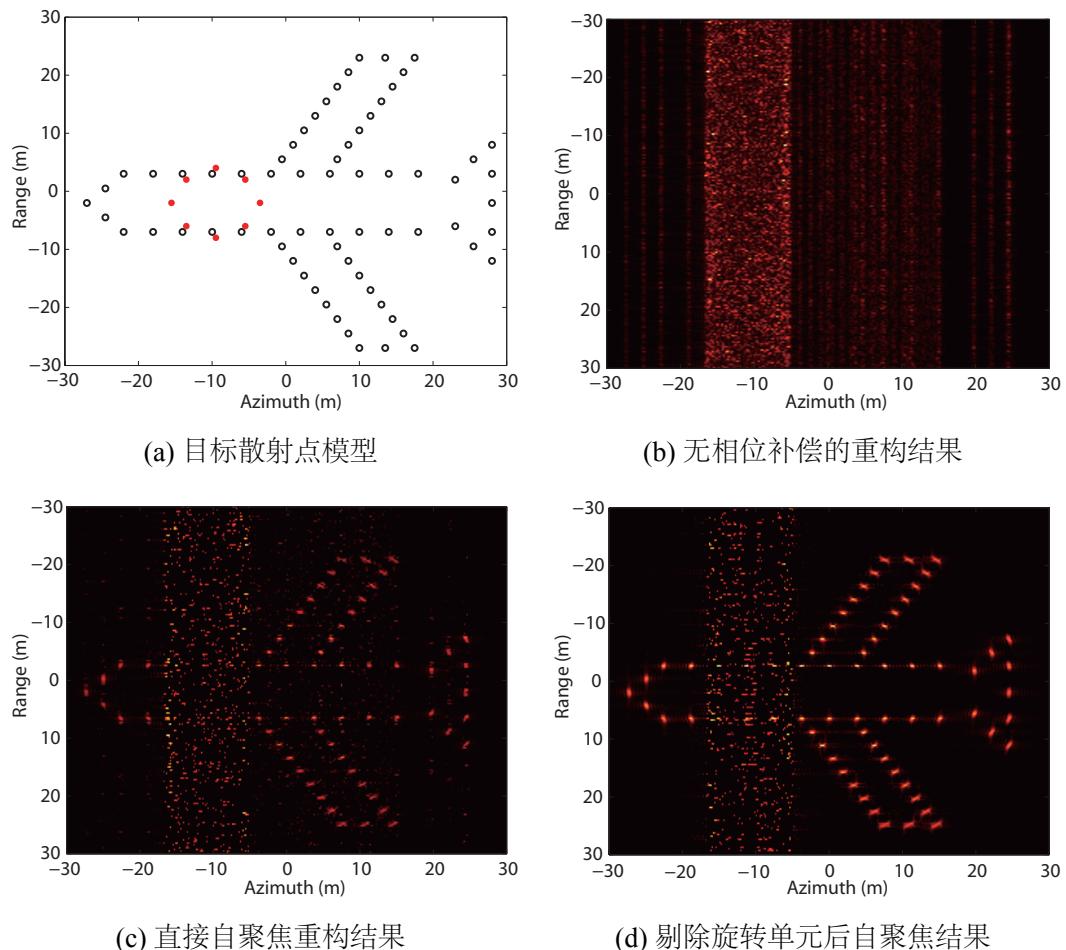


图 5.4 含旋转部件目标仿真数据相位补偿结果

#### 5.4 稀疏回波微多普勒分离方法研究

鉴于微多普勒效应对方位向聚焦的影响，微多普勒分离是含旋转部件目标 ISAR 成像中的重点研究问题。文献 [183] 提出基于 Chirplet 分解的微多普勒分离方法，该方法利用固定散射点和旋转散射点在 Chirplet 变换结果中调频率参数的大小不同，实现对旋转散射点微多普勒频率的提取，但 Chirplet 变换参数复杂，运算量较大。文献 [175] 基于复数局部均值分解的方法，将微多普勒信号和主体回波信号分解到不同的乘积函数中，从而实现分离，方法对仿真数据和实测数据都取得了较好的效果。然而，当目标回波不足时，由于慢时间域不规则欠采样，这些传统的 Chirplet 变换分析方法均无法进行，导致多普勒特征提取失败。本文针对稀疏回波的场景，提出了一种针对含旋转部件目标压缩感知成像的处理方法。利用压缩感知短时傅里叶变换 (CS-SFFT) 的方法重构回波时频分布图，然后利用加权统计积分的方法从时频分布图中分离旋转部件与目标主体，最后重构主

体图像。

#### 5.4.1 基于 CS-STFT 的稀疏回波时频分析

短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT) 是时频分析的常用方法之一，该变换可以看做一连串加窗的傅里叶变换。对于一个长度为  $N$  的时域离散信号  $x(n)$ ,  $X(k)$  为其傅里叶变换。首先我们给出傅里叶变换分的定义形式及其矩阵运算的形式

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi nk/N} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{W}\mathbf{x} \end{aligned} \quad (5.17)$$

其中向量  $\mathbf{x}$  与  $\mathbf{y}$  分别表示原始信号及其傅里叶变换结果，矩阵  $\mathbf{W}$  表示傅里叶变换矩阵，其矩阵元素为  $W(m,n) = \exp\left(\frac{-j2\pi(m-1)(n-1)}{N}\right)$ 。根据傅里叶变换的可逆性，可以得到

$$\mathbf{x} = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{y} \quad (5.18)$$

短时傅里叶变换可以理解对每一个短时段的信号进行傅里叶变换，同时考虑加窗处理，第  $m$  个时段的信号与短时傅里叶变换的第  $m$  时刻频谱的关系可以表示为

$$\mathbf{H}_m \mathbf{x}_m = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{y} \quad (5.19)$$

其中矩阵  $\mathbf{H}_m$  表示第  $m$  次滑窗处理的对角矩阵，假设窗函数长度为某个奇数  $u$ ,  $H(n,n)$  表示其对角线元素。考虑滑窗窗口为矩形窗的情况，当  $n = m - (u - 1)/2, \dots, m + (u + 1)/2$  时， $H(n,n) = 1$ ，否则  $H(n,n) = 0$ 。当选择如 Hanning 窗等其他窗函数时，需要将  $H(n,n) = 1$  替换为相应的窗函数因子。

当雷达回波在慢时间域稀疏采样时，由于回波数量的缺失，每一个距离单元回波在慢时间都是欠采样的，无法对其进行直接傅里叶变换，无法通过短时傅里叶变换得到如图5.3(c)所示时频分布。在如图5.3(c)所示的时频分析结果中，对于每一个时刻，频域内的非零频率值只包含目标主体散射点的固定多普勒频率和转动散射点的瞬时多普勒频率。因此在散射点数量不多的情况下，可以将每一个时刻的频谱认定为稀疏的。我们尝试压缩感知的方法对每一个时刻的频谱进行重构。用  $\Phi$  表示随机抽取观测矩阵， $\bar{\mathbf{x}}_m$  表示  $m$  个滑窗内部对应的稀疏采样结果，则式(5.19)所示的短时傅里叶变换在稀疏采样情况下的关系为

$$\bar{\mathbf{x}}_m = \mathbf{H}_m \Phi \mathbf{x}_m = \Phi \mathbf{W}^{-1} \mathbf{y}_m \quad (5.20)$$

根据压缩感知理论，通过求解下式所示的  $ell_0$  范数优化问题得到  $m$  时刻的频

谱。

$$\hat{\mathbf{y}}_m = \arg \min \|\mathbf{y}_m\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\Phi \mathbf{W}^{-1} \mathbf{y}_m - \bar{\mathbf{x}}_m\|_2 \leq \varepsilon_m \quad (5.21)$$

其中  $\|\cdot\|_0$  表示对向量求 0 范数， $\varepsilon_m$  为噪声门限。式(5.21)所示的优化问题可以通过 OMP、BP、SL0 等压缩感知重构算法求解，各方法在计算复杂度和重构效率方面各有优劣，本章中我们采样 SL0 方法。将每一个时刻的频谱依次重构后，可以得到整个回波的时频图重构结果。我们将整个过程成为压缩感知短时傅里叶变换 (CS-STFT)。

对图5.3所示实验中的仿真回波数据，我们将稀疏采样的比例设为 50%，然后采用 CS-STFT 方法从稀疏回波中重构第 64 个距离单元回波的时频图，重构结果如图5.5 所示。可以看出，由于回波缺失，对于短时傅里叶变换来说，加窗效应导致时间窗内的观测量更少，重构效果噪声干扰比较严重，时频曲线的连续性受到一定程度的破坏。但目标主体散射点与旋转散射点的时频分布趋势仍然可以分辨。图5.5(a)为短时分析窗口大小等于 32 时的重构时频图结果；图5.5(b)中短时傅里叶分析窗口大小为 128。两图对比可以看出，CS-STFT 重构效果受短时分析窗口大小的影响与常规短时傅里叶变换的规律一致，在时间窗口大小选择较大下，目标主体散射点的时频曲线在重构时频图的连续性比较好，而旋转部件散射点的时频曲线被打断的较为严重。相反，时间窗口较小时，旋转目标散射点时频分布更清晰。在实际分析中，需要根据分析中更关注的特征来选择分析窗口大小。

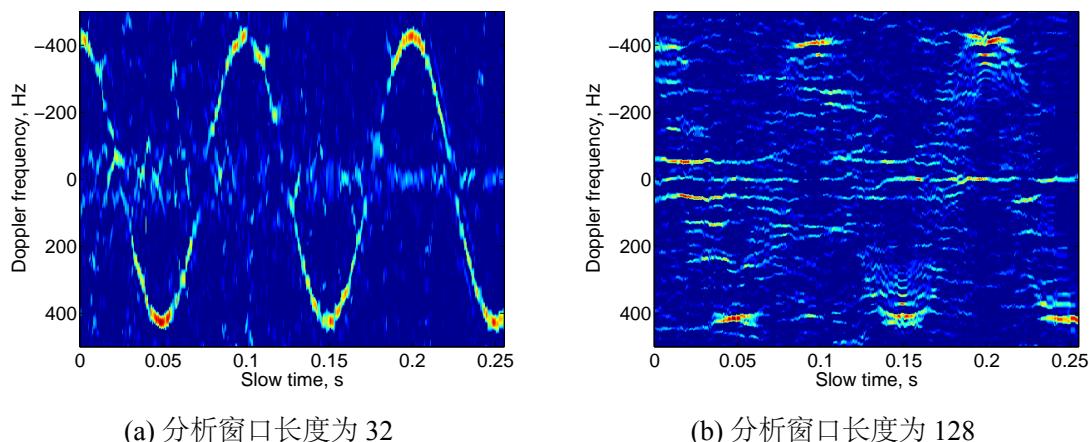


图 5.5 CS-STFT 方法对仿真数据第 64 个回波时频图重构结果

#### 5.4.2 基于时频图时域加权统计积分方法的微多普勒分离

文献 [184] 提出了基于慢时间域积分法的雷达目标微多普勒信息提取方法，通过对回波慢时间域进行简易积分，从主体回波中剔除微多普勒信息。文献

[185, 186] 提出了基于时频图与 L- 统计量 (L-statistics) 的微多普勒分离方法，L- 统计量方法被应用在一些存在脉冲型噪声的信号变换领域，该方法采用 L- 统计量来挑选目标主体散射点在时频图中的频谱位置。本章基于这两种算法，并基于稀疏回波重构时频图提出了基于时频图时域加权积分的微多普勒分离方法。该方法利用时频图中主体散射点与旋转部件散射点不同的分布特性，同时考虑到 CS-STFT 重构的时频图噪点较多，引入加权统计积分思路，通过时频图慢时间积分，获得固定目标散射点与旋转目标散射点的不同频域分布，实现微多普勒分离的目的。

从图5.5中可以看出，目标主体散射点频率固定，在时频图中呈现为与时间轴平行的连续直线；旋转散射点由于其瞬时频率在不同时刻呈现正弦曲线的起伏特性，因此在同一个频率单元的时间分布呈现随机、不连续、不均匀的特征。用  $S_{ST}(f, \tau)$  表示信号  $x(t)$  的时频分布，则其时域积分表示为

$$I(f_i) = \int_0^T |S_{ST}(f_i, \tau)| d\tau \quad (5.22)$$

离散信号处理中则表示为

$$I(f_i) = \sum_{n=1}^N S_{ST}(m, n) \quad (5.23)$$

从时域图可以看出，固定散射点的频谱沿时间轴呈现比较均匀的分布，而旋转散射点起伏比较明显。利用式(5.22)对时频分布图做积分后得到不同频率单元的时频积分结果分布曲线。如图5.6 所示，对图5.3(c)中的时频分布沿时间轴求积分后得到的结果如图5.6(a)所示，从图中可以看出，固定散射点所对应的频率单元积分形成了三个明显峰值。而旋转散射点在其微多普勒频率最大和最小的频率单元附近也具有较大的积分值，与固定散射点所对应的三个峰值相比峰值幅度相差并不明显，如果仅仅依次作为频率筛选标准，很容易造成虚警。对于 CS-STFT 重构的时频图5.5(b)直接沿时间轴求积分的结果如图5.6(b)所示。可以看出，由于压缩感知重构时频图中存在大量噪声干扰，固定散射点对应的频率单元积分峰值更加不明显。因此，直接求积分的办法难以作为区分固定散射点多普勒频率与旋转散射点微多普勒频率的依据。

为了解决以上问题，我们首先将离散时频图沿时间轴按照幅度值进行递减降序排列，得到新的时频幅度统计分布。如图5.7所示，图5.7(a) 所示为图5.3(c)的幅度统计分布图，图5.7(b)为图5.5(b)所示的 CS-STFT 重构时频图的幅度统计分布。与原始时频图不同的是，时频幅度统计分布图中，横轴不再是时间轴，本文称之为伪时间轴。可以看出，固定散射点所占频率沿伪时间轴分布更平均，而其余频率则衰减明显。在伪时间轴前段即幅度值最大的区域，由于旋转散射点的微多普

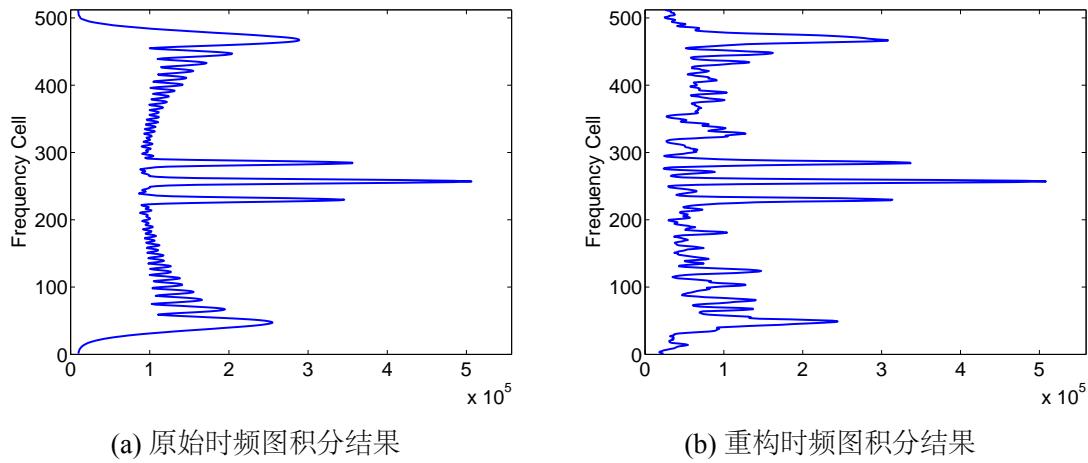


图 5.6 对时频图沿慢时间直接求积分后得到积分结果分布图

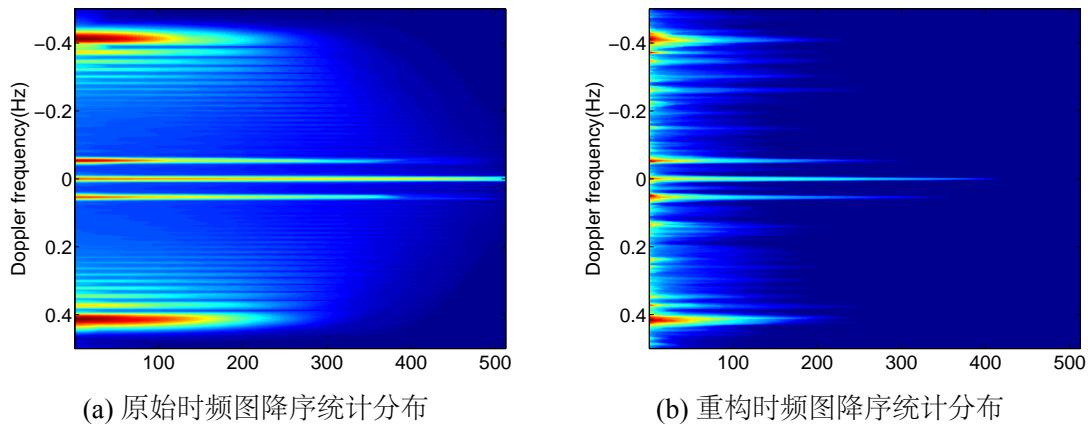


图 5.7 含旋转单元时频图按幅度降序统计分布结果

勒频率覆盖较大范围，几乎所有频率单元都有比较大的时频点分布。在伪时间后半段，固定散射点所占频率单元仍有幅度较大的时频点分布，而其他单元则迅速衰减为非常小的噪声。

基于以上分析，本章在式(5.22)的基础上提出加权统计积分，其表达式为

$$I_s(f_i) = \sum_{n=1}^N a(n) \bar{S}_{ST}(m, n) \quad (5.24)$$

其中， $\bar{S}_{ST}(m, n)$  表示将原始时频图按幅度值递减降序排列后的时频分布， $a(f_i, \tau)$  表示加权系数。根据本文分析，对加权系数  $a(f_i, \tau)$  的取值设定为

$$a(n) = \begin{cases} \alpha(n) & 1 \leq n < N/2 \\ \gamma(n) & N/2 \leq n \leq N \end{cases} \quad (5.25)$$

为了抑制微多普勒频率在时频图中较大幅度的点对积分结果的影响，加权系数在伪时间轴前半段的分布  $\alpha(n)$  设定为随  $n$  递减的因子，并取值较小；后半段  $\gamma(n)$

为随  $n$  递增。最简单的取值为  $\alpha(n) = 0$ ,  $\gamma(n) = 1$ 。经过加权后的积分结果中, 伪时间轴中幅度最大的时频点每一个频率的积分结果权值大大降低。因此对于在时频图中具有稳定幅度分布的固定散射点所对应的频率单元, 其积分求和结果会明显大于其余频率单元。图5.8(a)给出了对图5.7(a)时频图的加权统计积分结果, 与简单时频积分的结果对比发现, 加权后的积分分布可以更明显的区分固定散射点频率。该方法不仅对于完整回波的时频分布有效, 对于具有较多噪点的 CS-STFT 重构时频图同样有效。由于加权统计过程中, 通过对时频点幅度递减排列并加权求和, 有效降低了重构噪点对积分求和结果的影响。图5.8(b)给出了对 CS-STFT 重构得到的时频分布图5.7(b)进行加权统计积分的结果。通过对比可以看出, 统计加权积分的方法对压缩感知重构的时频图同样有效。固定散射点对应的多普勒频率单元在加权积分结果中形成了明显的峰值, 而微多普勒频率单元均得到了有效抑制。

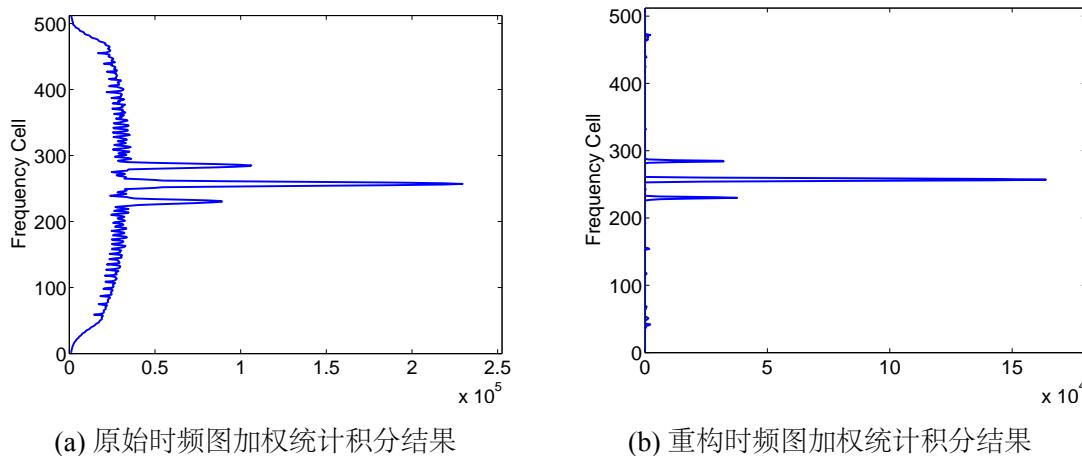


图 5.8 对时频分布图进行加权统计积分后得到积分结果分布图

基于以上分析和实验结果, 本文提出了基于该特征分布的微多普勒提取方法, 具体步骤如下:

- (1) 首先不考虑微多普勒效应, 使用压缩感知成像方法重构目标二维像, 从图像中挑选散焦严重的距离单元, 这些距离单元受旋转部件微多普勒影响, 我们称之为微多普勒污染距离单元, 需要进行微多普勒分离;
- (2) 利用 CS-STFT 方法重构所选距离单元的时频谱, 计算复数时频谱的绝对值, 得到时频幅度谱, 沿时间轴对时频幅度谱进行递增排序;
- (3) 按照式(5.24)对排序后的时频幅度谱进行加权统计积分计算, 在其加权积分结果分布中设定门限  $\eta$ , 积分结果大于  $\eta$  的频率单元定义为目标主体散射点对应的多普勒频率单元, 并将这些频率单元保存为集合  $F$ ;

(4) 将步骤(3)中得到的目标主体散射点频率集合  $F$  作为压缩感知的约束条件，对该距离单元的回波进行压缩感知方位向聚焦，即求解

$$\mathbf{x} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \Psi \Phi \mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon \quad \text{and} \quad \bar{x}_i \in F \quad (5.26)$$

其中向量  $\mathbf{y}$  表示稀疏采样的回波信号， $\mathbf{x}$  为该距离单元的方位向聚焦结果， $\varepsilon$  表示重构噪声门限，矩阵  $\Psi$  和  $\Phi$  分别表示随机采样矩阵和傅里叶变换矩阵。考虑约束条件  $\bar{x}_i \in F$  的限制，我们此处采用 OMP 方法进行重构，并且在 OMP 运算的基选择步骤中，增加  $\bar{x}_i \in F$  的约束。重构得到该距离单元的主体散射点方位向聚焦图像；

(5) 对步骤(1)中挑选的所有微多普勒污染距离单元按照步骤(2)-(4)进行微多普勒分离和主体散射点聚焦后，与步骤(1)中未被污染的距离单元重构图像相结合，最终得到完整的目标主体重构图像。

#### 5.4.3 仿真与实测数据实验结果

使用本文提出的方法，我们首先对图5.3所示的仿真数据进行了重构实验，对 512 个回波进行 50% 的随机采样。首先不考虑旋转散射点的微多普勒影响，直接对目标进行二维像重构，得到的结果如图5.9(a)所示。采用本章提出的微多普勒分离方法，重构得到目标主体图像如图5.9(b)所示。可以看出，该方法有效消除了旋转散射点微多普勒影响，得到了较为理想的主体散射点图像。

为了进一步验证算法的可靠性，我们对一组实测数据进行了处理。该数据来自于某 LFM 宽带成像雷达，雷达采用中频直采数字接收机，成像目标为一架飞行中的民航波音 -737 客机，飞机距离雷达约 10 公里。对中频回波数据进行脉冲压缩后得到目标一维像序列，飞机的发动机涡轮旋转产生微多普勒效应，选取了一段雷达正面照射飞机的回波数据进行处理。回波数量为 512，从中随机抽取 256 个回波进行压缩感知重构。首先，不考虑旋转部件微多普勒提取，直接采用本文所提的自聚焦方法对回波进行自聚焦处理，得到的结果如图5.10(a)所示。可以看出，飞机发动机涡轮产生的微多普勒频率导致其所在的位置无法聚焦，出现大量的噪声。采用本文所提出的微多普勒分离方法对这些被微多普勒污染的单元进行处理，再将得到的主体图像与其他距离单元合并后得到的目标成像结果如图5.10(b)所示。对比两次重构结果，可以看出，本文所提的微多普勒提取算法，能够从稀疏回波中成功分离旋转单元的微多普勒效应，并且成功重构出目标主体散射的图像，聚焦效果较为理想。

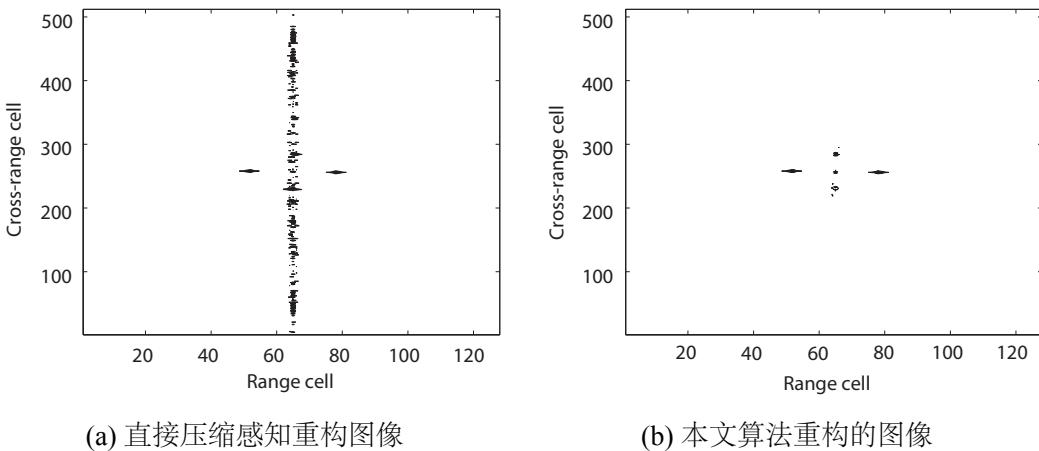


图 5.9 仿真数据时频图加权统计积分计算结果

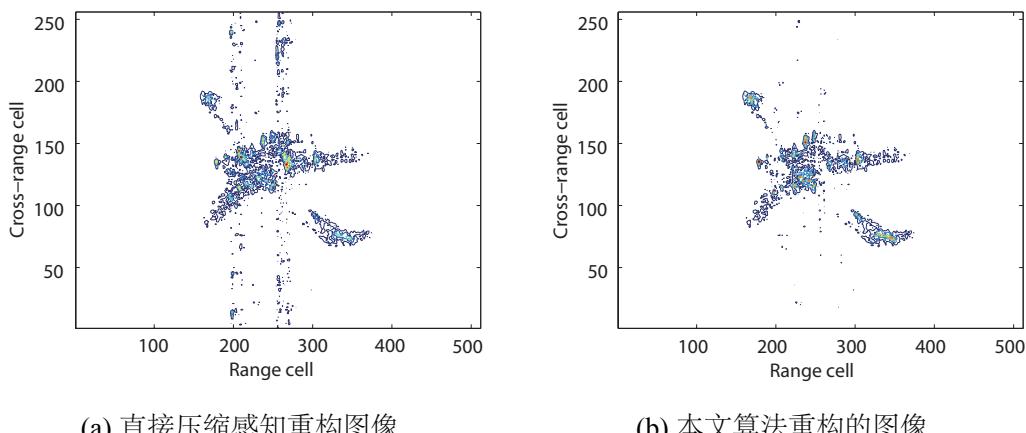


图 5.10 实测数据时频图加权统计积分计算结果

## 5.5 本章小结

本章研究了包含旋转部件的空间目标压缩感知 ISAR 成像，构建了稀疏回波场景下的微多普勒模型并推导了微多普勒效应对雷达目标一维像以及二维成像的影响。结合本文第三章提出的压缩感知自聚焦算法，本章提出了针对旋转目标的改进算法，利用稀疏一维距离像序列的幅度和距离像熵分离目标主体距离单元和旋转散射点距离单元，利用主体散射点单元进行自聚焦处理，解决了旋转散射点导致相位补偿自聚焦失败的问题。

针对含有旋转部件的空天目标 ISAR 成像过程中旋转部件微多普勒特征使得成像质量下降的问题，考虑到稀疏回波数量不足和信息缺失导致传统的微多普勒分离方法失效，本章提出了一种基于压缩感知短时傅里叶变换和加权统计积分的稀疏回波微多普勒分离方法。在回波数量不足的压缩感知成像中，实现了旋转部

件微动信号和目标主体信号分离，从而获得了聚焦性更好的目标主体 ISAR 图像，大大提高了图像重构质量。旋转部件的微多普勒效应是导致图像方位向散焦的重要原因，而压缩感知成像是数据量不足情况下重构图像的最新研究进展，本章将两种研究相结合，对于推进压缩感知空间目标成像的实测数据应用具有重要的理论和实际意义。

## 第六章 结论与展望

### 6.1 论文工作总结

成像雷达可以将目标的电磁散射特性可视化，是超视距、全天候目标观测的理想手段，为空间目标自动识别和侦察等应用提供重要的信息支撑。本文针对传统高分辨雷达成像技术存在的数据量大等难题，将压缩感知思想引入空间目标成像，充分利用雷达目标散射率分布的稀疏特性，紧密围绕基于空间目标压缩感知 ISAR 成像展开研究。论文从转台目标成像模型作为切入点，着力于解决雷达成像中实际问题和最迫切的需求，将压缩感知与雷达中频信号直接采样技术、自聚焦、微多普勒分离等当前 ISAR 成像技术热点相联系，进一步提高压缩感知技术在空间目标成像中的实用性，为复杂条件下的目标识别提供支撑。

本文的主要工作和创新点概括为以下几个方面：

(1) 将压缩感知技术与 LFM 成像雷达中频数字接收机设计相结合，提出了一种全新的压缩采样数字接收机，实现了利用低速率 ADC 完成大带宽的中频信号直接采样，大大降低了雷达数字接收机的设计成本和硬件复杂度，并从实际雷达信号只有实信号的角度出发，提出了一种正交重构算法，实现了从欠采样的中频回波直接重构包含相位信息的复数目标一维距离像。推导了 LFM 雷达中频信号稀疏模型，提出了实信号在复信号字典中的稀疏表示方法，采用 SL0 算法验证了正交重构算法的可行性，研究了压缩采样比例对于重构效果的影响。通过成像实验，证明了正交重构的目标一维距离像具有很好的保相性，确保了压缩感知中频数字接收机在成像雷达中的可行性。

(2) 在雷达中频回波直接压缩采样基础上，提出了二维压缩感知成像方法，在快时间域和慢时间域同时进行压缩感知随机采样。提出了基于 2D-SL0 的二维成像重构算法，与常规压缩感知成像相比，二维压缩感知成像充分利用了空间目标成像在方位向与距离向二维的稀疏性，进一步降低了成像所需数据量。理论分析和实验结果证明，基于 2D-SL0 算法的二维图像重构由于避免了超大维度矩阵运算，同时继承了 SL0 算法的诸多优点，算法复杂度比直接转换一维运算和分步重构都大大降低。该算法除了求解 LFM 雷达成像重构，还适用于各种可分离的二维压缩感知问题。

(3) 针对空间目标观测过程中存在观测误差与相位误差的问题，研究了压缩感知成像中的自聚焦成像问题。根据 ISAR 成像的几何原理和压缩感知成像的模型，以 LFM 雷达为例，建立了压缩感知相位误差模型。分析了传统包络对齐算法及

相位补偿算法在压缩感知成像中的可行性。证明了包络对齐算法仍然有效而传统相位补偿算法在压缩感知成像难以发挥作用。通过分析传统相位误差补偿算法，结合压缩感知成像数学模型，本文提出了基于图像质量优化的压缩感知相位补偿算法。利用迭代思想，将稀疏回波相位误差估计与图像重构结合在一起，通过逐次迭代最终实现相位误差估计与自聚焦压缩感知成像。针对压缩感知算法运算复杂度较高的问题，还提出了基于强散射点提取的快速相位补偿方法，通过提取目标强散射点对回波矩阵降维度处理，利用回波幅度均值及均方差信息提取目标强散射点，然后利用强散射点回波矩阵对相位误差进行快速估计。利用相位误差估计结果对稀疏回波进行补偿后再进行完整图像重构，大大提高了压缩感知相位误差估计与自聚焦速度。

(4) 研究了压缩感知成像理论在相控阵雷达多目标成像领域中的应用。充分挖掘相控阵雷达脉冲分配的灵活性，针对同时多目标观测场景，提出一种随机脉冲分配方案，将有限时间内的有限雷达资源随机分配给多个目标，在慢时间域实现了对多个目标的随机欠采样。利用压缩感知成像方法，从稀疏回波中重构目标的二维像，从而实现对多目标同时成像。考虑多个目标可能具有不同尺寸和相对于雷达视线方向具有不同的旋转速度，因此在相同相参累积周期内，不同目标成像所需的脉冲个数各有差异。本章在随机脉冲分配方案的基础上，提出了一种自适应多目标同时成像方法，该方法基于目标尺寸估计和旋转速度估计对脉冲分配比例进行计算，并推导出脉冲比例计算公式，进一步完善了多目标同时成像场景中的雷达资源分配计划。

(5) 研究了如何解决含有旋转部件的空天目标压缩感知成像过程中微多普勒特征导致图像重构质量下降的问题。由于压缩感知成像中回波稀疏采样导致传统的微多普勒分离方法失效，本文提出了一种基于压缩感知短时傅里叶变换和加权统计积分的稀疏回波微多普勒分离方法。在回波数量不足的压缩感知成像中，实现了旋转部件微动信号和目标主体信号分离，从而获得了聚焦性更好的目标主体ISAR图像，大大提高了图像重构质量。

## 6.2 下一步工作展望

空间目标成像是一门有着迫切需求与重大战略意义的技术，压缩感知作为新兴技术给这个领域带来了新的解决思路。虽然本文在压缩感知雷达成像方面初步取得了一些研究成果，但考虑到ISAR成像博大精深，特别是实际应用中问题复杂多样，囿于作者的能力和精力有限，研究模型比较简单，实测数据处理经验不足，内容还不够完善。以本文工作为基础，可从以下几个方向进一步深入研究和探讨：

(1) 更快速的压缩感知重构算法研究。重构算法的性能与 CS 成像的实用性密切相关，重构方法运算量大、计算效率低是现有 CS 成像方法的一个重要缺陷。此外，许多重构算法对稀疏模型和信噪比较为敏感。寻找对噪声和模型误差稳健的快速重构算法是将 CS 成像技术推向实用的重要基础。在接下来的工作中，应当致力于研究更通用稳健的雷达目标回波稀疏字典，构造更通用易实现的测量矩阵，充分挖掘雷达成像结果的结构化稀疏、模块化稀疏等先验信息，以便降低算法的复杂度和提高算法的稳健性。这些目标均有待在进一步研究中实现。

(2) 压缩感知成像在步进频雷达和更多其它形式雷达领域的应用。本文主要基于 LFM 雷达开展成像研究，而步进频雷达、步进线性调频和相位编码雷达等多种信号形式也在成像雷达中有广阔的应用前景。因此有必要研究复杂信号形式下的压缩感知采样以及压缩感知成像重构的问题，进一步推动压缩感知在空间目标成像中的通用性。

(3) 基于压缩感知的大转角成像。本文研究成像主要基于小转角模型，实测数据中存在很多大转角场景，压缩感知技术在这个领域的研究还尚待开发。如果能够基于目标的稀疏性以及大转角场景构造合适的稀疏字典和观测矩阵，相信压缩感知必将能够在这个领域大有作为。

(4) 旋转目标和复杂运动目标压缩感知成像。为了简化问题描述，本文中的成像研究均基于理想散射点模型和匀速运动假设，目标真实的运动特性更为复杂，通常还包自转、旋转等运动特征，增加了成像的难度。此外，基于理想点散射模型的成像方法对于扩展目标成像、非人造目标(如自然地物等)成像等问题的适应能力也有限。因此，下一步的工作需要采用更准确的目标运动模型来获得更佳的成像结果。

最后，由于压缩感知和雷达成像技术博大精深，加之作者研究尚待进一步深入，本文中的研究方法和结果可能存在错误或不足。文字运用和整体行文可能有待斟酌，甚至可能存在一些纰漏与错误，恳请广大老师专家批评指正，给出宝贵意见。

## 致 谢

五年的博士学习渐进尾声，十余年的科大求学之路也将告一段落。十一年前的懵懂少年不曾想过岁月会这般飞逝，未曾几度回首却已生华发。漫漫求学路中虽未能阅尽万卷书，但仍然是自己最难以忘怀的一段风雨历程。回首过去，自己得到过太多恩师挚交和亲朋好友的关心帮助。借此博士论文即将完成之际，在此向所有支持帮助过我的亲朋好友致以本人最诚挚的敬意和由衷的感谢。

首先要感谢的就是我的导师卢焕章教授。卢老师学术严谨、学识渊博、功底深厚，在课题组的发展方向上具有独到的学术眼光和勇攀高峰的科研勇气，对我的课题选题和研究进展起到了极为重要的推动作用。和卢老师讨论问题都让我受益匪浅，卢老师的学术修养、科研精神和人格魅力令我受益匪浅，倍感荣幸能够成为卢老师的学生。

最诚挚的感谢献给我的指导老师陈曾平教授，自 07 年起，师从陈老师已八年有余。师生之情，春风化雨，情之所至，难以言表。陈老师作为 ATR 实验室副主任，ATR-5 室学术带头人，领导着一支极富战斗力的科研团队，营造了一个宽松自由又不失严谨的学术氛围，我在这个环境中得到的锻炼和成长必将让我受益终身。陈老师在生活中豁达洒脱，风趣幽默，极富人格魅力，亦是我人生的导师。在论文研究的攻坚阶段，陈老师总是在百忙之中抽出时间指导论文的布局和研究进展，总能以他渊博的学识和敏锐的洞察力为我指明方向。陈老师不仅在学业上对我恩重如山，生活上也是无微不至犹如慈父，让我对实验室有了不可替代的依恋和归属感，让我无怨无悔的将人生最美好的岁月留在了这个团队。在此，特别表达对陈老师的深深谢意，恩情铭记，深恐有负厚望。

衷心感谢宿绍莹讲师。宿老师是我科研的领路人，对我有着兄长一般的温情和照顾，八年多一起共事我们结下了堪比伯牙子期的深厚友谊。宿老师作为课题组的学术骨干，带领团队攻克一个个技术难题。在学术上他治学严谨，对待工作精益求精的作风和忘我的精神一直是我学习的榜样；生活中他平易近人，豁达温和，在羽毛球场上潇洒自如。和宿老师这种超乎师生胜似兄弟的友谊令我无比珍惜。

感谢 UCL 大学的 Dr. Kenneth Tong。在 UCL 大学联合培养半年的时间里，我收获很多，在 Kenneth 的指导帮助下，全身心地投入到科学的研究中，在一个国际化的实验室中接触了一些新的领域，拓宽了思路，学到了很多正确的科研方法。培养成了专注的学习习惯，学会如何合理高效的管理自己的时间和科研精力。对

我博士期间的课题研究和未来发展打下了坚实的基础。

感谢 ATR5 室的徐世友主任、鲍庆龙讲师，每次和他们详讨论学术问题都获益良多，科研工作中的许多进步都离不开他们的指引和帮助。他们勤奋善良，乐于助人，在篮球场上和他们一起挥汗如雨最是酣畅淋漓。只有向更优秀的人学习才能进步，一个团队有这么多优秀的前辈是令我感到无比幸运。同时感谢课题组的张月、牛兆东、林钱强、王卫华、邹江威和曾经一起工作过的吴巨红老师，感谢他们给予的指导和帮助，感谢他们对我的关心和帮助，实验室的科研氛围与他们的奋斗拼搏和身先士卒的带头精神分不开，让我受益匪浅。感谢课题组已经毕业的唐鹏飞、刘夷、刘万全、黄宗福、贺夏、董文娟、万留进、王刚、周博等师兄师姐的关心和帮助，让我铭记于心。感谢实验室管理办公室的陈文义、张靖和刘冰玉，他们的辛勤劳动为实验室营造了舒适的工作学习环境。感谢硕士阶段课题组 08 级的战友们，如今都已各奔东西，怀念一起学习生活的日子。感谢李刚、曾荣胜、王伟、吴桐等诸位兄弟的帮助和支持，课题组永远是一个充满活力的和谐大家庭。

最特别的感谢献给 1208 房间的兄弟姐妹们，这个温暖快乐的大家庭里面有汪金真、范晓雷、李涛、徐卫东、曹玲、崔刚、肖丹丹、段宇、万玉荣、张家钢、王渝冲，我们一起在宿老师的带领下，把快乐和奋斗留在了每一个日日夜夜。感谢大家团结一心共同进退，感谢大家红尘作伴活得潇潇洒洒，对酒当歌笑谈人生几何。与你们共事是我博士生涯最幸运的事情。祝福大家每一个人在接下来的人生中学业有成，心想事成。

感谢 10 级博士的好兄弟范立杰、刘洋，孙刚，虽未共赴沙场，却似生死之交。兄弟情是紧张枯燥的博士生活中最温暖的存在。大家的互相鼓励和支撑带给我巨大的动力。难忘与你们把酒言欢的深夜，笑谈命运蹉跎，感叹年华易逝。人生已经如此艰难，同窗之谊更显难能可贵。一首小诗献给即将奔赴大江南北的各位：恨不长相聚，别离尽惆怅。少壮能几时，儿女忽成行。焉知数十载，重登君子堂。莫称会面难，一举累十觞。十觞亦不醉，感君故意长。明日隔山岳，世事两茫茫。

感谢篮球场上一起挥洒汗水的孙斌、张启雷、丘昌震、卢晓卫、查淞、田晓波、庞礴等兄弟，与你们球场上打球、微信里侃球是我业余生活中最快乐的消遣，也是博士生活中最单纯美好的回忆，大家用苦中作乐的乐观演绎了无乐不作的博士生涯。

感谢在伦敦结识的朋友黄晓涛教授，谭博、钱俊、王璐璐、陈建玲和 Amin

等人，难忘留学期间与你们度过的美好时光，缘聚缘散终有时，祝各位在自己梦想的道路上一帆风顺。

感谢我的父母对我的养育和教导，在我漫漫二十余年的求学生涯中一直在生活和精神上给我关心、支持和鼓励。感谢我的哥哥嫂子对我的支持，感谢我的岳父母和每一个家人。家人的温情永远是最值得等待和守护的，希望我的努力能够换来你们欣慰的笑容。莫道家贫卒岁难，北风会过几番寒。明年桃柳堂前树，还汝春光满眼看。希望你们永远健康快乐。最后但却是最重要的，我要把最真挚的感谢献给我的爱人张巍。书中难寻黄金屋，却道真有颜如玉。抱得美人归是我人生中最幸运的事。任何时候，妻子都是我的港湾和动力的源泉。令我倍感愧疚的是，她舍弃一切和我在一起，我却带给她漫长的等待和事与愿违的无奈。任何时候，妻子为我所做的牺牲与包容都让我面临的一切困难都变得不足一提。今天特意将这些平日里羞于开口的致谢留在我人生中迄今为止最重要的论文之中，愿我们共同的努力让彼此的人生更加幸福。

谨以此文献给我无处安放的青春。

侯庆凯  
二零一五年四月于长沙

## 参考文献

- [1] Brown L. A radar history of word war II [M]. Bristol: Institute of physics publishing, 1999.
- [2] 张光义. 相控阵雷达系统 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [3] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [4] Özdemir C. Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging With MATLAB Algorithms [M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, INC., 2012.
- [5] 张直中. 微波成像技术 [M]. 北京: 科学出版社, 1990.
- [6] 邢孟道, 保铮. 外场实测数据的舰船目标 ISAR 成像 [J]. 电子与信息学报. 2001 (12): 1271–1277.
- [7] 王琦, 李亚超, 邢孟道, et al. 多视角 ISAR 成像研究 [J]. 西安电子科技大学学报. 2007 (02): 165–169.
- [8] 李玺, 倪晋麟, 刘国岁, et al. 基于图像准则的 SAR/ISAR 相位补偿技术的研究 [J]. 电子科学学刊. 2000 (02): 279–289.
- [9] Brisken S, Martorella M, Mathy T, et al. Motion estimation and imaging with a multistatic ISAR system [J]. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on. 2014 (No.3): 1701–1714.
- [10] 刘永坦. 雷达成像技术 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999.
- [11] 毛勇. 目标 RCS 动态测量与数据处理 [D]. 成都: 电子科技大学, 2007.
- [12] 王虹现. ISAR 成像新方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- [13] 邢孟道, 保铮, 郑义明, et al. 适合于大型平稳和机动目标的成像算法 [J]. 信号处理. 2001 (01): 47–55.
- [14] 高勋章. 基于高阶统计量的雷达目标高分辨成像研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.
- [15] 孔令坤, 张伟, 张顺生, et al. 一种多目标 ISAR 成像方法 [J]. 现代雷达. 2011 (01): 37–40+46.
- [16] 李军. 高分辨二维和三维 ISAR 成像方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- [17] Nyquist H. Certain topics in telegraph transmission theory [J]. American Inst. Elect. Eng. Tran. 1928, 47: 617–644.

- 
- [18] Coulson J A. A generalization of nonuniform band-pass sampling [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 1995, 43 (3): 694–704.
  - [19] Cummings M, Haruyama S. FPGA in the software radio. [J]. IEEE Communication Magazine. 1999, 37 (2): 108–112.
  - [20] Mitola J. The software radio architecture [J]. Communications Magazine, IEEE. 1995, 33 (5): 26–38.
  - [21] 肖维民, 许希斌, 朱健. 软件无线电综述 [J]. 电子学报. 1998, 26 (2): 65–70.
  - [22] 王鑫. 宽带数字接收机的关键技术研究及实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2008.
  - [23] James B. Digital Techniques for Wideband Receivers [M]. Raleigh, North Carolina: SciTech Publishing Inc, 2004.
  - [24] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2006, 52: 489–509.
  - [25] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2006, 52 (4): 1289–1306.
  - [26] Pricket M J, Chen C C. Principle of inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging [C]. In Electronics and Aerospace Systems Conference record, Arlington. Arlington, 1980: 340–345.
  - [27] Franceschetti G, Lanari R. Synthetic aperture radar processing [M]. CRC Press, 1999.
  - [28] Brown M W. Synthetic aperture radar [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System. 1967, 3 (2): 217–229.
  - [29] Brown W M, Porcello L J. An introduction to synthetic aperture radar [J]. IEEE Spectrum. 1969, 3 (6): 52–62.
  - [30] Chen C C, Andrews H C. Target-motion-induced radar imaging [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System. 1980, 16 (1): 2–14.
  - [31] Avent R K, Shelton J D, Brown P. The ALCOR C-band imaging radar [J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine. 1996, 38 (3): 16–27.
  - [32] Lemnios W Z, Grometstein A A. Overview of the Lincoln Laboratory Ballistic Missile Defense Program [J]. Lincoln Laboratory Journal. 2002, 9 (32): 9–32.
  - [33] 史仁杰. 雷达反导与林肯实验室 [J]. 系统工程与电子技术. 2007, 29 (11): 1781–1799.
-

- 
- [34] William Z L, Alan A G. Overview of the Lincoln laboratory ballistic missile defense program [J]. *Lincoln Laboratory Journal*. 2000, 12 (3): 9–32.
  - [35] Herbert G. The millstone and haystack radars [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*. 2001, 37 (1): 365–379.
  - [36] 李洲, 尹照平. 美国弹道导弹目标特性测量雷达的发展 [J]. *飞行器测控学报*. 2001, 20 (1): 42–49.
  - [37] 美国国防部. 关键技术计划 [R]. 1989.
  - [38] 陈晓栋. 美国海基 X 波段雷达发展现状 [J]. *现代雷达*. 2011, 33 (6): 29–31.
  - [39] 李斌. 导弹防御系统雷达目标跟踪、成像及识别技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.
  - [40] Mehrholz D. Space object observation with radar [J]. *Advance Space Research*. 1993, 13 (8): 33–43.
  - [41] Mehrholz D. Radar observation in low earth orbit [J]. *Advance Space Research*. 1991, 19 (2): 203–212.
  - [42] 文树梁, 袁起, 秦忠宇. 宽带相控阵雷达的设计准则与发展方向 [J]. *系统工程与电子技术*. 2005, 27 (6): 1007–1011.
  - [43] 刘记红. 基于压缩感知的 ISAR 成像技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2012.
  - [44] 叶旭. 舰船目标 ISAR 成像研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
  - [45] 周丽娟. 基于频带合成的调频步进 SAR/ISAR 成像 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.
  - [46] 张华. ISAR 成像横向定标问题研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
  - [47] 朱蒙蒙. ISAR 成像算法中几个问题的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
  - [48] 杨小牛, 楼才义, 徐建良. 软件无线电原理与应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.
  - [49] 杨小牛, 陆安南, 金飚. 宽带数字接收机 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
  - [50] Poulton K, Neff R, Setterberg B. A 20 GS/s 8 b ADC with a 1 MB memory in 0.18  $\mu$ m CMOS [C]. In *IEEE International Solid-State Circuits Conference*. Munich, Germany, 2003.
  - [51] Poulton K, Knudsen K L, Kerley J. An 8-GSa/s 8-bit ADC System. 1997.
  - [52] Poulton K, Neff R, A M. A 4GSample/s 8b ADC in 0.35  $\mu$ m CMOS. 2002.
-

- 
- [53] Kyongsu L, Won N. A 0.25um CMOS 3B 12.5GS/s frequency channelized receiver for serial-links [C]. In IEEE international Solid-State Circuits Conference. Marine, 2005.
- [54] Jonsson B E. A survey of A/D-Converter performance evolution [C]. In 17th IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems. Athens,Greece, 2010.
- [55] Tektronic I. DPO70000: digital phosphor oscilloscope series. 2010.
- [56] Agilent I. Agilent Technologies Infiniium 90000 X-Series Oscilloscopes. 2010.
- [57] LeCroy I. WaveMaster® 8 Zi-A Series. 2010.
- [58] Thompson L R, Degerstrom J M, Walters L W. An 8-bit 2-gigasample/second A/D converter multichip module for digital receiver demonstration on Navy AN/APG-145 E2-C Airborne Early Warning Aircraft radar [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology , Part B: Advanced Packaging. 1998, 21 (4): 447–462.
- [59] Damini A, McDonald M, Haslam. X-band wideband experimental airborne radar for SAR, GMTI and maritime surveillance [J]. IEE IET Radar, Sonar and Navigation. 2003, 150 (4): 305–312.
- [60] 宋虎, 陈建军. 超高速数据采集系统在超宽带雷达中的应用 [J]. 现代雷达. 2007, 29 (7): 58–60.
- [61] 张月, 杨剑, 鲍庆龙. 多通道射频数字化接收组件的设计与实现 [J]. 数据采集与处理. 2010, 25 (5): 666–671.
- [62] 黄杰文, 李杨, 禹卫东. 直接射频采样的 L 波段星载 SAR 数字接收机设计 [J]. 中国科学研究生院学报. 2010, 27 (4): 486–491.
- [63] Candès E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? [J]. IEEE Trans. Inform. Theory. 2006, 52 (12): 5406–5425.
- [64] Candès E, Romberg J. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. Inverse Problems. 2007, 23: 969–985.
- [65] Candès E J, Wakin M B. People hearing without listening: an introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Process. Mag. 2008, 25 (2): 21–30.
- [66] Chae D H, Sadeghi P, Kennedy R A. Effects of basis-mismatch in compressive sampling of continuous sinusoidal signals [C]. In 2nd Int. Conf. Future Computer and Communication. 2010: 740–743.

- 
- [67] Chi Y J, Scharf L L, Pezeshki A. Sensitivity to basis mismatch in compressed sensing [J]. IEEE Trans. Signal Process. 2011, 59 (5): 2182–2195.
- [68] Rauhut H, Schnass K, Vanderghenst P. Compressed Sensing and Redundant Dictionaries [J]. IEEE Trans. Inform. Theory. 2010, 54 (5): 2210–2219.
- [69] Candès E J, Eldar Y C, Needell D, et al. Compressed Sensing with Coherent and Redundant Dictionaries [J]. Appl. Comput. Harmon. Anal. 2011, 31 (1): 59–73.
- [70] 高磊, 黄小红, 陈曾平. 基于包络相关法的包络对齐方法改进 [J]. 雷达科学与技术. 2007 (03): 209–212.
- [71] Candès E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [C]. In C. R. Acad. Sci. Paris, 2008: 589–592.
- [72] Abolghasemi V, Ferdowsi S, Makkabadi B. On Optimization of The Measurement Matrix For Compressive Sensing [C]. In 18th European Signal Processing Conference. Aalborg, Denmark, 2010: 427–431.
- [73] Mir H S, Albasha L. A Low-Cost High-Performance Digital Radar Test Bed [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2013, 62: 221–229.
- [74] Amini A, Marvasti F. Deterministic construction of binary, bipolar and ternary compressed sensing matrices [J]. IEEE Trans. Inf. Theory. 2011, 57 (4): 2360–2370.
- [75] Amini A, Montazerhodjat, Marvasti F. Matrices with small coherence using p-ary block codes [J]. IEEE Trans. Signal Process. 2012, 60 (1): 172–181.
- [76] Applebaum L, Howard S, S S, et al. Chirp sensing codes: Deterministic compressed sensing measurements for fast recovery [J]. Comput. Harmon. Anal. 2009, 26 (2): 283–290.
- [77] Calderbank R, Howard S, Jafarpour S. Construction of a large class of deterministic sensing matrices that satisfy a statistical isometry property [J]. IEEE J. Select. Topics Signal Process. 2010, 4 (3): 358–374.
- [78] Chen S, Donoho D L, Saunders M. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Journal on Scientific Computing. 1998, 20 (1): 33–61.
- [79] Donoho D L. For most large underdetermined systems of equations, the minimal  $\ell_1$ -norm near solution approximates the sparsest near-solution [J]. 7. 2006 (907-934).
- [80] Tropp J A, Gilbert A C. Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2007, 53 (12): 4655–4666.

- 
- [81] Huang S, Zhu J. Recovery of sparse signals using OMP and its variants: convergence analysis based on RIP [J]. Inverse Problem. 2011, 27: 035003.
- [82] Donoho D L, Tsaig Y, Drori I, et al. Sparse solution of underdetermined linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. 2012, 58 (2): 1094–1121.
- [83] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis. 2008, 26: 301–321.
- [84] Mohimani G H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l0 norm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2007, 57 (1): 289–301.
- [85] Hyder M, Mathta K. An improved smoothed l0 approximation algorithm for sparse representation [J]. IEEE Trans. Signal Process. 2010, 58 (4): 2194–2205.
- [86] Ji S, Xue Y, Carin L. Bayesian Compressive Sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2008, 56: 2346–2356.
- [87] Ji S, Dunson D, Carin L. Multitask Compressive Sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2009, 57: 92–106.
- [88] Wu Q, Zhang Y D, Amin M G, et al. Multi-Task Bayesian Compressive Sensing Exploiting Intra-Task Dependency [J]. IEEE Signal Processing Letters. 2014, 22 (4): 430–434.
- [89] Babacan S D, Molina R, Katsaggelos A K. Bayesian Compressive Sensing Using Laplace Priors [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2010, 19 (1): 53–63.
- [90] Babacan S D, Nakajima S, Do M N. Bayesian Group-Sparse Modeling and Variational Inference [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2014, 62 (11): 2906–2921.
- [91] Yu L, Sun H, Barbot J P, et al. Bayesian compressive sensing for cluster structured sparse signals [J]. Signal Processing. 2012, 92 (1): 259–269.
- [92] Tipping M E. Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine [J]. Journal of Machine Learning Research. 2001, 1: 211–244.
- [93] Zhang Z, Rao B D. Recovery of Block Sparse Signals Using the Framework of Block Sparse Bayesian Learning [C]. In ICASSP. 2012.
- [94] 孙洪, 张智林, 余磊. 从稀疏到结构化稀疏: 贝叶斯方法 [J]. 信号处理. 2012, 28 (6): 759–773.

- 
- [95] Liu J, Musalski P, Wonka P, et al. Tensor completion for estimating missing values in visual data [J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 2013, 35 (1): 208–220.
- [96] Lustig M, Donoho D L, Panly J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magn. Reson. Med. 2007, 58 (6): 1182–1195.
- [97] HOU Y-n, SUN J, GUO R-j, et al. Research of sparse signal time-frequency analysis based on compressed sensing [C]. 201.
- [98] Willett R M, Duarte M F, Davenport M A, et al. Sparsity and structure in hyperspectral imaging [J]. IEEE Signal Process. Mag. 2014, 31 (1): 116–126.
- [99] Fannjiang A C, Strohmer T, Yan P. Compressed remote sensing of sparse objects [J]. SIAM J. Imaging Sciences. 2010, 3 (3): 585–618.
- [100] Sun H, Nallanathan A, C W, et al. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey [J]. IEEE Wireless Communications. 2013, 20 (2): 74–81.
- [101] Baraniuk R G, Steeghs P. Compressive radar imaging [C]. In IEEE Radar Conference. 2007: 128–133.
- [102] Ender J. On compressive sensing applied to radar [J]. Signal Processing. 2010, 90: 1402–1414.
- [103] Ender J H G. A Brief Review of Compressive Sensing Applied to Radar [C]. In 14th International Radar Symposium. 2013: 3–16.
- [104] Khwaja A S, Zhang X-P. Compressed Sensing ISAR Reconstruction in the Presence of Rotational Acceleration [J]. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of. 2014, 7 (7): 2957–2970.
- [105] Potter L C, Ertin E, Parker J T, et al. Sparsity and Compressed Sensing in Radar Imaging [J]. Proceedings of the IEEE. 2010, 98: 1006–1020.
- [106] Herman M A, Strohmer T. High-Resolution Radar via Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2009, 57: 2275–2284.
- [107] Yang J, Thompson J, Huang X, et al. Segmented reconstruction for compressed sensing SAR imaging [J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2013, 51 (7): 4214–4225.
- [108] Dong X, Zhang Y. A novel compressive sensing algorithm for SAR imaging [J]. IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens. 2014, 7 (2): 708–720.
- [109] Zhang X, Bai T, Meng H, et al. Compressive sensing-based ISAR [J]. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2014, 11 (5): 990–994.

- 
- [110] Liu J, Li X, Gao X, et al. High-speed target ISAR imaging via compressed sensing based on sparsity in fractional Fourier domain [J]. Chinese Journal of Electronics. 2013, 22 (3): 648–654.
  - [111] Samadi S, Cetin M, Masnadi-Shirazi M A. Sparse representation-based synthetic aperture radar imaging [J]. IET Radar, Sonar and Navigation. 2011, 5 (2): 182–193.
  - [112] Zhao R Z, Wang B G, Lin W J. Signal Pre-processing Method Suitable for Compressive Sensing Based on Frequency Modulation [C]. In Beijing. IEEE 10th Int. Conf. Signal Process., 2010: 62–65.
  - [113] Ender J H G. Autofocusing ISAR Images via Sparse Representation [C]. In 9th European Conference on Synthetic Aperture Radar. 2012: 203–206.
  - [114] Shah S, Yu Y, Petropulu A. Stepped-frequency radar with compressive sampling [C]. IEEE ICASSP, 2010: 1686–1689.
  - [115] 朱丰, 张群, 段艳丽, et al. 基于二维稀疏采样的 HRRP 合成及 ISAR 成像方法 [J]. 电子科技大学学报. 2012 (06): 847–852.
  - [116] 周剑雄, 石志广, 胡磊, et al. 基于频域稀疏非均匀采样的雷达目标一维高分辨率成像 [J]. 电子学报. 2012, 40 (2): 926–934.
  - [117] Krichene H A, Pekala M J, Sharp M D. Compressive sensing and stretch processing [C]. In IEEE Radar Conference. Georgia, USA, 2011: 362–367.
  - [118] Huang T Y, Liu Y M, Meng H D. Randomized step frequency radar with adaptive compressed sensing [C]. In IEEE Radar Conference. Georgia, USA, 2011.
  - [119] 谢晓春, 张云华. 基于压缩感知的二维雷达成像算法 [J]. 电子与信息学报. 2010, 32 (5): 1234–1238.
  - [120] Xie X C. Real-Time Measurement in Compressive Radar Imaging Based on A-IC [C]. In IEEE 10th Int. Conf. Signal Process. Beijing, 2010: 2113–2116.
  - [121] Wang H X, Quan Y H, Xing M D. ISAR Imaging via Sparse Probing Frequencies [J]. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2011, 8 (3): 451–455.
  - [122] Hu Y, Liu Y M, Meng H D. Extended Range Profiling in Stepped-Frequency Radar with Sparse Recovery [C]. In IEEE Radar Conference. 2011: 1046–1049.
  - [123] Zhu F, Zhang Q, Lei Q. Reconstruction of Moving Target's HRRP Using Sparse Frequency-Stepped Chirp Signal [J]. IEEE Sensors Journal. 2011, 11 (10): 2327–2334.
  - [124] Zhang L, Qiao Z J, Xing M D. High-Resolution ISAR Imaging With Sparse Stepped-Frequency Waveforms [J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2011, 49 (11): 4630–4651.

- 
- [125] Zhang L, Xing M, Qiu C-W, et al. Achieving Higher Resolution ISAR Imaging With Limited Pulses via Compressed Sampling [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2009, 6 (3): 567–571.
  - [126] Zhang L, Xing M, Qiu C-W, et al. Resolution enhancement for inversed synthetic aperture radar imaging under low snr via improved compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2010, 48: 3824–3838.
  - [127] Zhao G H, Wang Z Y, Wang Q, et al. Robust ISAR imaging based on compressive sensing from noisy measurements [J]. Signal Process. 2012, 92: 120–129.
  - [128] Li J, Xing M D, Wu S J. Application of Compressed Sensing in Sparse Aperture Imaging of Radar [C]. In 2nd Asian-Pacific Conf. Synthetic Aperture Radar. Xi'an, 2009: 1119–1122.
  - [129] Li G, Zhang H, Wang X Q. ISAR imaging of maneuvering targets via matching pursuit [C]. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp., 2010: 1625–1628.
  - [130] Gunnala S K, Tjuatja S. Superresolution inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging using compressive sampling [C]. In SPIE: Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XVI. Orlando, 2010: 76990A–7699010.
  - [131] Zhu F, Zhang Q, Xiang Y. Compressive Sensing in ISAR Spectrogram Data Transmission [C]. In 2nd Asian-Pacific Conf. Synthetic Aperture Radar. Xi'an, 2009: 89–92.
  - [132] 邱伟. 基于压缩感知的多维度雷达成像方法研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
  - [133] Zhu D, Yu X, Zhu Z. Algorithms for Compressed ISAR Autofocusing [C]. In IEEE CIE International Conference on Radar. Chengdu, 2011: 533–536.
  - [134] Zhu D, Li Y, Yu X, et al. Compressed ISAR autofocusing: Experimental results [C]. In 2012 IEEE Radar Conference (RADAR). 2012: 425–430.
  - [135] Zhao L, Wang L, Bi G, et al. An Autofocus Technique for High-Resolution Inverse Synthetic Aperture Radar Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2014, 52: 6392–6403.
  - [136] Yang J, Huang X, Thompson J, et al. Compressed Sensing Radar Imaging With Compensation of Observation Position Error [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2014, 52: 4608–4620.
  - [137] 何静, 侯新宇, 王保平. ISAR 成像中 PFA 算法在 MTRC 中的应用 [J]. 计算机仿真. 2007 (09): 180–182.
-

- 
- [138] 宿绍莹. 宽带高分辨雷达数字接收机及信号处理关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
- [139] Mishali M, Eldar Y C. Blind Multiband Signal Reconstruction: Compressed Sensing for Analog Signals [J]. IEEE Transactions On Signal Processing. 2009, 57 (3): 993–1009.
- [140] 高磊. 压缩感知理论在宽带成像雷达 Chirp 回波处理中的应用研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
- [141] 林钱强. 宽带高分辨雷达信号采样与处理关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2013.
- [142] Shahramian S, Voinigescu S P, Carusone A C. A 30-GS/sec Track and Hold Amplifier in 0.13- $\mu$ m CMOS Technology [C]. In Custom Integrated Circuits Conference. San Jose, CA, 2006: 493–496.
- [143] Bouvier Y, Ouslimani A, Konczykowska A, et al. A 40 GSamples/s InP-DHBT Track-and-Hold Amplifier with High Dynamic Range and Large Bandwidth [C]. In International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing. Poznan, 2012: 1–4.
- [144] Liu J, Xu S, Gao X, et al. Compressive Radar Imaging Methods Based on Fast Smoothed L0 Algorithm [C]. In 2012 International Workshop on Information and Electronics Engineering. 2012: 2209–2213.
- [145] Ghaffari A, Babaie-Zadeh M. SPARSE DECOMPOSITION OF TWO DIMENSIONAL SIGNALS [C]. In ICASSP 2009. 2009: 3157–3160.
- [146] FANG Y, WU J, HUANG B. 2D sparse signal recovery via 2D orthogonal matching pursuit [J]. SCIENCE CHINA Information Sciences. 2012, 55 (4): 889–897.
- [147] Chen C-C, Andrews H C. Target-motion-induced radar imaging [J]. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on. 1980, 16 (1): 2–14.
- [148] 邢孟道, 保铮, 郑义明. 用整体最优准则实现 ISAR 成像的包络对齐 [J]. 电子学报. 2001 (S1): 1807–1811.
- [149] Lin Q, Chen Z, Zhang Y, et al. Coherent phase compensation method based on direct IF sampling in wideband radar [J]. Progress In Electromagnetics Research. 2013, 136: 753–764.
- [150] Li G, Zhang H, Wang X, et al. ISAR 2-D Imaging of Uniformly Rotating Targets via Matching Pursuit [J]. IEEE Transactions on Aerospace And Electronic Systems. 2012, 48 (2): 1838–1846.

- 
- [151] Li D, Li X, Cheng Y, et al. Radar coincidence imaging in the presence of target-motion-induced error [J]. Journal of Electronic Imaging. 2014, 23: 023014.
- [152] 李军, 邢孟道, 张磊, et al. 一种高分辨的稀疏孔径 ISAR 成像方法 [J]. 西安电子科技大学学报. 2010 (03): 441–446+453.
- [153] Eldar Y C, Kuppinger P, Bolcskei H. Block-Sparse Signals: Uncertainty Relations and Efficient Recovery [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2010, 58 (6): 3042–3054.
- [154] Dobigeon N, Basarab A, Kouame D, et al. REGULARIZED BAYESIAN COMPRESSED SENSING IN ULTRASOUND IMAGING [C]. In 20th European Signal Processing Conference. Bucharest, Romania, 2012: 2600–2604.
- [155] Xi L, Liu G, Ni J. Autofocusing of ISAR images based on entropy minimization [J]. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on. 1999, 35 (4): 1240–1252.
- [156] Xiaohui Q, Alice H W C, Yam Y S. Fast Minimum Entropy Phase Compensation for ISAR Imaging [J]. Journal of Electronics and Information Technology. 2004, 26 (10): 1656–1661.
- [157] Zobly S M S, Kakah Y M. Compressed Sensing Doppler Ultrasound Signal Recovery by Using Non-uniform Sampling and Random Sampling [C]. In 28th NATIONAL RADIO SCIENCE CONFERENCE. Egypt, 2011: 11–16.
- [158] Zhang B, Hong W, Wu Y. Sparse microwave imaging: Principles and applications [J]. Science China Information Sciences. 2012, 55 (8): 1722–1754.
- [159] 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]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- [160] 杨剑. 高分辨及数字阵列雷达宽带信号实时处理关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [161] 张然. ISAR 成像的实时信号处理技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- [162] 蓝海, 杨玲玲. 同时多波束相控阵天线技术 [J]. 信息系统工程. 2014, 5: 134–137.
- [163] 张伯彦, 蔡庆宇. 相控阵雷达的自适应调度和多目标数据处理技术 [J]. 电子学报. 1997, 25 (9): 1–5.
- [164] 孙凤莲, 张群, 罗迎, et al. 基于压缩感知的多目标认知成像方法 [J]. 空军预警学院学报. 2013, 27 (2): 83–88.

- 
- [165] 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 (01): 187–193.
  - [166] 谢代华, 张伟. 弹道导弹中段飞行 ISAR 成像转角条件仿真与分析 [J]. 电讯技术. 2009 (01): 67–71.
  - [167] Xu G, Xing M, Zhang L, et al. Bayesian Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2011, 8: 1150–1154.
  - [168] Duarte M F, Baraniuk R G. Spectral compressive sensing [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis. 2013, 35 (ELSEVIER): 111–129.
  - [169] 毕莉, 赵锋, 高勋章, et al. 基于一维像序列的进动目标尺寸估计研究 [J]. 电子与信息学报. 2010, 32 (8): 1825–1831.
  - [170] Wang Y, Jiang Y. A Novel Algorithm for Estimating the Rotation Angle in ISAR Imaging [J]. IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS. 2008, 5 (4): 608–609.
  - [171] 黄书伟. 基于参数估计的 ISAR 成像运动补偿方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2003.
  - [172] Thayaparan T, Stankovic L, Wernik C, et al. Real-time motion compensation, image formation and image enhancement of moving targets in ISAR and SAR using S-method based approach [J]. IET Signal Processing. 2008, 2: 247–264.
  - [173] Thayaparan T, Abrol S, Riseborough E. Analysis of radar micro-Doppler signatures from experimental helicopter and human data [J]. 2007, 4 (1): 289–299.
  - [174] Li J, Ling H. Application of adaptive chirplet representation for ISAR feature extraction from targets with rotating parts [J]. IEE Proceedings of Radar Sonar Navigation. 2003, 150 (4): 284–291.
  - [175] Yuan B, Chen Z, Xu S. Micro-Doppler Analysis and Separation Based on Complex Local Mean Decomposition for Aircraft With Fast-Rotating Parts in ISAR Imaging [J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 2014, 52 (2): 1285–1298.
  - [176] Du X, Duan C, Hu W. Sparse Representation Based Autofocusing Technique for ISAR Images [J]. IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing. 2013, 51(3): 1826–1835.
  - [177] 阮颖铮. 雷达散射截 -预估、测量与减缩 [M]. 北京: 电子工业出版社, 1988.
  - [178] 杜琳琳. 再入式弹头典型海面目标雷达成像与识别技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
-

- [179] 袁斌. 空天微动目标逆合成孔径雷达成像关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- [180] 袁斌, 刘万全, 徐世友, et al. 机载火控雷达对空目标宽带回波仿真 [J]. 系统仿真学报. 2013, 25 (6): 1241–1247.
- [181] 王璐, 刘宏伟. 基于时频图的微动目标运动参数提取和特征识别的方法 [J]. 电子与信息学报. 2010, 32 (8): 1812–1819.
- [182] 黄小红, 邱兆坤, 陈曾平. 逆合成孔径雷达运动补偿中一种包络对齐新方法 [J]. 信号处理. 2006, 22 (2): 230–232.
- [183] Wang G Y, Bao Z. Inverse synthetic aperture radar imaging of maneuvering targets based on chirplet decomposition [J]. Optical Engineering. 199, 38 (9): 1534–1541.
- [184] 罗迎, 池龙, 张群, et al. 用慢时间域积分法实现雷达目标微多普勒信息的提取 [J]. 电子与信息学报. 2008 (09): 2055–2059.
- [185] Stankovic L, Orovic I, Stankovic S, et al. Compressive Sensing Based Separation of Nonstationary and Stationary Signals Overlapping in Time-Frequency [J]. Signal Processing, IEEE Transactions on. 2013, 61 (18): 4562–4572.
- [186] Stankovic L, Popovic-Bugarin V, Radenovic F. Genetic algorithm for rigid body reconstruction after micro-Doppler removal in the radar imaging analysis [J]. Signal Processing. 2013, 93 (2013): 1921–1932.

## 作者在学期间取得的学术成果

### 一、作者在学期间发表的学术论文

- [1] **Qingkai Hou**, Yang Liu, Lijie Fan, Shaoying Su. Compressed sensing digital receiver and orthogonal reconstructing algorithm for wideband ISAR radar. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2015, 58(2):. (SCI: 000350534000002, EI: 20150400449507)
- [2] **Qingkai Hou**, Yang Liu, Zengping Chen. Reducing the micro-Doppler effect in compressed sensing ISAR imaging for aircraft using limited pulses. *IET Electronics Letters*, 2015, 51(12):937-939. (DOI:10.1049/el.2015.0368 SCI 源刊)
- [3] **Qingkai Hou**, Lijie Fan, Shaoying Su and Zengping Chen, Compensation of Phase Errors for Compressed Sensing Based ISAR Imagery Using Inadequate Pulses. *Progress In Electromagnetics Research M*, 2015:41. (EI: 20150900591606)
- [4] **Qingkai Hou**, Yang Liu, Zengping Chen, Shaoying Su. Digital orthogonal receiver for wideband radar based on compressed sensing. Proc. SPIE 9254, Emerging Technologies in Security and Defence II; and Quantum-Physics-based Information Security III, 925411, 2014. (EI:20150700535451)
- [5] **Qingkai Hou**, Yang Liu, Zengping Chen, Shaoying Su. Sparse radar imaging using 2D compressed sensing. Proc. SPIE 9252, Millimetre Wave and Terahertz Sensors and Technology VII, 2014. (EI:20150700535123)
- [6] **Qingkai Hou**, Shaoying Su, Zengping Chen. Design of Digital Receiver for ISAR Radar Based on Compressed Sampling. Proceedings of the 11th European Radar Conference, 2014. (EI 检索)
- [7] Liu Yang, **Qingkai Hou**, Shiyou Xu, Biao Tian. System distortion analysis and compensation of DIFS signals for wideband imaging radar. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2015, 58(2). (SCI: 000350534000004, EI: 20150400449609)
- [8] 宿绍莹, 侯庆凯, 陈曾平. 一种非均匀采样的宽带雷达数字正交解调方法. 国防科技大学学报, 2010, 32(6):32 36. (EI: 20111113746791)
- [9] Gang Li, **Qingkai Hou**, Shiyou Xu, Zengping Chen. A method of ISAR Sequences Quality Assessment for Aerospace Target. *Progress in Electromagnetics Research Symposium 2015 in Prague, Czehk.* (录用待刊)

- [10] 宿绍莹, 侯庆凯, 任艳, 陈曾平. 匹配滤波和去斜率脉压方法性能分析与比较.  
信号处理, 2011, 27(2):202 206.
- [11] 宿绍莹, 侯庆凯, 陈曾平. 基于 RapidIO 的宽带实时频谱分析技术研究. 数据  
采集与处理, 2011, 26(2):152 155.

## 二、作者在学期间参与的科研项目

- [1] 国家 863 计划军口项目“宽带成像测量雷达远程数据处理技术试验研究”课题组长，主要完成人，负责项目方案设计、硬件平台设计、软件系统设计，统筹管理项目开发，负责项目可行性论证，方案评审、系统调试、测试验收和外场联调等工作，完成了系统远程数据处理数据库开发、硬件系统和软件系统开发；完成系统的测试与外场实验；完成相关验收及结题报告等。
- [2] XX 任务导弹目标探测与识别系统脉冲雷达改造，武器装备技术改造外协项目，数据采集与存储部分技术负责人，负责系统改造的可行性论证，方案评审、任务划分、任务实施、系统调试、测试验收和外场联调等工作，完成了系统存储部分设计和相关调试工作；完成系统的测试与外场实验；完成相关验收及结题报告等。
- [3] 某频段目标特性测量雷达数据采集与成像分系统研制，武器装备型号项目，数据采集于实时成像技术负责人，负责项目的论证、前期调研、关键技术的验证、实施方案评审、设计方案评审、任务分工、进度控制、验收测试等相关工作；主要完成了宽带雷达信号中频正交解调板的设计和调试工作，完成了存储子系统的论证、测试和设计调试工作；指导完成了其它相关板卡和设备的设计和调试工作，目前已出所验收完毕，系统运转正常。
- [4] 国家重点基础研究发展计划(973 计划)-“稀疏微波成像的理论、体制和方法研究”中子课题：基于压缩感知成像雷达的数据获取方法及硬件实现研究，子课题负责人，负责相关算法研究与验证，完成了 LFM 雷达信号压缩采样可行性论证，并提出了压缩感知雷达目标一维像与二维像重构算法。
- [5] 国家 863 计划军口项目，XX-XXXX 雷达某频段宽带数据采集与处理分系统研制，技术负责人。参与项目方案评审、任务协调分工等相关工作，作为技术骨干，负责中频直接采样接收机、高速大容量数据存储工作站的研制以及组织分系统联调等工作，目前已完成分系统的室内联调与测试验收，正在外场参与大系统的联调。
- [6] “xx 雷达增配信号接收记录分系统项目”，技术负责人，负责实时侦察信号分析与参数提取软件平台设计与部分算法开发。