

基于改进 CS 的随机 PRI 雷达精确测速及杂波抑制算法*

刘 振, 魏玺章, 黎 湘, 廖东平

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要:传统的脉冲多普勒雷达存在严重的测距测速模糊和盲区效应。考虑在正常脉冲重复间隔(PRI)上叠加一个随机扰动,并把 PRI 的随机变化巧妙转化为稀疏观测矩阵的受限等距性质,提出的基于压缩感知的随机脉冲重复间隔雷达为全相参目标检测提供了一种新思路。针对其在实际应用中存在的粗糙损失和杂波干扰两个问题,分别提出了基于局部词典细化的精确测速算法和基于改进优化模型的杂波抑制方法。仿真实验结果表明该方案具有较高的测速精度和较强的杂波抑制性能。

关键词:随机脉冲重复间隔;精确测速;杂波抑制;压缩感知

中图分类号:TN95 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)03-0114-05

Precise velocity measurement and clutter suppression in random pulse repetition interval radar based on improved compressed sensing

LIU Zhen, WEI Xizhang, LI Xiang, LIAO Dongping

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Blind zones and ambiguities in range and velocity measurement are two important issues in the traditional pulse-Doppler radar. By generating random deviations with respect to a mean pulse repetition interval (PRI), which is converted to the restricted isometry property of the observing matrix, the proposed random PRI radar, based on the compressed sensing theory, provides a new way for moving target detection. In order to solve the problems of straddling loss and clutter perturbation, a precise velocity measurement by local dictionary fractionization is proposed according to the iterative idea and the clutter is suppressed by modifying the optimization problem of CS. The simulation results demonstrate that this scheme has high performance of velocity measurement and clutter suppression.

Key words: random pulse repetition interval; precise velocity measurement; clutter suppression; compressed sensing

随机脉冲重复间隔(RPRI)雷达^[1-2]除了能够解决测距测速模糊及盲区效应以外,还具有以下几个显著的优势:1)实时处理能力强。由于不需要发射多组脉冲串,从而具有较短的相参处理间隔(CPI),能够实现对运动目标的快速捕获;2)测速更为精确。同样由于CPI较短,目标更好地满足匀速直线运动的近似;3)抗电子干扰能力强。由于对信号引入了随机性,因而具有较强的低截获性能。

然而,由于随机性的引入会导致回波相位的随机变化,传统的测速方法如离散傅里叶变换会产生随机的干扰频率成分,而随机雷达信号处理中常用的时域相关(CP)算法^[3]由于不同多普勒单元对应的基存在非正交性,导致多普勒单元滤波均有较强的输出,从而产生较高的旁瓣基底,两者都会降低目标的信噪比,影响目标的检测和测

速性能。考虑到RPRI雷达发射信号恰好满足压缩感知(CS)理论^[4-6]对稀疏观测矩阵RIP条件的要求,且窄带雷达在同一距离门上的有限目标个数也蕴含了回波信号的稀疏性,我们提出了一种新的压缩感知动目标检测(CS-MTD)技术^[7],在无模糊、无盲区的同时获得了高的检测性能,并且相比传统的参差重频方法大大缩短了相参处理周期。本文在此基础上,针对实际应用中存在的粗糙损失和杂波干扰两个关键问题,研究如何提高测速精度和抑制强地物杂波,旨在进一步提高该技术的实用性。

1 基于压缩感知的RPRI雷达MTD技术

1.1 RPRI雷达波形设计与运动目标回波模型

对于RPRI雷达,设发射的相参脉冲串信号有 M 个宽度为 T 的脉冲,每个脉冲起始时刻偏离

* 收稿日期:2012-06-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61171133);湖南省研究生创新基金资助项目(CX2011B019),国防科技大学优秀研究生创新资助项目(B110404)

作者简介:刘振(1983—),男,江苏泰兴人,博士研究生,E-mail:zhen_liu@nudt.edu.cn;

魏玺章(通信作者),男,研究员,博士,硕士生导师,E-mail:liweier@nudt.edu.cn

正常时刻 mT_r 的时间分别为 T_m , 则信号可表示为

$$s(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \frac{1}{\sqrt{MT}} \text{rect}\left(\frac{t - mT_r - T_m}{T}\right) \exp(j2\pi f_0 t + \phi_0) \quad (1)$$

其中 f_0 为载波频率, ϕ_0 为初始相位, $\text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) = \begin{cases} 1, & -T/2 \leq t \leq T/2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 为单个矩形脉冲, $T_0 = 0$,

$T_m (m = 1, \dots, M-1)$ 是服从某种随机分布的叠加扰动。本文主要研究一种特殊的离散型分布, 即 T_m 为 T 的非负整数倍且不大于 T_r , 这种方式可以确保目标回波子脉冲的采样位置相同, 更容易保证脉冲之间的相参性。

设同一距离门内 K 个目标的散射截面积 (RCS) 分别为 A_k , 与雷达之间的初始距离分别为 R_{0k} , 目标分别以径向速度 v_k 匀速直线运动 (朝向雷达为正), 则将脉冲串信号的每个子脉冲回波与 $\exp(j2\pi f_0 t)$ 混频并经过低通滤波后得到

$$s_{rm}(t) = \sum_{k=1}^K \frac{A_k}{\sqrt{MT}} \text{rect}\left(\frac{t - mT_r - T_m - t_k}{T}\right) \times \exp(-j2\pi f_0 t_k + \phi_0) \quad (2)$$

其中 $t_k = \frac{2(R_{0k} - v_k t)}{c} = t_{0k} - \frac{2v_k t}{c}$ 。对混频滤波后的回波信号进行采样, 不妨假设目标所处的采样时刻即距离门为 $t_m = mT_r + T_m + t'_0 (t'_0 = 2R'_0/c)$, 初始相位为 $\phi_0 = 0$, 则目标的回波采样信号可以表示为

$$s_r[m] = \sum_{k=1}^K \frac{A_k}{\sqrt{MT}} \exp[-j2\pi f_0 (t_{0k} - 2v_k t_m/c)] \quad (3)$$

1.2 基于压缩感知的 RPRI 雷达 MTD 算法

考虑到式(3)也可以看作一个典型的欠定性方程组, 而且随机性的引入恰好使得等效的观测矩阵为一简单的亚高斯矩阵——伯努利矩阵^[8], 从而符合压缩感知理论中 RIP 条件的要求, 因此基于随机 PRI 信号的速度估计问题就可以抽象为一个典型的压缩感知模型。这里考虑到噪声的影响, 得到回波信号

$$\begin{aligned} s_r[m] &= \sum_{k=1}^K A'_k \exp(-j2\pi f_0 t_{0k}) \\ &\quad \times \exp[j4\pi f_0 (mT_r + T_m + t'_0)v_k/c] + e[m] \\ &= \sum_{k=1}^K A''_k \exp[j4\pi f_0 (mT_r + T_m)v_k/c] + e[m] \end{aligned} \quad (4)$$

本文主要考虑目标距离和速度在传统意义上都不模糊的情况, 把不模糊速度周期 $v_u = \lambda/2T_r$,

平均分成 $N (> M)$ 份得到速度分辨单元 $V_n = n\Delta v, n = 0, 1, \dots, N-1, \Delta v = \lambda/2NT_r$, 式(4)可以写成矢量形式

$$s_r = \mathbf{U}\mathbf{a} + \mathbf{e} \quad (5)$$

其中 \mathbf{U} 是一个 $M \times N$ 的亚高斯随机观测矩阵, 其元素为 $U_{mn} = \exp[j4\pi f_0 (mT_r + T_m)V_n/c]$, 向量 $\mathbf{a} = [a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$, 也就是所说的多普勒频谱, \mathbf{e} 是功率小于 ε 的零均值测量噪声。根据压缩感知理论, 当固定为某个速度分辨率 (即固定 N 时), 只要满足 $M \geq O(K \log N/K)$, 可通过解下面的稀疏恢复问题得到粗多普勒频谱

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{a}\|_1 \text{ subject to } \|s_r - \mathbf{U}\mathbf{a}\| \leq \varepsilon \quad (6)$$

对模型进行求解得到目标的多普勒频谱 $\hat{\mathbf{a}}$ 后, 再在频域进行恒虚警处理, 即可实现运动目标检测和测速, 从而估计出目标的粗速度 \hat{v}_k 和回波强度 $\hat{A}_k^{[7]}$ 。该算法在实际应用中具备两个优点:

1) 具有较高的速度分辨率。通常情况下, 如果同一距离门内的目标个数较少时, 速度对应的频率门个数 N 可以远大于 M , 从而获得比传统速度分辨率 $c/2f_0 MT_r$ 高的分辨率 $c/2f_0 NT_r$;

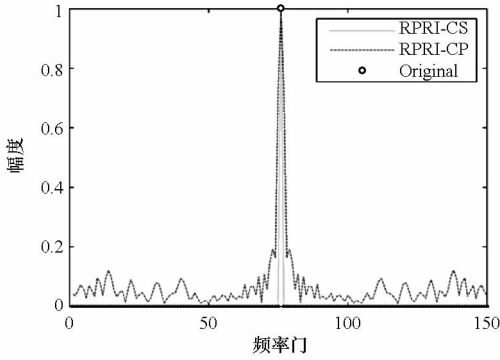
2) 在信噪比较高时具有更好的检测性能。由于压缩感知算法的参数化实质和高信噪比下的稳健性, 在信噪比较高时通过优化算法得到的相参积累后的多普勒频谱信噪比更高, 从而能够提高目标的检测概率。

需要说明的是, 利用稀疏恢复对多普勒频谱进行重构时受噪声的影响较大, 当信号比过低时稀疏恢复性能将急剧下降, 从而失去其优势; 而当信噪比相对较高时, 可以得到旁瓣极低的多普勒频谱, 尽管此时目标能量相比时域相关算法也会有损失, 但在相同的虚警率情况下, 检测概率比时域相关算法还是有较大的提高^[7]。

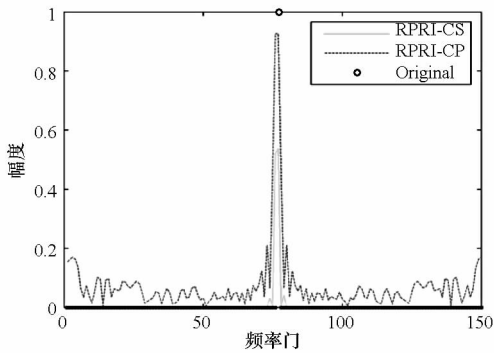
2 基于局部词典细化的目标精确速度估计

由于上述方法直接把不模糊速度范围平均划分为 N 份, 而实际目标的速度往往不会落在这 N 个点上, 也就是所谓的“网格失配”^[9-10], 因此通过上述压缩感知方法估计得到的速度可能为有偏估计, 在最差情况下估计精度为 $\Delta v/2$, 此时得到的回波强度也有较大减弱。图 1 给出了两种极端情况, (a) 是目标速度恰好落在网格上, CS 方法能够完全精确地得到目标的速度和强度, 具有最好的检测和测速性能; (b) 是目标速度落在两

个网格中间,此时目标分裂到两个频率门上,测速误差是 $\Delta v/2$,回波强度约为原来的 1/2,检测和测速性能都有所下降,这也就是传统意义上的粗糙损失^[11]。同时可以看到,基于 CS 的算法几乎没有旁瓣,要远远低于时域相关算法。



(a) $\text{mod}(v_k, \Delta v) = 0$



(b) $\text{mod}(v_k, \Delta v) = \Delta v/2$

图 1 两种特殊情况下 RPRI 信号的 CS 和 CP 处理结果
Fig. 1 The processing results of CS and CP for RPRI signal in two special cases

为了进一步提高速度和回波强度估计的精度,直观的解决思路有两种:1) 直接通过插值算法如三次样条插值等^[12]对得到的多普勒频谱进行插值细化,但由于没有结合目标的特性,并不能保证插值算法的合理性,且插值精度受噪声的影响较大;2) 可以考虑借鉴传统算法中增加 DFT 点数的思想,通过增大 N 细化离散值,然而在 M 固定的情况下, N 的大小受到 $M \geq O(K \log N/K)$ 条件的约束,且随着 N 的增大,优化算法的计算量也急剧增大,从而影响算法的性能和效率。

由于同一距离门内的目标个数较少,这里根据迭代的思想提出一种局部词典细化的压缩感知模型,即在粗多普勒频谱上对目标进行检测后,只对分裂目标对应的频率门进一步细化划分间隔,然后再次求解凸优化问题,得到新的精确度更高的多普勒频谱。假设某一距离门内存在 P 个分裂目标,其在粗多普勒频谱 \hat{a} 上的频率门位置分别为 G_p 与 $G_p + 1, p = 1, 2, \dots, P$,将频率门 G_p 与 G_p

+ 1 对应速度之间的范围重新平均划分成 $L (> 2)$ 份,得到 $V_{pl} = G_p \Delta v + l \Delta v', l = 0, 1, \dots, L - 1, \Delta v' = \lambda/LNT_r$,这时式(4)可以写成矢量形式

$$s_r = U' a' + e \quad (7)$$

其中 U' 是 $M \times [N + P \times (L - 1)]$ 的随机观测矩阵,其元素为 $U'_{mq} = \exp[j4\pi f_0(mT_r + T_m)V'_q/c], q = 0, 1, \dots, N - 1 + P \times (L - 1), V'_q$ 可以根据图 2 所示的局部细化方法得到, a' 即为精确的多普勒频谱。

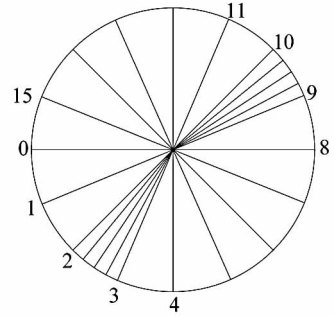


图 2 局部细化示意图

$$(N = 16, P = 2, G_1 = 2, G_2 = 9, L = 4)$$

Fig. 2 Sketch map of locally refinement

$$(N = 16, P = 2, G_1 = 2, G_2 = 9, L = 4)$$

在得到 U' 后,同样通过解下面的凸优化问题,得到精确的多普勒频谱

$$\hat{a}' = \arg \min_a \|a'\|_1 \text{ subject to } \|s_r - U'a'\| \leq \varepsilon \quad (8)$$

经过这种改进的测速算法流程如图 3 所示,这种处理方式在提高测速精度的同时具有以下三个优点:一是能够较好地保证 RIP 条件的近似成立,因为在大多数情况下对 RIP 条件的影响较小,这是由于只对观测矩阵的部分元素进行了修改;二是能够更为精细地刻画目标特性,在目标频率门附近对速度进行细化,可以使得用来观测目标特性的矩阵更为完备,从而更精确地反映目标的真实速度和回波强度;三是能有效减少 N 的个数,从而大幅度降低优化问题的计算量。

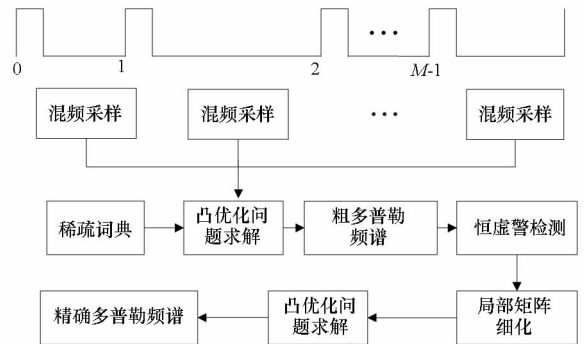


图 3 基于压缩感知的 RPRI 雷达精确测速处理流程
Fig. 3 Flow chart of RPRI radar precise velocity measurement based on compressed sensing

3 基于改进优化函数的机载雷达杂波抑制技术

机载脉冲多普勒雷达中的杂波抑制对目标的检测和测速具有重要的意义,而其中以地主杂波和高度线杂波抑制最为关键。当雷达平台以地速 v_R 水平运动,地速矢量与雷达主波束中心的夹角为 Ψ_0 ,天线波束宽度是 θ_B ,则杂波所在的多普勒频率 f_d 范围是 $2v_R \cos(\Psi_0 - \theta_B/2)/\lambda \sim 2v_R \cos(\Psi_0 + \theta_B/2)/\lambda$;当天线方向图中的某个旁瓣垂直照射地面时,在 $f_d = 0$ 即零多普勒频率附近处有一个较强的杂波,杂波示意图如图4所示。

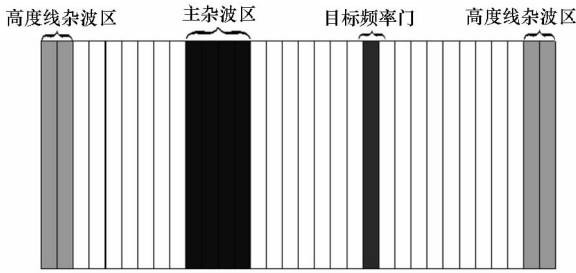


图4 杂波区示意图

Fig.4 Sketch map of clutter distribution

通过上文提出的方法得到距离和速度二维图像,在距离和速度二维平面上根据能量分布估计杂波左右边界:首先求出所有距离门上的频谱之和,然后设定一个窗口在频谱和上从左到右依次循环滑动,并求得每次窗内数据的和;对不同窗对应的和序列求熵值,通过求最小熵所对应的窗长和最大和值对应的位置,即可估计得到杂波的范围。

上面求解多普勒频谱的方法中没有考虑杂波的影响,通过优化目标函数得到的目标多普勒频谱中目标可能会被削弱或淹没,因此提出一种改进的方案,通过修改式(6)中的优化目标函数来凸显出目标频谱

$$\hat{a} = \arg \min_a \sum_{i \in I} |a_i| \text{ subject to } \|s_r - Ua\| \leq \varepsilon \quad (9)$$

其中 I 对应于主杂波和高度线杂波范围的集合。这样优化函数只针对目标所在区域,而忽略了杂波对信号稀疏度的影响,此时得到的目标多普勒频谱抑制了杂波的影响,能够更为精确地反应目标的真实位置和强度。

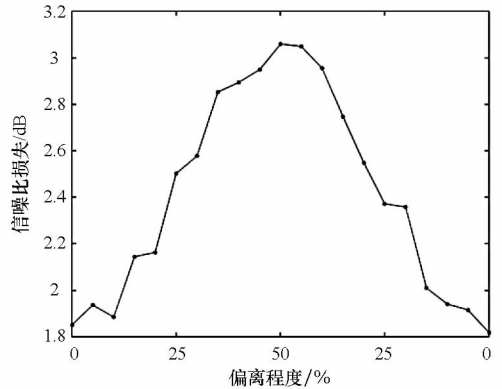
4 实验结果与分析

本文采用 MATLAB 软件进行仿真实验,验证雷达体制及算法的有效性。设雷达工作在 X 波

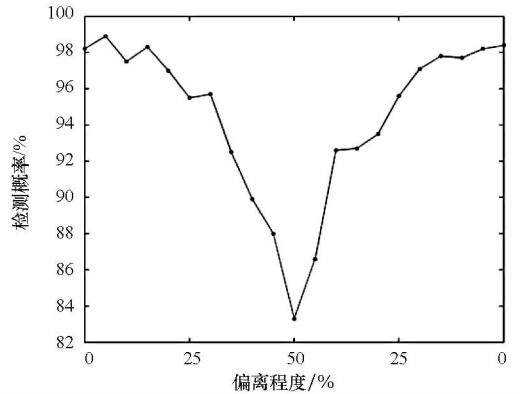
段,波长 $\lambda = 0.03 \text{ m}$,发射周期性或者随机 PRI 相参矩形脉冲串,脉冲宽度为 $T = 2 \mu\text{s}$ 。

4.1 精确测速性能

首先通过蒙特卡洛仿真分析粗糙损失对信噪比和检测性能的影响。设发射脉冲个数 $M = 64$,正常脉冲重复周期 $T_r = 100 \mu\text{s}$,扰动系数 $\alpha = 10$,划分网格数 $N = 150$,虚警率为 10^{-3} ,对原始采样信号用 MATLAB 中的 `awgn(x, snr, 'measured')` 加入信噪比为 snr 的高斯白噪声后进行处理。图5(a)、(b)分别给出了单个目标、信噪比为 -5 dB



(a) 目标信噪比损失



(b) 检测概率

图5 目标信噪比损失及检测概率随目标偏离程度的变化曲线

Fig.5 The SNR loss of target and detection probability with grid deviation

时信噪比损失及检测概率随目标偏离网格位置的变化曲线,偏离程度定义为目标位置偏离最近网格点的距离占网格大小的比值。可以看出,随着目标真实位置偏离划分网格的增大,信噪比损失逐渐增大,检测性能也相应降低,当目标真实位置正好处于两个网格中间时,目标信噪比损失约 3 dB ,检测概率下降了约 15% 。

为了进一步提高测速精度,使用本文提出的局部词典细化方法对均匀随机分布在速度范围内的数值进行仿真,图6给出了100次蒙特卡洛仿真时三次样条插值(RPRI-CS-Inter)、全部矩阵细

化(RPRI-Inter-CS)和局部词典细化(RPRI-Part-CS)三种算法下的测速均方误差随信噪比的变化关系,插值和细化间隔都为原始间隔的1/4。可以看出,由于有些情况下不满足RIP条件,使用全部矩阵细化方法并不能提高测速的精度,尤其是信噪比较低时反而会使得误差加大;而使用局部词典细化方法能够更为精确地对目标速度进行估计。另外,由于RPRI的波形本质上还是欠采样的,样条插值并不能从根本上实现多普勒谱的细化,相比而言,CS则有效利用了谱的稀疏先验,可获得较好的结果,性能也明显优于插值算法。

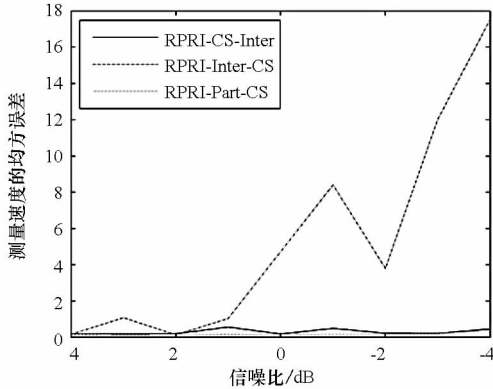
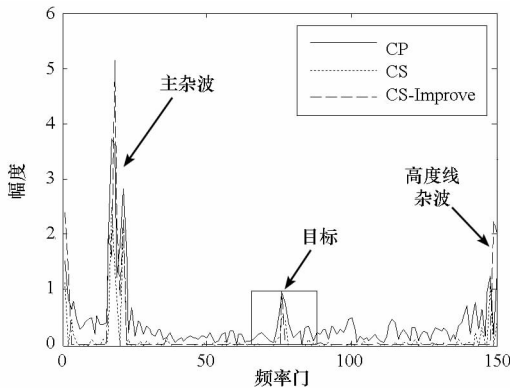


图 6 三种插值算法下的测速精度

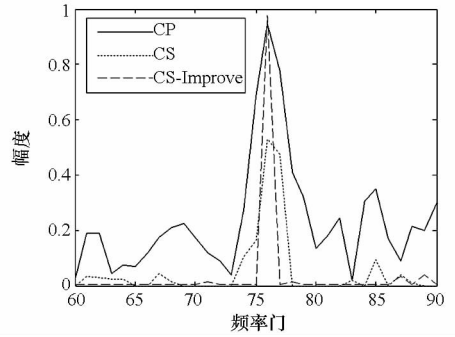
Fig. 6 The velocity measurement precision of three interpolation algorithms

4.2 杂波抑制性能

这里假设已经估计出杂波的位置,主要考虑降低杂波对目标的影响。采用文中杂波抑制算法前后的目标多普勒频谱如图7所示,图中分别给出了时域相关处理(CP)、直接CS算法、基于优化目标函数的CS算法(CS-Improve)得到的结果。可以看出,使用杂波抑制算法后,目标的特性能更好地被凸显,杂波以外的旁瓣也能较好地抑制。尽管从图7(a)中可以发现,杂波功率也会有所提高,但由于已经估计出杂波位置,直接在频域就可以对杂波进行抑制。



(a) 整体多普勒频谱



(b) 局部放大的多普勒频谱

图 7 杂波抑制前后的目标多普勒频谱

Fig. 7 The target spectrum before and after clutter suppression

5 结论

本文提出了一种基于局部矩阵细化的精确测速算法和一种基于改进优化模型的杂波抑制方法,部分解决了传统CS-MTD算法中的粗糙损失和杂波抑制问题,进一步提高了RPRI雷达的实用性。下一步工作是进一步研究如何提高低信噪比条件下的RPRI雷达测速性能和杂波抑制性能及宽带RPRI雷达在无模糊二维成像中的应用。

参考文献 (References)

- [1] Vergara-Dominguez L. Analysis of the digital MTI filter with random PRI[J]. IEE Proceedings-F. 1993, 140(2): 129-137.
- [2] Kaveh M, Cooper G R. Average ambiguity function for a randomly staggered pulse sequence[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1976, 12(3): 410-413.
- [3] Axelsson S R J. Analysis of random step frequency radar and comparison with experiments [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2007, 45(4): 890-904.
- [4] Candès E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2006, 52(2): 489-509.
- [5] Candès E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2006, 52(12): 5406-5425.
- [6] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2006, 52(4): 1289-1306.
- [7] 刘振,魏玺章,黎湘. 一种新的随机PRI脉冲多普勒雷达无模糊MTD算法[J]. 雷达学报. 2012, 1(1): 28-35. LIU Zhen, WEI Xizhang, LI Xiang. Novel method of unambiguous moving target detection in pulse-doppler radar with random pulse repetition interval [J]. Journal of Radars, 2012, 1(1): 28-35. (In Chinese)
- [8] Mendelson S, Pajor A, Tomczak-Jaegermann N. Uniform uncertainty principle for Bernoulli and sub-Gaussian ensembles [J]. Constructive Approximation. 2008, 28(3): 279-289.
- [9] Herman M A, Strohmer T. General deviants: An analysis of perturbations in compressed sensing[J]. IEEE J. Sel. Topics in Signal Process.: Special Issue on Compressive Sens. 2010, 4(2): 342-349.
- [10] Chi Y, Scharf L L, Pezeshki A, et al. Sensitivity to basis mismatch in compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2011, 59(5): 2182-2195.
- [11] Harris F J. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform[J]. Proceedings Of The IEEE. 1978, 66: 51-83.
- [12] Unser M. Splines—A perfect fit for signal and image processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine. 1999, 16: 22-38.