

文章编号: 2095-4980(2019)05-0904-06

多重观测矢量模型下的微动目标特征提取

何其芳^{1,2}, 吴义成³, 张群¹, 罗迎¹, 刘奇勇¹

(1.空军工程大学 信息与导航学院, 陕西 西安 710077; 2.中国人民解放军 93534 部队, 天津 301700;
3.空军预警学院, 湖北 武汉 430019)

摘要: 针对传统基于压缩感知(CS)理论的微动目标特征提取方法不适用于宽带雷达目标的情况, 以线性调频信号体制雷达为例, 通过分析微动目标回波的内在特性, 构建了一种微动目标回波的多重观测矢量(MMV)模型。结合频率估计算法与正交匹配追踪(OMP)算法进行MMV模型的稀疏表达求解, 从而获得微动目标的特征参数。仿真结果表明, 与传统基于单重观测矢量(SMV)模型的微动特征提取方法相比, 噪声环境下采用MMV模型进行微动特征提取具有更强的鲁棒性。

关键词: 微多普勒; 特征提取; 压缩感知; 多重观测矢量

中图分类号: TN971.1

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201905.0904

Micro-Doppler target feature extraction with a Multiple Measurement Vector model

HE Qifang^{1,2}, WU Yicheng³, ZHANG Qun¹, LUO Ying¹, LIU Qiyong¹

(1.Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710077, China; 2.The 93534 Army of Chinese People's Liberation Army, Tianjin 301700, China; 3.Air Force Early Warning Academy, Wuhan Hubei 430019, China)

Abstract: As the traditional Compressive Sensing(CS) based Micro-Doppler(M-D) feature extraction methods cannot be utilized in wideband radar, the internal property of returned signals induced by the M-D targets is focused, and a modified Multiple Measurement Vectors(MMV) model is constructed based on the Linear Frequency Modulated(LFM) signal. Combining the frequency estimation approaches and the Orthogonal Matching Pursuit(OMP) algorithm, the sparse solution of the MMV model is solved, and therefore the M-D features are obtained. Simulation results indicate that, the proposed approach outperforms traditional Single Measurement Vector(SMV) based methods in the robustness, especially under noisy conditions.

Keywords: Micro-Doppler; feature extraction; Compressive Sensing; Multiple Measurement Vectors

由于旋转、振动等微小运动引起的对雷达目标回波的附加调制称为微多普勒效应(M-D effect)。微多普勒效应反映了目标精细的运动、结构等信息, 为目标的分辨识别提供了重要依据^[1]。由于微动目标回波在时频平面上通常为正弦曲线的形式, 通过检测时频曲线的特征参数即可获得目标的相关微动特征, 因此基于高分辨时频分布(Time Frequency Distribution, TFD)的微动目标特征提取方法得到了国内外学者的广泛关注^[2]。然而, 当两倍最大多普勒频移超过雷达脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequency, PRF)时, 传统基于 TFD 通过正弦曲线检测的微动特征提取方法不再适用^[3]。

压缩感知(CS)理论突破了传统 Shannon-Nyquist 采样限制, 基于 CS 理论的微动目标特征提取技术近年来得到了迅速发展^[4]。此类方法主要利用微动信号在特定变换域上的稀疏性, 恢复其稀疏表达, 通过稀疏表达的非零元素获得微动目标特征参数。目前大多数基于 CS 的微动特征提取算法以单重观测矢量(SMV)为模型, 以微动信号的内在结构构建稀疏字典, 求得微动目标回波信号在其上的稀疏表达。然而, 传统基于 SMV 模型的微动特征提取算法仅适用于单频连续波雷达体制下的微动目标特征提取, 此外, 在低信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)环境下的稀疏重构正确概率相对较低, 算法的鲁棒性不强。

多重观测矢量(MMV)模型是 SMV 模型的一般性扩展。MMV 模型已经在很多领域被证明是一种有效的观测模型，特别是在强噪声环境下具有较好的鲁棒性^[5]。MMV 模型要求观测集具有联合稀疏特性，即在稀疏域下每一观测矢量的非零元素位置相同。然而，进行旋转、振动等微动形式的目标通常微动频率较高，难以在若干时刻获得均具有联合稀疏特性的观测矢量。

针对微动目标的特征提取问题，以线性调频(LFM)信号体制雷达目标为例，提出一种宽带雷达微动目标回波的 MMV 模型，并基于正交匹配追踪(OMP)算法求解其联合稀疏表达，从而完成微动目标的特征参数提取。与传统 SMV 模型相比，所提模型在低 SNR 条件下的稀疏重构正确概率更高且具有更强的鲁棒性。

1 MMV 模型与宽带雷达微动回波

设存在一维向量 $\mathbf{s} = [s(1), s(2), \dots, s(N)]^T$ 在规范正交基 $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 下的坐标 \mathbf{x} 仅含有 $K (K \ll N)$ 个非零系数，则称 \mathbf{s} 在 Ψ 上是 K 稀疏的， Ψ 称为 \mathbf{s} 的稀疏基矩阵。存在与 Ψ 不相关的矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N} (M < N)$ 对向量 \mathbf{s} 进行线性观测，观测结果可表示为：

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{s} = \Phi \Psi \mathbf{x} = \Theta \mathbf{x} \quad (1)$$

式中： $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 为观测向量； Φ 为观测矩阵； $\Theta = \Phi \Psi$ 为感知矩阵。可见，通过观测后原始观测向量的维数由 N 减小为 M 。已知当感知矩阵 Θ 满足约束等距性(Restricted Isometry Property, RIP)条件时，信号 \mathbf{s} 的稀疏表示 \mathbf{x} 可以通过求解最小 l_0 范数问题以高概率重构^[6]：

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Theta \mathbf{x} \quad (2)$$

若存在 L 个具有相同稀疏结构的观测矢量 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_L]$ ，则可对 \mathbf{S} 采用相同的矩阵进行观测，即：

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{S} = \Phi [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_L] \quad (3)$$

求解 MMV 模型除需已知信号稀疏或在某个变换域上稀疏外，还需已知观测矢量 \mathbf{S} 中各列的稀疏表示均相同。式(3)对具有相同稀疏结构的信号进行的多重观测称为 MMV 模型，其重数为 L 。式(3)的稀疏表达可通过稀疏矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_L]$ 的秩最小进行求解：

$$\mathbf{X} = \arg \min \sum_{i=1}^L \|\mathbf{x}_i\|_0 \ \& \ \arg \min \text{rank}(\mathbf{X}), \text{ s.t. } \mathbf{Y} = \Phi \Psi [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_L] \quad (4)$$

OMP 算法通过将过完备字典中的原子进行施密特正交化处理，使得 OMP 能够快速收敛，在每一轮迭代中，找出最匹配的原子并将其作为稀疏信号的近似^[7]。由于 OMP 算法的信号分解效率高且简单易行，近年来在信号处理领域得到了广泛的应用。以上问题可以采用 OMP 算法进行信号稀疏表达的求解。

为研究宽带雷达微动目标回波矩阵与 MMV 模型之间的内在联系，以应用最为广泛的 LFM 信号体制雷达为例，对微动目标回波信号进行分析。设雷达发射载频为 f_c 的 LFM 信号：

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}\mu t^2\right)\right) \quad (5)$$

式中： μ 为调频斜率； T_p 为脉宽； j 为虚数单位； $\text{rect}(\cdot)$ 为矩形窗函数：

$$\text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) = \begin{cases} 1, & -T_p/2 \leq t \leq T_p/2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

除目标主体的多普勒频移外，旋转、振动等周期性微动增加了附加的多普勒调制。下面以自旋目标为例进行微动回波信号模型说明：目标与雷达的初始距离为 R_0 ，雷达照射时间为 T_0 ，目标以 f 为频率进行自旋，自旋对称轴与雷达视线(Line Of Sight, LOS)方向的夹角为 γ ，目标上存在 I 个散射点，散射点 $i (i=1, 2, \dots, I)$ 的旋转半径、初始相位与散射系数分别为 d_i, θ_i 和 σ_i 。基于“stop-go”模型，目标回波可表示为：

$$s_r(t_f, t_m) = \sum_{i=1}^I \sigma_i \text{rect}\left(\frac{t_f - 2r_i(t_s)/c}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left[f_c\left(t_f - \frac{2r_i(t_s)}{c}\right) + \frac{1}{2}\mu\left(t_f - \frac{2r_i(t_s)}{c}\right)^2\right]\right) \quad (7)$$

式中： t_s 为脉间慢时间； t_f 为脉内快时间； c 为电磁波传播速度； $r_i(t_s)$ 为 t_s 时刻散射点与雷达在 LOS 方向上的径向距离：

$$r_i(t_s) = R_0 + \frac{4\pi}{\lambda} d_i \cos(2\pi f t_s + \theta_i) \quad (8)$$

式中 λ 为信号波长。若采样期间快时间 t_f 个数和慢时间 t_s 个数分别为 M' 和 N' ，则回波信号可表示为矩阵形式 $\mathbf{S}_r \in \mathbf{R}^{M' \times N'}$ 。

2 MMV 模型构建及微动特征提取

由于微动目标的姿态变化迅速，无法直接将观测所得回波矩阵 \mathbf{S}_r 作为多重观测矢量 \mathbf{S} 。考虑到雷达目标常见的微动形式大多为周期性运动且微动频率较高，因此在雷达照射时间内将存在若干次相同目标姿态的情况。因此对每次目标姿态相同时刻的回波进行抽取，即可构建具有相同稀疏结构的 MMV 模型，从而能够对其相同的稀疏表达进行求解。

令目标微动周期为 $T=1/f$ ，则可知雷达照射时间 T_0 为微动周期 T 的 $L=\lfloor T_0/T \rfloor$ 倍 ($L \geq 1$)，其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。上述意味着在雷达照射时间内，目标以相同姿态出现了 L 次。因此，若以 t'_s 为标记时刻，以 T 为间隔，分别在慢时间单元上抽取第 t'_s 时刻、第 t'_s+T 时刻至第 t'_s+LT 时刻的慢时间单元，即可构建每一列观测向量均具有相同稀疏结构的 MMV 模型：

$$\mathbf{S} = [s(t_f, t'_s), s(t_f, t'_s+T), \dots, s(t_f, t'_s+LT)] \quad (9)$$

式中 t'_s 的索引区间为 $[1, 2, \dots, \lfloor \text{PRF}/L \rfloor]$ 。

考虑到实际中不具有微动频率的先验信息，因此应先对微动频率进行求解。目标的微动频率可通过抽取回波矩阵中某一快时间单元所在的行向量，并采用单频连续波雷达下微动频率的提取方法进行求解，如正弦调频 Fourier 变换 (Sinusoidal Frequency Modulation Fourier Transform, SFMFT)、时变自回归模型 (Time Varying Autoregressive Model, TVAR)、归一化幅度差函数 (Average Magnitude Difference Function, AMDF) 法等^[8-10]。

由于微动信号在与自身结构相同的变换域上是稀疏的，因此以 $\{f, \sigma, d, \theta\}$ 为参数集构造稀疏字典。首先将参数 d 和 θ 分别离散化为 P 项 $\{d_1, d_2, \dots, d_P\}$ 和 Q 项 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_Q\}$ ，令求解所得的微动频率为 f' ，根据目标回波构造的 MMV 模型表示为：

$$\mathbf{S}(f') = \Psi(f') \mathbf{X} \quad (10)$$

式中： $\mathbf{S}(f') \in \mathbf{R}^{M \times L}$ 为观测矩阵； $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{PQ \times L}$ 为稀疏矩阵； $\Psi(f') \in \mathbf{R}^{M \times PQ}$ 为稀疏字典。当 $L=1$ 时，式(10)退化为传统的 SMV 模型。在噪声条件下，MMV 模型的稀疏表达可通过 l_0 范数最小化进行求解：

$$\mathbf{X} = \underset{\mathbf{X}}{\text{argmin}} \|\mathbf{X}\|_0, \text{s.t.} \|\mathbf{S}(f') - \Psi(f') \mathbf{X}\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (11)$$

式中： ε 为允许误差； $\Psi(f')$ 表示以 f' 为参数的稀疏字典：

$$\Psi(f') = [\varphi(t_f, f'), \dots, \varphi(t_m, f'), \dots, \varphi(t_M, f')]^T \quad (12)$$

式中 $m=1, 2, \dots, M$ 且

$$\varphi(t_m, f') = [\varphi_0(t_m, f', d_1, \theta_1), \dots, \varphi_0(t_m, f', d_1, \theta_Q), \dots, \varphi_0(t_m, f', d_P, \theta_Q)] \quad (13)$$

且

$$\varphi_0(t_m, f', d_p, \theta_Q) = \exp[j4\pi d_p / \lambda \cos(2\pi f t_m + \theta_Q)] \quad (14)$$

当且仅当 $d_p = d_i$ 和 $\theta_Q = \theta_i$ 时矩阵中的 $\mathbf{X}|_{q+(p-1)Q}$ 行不为零。可见非零行所在位置指示了目标的振动幅度(旋转半径)、初始相位等信息，每一行中非零元素的平均值反映了散射点散射系数的大小。

综上所述，多重观测矢量模型下的微动目标特征提取算法总结如下：

- 1) 抽取回波矩阵 \mathbf{S}_r 中某一快时间单元 t_f 所在行向量，估计目标微动频率 f' 、微动周期 T' ；
- 2) 计算 MMV 模型重数的 L ，抽取慢时间单元 $s(t_f, t'_s), \dots, s(t_f, t'_s+LT')$ ，构建 MMV 模型 \mathbf{S} ；
- 3) 参数离散化 $\{d_1, d_2, \dots, d_P\}$ 和 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_Q\}$ ，并以 f' 为参数构建稀疏字典；
- 4) 采用 OMP 算法求解 MMV 模型的稀疏表达，记录非零行索引值；
- 5) 计算振动幅度(旋转半径)、初始相位、散射系数等微动特征信息。

3 仿真实验

利用 CS 理论进行微动特征提取需基于目标参数在字典上稀疏的假设进行。以下以相同信号模型为例，分别采用 MMV-OMP 算法和 SMV-OMP 算法进行稀疏重构及特征提取仿真实验，分别对算法有效性、噪声环境下的鲁棒性及算法运算量进行分析。

3.1 MMV 模型有效性分析

设雷达载频为 $f_c=10\text{ GHz}$ ，带宽为 $B=200\text{ MHz}$ ，脉宽为 $T_p=10\text{ }\mu\text{s}$ ，脉冲重复频率为 $PRF=800\text{ Hz}$ 。初始时刻雷达与目标的径向距离为 $R_0=10\text{ km}$ ，雷达照射时间为 $T_0=1\text{ s}$ 。存在空间自旋目标，目标自旋频率 $f=5\text{ Hz}$ ，自旋对称轴所在轴线与 LOS 方向的夹角为 $\pi/3$ ，各散射点对应的旋转半径 d 、初始相位 θ 及散射系数 σ 分别如表 1 所示。

采用 Matlab 2014a 软件进行仿真，信号实部及虚部对应时域波形分别如图 1(a)、1(b)所示。

表 1 自旋目标参数

Table1 Parameters of the spinning target			
scattering point	d_i / m	θ_i / rad	σ_i
1	0.25	π	0.7
2	0.50	2π	0.8
3	1.58	$8\pi/15$	1.0

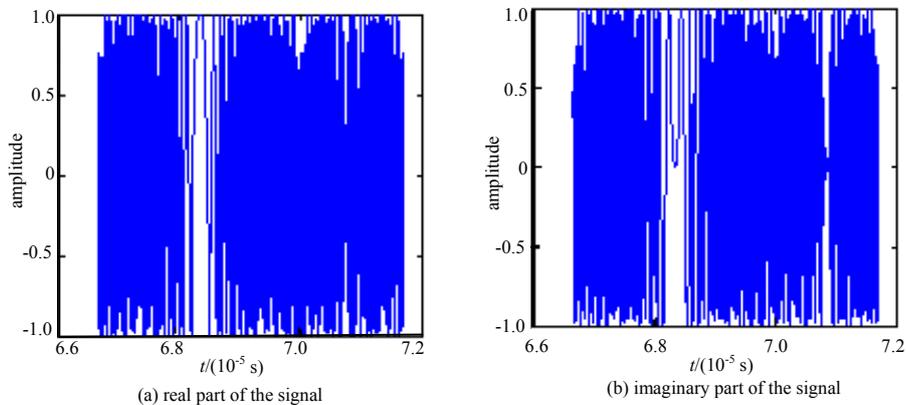


Fig.1 Signal waveform in time domain
图 1 信号时域波形

首先抽取目标回波同一快时间单元向量，并对抽取信号向量进行短时平均幅度差分函数(AMDF)计算^[10]，通过计算结果的谷值对应时刻之差可得，目标的振动估计周期约为 $T'=0.25\text{ s}$ 。基于此构建 MMV 模型并进行稀疏求解，通过计算可以得到分别在第 75 项 ($p=3, q=15$)、第 180 项 ($p=6, q=30$) 和第 548 项 ($p=19, q=8$) 索引处取值不为零，其结果如图 2 所示。

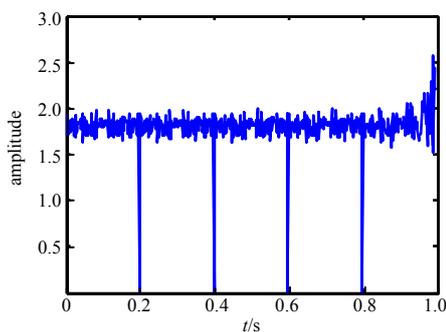


Fig.2 M-D frequency estimation results
图 2 微多普勒频率估计结果

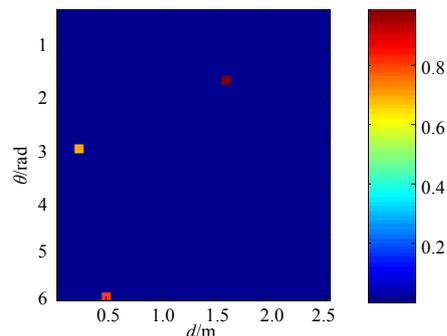


Fig.3 Sparse solution of the returned signal
图 3 回波信号稀疏求解结果

从图 1 可以看出，求解所得目标散射点对应的旋转半径及初始相位分别为： $\{0.250\text{ m}, 3.142\text{ rad}\}$ 、 $\{0.500\text{ m}, 6.283\text{ rad}\}$ 和 $\{1.583\text{ m}, 1.676\text{ rad}\}$ ，散射系数分别为 0.698 8, 0.800 1, 0.996 6。从图 3 可以看出，稀疏恢复所得微动参数结果与原信号参数均较为吻合。

3.2 MMV 模型性能分析

对所提模型在不同噪声环境下的鲁棒性进行分析。以 SNR 参数作为环境噪声衡量标准，仿真所采用的 SNR

参数均为带内信噪比。在不同 SNR 条件下,采用不同重数 L 的 MMV 模型进行稀疏重构,所得正确重构概率随 SNR 及重数 L 的变化曲线如图 4 所示。

SMV 模型为重数 $L=1$ 的情况。从图 4 可以看出,在相同 SNR 条件下重数 L 越高,MMV 模型的稀疏恢复正确概率越高。由此可知,相比于传统 SMV 模型,文中所提 MMV 模型具有更强的鲁棒性。

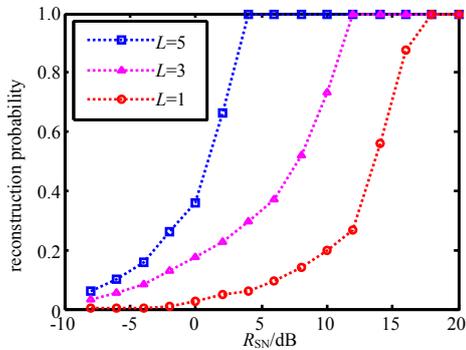


Fig.4 Reconstruction probability curves with different L
图 4 不同重数下正确重构概率的关系曲线

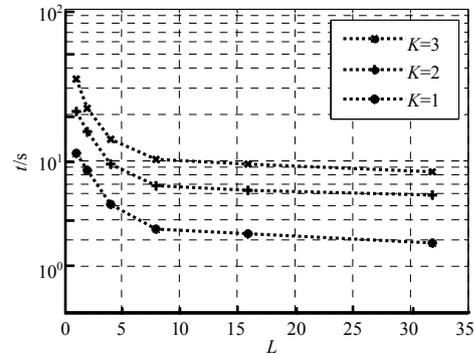


Fig.5 Computation time curves with different L and K
图 5 运行时间与 MMV 重数及稀疏度关系曲线

对 MMV 模型的运算量进行分析。目标回波的稀疏度 K 及 MMV 模型的重数 L 均会对算法运算量产生影响。在不同稀疏度 K ($K=1,2,3$) 及 MMV 模型重数 L ($L=2^0,2^1,\dots,2^5$) 的情况下,分别对算法的运算量进行分析,其中目标回波的稀疏度 K 以目标所含散射点的个数 I 来表示。已知信号采样点数为 M ,将字典参数进行 PQ 等分,信号稀疏度 K ($K \ll PQ$)。OMP 算法在进行信号重构时,每一次迭代均需在 PQ 个参数值上进行计算,同时考虑到稀疏度为 K ,则外层循环需要进行 K 次。设在雷达照射时间内目标共以相同姿态出现了 L_0 次,当 $L=L_0$ 时则取得最大重数 MMV 模型。以 L 考察算法耗时, L 取值范围 $[1,L_0/2]$ 。当 $L=1$ 时,MMV 模型退化为 SMV 模型,结合本文参数,SMV 模型下 OMP 算法的计算复杂度为 $O(KMPQ)^{[11]}$,且基于 MMV 模型的 OMP 算法运算量与重数 L 正相关。

实验基于相同计算机环境(个人 PC 平台,3.1 GHz 主频 CPU,4 G 内存),Matlab 2014a 仿真平台,采用 MMV-OMP 算法进行 100 次运算的时间曲线如图 5 所示。从图 5 可以看出,若信号稀疏度 K 相同,MMV 模型的重数 L 越大,算法耗时减小程度越明显。同样地,当 MMV 模型重数 L 取值相同时,信号的稀疏度 K 越小,算法运算时间越短。

4 结论

本文提出了一种宽带雷达微动目标的 MMV 模型,并通过 MMV 模型的稀疏求解进行微动目标特征提取的方法。该模型克服了以往基于稀疏恢复的 SMV 模型仅适用于单频连续波雷达目标的限制,同时所提 MMV-OMP 算法与 SMV-OMP 算法相比,在噪声条件下具有更强的鲁棒性。

参考文献:

- [1] CHEN V C,LI Fayin,HO Shenshyang,et al. Micro-Doppler effect in radar:phenomenon,model and simulation study[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2006,42(1):2-21.
- [2] NARAYANAN R M,ZENALDIN M. Radar Micro-Doppler signatures of various human activities[J]. IET Radar,Sonar and Navigation, 2015,9(9):1205-1215.
- [3] LIU Z,X,WEI Z,LI X. Aliasing-free Micro-Doppler analysis based on short-time compressed sensing[J]. IET Signal Processing, 2014,8(2):176-187.
- [4] LI G,VARSHNEY P K. Micro-Doppler parameter estimation via parametric sparse representation and pruned orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014,7(12): 4937-4948.
- [5] 陈一畅,张群,陈校平,等. 多重测量矢量模型下的稀疏步进频率 SAR 成像算法[J]. 电子与信息学报, 2014,36(12): 2986-2993. (CHEN Yichang,ZHANG Qun,CHEN Xiaoping,et al. An imaging algorithm of sparse stepped frequency SAR based on multiple measurement vectors model[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014,36(12):2986-

2993.)

- [6] HAUPT J, NOWAK R. A generalized restricted isometry property[R]. University of Wisconsin Madison Technical Report ECE-07-1, 2007.
- [7] 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.
- [8] PENG B, WEI X Z, DENG B, et al. A sinusoidal frequency modulation Fourier transform for radar-based vehicle vibration estimation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(9):2188-2199.
- [9] 韩勋, 杜兰, 刘宏伟. 基于窄带微多普勒调制的锥体目标参数估计[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(4):961-968. (HAN Xun, DU Lan, LIU Hongwei. Parameter estimation of cone-shaped target based on narrowband micro-Doppler modulation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(4):961-968.)
- [10] OROVIC I, STANKOVIC S, THAYAPARAN T. Time-frequency-based instantaneous frequency estimation of sparse signals from incomplete set of samples[J]. IET Signal Processing, 2014, 8(3):239-245.
- [11] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5):2230-2249.

作者简介:



何其芳(1993-), 女, 西安市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、雷达目标识别与特征提取. email: qifanghe@163.com.

吴义成(1992-), 男, 武汉市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理.

张群(1964-), 男, 陕西省合阳县人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、雷达成像与目标识别.

罗迎(1984-), 男, 湖南省益阳市人, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、雷达成像.

刘奇勇(1989-), 男, 湖南省邵阳市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为合成孔径雷达成像.