



抗转发式干扰的正交压缩采样脉冲波形分集雷达

刘超, 陈胜焱, 席峰, 刘中*

南京理工大学电子工程系, 南京 210094

* 通信作者. E-mail: eezliu@njjust.edu.cn

收稿日期: 2016-01-16; 接受日期: 2016-04-14; 网络出版日期: 2016-10-25

国家自然科学基金 (批准号: 61171166, 61401210, 61571228) 资助项目

摘要 正交压缩采样雷达是新型的采用欠采样和在压缩域实现脉冲 Doppler 处理的雷达. 本文假设雷达发射近似正交的分集波形, 研究该雷达在转发式干扰环境中的目标估计方法. 其基本思想是首先对雷达回波采用正交压缩采样实现回波信号的欠采样; 然后对欠采样数据进行白化处理, 用以抑制转发式干扰; 最后在相干处理间隔内, 根据正交匹配追踪算法原理, 对欠采样数据依次进行匹配滤波和离散 Fourier 变换处理, 采用迭代方式估计雷达目标. 理论分析了白化处理对干扰的抑制性能, 结果表明白化的信号干扰噪声比接近系统输入信噪比, 并且与输入干扰强度无关. 大量计算机仿真实验验证了本文提出的目标估计方法的有效性.

关键词 压缩感知, 正交压缩采样, 转发式干扰, 脉冲分集, 电子反对抗

1 引言

在现代军事环境, 雷达是实现全天候电子侦察的主要电子设备. 然而, 雷达通常工作在恶劣的电磁环境中, 雷达敌方试图通过电子对抗 (electronic countermeasure, ECM) 技术, 干扰雷达以降低雷达的效能. 在各种 ECM 技术中, 转发式干扰, 因其廉价性和有效性, 常常用于干扰雷达^[1,2]. 转发式干扰主要由数字射频存储器^[3]实现, 它采用自身接收机截获雷达波形信息, 然后合成雷达目标的回波, 再发射出去用以形成雷达虚假目标.

为了对抗雷达干扰, 人们提出了多种电子反对抗 (electronic counter-countermeasure, ECCM) 技术. 根据 ECCM 技术应用的方式, 一般说来, ECCM 技术可分为基于雷达天线的 ECCM、基于雷达发射系统的 ECCM、基于雷达接收系统的 ECCM 和基于雷达信号处理的 ECCM (见文献 [2] 及其引用的文献). 对转发式干扰, 业已证明雷达脉冲分集^[4~7]是有效的干扰抑制技术. 脉冲分集雷达是指雷达在雷达相干处理间隔 (coherent processing interval, CPI) 内发射正交或近似正交的雷达波形, 在接收端通过匹配滤波实现转发式干扰的抑制. 这是因为干扰接收机需要一定的时间来分析当前周期的雷达波形, 因此, 脉冲分集雷达可有效地减低转发式干扰对当前雷达波形的干扰效能. 人们对分集波形

引用格式: 刘超, 陈胜焱, 席峰, 等. 抗转发式干扰的正交压缩采样脉冲波形分集雷达. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 99–113, doi: 10.1360/N112016-00013
Liu C, Chen S Y, Xi F, et al. Anti-jamming pulse diversity radar with quadrature compressive sampling (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 99–113, doi: 10.1360/N112016-00013

开展了深入研究, 提出了不同的波形分集方法. 例如, 文献 [4] 使用线性调频信号作为发射波形, 通过改变发射信号在不同的脉冲重复间隔的相位或者调频斜率来实现脉冲分集; 文献 [5] 通过相位编码的方式实现波形分集; 文献 [6] 利用噪声信号的随机性实现波形分集; 文献 [7] 通过设计脉冲信号的初始相位实现波形分集等等.

但是, 应当注意到, 一般说来转发式干扰的功率通常远强于目标回波, 因此匹配滤波的旁瓣会在距离维上引入虚假目标并同时影响真实目标的检测. 再者, 脉冲分集在不同的脉冲产生不同的匹配滤波距离旁瓣, 在相干处理时会造成 Doppler 旁瓣扩展, 继而覆盖 Doppler 谱上的目标 [8]. 在波形分集雷达研究中, 人们发展了多种有效的降低旁瓣办法 [9,10], 然而, 在转发式干扰环境, 由于干扰波形的不确定性, 这些方法难以用于抑制匹配滤波旁瓣的影响.

正交压缩采样雷达 [11] 是我们提出的一种基于压缩感知理论 [12~14] 的欠采样雷达, 与其他基于压缩感知理论的欠采样雷达 [15,16] 不同, 正交压缩采样雷达采用正交压缩采样 [17,18] 对雷达信号在脉冲周期内进行虚拟快采样, 根据脉冲重复频率对 CPI 内信号进行慢采样; 对 CPI 内的脉冲信号, 首先进行 Doppler 估计, 然后开展目标距离估计. 文献 [11] 研究表明, 正交压缩采样雷达, 在采样速率为 Nyquist 采样速率的 1/8, 信噪比大于 -25 dB 时, 可达到传统雷达的性能. 然而, 由于采用欠采样, 极大地降低了雷达信号采样速率; 因此, 节省了信号存储空间, 为宽带/超宽带雷达的发展提供新的思路.

本文研究抗转发式干扰的正交压缩采样雷达. 在雷达信号处理和阵列信号处理中, 一般将干扰信号建模为有色噪声, 通过最大信干比准则抑制干扰信号 [19]. 这种处理思想等同于首先对雷达接收信号进行白化处理, 然后再匹配滤波. 本文将这种思想应用于正交压缩采样雷达 [11], 实现转发式干扰的抑制. 我们考虑非起伏运动点目标, 并假设在一个 CPI 内雷达波形是相互近似正交的. 在脉冲间隔内, 采用正交压缩采样进行距离维上虚拟快采样 (产生虚拟距离单元上的采样信号), 通过多个脉冲信号实现速度维上的慢采样. 对采集的信号, 首先对虚拟距离上的数据进行白化处理, 然后通过稀疏估计技术进行目标估计. 理论分析表明, 对近似正交的发射波形, 白化处理可有效地抑制干扰, 达到接近输入信噪比的信号干扰噪声比性能; 同时, 白化处理性能不受干扰强度的影响.

对白化信号, 本文以正交匹配追踪算法 (orthogonal matching pursuit, OMP) [20] 为例, 分析了脉冲波形分集雷达的稀疏目标估计原理. OMP 算法是贪婪类算法, 在每次迭代时, 首先进行二维匹配滤波, 然后采用最小二乘实现目标估计. 我们发现二维匹配滤波处理可分解为依次进行距离匹配滤波与离散 Fourier 变换 (discrete Fourier transform, DFT) 处理, 极大地降低了计算量. 同时, 由于发射脉冲不同, 必须首先进行匹配滤波然后再进行 DFT, 二者不可逆换. 将本文方法与文献 [4] 的方法进行了大量的仿真比较分析. 仿真结果表明, 在弱干扰情况下 (信干比大于 -26 dB), 即使在采样率为 Nyquist 速率的 1/8, 输入信噪比为 -22 dB 时, 本文方法仍可以达到文献 [4] 的性能; 在强转发式干扰环境 (信干比小于 -26 dB) 中, 本文方法估计性能明显优于文献 [4] 的方法.

压缩采样理论自其问世以来在雷达中的应用研究一直受到广泛的关注, 发表了大量的研究成果和一些实验系统 (如文献 [11] 及引用的文献). 一般说来, 这类研究可以分为两个方面: 一是将基于压缩采样理论发展的模拟信息转换用于实现雷达信号的低速采集, 如随机调制预积分器 [15], Xampling [16] 和正交压缩采样 [18] 等欠采样系统; 二是对压缩采集信号或传统采集信号采用稀疏估计理论实现雷达信号处理, 如目标检测 [21,22]、目标估计 [11,23,24] 和目标成像 [25~28] 等. 本文将我们发展的正交压缩采样理论 [18] 应用于脉冲波形分集雷达并发展其抗干扰处理技术. 据我们所知, 除了文献 [29] 外, 目前还没有类似工作的报道. 期望本文和文献 [11] 的成果能够进一步推动压缩域雷达信号处理的发展.

2 背景知识与问题描述

2.1 信号模型

假设在一个 CPI 内, 雷达发射 L 个相互近似正交的脉冲调制波形, 脉冲带宽为 B , 脉冲宽度为 T_b , 脉冲重复间隔 (pulse repetition interval, PRI) 为 T . 这样, 当我们以 $1/B$ 为采样间隔对一个 PRI 进行快时采样, 以 T 为采样间隔对一个 CPI 内进行慢时采样, 可以在距离 - Doppler 平面上得到 $N \times L$ 个距离 - Doppler 分辨单元上的采样数据, 其中 $N = \lceil TB \rceil$. 假设在雷达工作区域有 K 个非起伏运动点目标, 当这些目标满足停跳假设^[30] 且在一个 CPI 内停留在一个距离 - Doppler 分辨单元内, 则对第 l 个发射脉冲雷达接收到的中频信号可表示为

$$r^l(t) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{L-1} \alpha_{i,j} a^l \left(t - \frac{i}{B} \right) \cos \left[2\pi f_0 \left(t - \frac{i}{B} \right) + \phi^l \left(t - \frac{i}{B} \right) + 2\pi j \frac{l-1}{L} + \varphi_{i,j} \right], \quad (1)$$

其中 f_0 表示中频, $a^l(t)$ 和 $\phi^l(t)$ 分别表示在第 l 个脉冲间隔发射波形的包络和相位; $\alpha_{i,j}$, i/B , $j/(LT)$ 和 $\varphi_{i,j}$ 分别表示在分辨单元 (i, j) 上目标的反射系数、时延、Doppler 频率和相移 ($i = 0, 1, \dots, N-1$; $j = 0, 1, \dots, L-1$). 当 $\alpha_{i,j} \neq 0$, 表示存在; 否则 $\alpha_{i,j} = 0$. $\alpha_{i,j}$ 中非零点的个数等于目标的个数 K . 为了讨论方便, 本文不考虑距离模糊或速度模糊的目标.

转发式干扰通常需要截获几个发射脉冲来分析雷达的发射波形. 本文假设转发式干扰需要 I 个脉冲的延迟 (以下简称为干扰延迟) 获得发射波形信息. 类似于式 (1), 可以获得 P 个转发干扰 (虚假目标) 的雷达接收信号

$$J^l(t) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{i,j} a^{l-I} \left(t - \frac{i}{B} \right) \cos \left[2\pi f_0 \left(t - \frac{i}{B} \right) + \phi^{l-I} \left(t - \frac{i}{B} \right) + 2\pi j \frac{l-1}{L} + \theta_{i,j} \right]. \quad (2)$$

$p_{i,j} \neq 0$ ($i = 0, 1, \dots, N-1$; $j = 0, 1, \dots, L-1$) 表示虚假目标存在, P 等于 $p_{i,j}$ 中非零的个数.

考虑噪声环境, 雷达接收的中频信号可表示为

$$x^l(t) = r^l(t) + J^l(t) + n^l(t), \quad (3)$$

其中 $n^l(t)$ 假设是功率谱密度为 $N_0/2$ 带宽为 B 的 Gauss 白噪声.

假设雷达发射单位功率的脉冲波形. 对于在分辨单元 (i, j) 上的目标和干扰, 我们将输入信噪比 SNR^{IN} 、输入干扰噪声比 INR^{IN} 和输入信号干扰噪声比 SINR^{IN} 分别定义为 $\text{SNR}^{\text{IN}} = \alpha_{i,j}^2 / (N_0 B)$, $\text{INR}^{\text{IN}} = p_{i,j}^2 / (N_0 B)$ 和 $\text{SINR}^{\text{IN}} = \alpha_{i,j}^2 / (p_{i,j}^2 + N_0 B)$.

2.2 正交压缩采样

对模型 (3) 的信号, 可以采用正交压缩采样^[17,18] 获取雷达接收信号的正交支路信号. 如图 1 所示, 正交压缩采样由欠采样子系统和正交解调子系统组成. 在欠采样子系统中, 首先用码片持续时间为 $1/B$ 的伪随机二相码信号 $p(t)$ 对 $x^l(t)$ 进行调制, 然后采用中心频率为 f_0 带宽为 B_{cs} ($B_{\text{cs}} \ll B$) 的带通滤波器 $h_{\text{bp}}(t)$ 进行滤波, 最后根据带通采样定理以采样率 $f_{\text{IF}}^{\text{cs}}$ 对滤波输出 $y^l(t)$ 进行采样, 获得压缩信号 $y^l[k]$. 由于 $B_{\text{cs}} \ll B$, $f_{\text{IF}}^{\text{cs}}$ 远小于 $x^l(t)$ 的 Nyquist 采样速率. 正交解调子系统采用正交解调技术^[31] 对 $y^l[k]$ 进行解调 ($h_{\text{lp}}(t)$ 是低通滤波器), 获得压缩离散复包络 $\tilde{s}_{\text{cs}}^l[m]$ 或压缩同相分量

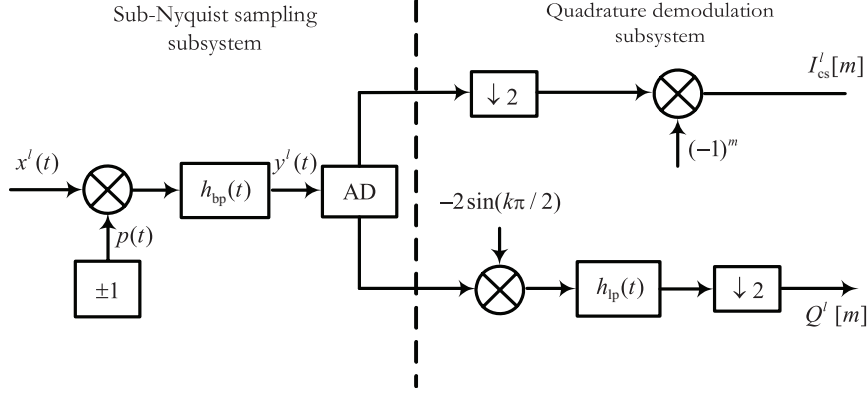


图 1 正交压缩采样系统

Figure 1 QuadCS system

$I'_{cs}[m]$ 与压缩正交分量 $Q'_{cs}[m]$. 在观测间隔 T 内, 可以得到 $M = \lfloor f_{IF}^{cs} T \rfloor$ 个复采样值, 其远小于由传统数字正交解调得到的 BT 个复采样值. 对目标信号, 有

$$\begin{aligned} \tilde{s}'_{cs}[m] &= I'_{cs}[m] + jQ'_{cs}[m] \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{L-1} \tilde{\alpha}_{i,j} e^{j2\pi j(l-1)/L} \int_{-\infty}^{+\infty} h_{bp}(\tau) e^{-j2\pi f_0 \tau} p(m/f_{IF}^{cs} - \tau) \tilde{s}'_0(m/f_{IF}^{cs} - i/B - \tau) d\tau. \end{aligned} \quad (4)$$

在式 (4) 中, $\tilde{\alpha}_{i,j} = \alpha_{i,j} e^{j\varphi'_{i,j}}$ 是目标的复反射系数 ($\varphi'_{i,j} = \varphi_{i,j} - 2\pi f_0 (i/B)$), $\tilde{s}'_0(t) = a(t) e^{j\phi(t)}$ 是发射波形的复基带信号. 类似于 Nyquist 采样, 把欠采样数据 $\tilde{s}'_{cs}[m]$ 称为虚拟距离单元采样数据. 定义 $\tilde{\alpha} = [\tilde{\alpha}_1^T, \tilde{\alpha}_2^T, \dots, \tilde{\alpha}_L^T]^T$ 为反射系数矢量, 其中 $\tilde{\alpha}_j = [\tilde{\alpha}_{1,j}, \tilde{\alpha}_{2,j}, \dots, \tilde{\alpha}_{N,j}]^T$, $\tilde{s}'_{cs} = [\tilde{s}'_{cs}[0], \dots, \tilde{s}'_{cs}[M-1]]^T$ 为目标的观测向量, 则用矩阵形式可将式 (4) 表示为

$$\tilde{s}'_{cs} = \tilde{M}^l \tilde{D}^l \tilde{\alpha}, \quad (5)$$

其中 $\tilde{D}^l = [\tilde{D}_1^l, \dots, \tilde{D}_L^l] \in \mathbb{C}^{N \times NL}$, $\tilde{D}_j^l = e^{j2\pi(l-1)j/L} \mathbf{I}_N$, $\tilde{M}^l = [\tilde{M}_{mn}^l] \in \mathbb{C}^{M \times N}$, $\tilde{M}_{mn}^l = \int_{-\infty}^{+\infty} h_{bp}(\tau) \times e^{-j2\pi f_0 \tau} p(m/f_{IF}^{cs} - \tau) \tilde{s}'_0(m/f_{IF}^{cs} - n/B - \tau) d\tau$. 矢量 $\tilde{D}^l \tilde{\alpha}$ 的元素表示对应距离门上的目标反射系数. 在正交压缩采样系统中, 把 \tilde{M}^l 称为测量矩阵. 文献 [18] 证明了当发射波形具有平坦的宽谱结构, \tilde{M}^l 满足约束等距特性 (restricted isometry property, RIP).

类似于目标信号, 定义 $\tilde{p}_{i,j} = p_{i,j} e^{j\theta'_{i,j}}$ ($\theta'_{i,j} = \theta_{i,j} - 2\pi f_0 (i/B)$), $\tilde{\mathbf{p}} = [\tilde{\mathbf{p}}_1^T, \tilde{\mathbf{p}}_2^T, \dots, \tilde{\mathbf{p}}_L^T]^T$ ($\tilde{\mathbf{p}}_j = [\tilde{p}_{1,j}, \tilde{p}_{2,j}, \dots, \tilde{p}_{N,j}]^T$), $\tilde{\mathbf{J}}^l_{cs} = [\tilde{J}^l_{cs}[0], \dots, \tilde{J}^l_{cs}[M-1]]^T$. 转发式干扰信号的观测向量可表示为

$$\tilde{\mathbf{J}}^l_{cs} = \tilde{M}^{l-I} \tilde{D}^l \tilde{\mathbf{p}}, \quad (6)$$

其中 $\tilde{D}^l \tilde{\mathbf{p}}$ 的元素表示在对应距离门的虚假目标的反射系数.

综合考虑 (5) 和 (6), 对第 l 个发射脉冲, 正交压缩采样系统的输出可表示为

$$\tilde{\mathbf{x}}^l_{cs} = \tilde{\mathbf{s}}^l_{cs} + \tilde{\mathbf{J}}^l_{cs} + \tilde{\mathbf{n}}^l_{cs} = \tilde{M}^l \tilde{D}^l \tilde{\alpha} + \tilde{M}^{l-I} \tilde{D}^l \tilde{\mathbf{p}} + \tilde{\mathbf{n}}^l_{cs}, \quad (7)$$

其中 $\tilde{\mathbf{n}}^l_{cs} = [\tilde{n}^l_{cs}[0], \dots, \tilde{n}^l_{cs}[M-1]]^T$ 是噪声信号的采样. 根据文献 [32], $\tilde{\mathbf{n}}^l_{cs}$ 是均值为 0, 方差为 $2N_0 B_{cs}$ 的复 Gauss 过程.

2.3 问题描述

目标反射系数、距离和 Doppler 频率等目标信息均包含于 $\tilde{\alpha}$, 但是强转发式干扰的存在使得我们很难直接对 $\tilde{\alpha}$ 进行估计. 本文假设目标向量 $\tilde{\alpha}$ 和干扰向量 \tilde{p} 都是稀疏的, 研究在噪声和强转发式干扰环境中, 根据正交压缩采样输出 $\tilde{x}_{cs}^l (1 \leq l \leq L)$ 目标向量 $\tilde{\alpha}$ 的估计方法.

3 转发式干扰环境中的目标估计

根据正交压缩采样系统的输出 (7), 可以直接采用稀疏估计的方法估计目标. 文献 [29] 讨论了单个脉冲处理的情形. 对 L 个相干脉冲, 可以用矩阵形式将观测信号描述为

$$\begin{pmatrix} \tilde{x}_{cs}^1 \\ \vdots \\ \tilde{x}_{cs}^L \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{M}^1 \tilde{D}^1 & \tilde{M}^{1-I} \tilde{D}^1 \\ \vdots & \vdots \\ \tilde{M}^L \tilde{D}^L & \tilde{M}^{L-I} \tilde{D}^L \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{\alpha} \\ \tilde{p} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \tilde{n}_{cs}^1 \\ \vdots \\ \tilde{n}_{cs}^L \end{pmatrix}. \quad (8)$$

这样, 当干扰延迟 I 已知且式 (8) 中的测量矩阵满足 RIP 条件时, 稀疏目标可通过求解稀疏向量 $[(\tilde{\alpha})^T (\tilde{p})^T]^T$ 来获得. 由于 L 个相干脉冲积累效应, 与文献 [29] 的方法相比, 式 (8) 的估计可极大地降低对输入信噪比的要求. 人们已发展多种算法, 比如贪婪算法 [20,33]、凸优化算法 [34,35]、Bayes 算法 [36] 等, 用于式 (8) 的稀疏目标估计. 本文以 OMP 算法 [20] 为例, 研究干扰环境的稀疏目标估计问题. OMP 算法是贪婪类算法, 它根据非零元素的大小逐个进行非零元素的估计. 这种估计思想, 对大的非零元素具有较高的估计精度; 对小的非零元素, 由于大的非零元素估计误差的影响, 往往产生较大的误差. 在式 (8) 中, 由于转发式干扰的功率远强于目标, OMP 将先估计出转发式干扰 \tilde{p} , 这样, 干扰的估计误差会影响后续的目标估计. 再者, 直接估计要存储大小为 $ML \times 2NL$ 的测量矩阵, 相应计算量增大, 不利于实时计算.

但是, 从观测信号模型 (7) 可以看到, 信号 $\tilde{\alpha}$ 的估计实质是淹没在干扰 \tilde{p} 和噪声 \tilde{n}_{cs}^l 中的信号估计问题. 这类问题在一般统计信号处理和阵列信号处理中得到广泛和深入的研究 [37]. 一个基本方法是采用最大信干比准则来抑制干扰 [19]. 业已证明 [37], 这种方法等同于先对信号白化, 再对白化信号做匹配滤波处理. 本文将这种思想应用于式 (8) 的稀疏估计模型, 提出基于白化的抗干扰稀疏目标估计技术.

3.1 基于预白化的稀疏目标估计

对式 (8), 可以直接根据干扰信号和噪声信号形成白化矩阵, 即对一个 CPI 观测信号进行白化. 但是, 这样的白化过程需要计算大的白化矩阵而且花费大的存储空间, 不利于实际应用. 本文采用对每个脉冲观测信号逐个白化的方式进行白化.

假设干扰信号和噪声信号已知, 在虚拟距离维上可以形成用于白化的协方差矩阵

$$\tilde{R}^l = \sum_{i \in J} \left| (\tilde{D}^l \tilde{p})_i \right|^2 \tilde{M}_i^{l-I} (\tilde{M}_i^{l-I})^H + 2N_0 B_{cs} \mathbf{I}_M, \quad (9)$$

其中 \tilde{M}_i^{l-I} 表示测量矩阵 \tilde{M}^{l-I} 第 i 列向量, 集合 J 由转发式干扰所在的距离单元组成, \mathbf{I}_M 是 M 维的单位阵.

在虚拟距离维上, 对式 (7) 进行白化处理可以产生白化后的数据

$$(\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l = (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{M}}^l \tilde{\mathbf{D}}^l \tilde{\boldsymbol{\alpha}} + (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} (\tilde{\mathbf{J}}_{\text{cs}}^l + \tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^l). \quad (10)$$

定义 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l = (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$, $\tilde{\mathbf{M}}^l = (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{M}}^l$, $\tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^l = (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} (\tilde{\mathbf{J}}_{\text{cs}}^l + \tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^l)$. 由于白化, $\tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^l$ 是零均值单位方差的 Gauss 白噪声. 类似式 (8), 对 L 个相干脉冲, 可将白化后数据表示为

$$\begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{M}}^1 \tilde{\mathbf{D}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{M}}^L \tilde{\mathbf{D}}^L \end{pmatrix} \tilde{\boldsymbol{\alpha}} + \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^L \end{pmatrix}. \quad (11)$$

式 (11) 表明经白化处理, 目标估计问题变为在 Gauss 白噪声中求解 $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}$. 对式 (11), 采用 OMP 算法的估计目标流程如算法 1 所示.

算法 1

输入: $[(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1)^T, \dots, (\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L)^T]^T$, $\tilde{\mathbf{M}}$
 输出: $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_0 = \mathbf{0}$
 初始化: $\tilde{\mathbf{r}}_0 = [(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1)^T, \dots, (\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L)^T]^T$, $\Lambda_0 = \emptyset$, $s = 0$
 迭代运算:
 $s = s + 1$;
 $z = |\tilde{\mathbf{M}}^H \tilde{\mathbf{r}}_{s-1}|$ 中的最大索引值;
 $\Lambda_s = \Lambda_{s-1} \cup z$;
 $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{\Lambda_s} = (\tilde{\mathbf{M}}_{\Lambda_s}^H \tilde{\mathbf{M}}_{\Lambda_s})^{-1} \tilde{\mathbf{M}}_{\Lambda_s}^H \tilde{\mathbf{r}}_0$;
 $\tilde{\mathbf{r}}_s = \tilde{\mathbf{r}}_0 - \tilde{\mathbf{M}}_{\Lambda_s} \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{\Lambda_s}$;
 当 $(\|\tilde{\mathbf{r}}_s\|_2 > \|\tilde{\mathbf{r}}_{s-1}\|_2)$, 迭代终止.

算法 1 中 $\tilde{\mathbf{M}} = ((\tilde{\mathbf{M}}^1 \tilde{\mathbf{D}}^1)^T, \dots, (\tilde{\mathbf{M}}^L \tilde{\mathbf{D}}^L)^T)^T \in \mathbb{C}^{ML \times NL}$, s 表示迭代的次数, Λ_s 是 $\tilde{\boldsymbol{\alpha}}$ 在第 s 次迭代中非零点位置的集合, $\tilde{\mathbf{r}}_s$ 表示第 s 次迭代中的残余信号, $\tilde{\mathbf{M}}_{\Lambda_s}$ 为根据集合 Λ_s 对 $\tilde{\mathbf{M}}$ 进行列抽取后得到的矩阵. 从算法 1, 不难发现, OMP 算法的实质是在每次迭代时首先对观测数据进行距离和 Doppler 的二维匹配滤波, 然后再做最小二乘估计. 在算法运行时, 至少要存储 $ML \times NL$ 测量矩阵, 花费 MNL^2 运算量计算二维匹配滤波 $z = |\tilde{\mathbf{M}}^H \tilde{\mathbf{r}}_{s-1}|$.

对式 (11) 的白化信号, 其实可以将二维匹配滤波转化为两个一维匹配滤波, 继而降低计算量. 为方便表示, 以第一次迭代中的匹配滤波为例来进行说明. 二维匹配滤波处理可表示为

$$\begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{M}}^1 \tilde{\mathbf{D}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{M}}^L \tilde{\mathbf{D}}^L \end{pmatrix}^H \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L \end{pmatrix} = \text{vec} \left(\left[\sum_{l=1}^L (\tilde{\mathbf{M}}^l \tilde{\mathbf{D}}^l)^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l, \dots, \sum_{l=1}^L (\tilde{\mathbf{M}}^l \tilde{\mathbf{D}}^l)^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l \right] \right). \quad (12)$$

将矩阵 $\tilde{\mathbf{D}}^l$ 代入上式, 有

$$\begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{M}}^1 \tilde{\mathbf{D}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{M}}^L \tilde{\mathbf{D}}^L \end{pmatrix}^H \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L \end{pmatrix} = \text{vec} \left(\left[\sum_{l=1}^L e^{-j2\pi(l-1)/L} (\tilde{\mathbf{M}}^l)^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l, \dots, \sum_{l=1}^L e^{-j2\pi(l-1)} (\tilde{\mathbf{M}}^l)^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l \right] \right)$$

$$\begin{aligned}
&= \text{vec} \left(\left[(\tilde{\mathbf{M}}^1)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1, \dots, (\tilde{\mathbf{M}}^L)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L \right] \tilde{\mathbf{F}} \right) \\
&= \text{vec} \left(\mathcal{F} \left(\left[(\tilde{\mathbf{M}}^1)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1, \dots, (\tilde{\mathbf{M}}^L)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L \right] \right) \right), \quad (13)
\end{aligned}$$

其中 $\tilde{\mathbf{F}}$ 表示 DFT 矩阵, $\mathcal{F}(\cdot)$ 表示对矩阵“.” 按行做 DFT 运算. 从式 (13) 中不难发现, 对算法 1 中的二维匹配滤波, 可以先对每个白化后的脉冲数据进行距离匹配滤波, 然后再进行 DFT. 虽然发射脉冲的不同使我们不能直接根据脉冲间的相位关系获得目标 Doppler, 但是由于所有发射脉冲的时宽带宽积是相同的, 距离匹配滤波后的输出 $(\tilde{\mathbf{M}}^l)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$ ($1 \leq l \leq L$) 在目标的位置上具有固定的相位关系, 这使得我们可以通过对 $(\tilde{\mathbf{M}}^l)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$ 按行做 DFT 来获取目标 Doppler 信息. 这与传统脉冲 Doppler 处理类似, 在停跳假设下, 距离 Doppler 的二维匹配滤波可以解耦为距离匹配滤波和 DFT. 但是, 由于发射脉冲不同, 必须首先进行匹配滤波然后再进行 DFT, 二者不可逆换. 对式 (13), 只需存储大小为 $M \times NL$ 的测量矩阵, 存储量大幅下降. 再者, 在每一次迭代中, 距离匹配滤波与 DFT 的计算量为 $MNL + (NL \log_2 L)/2$, 与直接做距离 Doppler 二维匹配滤波比, 计算量大幅下降.

根据式 (13), 本文提出的预白化稀疏估计流程如算法 2 所示.

算法 2

输入: $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l, \tilde{\mathbf{M}}^l$ ($1 \leq l \leq L$)
输出: $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$
 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l = (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$ ($1 \leq l \leq L$);
 $\tilde{\mathbf{M}}^l = (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{M}}^l$ ($1 \leq l \leq L$);
初始化: $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_0 = \mathbf{0}, \tilde{\mathbf{r}}_0^l = \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l, \tilde{\mathbf{W}}_0 = \emptyset, \Lambda_0 = \emptyset, s = 0$
迭代运算:
 $s = s + 1$;
 $(i, j) = \mathcal{F} \left(\left[(\tilde{\mathbf{M}}^1)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{r}}_{s-1}^1, \dots, (\tilde{\mathbf{M}}^L)^{\text{H}} \tilde{\mathbf{r}}_{s-1}^L \right] \right)$ 中的最大索引值;
 $\Lambda_s = \Lambda_{s-1} \cup (j-1)N + i$;
 $\tilde{\mathbf{W}}_s = \left[\tilde{\mathbf{W}}_{s-1} \left((\tilde{\mathbf{M}}_i^1)^{\text{T}}, \dots, (e^{j2\pi(L-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^L)^{\text{T}} \right)^{\text{T}} \right]$;
 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{\Lambda_s} = (\tilde{\mathbf{W}}_s^{\text{H}} \tilde{\mathbf{W}}_s)^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_s^{\text{H}} [(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1)^{\text{T}}, \dots, (\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L)^{\text{T}}]^{\text{T}}$;
 $[(\tilde{\mathbf{r}}_s^1)^{\text{T}}, \dots, (\tilde{\mathbf{r}}_s^L)^{\text{T}}]^{\text{T}} = [(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^1)^{\text{T}}, \dots, (\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^L)^{\text{T}}]^{\text{T}} - \tilde{\mathbf{W}}_s \hat{\boldsymbol{\alpha}}_{\Lambda_s}$;
当 $\|[(\tilde{\mathbf{r}}_s^1)^{\text{T}}, \dots, (\tilde{\mathbf{r}}_s^L)^{\text{T}}]^{\text{T}}\|_2 > \|[(\tilde{\mathbf{r}}_{s-1}^1)^{\text{T}}, \dots, (\tilde{\mathbf{r}}_{s-1}^L)^{\text{T}}]^{\text{T}}\|_2$, 迭代终止.

3.2 协方差矩阵估计

当协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}^l$ 未知时, 需要先构造协方差矩阵. 从式 (9) 中可以看出, 协方差矩阵由转发式干扰和背景噪声构成, 而转发式干扰由干扰延迟 I , 距离集合 J 和幅度 $|(\tilde{\mathbf{D}}^l \tilde{\mathbf{p}})_i|$ 决定. 下面给出这些信息的估计方法以估计协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}^l$.

首先考察转发式干扰信号模型式 (7). 从式 (7), 可以发现两个重要的结论: (i) 对于所有接收的脉冲 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$, $\tilde{\mathbf{D}}^l \tilde{\mathbf{p}}$ 的非零值位置是相同的; (ii) 由于发射波形的近似正交性¹⁾, 只有当估计的 I 与转发式干扰延迟一致时, 才能使得 $\tilde{\mathbf{M}}^{l-I}$ 中转发式干扰对应的列与 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$ 有较高的相关性. 因此, 可以根据匹配滤波的输出 $(\tilde{\mathbf{M}}^{l-I})^{\text{H}} \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$ 获得转发式干扰信息.

在所有转发式干扰信息中, 干扰延迟 I 的估计是最重要的. 对延迟 I , 可以通过计算 $\tilde{\mathbf{M}}^{l-I}$ 与 $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$

1) 根据文献 [18] 对正交压缩采样系统的分析, 可以得到两个近似正交的信号经过正交压缩采样后仍为近似正交. 那么当使用近似正交的发射波形时, 转发式干扰的观测数据与目标的观测数据是近似正交的.

的相关性获得. 对 L 个脉冲回波信号, 延迟 I 的估计值为

$$I = \arg \max_{I'} \max_l \left| (\tilde{\mathbf{M}}^{l-I'})^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l \right|^2, \quad I' = 1, 2, \dots, L-1, \quad (14)$$

其中求和运算起到非相干积累的作用, 进一步降低了噪声的影响.

在估计出延迟 I 后, 可以对 $\sum_l \left| (\tilde{\mathbf{M}}^{l-I})^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l \right|^2$ 检测来获取转发式干扰及其所在的距离单元

$$\left(\sum_l \left| (\tilde{\mathbf{M}}^{l-I})^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l \right|^2 \right) \Big|_{\mathbf{H}_0}^{\mathbf{H}_1} T_i = \lambda \sigma^2, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (15)$$

其中 \mathbf{H}_1 和 \mathbf{H}_0 分别表示在第 i 个距离单元转发式干扰是否存在; T_i 是第 i 个距离单元上的检测门限, λ 是尺度因子, σ^2 为非相干积累后的噪声方差. 理论上, $\sigma^2 = 2L\xi^2 N_0 B_{\text{cs}}$, 其中 ξ^2 表示 $\tilde{\mathbf{M}}^l$ 的列能量. 式 (15) 中的检测类似于非起伏目标的非相干检测问题, 相关检测参数设置见文献 [30]. 通过检测, 可以得到转发式干扰集合为

$$J = \left\{ i : \left(\sum_l \left| (\tilde{\mathbf{M}}^{l-I})^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l \right|^2 \right)_i > T_i \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, N \right\}. \quad (16)$$

需要注意的是由于匹配滤波器旁瓣和噪声的影响, 一些弱转发式干扰将不会被检测到. 但是由于发射的波形的近似正交性, 弱转发式干扰与目标的相关性较低, 在后续目标估计中的距离匹配滤波和 DFT 可以进一步抑制弱转发式干扰.

根据估计的干扰延迟 I 和干扰距离集合 J , 幅度 $(\tilde{\mathbf{D}}^l \tilde{\mathbf{p}})_i$ 可以通过 $(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{x}}_{\text{cs}}^l$ 估计获得, $i \in J$. 另外, 背景噪声可根据距离集合 J 估计时设置的检测门限决定, 估计的噪声方差为 $\sigma^2/(L\xi^2)$.

将上述估计量代入式 (9) 即可获得估计的协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}^l$.

4 信号干扰比分析

对正交压缩采样系统, 当干扰不存在时, 我们在文献 [32] 中证明了系统输出信噪比 (SNR^{CS}) 与系统输入信噪比 (SNR^{IN}) 保持不变. 类似地, 可以证明当干扰存在时正交压缩采样系统输出信号干扰噪声比 (SINR^{CS}) 保持不变. 对目标估计问题, 文献 [11] 证明了经 DFT 和时域匹配滤波, 系统产生增益 $B_{\text{cs}} T_b L$. 本文提出的波形分集雷达, 经白化处理, 也是采用匹配滤波和 DFT 处理, 因此, 目标估计部分也将产生增益 $B_{\text{cs}} T_b L$. 下面, 通过信号干扰噪声比分析, 重点讨论白化处理对干扰抑制性能.

为简化问题分析, 假设只有一个真实目标和一个虚假目标, 并且它们都在分辨单元 (i, j) 上. 在第 l 个脉冲间隔, 经过正交压缩采样系统后, 目标信号为 $\tilde{\alpha}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^l$, 转发式干扰信号为 $\tilde{p}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I}$, 噪声为 $\tilde{\mathbf{n}}_{\text{cs}}^l$. 正交压缩采样系统输出信号干扰噪声比可表示为

$$\text{SINR}^{\text{CS}} = \frac{\left\| \tilde{\alpha}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^l \right\|_2^2 / (B_{\text{cs}} T_b)}{\left\| \tilde{p}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I} \right\|_2^2 / (B_{\text{cs}} T_b) + 2N_0 B_{\text{cs}}} = \frac{\tilde{\alpha}_{i,j}^2 \xi^2 / (B_{\text{cs}} T_b)}{\tilde{p}_{i,j}^2 \xi^2 / (B_{\text{cs}} T_b) + 2N_0 B_{\text{cs}}}, \quad (17)$$

正交压缩采样系统输出的信噪比可表示为

$$\text{SNR}^{\text{CS}} = \frac{\left\| \tilde{\alpha}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^l \right\|_2^2 / (B_{\text{cs}} T_b)}{2N_0 B_{\text{cs}}} = \frac{\tilde{\alpha}_{i,j}^2 \xi^2 / (B_{\text{cs}} T_b)}{2N_0 B_{\text{cs}}}. \quad (18)$$

对一个干扰信号情形, 式 (9) 的白化矩阵可简化为

$$\tilde{\mathbf{R}}^l = \tilde{p}_{i,j}^2 \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I} (\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H + 2N_0 B_{cs} \mathbf{I}_M. \quad (19)$$

根据 Woodbury 恒等式 [38], 式 (19) 白化矩阵的逆矩阵 $(\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1}$ 为

$$(\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1} = \frac{1}{2N_0 B_{cs}} \mathbf{I}_M - \frac{1}{2N_0 B_{cs}} \frac{\tilde{p}_{i,j}^2 \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I} (\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H}{2N_0 B_{cs} + \tilde{p}_{i,j}^2 \xi^2}. \quad (20)$$

经白化处理, 对第 l 个脉冲回波信号, 白化的目标信号为 $\tilde{\alpha}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^l$, 白化的转发式干扰信号为 $\tilde{p}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I}$, 白化的噪声信号为 $(\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \tilde{\mathbf{n}}_{cs}^l$. 白化的干扰噪声信号 $(\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} \times (\tilde{p}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I} + \tilde{\mathbf{n}}_{cs}^l)$ 是零均值单位方差的 Gauss 白噪声. 因此, 对第 l 个脉冲回波信号的白化后的信号干扰噪声比为

$$\begin{aligned} \text{SINR}^W &= \frac{\left\| \tilde{\alpha}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^l \right\|_2^2 / (B_{cs} T_b)}{\text{E} \left\{ \left\| (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1/2} (\tilde{p}_{i,j} e^{j2\pi(l-1)j/L} \tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I} + \tilde{\mathbf{n}}_{cs}^l) \right\|_2^2 / M \right\}} \\ &= \tilde{\alpha}_{i,j}^2 (\tilde{\mathbf{M}}_i^l)^H (\tilde{\mathbf{R}}^l)^{-1} \tilde{\mathbf{M}}_i^l / (B_{cs} T_b). \end{aligned} \quad (21)$$

将式 (20) 代入 (21), 可以得到

$$\text{SINR}^W = \frac{\tilde{\alpha}_{i,j}^2 \xi^2 / (B_{cs} T_b)}{2N_0 B_{cs}} \left(1 - \frac{\tilde{p}_{i,j}^2 |(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{M}}_i^l|^2}{\tilde{p}_{i,j}^2 \xi^4 + \xi^2 2N_0 B_{cs}} \right). \quad (22)$$

这样, 可推导出白化处理后信号干扰噪声比与系统的信噪比式 (18) 的比为

$$\frac{\text{SINR}^W}{\text{SNR}^{\text{CS}}} = 1 - \frac{\tilde{p}_{i,j}^2 |(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{M}}_i^l|^2}{\tilde{p}_{i,j}^2 \xi^4 + \xi^2 2N_0 B_{cs}} = 1 - \frac{|(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{M}}_i^l|^2}{\xi^4 (1 + (\xi^2 2N_0 B_{cs}) / (\tilde{p}_{i,j}^2 \xi^4))}. \quad (23)$$

一般说来, 干扰功率远大于噪声功率. 因此, 有

$$1 - \left(|(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{M}}_i^l| / \xi^2 \right)^2 \leq \frac{\text{SINR}^W}{\text{SNR}^{\text{CS}}} \leq 1, \quad (24)$$

其中 $|(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{M}}_i^l| / \xi^2$ 为 $\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I}$ 与 $\tilde{\mathbf{M}}_i^l$ 的相关系数. 当发射波形是近似正交时, $|(\tilde{\mathbf{M}}_i^{l-I})^H \tilde{\mathbf{M}}_i^l| / \xi^2 \ll 1$. 这样, 白化处理输出信号干扰噪声比接近系统输入信噪比, 干扰信号得到很好地抑制.

这里需要说明的是, 在传统的通过设计分集波形的抗干扰方法中, 由于匹配滤波旁瓣的影响, 当转发式干扰的强度变大时, 干扰通过旁瓣泄漏的能量也会变大, 亦即信号干扰噪声比随之减小, 继而影响目标估计. 然而, 从式 (24) 左边可以看到, 即使干扰强度增大, 本文白化的方法可保持信号干扰噪声比几乎不变.

基于上述分析, 可以推导出对一个真实目标和一个虚假目标情形, 本文提出的雷达处理系统输出信号干扰噪声比为 $\text{SINR}^{\text{OUT}} = B_{cs} T_b L \cdot \text{SINR}^W$.

5 仿真分析

本节通过仿真实验验证本文提出的目标估计方法性能, 并将其与典型的基于脉冲分集的抗干扰方法 [4] 进行比较. 5.1 小节介绍了仿真场景; 5.2 小节对白化处理的性能进行了仿真; 5.3 小节仿真了雷达目标估计性能.

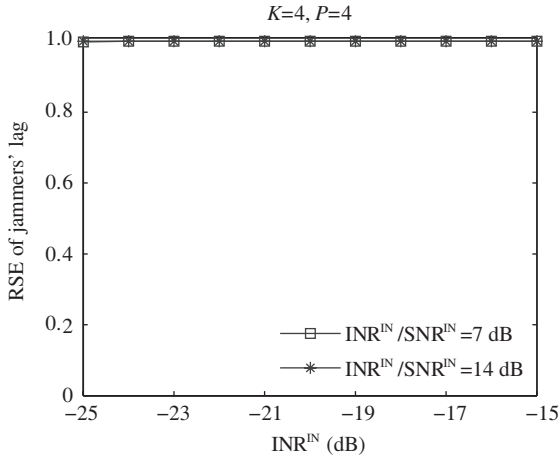


图 2 不同干扰噪声比下转发式干扰延迟的成功估计率

Figure 2 The rate of successful estimation of jammers' lag versus input interference-to-noise ratio

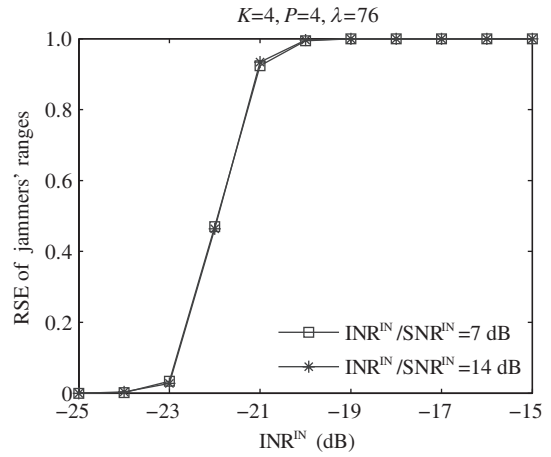


图 3 不同干扰噪声比下转发式干扰距离的成功估计率

Figure 3 The rate of successful estimation of jammers' ranges versus input interference-to-noise ratio

5.1 仿真场景

假设雷达波形为文献 [4] 的相位扰动线性调频信号, 第 l 个发射脉冲的复基带信号可表示为

$$\tilde{s}_0^l(t) = \exp\left(j \sum_{q=1}^{15} v_{lq} \cos(\omega_{lq}t + \vartheta_{lq})\right) \exp(j\pi B/Tt^2), \quad (25)$$

其中 v_{lq} 和 ϑ_{lq} 分别是在 $(0, 1)$ 和 $(0, 2\pi)$ 上服从均匀分布的随机幅度和相位, $\omega_{lq} = q(2\pi B/15)$. 该波形通过多音相位调制的方式实现发射波形分集.

本文仿真参数如下: 载频 $f_c = 10$ GHz, 带宽 $B = 200$ MHz, 脉冲宽度 $T_b = 10$ μ s, 脉冲重复间隔 $T = 10^{-4}$ s, CPI 中的脉冲个数 $L = 50$. 这样, 距离分辨率为 0.75 m, 速度分辨率为 3 m/s. 除非特别说明, 我们假设共有 4 个目标信号和 4 个干扰信号, 并且目标信号和干扰信号两两成对随机分布在相同的分辨单元上. 4 个目标信号和 4 个干扰信号分别具有相同的强度, 即相同的输入信噪比和相同的输入干扰噪声比. 对于正交压缩采样系统, 除非特别说明, 假设带通滤波器的带宽为 $B_{cs} = 25$ MHz; 因此, 在一个 PRI 的欠采样数据为 Nyquist 采样数据的 1/8.

仿真中采用成功估计率 (rates of successful estimation, RSE) 和输出信号干扰噪声比作为性能准则. 对于偏离分辨单元的目标/干扰, 当估计出的目标/干扰距离或 Doppler 与设置的距离或 Doppler 的误差分别小于半个分辨单元时记为一次成功估计. 当目标/干扰设置在分辨单元上, 成功估计即为正确估计. 类似地, 干扰信号延迟成功估计亦为正确估计. 所有曲线均是通过 500 次实验得到的.

5.2 白化处理性能仿真

首先, 图 2 和 3 给出了本文提出的干扰信号估计性能. 图 2 给出了干扰信号延迟成功估计率随干扰噪声比变化的情况. 图 2 假设信号强度分别低于干扰信号强度 7 dB 和 14 dB. 可以看到, 对仿真参数, 即使在采样速率为 Nyquist 率的 1/8, $INR^{IN} = -25$ dB, $INR^{IN}/SNR^{IN} = 7$ dB, 也可以获得概率为 1 的转发式干扰的延迟估计. 干扰延迟的正确估计保证了后续白化的性能.

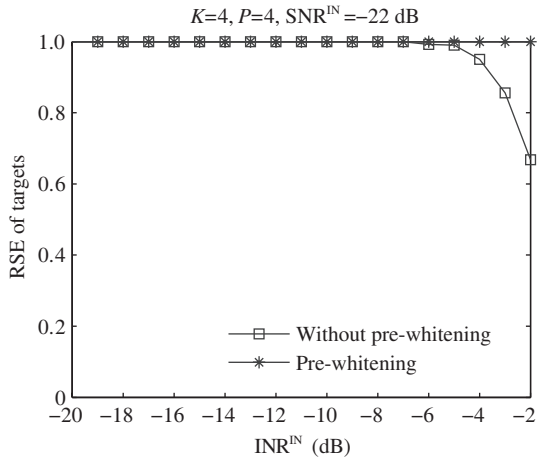


图 4 使用和不使用预白化时的目标估计性能

Figure 4 The performance of targets' estimation with and without pre-whitening processing

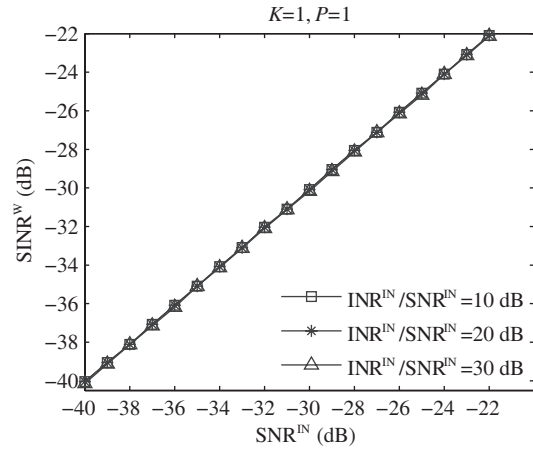


图 5 预白化后的信号干扰噪声比

Figure 5 Variation of signal-to-interference plus noise ratios after pre-whitening processing

图 3 给出了在不同输入干扰噪声比下转发式干扰信号距离的成功估计率. 可以看出, 由于转发式干扰的强度通常远大于目标, 目标几乎不影响干扰信号距离的估计. 当 $\text{INR}^{\text{IN}} > -20$ dB 时, 可以高概率地估计出强转发式干扰的距离. 当 $\text{INR}^{\text{IN}} < -20$ dB 时, 由于噪声的影响, 转发式干扰信号距离的估计性能下降. 对于弱强度的干扰, 即使不使用白化处理, 利用雷达波形的正交性, 也可以充分抑制. 图 4 给出了在不同干扰噪声比下, 分别使用和不使用白化处理的目标成功估计率. 从图 4 可以看出, 随着转发式干扰强度增大, 不使用白化处理会使得目标估计性能下降; 而在低干扰强度时, 即使不使用白化处理, 也具有较高的性能.

接着, 图 5 和 6 分析了白化对信号干扰噪声比的影响. 仿真中, 假设有 1 个目标和 1 个干扰信号. 图 5 给出了在不同输入信噪比下白化处理产生的信号干扰噪声比 (SINR^{W}) 变化情况. 可以看到即使干扰强度大于信号强度 30 dB, 白化处理仍然可以达到接近输入信噪比的性能. 这就是说, 白化处理可以很好地抑制干扰信号.

图 6 对本文方法与文献 [4] 方法的信号干扰噪声比进行了比较. 从图 6, 可以看出, 本文方法的信号干扰噪声比几乎不受干扰强度变化的影响; 而当干扰强度变大时, 文献 [4] 方法的信号干扰噪声比明显下降. 以 $\text{SNR}^{\text{IN}} = -22$ dB 为例, 当干扰强度分别强于目标强度 15 dB 和 29 dB 时, 本文方法处理后的信号干扰噪声比分别为 18.8 dB 与 18.4 dB, 均接近最大信噪比 19 dB ($B_{\text{cs}}T_{\text{b}}L \cdot \text{SNR}^{\text{IN}}$). 文献 [4] 方法处理后的信号干扰噪声比分别为 26.6 dB 和 13.8 dB, 明显低于最大信噪比为 28 dB ($BT_{\text{b}}L \cdot \text{SNR}^{\text{IN}}$). 这些与第 4 节理论分析相一致. 本文方法最大信噪比低于文献 [4] 方法 9 dB, 这是由于系统欠采样造成的 [32].

5.3 雷达目标估计性能

下面给出本文方法的雷达目标估计性能. 第 3 节给出了在稀疏目标和干扰的情况下, 可以直接采用式 (8) 获得目标信息和干扰信息. 但是, 由于噪声的影响, 很难精确估计干扰信息, 继而影响目标估计. 图 7 给出了白化方法和采用式 (8) 的估计结果. 从图 7 可以看出, 由于白化处理, 本文方法几乎可以达到与无干扰时相同的性能; 而式 (8) 的方法受到转发式干扰的估计误差影响, 相比于本文方法有

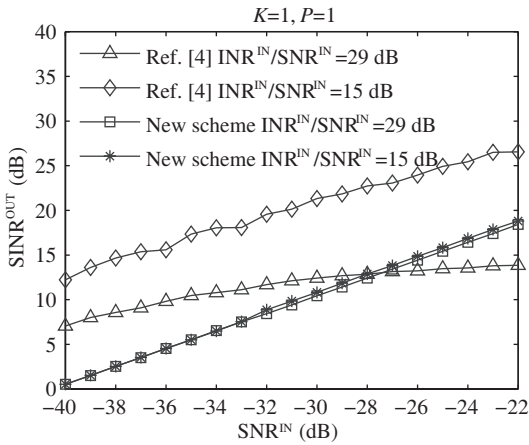


图 6 雷达系统输出信号干扰噪声比

Figure 6 Variation of signal-to-interference plus noise ratios of radar system output

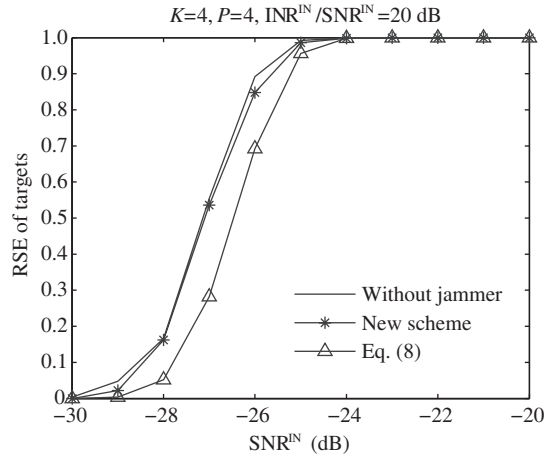


图 7 不同输入信噪比下的雷达目标成功估计率

Figure 7 The rate of successful estimation of radar targets under different input signal-to-noise ratios

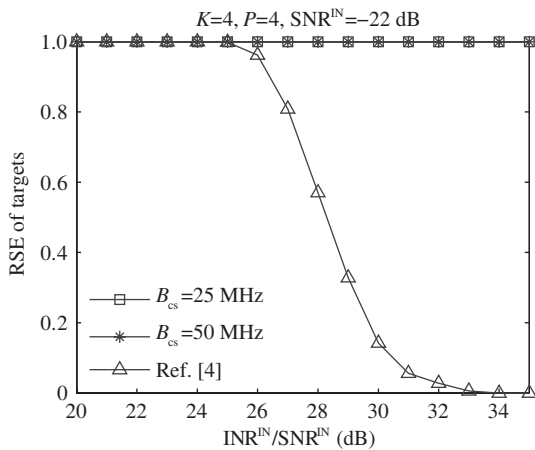


图 8 不同转发式干扰强度下雷达目标的成功估计率

Figure 8 The rate of successful estimation of radar targets under different jammer strengths

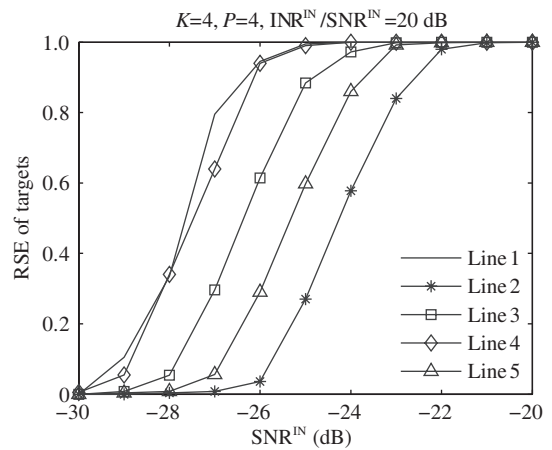


图 9 偏离分辨单元情形下雷达目标的成功估计率

Figure 9 The rate of successful estimation of off-grid radar targets

一定的性能损失。

图 8 给出了雷达目标的成功估计率随转发式干扰强度变化的曲线。可以看出由于白化处理，转发式干扰强度的变化对本文方法几乎没有影响。而文献 [4] 方法，由于旁瓣的影响，转发式干扰强度的增大会影响雷达目标的估计。这也进一步验证了第 4 节中的性能分析。

最后，仿真本文方法当目标和干扰随机分布在距离 - Doppler 平面上（即目标和干扰偏离分辨单元情形）的雷达目标估计性能。图 9 给出了不同情形下的仿真性能。曲线 1 是目标和干扰均在分辨单元上的情形，同图 7 结果一致。曲线 2 给出了目标和干扰都随机分布在距离 - Doppler 平面上的目标估计性能。可以看到与曲线 1 相比，曲线 2 给出的性能急剧下降，约有 3 dB 的信噪比损失。但是，应当注意到，一般说来，干扰强度远大于信号强度，是非常容易检测干扰存在的。因此，对检测的干扰，可以

采用内插的方法精确估计干扰, 继而给出精确的白化矩阵估计. 曲线 3 给出了目标在网格上, 干扰随机分布情形下目标估计性能, 曲线 4 给出了对曲线 3 检测的干扰采用文献 [39] 极化内插方法估计干扰后的目标估计性能; 与曲线 1 相比, 可以看到内插后的目标估计性能接近理想情形. 但是, 对目标而言, 由于信号强度低, 尽管使用内插目标估计性能改善不甚明显. 曲线 5 给出了目标和干扰使用内插后的目标估计性能. 可以看到与曲线 2 相比, 性能有一定的改善, 但是达不到理想情形 (曲线 1).

6 结语

本文研究了正交压缩采样脉冲波形分集雷达在转发式干扰环境中的雷达目标估计问题, 提出了一种基于预白化的稀疏目标估计方法. 本文方法的实质是在虚拟距离维进行白化处理以达到抑制转发式干扰的作用; 对白化的信号首先进行距离维上匹配滤波处理, 然后在速度维上进行 DFT 匹配处理, 二者不可逆. 白化后信号处理与我们在文献 [11] 发展的脉冲 Doppler 处理类似, 但是在匹配滤波处理顺序上是不一样的, 这是由于波形分集造成的. 理论分析表明, 对近似正交的发射波形, 白化处理可有效地抑制干扰, 达到接近输入信噪比的信号干扰噪声比性能. 本文方法是在欠采样数据上进行的, 因此极大地降低了计算量. 仿真结果表明, 不同于传统通过设计分集波形的抗干扰方法, 由于预白化, 本文方法的目标估计性能几乎不受转发式干扰强度变化的影响.

参考文献

- 1 Li N J, Zhang Y T. A survey of radar ECM and ECCM. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 1995, 31: 1110–1120
- 2 Skolnik M I. *Radar Handbook*. New York: McGraw-Hill, 2005
- 3 Berger S D. Digital radio frequency memory linear range gate stealer spectrum. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2003, 39: 725–735
- 4 Soumekh M. SAR-ECCM using phase-perturbed LFM chirp signals and DRFM repeat jammer penalization. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2006, 42: 191–205
- 5 Lin K. Anti-jamming MTI radar using variable pulse-codes. Dissertation for M.S. Degree. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2002
- 6 Garmatyuk D S, Narayanan R M. ECCM capabilities of a ultrawideband bandlimited random noise imaging radar. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2002, 38: 1243–1255
- 7 Zhang J D, Zhu D Z, Zhang G. New antivelocity deception jamming technique using pulses with adaptive initial phases. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2013, 49: 1290–1300
- 8 Higgins T, Blunt S D, Shackelford A K. Time-range adaptive processing for pulse agile radar. In: *Proceedings of International Waveform Diversity and Design Conference, Niagara Falls, 2010*. 115–120
- 9 Blunt S D, Gerlach K. Adaptive pulse compression via MMSE estimation. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2006, 42: 572–584
- 10 Jenho T, Steinberg B D. Reduction of sidelobe and speckle artifacts in microwave imaging: the CLEAN technique. *IEEE Trans Antenn Propag*, 1998, 36: 543–556
- 11 Liu C, Xi F, Chen S Y, et al. Pulse-Doppler signal processing with quadrature compressive sampling. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2015, 51: 1217–1230
- 12 Donoho D L. Compressed sensing. *IEEE Trans Inf Theory*, 2006, 52: 1289–1306
- 13 Baraniuk R G. Compressive sensing. *IEEE Signal Process Mag*, 2007, 24: 118–121
- 14 Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Trans Inf Theory*, 2006, 52: 489–509
- 15 Juhwan Y, Turnes C, Nakamura E B, et al. A compressed sensing parameter extraction platform for radar pulse signal acquisition. *IEEE J Emerg Sel Topics Circ Syst*, 2012, 2: 626–638

- 16 Mishali M, Elder Y C, Dounaevsky O, et al. Xampling: analog to digital at sub-Nyquist rates. *IET Circ Device Syst*, 2011, 5: 8–20
- 17 Xi F, Chen S Y, Liu Z. Quadrature compressive sampling for radar echo signals. In: *Proceedings of International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, Nanjing, 2011. 1–5
- 18 Xi F, Chen S Y, Liu Z. Quadrature compressive sampling for radar signals. *IEEE Trans Signal Process*, 2014, 62: 2787–2802
- 19 Guerci J R. *Space-Time Adaptive Processing for Radar*. Boston: Artech House, 2003
- 20 Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Trans Inf Theory*, 2007, 53: 4655–4666
- 21 Anitori L, Maleki A, Otten M, et al. Design and analysis of compressed sensing radar detectors. *IEEE Trans Signal Process*, 2013, 61: 813–827
- 22 Pollock B, Goodman N A. Detection performance of compressively sampled radar signals. In: *Proceedings of IEEE Radar Conference*, Kansas City, 2011. 1117–1122
- 23 Liu Y, Wu Q S, Sun Q C, et al. Parameter estimation of moving targets in the SAR system with a low PRF sampling rate. *Sci Sin Inf Sci*, 2011, 41: 1517–1528 [刘燕, 武其松, 孙光才, 等. 低重频采样 SAR 系统中地面运动目标参数估计. *中国科学: 信息科学*, 2011, 41: 1517–1528]
- 24 Smith G E, Diethe T, Hussian Z, et al. Compressed sampling for pulse Doppler radar. In: *Proceedings of IEEE Radar Conference*, Washington, 2010. 887–892
- 25 Herman M A, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing. *IEEE Trans Signal Process*, 2009, 57: 2275–2284
- 26 Zhou H F, Tang T, Li Y, et al. Wide aperture SAR imaging based on compressive sensing. *Sci Sin Inform*, 2014, 44: 1021–1035 [周汉飞, 唐涛, 李禹, 等. 基于压缩感知的宽孔径 SAR 成像. *中国科学: 信息科学*, 2014, 44: 1021–1035]
- 27 Wang H X, Liang Y, Xing M D, et al. ISAR imaging via sparse frequency-stepped chirp signal. *Sci Sin Inf Sci*, 2011, 41: 1529–1540 [王虹现, 梁毅, 邢孟道, 等. 基于稀疏线性调频步进信号的 ISAR 成像. *中国科学: 信息科学*, 2011, 41: 1529–1540]
- 28 Rao G, Peng Y, Xu Z B. Robust sparse and low-rank matrix decomposition based on $S_{1/2}$ modeling. *Sci Sin Inform*, 2013, 43: 733–748 [饶过, 彭毅, 徐宗本. 基于 $S_{1/2}$ 建模的稳健稀疏 – 低秩矩阵分解. *中国科学: 信息科学*, 2013, 43: 733–748]
- 29 Liu C, Xi F, Chen S Y, et al. Anti-jamming target detection of pulsed-type radars in QuadCS domain. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Digital Signal Processing*, Singapore, 2015. 75–79
- 30 Richards M A. *Fundamentals of Radar Signal Processing*. New York: McGraw-Hill, 2005
- 31 Ho K C, Chan Y T, Inkol R. A digital quadrature demodulation system. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 1996, 32: 1218–1227
- 32 Xi F, Chen S Y, Liu Z. Quadrature compressive sampling for radar signals: output noise and robust reconstruction. In: *Proceedings of IEEE China Summit and International Conference on Signal and Information Processing*, Xi'an, 2014. 790–794
- 33 Needell D, Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit. *IEEE J Sel Topics Signal Process*, 2010, 4: 310–316
- 34 Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit. *SIAM J Sci Comput*, 1998, 20: 33–61
- 35 Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso. *J Royal Stat Soc Ser B*, 1996, 58: 267–288
- 36 Shihao J, Ya X, Carin L. Bayesian compressive sensing. *IEEE Trans Signal Process*, 2008, 56: 2346–2356
- 37 Trees H L V. *Detection Estimation and Modulation Theory, Part I*. New York: Wiley-Interscience, 2001
- 38 Horn R A, Johnson C R. *Matrix Analysis*. Cambridge: Cambridge University Press, 1987
- 39 Fyhn K, Duarte M F, Jensen S H. Compressive parameter estimation for sparse translation-invariant signals using polar interpolation. *IEEE Trans Signal Process*, 2014, 63: 870–881

Anti-jamming pulse diversity radar with quadrature compressive sampling

Chao LIU, Shengyao CHEN, Feng XI & Zhong LIU*

Department of Electronic Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

*Corresponding author. E-mail: eezliu@njust.edu.cn

Abstract Quadrature Compressive Sampling radar is a newly introduced radar for pulse Doppler processing with sub-Nyquist samples. This paper considers diverse transmitting pulses and proposes a scheme to perform the estimation of targets in the presence of a repeat jammer. The scheme first performs whitening processing on sub-Nyquist samples to suppress repeat jammers, and then with the principle of orthogonal matching pursuit, it estimates the targets by iteratively performing matched filter and discrete Fourier transform on sub-Nyquist samples in a coherent processing interval. The theoretical analyses conducted on the capability of rejecting the repeat jammers, reveal that the signal to interference plus noise ratio, after whitening processing, almost approaches to the input signal to noise ratio and is not affected by the strength of the repeat jammers. The simulation results further validate the effectiveness of the proposed scheme.

Keywords compressive sensing, quadrature compressive sampling, repeat jamming, pulse diversity, ECCM



Chao LIU obtained his B.S. degree in electronic science and technology from Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, China, in 2006. He is currently pursuing a Ph.D. degree in the Department of Electronic Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China. His research interests include radar signal processing and compressive sensing.



Shengyao CHEN obtained his B.S. degree in communication engineering and a Ph.D. degree in information and communication engineering from Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China, in 2006 and 2013, respectively. He is currently an associate professor in the School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China. His research interests include radar systems and signal processing, compressive sensing, and chaotic dynamical systems.



and wireless sensor networks.

Feng XI obtained his B.S. degree in electrical engineering and a Ph.D. degree in information and communication engineering from Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China, in 2003 and 2010, respectively. Currently, he is an associate professor in the Department of Electrical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China. His research interests include radar signal processing, chaotic dynamical system,



Zhong LIU obtained his B.S. degree from Anhui University, Hefei, Anhui, China, in 1983 and M.S. and Ph.D. degrees from the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China, in 1985 and 1988, all in electrical engineering. He was a Postdoctoral Fellow at Kyoto University, Kyoto, Japan, from 1991 to 1993. He was a researcher at the Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, from 1997 to 1998. Currently, he is a professor at the Department of Electronic Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China. His research interests include chaos and information dynamics, signal processing, radar, and communication technologies.