

王 建, 盛卫星, 韩玉兵, 等. 基于压缩感知的圆阵自适应数字波束形成算法[J]. 电波科学学报, 2014, 29(3): 455-461. doi: 10.13443/j.cjors. 2013060802.

WANG Jian, SHENG Weixing, HAN Yubing, et al. Compressed sensing based adaptive digital beamforming algorithm in circle arrays[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(3):455-461. (in Chinese). doi: 10.13443/j.cjors. 2013060802.

## 基于压缩感知的圆阵自适应数字波束形成算法

王 建 盛卫星 韩玉兵 马晓峰

(南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

**摘 要** 根据目标在空间的稀疏性,在圆形面阵的接收端,提出了一种基于压缩感知的自适应数字波束形成算法.该算法在不改变波束性能与天线口径的前提下,可以大大减少实际的阵元数目,是一种新的稀布阵方法.在阵元稀布的情况下,根据压缩感知的压缩采样理论,先用重构算法恢复缺失通道的回波信息,然后利用恢复得到的信号计算自适应权重系数,得到理想的自适应数字波束方向图.不同信噪比和干噪比情况下的仿真结果验证了所提算法的正确性和有效性.

**关键词** 压缩感知;数字波束形成;稀布阵;圆阵;正交匹配追踪算法

**中图分类号** TN911.72 **文献标志码** A **文章编号** 1005-0388(2014)03-0455-07

## Compressed sensing based adaptive digital beamforming algorithm in circle arrays

WANG Jian SHENG Weixing HAN Yubing MA Xiaofeng

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University  
of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China)

**Abstract** A new adaptive digital beamforming algorithm of circle arrays in the receiving end based on compressed sensing is proposed. According to the sparsity of the targets in space, we design a digital beamforming by using the theory of compressed sensing. The algorithm greatly reduces the number of the actual array elements without reducing the antenna aperture. It is a new method for sparse arrays. In the case of sparse arrays, the echo information of the missing channels is restored firstly by using the theory of compressed sensing. Then the restored signal is used to calculate the weights by using the adaptive digital beamforming algorithm. Finally, the simulation results show the correctness of the proposed method.

**Key words** compressed sensing; digital beamforming; sparse arrays; circle arrays; orthogonal matching pursuit(OMP)

收稿日期: 2013-06-08

资助项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 11273017); 上海航天科技创新基金项目(No. SAST201356)

联系人: 盛卫星 E-mail: shengwx@njut.edu.cn

## 引言

阵列天线的口径越大,波束越窄,增益越高,但所需的阵元数也越多,设备量也越大.大型阵列,特别是数字波束形成天线或固态有源相控阵天线,每个天线单元都有一个对应的 T/R 组件,因而阵列的阵面造价十分昂贵,是雷达耗资的主要部分.稀布阵技术可以以较少的阵列单元构造高方向性天线阵,降低制造成本,可以简化大规模天线阵的馈电网络复杂度,因此,稀布阵在大型阵列的设计中得到了较广泛的应用.但是阵列的周期性变稀会使方向图出现非常高的旁瓣或者栅瓣,为了获得尽量低的旁瓣电平,为了消除栅瓣,人们进行了大量的研究.

经过五十几年的研究,人们提出了很多有效的降低稀布阵旁瓣的方法,最常见的有:遗传算法<sup>[1]</sup>、粒子群算法<sup>[2]</sup>、蚁群算法<sup>[3]</sup>和模拟退火算法<sup>[4]</sup>等.这类算法虽然方法简单,但是随着阵列的增大,计算量会明显增大.文献<sup>[5]</sup>采用普通阵列与稀布阵相结合的方法,来降低波束旁瓣,该方法实现简单,但是减少的阵元数有限.最近,有作者提出通过凸优化的方法<sup>[6-7]</sup>来选择合成期望方向图所需的最少阵元数及其位置.文献<sup>[8-9]</sup>是一种基于贝叶斯压缩感知(Compressed Sensing, CS)算法的稀布阵方法.但是这些算法都是只针对静态方向图进行优化布阵,当波束扫描或者进行自适应干扰抑制时,很难保证波束的性能.

2004年,由 Donoho 与 Candès 等人提出的 CS 理论<sup>[10-11]</sup>是一个充分利用信号稀疏性或可压缩性的全新信号采集、编解码理论.该理论指出,只要信号是稀疏的或可压缩的(即在某个变换域上是稀疏的),就可以用一个与变换基不相关的采样矩阵将变换所得的高维信号投影到一个低维空间上,通过求解一个优化问题,从这些少量的投影中以高概率重构出原信号. CS 理论突破了传统的奈奎斯特采样定理的束缚,实现了对未知信号的边感知边压缩.在一定条件下,只需采样远小于奈奎斯特采样定理所要求的数据,就可以通过重构算法精确地恢复出原信号.由于采样数据少,恢复数据精确,该技术已被广泛应用于数据采集、医学成像、雷达<sup>[12-14]</sup>和通信等领域.

通过对 CS 理论以及数字波束形成(Digital Beam Forming, DBF)技术的研究,提出了一种双基地系统的圆形 DBF 接收面阵下的基于 CS 的自适应数字波束形成算法.该方法适用于 DBF 接收阵的应用场合.由于发射能量的空间合成和发射方向图

等原因,该方法尚不能适用于发射波束形成.该方法减少的阵元数远远大于其他方法减少的阵元数,而且所形成的波束性能与满阵时候波束性能几乎相同,具有波束旁瓣低、指向误差小、干扰方向零陷深,而且没有栅瓣等优点.该文提出的基于 CS 的数字波束形成算法利用目标在空域的稀疏性,根据 CS 理论,用压缩采样矩阵对空域稀疏信号进行压缩采样,用正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)<sup>[15]</sup>重构出满阵时的通道数据,最后,用重构的数据计算阵列的自适应权系数,形成需要的波束图.该波束在将主瓣对准期望信号方向的同时,在干扰信号方向形成零陷,从而有效地抑制干扰.

## 1 算法原理

### 1.1 信号模型

现在考虑一个阵列半径为  $R$  的圆形的天线面阵,满阵时阵元分布如图 1 所示,阵元按等边三角形均匀分布在圆形阵面内,相邻阵元之间的距离为  $\lambda/2$  ( $\lambda$  为雷达的工作波长).为了方便计算,现将圆阵按一定顺序拉成一个线阵,即将所有阵元( $N$  个)按从左到右从上到下的顺序依次排列并编号,记第  $i$  个阵元的坐标为  $(x_i, y_i)$ .

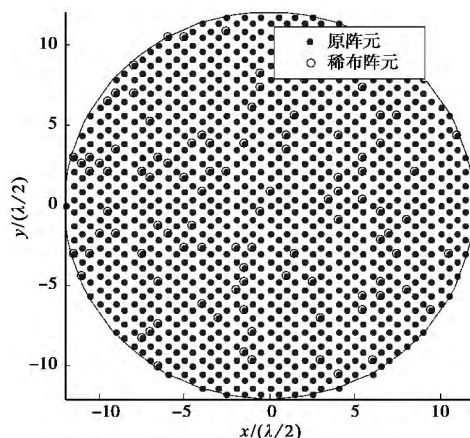


图1 满阵及稀布阵时阵元位置分布

现有  $K$  个远场回波信号入射到天线阵面上,其复幅度为  $s_k(t)$ ,入射方向用  $uv$  坐标表示为  $(u_k, v_k) = [\sin(\theta_k)\cos(\varphi_k), \sin(\theta_k)\sin(\varphi_k)]$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ , 其中  $(\theta_k, \varphi_k)$  分别为俯仰角与方位角,为了书写方便,记  $\omega_{ij} = (u_i, v_j)$ . 假设  $K$  个回波信号中有一个为期望信号,其余  $K-1$  个为干扰信号.阵列天线各阵元的接收信号用一个  $N$  维的向量  $X(t)$  表示,  $X(t)$

$= [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T$ . 先不考虑接收机噪声, 则有

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) \mathbf{a}(\omega_{kk}). \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{a}(\omega_{kk})$  为阵列在  $\omega_{kk} = (u_k, v_k) (k = 1, 2, \dots, K)$  方向的方向性矢量

$$\mathbf{a}(\omega_{kk}) = \begin{bmatrix} e^{j2\pi(x_1 u_k + y_1 v_k)/\lambda} \\ e^{j2\pi(x_2 u_k + y_2 v_k)/\lambda} \\ \vdots \\ e^{j2\pi(x_N u_k + y_N v_k)/\lambda} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

对  $uv$  方向分别进行  $\Gamma$  等分, 将整个空域  $\Gamma^2$  等分, 得到  $\omega_{ij} = (u_i, v_j)$ , 其中  $i, j = 1, 2, \dots, \Gamma$ , 用这  $\Gamma^2$  个方向性矢量构建变换矩阵  $\mathbf{H}$

$$\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{\Gamma^2}]. \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{h}_i = [\mathbf{a}(\omega_{i1}), \mathbf{a}(\omega_{i2}), \dots, \mathbf{a}(\omega_{i\Gamma})]$ .

将阵列接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$  写成用变换矩阵  $\mathbf{H}$  表示的矩阵形式, 有

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{H}\mathbf{S}(t). \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{S}(t)$  为阵元接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$  在变换矩阵  $\mathbf{H}$  上的投影系数向量. 不失一般性,  $\omega_{kk} (k = 1, 2, \dots, K)$  为  $\omega_{ij} = (u_i, v_j) (i, j = 1, 2, \dots, \Gamma)$  中之一. 则投影系数向量  $\mathbf{S}(t)$  有类似于  $\mathbf{S}(t) = [0, 0, \dots, s_1(t), 0, \dots, 0, \dots, s_K(t), 0, \dots, 0]$  的形式. 即向量  $\mathbf{S}(t)$  中只有少数几个元素是非零的, 其余均为零元素, 也即  $\mathbf{S}(t)$  是稀疏的. 因此, 根据 CS 理论, 阵列接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$  可以在压缩采样之后通过重构算法精确恢复出来.

考虑接收机噪声时, 式(4)所表示的阵列接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$  可改写成

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{H}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}(t). \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{V}(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_N(t)]^T$  为由各个阵元通道的高斯白噪声组成的向量.

## 1.2 压缩采样与重构

压缩采样不是直接测量  $\mathbf{X}(t)$ , 而是设计一个与变换矩阵  $\mathbf{H}$  不相关的  $M \times N (M \ll N)$  维采样矩阵  $\Phi$ , 测量  $\mathbf{X}(t)$  在  $\Phi$  上的投影向量  $\mathbf{Y}(t)$ , 即

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}(t) &= \Phi \mathbf{X}(t) \\ &= \Phi [\mathbf{H}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}(t)] \\ &= \mathbf{P}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}'(t). \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中采样矩阵  $\Phi$  表示天线对空域信号的压缩采样方式, 这里选择行随机抽取矩阵, 可由  $N \times N$  的单位阵随机抽取  $M$  行得到, 也即在原阵列的  $N$  个阵元中随机选取  $M$  个阵元进行空间采样即可.

式(6)中的矩阵  $\mathbf{P} = \Phi \mathbf{H}$  是一个  $M \times \Gamma^2$  的矩

阵, 称为观测矩阵. 理论研究表明<sup>[11,16]</sup>, 当观测矩阵  $\mathbf{P}$  满足限制等容性 (Restricted Isometry Property, RIP) 条件时, 便可通过求解投影系数向量  $\mathbf{S}(t)$ , 由压缩采样向量  $\mathbf{Y}(t)$  精确地重构满阵时的阵元接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$ . 因此, 在压缩采样中, 采样矩阵  $\Phi$  的设计非常重要. 目前, 用得比较多的采样矩阵有<sup>[17]</sup>: Hadamard 矩阵、高斯随机矩阵、稀疏随机矩阵和部分傅里叶矩阵等, 这里  $\mathbf{P} = \Phi \mathbf{H}$  满足 RIP 条件.

从满阵的  $N$  个阵元中随机抽取  $M$  个阵元作为压缩采样阵元. 抽取的方法如下: 先产生  $N$  个在  $[0, 1]$  区间内均匀分布的随机数, 按照产生的先后次序记下这  $N$  个随机数的序号, 再将  $N$  个随机数按从小到大的次序排列, 取其中前  $M$  个随机数所对应的原来的序号作为计划抽取的压缩采样阵元的序号.

将  $M$  个压缩采样阵元的输出 (压缩采样向量) 用向量  $\mathbf{Y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_M(t)]^T$  表示.

取回波信号在时域的  $L$  次快拍, 将压缩采样值  $\mathbf{Y}(t)$  写成一个  $M \times L$  维的矩阵, 满阵接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$  写成一个  $N \times L$  维的矩阵, 将式(6)改写成多次快拍的形式得

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{M \times L} &= \Phi_{M \times N} \mathbf{X}_{N \times L} \\ &= \mathbf{P}_{M \times \Gamma^2} \mathbf{S}_{\Gamma^2 \times L} + \mathbf{V}'_{M \times L}. \end{aligned} \quad (7)$$

得到  $M$  个阵元的压缩采样值  $\mathbf{Y}_{M \times L}$  后, 采用 OMP 算法<sup>[15,18]</sup> 估计投影系数向量  $\mathbf{S}_{\Gamma^2 \times L}$ , 然后根据式(8)重构满阵接收信号向量  $\mathbf{X}_{N \times L}$  为

$$\mathbf{X}_{N \times L} = \mathbf{H}_{N \times \Gamma^2} \mathbf{S}_{\Gamma^2 \times L}. \quad (8)$$

## 1.3 自适应数字波束形成

整个阵列的回波数据用 CS 方法重构得到之后, 用得到的数据计算自适应权系数, 形成自适应数字波束, 将天线主瓣对准期望信号方向, 在干扰的来波方向形成天线波束的零陷, 从而在探测目标的同时抑制干扰. 这里采用的自适应数字波束形成算法为基于迭代的线性约束的最小方差估计 (Linearly Constrained Minimum Variance, LCMV) 算法.

LCMV 算法是通过求解如下的线性约束方程, 使阵列输出功率最小, 从而求得最佳权系数  $\mathbf{w}$ <sup>[19]</sup> 为

$$\min(E[|\mathbf{y}(t)|^2] = \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w}) \quad (9)$$

s. t.  $\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\omega_s) = 1$ .  
这里只约束了期望信号方向, 式(9)中  $\mathbf{y}(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t)$  是 DBF 处理之后的输出信号,  $\mathbf{R}$  是阵列输出信号的协方差矩阵,  $\mathbf{a}(\omega_s)$  是期望方向的方向性矢量,  $\mathbf{w}$  是权矢量. 求解式(9)可得最佳权系数为

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\omega_s) [\mathbf{a}^H(\omega_s) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\omega_s)]^{-1}. \quad (10)$$

式(10)中的最佳权重系数可以通过下边的迭代公式计算<sup>[20]</sup>

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{A}[\mathbf{w}(k) - \mu \mathbf{x}(k) \mathbf{y}^H(k)] + \mathbf{F}, \\ k &= 1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $\mu$  是迭代步长;  $k$  是迭代次数;  $\mathbf{A} = \mathbf{I} - \mathbf{a}(\omega_s) [\mathbf{a}^H(\omega_s) \mathbf{a}(\omega_s)]^{-1} \mathbf{a}^H(\omega_s)$ ;  $\mathbf{F} = \mathbf{a}(\omega_s) [\mathbf{a}^H(\omega_s) \mathbf{a}(\omega_s)]^{-1}$ .

在用式(8)重构得到满阵接收信号向量  $\mathbf{X}(t)$  之后,代入式(11)就可以通过迭代方式自适应计算阵列权重系数向量. 当满足  $\|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\| < \epsilon$  时( $\epsilon$  是一个预先设定的误差系数),迭代结束,就可以得到 LCMV 准则下的最佳权重系数.

## 2 实验仿真结果

### 2.1 不同压缩比下的算法性能比较

CS 理论指出,在一定条件下只需采样少量的数据就可以恢复原始信号,但不同的压缩比对信号恢复效果不同,下面给出不同压缩比下的信号恢复情况的分析结果.

取圆阵半径  $R = 6\lambda$ ,阵元按 1.1 节所说的方式排列,该圆阵满阵时共有  $N = 1\,051$  个阵元,面阵口径  $D = 12\lambda$ ,则该圆阵的  $uv$  分辨率约为 0.08,所以取  $T = 25$ ,将  $uv$  分别 25 等分,从而将整个空域 625 等分.按照 1.2 节的方法从这  $N$  个阵元中随机选取 100、200、500、1 000 个阵元,分别比较一个目标两个干扰在不同信噪比  $R_{SN}$  下信号恢复情况,取  $R_{SN} = -10 \sim 40$  dB,信干比  $R_{SI} = -30$  dB,单个快拍依次恢复数据.

图 2 为不同压缩比下信号恢复误差随信噪比的变化曲线.由图 2 可以看出:信噪比越大恢复误差越小;选取的阵元越多,信号的恢复误差也越小.但是阵元越多雷达的造价就越昂贵,在信噪比较高时,100 个阵元恢复的信号误差已可以作为后续信号处理,所以折中之后选取 100 个阵元.下面对 100 个阵元情况下的波束性能进行分析.

### 2.2 波束性能分析

取上述同样大小圆形面阵,按照 1.2 节的方法从这  $N$  个阵元中随机选取  $M = 100$  个阵元,稀疏的阵元分布如图 1 所示.取信号与干扰方向的  $uv$  坐标分别为  $(0.44, 0.52)$ ,  $(0.60, -0.58)$ ,  $(-0.36, -0.36)$ ,信噪比  $R_{SN} = 10$  dB,干噪比  $R_{IN} = 40$  dB,单个快拍依次恢复数据.

压缩采样得到 100 个阵元的数据之后,先用 CS

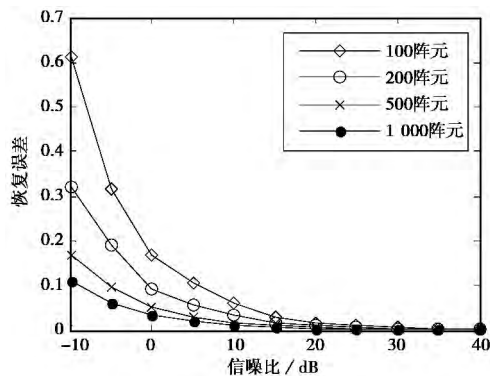
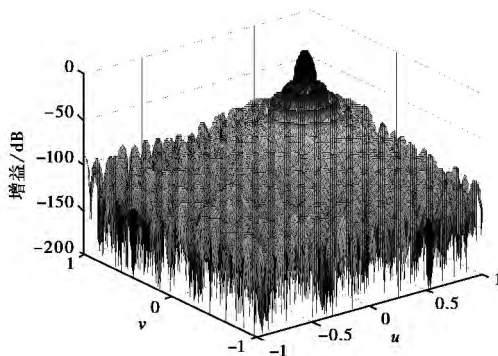


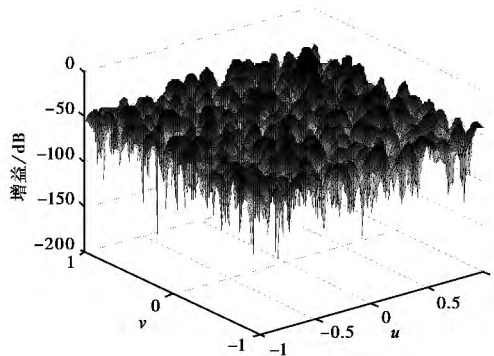
图 2 不同压缩比下信号恢复误差

方法恢复出所有通道的数据,然后利用恢复得到的数据用基于迭代的 LCMV 算法计算自适应权重系数,形成自适应波束图,将得到的波束图与稀布阵下直接得到的波束图及满阵时的波束图进行比较.三种情况下的波束图如图 3 所示,由图 3 可知,在天线口径不减小的前提下,当阵元数从 1 051 减少到 100 之后,用文中提出的方法所得到的波束图(图 3(a))旁瓣明显低于普通稀布阵方法得到的波束图(图 3(b)),图 3(a)的波束图干扰方向零陷分别为  $-94$  dB 和  $-105$  dB,该波束的性能与满阵(1 051 阵元)时的波束性能(图 3(c))几乎相同.

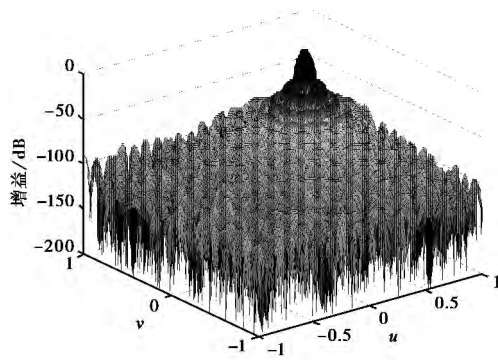
图 4 给出了不同方法下输出信干噪比收敛情况.



(a) 基于压缩感知的波束图(100 阵元)



(b) 稀布阵下波束图(100 阵元)



(c) 满阵下的波束图(1 051 阵元)

图3 基于迭代的LCMV算法得到的波束图  
( $R_{SN}=10$  dB,  $R_{IN}=40$  dB)

由图4可知,经过多次迭代之后,输出信干噪比收敛,当输出信干噪比收敛之后,文中方法的输出信干噪比略低于满阵时候的输出信干噪比。所以,由以上分析可知,用压缩感知方法得到的波束性能接近满阵时波束性能,输出信干噪比只是略低于满阵时输出信干噪比,所以该方法适用于基于迭代的LCMV算法。

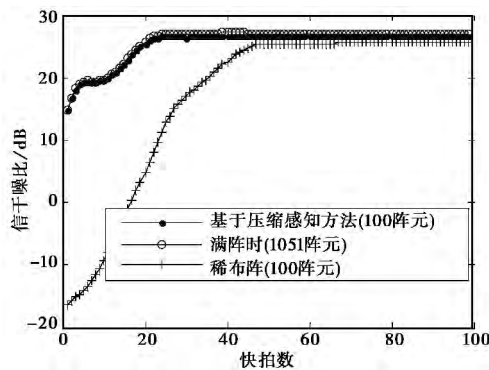


图4 不同方法下输出信干噪比收敛情况

### 2.3 蒙特卡罗分析

对于一个DBF雷达系统,我们不但关心波束的指向、旁瓣电平和干扰零陷深度等,还有一项重要指标就是输出信干噪比。文中提出的圆阵下的基于压缩感知的自适应波束形成算法,是通过重构算法恢复得到满阵的回波信息,当用OMP算法估计稀疏向量  $S_{I^2 \times L}$  时,若  $R_{SN}$  较低,则重构得到的回波信号  $X_{N \times L}$  中有可能丢失期望方向信号,使得DBF输出信号没有期望信号。为了表示输出信号丢失的程度,定义如式(12)所示的输出信号误差:

$$e = 20 \times \lg \left( \frac{\text{norm}(Y_{TX1} - S_{TX1})}{\text{norm}(S_{TX1})} \right). \quad (12)$$

式中:  $Y_{TX1}$  是DBF系统归一化之后的输出;  $S_{TX1}$  是不含噪声的归一化之后期望信号。

为了验证该方法在不同信噪比、不同干扰比及不同角度时该算法的正确性,在阵元位置固定不变的前提下,随机选取期望信号方向和干扰信号方向(干扰在主瓣外),对下面情况分别做100次蒙特卡罗分析:

情况1:  $R_{SN} = -20 \sim 30$  dB,  $R_{SI} = -30$  dB;

情况2:  $R_{SN} = 10$  dB,  $R_{SI} = -60 \sim -10$  dB;

图5(a)是  $R_{SI} = -30$  dB时,DBF输出信号误差随  $R_{SN}$  变化的曲线。从图5(a)可以看出,当  $R_{SN}$  较小时,恢复信号的误差与  $R_{SN}$  不成正比,因为小信噪比情况下恢复的信号中期望信号有可能丢失,  $R_{SN}$  越小丢失的概率越大。图5(b)是  $R_{SN} = 10$  dB时,DBF输出信号误差随  $R_{SI}$  变化的曲线。从图5(b)可以看出,当期望信号足够强时,不管干扰多大,都能精确恢复缺失通道信号,而不丢失期望信号,且输出信号的精度不随干扰的增大而减小。

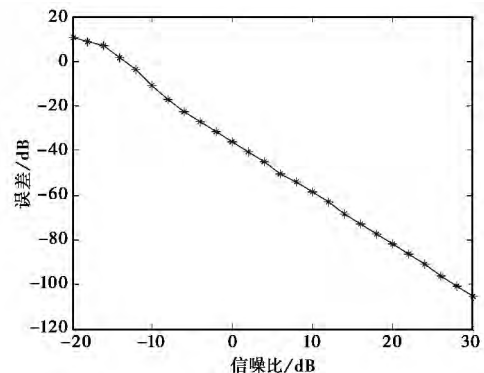
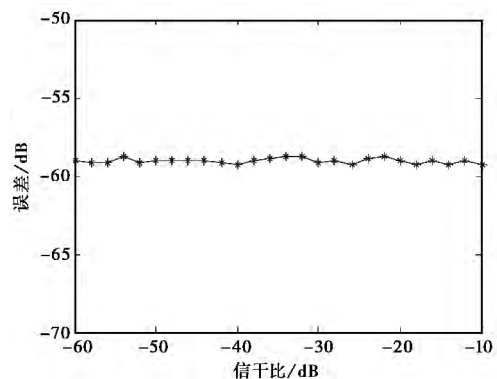
(a)  $R_{SN} = -20 \sim 30$  dB,  $R_{SI} = -30$  dB(b)  $R_{SN} = 10$  dB,  $R_{SI} = -60 \sim -10$  dB

图5 不同情况下输出信号误差

下面用恢复得到的数据计算自适应权系数,得到自适应数字波束图,然后分析波束性能。

图 6 为基于迭代的 LCMV 算法下波束的蒙特卡罗分析结果,  $R_{SI} = -30$  dB, 旁瓣电平和零陷电平都是迭代稳定之后得到的. 由图 6 可知, 用恢复之后的数据计算自适应权系数, 形成的波束图旁瓣都较低, 干扰方向零陷都比较深, 波束性能良好, 接近满阵波束性能.

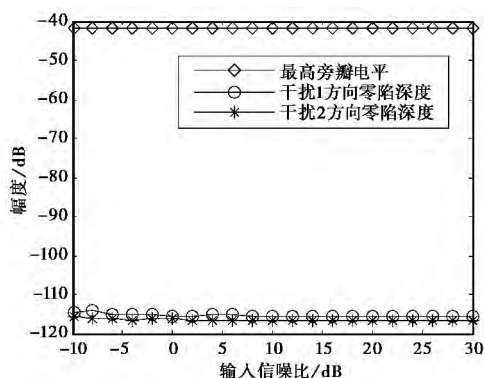


图 6 波束旁瓣电平、干扰方向零陷深度图

虽然信噪比较低时波束图的性能依旧很好, 但由于期望信号太弱, 它在变换矩阵上的投影系数太小, 恢复的时候可能被噪声淹没, 使恢复信号误差较大, 甚至可能丢失了期望信号, 使恢复的数据中不包含期望方向信号, 所以此时的数据已经不能作为信号处理的数据了, 但在信噪比较高时, 即在保证了恢复的通道数据中包含期望方向信号时, 波束的旁瓣及干扰方向的零陷深度都能得到保证, 即波束性能良好, 且期望方向信号依然可以高概率恢复, 所以在信噪比较高时该方法可行.

### 3 结 论

该文提出的圆阵下的基于压缩感知的数字波束形成算法, 是一种新的稀布阵方法. 在不减小天线口径的前提下, 大大减少了实际阵元数目, 减少了射频前端数量. 它利用回波信号在空域的稀疏性, 用 100 个随机分布的阵元接收信号, 用压缩感知的方法精确恢复出满阵 (1 051 阵元) 时候各通道的数据, 然后用恢复的通道数据计算自适应权系数, 形成波束图, 实验仿真结果证明了该方法的正确性. 仿真结果表明, 用该方法所得到的波束性能良好, 与满阵时候的波束性能相近, 但是该方法有一定适用范围, 即在期望信号太弱时, 不能精确重构期望方向信号, 甚至有可能丢失期望信号, 该方法失效.

### 参考文献

- [1] HAUPT R L. Thinned arrays using genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1994, 42(7): 993-999.
- [2] HOOKER J W, ARORA J K. Optimal thinning levels in linear arrays [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2012, 9: 771-774.
- [3] QUEVEDO-TERUEL O, RAJO-IGLESIAS E. Ant colony optimization in thinned array synthesis with minimum sidelobe level[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2006, 5: 349-352.
- [4] TRUCCO A, OMODEI E, REPETTO P. Synthesis of sparse planar arrays [J]. IET Electronics Letters, 1997, 33(22): 1834-1835.
- [5] LIU Yanhui, NIE Zaiping, LIU Qinghuo. Reducing the number of elements in a linear antenna array by the matrix pencil method[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2008, 56(3): 2955-2962.
- [6] Siew Eng Nai, Wee Ser, Zhu Liang Yu, et al. Beam-pattern synthesis for linear and planar arrays with antenna selection by convex optimization [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2010, 58(12): 3923-3930.
- [7] FUCHS B. Synthesis of sparse arrays with focused or shaped beam pattern via sequential convex optimizations[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2012, 60(7): 3499-3503.
- [8] OLIVERI G, MASSA A. Bayesian compressive sampling for pattern synthesis with maximally sparse non-uniform linear arrays[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59(2): 467-481.
- [9] ZHANG Wenji, LI Lian, LI Fang. Reducing the number of elements in linear and planar antenna arrays with sparseness constrained optimization [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59(8): 3106-3111.
- [10] CANDÉS 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(2): 489-509.
- [11] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [12] 黄 琼, 屈乐乐, 吴秉横, 等. 压缩感知在超宽带雷达成像中的应用[J]. 电波科学学报, 2010, 25(1): 77-83.

- HUANG Qiong, QU Lele, WU Bingheng, et al. Compressive sensing for ultra-wideband radar imaging[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2010, 25(1): 77-83. (in Chinese)
- [13] 张顺生, 常俊飞, 李 晶. 方位多波束合成孔径雷达压缩感知成像研究[J]. 电波科学学报, 2012, 27(5): 979-984.
- ZHANG Shunsheng, CHANG Junfei, LI Jing. Compressed sensing for multiple azimuth beams SAR imaging[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2012, 27(5): 979-984. (in Chinese)
- [14] 周升辉, 杨 强, 邓维波. 压缩感知分布式多输入多输出高频雷达信号处理[J]. 电波科学学报, 2012, 27(2): 409-415.
- ZHOU Shenghui, YANG Qiang, DENG Weibo. Compressed sensing based distributed MIMO HF radar information processing[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2012, 27(2): 409-415. (in Chinese)
- [15] 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.
- [16] BARANIUK R, DAVENPORT M, DEVORE R, et al. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices[J]. Constructive Approximation, 2008, 28(3): 253-263.
- [17] 李小波. 基于压缩感知的测量矩阵研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.
- LI Xiaobo. The Research of Measurement Matrix Based on Compressed Sensing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010. (in Chinese)
- [18] 杨海蓉, 张 成, 丁大为, 等. 压缩传感理论与重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 142-148.
- YANG Hairong, ZHANG Cheng, DING Dawei, et al. The theory of compressed sensing and reconstruction algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 142-148. (in Chinese)
- [19] GRIFFITHS L J, JIM C W. An alternative approach to linearly constrained adaptive beamforming [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1982, 30(1): 27-34.

- [20] HUANG Fei, SHENG Weixing, MA Xiaofeng, et al. Robust adaptive beamforming for large-scale arrays [J]. Signal Processing, 2010, 90(1): 165-172.

## 作者简介



王 建 (1987—), 男, 浙江人, 南京理工大学博士研究生, 主要从事阵列信号处理及压缩感知雷达信号处理等方面的研究。



盛卫星 (1966—), 男, 江苏人, 南京理工大学通信工程系教授, 博士, 中国电子学会天线分会委员, 中国兵工学会电磁技术专业委员会委员, 中国兵工学会坦克装甲车专业委员会委员, 主要研究方向为阵列天线、智能天线、目标电磁散射特性建模及其应用。



韩玉兵 (1971—), 男, 江苏人, 硕士生导师, 南京理工大学通信工程系副教授, 博士, 中国计算机学会多媒体专业委员会委员, 中国兵工学会会员, 主要研究方向为视频/图像信号的超分辨率重建、多视点视频编码、信源信道联合信号处理、多输入多输出(MIMO)通信系统、微波系统和天线设计中的优化算法。



马晓峰 (1981—), 男, 江苏人, 南京理工大学通信工程系讲师, 主要研究方向为阵列信号处理、软件无线电等。