

基于压缩感知的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 南京 210094)

摘要: 该文根据目标在空间的稀疏性,提出了接收端的基于压缩感知理论的自适应数字波束形成算法。在阵元稀疏的情况下,用压缩感知的压缩采样理论,恢复出缺失通道的回波信息,然后用恢复的信号做数字波束形成。该算法所形成的波束具有波束旁瓣低,指向误差小,干扰方向零陷深,而且没有栅瓣等优点,波束性能接近满阵时候的波束性能,而且使用该方法减少的阵元数远远大于其他稀疏阵列方法减少的阵元数。采用蒙特卡罗方法对该方法进行了性能评估,给出了不同信噪比、不同干噪比、不同快拍情况下的计算结果,仿真结果也验证了该算法的正确性。

关键词: 压缩感知; 数字波束形成; 稀疏阵; 多测量欠定系统正则化聚焦求解算法

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)02-0438-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00517

Adaptive Digital Beamforming Algorithm Based on Compressed Sensing

Wang Jian Sheng Wei-xing Han Yu-bing Ma Xiao-feng

(School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology,

Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A new adaptive digital beamforming in receiving end based on compressed sensing is proposed. In the case of sparse array antenna, receiving signal from absence elements can be reconstructed by using the theory of compressed sensing. Adaptive digital beamforming techniques are then adopted to form antenna beams, whose main lobe is steered to desired direction and nulls are steered to the directions of interferences. Simulation results with Monte Carlo method show that the beam performances of the proposed method are approaching to that of full array antenna, and actual antenna elements can be reduced greatly.

Key words: Compressed sensing; Digital beamforming; Sparse arrays; Regularized M-FOCUSS

1 引言

阵列天线的口径越大,则波束越窄,增益越高,但所需的阵元数也越多,设备量越大。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。在阵列口径尺寸一定的前提下,减少 T/R 组件数目主要有两种方法:一种是子阵技术,但子阵技术的应用不可避免地会引起栅瓣,从而会减小阵列波束电扫描的范围;另一种方法是稀疏布阵技术。传统的稀疏布阵方式通常可以节省一半左右的 T/R 组件,它采用遗传算法等各种优化算法对阵元的位置进行优化,以尽可能降低阵列天线波束的副瓣。但是,这样的优化通常只是针对阵列的静态方向图进行的,当波束扫描或进行自适应干扰抑制时,很难保证波束的性能。

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论^[1-4]是一个充分利用信号的稀疏性(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),那么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,然后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。压缩感知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,只需采样少量数据,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^[5]、医学成像、雷达^[6-8]、通信等领域。

本文通过对压缩感知理论以及数字波束形成(DBF)技术的研究,提出了一种双基地系统的 DBF 接收阵下的基于压缩感知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。该方法利用目标在空域

2012-05-02 收到, 2012-11-12 改回

*通信作者: 盛卫星 shengwx@mail.njust.edu.cn

的稀疏性,根据压缩感知理论,用压缩采样矩阵对空域稀疏信号进行压缩采样,然后用多点的欠定系统聚焦求解算法(RM-FOCUSS)^[9-12]重构出满阵时的通道数据,最后用重构的数据做自适应数字波束形成,得到相应的阵列权重系数,并形成波束输出。使用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接近满阵时的波束性能,具有波束旁瓣低,干扰方向零陷深,而且没有栅瓣等优点。所形成的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,从而可以有效地抑制干扰。

本文在第2节阐述了基于压缩感知的数字波束形成的原理及数学模型;第3节给出了不同情况下的计算机仿真结果,证明了该算法的正确性;第4节对该方法做了总结。

2 算法原理

2.1 信号模型

考虑一个满阵的直线阵天线,有 N 个阵元均匀排列,阵元间距均为 $\lambda/2$ (λ 为雷达的工作波长)。现有 K 个远场回波信号入射到天线阵面上,其复幅度和入射角分别为 $s_k(t)$ 和 θ_{sk} ($k=1,2,\dots,K$)。其中1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 $\mathbf{X}(t)$ 表示, $\mathbf{X}(t)=[x_1(t),x_2(t),\dots,x_N(t)]^T$ 。先不考虑接收机噪声,则有

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) \mathbf{a}(\theta_{sk}) \quad (1)$$

其中 $\mathbf{a}(\theta_{sk})$ 为阵列在 $\theta_{sk}(k=1,2,\dots,K)$ 方向的方向性矢量。

$$\mathbf{a}(\theta_{sk}) = [1, e^{-j2\pi d \sin(\theta_{sk})/\lambda}, e^{-j2\pi 2d \sin(\theta_{sk})/\lambda}, \dots, e^{-j2\pi (N-1)d \sin(\theta_{sk})/\lambda}]^T \quad (2)$$

按照等 $\sin(\theta_{sk})$ 为划分原则(近似等于天线角分辨率),将 $-90^\circ \sim 90^\circ$ 的空域 $2N$ 等分,得到 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{2N}$,用这 $2N$ 个方向性矢量构建变换矩阵 \mathbf{H} 。

$$\mathbf{H} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_{2N})] \quad (3)$$

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

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

其中 $\mathbf{S}(t)$ 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, $\theta_{sk}(k=1,2,\dots,K)$ 均为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{2N}$ 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,根据压缩感

知的理论,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。

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

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

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

2.2 压缩采样与重构

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

$$\mathbf{Z}(t) = \Phi \mathbf{X}(t) = \Phi [\mathbf{H}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}(t)] = \mathbf{P}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}'(t) \quad (6)$$

式中 $\mathbf{V}'(t)$ 为压缩采样之后的噪声,采样矩阵 Φ 表示天线对空域信号的压缩采样方式,它由 M 行,即 M 个采样基组成, $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M]^T$ 。每一个采样基是一个 N 维的向量, $\phi_i = [\phi_{i1}, \phi_{i2}, \dots, \phi_{iN}]$ ($i=1,2,\dots,M$)。第 i 行的采样表示将所有阵元的输出投影到该采样基上,对应一个压缩采样点。例如 $z_i(t) = \phi_{i1} x_1(t) + \phi_{i2} x_2(t) + \dots + \phi_{iN} x_N(t)$ 表示压缩采样所对应的第 i 个压缩采样点的接收信号。采样矩阵 Φ 共有 M 行,表示只需要 M 个压缩采样点,也就是说在原阵列的 N 个阵元中选取 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 $M \times 2N$ 的矩阵,称为观测矩阵。理论研究表明^[13-15],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 $\mathbf{Z}(t)$ 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 Φ 的设计非常重要。目前,用得比较多的采样矩阵有^[14]:Hadamard矩阵、高斯随机矩阵、稀疏随机矩阵、部分傅里叶矩阵等。理论证明高斯随机采样矩阵和任意固定的变换矩阵可在很大概率上使得 \mathbf{P} 满足RIP条件,而且高斯随机矩阵可以很方便地得到,所以本文采用高斯随机测量矩阵。

首先,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。

然后,产生一个维数为 $M \times M$ 的随机矩阵 Γ ,矩阵中的元素服从均值为0方差为1的正态分布。矩阵 Γ 中的每个列元素与压缩采样阵元一一对应。再将矩阵 Γ 扩充成 $M \times N$ 的采样矩阵 Φ , Φ 的每个列与

满阵时的每个阵元相对应。在压缩采样阵元所在的位置,填入矩阵 Γ 中相应的元素;在没有压缩采样阵元的列上填0。

将 M 个压缩采样阵元的输出用向量 $Y(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_M(t)]^T$ 表示,则压缩采样向量 $Z(t)$ 可以通过式(7)计算得到。

$$Z(t) = \Gamma Y(t) \quad (7)$$

对回波信号在时域进行 L 次快拍,将压缩采样值 $Z(t)$ 写成一个 $M \times L$ 维的矩阵,满阵接收信号向量 $X(t)$ 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

$$Z_{M \times L} = \Phi_{M \times N} X_{N \times L} = P_{M \times 2N} S_{2N \times L} + V_{M \times L}' \quad (8)$$

在得到 M 个压缩采样阵元的压缩采样值 $Z_{M \times L}$ 后,采用多点正则化欠定系统聚焦求解(RM-FOCUSS)算法^[7]估计投影系数向量 $S_{2N \times L}$,然后根据式(9)重构满阵接收信号向量 $X_{N \times L}$ 。

$$X = HS \quad (9)$$

为了求解式(8)的稀疏解 $S_{2N \times L}$,构造如下的代价函数:

$$J^{(p)}(S) = \sum_{i=1}^{2N} \left(\sum_{l=1}^L |S_{i,l}|^2 \right)^{p/2} \quad (10)$$

当 p 接近0时, $J^{(p)}(S)$ 表示为 $S_{2N \times L}$ 的非零列, $J^{(p)}(S)$ 越小信号越稀疏,定义拉格朗日算子 $L(S, \Omega)$ 为

$$L(S, \Omega) = J^{(p)}(S) + \sum_{l=1}^L \omega_l^T (PS[:, l] - Z[:, l]) \quad (11)$$

式中 $\omega_l, l=1, 2, \dots, L$,为拉格朗日乘子向量。通过最小化拉格朗日算子 $L(S, \Omega)$,即可求得式(8)中的稀疏解 $S_{2N \times L}$ 。文献[11, 12]在文献[9, 10]的基础上给出了正则化的M-FOCUSS迭代算法

$$\left. \begin{aligned} W_{k+1} &= \text{diag}[c_k [i]^{1-p/2}] \\ c_{k+1} [i] &= \|s_k [i, :]\| = \left[\sum_{l=1}^L (s_k [i, l])^2 \right]^{1/2}, \quad p \in [0, 2] \\ S_{k+1} &= W_{k+1} (PW_{k+1})^H \\ &\quad \cdot \left((PW_{k+1})(PW_{k+1})^H + \alpha I \right)^{-1} Z \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中参数 p 的选取与信号稀疏度有关, p 越小表示信号越稀疏,参数 α 是一个反应噪声功率大小的变量,通过调节参数 α 可以去除部分噪声,文献[16]中给出了 α 的选取方法,这里为了比较压缩感知方法与满阵方法下输出信干噪比,暂时不对信号做去噪处理,即取 $\alpha=0$ 。

2.3 自适应数字波束形成

自适应数字波束形成(ADBDF)技术是一种以数字方法来实现波束的技术,通过一定的准则对回波

信号进行加权,得到期望方向的信号,抑制干扰方向的信号。DBF雷达在目标搜索阶段,形成多波束,覆盖所需空域,对整个空域进行目标探测,在这个阶段中不需要已知期望信号和干扰信号的方向,波束的指向是系统根据所需覆盖的空域设定的。当探测到目标之后,进入目标跟踪制导阶段,此时期望目标的数量及方向已知,将波束指向分别对准期望信号,形成与目标数量相同的多个波束,分别对目标进行跟踪,一个波束跟踪一个目标。

用压缩感知方法重构得到整个阵列的回波数据之后,再进行自适应数字波束形成,用恢复的通道数据计算权重值,将天线主瓣对准期望信号方向,在干扰的来波方向自动形成天线波束的零陷,从而在接收期望信号的同时抑制干扰信号。我们采用的自适应数字波束形成技术有两种,一种是基于迭代处理的线性约束最小均方误差(LCMV)方法,一种是非迭代的正交投影方法。

2.3.1 正交投影方法 基于正交投影的自适应波束形成算法,是目前应用较为广泛的波束形成算法。该算法采用将期望信号的导向矢量投影到干扰信号的零空间上的方法,求得最优权系数。这里需要的是只存在干扰和噪声时阵列接收信号的协方差矩阵 R_{II} ,用压缩感知方法可以很方便地在重构整个阵列接收信号时去除期望信号,得到不含期望信号、只存在干扰和噪声信号的阵列接收信号 $X_I(t)$ 。具体过程如下:

在估计出稀疏系数 $S_{2N \times L}$ 之后,将期望的波束方向信号置零,得到 S_I ,然后再用 $H \times S_I$ 就可得到不含期望信号的阵列信号 $X_I(t)$,然后用式(12)估计得到干扰噪声的协方差矩阵 R_{II}

$$R_{II} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L X_I(l) X_I^H(l) \quad (13)$$

式中 L 为快拍数,对 R_{II} 进行特征值分解可以得到 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{K-1} \geq \lambda_K = \dots = \lambda_N$ 和相应的 N 个归一化正交特征矢量 $v_n (n=1, 2, \dots, N)$ 。其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{K-1}$ 为干扰信号对应特征值, $\lambda_K, \lambda_{K+1}, \dots, \lambda_N$ 为噪声信号对应特征值。则正交投影自适应波束形成的权矢量为^[17]

$$w = \left(I_K - \sum_{i=1}^{K-1} v_i v_i^H \right) a(\theta_s) \quad (14)$$

式中 $a(\theta_s)$ 为期望方向的导向矢量。

2.3.2 基于迭代的LCMV方法 LCMV算法是通过求解式(15)的线性约束方程,在归一化期望方向功率的同时,使阵列输出功率最小,从而求得最佳权系数 w 。

$$\arg \min_w \left(E[|y(t)|^2] = \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \right), \text{ s.t. } \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_s) = 1 \quad (15)$$

这里只对期望信号方向做了约束, 式中 $y(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{X}(t)$, $\mathbf{X}(t)$ 表示阵列输出信号, $y(t)$ 是 DBF 输出的时域信号, 只包含期望信号, 干扰信号已经得到抑制, \mathbf{R} 是阵列输出信号的协方差矩阵, $\mathbf{a}(\theta_s)$ 是期望方向的导向矢量, \mathbf{w} 是权矢量。求解式(15)可得最佳权系数为^[18]

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta_s) [\mathbf{a}^H(\theta_s) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta_s)]^{-1} \quad (16)$$

文献[19]指出, 式(16)中的最佳权重系数可以通过式(17)计算:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{A}[\mathbf{w}(k) - \mu \mathbf{x}(k) \mathbf{y}^H(k)] + \mathbf{F}, \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (17)$$

其中 μ 是迭代步长, k 是迭代次数, $\mathbf{A} = \mathbf{I} - \mathbf{a}(\theta_s) \{\mathbf{a}^H(\theta_s) \mathbf{a}(\theta_s)\}^{-1} \mathbf{a}^H(\theta_s)$, $\mathbf{F} = \mathbf{a}(\theta_s) [\mathbf{a}^H(\theta_s) \mathbf{a}(\theta_s)]^{-1}$ 。

在用式(9)重构得到满阵接收信号向量 $\mathbf{X}(t)$ 之后, 代入式(16)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 $\|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\| < \varepsilon$ 时 (ε 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。

3 仿真试验结果

假设空间上有 3 个来自不同方向的信号, 其中一个为期望信号 $S(t)$, 两个为干扰信号 $I_1(t)$, $I_2(t)$, 不考虑信号之间的相关性, 信干比均为 $\text{SIR} = -20$ dB。设一个直线形天线阵, 满阵时的阵元数 N 为 100, 阵元间距为 $\lambda/2$ 。按照 2.2 节的压缩采样方式从这 N 个阵元中选取 M 个压缩采样阵元, 然后用 2.2 节所描述的方法进行压缩采样和满阵接收信号向量重构, 再用 2.3 节所述的方法计算天线波束的权重系数。下面我们用恢复的数据给出几种不同情况下算法的仿真结果。仿真时事先设定干扰方向数量, 只是为了模拟回波信号, 方便检查波束零陷位置及深度。实际中, 本文的算法不需要预先知道干扰信号的数量和方向。

3.1 波束性能分析

3.1.1 基于正交投影的波束形成算法仿真 设信噪比 $\text{SNR} = 0$ dB, 干噪比 $\text{INR} = 20$ dB, 恢复数据时快拍数为 128, 压缩采样单元个数 $M = 30$, 按照 2.2 节的压缩采样方式从满阵 100 个中选取的压缩采样阵元的序号为: 1, 7, 16, 18, 24, 25, 31, 39, 40, 41, 43, 50, 51, 52, 53, 55, 58, 70, 72, 75, 76, 83, 86, 87, 88, 89, 91, 96, 97, 99。下面分别对一个目标和两个目标情况做仿真分析, 目标方向已知, 干扰方向未知, 为方便分析, 假设干扰方向正弦值 ($\sin(\theta)$) 分别为 -0.5, 0.4。

情况 1: 1 个目标

目标来波方向正弦值 ($\sin(\theta)$) 为 -0.11;

情况 2: 2 个目标

目标来波方向正弦值 ($\sin(\theta)$) 分别为 -0.17, 0.05。

现分别用这 30 个阵元得到的数据直接做稀布阵的波束形成和用本文的方法恢复的数据做基于投影数字波束形成, 并与满阵(100 阵元)时的波束图比较, 3 种波束都用泰勒窗约束了波束旁瓣为 -20 dB。3 种情况下形成的波束如图 1 所示。

由图 1 可知, 在天线口径不减小的前提下, 当阵元数从 100 减少到 30 之后, 直接用普通方法所形成的波束旁瓣只有 -8 dB; 用本文提出的方法, 对数据进行恢复之后再基于正交投影的数字波束形成, 得到的波束主瓣指向精确, 干扰方向零陷深, 旁瓣低, 没有栅瓣, 与满阵(100 阵元)时得到的波束性能相同, 而且 1 个目标与多个目标效果相同。

3.1.2 基于迭代的 LCMV 波束形成算法 取信噪比 $\text{SNR} = 10$ dB, 干噪比 $\text{INR} = 30$ dB, 恢复数据时快拍数为 128, 仍然从 100 个阵元中抽取 30 个, 阵元位置分布与上面所给分布相同。由于 DBF 雷达的特性, 多个目标与单个目标处理相同, 下面仅对一个目标情况做仿真分析, 目标方向已知, 正弦值 ($\sin(\theta)$) 为 -0.2, 干扰方向未知, 为方便分析, 假设干扰方向正弦值 ($\sin(\theta)$) 分别为 -0.31, 0.11。

用这 30 个阵元得到的数据直接做波束形成和用压缩感知方法恢复的数据做基于迭代的 LCMV 波束形成, 并与满阵(100 阵元)时的波束图比较, 3 种波束同样用泰勒窗约束了波束旁瓣电平为 -20 dB。

3 种方法形成的波束如图 2 所示, 由图 2 可知, 在天线口径不减小的前提下, 当阵元数从 100 减少到 30 之后, 直接用普通方法所形成的波束旁瓣只有 -9 dB; 用本文提出的方法, 对数据进行恢复之后再做波束形成, 得到的波束性能相同与满阵(100 阵元)时几乎相同。图 3 为不同方法下输出信干噪比收敛情况, 由图 3 可知, 当输出信干噪比收敛之后, 本文方法的输出信干噪比略低于满阵时候的输出信干噪比, 但是明显优于普通方法下 30 阵元的输出信干噪比。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波束形成。

3.2 蒙特卡罗分析

为了验证该方法在不同信噪比、不同干噪比、不同快拍数及不同角度时, 该算法的正确性, 由于 DBF 的特点, 为了仿真简单, 下面在阵元位置固定

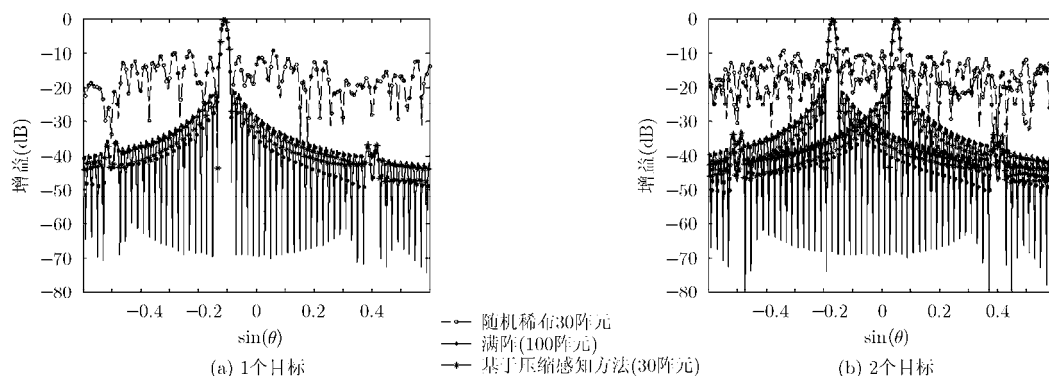


图1 基于正交投影的波束形成算法波束图(SNR=0 dB, INR=20 dB)

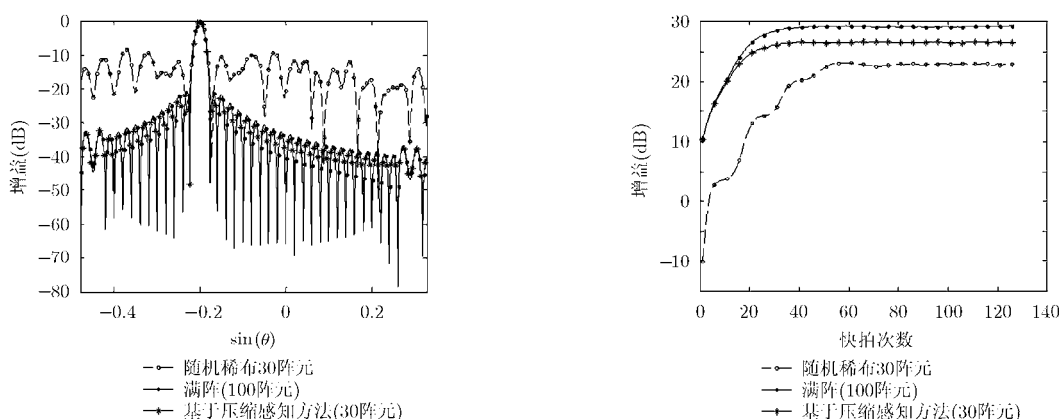


图2 基于迭代的LCMV波束图(SNR=10 dB, INR=30 dB)

图3 不同方法下收敛情况

不变前提下, 随机选取 1 个期望信号方向和两个干扰信号方向(干扰在主瓣外, 方向未知), 对下面情况分别做 200 次蒙特卡罗分析:

情况 1: SNR= -10~30 dB, SIR= -20 dB, 快拍 64;

情况 2: SNR= -10~30 dB, SIR= -20 dB, 快拍 128;

情况 3: SNR= 10 dB, SIR= -70~-10 dB, 快拍 64;

情况 4: SNR= 10 dB, SIR= -70~-10 dB, 快拍 128。

通过对不同输入信噪比及不同快拍下信号恢复情况分析可知, 增加快拍数有助于提高数据的恢复精度, 但是当信噪比较小或者干扰远大于信号时, 都有可能丢失期望方向信号, 使恢复数据中不含期望信号, 不能够用来做后面的信号处理。由情况 2 可知, 在 SIR= -20 dB 时, 当输入信噪比增大到 -5 dB, 拍数增加到 128 时, 恢复的数据不再有丢失期望信号情况; 由情况 4 可知, 在 SNR= 10 dB, 快拍数为 128 时, 当输入信干比小于 -25 dB 之后, 开始出现信号丢失现象。

下面分别用恢复得到的数据做数字波束形成,

因为增加快拍次数及提高输入信噪比可以更精确地恢复通道数据, 为了保证恢复数据中包含期望信号, 采用对数据的分段恢复, 每一段快拍数为 128, 然后再用得到的数据做波束形成, 分析波束性能。

图 4 是两种方法下波束性能分析结果, 快拍数为 128, SIR= -20 dB, 图 4(a)是正交投影算法下波束的蒙特卡罗分析结果, 图 4(b)为基于迭代的 LCMV 算法下波束的蒙特卡罗分析结果, 旁瓣电平和零陷电平是 128 次迭代之后得到的波束图的。由图 4 可知, 不管输入信号的信噪比和干噪比多大, 用恢复之后的数据做波束形成, 所得到的波束的旁瓣都较低, 干扰方向零陷都比较深。图 4 中, 虽然信噪比较低时波束图的性能依旧很好, 但由前面的分析可知, 此时恢复的数据中很有可能丢失了期望信号, 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, 但在信噪比较高快拍数充足、信号较大、干扰较小时, 即在保证了恢复的通道数据足够精确时, 两种方法的旁瓣及零陷深度都能得到保证, 即波束性能良好。

4 结束语

本文提出的接收端的基于压缩感知的数字波束

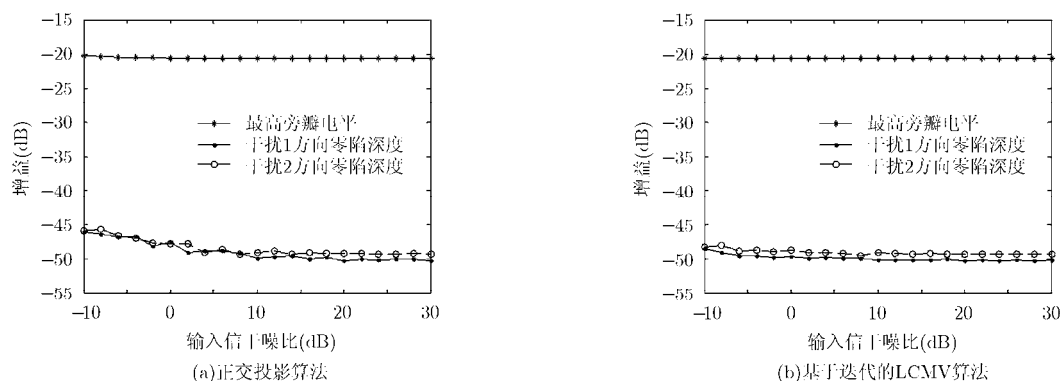


图4 不同方法下波束旁瓣电平、干扰方向零陷深度图(128次快拍)

形成算法,在不减小天线口径和保证波束性能的前提下,大大减少了阵元数目,是一种新的阵元稀疏的方法,很大程度上减小了射频前端数量。它利用回波信号在空域的稀疏性,用部分在孔径上随机抽取的阵元的接收信号,用压缩感知的方法恢复出满阵时候各通道的数据,并用恢复出的满阵的通道数据进行自适应数字波束形成,仿真结果证明了该方法的正确性。

利用等效相位中心原理优化布局的稀疏阵方法是根据遗传算法或者粒子群等优化算法优化静态方向图,主要目的是降低旁瓣,不对干扰做自适应处理,当用自适应算法抑制干扰时,旁瓣会增高,破坏波束性能,而且一般阵元最多减少一半左右;本文提出的方法,阵元数减少超过一半,而且在信噪比较高时,恢复出缺失通道的数据,能够运用自适应算法抑制干扰,得到的波束与满阵时相同的效果。仿真结果还发现,在采样压缩率大于 $2/3$ 且信干比小于 -25 dB 时,恢复的数据会出现丢失期望信号的现象,而且,目前发射端的波束形成技术还有待考虑,进一步的研究尚在进行中。

参 考 文 献

- [1] Candès E J and Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [2] Ender J H G. On compressive sensing applied to radar[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(5): 1402-1414.
- [3] 李卓凡, 闫敬文. 压缩感知及应用[J]. *微计算机应用*, 2010, 31(3): 12-16.
Li Zhuo-fan and Yan Jing-wen. Theory and application of compressive sensing[J]. *Microcomputer Applications*, 2010, 31(3): 12-16.
- [4] 戴琼海, 付长征, 季向阳. 压缩感知研究[J]. *计算机学报*, 2011, 34(3): 425-434.
Dai Qiong-hai, Fu Chang-jun, and Ji Xiang-yang. Research on compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2011, 34(3): 425-434.
- [5] 卢策吾, 刘小军, 方广有. 基于感知压缩的探地雷达数据压缩采集[J]. *电子学报*, 2011, 39(9): 2204-2206.
Lu Ce-wu, Liu Xiao-jun, and Fang Guang-you. Compressive sensing for GPR data acquisition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(9): 2204-2206.
- [6] Herman M and Strohmer T. Compressed sensing radar[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Processing*, Caesars Palace, Las Vegas, Nevada, USA, March 31-April 4, 2008: 1509-1512.
- [7] 屈乐乐, 方广有, 杨天虹. 压缩感知理论在频率步进探地雷达偏移成像中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(1): 21-26.
Qu Le-le, Fang Guang-you, and Yang Tian-hong. The application of compressed sensing to stepped-frequency ground penetrating radar migration imaging[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(1): 21-26.
- [8] 江海, 林月冠, 张冰尘, 等. 基于压缩感知的随机噪声成像雷达[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(3): 672-676.
Jiang Hai, Lin Yue-guan, Zhang Bing-chen, et al. Random noise imaging radar based on compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(3): 672-676.
- [9] Cabrera S D and Parks T W. Extrapolation and spectral estimation with iterative weighted norm codification[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(4): 842-851.
- [10] Gorodnitsky I F and Rao B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: a re-weighted minimum norm algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(3): 600-616.
- [11] Rao B D and Kreutz-Delgado K. An affine scaling methodology for best basis selection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(1): 187-199.
- [12] Cotter S F, Rao B D, Egan K, et al. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(7): 2477-2488.
- [13] 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.
- [14] 李小波. 基于压缩感知的测量矩阵研究[D]. [硕士论文], 北京交通大学, 2010.
- Li Xiao-bo. The research of measurement matrix based on compressed sensing[D]. [Master dissertation], Beijing Jiaotong University, 2010.
- [15] 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 Hai-rong, Zhang Cheng, Ding Da-wei, *et al.*. The theory of compressed sensing and reconstruction algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(1): 142-148.
- [16] Rao B D, Engan K, Cotter S F, *et al.*. Subset selection in noise based on diversity measure minimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(3): 760-770.
- [17] 贺亚鹏, 李洪涛, 王克让, 等. 基于压缩感知的高分辨 DOA 估计[J]. 宇航学报, 2011, 32(6): 1344-1349.
- He Ya-peng, Li Hong-tao, Wang Ke-rang, *et al.*. Compressive sensing based high resolution DOA estimation[J]. *Journal of Astronautics*, 2011, 32(6): 1344-1349.
- [18] Griffiths L J and Jim H W. An alternative approach to linearly constrained adaptive beamforming[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1982, 30(1): 27-34.
- [19] Huang Fei, Sheng Wei-xing, Ma Xiao-feng, *et al.*. Robust adaptive beamforming for large-scale arrays[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(1): 165-172.
- 王 建: 男, 1987 年生, 博士, 研究方向为阵列信号处理、压缩感知雷达信号处理.
- 盛卫星: 男, 1966 年生, 教授, 博士生导师, 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: 男, 1971 年生, 硕士生导师, 副教授, 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: 男, 1981 年生, 讲师, 研究方向为阵列信号处理、软件无线电等.