

基于压缩感知的空时自适应动目标参数估计

贾琼琼^{*} 吴仁彪

(中国民航大学智能信号与图像处理天津市重点实验室 天津 300300)

摘 要: 该文针对空时自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)中目标参数估计问题, 提出一种基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)技术的估计方法, 该方法根据目标信号在空时域的稀疏特性, 利用 CS 技术实现目标信号重构从而估计出目标参数。为了解决稀疏恢复有效性与参数估计精度之间的矛盾, 该文构造较小维数的基字典以确保基字典中各原子向量之间相关性尽可能小, 并将此时得到的目标参数作为粗估值; 接着在以粗估结果为邻域的区间内进行局部寻优, 得到精确的估计结果。仿真结果证实了所提方法的有效性。

关键词: 机载雷达; 动目标检测; 空时自适应处理(STAP); 参数估计; 压缩感知(CS); 匹配滤波

中图分类号: TN 959.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)11-2714-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00045

Space Time Adaptive Parameter Estimation of Moving Target Based on Compressed Sensing

Jia Qiong-qiong Wu Ren-biao

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In this paper, by exploiting the intrinsic sparsity of the moving target in the angle-Doppler domain, a new space time adaptive moving target parameter estimation algorithm is proposed, which uses the technique of sparse recovery to estimate space-time parameter of the moving target. To solve the contradiction between the successful of sparse recovery probability and the higher resolution, a small dictionary is selected to keep the coherence value between every two adjacent columns of the dictionary equal to minimize, and the parameter estimated from the above sparse recovery is regard as a rough result. To obtain a more precise result, a following match filter is applied to the local neighborhood of the obtained rough value. Effectiveness of the new method is verified via simulation examples.

Key words: Airborne radar; Moving target detection; Space-Time Adaptive Processing (STAP); Parameter estimation; Compressed Sensing (CS); Match filter

1 引言

机载雷达下视工作时微弱目标信号往往淹没于因平台运动使多普勒谱展宽了的强地杂波中, 仅用单个通道接收下来的回波信号进行多普勒处理的方法不能抑制与动目标相同多普勒频率的地物杂波^[1-5]。Brennan 等人^[3]于 1973 年提出了空时 2 维采样信号进行自适应处理的方法(即 STAP 技术), 其核心思想是利用杂波的空时耦合特性自适应地调节 2 维滤波器的响应滤除杂波, 并保证对目标有足够的增益, 它一定程度上补偿了误差所造成的影响, 大大改善了杂波抑制效果^[1-5]。

众所周知, 参数估计一直以来都是一个热点研究问题, 如何在发现目标后获取目标的有效参数对于目标跟踪具有重要意义。STAP 中目标参数估计基本都局限于利用 STAP 权矢量进行匹配滤波, 存在运算量大且估计性能有限的问题。近年来, 针对存在多普勒走动的机动目标检测问题, 文献[6-8]重点研究了机动目标加速度估计问题, 但是, 这些文献都假设目标方位角已知, 然而这一假设在实际情况中是不合理的。

基于上述原因, 本文提出了一种用于机载相控阵雷达实现动目标参数估计的方法, 该方法的基本思路是: 首先根据目标回波在空时域的稀疏特性, 利用 CS 技术^[9-13]实现目标信号重构从而得到目标参数的粗估结果, 并在以粗估结果为邻域的区间内进行匹配滤波的局部寻优处理, 实现目标参数的精确估计。第 1 步进行参数粗估, 其原因在于利用 CS

2013-01-11 收到, 2013-06-14 改回

国家自然科学基金(61231017, 61071194, U1233109), 国家科技支撑计划(2011BAH24B12)和中央高校基本科研业务费(ZXH2011C006)资助课题

*通信作者: 贾琼琼 qiongjiawei@163.com

技术进行参数估计时,若基字典维数过大,会导致字典中各原子之间相关性变大,不利于稀疏信号的恢复,因此在构造基字典时选择较小的字典维数以保证各原子向量之间的相关性小。然而较小的基字典维数会导致估计结果偏差较大,为此,我们在以粗估值为邻域的区间内进行局部寻优,从而得到精确估计结果。最后,通过仿真实验验证了本文方法的有效性。

2 数据模型

本文首先给出机载相控阵雷达接收的数据形式。设机载平台上沿航向方向放置 N 元均匀线阵,阵元间距为 $d = 0.5\lambda$, λ 为雷达发射脉冲波长,一个 CPI 内发射 K 个脉冲, x_{nk} 为第 n 个阵元在第 k 个脉冲上对应的复采样值,则每一距离门上的接收数据可以写作一个 $N \times K$ 的矩阵 X 。将 X 按列排成一个 $NK \times 1$ 的列向量,可记为 $x_{\text{pri}} = \text{vec}(X)$,就形成了一个空时快拍数据。假定单个距离门内最多存在一个目标,待检测单元的空时快拍可写成

$$x_{\text{pri}} = x_s + x_c + x_n \quad (1)$$

同理,参考单元的数据(二次数据)记为

$$x_{\text{sec}} = x_c + x_n \quad (2)$$

式中 x_c , x_s 和 x_n 分别表示杂波、目标和噪声成分。 x_s 可表示为

$$x_s = ba(u, v) \quad (3)$$

其中 b 为目标回波复幅度, $a(u, v)$ 为目标空时导向矢量:

$$a(u, v) = a(v) \otimes a(u) \quad (4)$$

\otimes 表示 Kronecker 积,空域导向矢量 $a(u)$ 为 $N \times 1$ 维列向量:

$$a(u) = [1, e^{j2\pi d \cos \phi_s / \lambda}, \dots, e^{j2\pi(N-1)d \cos \phi_s / \lambda}]^T \quad (5)$$

式中 ϕ_s 表示目标来向角, $(\cdot)^T$ 表示转置运算。时域导向矢量 $a(v)$ 为 $K \times 1$ 维列向量,可表示为

$$a(v) = [1, e^{j2\pi f_d / f_r}, \dots, e^{j2\pi(K-1)f_d / f_r}]^T \quad (6)$$

式中 f_d 表示多普勒频率, f_r 为脉冲重复频率。目标匀速运动时,其多普勒频率为恒定值,并且与运动速度 V 有式(7)的关系:

$$f_d = 2V/\lambda \quad (7)$$

当目标做匀加速运动时,其回波的多普勒频率会随时间变化:

$$f_d = 2V/\lambda + at_k/\lambda \quad (8)$$

t_k 表示慢时间, f_c 为载波频率, V 为目标的初始速度, a 为目标的加速度,将 f_d 代入到 $a(v)f_d$ 中得到匀

加速目标的时域导向矢量变化为

$$a(v) = \left[1, e^{j\left(2\pi \frac{2V}{\lambda f_r} + \pi \frac{2a}{\lambda f_r^2}\right)}, \dots, e^{j\left(2\pi(K-1) \frac{2V}{\lambda f_r} + \pi(K-1)^2 \frac{2a}{\lambda f_r^2}\right)} \right]^T \quad (9)$$

可见,匀加速目标的时域导向矢量由两部分组成,分别为目标初始多普勒频率项和调频率项,即当目标做匀加速运动时,目标的回波信号为 LFM 信号^[6-8]。

3 压缩感知原理介绍

压缩感知理论主要用于具有一定稀疏度的信号恢复,它利用信号在某一个域内是稀疏的这一先验信息,在信号重构的过程加上这个稀疏性的约束条件,就可以以少量的观测量恢复出原始的、远高于观测量长度的稀疏信号^[9-13]。

CS 理论的主要原理是:对于一个 R^P 空间的 1 维离散时间信号 z ,其元素为 $z(i)$, $i = 1, 2, \dots, P$,假设存在 I 个 P 维的基向量 $\{\varphi_i\}_{i=1}^I$ 构成 $P \times I$ 维基矩阵 ψ ,信号 z 可表示为

$$z = \sum_{i=1}^I \varphi_i \alpha_i = \psi \alpha \quad (10)$$

其中 α 仅有 l ($l \ll I$) 个非零值,此时称信号 z 是稀疏的或可压缩的。CS 理论的关键点是利用 M ($M \ll P$) 次随机观测值 y 来重建信号 z ,其数学过程可描述为

$$y = \Phi z = \Phi \psi \alpha = \Theta \alpha \quad (11)$$

其中 $\Phi \in R^{M \times P}$ 为测量矩阵, $y \in R^{M \times 1}$ 为测量向量, Θ 为由测量向量和稀疏表示基矩阵构成的字典,必须满足等距限制特性(Restricted Isometry Property, RIP)^[12]。可通过式(12)求解稀疏系数:

$$\min \|\alpha\|_{l_0}, \text{ s.t. } y = \Theta \alpha \quad (12)$$

$\|\alpha\|_{l_0}$ 表示 α 中非零元素的个数, $\min(\cdot)$ 表示取最小值。由于式(12)所示的优化问题的代价函数高度振荡,存在多个局部极小值,所以将式(12)转化为等价的式(13):

$$\min \|\alpha\|_{l_1}, \text{ s.t. } y = \Theta \alpha \quad (13)$$

其中 $\|\cdot\|_{l_1}$ 表示 l_1 范数。实际信号中不可避免地存在噪声,此时问题转化为

$$\min \|\alpha\|_{l_1}, \text{ s.t. } y = \Theta \alpha + n \quad (14)$$

4 目标空时 2 维参数估计

为了实现目标跟踪,在检测目标的同时需要对其参数进行估计。对于存在匀速运动的目标来说,需要估计的参数包括目标方位角和速度值。

4.1 基于 CS 的目标空时 2 维参数粗估计

本节利用目标回波在空时域的稀疏特性来进行

目标方位角和速度估计。利用 CS 技术对目标参数估计即对目标信号的重构,而从式(3)可以发现,目标信号重构可以转化为重构目标的空时导向矢量,从而可利用基追踪求索(Basis-Pursuit, BP)^[11]等一系列方法将目标参数估计问题转化为一个字典选择问题,因此首要问题是构造合适的基字典。

由式(3)的目标空时回波数据模型可知,任一匀速运动目标都是具有一定速度的时域导向矢量和具有一定方位角的空域导向矢量的 Kronecker 积,即所有匀速目标的空时回波数据都具有相同的形式,不同目标只是速度或(和)方位角不同。因此,我们可以以不同速度或(和)方位角对应的空时导向矢量为原子构造基字典。首先,对目标参数空间—角度和速度空间进行离散化,离散化的网格数分别为 N_s, N_v , 对应的离散化目标参数空间分别为 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{N_s}\}$, $\{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}$ 。根据离散化的角度空间 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{N_s}\}$, 将角度空间中每一个角度值对应的空域导向矢量作为空域基字典中的原子,可构造如式(15)所示的 $N \times N_s$ 维空域基字典^[12]:

$$\Theta_\phi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{j2\pi \frac{d \cos \phi_1}{\lambda}} & e^{j2\pi \frac{d \cos \phi_2}{\lambda}} & \dots & e^{j2\pi \frac{d \cos \phi_{N_s}}{\lambda}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j2\pi(N-1)\frac{d \cos \phi_1}{\lambda}} & e^{j2\pi(N-1)\frac{d \cos \phi_2}{\lambda}} & \dots & e^{j2\pi(N-1)\frac{d \cos \phi_{N_s}}{\lambda}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

同理,根据离散化的速度空间 $\{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}$ 构造如式(16)的 $K \times N_v$ 维时域基字典:

$$\Theta_V = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{j2\pi \frac{2V_1}{\lambda f_r}} & e^{j2\pi \frac{2V_2}{\lambda f_r}} & \dots & e^{j2\pi \frac{2V_{N_v}}{\lambda f_r}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j2\pi(K-1)\frac{2V_1}{\lambda f_r}} & e^{j2\pi(K-1)\frac{2V_2}{\lambda f_r}} & \dots & e^{j2\pi(K-1)\frac{2V_{N_v}}{\lambda f_r}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

要实现空时两个参数估计,我们需要构造如式(17)的基字典:

$$\Theta_{\phi V} = \Theta_V \otimes \Theta_\phi \quad (17)$$

任一次观测数据 \mathbf{x}_{pri} (这里的观测数据指目标所在单元数据经杂波抑制后的结果,具体见本文第 6 小节)均可利用稀疏基字典 $\Theta_{\phi V}$ 表示为

$$\mathbf{x}_{\text{pri}} = \Theta_{\phi V} \boldsymbol{\rho} \quad (18)$$

$\boldsymbol{\rho}$ 为系数向量,且 $\boldsymbol{\rho}$ 的大部分元素都为 0 或近似为 0,只有 l 个元素绝对值大于 0, l 表示数据中包含目标的数目,本文中认为同一方位角待测单元只包含一个目标,因此这里可认为 $l = 1$ 。 $\boldsymbol{\rho}$ 可通过式(19)的约束方程来求解:

$$\min(\|\boldsymbol{\rho}\|_1), \text{ 且 } \mathbf{x}_{\text{pri}} = \Theta_{\phi V} \boldsymbol{\rho} \quad (19)$$

又由于观测数据中不可避免地包含噪声成分,即

$$\mathbf{x}_{\text{pri}} = \Theta_{\phi V} \boldsymbol{\rho} + \mathbf{n} \quad (20)$$

因此式(19)的约束方程应该变为

$$\min(\|\boldsymbol{\rho}\|_1), \text{ 且 } \|\mathbf{x}_{\text{pri}} - \Theta_{\phi V} \boldsymbol{\rho}\|_2 \leq \xi \quad (21)$$

其中 $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数, ξ 表示稀疏恢复所允许的误差限。这里 l_2 范数的约束使得 $\|\mathbf{x}_{\text{pri}} - \Theta_{\phi V} \boldsymbol{\rho}\|_2$ 的残余成分尽可能小, l_1 范数约束 $\min(\|\boldsymbol{\rho}\|_1)$ 目的在于使恢复信号尽可能稀疏。对于式(21)求解得系数向量 $\boldsymbol{\rho}$, $\boldsymbol{\rho}$ 中非零元素对应的空时参数即为我们所要估计的目标的参数值。

4.2 局部寻优的空时 2 维参数精确估计

由压缩感知理论可知,在构造基字典时,如果 N_s, N_v 取值过大时会造成基字典中各原子之间的相关性增大从而不利于稀疏信号的恢复^[13-15],因此我们在构造基字典时对 N_s, N_v 均取较小的值。但是,当 N_s, N_v 较小时又会导致参数估计不准的问题。因此我们将 4.1 节估计的结果作为粗结果,记为 $\hat{\phi}_0, \hat{V}_0$ 。为了进一步得到目标参数的精确估计结果,这里取以 $\hat{\phi}_0, \hat{V}_0$ 为中心的邻域:

$$\left. \begin{aligned} \phi_\Delta &= (\hat{\phi}_0 - \Delta\phi, \hat{\phi}_0 + \Delta\phi) \\ V_\Delta &= (\hat{V}_0 - \Delta V, \hat{V}_0 + \Delta V) \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

在邻域内对待估参数进一步细化,并对回波数据进行匹配滤波的局部寻优处理,即

$$\hat{\phi}, \hat{V} = \max_{\phi \in \phi_\Delta, V \in V_\Delta} \arg(\mathbf{x}_{\text{pri}}^H \mathbf{s}(\phi, V)) \quad (23)$$

根据式(23)的代价函数即可实现目标参数的精确估计。

基于匹配滤波的目标检测及参数估计早已得到广泛应用。但是,如果直接进行匹配滤波存在搜索范围大的问题,这无疑会导致运算量大大增加,为此,本文先进行压缩感知粗略估计出目标参数,然后在粗估值的邻域内进行匹配寻优处理,得到最终估计结果,从而在得到精确估计结果的同时保证运算量尽可能小。

5 目标空时频 3 维参数估计

除匀速运动的目标外,机动目标更为普遍,其中匀加速运动目标是一种较常见的机动目标。对于存在加速度的机动目标来说,需要估计的参数包括目标方位角、速度及加速度值(即空时频 3 维参数),下面我们给出机动目标空时频 3 参数估计方法。

5.1 基于 CS 的目标空时频 3 参数粗估计

机动目标的空时导向矢量与匀速目标不同,因此估计机动目标的参数时,基字典也会不同。为了

构造空时频 3 维基字典,除了需要第 4 节的空域基字典 Θ_ϕ , 时域基字典 Θ_V 还需要构造频域基字典 Θ_a 。为了构造 Θ_a 首先对目标加速度空间离散化为 N_a 个网格,对应的离散化目标参数空间为 $\{a_1, a_2, \dots, a_{N_a}\}$ 。根据离散化的角度空间及离散化的加速度空间 $\{a_1, a_2, \dots, a_{N_a}\}$, 构造如式(24)所示的 $K \times N_a$ 维频域基字典。

$\Theta_a =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{j\pi \frac{2a_1}{\lambda(f_r)^2}} & e^{j\pi \frac{2a_2}{\lambda(f_r)^2}} & \dots & e^{j\pi \frac{2a_{N_a}}{\lambda(f_r)^2}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j\pi(K-1)^2 \frac{2a_1}{\lambda(f_r)^2}} & e^{j\pi(K-1)^2 \frac{2a_2}{\lambda(f_r)^2}} & \dots & e^{j\pi(K-1)^2 \frac{2a_{N_a}}{\lambda(f_r)^2}} \end{bmatrix} \quad (24)$$

从而可构造如式(25)的基字典:

$$\Theta_{\phi Va} = \Theta_V \odot \Theta_a \otimes \Theta_\phi \quad (25)$$

式中 $\Theta_V \odot \Theta_a$ 表示 Θ_V 的每一个列向量分别与 Θ_a 的每一个列向量进行点积,所以 $\Theta_V \odot \Theta_a$ 为 $K \times N_v N_a$ 维矩阵。目标的 3 参数便可通过对如式(26)所示的约束方程求解:

$$\min(\|\rho\|_1), \quad \text{且} \quad \|\mathbf{x}_{\text{pri}} - \Theta_{\phi Va} \rho\|_2 \leq \xi \quad (26)$$

5.2 局部寻优的空时频 3 参数精确估计

将 5.1 节估计的结果作为粗结果,记为 $\hat{\phi}_0, \hat{a}_0, \hat{V}_0$ 。为了进一步得到目标参数的精确估计结果,取以 $\hat{\phi}_0, \hat{a}_0, \hat{V}_0$ 为中心的邻域:

$$\left. \begin{aligned} \phi_\Delta &= (\hat{\phi}_0 - \Delta\phi, \hat{\phi}_0 + \Delta\phi) \\ a_\Delta &= (\hat{a}_0 - \Delta a, \hat{a}_0 + \Delta a) \\ V_\Delta &= (\hat{V}_0 - \Delta V, \hat{V}_0 + \Delta V) \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

在邻域内对待估参数进一步细化,并对回波数据进行局部寻优,即构造如式(28)代价函数:

$$\hat{\phi}, \hat{V}, \hat{a} = \max_{\phi \in \phi_\Delta, V \in V_\Delta, a \in a_\Delta} \arg(\mathbf{x}_{\text{pri}}^H \mathbf{s}(\phi, V, a)) \quad (28)$$

根据式(28)的代价函数即可实现目标 3 参数的精确估计。

6 算法步骤

图1给出了本文算法流程,下面进行详细介绍(其中空时2维参数估计选用步骤中(a)方法,空时频3参数估计选用步骤中(b)方法):

第 1 步 利用参考单元的样本数据估计杂波协方差矩阵 R , 估计得到的协方差矩阵记为 \hat{R} ^[1];

第 2 步 对待测单元的数据进行杂波抑制^[16];

第 3 步 (a)根据离散化目标的来向角空间、

速度空间及加速度空间,并根据离散化的参数及式(15),式(16)及式(17)构造目标空时2维参数同时估计所需的基字典。(b)根据离散化目标的来向角空间、速度空间及加速度空间,并根据离散化的参数及式(15),式(16),式(24)及式(25)构造目标空时频3维参数同时估计所需的基字典;

第 4 步 (a)求解式(21),得到基于CS的目标参数粗估计,粗估计结果记为 $\hat{\phi}_0, \hat{V}_0$ 。(b)求解式(26),得到基于CS的目标参数粗估计,粗估计结果记为 $\hat{\phi}_0, \hat{a}_0, \hat{V}_0$;

第 5 步 (a)根据粗估值 $\hat{\phi}_0, \hat{V}_0$, 确定如式(22)所示的区间。(b)根据粗估值 $\hat{\phi}_0, \hat{a}_0, \hat{V}_0$, 确定如式(27)所示的区间;

第 6 步 (a)根据式(23)所示的代价函数,实现目标参数精确估计,得到最终估计结果 $\hat{\phi}, \hat{V}$ 。(b)根据式(28)所示的代价函数,实现目标参数精确估计,得到最终估计结果 $\hat{\phi}, \hat{a}, \hat{V}$ 。

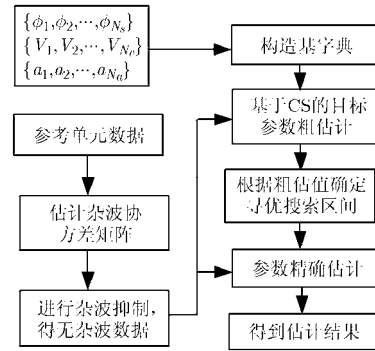


图1 本文方法实现框图

7 仿真分析

仿真参数设置:天线阵为阵元数 $N = 16$ 的正侧视理想均匀线阵,阵元间距 $d = 0.5 \lambda$, 雷达发射波长 $\lambda = 0.23 \text{ m}$, 相干处理脉冲数 $K = 64$, 载机速度 $V_p = 140 \text{ m/s}$, 杂噪比为 60 dB , 载机高度 $H = 8000 \text{ m}$, 发射脉冲重复频率 $f_r = 2434.8 \text{ Hz}$, 雷达距离分辨率为 $\Delta R = 20 \text{ m}$ 。

7.1 空时 2 维参数估计性能仿真

位于方位角 90° 处的匀速运动目标,速度为 98 m/s 。

图2对比了在离散化网格数相等情况下传统匹配滤波方法和CS粗估计方法的估计结果。其中图2(a)为匹配滤波结果,图2(b)为CS粗估计结果,图2(c), 2(d)分别是图2(a), 2(b)沿目标所在多普勒频率和方位角的切面。从图2可以看出,CS的分辨率要高于传统匹配滤波的分辨率。

图3给出了目标参数的估计性能曲线,其中图3(a)为方位角估计结果随SNR的变化曲线,图3(b)为目标速度估计性能随SNR的变化曲线。可以看出,在SNR较低时,方位角和速度估计的均方根误差较大,随着SNR的增加估计性能逐渐变好,当SNR接近-17 dB时,方位角和速度估计的均方根误差都已接近对应的CRB,此后,随着SNR的增加,估计性能会无限接近CRB(空时2维参数估计的CRB推导见文献[17])。

7.2 空时频3维参数估计性能仿真

目标方位角 90° 处,初始速度为 98 m/s ,加速度为 $a = 200\text{ m/s}^2$ 。

图4对比了在离散化网格数相等情况下传统匹配滤波方法和CS粗估计方法对空时频3参数的估计结果。其中图4(a)为方位角结果对比,图4(b)为速度

估计结果对比,图4(c)为加速度估计结果对比。本实验结果再一次验证了CS估计的分辨率要高于传统匹配滤波的分辨率。另外,从图4(c)可以看出,CS粗估计方法对于加速度的估计存在较大偏差但其性能仍优于传统匹配滤波。

图5给出了目标参数估计的性能曲线,其中图5(a)为方位角估计结果随SNR的变化曲线,图5(b)为目标速度估计性能随SNR的变化曲线,图5(c)为加速度的估计性能随SNR的变化曲线。从图5可以看出,目标各参数的估计性能均随着SNR的增加而逐渐变好,当SNR接近-17 dB时,方位角和速度估计的均方根误差都已接近对应的CRB,当SNR接近-25 dB时,加速度估计的均方根误差就已经接近其对应的CRB,从而验证了本文空时频3参数估计方法的有效性。

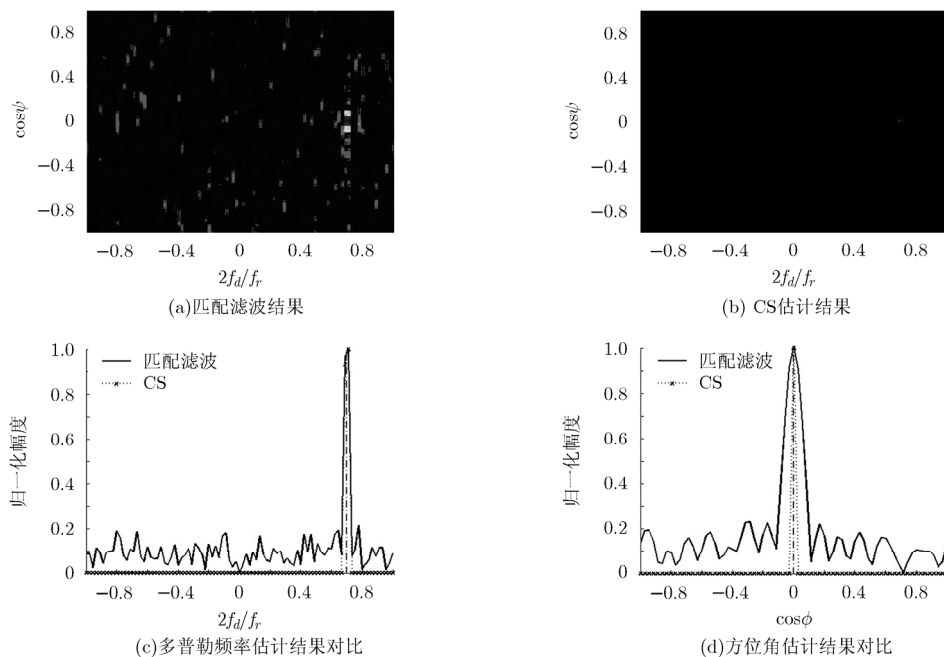


图2 空时2维目标参数估计结果

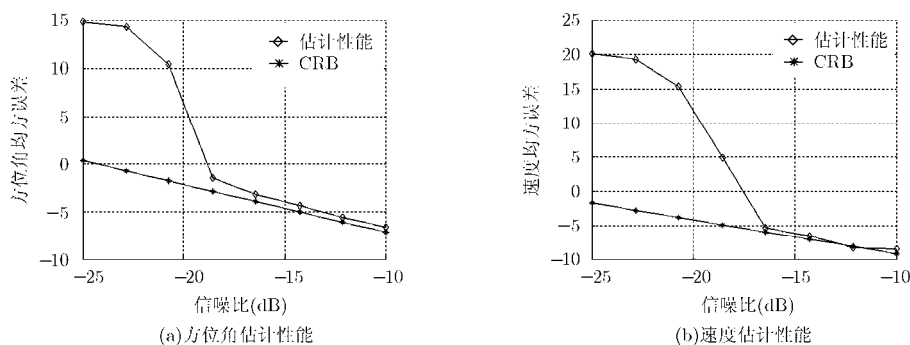


图3 目标参数估计性能随SNR的变化曲线

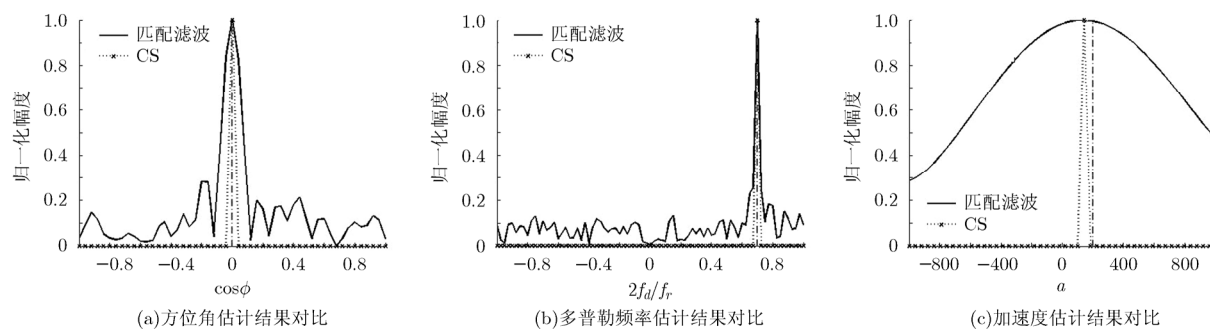


图4 空时频3维目标参数估计结果

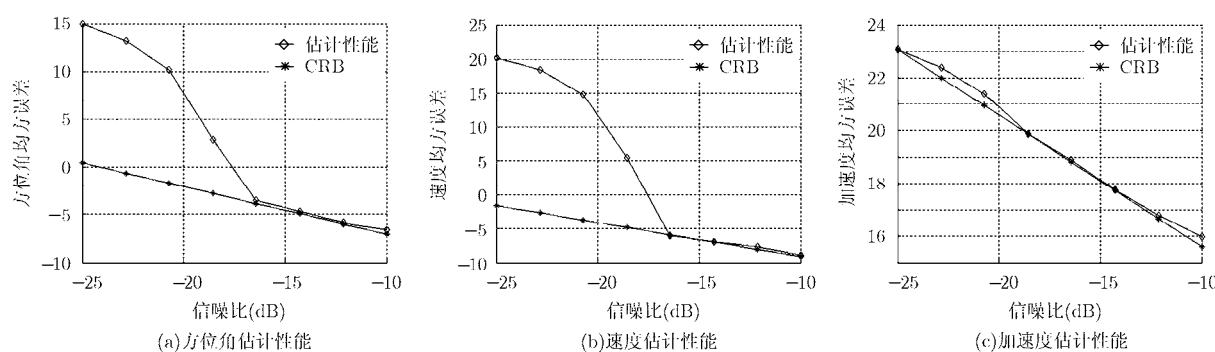


图5 目标参数估计性能随SNR的变化曲线

8 结束语

本文提出了一种有效的 STAP 目标参数估计方法。该方法利用目标回波在空时域的稀疏特性采用 CS 技术实现目标信号重构从而得到目标参数的粗估值,然后在以粗估值为邻域的区间内进行局部寻优处理,从而得到更精确的参数估计结果。此外,本文还对所提空时 2 维参数估计方法进行推广,实现机动目标空时频 3 维参数的同时估计。

由于本文假设待测单元内只包含一个目标,即稀疏度已知且为 1,但实际情况中也不排除待测单元内包含数个目标的可能性。对于目标数目未知的多目标检测与参数估计方法是我们下一步要研究的重点问题。

参考文献

- [1] Klemm R K. Principles of Space-Time Adaptive Processing [M]. London: The Institution of Electrical Engineers, 2002: 87-100.
- [2] 王永良, 彭应宁. 空时自适应信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 26-43.
Wang Yong-liang and Peng Ying-ning. Space Time Adaptive Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 26-43.
- [3] Brennan L E and Reed I S. Theory of adaptive radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic System*, 1973, 9(2): 237-252.
- [4] Ward J. Space-time adaptive processing for airborne radar[R]. Technical Report 1015, MIT Lincoln Laboratory, Dec. 1994.
- [5] 保铮, 廖桂生, 吴仁彪, 等. 相控阵机载雷达杂波抑制的时-空二维自适应滤波[J]. *电子学报*, 1993, 21(9): 1-7.
Bao Zheng, Liao Gui-sheng, Wu Ren-biao, *et al.* Adaptive spatial-temporal processing for airborne radars[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1993, 21(9): 1-7.
- [6] 吴仁彪, 王小寒, 李海, 等. 基于重构时间采样的空中机动目标检测与参数估计[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(4): 936-942.
Wu Ren-biao, Wang Xiao-han, Li Hai, *et al.* Detection and parameter estimation of air maneuvering targets via reconstructing time samples[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(4): 936-942.
- [7] 李海, 吴仁彪, 王小寒. 基于非线性最小二乘的空中机动目标检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(9): 2143-2148.
Li Hai, Wu Ren-biao, and Wang Xiao-han. Detection of air maneuvering targets via nonlinear least squares[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(9): 2143-2148.
- [8] 王冬梅, 李海, 吴仁彪. 一种机载变速目标检测方法研究[J]. *现代雷达*, 2012, 34(2): 33-36.
Wang Dong-mei, Li Hai, and Wu Ren-biao. A Study on the maneuvering target detection of airborne radar[J]. *Modern Radar*, 2012, 34(2): 33-36.
- [9] Candès E. Compressive sampling[C]. *Proceedings of the*

- International. Congress of Mathematics, Madrid, Spain, 2006: 1433-1452.
- [10] Mishali M and Eldar Y C. Reduce and boost: recovering arbitrary sets of jointly sparse vectors[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2008, 56(10): 4692-4702.
- [11] Chen Shao-bing, Donoho D L, and Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Review*, 2012, 43(1): 129-159.
- [12] Sun Ke, Zhang Hao, Li Gang, *et al.* A novel STAP algorithm using sparse recovery technique[C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, African, 2009, 5: 336-339.
- [13] Weng Zhi-yuan and Wang Xin. Support recovery in compressive sensing for estimation of Direction-Of-Arrival[C]. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Cape Town, South Africa, 2011: 1491-1495.
- [14] 张玉玺, 孙进平, 张冰尘, 等. 基于压缩感知理论的多普勒解模糊处理[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(9): 2103-2108.
Zhang Yu-xi, Sun Jin-ping, Zhang Bing-chen, *et al.* Doppler ambiguity resolution based on compressive sensing theory [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(9): 2103-2108.
- [15] 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[J]. 中国科学: F 辑, 2011, 41(12): 1517-1528.
Liu Yan, Wu Qi-song, Sun Guang-cai, *et al.* Parameter estimation of moving targets in the SAR system with a low PRF sampling rate[J]. *Science in China, Series F*, 2011, 41(12): 1517-1528.
- [16] 吴仁彪, 贾琼琼, 李海. 机载雷达高速空中微弱目标检测新方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1459-1464.
Wu Ren-biao, Jia Qiong-qiong, and Li Hai. Detection of fast moving dim targets on airborne radar via STAP[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(6): 1459-1464.
- [17] Klemm R K. Cramer-Rao analysis of reduced order STAP processors[C]. IEEE International Radar Conference, Alexandria, 2000: 584-589.
- 贾琼琼: 女, 1986 年生, 助教, 研究方向为空时自适应信号处理、雷达动目标检测、参数估计等.
- 吴仁彪: 男, 1966 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为自适应信号处理、高分辨率雷达成像与自动目标识别、民航无线电干扰检测与自适应抑制、民航遥感信息处理与应用等.