

正交压缩采样雷达偏离网格 目标时延估计技术

陈胜■, 席峰, 刘中

(南京理工大学电子工程系, 江苏南京 210094)

摘要: 参数扰动正交匹配追踪是一种有效的偏离网格目标时延估计技术. 但是, 该方法在每次迭代时只搜索一个目标, 计算量大. 本文提出一类低计算量的偏离网格目标时延估计技术——参数扰动带排除贪婪重构算法. 该算法在贪婪重构方法中引入带排除技术, 用于检测多个与目标最邻近的离散网格, 利用参数扰动技术来估计目标与最邻近离散网格之间的时延偏差. 本文以正交压缩采样雷达为例, 采用回溯自适应正交匹配追踪方法, 研究参数扰动带排除贪婪重构算法性能. 仿真实验表明, 与已有的相关方法相比, 该算法在不影响估计精度的情况下可减少一倍以上的计算时间.

关键词: 压缩采样; 雷达; 时延估计; 偏离网格目标

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2015)12-2352-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.12.002

Time-Delay Estimation of Off-Grid Targets for Quadrature Compressive Sampling Radar

CHEN Sheng-yao, XI Feng, LIU Zhong

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

Abstract: Parameter-perturbed orthogonal matching pursuit is an effective technique for estimating the time-delays of off-grid targets. However, the technique consumes large computational loading because it only searches one target at each iteration. This paper develops a kind of low complexity methods, which is called parameter-perturbed band-excluded greedy reconstruction algorithms, to estimate the off-grid targets. The proposed technique combines the band-excluded technique and the greedy reconstruction methods to detect the nearest discrete grids of several off-grid targets and exploits the parameter-perturbed technique to estimate the time-delay bias between the off-grid targets and the nearest discrete grids. Taking the quadrature compressive sampling radar as an example, this paper studies the estimation performance of the proposed technique through the backtracking adaptive orthogonal matching pursuit method. Simulation results show that in comparison with other related methods, the proposed technique reduces the computational time more than one time without affecting estimation accuracy.

Key words: compressive sampling; radar; time-delay estimation; off-grid targets

1 引言

压缩采样 (Compressing Sampling, CS), 也称作压缩感知, 是一种通过随机线性投影来采样稀疏信号的新型低速率信号采样理论^[1,2]. 对模拟信号而言, 该采样理论也称为模拟信息转换 (Analog-to-Information Conversion, AIC). 根据不同的随机投影结构, 人们提出了多种 AIC 系统, 主要包括随机采样、随机滤波、随机解调、调制宽带转换器和正交压缩采样等^[3~7]. 其中, 正交压缩采样

(Quadrature CS, QuadCS)^[7] 是基于带通稀疏信号模型发展而来的, 可直接提取基带正交支路信号, 更适用于采样雷达回波. 文献[8]将 QuadCS 应用于脉冲多普勒雷达信号处理, 充分证明了 QuadCS 雷达目标距离和速度估计的正确性和有效性.

将 AIC 系统用于采样雷达信号, 为了能够稀疏表示回波信号, 人们通常将时延-多普勒平面离散化, 通过对发射信号分别进行时移和频移来构造稀疏表示字典^[9,10]. 为了保证压缩测量可由 AIC 系统与稀疏表示字

典组成的感知矩阵稀疏表示,目标必须准确位于离散网格上.如果真实目标偏离网格,上述表示方式将产生模型误差;目标偏离网格的距离越远,产生的模型误差也越大,一般稀疏重构算法难以正确估计出目标的距离和速度.该模型误差在 CS 研究中也受到了广泛关注,通常被称作基失配问题^[11].

为了有效估计偏离网格目标,人们基于不同的应用背景提出了多种算法.这些算法根据信号稀疏表示方式大致分为两类:一类采用网格细化的离散字典来稀疏表示偏离网格目标^[12,13],另一类采用参数化字典来稀疏表示偏离网格目标^[14~16].对于第一类算法,网格细化可降低偏离网格目标稀疏表示的近似误差,但离散字典中相邻原子间的相关性显著增加,字典维数也显著增加.为有效抑制相邻原子间强相关性的影响,通常在信号重构方法中引入额外的约束.例如文献^[12]采用相干性抑制条件来限制相邻目标间的距离,提出谱迭代硬阈值算法;文献^[13]采用与相干性抑制条件类似的带排除准则,提出带排除正交匹配追踪(Band-excluded Orthogonal Matching Pursuit, BOMP)算法.但是,网格细化并不能从本质上消除稀疏表示误差.当目标偏离细化的离散网格时,该误差始终存在,从而对目标估计性能产生不利影响.对于第二类算法,核心问题是如何估计偏离网格目标的字典参数.在业已发展的方法中,其基本思想是将内插技术^[14]或参数扰动技术^[17]与传统重构方法相结合.例如,文献^[14,15]用内插技术在离散网格处线性逼近偏离网格目标,然后分别采用基追踪算法和 BOMP 算法估计目标参数;文献^[16]将参数扰动技术与正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)相结合,提出参数扰动 OMP(Parameter-perturbed OMP, POMP)算法来估计雷达回波信号中偏离网格目标参数.应当指出,内插技术始终会产生逼近误差,且逼近误差会随着目标个数的增加而不断积累,导致目标参数难以正确估计;参数扰动技术可精确估计目标参数,估计性能不会随着目标个数的增加而快速下降,是已有的估计方法中估计精度最高的一种技术.

本文主要研究基于参数扰动技术的估计方法.文献^[16]的 POMP 算法将参数扰动技术与 OMP 相结合,对检测出的目标,采用约束非线性优化问题估计目标参数;但是,该算法每次迭代时只检测一个目标,计算量较大.本文提出在每次迭代时检测多个目标,通过减少约束非线性优化问题求解次数来降低计算量的估计策略.应当指出,在每次迭代检测多个目标的贪婪重构(简称为多目标贪婪重构)方法中,比如回溯自适应 OMP(Backtracking Adaptive OMP, BAOMP)^[18]、压缩采样匹配追踪^[19]和子空间追踪^[20]等,当目标偏离网格时,目标相邻区域内多个离散网格系数均不为零,将导致

离散网格检测错误.为此,本文引入带排除技术^[13],以确保被检测出的离散网格的正确性.我们将这类算法称为参数扰动带排除贪婪重构(Parameter-perturbed Band-excluded Greedy Reconstruction, PBGR)算法.本文以 QuadCS 雷达目标时延估计为背景,以 BAOMP 算法为例,研究 PBGR 算法的估计精度和计算量.

2 背景知识和问题描述

2.1 信号模型

在雷达系统中,接收机通常将射频信号下变频至中频后再进行后续处理.对于 K 个静止的非起伏点目标,回波信号下变频至中频后可表示为:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sigma_k a(t-t_k) \cos[2\pi f_0(t-t_k) + \phi(t-t_k) + \varphi_k] \quad (1)$$

其中, f_0 是载波频率, $a(t)$ 和 $\phi(t)$ 分别是发射信号的包络和相位, σ_k , t_k 和 φ_k 分别是第 k 个目标对应的反射系数、时延和相位偏移.假定发射信号的带宽为 B , 如果 $f_0 \geq B/2$, 信号 $r(t)$ 是载频为 f_0 , 带宽为 B 的带通信号, 其正交表示形式为:

$$r(t) = I(t) \cos(2\pi f_0 t) - Q(t) \sin(2\pi f_0 t) \quad (2)$$

对应的基带复包络信号 $\bar{s}(t)$ 为:

$$\bar{s}(t) = I(t) + jQ(t) = \sum_{k=1}^K \bar{\sigma}_k \bar{s}_0(t-t_k) \quad (3)$$

其中 $\bar{\sigma}_k = \sigma_k e^{j\varphi_k - j2\pi f_0 t_k}$ 是目标的复反射系数, $\bar{s}_0(t) = a(t) e^{j\phi(t)}$ 是发射信号的基带复包络.可以看出, $\bar{s}(t)$ 由 $\bar{s}_0(t)$ 经过 K 个不同的时延加权叠加而成.

波形匹配字典^[7,8]是常用的雷达回波稀疏表示字典.其基本思想是对目标可能出现的时延区间离散化,将 $\bar{s}_0(t)$ 经过不同的离散时延作为波形匹配字典的原子.假定目标可能出现的时延区间为 $[0, T_d]$, 以时延间隔 $\Delta\tau = 1/B$ 对该区间离散化.于是,波形匹配字典 $\tilde{\Psi}(t) = [\tilde{\psi}_1(t), \dots, \tilde{\psi}_N(t)]$ 的原子个数为 $N = \lceil T_d/\Delta\tau \rceil$, 第 i 个原子为 $\tilde{\psi}_i(t) = \bar{s}_0(t - \tau_i)$, 对应的时延为 $\tau_i = (i-1)\Delta\tau$. 如果目标时延满足 $t_k \in \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N\}$, 信号 $\bar{s}(t)$ 可表示为

$$\bar{s}(t) = \sum_{i=1}^N \bar{\sigma}_i \tilde{\psi}_i(t) = \tilde{\Psi}(t) \bar{\sigma} \quad (4)$$

其中, $\bar{\sigma} = [\bar{\sigma}_0, \dots, \bar{\sigma}_{N-1}]^T$ 表示复反射系数向量, $\bar{\sigma}$ 中非零元素的个数为 $\|\bar{\sigma}\|_0 = K$. 如果 $K \ll N$, 则信号 $\bar{s}(t)$ 可由波形匹配字典 $\tilde{\Psi}(t)$ 稀疏表示, 信号的稀疏度为 K .

2.2 正交压缩采样系统

QuadCS 系统是一种实现带通稀疏信号压缩采样的 AIC 结构^[7], 它由低速采样子系统和正交解调子系统两部分组成, 具体结构如图 1 所示.

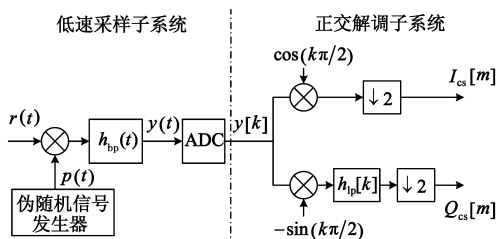


图1 正交压缩采样系统

对 QuadCS 系统, 信号 $r(t)$ 经过随机调制和带通滤波后的输出信号 $y(t)$ 为:

$$y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_{bp}(\eta) p(t - \eta) r(t - \eta) d\eta$$

$$= \text{Re} \{ \tilde{s}_{cs}(t) e^{j2\pi f_0 t} \} \quad (5)$$

其中, $p(t)$ 是带宽为 B 的伪随机二相码信号, 码片持续时间为 $1/B$, $h_{bp}(t)$ 是中心频率为 f_0 、带宽为 B_{cs} ($B_{cs} \ll B$) 的带通滤波器, $\tilde{s}_{cs}(t)$ 是信号 $r(t)$ 的复包络压缩信号,

$$\tilde{s}_{cs}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_{bp}(\eta) e^{-j2\pi f_0 \eta} p(t - \eta) \tilde{s}(t - \eta) d\eta \quad (6)$$

因此, $y(t)$ 是一个带宽为 B_{cs} 的带通信号, 可对其进行正交采样. 如果带通采样频率 f_{cs} 满足 $f_{cs} = 4f_0/(4l + 1)$, l 为满足 $l \leq \lfloor (f_0 - B_{cs}/2)/2B_{cs} \rfloor$ 的正整数, $y(t)$ 的带通采样值 $y[k]$ 可表示为

$$y[k] = I_{cs}[k] \cos(\pi k/2) - Q_{cs}[k] \sin(\pi k/2) \quad (7)$$

其中, $I_{cs}[k]$ 和 $Q_{cs}[k]$ 分别表示 $\tilde{s}_{cs}(t)$ 的同相和正交分量采样. 对 $y[k]$ 进行正交解调, 获得压缩测量的同相分量 $I_{cs}[m]$ 和正交分量 $Q_{cs}[m]$ ($m = 2k, k = 0, 1, 2, \dots$), 相应的复压缩测量为

$$\tilde{s}_{cs}[m] = I_{cs}[m] + jQ_{cs}[m] \quad (8)$$

由式(4)和(6)可知, $\tilde{s}_{cs}(t) = \tilde{\Psi}_{cs}(t) \tilde{\sigma}$, 其中 $\tilde{\Psi}_{cs}(t) = [\tilde{\psi}_1^{cs}(t), \tilde{\psi}_2^{cs}(t), \dots, \tilde{\psi}_N^{cs}(t)]$ 是 QuadCS 系统和字典 $\tilde{\Psi}(t)$ 联合构成的感知矩阵, 且有

$$\tilde{\psi}_i^{cs}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_{bp}(\eta) e^{-j2\pi f_0 \eta} p(t - \eta) \tilde{\psi}_i(t - \eta) d\eta \quad (9)$$

对等效低通滤波器 $h_{bp}(t) e^{-j2\pi f_0 t}$ 、随机信号 $p(t)$ 和波形匹配原子 $\tilde{\psi}_i(t)$ 以采样速率 B 进行 Nyquist 采样, 式(9)的离散等价表示形式为 $\tilde{\psi}_i^{cs} = \mathbf{H}\mathbf{D}\tilde{\psi}_i$. 其中, \mathbf{H} 是等效低通滤波器对应的卷积矩阵, \mathbf{D} 是对角矩阵, 对角元素为 $p(t)$ 的采样值, $\tilde{\psi}_i$ 是 $\tilde{\psi}_i(t)$ 的采样值组成的列向量. 为了简化描述, 假定 $f_{cs} = 2B_{cs}$ 和 $B_{cs} = B/J$, 其中 J 是大于 1 的正整数. 如果发射信号的脉宽为 T_p , 则 $\tilde{\psi}_i$ 的长度为 $L = \lceil (T_p + T_d)B \rceil$, 复压缩测量个数为 $M = \lceil (T_p + T_d)B/J \rceil$. 令复压缩测量向量 $\tilde{s}_{cs} = [\tilde{s}_{cs}[1], \tilde{s}_{cs}[2], \dots, \tilde{s}_{cs}[M]]^T \in \mathbf{C}^{M \times 1}$, 回波信号采样向量 $\tilde{s} = [\tilde{s}[1], \tilde{s}[2], \dots, \tilde{s}[L]]^T \in \mathbf{C}^{L \times 1}$, 离散网格波形匹配字典 $\tilde{\Psi} = [\tilde{\psi}_1,$

$\tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_N]^T \in \mathbf{C}^{L \times N}$, 以间距 J 对 \mathbf{H} 行抽取获得矩阵 $\mathbf{M} \in \mathbf{C}^{M \times L}$, 离散网格感知矩阵 $\tilde{\Psi}^{cs} = [\tilde{\psi}_1^{cs}, \tilde{\psi}_2^{cs}, \dots, \tilde{\psi}_N^{cs}]^T \in \mathbf{C}^{M \times N}$, 则

$$\tilde{s}_{cs} = \mathbf{M}\tilde{\mathbf{D}}\tilde{\sigma} = \mathbf{M}\tilde{\mathbf{D}}\tilde{\Psi}\tilde{\sigma} = \tilde{\Phi}\tilde{\Psi}\tilde{\sigma} = \tilde{\Psi}^{cs}\tilde{\sigma} \quad (10)$$

文献[7]证明 $\tilde{\Psi}^{cs}$ 满足约束等距特性, 可通过求解如下问题估计目标的时延和反射系数

$$\hat{\tilde{\sigma}} = \arg \min_{\tilde{\sigma}} \|\tilde{\sigma}\|_1, \quad \text{s.t. } \tilde{s}_{cs} = \tilde{\Psi}^{cs}\tilde{\sigma} \quad (11)$$

式(10)的描述方式也可以用于基于其它 AIC 系统的压缩采样雷达, 只是测量矩阵 $\tilde{\Phi} = \mathbf{M}\tilde{\mathbf{D}}$ 的形式不同. 上述讨论是在无噪环境下进行的. 在噪声环境下, 压缩测量包含压缩测量噪声[7].

2.3 问题描述

在式(10)中, \tilde{s}_{cs} 可由 $\tilde{\Psi}^{cs}$ 稀疏表示的前提是目标时延位于离散时延网格 $\{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N\}$ 上. 当目标时延偏离网格时, $\tilde{s}(t)$ 不能由 $\tilde{\psi}(t)$ 稀疏表示. 偏离网格目标的回波 $\tilde{s}_0(t - \tau)$ 会分解为相邻多个离散网格的加权叠加, 稀疏性假设遭到破坏, 求解问题(11)不能正确估计目标时延. 本文基于参数化描述的稀疏表示字典, 提出一种有效的偏离网格目标估计方法, 用于正交压缩采样雷达的时延估计.

3 参数扰动带排除贪婪重构算法

实际雷达场景中, 目标时延 t_k 可能出现在 $[0, T_d)$ 内的任意位置. 为了能够稀疏表示回波信号, 我们采用参数化波形匹配字典来描述信号. 在第 i 个离散网格的邻域 $(\tau_i - \Delta\tau/2, \tau_i + \Delta\tau/2)$ 上, 定义参数化波形匹配字典的第 i 个原子为 $\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i) = \tilde{s}_0(t - \tau_i - \delta_i)$, 其中 δ_i 为原子 $\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 的时延网格偏差, 满足 $|\delta_i| < \Delta\tau/2$. 假定 $\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 的采样向量为 $\tilde{\Psi}(\tau_i, \delta_i)$, 则 \tilde{s} 可表示为:

$$\tilde{s} = \sum_{i=1}^K \tilde{\sigma}_i \tilde{\Psi}(\tau_i, \delta_i) \quad (12)$$

\tilde{s}_{cs} 可表示为:

$$\tilde{s}_{cs} = \sum_{i=1}^K \tilde{\sigma}_i \tilde{\Phi}\tilde{\Psi}(\tau_i, \delta_i) \quad (13)$$

于是, K 个偏离网格目标的时延估计可转化为求解如下问题:

$$\arg \min_{\tilde{\sigma}_i, \delta_i} \left\| \tilde{s}_{cs} - \sum_{i=1}^K \tilde{\sigma}_i \tilde{\Phi}\tilde{\Psi}(\tau_i, \delta_i) \right\|_2^2, \quad \text{s.t. } |\delta_i| < \Delta\tau/2 \quad (14)$$

式(14)是一个 NP-难问题, 难以采用已有方法有效求解. 如果 τ_i 已知, 式(14)转化为如下问题:

$$\arg \min_{\tilde{\sigma}_i, \delta_i} \left\| \tilde{s}_{cs} - \sum_{i=1}^K \tilde{\sigma}_i \tilde{\Phi}\tilde{\Psi}(\tau_i, \delta_i) \right\|_2^2, \quad \text{s.t. } |\delta_i| < \Delta\tau/2 \quad (15)$$

式(15)是一个非线性最小二乘问题, 采用现有的非线性

优化方法^[21]可获得局部最优解. 由于非线性参数 δ_i 的范围受到了严格的约束, 获得的局部最优解很有可能是式(15)的全局最优解, 仿真结果也验证了这一点.

由上述分析可知, 偏离网格目标时延估计的关键是如何获得与目标最邻近的离散网格 τ_i , 当获得 τ_i 估计时, 我们可将式(14)转化为式(15)求解. 下面, 我们首先分析参数化波形匹配字典的特性, 给出 τ_i 检测方法, 然后给出求解问题(14)的方法.

3.1 参数化波形匹配字典特性

雷达发射波形通常具有较好的自相关特性. 也就是说, $\varphi_1(t)$ 的归一化自相关函数 $R(\tau)$ 在 $|\tau| \geq c\Delta$ 时满足 $R(\tau) \ll 1$, 其中 Δ 是发射信号的时间分辨率, c 是一个较小的正常数. 图 2 给出了 $T_p = 10\mu\text{s}$ 、 $B = 50\text{MHz}$ 的线性调频信号的归一化自相关函数. 可以看出, 当 $|\tau| \geq 3\Delta$ 时, $R(\tau) < 0.1$. 因此, 如果 $\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 的时延 $\tau_i + \delta_i$ 和 $\tilde{\psi}_j$ 的时延 τ_j 满足 $|\tau_i - \tau_j| \geq (c + 1/2)\Delta$, 两个原子可认为是近似正交的.

对满足约束等距特性的感知矩阵 $\tilde{\Psi}^{\text{cs}} = \Phi\tilde{\Psi}^{[7]}$, 其列向量之间是近似正交的. 也就是说, Φ 的引入没有破坏 $\tilde{\Psi}$ 的列向量之间的近似正交性. 因此, 如果 $\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 和 $\tilde{\psi}_j$ 是近似正交的, 对应的压缩采样向量 $\Phi\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 和 $\Phi\tilde{\psi}_j$ 也是近似正交的. 图 3 给出了图 2 所述线性调频信号经过 QuadCS 系统后, $\Phi\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 和 $\Phi\tilde{\psi}_j$ 的归一化互相关函数 $R_{\text{cs}}(\tau)$ ($\tau = \tau_i + \delta_i - \tau_j$). 可以看出, 当 $|\tau| \geq \Delta$ 时, $R_{\text{cs}}(\tau) < 0.15$, $\Phi\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 和 $\Phi\tilde{\psi}_j$ 可以认为是近似正交的. 比较图 2 和图 3 可知, 尽管 Φ 总体上减弱了 $\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 与 $\tilde{\psi}_j$ 之间的正交性, 但在 $|\tau| \in [\Delta, 2\Delta]$ 范围内, 压缩采样向量的归一化互相关系数小于发

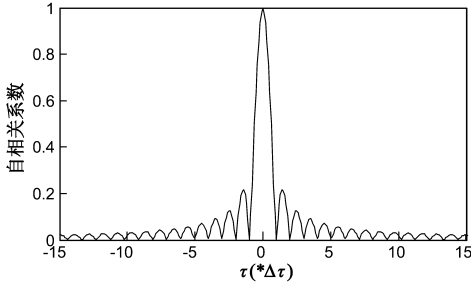


图2 $T_p=10\mu\text{s}$ 、 $B=50\text{MHz}$ 的线性调频信号的归一化自相关函数

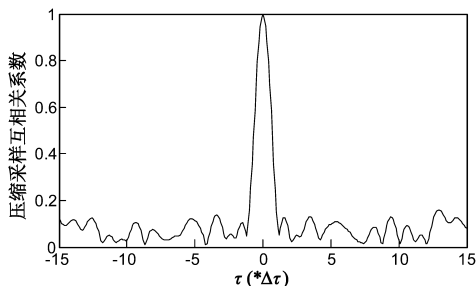


图3 经过QuadCS系统后, $\Phi\tilde{\psi}(\delta)$ 和 $\Phi\tilde{\psi}_j$ 的归一化互相关函数

射信号的归一化自相关系数, 即 Φ 在该区域内改善了二者之间的正交性, 而该区域包含了发射信号的自相关系数的最大旁瓣, 减弱该旁瓣有助于提高时延估计的性能.

由发射信号的相关特性可知, 如果用 $\tilde{\Psi}$ 稀疏表示回波信号, 偏离网格目标只在相邻的几个离散网格处存在较大的表示系数. 为此, 我们可以用多目标贪婪重构方法根据 $\tilde{\Psi}^{\text{cs}}$ 来检测离散网格位置, 然后基于参数化字典的上述特性引入额外的约束条件对检测出的网格进行修剪. 实际上, 偏离网格目标与相邻的多个网格均具有较强的相关性, 且与目标最邻近的网格相关性最强. 为了在正确检测出与目标最邻近网格的同时, 抑制偏离网格目标对其它相邻网格的影响, 我们要求每次迭代时检测出的网格之间必须保持一定的距离. 对于本文的时延估计问题, 我们采用带排除约束^[13]保证离散网格 τ_i 的邻域 $\{\tau | |\tau - \tau_i| \leq d\}$ 内的其他网格不被检测出来, 其中邻域半径 d 由 $\Phi\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i)$ 和 $\Phi\tilde{\psi}_j$ 的归一化互相关函数决定.

3.2 参数扰动带排除贪婪重构(PBGR)算法

PBGR算法的基本原理是使用引入带排除技术的多目标贪婪重构方法来检测与目标最邻近的离散网格 τ_i , 然后利用参数扰动技术来估计时延网格偏差 δ_i , 获得偏离网格目标的时延. PBGR算法的流程如算法 1 所示.

假定 PBGR 算法第 $j-1$ 次迭代后检测出的离散网格个数为 k_{j-1} , 离散网格的索引集合为 Λ_{j-1} , 离散网格时延为 τ_i ($i = 1, \dots, k_{j-1}$), 于是 \tilde{s}_{cs} 可表示为:

$$\tilde{s}_{\text{cs}} = \mathbf{r}_j + \sum_{i=1}^{k_{j-1}} \tilde{\sigma}_i \Phi\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i) \quad (16)$$

其中, δ_i 是第 i 个目标的时延网格偏差, \mathbf{r}_j 为第 $j-1$ 次迭代后压缩测量的残差. 在算法的第 j 次迭代中, \mathbf{r}_j 将被用来检测其它目标. 为了获得正确的 \mathbf{r}_j , 我们需要正确估计出 k_{j-1} 个目标的 δ_i . 该估计可通过求解:

$$\arg \min_{\tilde{\sigma}_i, \delta_i} \left\| \tilde{s}_{\text{cs}} - \sum_{i=1}^{k_{j-1}} \tilde{\sigma}_i \Phi\tilde{\psi}(\tau_i, \delta_i) \right\|_2^2, \quad \text{s.t. } |\delta_i| < \Delta\tau/2 \quad (17)$$

来获得. 如果 δ_i 和 $\tilde{\sigma}_i$ 被正确估计, \mathbf{r}_j 中将不再包含已检测出的 k_{j-1} 个目标的信息.

对于 PBGR 算法的第 j 次迭代, 需要根据 \mathbf{r}_j 与 $\tilde{\Psi}^{\text{cs}}$ 来更新离散网格索引集合 Λ_j . 集合 Λ_j 更新过程分为四步: (1) 利用多目标贪婪重构方法检测与剩余的偏离网格目标最邻近的网格. 具体实现方式是, 计算出 \mathbf{r}_j 与 $\tilde{\Psi}^{\text{cs}}$ 的互相关系数 $|\mathbf{r}_j^H \tilde{\Psi}^{\text{cs}}|$, 根据多目标贪婪重构方法的稀疏系数检测准则找出索引集合 Γ_j ; (2) 根据带排除约束对 Γ_j 进行修剪, 获得新增离散网格索引集合 Λ'_j . 具

体实现方式是,对 Γ_j 中的元素根据相关系数幅值从大到小排列得到集合 $\Gamma_j' = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k\}$, 并根据 Φ 和发射信号的性质设置一个带排除邻域半径 d . 对于 $i = 1, \dots, k$, 按 i 从小到大的顺序逐次检查 τ_i 的邻域 $\{\tau \mid |\tau - \tau_i| \leq d\}$, 如果存在 $\tau \in \{\tau_{i+1}, \dots, \tau_k\}$ 在邻域内, 在 Γ_j' 中删除该元素. 删除完成后剩余的元素组成集合 Δ_j' ; (3) 将 Δ_j' 与第 $j-1$ 次迭代得到的 Δ_{j-1} 合并, 获得索引集合 $\Delta_j = \Delta_{j-1} \cup \Delta_j'$. 根据 Δ_j 求解问题(17), 获得相应的 δ_i 和 $\bar{\sigma}_i$; (4) 根据多目标贪婪重构方法的已检测目标位置修剪准则对 Δ_j 进行修剪, 得到第 j 次迭代最终的 Δ_j .

算法 1 PBGR 算法

步骤 1: 选择多目标贪婪重构方法, 设置 $j = 1$, 残差 $\mathbf{r}_1 = \bar{\mathbf{s}}_{cs}$, 离散网格索引集合 $\Lambda_0 = \{\}$, 带排除邻域半径 d , 误差容忍 ϵ , 最大迭代次数 J .

步骤 2: 计算互相关系数 $\eta_i = |\mathbf{r}_j^H \Phi \Psi_i|$, 根据多目标贪婪重构方法的稀疏系数检测准则找出索引集合 Γ_j .

步骤 3: 根据带排除约束对 Γ_j 进行修剪, 获得新增离散网格索引集合 Δ_j' .

步骤 4: 更新离散网格索引集合 $\Delta_j = \Delta_{j-1} \cup \Delta_j'$.

步骤 5: 根据 Δ_j 求解问题(17), 获得 δ_i 和 $\bar{\sigma}_i$.

步骤 6: 根据多目标贪婪重构方法的已检测目标位置修剪准则对 Δ_j 进行修剪, 得到第 j 次迭代最终的 Δ_j .

步骤 7: 更新残差 $\mathbf{r}_{j+1} = \bar{\mathbf{s}}_{cs} - \sum_{i=1}^{k_j} \bar{\sigma}_i \Phi \Psi(\tau_i, \delta_i)$.

步骤 8: 如果 $\|\mathbf{r}_{j+1}\|_2 \leq \epsilon$ 或者 $j = J$, 转步骤 9; 否则 $j = j + 1$, 转步骤 2.

步骤 9: 输出 $\{\bar{\sigma}_i, \tau_i, \delta_i \mid (1 \leq i \leq k_j)\}$.

在算法 1 中, J 是 PBGR 算法的最大迭代次数, ϵ 是误差容忍. 当压缩测量不含噪声时, $\epsilon = 0$; 当压缩测量含有噪声时, 式(10)转化为 $\bar{\mathbf{s}}_{cs} = \tilde{\Psi}^{cs} \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{n}$, 其中 \mathbf{n} 为测量噪声, $\epsilon = \|\mathbf{n}\|_2$. 步骤 5 可采用文献[16]中的梯度下降技术求解问题(17).

目前, 较为典型的多目标贪婪重构方法有 BAOMP^[18]、压缩采样匹配追踪^[19]和子空间追踪^[20]等. 其中, BAOMP 算法的性能要优于其他几种算法^[18]. 因此, 本文基于 BAOMP 算法给出一种 PBGR 算法的具体实现——参数扰动带排除 BAOMP (Parameter-perturbed band-excluded BAOMP, PBAOMP) 算法. PBAOMP 算法的流程如算法 2 所示.

对于 PBAOMP 算法, 第 j 次迭代中 Δ_j 的更新过程为: (1) 利用 BAOMP 方法检测与剩余的偏离网格目标最邻近的网格. 具体实现方式是, 计算出 \mathbf{r}_j 与 $\tilde{\Psi}^{cs}$ 的互相关系数 $|\mathbf{r}_j^H \tilde{\Psi}^{cs}|$, 并设置一个离散网格选择门限 α , 找出互相关系数大于 $\alpha \max |\mathbf{r}_j^H \tilde{\Psi}^{cs}|$ 的所有网格, 组成集合 Γ_j , 其中 $\max \{\cdot\}$ 为集合 $\{\cdot\}$ 中的最大值; (2) 根据带排除

约束对 Γ_j 进行修剪, 获得 Δ_j' ; (3) 将 Δ_j' 与 Δ_{j-1} 合并, 获得 $\Delta_j = \Delta_{j-1} \cup \Delta_j'$. 根据 Δ_j 求解问题(17), 获得相应的 δ_i 和 $\bar{\sigma}_i$; (4) 根据 $\bar{\sigma}_i$ 的幅值对 Δ_j 进行修剪, 获得最终的 Δ_j . 具体实现方式是, 设置一个离散网格去除门限 β , 去除 Δ_j 中反射系数 $\bar{\sigma}_i$ ($i = 1, \dots, k_j$) 中幅值小于 $\beta \max |\bar{\sigma}_i|$ 的元素.

算法 2 PBAOMP 算法流程

步骤 1: 设置 $j = 1$, 残差 $\mathbf{r}_1 = \bar{\mathbf{s}}_{cs}$, 离散网格索引集合 $\Lambda_0 = \{\}$, 离散网格选择门限 α , 离散网格去除门限 β , 带排除邻域半径 d , 误差容忍 ϵ , 最大迭代次数 J .

步骤 2: 计算互相关系数 $\eta_i = |\mathbf{r}_j^H \Phi \Psi_i|$, 找出 $\eta_i \geq \alpha \max_{1 \leq i \leq N} |\mathbf{r}_j^H \Phi \Psi_i|$ 的网格, 组成集合 Γ_j .

步骤 3: 根据带排除约束对 Γ_j 进行修剪, 获得新增离散网格索引集合 Δ_j' .

步骤 4: 更新离散网格索引集合 $\Delta_j = \Delta_{j-1} \cup \Delta_j'$.

步骤 5: 根据 Δ_j 求解问题(17), 获得 δ_i 和 $\bar{\sigma}_i$.

步骤 6: 根据 $\bar{\sigma}_i$ 的幅度修剪 Δ_j , 删除 Δ_j 中 $|\bar{\sigma}_i| \leq \beta \max |\bar{\sigma}_i|$ 的元素.

步骤 7: 更新残差 $\mathbf{r}_{j+1} = \bar{\mathbf{s}}_{cs} - \sum_{i=1}^{k_j} \bar{\sigma}_i \Phi \Psi(\tau_i, \delta_i)$.

步骤 8: 如果 $\|\mathbf{r}_{j+1}\|_2 \leq \epsilon$ 或者 $j = J$, 转步骤 9; 否则 $j = j + 1$, 转步骤 2.

步骤 9: 输出 $\{\bar{\sigma}_i, \tau_i, \delta_i \mid (1 \leq i \leq k_j)\}$.

4 仿真分析

本文以发射信号为线性调频信号的 QaudCS 雷达为例, 仿真分析 PBGR 算法的偏离网格目标时延估计性能. 设定发射的线性调频信号载频 $f_c = 2.25\text{GHz}$, 时宽为 $T_p = 10\mu\text{s}$, 带宽为 $B = 50\text{MHz}$, 带通滤波器带宽 $B_{cs} = 10\text{MHz}$, 采样频率 $f_{cs} = 20\text{MHz}$, 目标最大时延 $T_d = 10\mu\text{s}$. 信号的时延分辨率 $\Delta\tau = 20\text{ns}$, 离散网格波形匹配字典原子个数 $N = 500$. 真实目标时延均匀分布在区间 $[0, T_d)$ 范围内, 目标反射系数均为 1.

本文主要对几种基于参数化字典描述的估计方法进行仿真分析, 包括 IBOMP 算法、POMP 算法和本文提出的 PBAOMP 算法. 其中, PBAOMP 算法的带排除邻域半径为 $d = 2\Delta\tau$, 离散网格选择门限为 $\alpha = 0.7$, 离散网格去除门限为 $\beta = 0.1$, 最大迭代次数为 $J = 40$; IBOMP 算法的带排除邻域半径为 $d = 2\Delta\tau$; POMP 算法的最大迭代次数为 $J = 40$. 为有效评估算法性能, 本文用 $\Delta\tau$ 对时延估计误差归一化, 根据归一化均方误差来衡量算法估计精度, 根据计算时间来衡量算法的效率. 仿真采用的计算机硬件配置为主频 3.10GHz 的酷睿 i5 四核处理器和 4G 内存, 仿真环境为 Matlab 2011b. 在仿真实验中, 如果真实目标个数为 K , 我们采用幅度最大的 K 个重构系数的时延与真实目标时延进行比较. 如无特别说明, 蒙特卡洛仿真的试验次数均为 200 次.

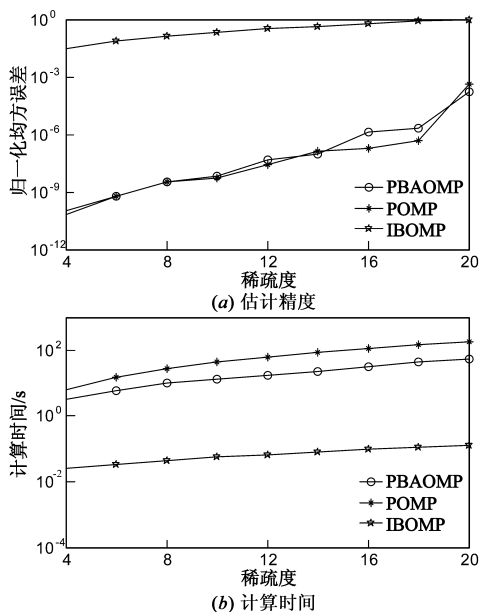


图4 不同稀疏度下三种偏离网格目标估计算法的估计精度和计算时间

首先,研究无噪情况下三种估计算法的性能.图4(a)和图4(b)分别给出了不同稀疏度情况下,三种算法时延估计的归一化均方误差和计算时间.由图4(a)可知,PBAOMP算法和POMP算法的估计精度很高,且估计精度几乎相同,而IBOMP算法的估计精度较低.这是因为前二者都是通过求解非线性优化问题来求解时延偏差,而IBOMP算法是将非线性问题线性化内插处理,始终有内插误差存在.值得注意的是,内插误差会随着信号稀疏度的增加不断积累,导致IBOMP算法难以正确估计目标时延.在图4(a)中,当信号稀疏度 $K=20$ 时,IBOMP算法的归一化均方误差约为1,即该算法不能正确估计出时延偏差.由图4(b)可知,PBAOMP算法和POMP算法的计算时间远大于IBOMP算法,这是因为前二者需要求解非线性问题,而后者求解的是线性问题.但是,PBAOMP算法的计算时间要优于POMP算法,在 $K \geq 8$ 时约为后者的三分之一.图5给出了不同稀疏度情况下,PBAOMP算法和POMP算法中问题式(17)的求解次数.可以看出,PBAOMP算法远少于POMP算法,这也是PBAOMP算法速度较快的原因.

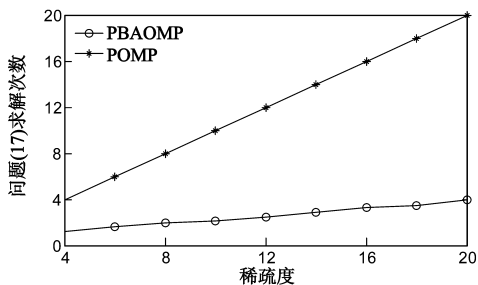


图5 不同稀疏度下PBAOMP和POMP算法求解问题式(17)的次数

其次,研究高斯噪声背景下三种估计算法的性能.定义有噪压缩测量的信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)为 $SNR = \|\hat{s}_{cs}\|_2 / \|\mathbf{n}\|_2$.图6(a)和图6(b)分别给出了稀疏度 $K=12$ 时,不同信噪比下三种算法时延估计的归一化均方误差和计算时间.由图6(a)可知,当 $SNR \geq 5\text{dB}$ 时,PBAOMP算法和POMP算法可正确估计出目标时延,估计精度也基本一致,且远优于IBOMP算法;当 $SNR \leq 0\text{dB}$ 时,三种算法均不能正确估计出目标时延.值得注意的是,在 $SNR \geq 10\text{dB}$ 时,三种算法的估计性能几乎没有变化.这是因为在CS信号重构问题中,当信噪比大于一定门限时,稀疏系数的位置均被正确估计出来,只是稀疏系数的幅度存在一定估计误差,而时延估计对应的是稀疏系数位置估计.由图6(b)可知,三种算法在目标时延可正确重构($SNR \geq 5\text{dB}$)时,计算时间几乎不受信噪比影响;PBAOMP算法的计算时间约为30秒,而POMP算法的计算时间约为62秒,前者的计算速度优于后者.

最后,研究三种估计算法对时延比较接近的目标的估计性能.假定存在两个目标,目标时延分别为 $t_1 = \tau_1 + \delta_1$ 和 $t_2 = \tau_2 + \delta_2$,且处以不同的离散网格时延邻域.定义归一化相邻目标时延间隔为 $\Delta t = |t_1 - t_2| / \Delta \tau$.为了使得两个目标不处于一个离散网格时延邻域内,我们要求 $\Delta t \geq 1$.图7(a)和图7(b)分别给出了没有噪声和 $SNR = 10\text{dB}$ 时,不同相邻目标时延间隔下三种算法时延估计的归一化均方误差.由图可知,当 $\Delta t \geq 1.6$ 时,三种算法均可准确估计出目标时延,只是估计精度存在差异,而这一差异是由算法中所采用的字典参数估计技术决定的.PBAOMP算法和POMP算法均采

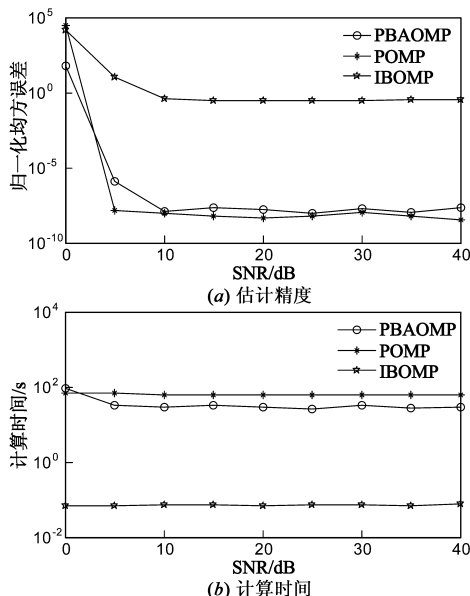


图6 不同信噪比下三种偏离网格目标估计算法的估计精度和计算时间

用参数扰动技术,因此具有相同的估计精度;当 $\Delta t \leq 1.4$ 时,三种算法均不能准确估计出目标时延,这是因为此时两个目标的压缩采样向量之间具有较强的相关性,在时延估计时会相互影响.但是,三种算法均能够粗略估计出目标的时延.上述结果也表明,采用较好的字典参数估计技术可减轻邻近目标之间的相互影响,从而提高时延估计精度.

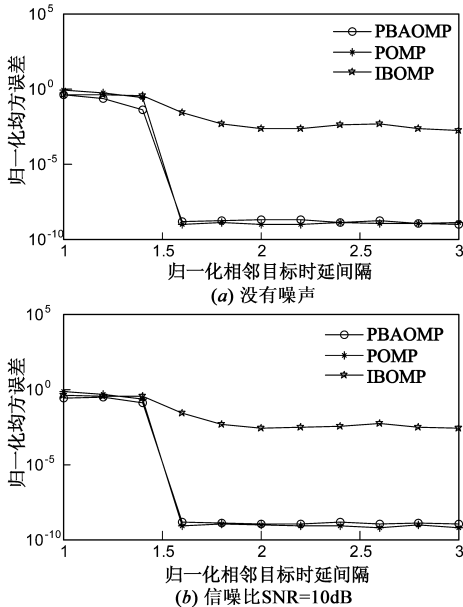


图7 不同相邻目标时延间隔下三种偏离网格目标估计算法的估计精度

5 结论

压缩采样雷达利用 AIC 系统能够有效降低雷达回波信号的采样速率.但是,常规的压缩采样重构方法只适用于估计时延位于离散网格上的目标,对于时延偏离网格的目标则难以准确估计.针对这一问题,本文采用参数化波形匹配字典描述信号,将参数扰动和带排除技术与多目标贪婪重构方法相结合,提出一类参数扰动带排除贪婪重构算法,用于 QuadCS 雷达偏离网格目标时延估计.该算法采用基于带排除技术的多目标贪婪重构方法检测与偏离网格目标最邻近的离散时延网格,然后利用参数扰动技术计算时延网格偏差.仿真结果表明,与已有相关算法相比,PBGR 算法在不影响估计精度的情况下减少了一倍以上的计算时间.

参考文献

[1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
 [2] Candès E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies? [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5406 – 5425.

[3] Laska J N, Kirolos S, et al. Random sampling for analog-to-information conversion of wideband signals[A]. IEEE Dallas/CAS Workshop on Design, Applications, Integration and Software[C]. Dallas: IEEE, 2006. 119 – 122.
 [4] Tropp J A, Wakin M B, et al. Random filters for compressive sampling and reconstruction[A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)[C]. Toulouse: IEEE, 2006. 872 – 875.
 [5] Tropp J A, Laska J N, et al. Beyond Nyquist: efficient sampling of sparse bandlimited signals[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2010, 58(1): 520 – 544.
 [6] Mishali M, Eldar Y. From theory to practice: Sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE Journal of Selected Topics on Signal Processing, 2010, 4(2): 375 – 391.
 [7] Xi F, Chen S Y, et al. Quadrature compressive sampling for radar signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(11): 2787 – 2802.
 [8] Liu C, Xi F, et al. Pulse-Doppler signal processing with quadrature compressive sampling[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 5(2): 1216 – 1230.
 [9] Herman M A, Strohmer T. High resolution radar via compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(6): 2275 – 2284.
 [10] Zhang J D, Zhu D Y, et al. Adaptive compressed sensing radar oriented toward cognitive detection in dynamic sparse target scene[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(4): 1718 – 1729.
 [11] Chi Y J, Scharf L L, et al. Sensitivity to basis mismatch in compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 2182 – 2195.
 [12] Duarte M F, Baraniuk R G. Spectral compressive sensing[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2013, 35(1): 111 – 129.
 [13] Fannjiang A, Liao W J. Coherence pattern-guided compressive sensing with unresolved grids[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2012, 5(1): 179 – 202.
 [14] Ekanadham C, Tranchina D, et al. Recovery of sparse translation-invariant signals with continuous basis pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(10): 4735 – 4744.
 [15] Fyhn K, Jensen S H, et al. Compressive time delay estimation using interpolation[A]. IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)[C]. Austin: IEEE, 2013. 624 – 624.
 [16] Tekea O, Gurbuz A C, et al. A robust compressive sensing based technique for reconstruction of sparse radar scenes[J]. Digital Signal Processing, 2014, 27(1): 23 – 32.
 [17] Tekea O, Gurbuz A C, et al. Perturbed orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61

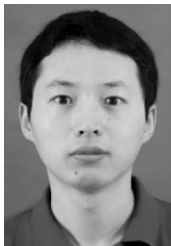
(24): 6220 – 6231.

- [18] Huang H L, Makur A. Backtracking-based matching pursuit method for sparse signal reconstruction[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(7): 391 – 394.
- [19] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and Computa-

tional Harmonic Analysis, 2009, 26(3): 301 – 321.

- [20] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230 – 2249.
- [21] Bertsekas D P. Nonlinear Programming[M]. Second Edition. Belmont: Athena Scientific, 1999.

作者简介



陈胜 ■ 男, 1985 年生于安徽庐江. 南京理工大学电子工程系博士后. 研究方向为压缩采样、雷达信号处理.

E-mail: chen_shengyao@163.com



席峰 ■ 男, 1980 年生于江苏宜兴. 南京理工大学电子工程系副教授. 研究方向为压缩采样、雷达信号处理、传感器网络.