

文章编号:1004-9037(2012)02-0138-06

压缩感知雷达感知矩阵优化

潘 汇 张劲东 张 弓

(南京航空航天大学电子信息工程学院,南京,210016)

摘要:压缩感知雷达(Compressive sensing radar, CSR)的场景恢复性能要求感知矩阵相关系数尽可能小。针对感知矩阵相关系数的最小化问题,提出了基于模拟退火的感知矩阵优化算法,建立了基于随机滤波结构的 CSR 模型,给出了优化目标函数,采用模拟退火实现了发射波形、测量矩阵的优化以及联合优化。仿真结果表明该算法可以提高场景恢复精度,提升抗噪能力,增大可观测目标个数上限,且联合优化的性能优于波形和测量矩阵的单独优化。

关键词:压缩感知雷达;模拟退火算法;随机多相码;感知矩阵;随机滤波器

中图分类号:TN951;TN957.51

文献标识码:A

Optimized Sensing Matrix Design for Compressive Sensing Radar

Pan Hui, Zhang Jindong, Zhang Gong

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: The sparse scene recovery performance of compressed sensing radar (CSR) requires that the coherence parameter of the sensing matrix should be as small as possible. Based on the premise, a new optimal sensing matrix design method is proposed. To minimize the coherence parameter of the sensing matrix, the waveform and measurement matrix are designed separately and simultaneously using the simulated annealing (SA). Simulation results demonstrate that the algorithm can improve recovery accuracy, enhance noise immunity and increase the maximum permissible sparsity of CSR. Hence, the joint optimization algorithm has a better result than the algorithms which optimize waveform or measurement matrix separately.

Key words: compressive sensing radar (CSR); simulated annealing (SA) algorithm; random polyphase code; sensing matrix; random filter

引 言

2007年Baraniuk首次将压缩感知(Compressive sensing, CS)^[1-5]引入到雷达领域,提出了压缩感知雷达(Compressive sensing radar, CSR)^[6]的概念,该雷达对回波信号进行均匀下采样并利用稀疏性约束恢复目标场景。在此基础上,文献[7]提出了基于CS的高分辨率雷达,利用不同目标参数下的回波信号组合构成稀疏基,把对场景的恢复转换为在这组基下的稀疏信号重建。相比传统雷达,

CSR的采样率低,数据量小,有助于降低对A/D转换器、存储设备和计算机等硬件的性能要求;而且不需要匹配滤波,目标场景的恢复不受旁瓣影响^[8],能够同时获得时域和频域的高分辨率。因此,一些研究人员开展了对CSR的进一步研究,文献[9]将CSR推广至多输入多输出(Multiple-input multiple-output, MIMO)雷达,建立了收发并置情况下的MIMO-CSR信号模型,在“延时-多普勒-角度”空间恢复目标场景;文献[10]研究了CS在IS-AR中的运用,提出了具有保相性的基于CS的距离压缩算法,并构建了基于CS的雷达二维成像框

基金项目:国家自然科学基金(61071163)资助项目;中国博士后基金(20100481143)资助项目;南京航空航天大学校创新基金(NP2011032,NS2012020)资助项目。

收稿日期:2011-03-30;**修订日期:**2011-05-31

架。

研究表明,感知矩阵的正交性对稀疏场景的恢复性能有着重要的影响^[11-12],感知矩阵相关系数越小,则稀疏场景恢复精度越高、系统抗噪能力越强、稀疏度上限更高。但是在 CSR 领域,为了理论分析简便且易于实现,大多采用的是经典雷达信号,如线性调频信号^[10]、Alltop 序列^[13],而没有针对 CSR 的特点构造波形,即稀疏基是非自适应的(CSR 中稀疏基是根据发射波形设计的);同时,现有的 CSR 在信号测量环节一般采用的是随机矩阵或随机滤波器^[14],因此难以保证 CSR 稀疏场景中所有可能目标之间的相关系数足够小。

基于以上研究现状,本文提出了一种基于 CSR 的感知矩阵优化方法,对稀疏基和测量矩阵进行优化,以优化感知矩阵相关系数,提高稀疏场景恢复精度,提升系统的抗噪能力,增大稀疏度上限。

1 基于随机滤波器结构的 CSR

1.1 信号模型

设雷达工作波长为 λ ,发射一串持续时间为 T_t ,码元宽度 Δt , $l=T_t/\Delta t$ 个比特位的发射信号,在接下来的采样时间 T_r 内以 Δt 为周期对回波信号进行采样,采样点数为 $n=T_r/\Delta t$ 。则一个距离为 r ,速度为 v ,RCS 为 σ_r 的点目标,回波信号可以表示为

$$S_r(t) = \sigma_r f(t - \tau_r) e^{i2\pi\omega_v t} \quad (1)$$

式中:回波延迟 $\tau_r = 2r/c$, c 为光速;多普勒频移 $\omega_v = -2v/\lambda$ 。将一个发射周期内的发射信号,一个接收采样周期内的接收信号离散化为

$$\mathbf{f} = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_l]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{s} = [s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_n]^T \quad (3)$$

在无噪情况下,假设目标的 RCS 为 1,距离 $r=0$ (为简便计,此处距离 r 指相对于雷达的盲距 $r_a = cT_t/2$ 的距离,即真实距离 $r' = r + r_a$),速度 $v=0$ 。即 $(\tau_r, \omega_v) = (0, 0)$ 时回波矢量可以表示为

$$\mathbf{s}_{(0,0)} = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_l \ 0 \ 0 \ \cdots \ 0]^T_{1 \times n} \quad (4)$$

由式(4)可知,一个 RCS 为 σ_r ,时移-频移信息为 (τ_r, ω_v) 的目标,其回波信号为 $\mathbf{s}_{(0,0)}$ 经过时移、频移调制之后乘以系数 σ_r 的离散信号。因此,将 (τ_r, ω_v) 平面离散化,定义 Δt 为时移分辨率, $\Delta\omega = 1/m$ 为多普勒频移分辨率,则

$$\mathbf{s}_{(\tau_r, \omega_v)} = \sigma_r \mathbf{F}^k \mathbf{T}^j \mathbf{s}_{(0,0)} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 0 & & & 0 \\ 1 & 0 & & \\ & \ddots & \ddots & \\ 0 & & 1 & 0 \end{bmatrix}_{n \times n}$ 为单位时移矩阵;

$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \omega_m^0 & & & 0 \\ & \omega_m^1 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \omega_m^{n-1} \end{bmatrix}_{n \times n}$ 为单位频移矩阵; $j =$

$\text{Round}(\tau_r/\Delta t)$; $k = \text{Round}(\omega_v/\Delta\omega)$; $\omega_m = \exp(i2\pi/m)$ 。现仅考虑能采到整个波形的回波信号的情况,则 $j \in \{0 \ 1 \ \cdots \ n-l\}$, $k \in \{0 \ 1 \ \cdots \ m-1\}$,即雷达照射场景的范围为 $[0, c(n-l)\Delta t/2]$ 。每一个 (τ_r, ω_v) 对应的点目标均对应一个回波矢量

$$\psi^{jk} = \mathbf{F}^k \mathbf{T}^j \mathbf{s}_{(0,0)} \quad (6)$$

当雷达照射区域存在 K 个点目标时,它们的回波信号可表示为多个点目标回波信号的叠加。定义 $\Psi = [\psi^{00} \ \psi^{01} \ \psi^{02} \ \cdots \ \psi^{0(m-1)} \ \psi^{10} \ \cdots \ \psi^{(n-l)(m-1)}]$ 为稀疏基, $\sigma = [\sigma_{00} \ \sigma_{01} \ \cdots \ \sigma_{(n-l)(m-1)}]^T$ 为目标 RCS 矢量。则 K 个目标的回波矢量可表示为

$$\mathbf{s} = \Psi \sigma \quad (7)$$

式中 $\sigma_{jk} = 0$ 时表示时移-频移信息为 $(j\Delta t, k\Delta\omega)$ 的目标不存在, $\sigma_{jk} \neq 0$ 时表示时移-频移信息为 $(j\Delta t, k\Delta\omega)$ 的目标存在,且该目标 RCS 为 σ_{jk} ,也即 σ 中含有 K 个非零值,稀疏度为 K 。

1.2 基于随机滤波器结构的信号测量

根据 CS 理论,将信号变换至稀疏域后,通过测量和重构即可恢复出目标场景。首先,对含有噪声的回波矢量 \mathbf{s} 用 $q \times n$ ($q \ll n$) 维的测量矩阵 Φ 进行投影测量得 q 维测量向量 \mathbf{x} ,即

$$\mathbf{x} = \Phi(\mathbf{s} + \mathbf{N}) = \Phi(\Psi\sigma + \mathbf{N}) = \Gamma\sigma + \Phi\mathbf{N} \quad (8)$$

式中 $\Gamma = \Phi\Psi$ 为感知矩阵。定义 $D = n/q$ 为下采样率。

文献[5]指出,大部分一致分布的随机矩阵均可作为测量矩阵。为了满足雷达系统的实时性要求并实现低速采样,本文采用文献[14]提出的随机滤波器结构实现测量过程,如图 1 所示。首先对模拟信号 $S_r(t)$ 以 Δt 为采样间隔进行 A/D 转换,然后通过长度为 B 的 FIR 滤波器,最后通过一个下采样滤波器,得到回波测量数据 \mathbf{x} 。滤波器系数 \mathbf{h} 可选为高斯随机变量或 Bernoulli/Rademacher 分布的 ± 1 等。

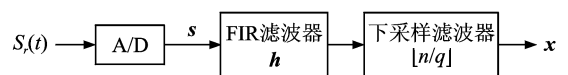


图 1 基于随机滤波器结构的测量过程

由以上框架不难推导出其对应的测量矩阵为 \mathbf{h} 逐行移 D 位所构成的 $q \times n$ 维矩阵,如图 2 所示。

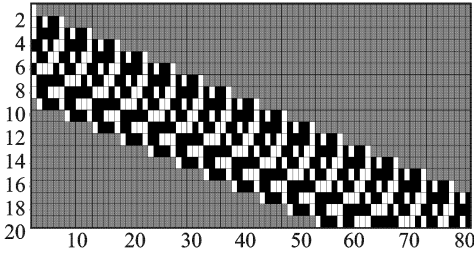


图 2 随机滤波器等效测量矩阵

研究表明,为使信号通过测量之后仍能保留原有信息,应使感知矩阵 Γ 满足有限等间距性质(Restricted isometry property, RIP)^[15],即对于任意 K 稀疏的 n 维向量 θ ,感知矩阵 Γ 都能使式(9)成立

$$(1 - \beta) \|\theta\|_2^2 \leq \|\Gamma\theta\|_2^2 \leq (1 + \beta) \|\theta\|_2^2 \quad (9)$$

式中 $\beta \in (0, 1)$ 为满足式(9)的最小正数。式(9)要求测量矩阵不会把两个不同的 K 稀疏信号映射为两个近似的测量后信号,其实质是保证 Γ 中任意少于 K 列组成的子矩阵近似满足正交性,即要求 Γ 的各列间互相关系数充分小^[16]。

1.3 稀疏场景恢复

选定测量矩阵,得到测量信号和感知矩阵之后,就可以利用信号的稀疏性约束进行信号重构,恢复场景。目前为止,重构算法大致可分为 3 类^[3]: 贪婪追踪算法、凸松弛法以及组合算法。其中,贪婪追踪算法、凸松弛法以及组合算法。其中,贪婪追踪算法因计算复杂度低、计算速度快、易于实现等优点被广泛采用。典型算法有匹配追踪(Matching pursuit, MP)算法和正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)算法。其优化目标函数为

$$\min \|\sigma\|_{l_0} \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{x} - \Gamma\sigma\|_2 \leq \delta \quad (10)$$

研究表明,稀疏信号 \mathbf{x} 所能允许的最大稀疏度 K_{\max} 、算法所能达到的精度和稳定性与感知矩阵的互相关性有着密切的关系。定义感知矩阵的相关系数 μ 为 Γ 中各列原子间归一化互相关系数的绝对值中的最大值,即

$$\mu = \max_{u \neq v} \frac{|\langle \Gamma(u), \Gamma(v) \rangle|}{\|\Gamma(u)\|_2 \|\Gamma(v)\|_2} \quad (11)$$

则在无噪声情况下,稀疏度 K 与 μ 满足式(12)时,信号有唯一的最稀疏表示形式,且算法能够准确地将其恢复出来^[11]。

$$K < (\mu^{-1} + 1)/2 \quad (12)$$

在有噪声情况下,算法从噪声中恢复出信号的

性能同样与感知矩阵的相关系数有关,当 \mathbf{x} 为含有噪声的信号, \mathbf{x}_0 为相应的理想无噪声信号,假设 \mathbf{x}_0 的稀疏域变换系数为 K -稀疏的 σ_0 ,噪声功率 $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|_2 \leq \epsilon$,那么当 $K < (\mu^{-1} + 1)/2$ 时,利用 l_0 范数恢复所得结果 $\sigma_{0,\delta}$ 与最优解 σ_0 之间的误差满足以下关系^[12]

$$\|\sigma_{0,\delta} - \sigma_0\|_2 \leq \Lambda_0(K, \mu) \cdot (\epsilon + \delta) \quad \forall \delta \geq \epsilon > 0 \quad (13)$$

式中 $\Lambda_0(K, \mu)^2 = 1/(1 - \mu(2K - 1))$ 为稳定系数。利用 l_1 范数恢复所得结果 $\sigma_{1,\delta}$ 的误差也有类似的关系

$$\|\sigma_{1,\delta} - \sigma_0\|_2 \leq \Lambda_1(K, \mu) \cdot (\epsilon + \delta) \quad \forall \delta \geq \epsilon > 0 \quad (14)$$

式中稳定系数 $\Lambda_1(K, \mu)^2 = 1/(1 - \mu(4K - 1))$ 。由式(12-14)可以看出,感知矩阵的相关系数 μ 越小,信号所能容许的稀疏度 K 越大,重构出的信号与原信号的误差越小,抗噪声能力越强。

2 CSR 感知矩阵优化

综上所述,无论是稀疏场景能够正确重构的前提——RIP 条件,还是重构的精度和稳定性,都要求感知矩阵的相关系数 μ 充分的小。因此 CSR 感知矩阵优化设计的目标函数为

$$\min(\mu) \quad (15)$$

将式(6, 11)代入式(15)可得

$$\min \left(\max_{i \neq i' \text{ 或 } j \neq j'} \left| \frac{\langle \Phi \mathbf{F}^i \mathbf{T}^j \mathbf{s}_{(0,0)}, \Phi \mathbf{F}^{i'} \mathbf{T}^{j'} \mathbf{s}_{(0,0)} \rangle}{\|\Phi \mathbf{F}^i \mathbf{T}^j \mathbf{s}_{(0,0)}\|_2 \|\Phi \mathbf{F}^{i'} \mathbf{T}^{j'} \mathbf{s}_{(0,0)}\|_2} \right| \right) \quad (16)$$

由式(15)可知, μ 与场景信息(如距离门个数 n , 多普勒分辨单元数 m),发射波形以及测量矩阵 Φ 有关。一般来说,场景信息是预先给定的参数,而发射信号的形式以及测量矩阵可以针对场景信息进行设计,使感知矩阵在给定的场景参数条件下为最优,从而使 CSR 达到最好的稀疏场景恢复性能。

2.1 基于模拟退火算法的伪随机多相码

由式(16)可以看出,当场景信息和采样矩阵一定时, μ 仅与发射信号 \mathbf{f} 有关。因此通过优化 \mathbf{f} 可降低感知矩阵的相关系数,提升稀疏场景恢复的性能。

伪随机多相码是一种恒模信号,能够充分利用发射机效率,且具有优良的抗干扰和低截获率等特性。 l 个码元,每个码元持续时间为 Δt 的伪随机多相码复包络可表示为

$$\mathbf{f}(t) = \sum_{i=0}^{l-1} u_i(t - (i - 1)\Delta t) \quad (17)$$

$$u_i(t) = \exp(j\varphi) \quad 0 \leq t \leq \Delta t, i \in \{1, 2, \dots, l\} \quad (18)$$

式中 $\varphi \in \{\varphi_j | \varphi_j = (i-1)2\pi/p; j=1, 2, \dots, p\}$, p 为相位变化总数, 每个码元的相位从相位集合中随机抽取。

采用伪随机多相码作为码型的波形优化可看作是典型的离散多变量优化问题。解决此类问题的算法有模拟退火(Simulated annealing, SA)^[17]算法、遗传算法、粒子群算法等。本文采用模拟退火算法进行优化求解, 能量函数为 $E = \mu$ 。首先从相位集合中随机挑选一组相位, 构成初始编码。每次扰动随机改变其中某一码元的相位, 计算改变前后的能量差 $\Delta E = E_{\text{new}} - E$, 然后根据状态接受函数式(19)决定是否接受新状态。

$$P = \begin{cases} \exp(-\frac{\Delta E}{T}) & \Delta E > 0 \\ 1 & \Delta E \leq 0 \end{cases} \quad (19)$$

初始温度 $T_0 = 10\sigma$ 。其中 σ 为对初始编码连续 R 次扰动所得能量分布的标准差。根据式(20), 系统温度逐步降低, 温度更新函数为

$$T_{i+1} = \alpha T_i \quad (20)$$

α 一般设置为小于 1 但接近 1 的常量。在温度为 T_i 时, 编码被持续扰动并以式(19)所示的概率接受, 当 R 次被接受的连续扰动中能量函数分布的均值和方差不发生显著变化, 则认为系统在温度 T_i 下达到了平衡状态。若此时能量函数足够小, 则算法终止。否则降温至 T_{i+1} , 重复上述过程。

2.2 基于模拟退火算法的伪随机滤波器

对式(16)分析可知, 当场景信息和发射波形确定时, 优化测量矩阵也能达到降低感知矩阵互相关性的目的。此时发射波形 f 为已知量, 测量矩阵 Φ 为变量。测量矩阵采用 1.2 节所述的随机滤波器结构, h 的系数选为 ± 1 的形式, 此时的伪随机滤波器优化设计同样是一个多变量优化问题, 仍然可以使用模拟退火算法进行优化。

优化算法中的目标函数、能量函数、温度更新函数以及状态接受函数都与 3.1 节中波形优化算法类似。首先随机产生滤波器系数 h , 每次扰动将 h 中的某一个系数取反。随着系统温度降低, h 趋近最优解。

2.3 面向稀疏场景恢复的伪随机多相码-伪随机滤波器联合优化设计

由式(16)可知, μ 由发射波形和测量矩阵共同决定, 因此为得到更好的感知矩阵正交性, 可以进

行波形和测量矩阵的联合优化设计。对模拟退火算法进行改进, 在每一次扰动中同时改变波形和测量矩阵, 既随机改变某一码元的相位, 又随机地将 $h(n)$ 中的某一个系数取反, 状态接受函数采样 Metropolis 准则, 算法流程图如图 3 所示。

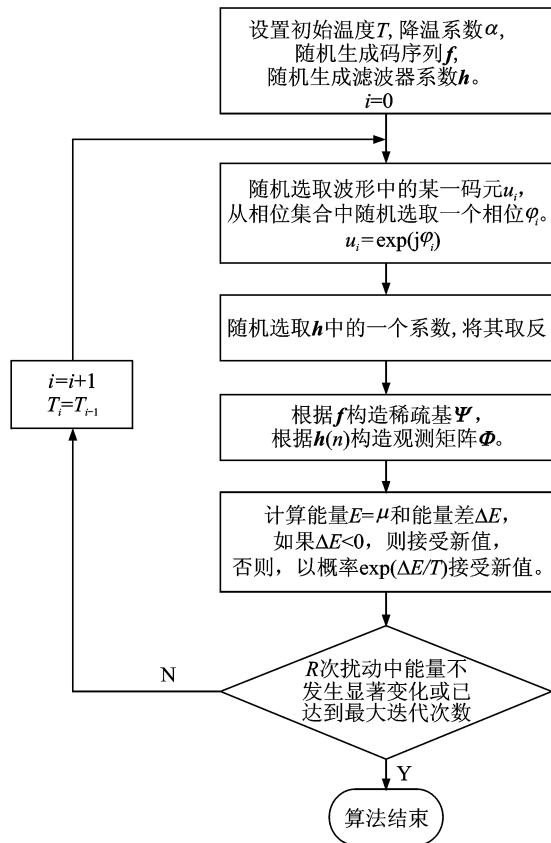


图 3 伪随机多相码-伪随机滤波器联合优化算法流程图

3 仿真与结果分析

CSR 系统参数设置如下: 采样点数 $n=80$, 多普勒分辨单元数 $m=5$, 发射信号为 $l=19$ bit; 测量矩阵采用前文所述的 ± 1 型随机滤波器结构, h 长度 $B=40$, 测量信号维数 $q=40$, 下采样率 $D=2$ 。

3.1 伪随机多相码优化设计仿真

采用 SA 算法进行伪随机多相码优化设计。此时测量矩阵 Φ 为定值, 为随机生成的 ± 1 型滤波器, 相位总数 $p=16$ 。为验证算法有效性, 将经过优化的伪随机多项码的感知矩阵各列间的归一化互相关系数的绝对值以 0.025 为间隔进行统计, 并与在相同的测量矩阵下, 传统雷达信号的感知矩阵归一化互相关系数的绝对值分布作比较。统计结果如图 4 所示。

由图 4 可以看出, 优化所得伪随机多相码对应

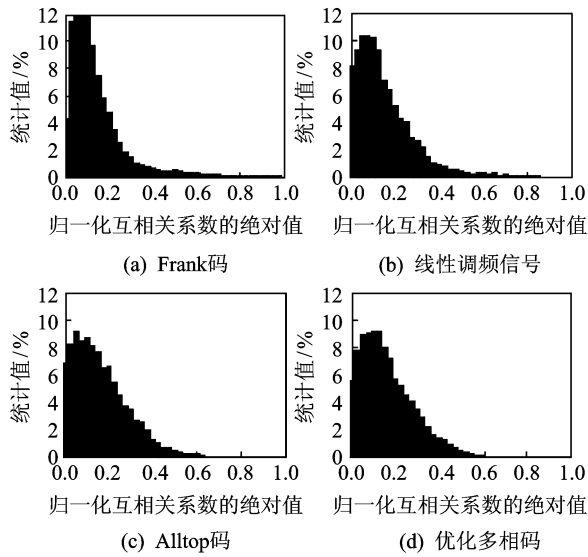


图 4 各码型感知矩阵归一化互相关系数统计直方图

的感知矩阵各列间归一化互相关系数的绝对值较小,且 μ 低于传统的雷达信号。而在传统雷达信号 Frank 码、线性调频信号起伏较大,相关系数 μ 都超过了 0.8,将使 CSR 的场景恢复性能严重恶化。Alltop 序列作为一种性能优良的码型,本身具有较好的正交性,但是相位变化较多,不易实现,且 Alltop 序列在码长为非质数长度时性能急剧下降,相比较而言,本文优化所得的多相码不仅性能上优于 Alltop 序列,且相位变化较少,设计更加灵活。参照 1.3 节中有关重构性能的分析可知,优化所得波形能够有效降低稀疏场景恢复的误差,有更强的抗噪能力,并对最大稀疏度 K 的限制更加宽容。

3.2 伪随机滤波器优化设计仿真

因为 Alltop 序列具有相对优良的性能,所以在测量矩阵优化仿真时,发射信号采用 Alltop 序列。仿真结果如图 5 所示。

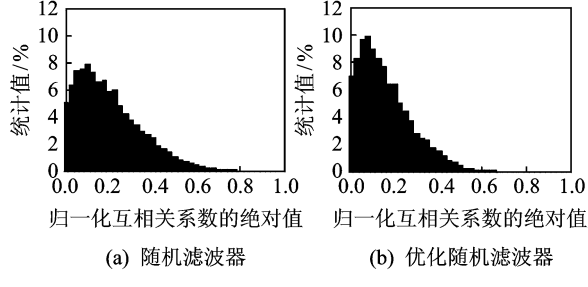


图 5 两种测量方式下感知矩阵归一化互相关系数统计直方图

由以上仿真结果可知,虽然 Alltop 序列性能良好,但由于观测矩阵的加入,会导致所得到的感

知矩阵相关系数较高,影响随机滤波器的实际应用。相比而言,优化所得的伪随机滤波器能够将感知矩阵相关系数控制在较低的范围,保证应用随机滤波器结构后的系统性能。

3.3 伪随机多相码-伪随机滤波器联合优化设计仿真

表 1 所示的是在相同的场景参数和测量结构下,不同优化方式所得到的感知矩阵相关系数。由仿真结果可以看出,波形优化所得的多相码性能明显优于其他码型,而在码型一定的情况下,滤波器优化进一步降低了感知矩阵的互相关性。因为优化设计所得的滤波器性能可知,避免了随机产生的滤波器性能难以掌握的缺点,因而更适用于雷达系统。而通过波形和滤波器联合优化,能够获得比单独优化波形或滤波器更低的感知矩阵相关系数,因此性能更为优良。

表 1 不同发射波形、测量矩阵下感知矩阵相关系数统计表

μ	随机滤波器	优化滤波器
Frank	0.981 5	0.871 1
LFM	0.834 1	0.763 7
Alltop	0.770 5	0.639 3
优化多相码	0.602 5	0.516 8

4 结束语

本文所提出的基于模拟退火算法进行伪随机多相码设计、伪随机滤波器设计、以及联合优化设计方法所获得的波形和测量矩阵性能良好,易于实现,能够提升 CSR 目标信息提取的精度和稳健性,增大可检测目标的个数。实验证明这种构造波形和测量矩阵的方法是可行的,并为 CS 在其他领域的应用提供了新的思路。

参考文献:

- [1] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
 - [2] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
 - [3] 石光明,刘丹华,高大化,等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1073-1081.
- Shi Guangming, Liu Danhua, Gao Dahua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 37(5):

- 1073-1081.
- [4] Donoho D L, Tsaig Y. Extensions of compressed sensing[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(3): 533-548.
- [5] Candes E J, Romberg J, Terence Tao. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transaction on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [6] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging [C]//2007 IEEE Radar Conference. Boston, MA: IEEE, 2007:128-133.
- [7] Herman M A, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2009, 57(6):2275-2284.
- [8] 毛士艺,张瑞生,许伟武,等.脉冲多普勒雷达[M].北京:国防工业出版社,1990.
Mao Shiyi, Zhang Ruisheng, Xu Weiwu. Pulse Doppler radar[M]. Beijing: National Defense Industrial Press, 1990.
- [9] Chen Chunyang, Vaidyanathan P P. Compressed sensing in MIMO radar [C]//2008 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. 2008:41-44.
- [10] 谢晓春,张云华.基于压缩感知的二维雷达成像算法[J].*电子与信息学报*,2010,32(5):1234-1238.
Xie Xiaochun, Zhang Yunhua. 2D radar imaging scheme based on compressive sensing technique[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(5):1234-1238.
- [11] Tropp J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2004, 50(10):2231-2242.
- [12] Donoho D L, Elad M, Temlyakov V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(1):6-18.
- [13] Alltop W O. Complex sequences with low periodic correlations[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1980, 26(3):350-354.
- [14] Tropp J A, Wakin M B, Duarte M F, et al. Random filters for compressive sampling and reconstruction [C]//2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toulouse, France: IEEE, 2006:872-875.
- [15] Candes E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9):589-592.
- [16] 刘吉英,朱炬波,严奉霞,等.基于压缩感知理论的稀疏遥感成像系统设计[J].*系统工程与电子技术*, 2010, 32(8):1618-1622.
Liu Jiying, Zhu Jubo, Yan Fengxia, et al. Design of remote sensing imaging system based on compressive sensing[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(8):1618-1622.
- [17] Hai Deng. Polyphase code design for orthogonal netted radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(11):3126-3135.

作者简介:潘汇(1986-),男,硕士研究生,研究方向:雷达信号处理,E-mail: panhui.com@gmail.com;张劲东(1981-),男,博士研究生,研究方向:认知雷达、雷达信号理论、MIMO 雷达、压缩感知;张弓(1964-),男,博士,教授,研究方向:雷达信号处理、图像分析与处理、目标探测与识别。