

基于 Grefenstette 编码下 MicPSO 的离散频率编码波形设计

曾祥能^① 张永顺^① 田波^① 赵国庆^② 雷腾^①

^①(空军工程大学导弹学院 三原 713800)

^②(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘要: 该文在分析离散频率编码波形信号(DFCW)的模糊函数基础上,建立了离散频率编码信号设计的优化模型,将微群粒子群优化算法(MicPSO)应用于 DFCW 设计。针对 DFCW 设计为排列优化问题,引入了 Grefenstette 编码作为 MicPSO 的粒子编码进行优化设计。仿真结果表明,DFCW 的自相关峰值旁瓣、多普勒容限主要与信号码长有关,而通过该优化设计,信号的互相关性能得到极大改善,与已有方法相比,该方法时间开销小,优化结果更理想。

关键词: 离散频率编码波形; Grefenstette 编码; 微群粒子群优化算法

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)01-0100-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00244

Discrete Frequency Code Waveform Based on MicPSO Cooperated with Grefenstette Coded

Zeng Xiang-neng^① Zhang Yong-shun^① Tian Bo^① Zhao Guo-qing^② Lei Teng^①

^①(Missile Institute of Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China)

^②(School of Electronic Engineering, Xi'dian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: With the analysis of the ambiguity function for Discrete Frequency Code Waveform (DFCW) signals, the optimized model for DFCW design is established and the Micro swarm Particle Swarm Optimization (MicPSO) algorithm is proposed to design orthogonal discrete frequency-coding waveforms. As an arrangement issue, the DFCW design is optimized by using Grefenstette coding as MicPSO particle code. The simulated results show that, the DFCW's Auto-correlation Sidelobe Peak (ASP) and Doppler tolerance are mainly determined by the length of coded signal, and the cross correlation properties is greatly improved based on the optimization method described in this paper. Compared with existing methods, the proposed method can save processing time and obtain better optimization results.

Key words: Discrete Frequency Code Waveform (DFCW); Grefenstette code; Micro swarm Particle Swarm Optimization (MicPSO)

1 引言

线性调频(LFM)信号作为一种常用的频率调制波形,有很高的自相关旁瓣峰值(Auto-correlation Sidelobe Peak, ASP),为了减小 ASP,通常采用不同的幅度加权,但是这也将带来 1~2 dB 的信噪比损失。另一种重要的频率编码波形为离散频率编码波形(Discrete Frequency Code Waveform, DFCW),也被称为 Costas 编码波形^[1,2],研究多个正交频率编码波形设计成为解决 MIMO 雷达正交发射波形的有效途径^[3]。随着智能算法^[4-12](如遗传算法、粒子群优化得到设计波形的编码值则成为解决问题的有效手段。相对于标准遗传算法(GA),微群遗传算法(μ GA)通过竞争策略实现了对高维优化问题的优势。对于基于群协作策略的粒子群优化

(PSO)算法,利用小规模种群来优化高维问题的研究还不多。本文从理论上推导 DFCW 的多普勒容限等理论限,研究一种新型的微群粒子群算法来解决高维多目标问题,只利用一个小规模种群进行优化搜索全局最优解,通过对 DFCW 优化设计的粒子进行 Grefenstette 编码,将新微群粒子群算法应用于 DFCW 波形设计上。

2 DFCW 优化设计

一个 DFCW 信号集由 L 个跳频序列组成,表示如下^[2]:

$$\{S_l(t)\} = \left\{ \sum_{n=0}^{N-1} P_n^l(t - nT) \right\}, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

其中

$$P_n^l(t) = \begin{cases} e^{j2\pi f_n^l t}, & 0 \leq t \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

T 是子脉冲时宽, N 是子脉冲数, $f_n^l = f_0^l +$

2010-03-15 收到, 2010-10-15 改回

国家自然科学基金(60601016)资助课题

*通信作者: 曾祥能 zengxiangneng103@163.com

$(n-1)\Delta f$, $\Delta f = 1/T$, 是第 l 个信号中第 n 个子脉冲的频率编码, 则频率编码序列为 $\{f_n^l\} = \{n_1 \cdot \Delta f, n_2 \cdot \Delta f, \dots, n_N \cdot \Delta f\}$, 可用系数序列 $c_{i,n} \in \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 来表示, 即为频率编码的系数。

则编码后信号序列的持续时长为 $T_s = NT$, 而信号的带宽可近似计算为

$$BW_s \approx (N-1)\Delta f + 1/T \quad (3)$$

对于正交频率编码信号设计, 其编码系数 $\{c_{i,n}\}$ 应满足如下条件:

$$\left. \begin{aligned} c_{i,n} &\neq c_{i,n'}, \quad l \neq l', \quad n, n' = 1, 2, \dots, N \\ T \cdot \Delta f &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

第 l 个信号 $S_l(t)$ 的模糊函数定义为

$$\chi_l(\tau, \xi) = \frac{1}{NT} \int_{-\infty}^{\infty} S_l(t) S_l^*(t + \tau) e^{j2\pi\xi t} dt \quad (5)$$

根据式(2)的定义, 不妨取 $|\tau| < T$, 第 l 个信号中 $P_n(t)$ 与 $P_m(t)$ 的互模糊函数可定义为

$$\phi_{nm}(\tau, \xi) = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} P_n P_m^*(t + \tau) e^{j2\pi\xi t} dt \quad (6)$$

令 $\alpha = f_n^l - f_m^l + \xi$, 整理式(6)可得式(7):

$$\phi_{nm}(\tau, \xi) = \begin{cases} \frac{T - |\tau|}{T} \frac{\sin \pi\alpha(T - |\tau|)}{\pi\alpha(T - |\tau|)} e^{[j\pi\alpha(T - |\tau|) - j2\pi f_m^l |\tau|]}, & |\tau| \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

当 $m = n$ 时, 式(7)就表示 $P_n(t)$ 的模糊函数, 见式(8)。

$$\phi_{nn}(\tau, \xi) = \begin{cases} \frac{T - |\tau|}{T} \frac{\sin \pi\xi(T - |\tau|)}{\pi\xi(T - |\tau|)} e^{[j\pi\xi(T - |\tau|) - j2\pi f_n^l |\tau|]}, & |\tau| \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

由式(1), 式(2)及式(5)联立, 得离散频率编码信号的自模糊函数为

$$\chi_l(\tau, \xi) = \frac{1}{NT} \int_{-\infty}^{\infty} \sum_{n=0}^{N-1} P_n^*(t - nT) \cdot \sum_{m=0}^{N-1} P_m(t - \tau - mT) e^{j2\pi\xi t} dt \quad (9)$$

交换积分和求和顺序, 整理可得式(10)。

$$\chi(\tau, \xi) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{j2\pi n\xi T} \cdot \left[\phi_{nn}(\tau, \xi) + \sum_{\substack{m=0 \\ m \neq n}}^{N-1} \phi_{nm}(\tau - (n-m)T, \xi) \right] \quad (10)$$

当 $\tau \geq T$, 有 $\phi_{nm}(\tau, \xi) = \phi_{nm}(\tau, \xi) = 0$, 由式(10)可以看出, 信号模糊函数的主峰与 $\phi_{nn}(\tau, \xi)$ 相关, 而旁瓣响应主要由 ϕ_{nm} 决定。

现分析 $\tau = 0$ 的截面, 由于此时所有的 ϕ_{nm} 等于 0, 因此有

$$\chi(0, \xi) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^{j2\pi n\xi T} \cdot \phi_{nn}(0, \xi) \quad (11)$$

又由于

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^{N-1} e^{j\alpha k} &= \frac{1 - e^{jN\alpha}}{1 - e^{j\alpha}} = \frac{e^{jN\alpha/2} (e^{-jN\alpha/2} - e^{jN\alpha/2})}{e^{j\alpha/2} (e^{-jN\alpha/2} - e^{j\alpha/2})} \\ &= e^{j(N-1)\alpha/2} \frac{\sin N\alpha/2}{\sin \alpha/2} \end{aligned} \quad (12)$$

且 $\phi_{nn}(0, \xi) = 1$, 可以得到

$$\chi(0, \xi) = e^{j(N-1)\pi\xi T} \frac{\sin N\pi\xi T}{N\pi\xi T} \quad (13)$$

定义一个归一化的频率变量 $v \triangleq \xi T$, 可得

$$\chi(0, v) = e^{j(N-1)\pi v} \frac{\sin N\pi v}{N\pi v} \quad (14)$$

式(14)表明正交频率编码信号的多普勒分辨率及多普勒容限只取决于码长, 而与频率调制的顺序无关。信号模糊函数图的第 1 个零点位置为 $v = \pm 1/N$, 则信号的多普勒分辨率为 $1/N$, 容易得到 \mathbf{S} 的 ASP 大约为 -13.4 dB。

再考虑 $\xi = 0$ 的截面 $\chi(\tau, 0)$, 其由 ϕ_{nn} 和 ϕ_{nm} 两部分组成。由于 ϕ_{nm} 对主瓣响应 ϕ_{nn} 影响很小, 所以只考虑 ϕ_{nn} 部分, 记作 $\chi'(\tau, 0)$ 。

$$\chi'(\tau, 0) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \phi_{nn}(\tau, 0) \quad (15)$$

由式(8)可得

$$\chi'(\tau, 0) = \begin{cases} \frac{T - |\tau|}{NT} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-j2\pi f_n^l \tau}, & |\tau| \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (16)$$

利用式(12)可得

$$\chi'(\tau, 0) = \begin{cases} \frac{T - |\tau|}{T} e^{-j\pi(N-1)(\tau/T)} \frac{\sin N\pi\tau/T}{N \sin \pi\tau/T}, & |\tau| \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (17)$$

定义 $\gamma \triangleq \tau/T$, 则有式(18):

$$\chi'(\tau, 0) = \begin{cases} \frac{T - |\tau|}{T} e^{-j\pi(N-1)\gamma} \frac{\sin \pi N\gamma}{N \sin \pi\gamma}, & |\gamma| \leq 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (18)$$

显然, 距离自相关函数的峰值点为 $\tau = 0$, 如果没有因子 $T - |\tau|$, 在 $\tau = T$ 也将出现峰值。根据 sinc 函数的性质, 可得距离 ASP 大约为 0.21。因此, 离散频率编码信号的模糊图 ASP 几乎与频率编码的顺序无关, 码长对 ASP 的影响也很小。

频率编码信号 S_l 与 S_k 的互模糊函数为

$$\chi_c(S_l, S_k, \tau, \xi) = \frac{1}{NT} \int_{-\infty}^{\infty} S_l^*(t) S_k(t - \tau) e^{j2\pi\xi t} dt \quad (19)$$

同样地, 交换积分和求和顺序, 可得

$$\chi_c(S_l, S_k, \tau, \xi) = \frac{1}{N} \left[\sum_{r=0}^R e^{j2\pi r \xi T} \cdot \phi_{l, k_r}(\tau, \xi) + \sum_{n=0}^{N-1} e^{j2\pi n \xi T} \cdot \sum_{\substack{m=0 \\ m \neq r}}^{N-1} \phi_{n, k_m}(\tau - (n - m)T, \xi) \right] \quad (20)$$

其中 ϕ_{n, k_m} 表示 $P_n^l(t)$ 和 $P_m^k(t)$ 的互相关函数。而信号互相关函数 $\chi_c(\tau, 0)$ 比较复杂, 其互相关峰值(Cross Peak, CP)与频率编码顺序有密切关系。

离散频率编码信号设计就是优化频率编码的顺序来得到理想的 ASP 和 CP。根据前面分析, 因为多普勒容限与频率编码的顺序无关而只与信号长度有关, 因此在优化中不考虑多普勒问题, 而此时的自模糊函数也与频率编码的顺序无关, 这样, 优化设计的代价函数为信号波形的互相关能量总和^[2], 表示为

$$E = \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{k=l+1}^L \int_{\tau} |\chi_c(S_l, S_k, \tau, 0)|^2 d\tau = \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{k=l+1}^L \int_{\tau} \left| \frac{1}{N} \left[\sum_{r=0}^{N-1} \phi_{l, k_r}(\tau, 0) + \sum_{\substack{n=0 \\ n \neq r}}^{N-1} \sum_{\substack{m=0 \\ m \neq n}}^{N-1} \phi_{n, k_m}(\tau - (n - m)T, 0) \right] \right|^2 d\tau \quad (21)$$

其中

$$\phi_{l, k_r}(\tau, 0) = \begin{cases} \frac{T - |\tau| \sin \pi(f_r^l - f_r^k)(T - |\tau|)}{T \pi(f_r^l - f_r^k)(T - |\tau|)} \cdot e^{[-j\pi(f_r^l - f_r^k)(T - |\tau|)(T + \tau) - j2\pi f_r^k \tau]}, & |\tau| \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (22)$$

$$\phi_{n, k_m}(\tau, 0) = \begin{cases} \frac{T - |\tau| \sin \pi(f_n^l - f_m^k)(T - |\tau|)}{T \pi(f_n^l - f_m^k)(T - |\tau|)} \cdot e^{[-j\pi(f_n^l - f_m^k)(T - |\tau|)(T + \tau) - j2\pi f_m^k \tau]}, & |\tau| \leq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (23)$$

3 基于 Grenfenstette 编码下 MicPSO

粒子群优化(PSO)算法是一种基于生物界种群协作的智能算法, 最早由文献[4]提出, 在电子科学、控制等领域得到广泛应用^[5]。然而, 其存在着两个不容忽视的缺陷: 收敛性不稳定和不能处理高维优化问题^[6,7], 原因是算法在每一代迭代时都要对整个种群进行适应度值计算, 对于高维优化问题则由于需要大规模种群去搜索解空间而造成算法的时间开销过大^[8]。基于这两个致命缺陷, 一种新的优化算法 μ PSO 在高维优化问题上体现了优势^[9]。类似于GA, μ PSO 也是利用只包含几个粒子的小规模种群并采用一系列的陷入局部最优后重新初始化操作, 种群中的粒子即为优化向量, 各粒子间充分利用搜索进程中的最优解及全局最优解知识进行优化搜索。搜索过程中, 如果种群落入到一个比之前已有的更差的位置, 则将该位置列入到黑名单避免粒子在将来搜索中再次落入。而防止落入黑名单的步骤由排斥项 **rep** 实现, 算法迭代方程如下:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{v}_j(t+1) &= w\mathbf{v}_j(t) + c_1 r_1 [\mathbf{x}_{\text{pbest}, j} - \mathbf{x}_j(t)] \\ &\quad + c_2 r_2 [\mathbf{x}_{\text{gbest}} - \mathbf{x}_j(t)] + \mathbf{rep}_j(t) \\ \mathbf{v}_g(t+1) &= w\mathbf{v}_g(t) - \mathbf{x}_g(t) + \mathbf{x}_{\text{gbest}} + \rho(t) \\ &\quad \cdot (1 - 2r_3) + \mathbf{rep}_g(t) \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

式中 \mathbf{v}_j 和 \mathbf{v}_g 分别表示第 j 个粒子的速度和全局最优解的速度; w 为惯性权重, c_1 和 c_2 为加速度常数, r_1, r_2 和 r_3 为在 $[0, 1]$ 均匀分布的随机变量, $\rho(t)$ 为缩放因子^[10], 而 $\mathbf{rep}_j(t)$ 为第 j 个粒子相对于黑名单的排斥项, 用以控制种群远离黑名单, 这里采用文献[9]对静电排斥力公式来进行计算, 对于第 j 个粒子有

$$\mathbf{rep}_j = D \sum_l \frac{d_{lj}}{\|\mathbf{d}_{lj}\|^{m+1}} \quad (25)$$

式中 $\mathbf{d}_{lj} = \mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}_l$ 为从黑名单中第 l 个解到第 j 个粒子的向量。

$$\rho(0) = 1.0$$

$$\rho(t+1) = \begin{cases} 2\rho(t), & \text{suc} > \text{Sc} \\ 0.5\rho(t), & \text{fail} > \text{fc} \\ \rho(t), & \text{其它} \end{cases} \quad (26)$$

式中 Sc 和 fc 为可控门限, 当粒子更新其自身最优解, 则成功计数器 suc 增1而失败计数器 fail 置0, 否则相反, 当全局最优解交换时 suc 和 fail 都置0。

通常, MicPSO 的粒子采用对优化问题进行直接编码, 但本文的离散频率编码要求粒子为一个无

重复的排列, 直接编码后通过种群搜索迭代将产生大量非法解, 不利于算法进行优化, Grefenstette 编码方法的长处在于任意的个体都对应着一个合法解^[1], 因此适用于群智能操作使种群进行迭代优化。

设一个由序列 $W = \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 组合成的编码系数序列 $\{c_{i,n}\}$ 为

$$\{c_{i,n}\} = (n_1, n_2, \dots, n_N) \quad (27)$$

规定每次从 W 中取走一个数, 就从 W 中将该数去掉, 用第 $i (i = 1, 2, \dots, N)$ 个取走的数 n_i 在所有未取走的数组成序列 $W - \{n_1, n_2, \dots, n_{i-1}\}$ 中对应位置序号 $g_i (1 \leq g_i \leq N - i + 1)$ 来表示具体取走哪个数, 如此这样直到处理完 W 中所有的数。将全部 g_i 顺序排列在一起得到一个列表。

$$G = (g_1, g_2, \dots, g_N) \quad (28)$$

式(28)即表示一种离散频率编码组合, 亦表示粒子群算法的一个粒子。例如, 一个由 10 个子脉冲组成的编码信号的频率增量形成列表为

$$W = (0 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8 \ 9) \quad (29)$$

对于如下组合的频率编码序列:

$$C = (5 \ 3 \ 0 \ 7 \ 8 \ 2 \ 1 \ 4 \ 9 \ 6) \quad (30)$$

则按 Grefenstette 编码为

$$C^c = (5 \ 3 \ 1 \ 4 \ 4 \ 2 \ 1 \ 1 \ 2 \ 1) \quad (31)$$

算法的步骤可总结如下:

步骤 1 按 Grefenstette 编码初始化种群, 对于每个信号, 其第 $n (n = 1, \dots, N)$ 位采用产生 $[1, N]$ 的随机数进行初始化, 优化维数为信号个数 \times 编码长度;

步骤 2 将各粒子解码成直接频率编码值, 计算适应度函数, 判断结束迭代条件;

步骤 3 在 Grefenstette 下按式(24)迭代;

步骤 4 将各粒子解码成直接频率编码值, 计算适应度函数, 判断结束迭代条件, 不够结束条件则转移到步骤 3。

4 仿真分析

设计一组由 4 个信号组成的离散频率编码信号, 编码长度为 32。MicPSO 的种群规模为 5 个粒子, 适应度函数为式(21), 在 pentium4.0 计算机(主频 3.0 GHz, 内存 2 Mbyte)上仿真, 并与文献[12]的 GA 算法作比较如表 1, 算法收敛曲线见图 1。

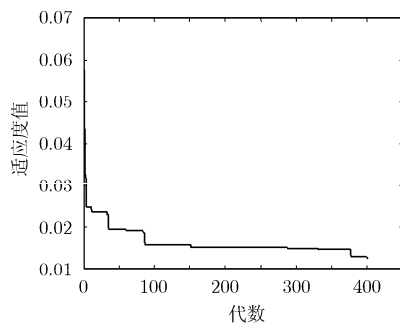
表 1 MicPSO 与 GA 性能比较

	最优值	个体数(个)	收敛时间(s)	收敛代数
MicPSO	0.0138	100	6.85	400
GA	0.0155	5	1275	120

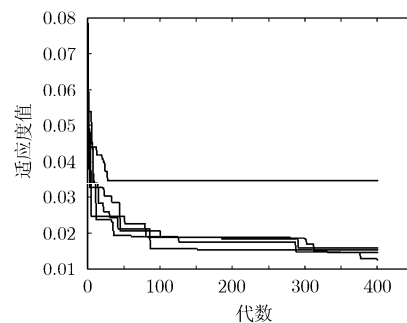
由仿真结果可以看出, MicPSO 种群中除一个粒子未能实现很好的搜索为种群进化作出贡献外, 其它粒子均很好地收敛, 表明 MicPSO 有较好的收敛性。根据表 1 的性能比较, MicPSO 比文献中的遗传算法的收敛时间要短得多, 且最优值也更优。图 2(a)给出了频率分辨率与码长的关系, 很显然频率编码信号的多普勒分辨率与码长的关系密切。图 2(b)给出了离散频率编码信号的自相关峰值与信号编码长度的关系, 验证了编码顺序对信号的 ASP 影响很小。图 3 和图 4 分别给出了任意随机的一组信号的互相关图和互模糊图, 以及采用本文方法优化后信号的互相关图和互模糊图。可以看出, 通过优化后, 信号的互相关情况得到了极大的抑制, 约降低了 5 倍, 而信号的互模糊情况也得到了极大的改善。

5 结束语

本文在对 DFCW 的模糊函数进行分析的基础上, 讨论了 DFCW 自相关峰值的理论限, 并通过仿真分析进行了验证, 分析建立了正交 DFCW 的优化问题模型, 提出了将微群粒子群优化算法应用于 DFCW 设计中, 算法能在很短的时间获得理想的正交 DFCW 信号, 较文献中的方法在时间开销、优化结果上均有明显改善。



(a) MicPSO 最优适应度曲线



(b) MicPSO 种群适应度曲线

图 1 收敛曲线

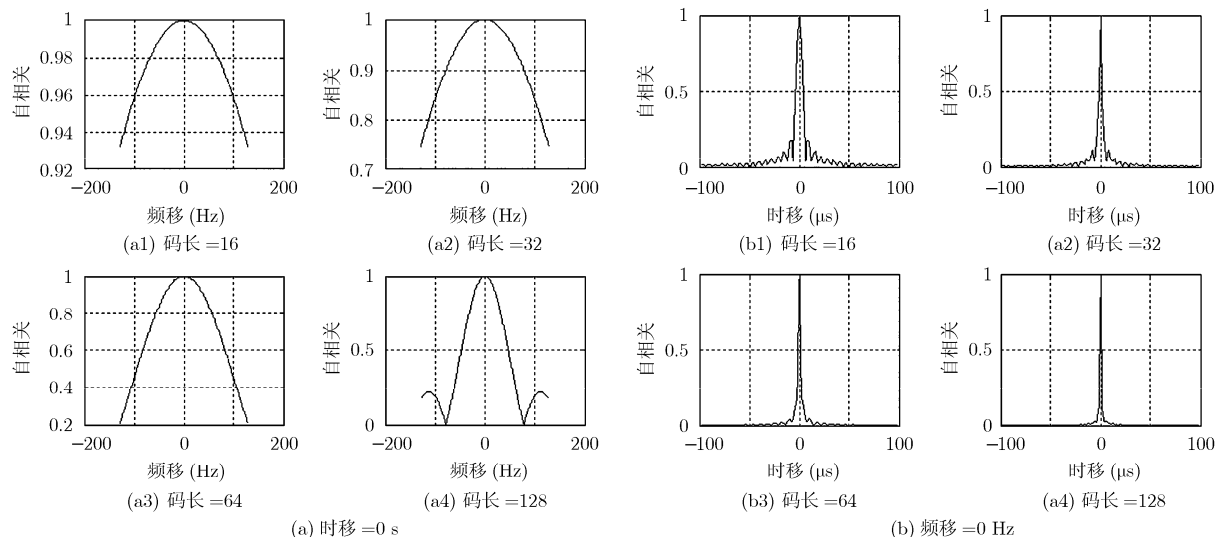


图2 自相关函数图

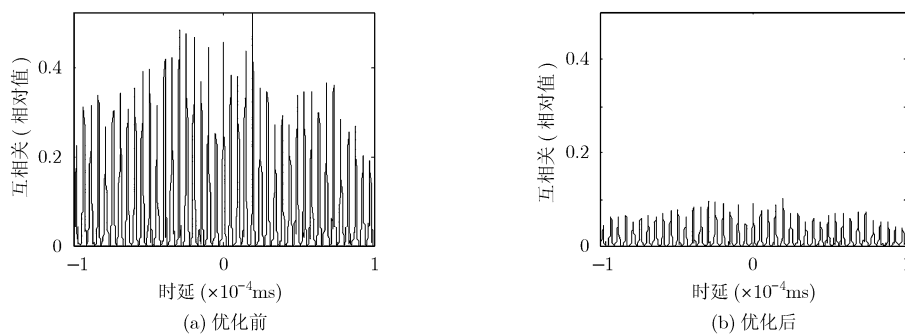


图3 互相关函数图

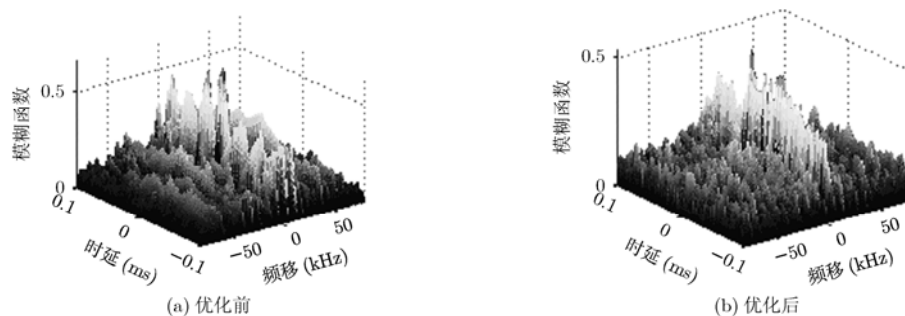


图4 信号的互模糊图

参考文献

- [1] Liu Bo and He Zi-shu. Orthogonal Discrete Frequency-Coding Waveform design for MIMO radar [J]. *Journal of Electronics (China)*, 2008, 25(4): 471-476.
- [2] Deng H. Discrete frequency-coding wave- form design for netted radar systems. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(2): 179-182.
- [3] 杨明磊, 张守宏, 陈伯孝等. 多载频 MIMO 雷达的一种新的信号处理方法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(1): 147-151. Yang Ming-lei, Zhang Shou-hong, Chen Bai-xiao, *et al.* A novel signal processing approach for the multi-carrier MIMO radar [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(1): 147-151.
- [4] Kennedy J and Eberhart R. Particle swarm optimization [C]. Proc IEEE Int. Conf. on Neural Networks. Perth, 1995: 1942-1948.
- [5] Li W T, Shi X W, and Xu L. Improved GA and PSO culled hybrid algorithm for antenna array pattern synthesis [J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2008, 80(1): 397-407.
- [6] Duran O, Rodriguez R, and Consalter L A. PSO for selecting

- cutting tools geometry [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 5271: 265-272.
- [7] Lin Yih-Lon, Chang Wei-Der, and Hsieh Jer-Guang. A particle swarm optimization approach to nonlinear rational filter modeling [J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(6): 1194-1199.
- [8] 潘峰, 陈杰, 辛斌等. 粒子群优化方法若干特性分析[J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 1010-1016.
- Pan Feng and Chen Jie, and Xin Bin, *et al.* Several characteristics analysis of particle swarm optimizer[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(7): 1010-1016.
- [9] Huang Tony and Ananda Sanagavarapu Mohan. A microparticle swarm optimizer for the reconstruction of microwave images [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2007, 55(3): 568-576.
- [10] Peer E S, Van den Bergh F, and Engelbrecht A P. Using neighborhoods with the guaranteed convergence PSO [J]. *IEEE Swarm Intell. Symp.*, 2003, 1(1): 235-242.
- [11] Grefenstette J, *et al.* Genetic algorithms for the traveling salesman problems [C]. Proc. of the Int. Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications, USA, Carnegie-Mellon University, 1985: 160-168.
- [12] 刘波. MIMO 雷达正交波形设计及信号处理研究[D]. [博士论文], 成都: 电子科技大学, 2008.
- 曾祥能: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为 MIMO 雷达信号处理、波束控制及其最优化设计.
- 张永顺: 男, 1961 年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达系统与电子对抗的教学与研究工作.
- 田 波: 男, 讲师, 博士, 从事雷达天线设计与雷达对抗方面研究.
- 赵国庆: 男, 1953 年生, 博士, 教授, 主要从事电子对抗和雷达系统设计的研究工作.
- 雷 腾: 男, 博士生, 研究方向为雷达目标成像与识别.