

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2021.01.015

LFM-PC 复合调制信号优化设计算法

李 晨, 张劲东, 丁 遂, 尚东东

(南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏南京 211100)

摘要: 针对相位编码(Phase Coded, PC)信号在高速运动平台和高速目标探测中运用存在多普勒敏感问题, 研究了一种基于线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号和相位编码信号复合调制的宽多普勒容限信号形式——LFM-PC 复合调制信号。本文推导了 LFM-PC 信号的模糊函数, 在多普勒容限内以最小归一化积分旁瓣为准则建立了信号优化设计模型, 提出了基于交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)的低复杂度信号优化算法。仿真结果表明, 基于此算法优化设计的 LFM-PC 信号具有宽多普勒容限的同时降低了归一化旁瓣, 并且此优化算法具有收敛速度快、运算量低的特点。

关键词: 复合调制信号; 模糊函数; 多普勒容限; 信号优化设计; 交替方向乘子法

中图分类号: TN958.3 文献标志码:A 文章编号:1672-2337(2021)01-0092-07

Optimal Design Algorithm of LFM-PC Hybrid Modulated Signal

LI Chen, ZHANG Jindong, DING Xun, SHANG Dongdong

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China)

Abstract: Phase coded (PC) signal has Doppler sensitivity problem when used in high-speed moving platforms and high-speed target detection. A wide Doppler tolerance signal form based on the hybrid modulation of linear frequency modulation (LFM) signal and PC signal—LFM-PC signal is studied to deal with this problem in this paper. The ambiguity function of LFM-PC signal is deduced and the optimal design model of the signal is established within the Doppler tolerance based on the criterion of the minimum normalized integral side lobe. A low-complexity signal optimization algorithm based on alternating direction method of multiplier (ADMM) is proposed. The simulation results show that the LFM-PC signal based on this optimization algorithm has a wide Doppler tolerance while reducing the normalized side lobes. The optimization algorithm has the characteristics of fast convergence speed and low calculation amount.

Key words: hybrid modulated signal; ambiguity function; Doppler tolerance; signal optimization design; alternating direction method of multipliers

0 引言

PC 信号因其分辨率、测量精度较高的优点被广泛应用, 但是只能被运用于窄多普勒频移的场合, 并且形式简单, 抗干扰能力一般。基于 LFM 信号和 PC 信号复合调制的 LFM-PC 信号, 兼顾了两种信号的优点, 具有较高的分辨率、测量精度, 同时扩展了 PC 信号的多普勒容限, 还可以提高信号的复杂程度, 从而提高雷达系统的抗干扰能力。

为了使 PC 信号获得接近理想的主副瓣比, 国

内外学者研究了多种启发式优化算法进行优化设计, 主要包括遗传算法^[1]、模拟退火算法^[2]、基于飞蛾扑火的改进方法^[3]、改进的蚁群算法^[4]等。以上几种智能搜索算法较为容易实现, 但是因其随机性先天存在速度慢, 效果一般等问题。除了启发式优化算法以外, 冯日博等^[5]提出了一种基于新循环算法(Cyclic Algorithm-New, CAN)的优化方法。该方法将峰值旁瓣的最小化等价为一个频域最小化问题, 进而转化为一个二次函数的最小化问题。李旭等^[6]在利用 CAN 算法优化 PC 信号自相关函数的基础上, 提出了适用于优化正

交波形互相关特性的 MultiCAN 算法。Kerahroodi 等^[7-8]将坐标下降法(Coordinates Down, CD)应用到 PC 信号优化设计中,CD 算法在每次迭代过程中使用不同的坐标方向,在当前点处沿一个坐标方向进行一维搜索以求得目标函数的局部最小值。

传统的 LFM-PC 信号在脉间实现相位编码调制,脉内实现线性频率调制。而本文研究的 LFM-PC 信号在脉内实现线性频率和相位编码复合调制。对该种信号的优化设计还处于起步研究阶段,Majumder 等^[9]利用 Walsh 正交码实现脉内相位编码调制。吴悦^[10]利用 LFM-PC 信号来设计正交波形,并提出了基于模糊函数的抗欺骗干扰波形设计模型,采用共轭梯度法和交替迭代算法求解优化模型。但是其优化设计的调制相位为连续相位,对离散相位调制缺少研究。

本文针对 PC 信号在高速运动平台和高速目标探测中运用存在多普勒敏感问题,研究了一种宽多普勒容限的 LFM-PC 复合调制信号。首先,简单介绍了 LFM-PC 信号,并给出了其模糊函数离散表达式。接着,在多普勒容限内以最小归一化积分旁瓣为准则建立优化模型,采用基于 ADMM 的低复杂度方法求解优化模型。仿真结果表明,此算法相比遗传算法速度更快、效果更佳。优化之后的 LFM-PC 信号在保持宽多普勒容限的同时具有更低的归一化旁瓣,因此相比 PC 信号可以在多普勒失谐时具有更高的分辨率、测量精度。

1 信号模型

1.1 时域波形

PC 信号复包络^[11]可表示为

$$u_{\text{PC}}(t) = \sum_{n=0}^{N-1} c_n p_n(t), 0 \leq t \leq T \quad (1)$$

式中,N 表示码长, $c_n = e^{j2\pi \frac{k_n}{K}}$, $n=0, 1, \dots, N-1$ 表示编码序列, $k_n \in [0, 1, \dots, K-1]$, K 表示调制相位数, $p_n(t)$ 为理想矩形脉冲, $T_p = \frac{T}{N}$ 表示码元宽度, 则

$$p_n(t) = \begin{cases} 1, & nT_p \leq t < (n+1)T_p \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

在 PC 信号上复合调制一个 LFM 信号 $u_{\text{LFM}}(t) = e^{j\pi\mu t^2}$, $0 \leq t \leq T$, 其中 μ 表示调频斜率, 则 LFM-PC 复合调制信号表示为

$$u_{\text{LFM-PC}}(t) = u_{\text{LFM}}(t) \cdot u_{\text{PC}}(t) = e^{j\pi\mu t^2} \sum_{n=0}^{N-1} c_n p_n(t), 0 \leq t \leq T \quad (2)$$

1.2 模糊函数

模糊函数定义式^[11]为

$$\chi(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) s^*(t + \tau) e^{j2\pi ft} dt \quad (3)$$

式中 τ, f 分别表示信号的延时、多普勒频移。设一个码元内采样 N_s 点, 则采样周期为 $T_s = \frac{T_p}{N_s}$, 一个脉冲内总采样点数 $N' = N \cdot N_s$, 则式(2)可重写为

$$u_{\text{LFM-PC}}(t) = e^{j\pi\mu t^2} \sum_{n=0}^{N'-1} c'_n p'_n(t), 0 \leq t \leq T \quad (4)$$

其中, $c' = [\underbrace{c_0, c_0, \dots, c_0}_{N_s}, \underbrace{c_1, c_1, \dots, c_1}_{N_s}, \dots,$

$\underbrace{c_{N-1}, c_{N-1}, \dots, c_{N-1}}_{N_s}]$ 表示采样后的编码序列,

$p'_n(t)$ 表示宽度为 T_s 的理想矩形脉冲。将式(4)代入式(3):

$$\begin{aligned} \chi_{\text{LFM-PC}}(\tau, f) = & \int_{-\infty}^{\infty} e^{j\pi\mu t^2} \sum_{n=0}^{N'-1} c'_n p'_n(t) \cdot \\ & \left[e^{j\pi\mu(t+\tau)^2} \sum_{m=0}^{N'-1} c'_m p'_m(t+\tau) \right]^* e^{j2\pi ft} dt = \\ & e^{-j\pi\mu\tau^2} \chi_{\text{PC}}(\tau, f - \mu\tau) \end{aligned} \quad (5)$$

当 $\mu = 0$ 时, 式(5)就转化为 PC 信号模糊函数 $\chi_{\text{PC}}(\tau, f)$ 。取 $\tau = kT_s$, $-(N'-1) \leq k \leq N'-1$, 式(5)转化为

$$\begin{aligned} \chi_{\text{LFM-PC}}(kT_s, f) = & e^{-j\pi\mu(kT_s)^2} \sum_{n=0}^{N'-1} \sum_{m=0}^{N'-1} c'_n c'^*_m \cdot \\ & \int_{-\infty}^{\infty} p'_n(t) p'_m(t + kT_s) e^{j2\pi(f - \mu kT_s)t} dt = \\ & e^{-j\pi\mu(kT_s)^2} \sum_{n=0}^{N'-1} c'_n c'^*_{n+k} \int_{nT_s}^{(n+1)T_s} e^{j2\pi(f - \mu kT_s)t} dt = \\ & e^{-j\pi\mu k^2 T_s^2} \text{sinc}[(f - \mu kT_s)T_s] \cdot \end{aligned}$$

$$\sum_{n=0}^{N'-1} c'_n c'_{n+k}^* e^{j\pi(f-\mu k T_s)(2n+1)T_s} \quad (6)$$

取 $f = \mu p T_s$, $-(N'-1) \leq p \leq N'-1$

$$\begin{aligned} \chi_{\text{LFM-PC}}(k T_s, \mu p T_s) &= \\ e^{-j\pi\mu k^2 T_s^2} \text{sinc}(\mu p T_s - \mu k T_s) T_s &\cdot \\ \sum_{n=0}^{N'-1} c'_n c'_{n+k}^* e^{j\pi(\mu p T_s - \mu k T_s)(2n+1)T_s} &= \\ e^{j\pi\mu T_s^2(p-k-k^2)} \text{sinc}[\mu T_s^2(p-k)] &\cdot \\ \sum_{n=0}^{N'-1} c'_n c'_{n+k}^* e^{j2\pi\mu T_s^2(p-k)} & \end{aligned} \quad (7)$$

那么 LFM-PC 信号模糊函数的离散形式

$\chi_{\text{LFM-PC}}(k T_s, \mu p T_s)$ 可简写为

$$\chi_{\text{LFM-PC}}(k, p) = \mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}' \quad (8)$$

式中,

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(k, p) &= \zeta_{k, p} \mathbf{J}_k \mathbf{D}_{k, p} \\ \zeta_{k, p} &= e^{j\pi\mu T_s^2(p-k-k^2)} \text{sinc}[\mu T_s^2(p-k)] \\ \mathbf{D}_{k, p} &= \text{diag}(1, e^{j2\pi\mu T_s^2(p-k)}, \dots, e^{j2(N'-1)\pi\mu T_s^2(p-k)}) \end{aligned}$$

\mathbf{J}_k 表示转移矩阵:

$$[\mathbf{J}_k]_{l,m} = [\mathbf{J}_{-k}^T]_{l,m} = \delta_{l-m-k}$$

其中, $\delta_n = \begin{cases} 1, & n=0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 表示克罗内克函数。

2 模糊函数优化

2.1 优化算法

ADMM 算法^[12]是一种求解优化问题的计算框架,适用于求解具有分布式结构的凸优化问题。ADMM 通过分解协调过程,将大的全局问题分解为多个较小、较容易解决的局部子问题,并通过协调子问题的解而得到大的全局问题的解。

ADMM 求解问题的表达式为

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{z} = \mathbf{c} \end{aligned} \quad (9)$$

将其改为增广拉格朗日函数, ρ 为惩罚项系数,有

$$\begin{aligned} L_\rho(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \lambda) &= f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \lambda^T (\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{z} - \mathbf{c}) + \\ & \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{z} - \mathbf{c}\|_2^2 \end{aligned} \quad (10)$$

设 $u = \frac{1}{\rho} \lambda$, 则求解步骤可表示为

$$\mathbf{x}^{(t+1)} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \left(f(\mathbf{x}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{z}^{(t)} - \mathbf{c} + \mathbf{u}^{(t)}\|_2^2 \right)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^{(t+1)} &= \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmin}} \left(g(\mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x}^{(t+1)} + \mathbf{B}\mathbf{z} - \mathbf{c} + \mathbf{u}^{(t)}\|_2^2 \right) \\ \mathbf{u}^{(t+1)} &= \mathbf{u}^{(t)} + \mathbf{A}\mathbf{x}^{(t+1)} + \mathbf{B}\mathbf{z}^{(t+1)} - \mathbf{c} \end{aligned} \quad (11)$$

2.2 优化模型

LFM-PC 信号模糊函数的离散表达式由式(8)表示。其主峰幅度可表示为

$$|\chi_{\text{LFM-PC}}(k_0, p)| = |\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'| = \max_k |\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'| \quad (12)$$

式中, $-(N_s - 1) \leq p \leq (N_s - 1)$ 。当 p 确定时, $|\chi_{\text{LFM-PC}}(k_0, p)|$ 为一定值。定义主峰幅度下降 3 dB 的范围为多普勒容限 (Doppler Tolerance, DT), 则多普勒容限内的归一化模糊函数可表示为

$$\begin{aligned} |\bar{\chi}_{\text{LFM-PC}}(k, p)| &= \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|} \\ -(N'-1) \leq k \leq (N'-1), -N_{\text{DT}} \leq p \leq N_{\text{DT}} \end{aligned} \quad (13)$$

式中, $N_{\text{DT}} < (N_s - 1)$ 表示多普勒容限对应的范围。

为了提高雷达在信号存在多普勒失谐场景中的探测性能, 优化问题可描述为: 在多普勒容限内以最小化归一化积分旁瓣为准则, 优化 LFM-PC 模糊函数, 优化范围为 $\Psi = \{(k, p) | N_s \leq |k| \leq N'-1, 0 \leq |p| \leq N_{\text{DT}}\}$ 。其目标函数由归一化积分旁瓣 NISL 表示为

$$NISL = \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} \quad (14)$$

2.3 优化过程

利用 ADMM 架构嵌套拟牛顿法优化目标函数式(14), 优化问题为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{c}} \quad & \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} \\ \text{s. t.} \quad & c_n = e^{j2\pi\frac{k_n}{K}}, n = 0, 1, \dots, N-1; \\ & k_n \in [0, 1, \dots, K-1] \end{aligned} \quad (15)$$

在式(15)中引入辅助变量 \mathbf{z} 和约束条件 $\mathbf{c} = \mathbf{z}$, 即

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{c}} \quad & \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{c} = \mathbf{z}, z_n = e^{j2\pi\frac{k_n}{K}}, n = 0, 1, \dots, N-1; \\ & k_n \in [0, 1, \dots, K-1] \end{aligned} \quad (16)$$

式(15)和式(16)等价。取 $u = (\lambda_r + j\lambda_i)/\rho$, 根据式(16)写出增广拉格朗日方程:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_\rho(\mathbf{c}, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = & \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} + \\ & \frac{\rho}{2} \|\mathbf{c} - \mathbf{z} + \mathbf{u}\|^2 - \frac{\rho}{2} \|\mathbf{u}\|^2 \end{aligned} \quad (17)$$

记 $\mathbf{c}^{(t)}$ 为第 t 次 ADMM 迭代后的 \mathbf{c} 值(\mathbf{z} 和 \mathbf{u} 相应地记为 $\mathbf{z}^{(t)}, \mathbf{u}^{(t)}$), 给定初值 $\mathbf{c}^{(0)}, \mathbf{z}^{(0)}, \mathbf{u}^{(0)}$, 则该问题的求解可按照如下步骤进行:

1) 更新 \mathbf{c} , 此时 $\mathbf{z}^{(t)}, \mathbf{u}^{(t)}$ 看作已知量

$$\begin{aligned} \mathbf{c}^{(t+1)} = & \operatorname{argmin}_{\mathbf{c}} \left\{ \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} + \right. \\ & \left. \frac{\rho}{2} \|\mathbf{c} - \mathbf{z}^{(t)} + \mathbf{u}^{(t)}\|^2 \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

该问题为无约束最优化问题, 可使用拟牛顿法求解。

2) 更新 \mathbf{z} , 此时 $\mathbf{c}^{(t+1)}, \mathbf{u}^{(t)}$ 看作已知量

$$\mathbf{z}^{(t+1)} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{z}} \|\mathbf{c}^{(t+1)} - \mathbf{z} + \mathbf{u}^{(t)}\|^2$$

$$\text{s. t. } z_n = e^{j\frac{k_n}{K}}, n=0, 1, \dots, N-1; \quad (19)$$

$$k_n \in [0, 1, \dots, K-1]$$

式(19)中元素 \mathbf{z} 彼此独立, 则可将其分解为 N 个子问题, 子问题可表述为

$$z_n^{(t+1)} = \operatorname{argmax}_k \operatorname{Re} \{ [c_n^{(t+1)} + u_n^{(t)}]^* \cdot z_n^{(t)} \} \quad (20)$$

$$\text{s. t. } z_n = e^{j\frac{k_n}{K}}, k_n \in [0, 1, \dots, K-1]$$

若将复数 $c_n^{(t+1)} + u_n^{(t)}, z_n^{(t)}$ 看成复平面上的向量, 忽略常值部分, 则式(20)转化为

$$z_n^{(t+1)} = \operatorname{argmax}_k \cos \langle c_n^{(t+1)} + u_n^{(t)}, z_n^{(t)} \rangle \quad (21)$$

$$\text{s. t. } z_n = e^{j\frac{k_n}{K}}, k_n \in [0, 1, \dots, K-1]$$

即求整数 $k_n (0 \leq k_n < K)$, 使复平面上的向量

$z_n = e^{j\frac{k_n}{K}}$ 和 $c_n^{(t+1)} + u_n^{(t)}$ 的夹角最小, k_n 的解为

$$k_n = \left[\frac{\arg [c_n^{(t+1)} + u_n^{(t)}]}{2\pi} + \frac{1}{2} \right] \quad (22)$$

则式(19)的解为

$$\mathbf{z}^{(t+1)} = \exp \left\{ j2\pi \left[\frac{K \cdot \arg(c^{(t+1)} + u^{(t)}) / 2\pi + \frac{1}{2}}{K} \right] \right\} \quad (23)$$

3) 更新 \mathbf{u}

$$\mathbf{u}^{(t+1)} = \mathbf{u}^{(t)} + \mathbf{c}^{(t+1)} - \mathbf{z}^{(t+1)} \quad (24)$$

由此, ADMM 算法的基本思路: 初始化变量 $\mathbf{c}^{(0)}, \mathbf{z}^{(0)}, \mathbf{u}^{(0)}$, 接着重复步骤 1) 到步骤 3) 直至满足迭代停止条件(迭代次数达到上限或者 $|NISL^{(t+1)} - NISL^{(t)}| \leq \epsilon$, ϵ 为一个较小的正数, 作为收敛门限)。以上, 输出优化后的结果。

表 1 给出利用交替方向乘子法求解优化模型的步骤。

表 1 ADMM 步骤

记 t 为迭代次数, 初始化 $t=0$, 给定初值 $\mathbf{c}^{(0)}, \mathbf{z}^{(0)}, \mathbf{u}^{(0)}$

a) 利用拟牛顿法求解

$$\mathbf{c}^{(t+1)} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{c} - \mathbf{z}^{(t)} + \mathbf{u}^{(t)}\|^2 \right\}$$

$$\mathbf{b) } \mathbf{z}^{(t+1)} = \exp \left\{ j2\pi \left[\frac{K \cdot \arg(c^{(t+1)} + u^{(t)}) / 2\pi + \frac{1}{2}}{K} \right] \right\}$$

$$\mathbf{c) } \mathbf{u}^{(t+1)} = \mathbf{u}^{(t)} + \mathbf{c}^{(t+1)} - \mathbf{z}^{(t+1)}$$

$$\mathbf{d) } t \leftarrow t + 1$$

e) 若满足收敛条件则完成算法, 否则回到 b)

3 仿真及结果分析

取码长 $N=60$, 调频斜率 $\mu=6 \times 10^{12}$, 调制相位数 $K=2/4/8$, 分别通过 100 次的蒙特卡洛实验, 计算 PC 信号、LFM-PC 信号的多普勒容限 DT。由表 2 可知, LFM-PC 信号 DT 明显优于 PC 信号。

表 2 PC 信号与 LFM-PC 信号多普勒容限对比

信号	$K=2$	$K=4$	$K=8$
PC	73.833 kHz	73.833 kHz	73.833 kHz
LFM-PC	202.6 kHz	201.8 kHz	204.9 kHz
扩展倍数	2.744	2.733	2.775

将平均积分旁瓣(Average Integral Side Lobe, AISL)和平均归一化积分旁瓣(Average Normalized Integral Side Lobe, ANISL)定义为

$$\begin{aligned} AISL = & \frac{1}{2(N' - N_S)(2N_{DT} + 1)} \cdot \\ & \sum_{k, p \in \Psi} |\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2 \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} ANISL = & \frac{1}{2(N' - N_S)(2N_{DT} + 1)} \cdot \\ & \sum_{k, p \in \Psi} \frac{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k, p) \mathbf{c}'|^2}{|\mathbf{c}'^H \mathbf{H}(k_0, p) \mathbf{c}'|^2} \end{aligned} \quad (26)$$

式中, $\Psi = [(k, p) | N_S \leq |k| \leq N' - 1, 0 \leq |p| \leq N_{DT}]$ 表示多普勒容限 DT 内的旁瓣范围。

仿真得到 LFM-PC 信号的多普勒容限 DT 后, 在范围 DT 内分别计算 PC 信号的平均积分旁瓣 AISL、LFM-PC 信号的平均积分旁瓣 AISL、平均归一化积分旁瓣 ANISL。由表 3 可知, 两种信号 AISL 基本相等, 但是 LFM-PC 信号模糊函数经过归一化处理之后, 其 ANISL 值高于 PC 信号 AISL, 这说明多普勒失谐时, 脉压副瓣增高, 雷达探测性能恶化。

表 3 PC 信号与 LFM-PC 信号模糊函数旁瓣对比

信号	$K=2$	$K=4$	$K=8$
PC(AISL)	-22.543 6 dB	-22.485 6 dB	-22.982 1 dB
LFM-PC(AISL)	-22.987 0 dB	-22.683 0 dB	-23.012 9 dB
LFM-PC(ANISL)	-20.124 8 dB	-20.094 5 dB	-20.821 9 dB

为了提高多普勒失谐时的雷达探测性能, 在多普勒容限内以最小归一化积分旁瓣为准则对 LFM-PC 信号模糊函数进行优化。设置迭代次数上限为 100 次, 分别用上述 ADMM 算法以及 GA 算法对相同的初始信号进行优化。初始信号 $ANISL = -20.353 2$ dB。经过迭代后, 优化前后仿真结果如图 1 和图 2 所示。

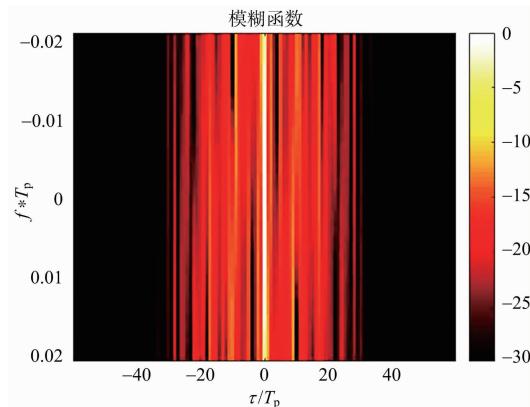
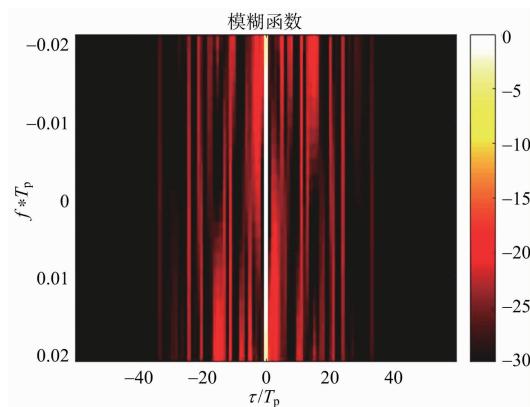
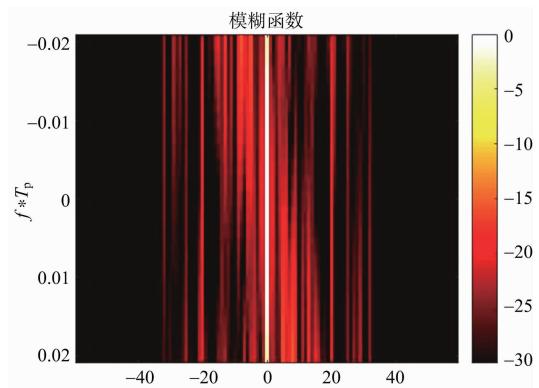


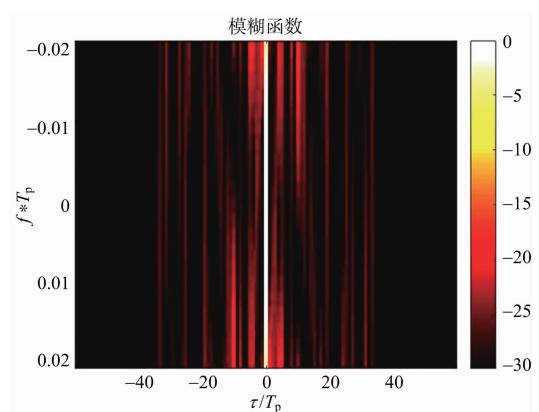
图 1 优化前模糊函数



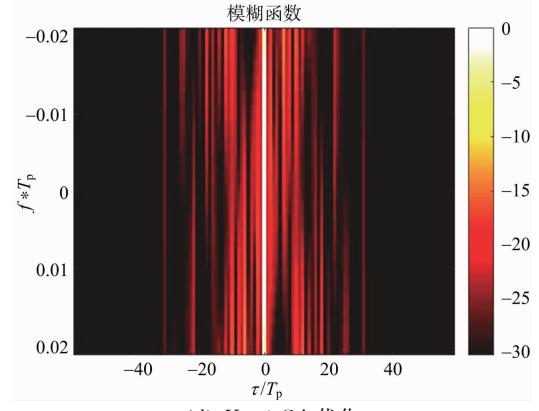
(a) $K=2$ ADMM 优化



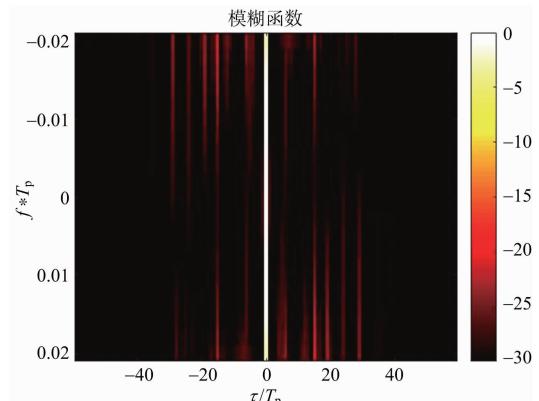
(b) $K=2$ GA 优化



(c) $K=4$ ADMM 优化



(d) $K=4$ GA 优化



(e) $K=8$ ADMM 优化

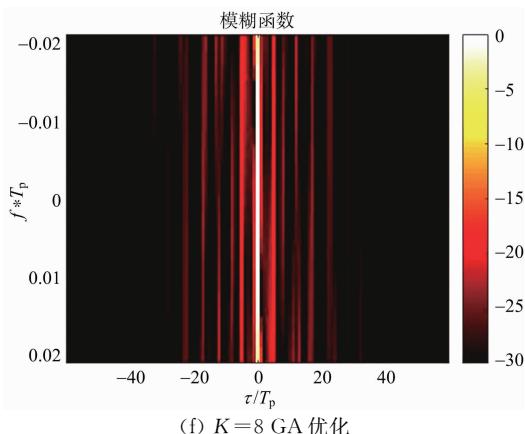


图2 优化后模糊函数

从表4可以看出,经过ADMM算法、GA算法优化的 LFM-PC 信号相比于未优化的信号,ANISL 均明显下降。尤其是 ADMM 算法,随着相位数的增加,其优化效果比 GA 算法优化效果愈发显著。同时观察图3 的优化算法迭代收敛曲线,我们可以发现 ADMM 算法相比于 GA 算法收敛更快、效果更好。

表4 ADMM 算法与 GA 算法优化 ANISL 对比

算法	$K=2$	$K=4$	$K=8$
ADMM	-26.8154 dB	-28.9818 dB	-31.4835 dB
GA	-25.9737 dB	-26.1257 dB	-28.2915 dB
差值	-0.8417 dB	-2.8561 dB	-3.1920 dB

对比表3 和表4 可知,优化之前的 LFM-PC 信号 ANISL 不及 PC 信号 AISL, 优化之后的 LFM-PC 信号 ANISL 明显优于 PC 信号 AISL 值。因此,优化前后的 LFM-PC 信号在多普勒失谐情况下探测性能显著提升,具有比 PC 信号更宽的多普勒容限的同时还具有更高的分辨率和测量精度。

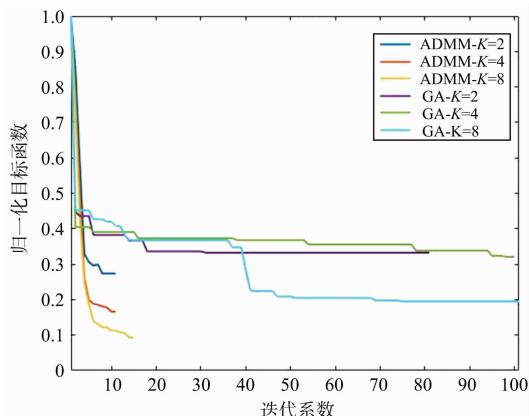


图3 ADMM 算法与 GA 算法优化收敛曲线对比

4 结束语

基于 LFM 信号和 PC 信号复合调制的 LFM-PC 信号,具有比 PC 信号更宽的多普勒容限。本文利用 ADMM 算法,以最小归一化积分旁瓣为准则,优化 LFM-PC 信号模糊函数。对比 GA 算法仿真结果表明,ADMM 算法是一种收敛速度快、运算量低的优化算法。经过优化之后的 LFM-PC 信号,在宽多普勒容限的基础上同时具有更低的归一化积分旁瓣。因此,经过优化的 LFM-PC 信号相比 PC 信号可以在高速运动平台和高速目标探测中具有更高的分辨率和测量精度。

参考文献:

- [1] 肖靖,杨文军,齐无江. 基于遗传算法的多相码设计及旁瓣抑制[J]. 现代雷达,2018,40(4):18-20.
- [2] DENG Hai. Polyphase Code Design for Orthogonal Netted Radar Systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 52(11):3126-3135.
- [3] 王娇,李琦,高军萍,等. 基于改进飞蛾扑火优化算法的 MIMO 雷达相位编码信号集设计[J]. 信息与控制, 2019,48(3):279-284.
- [4] REDDY B R, UTTARAKUMARI M. Design of Orthogonal Waveform for MIMO Radar Using Modified Ant Colony Optimization Algorithm[C]// 2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, New Delhi, India: IEEE, 2014:2554-2559.
- [5] 冯日博,冯西安,谭伟杰,等. 基于新循环算法的多相编码波形优化[J]. 探测与控制学报,2015,37(1):11-15.
- [6] 李旭,安涛,刘金鹏. 一种优化 MIMO 雷达波形设计的算法[J]. 舰船电子对抗, 2019, 42(4):66-70.
- [7] KERAHROODI M, SHANKAR M, MISHRA K, et al. Meeting the Lower Bound on Designing Set of Uni-modular Sequences with Small Aperiodic/Periodic ISL [C] // 2019 20th International Radar Symposium, Ulm, Germany: IEEE, 2019;1-13.
- [8] KERAHROODI M, MISHRA K, SHANKAR M, et al. Discrete-Phase Sequence Design for Coexistence of MIMO Radar and MIMO Communications[C] // 2019 IEEE 20th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, Cannes, France: IEEE, 2019;1-5.
- [9] MAJUMDER U, BELL M, RANGASWAMY M. Design and Analysis of Radar Waveforms Achieving Transmit and Receive Orthogonality[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2016,52(3):1056-1066.

- [10] 吴悦. 基于自适应捷变波形的认知雷达干扰对抗技术[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- [11] 朱晓华. 雷达信号分析与处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- [12] BOYD S, PARikh N, CHU E, et al. Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers[M]. Oxford: Oxford University Press, 2010.

作者简介:



李 晨 男, 1996 年生, 浙江衢州人, 南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为雷达波形设计与信号处理。
E-mail: zjly_lichen@163.com

(上接第 85 页)

- [15] 傅祖芸. 信息论: 基础理论与应用[M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [16] 李家强, 蔡洪渊, 陈金立, 等. 基于扩展信源熵值的穿墙成像雷达墙体强杂波抑制[J]. 物理学报, 2015, 64(19): 373-380.
- [17] ELBEL B, STEIDL G. Fast Fourier Transform for Nonequispaced Data[J]. Computer Physics Communications, 1998, 175(2): 73-77.
- [18] KEINER J, KUNIS S, POTTS D. Using NFFT 3: A Software Library for Various Nonequispaced Fast Fourier Transforms[J]. ACM Trans on Mathematical Software, 2009, 36(4): 1-30.
- [19] FOURMONT K. Non-Equispaced Fast Fourier Transforms with Applications to Tomography[J]. Journal of

(上接第 91 页)

- [7] 江涛, 何明浩, 翟卫俊. 小波神经网络在雷达信号分选中的应用[J]. 雷达科学与技术, 2004, 2(6): 341-344.
- [8] 袁泽恒, 田润润, 王晓峰. 复杂体制雷达信号预分选的方法[J]. 电信科学, 2018, 34(9): 103-110.
- [9] DEVRIES T, TAYLOR G W. Learning Confidence for Out-of-Distribution Detection in Neural Networks [J]. arXiv: Machine Learning, 2018; 1-12.
- [10] 陈格. 人工神经网络技术发展综述[J]. 中国科技信息, 2009(17): 88-89.
- [11] 文茜. 基于神经网络的复杂雷达信号分类方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018; 41-42.
- [12] 梁华东, 徐庆. 熵特征在雷达信号分选中的应用[J]. 空军预警学院学报, 2015, 29(1): 7-12.
- [13] 骆振兴, 陈仕川, 杨小牛. 通信辐射源个体开集识别中的二分类 SVDD 算法[J]. 通信对抗, 2017, 36(2): 1-6.
- [14] NGUYEN K, O'CONNOR B. Posterior Calibration and Exploratory Analysis for Natural Language Pro-



张劲东 男, 1981 年生, 江苏南通人, 南京航空航天大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为新体制雷达、雷达信号分析与处理、高速数字信号处理系统设计与实现。

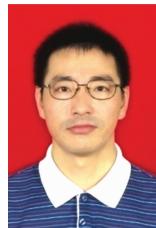


丁 逊 男, 1993 年生, 安徽合肥人, 南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为雷达抗干扰信号设计与处理。

尚东东 男, 1994 年生, 安徽蚌埠人, 南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为雷达干扰智能化识别。

- Fourier Analysis and Applications, 2003, 9(5): 431-450.
- [20] GREENGARD L, LEE J Y. Accelerating the Nonuniform Fast Fourier Transform[J]. SIAM Review, 2004, 46(3): 443-454.

作者简介:



李家强 男, 1976 年出生, 安徽滁州人, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail: ljq@nuist.edu.cn

陈焱博 女, 1995 年出生, 江苏启东人, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理。

- cessing Models [J]. Empirical Methods in Natural Language Processing, 2015; 1587-1598.
- [15] HEIN M, ANDRIUSHCHENKO M, BITTERWOLF J, et al. Why ReLU Networks Yield High-Confidence Predictions Far Away from the Training Data and How to Mitigate the Problem[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2019(7): 41-50.

作者简介:



刘峻臣 男, 1996 年出生, 四川绵阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号分选。

E-mail: 575533606@qq.com

胡 进 男, 1982 年出生, 湖北天门人, 博士, 研究员, 主要研究方向为雷达与电子侦察技术。