

基于改进 PSO 的连续相位调制训练序列优化

王 乐

(北方工业大学信息学院 北京 100144)

摘 要 用于连续相位调制信号同步的最优训练序列具有自相关函数旁瓣较高的特点,增加了序列起始位置的误检概率。针对该问题,提出基于多约束条件的粒子群算法,搜索旁瓣较低且同步参数估计性能仍然保持最优的训练序列。通过在粒子群算法中引入基因突变,使其尽可能收敛于全局最优,搜索到的训练序列其自相关函数旁瓣得到有效降低,且该搜索方法可以扩展到任意训练序列长度。仿真结果表明,和传统最优训练序列相比,该训练序列能够降低帧起始位置的误检,同时同步参数的估计性能不下降。误码率性能测试表明,该序列的解调性能优于传统最优训练序列约 2 dB。

关键词 粒子群算法 遗传算法 连续相位调制 同步 最优训练序列设计

中图分类号 TP3 TN939 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.07.038

TRAINING SEQUENCE OPTIMIZATION FOR CONTINUOUS PHASE MODULATION BASED ON MODIFIED PSO

Wang Le

(School of Information Science and Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144, China)

Abstract The optimal training sequence for the synchronization of continuous phase modulation has the feature of high side lobe, which increases the false detection probability of the initial position of the sequence. Aiming at this problem, this paper proposes a particle swarm optimization (PSO) based on multiple constraints, which searches for training sequences with low side lobes and still maintains the optimal performance of synchronous parameter estimation. By introducing gene mutation into PSO, it converged to the global optimum as much as possible. The side-lobe of the searched training sequence was effectively reduced, and the search method could be extended to any length of the training sequence. The simulation results show that compared with the traditional optimal training sequence, the training sequence can reduce the false detection of the frame initial position. Meanwhile, the estimation performance of synchronization parameters does not decrease. The bit error rate (BER) performances test shows that the demodulation performance of this sequence is better than the traditional optimal training sequence about 2 dB.

Keywords Particle swarm optimization (PSO) Genetic algorithm Continuous phase modulation Synchronization
Optimal training sequence design

0 引 言

连续相位调制 (CPM) 具有高的频谱利用率和功率利用率,广泛用于军事数据链、飞行器遥测系统、卫星通信和地面移动通信等领域^[1-4]。美国先进靶场已

经将连续相位调制中的成形偏移正交相移键控 (SO-QPSK) 和多调制指数连续相位调制 (Multi-h CPM) 作为下一代遥测系统的调制方式,并将 SOQPSK 应用于先进的遥测网络 iNet 标准中^[5]。数据辅助同步算法是工程应用中主要采用的一类方法。该类算法中除了对同步参数估计算法的研究,另外一个重要方向就是

训练序列的设计。

理论上训练序列的设计通常采用最小化同步参数的克拉美劳下界 (Cramer-Rao Lower Bound, CRLB) 来获得最优的训练序列。早期训练序列的设计都是基于穷举的搜索方法。穷举搜索是将序列空间包含的所有序列一一列举出来, 计算其对应同步参数的 CRLB, 选择使得 CRLB 最低的训练序列为最优训练序列。文献 [6] 推导了线性调制方式下各同步参数的 CRLB 表达式, 用于比较几种具体序列的 CRLB 情况, 并提出一种数据交替的序列, 该序列能够保证两个同步参数的 CRLB 低于随机序列对应的 CRLB, 没有从最小化 CRLB 的角度来设计训练序列。文献 [7] 针对两种不同的参数组合, 在符号功率一定的情况下推导最优训练序列, 证明了对于线性调制, 不存在一个序列让三个参数的 CRLB 均达到最低。对于连续相位调制, 研究多集中于已经成熟应用的 MSK 算法, 但是 MSK 属于全响应的连续相位调制, 对于一般化的连续相位调制并没有指导意义 [8]。Erik Perrins 团队提出了连续相位调制的最佳训练序列设计, 在加性高斯白噪声 (AWGN) 信道下, 从理论上给出了设计最优训练序列的方法, 证明了该序列能够使各个同步参数的 CRLB 达到最小 [9], 为后续的设计提供了理论参考。该序列具有较为固定的结构, 以长度为 16 的二进制连续相位调制为例, 最优的序列为 $\{-1 -1 -1 -1 1 1 1 1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1\}$ 。该方法已被 iNet 遥测标准所采用, 用于 SOQPSK-TG 调制方式下的突发通信 [10-11]。

通过仿真发现, 该序列具有较高的旁瓣, 这对于帧起始位置, 也是训练序列的起始位置的正确检测有干扰作用。因此, 本文针对这一问题开展研究。由于训练序列长度的提高, 会导致搜索空间激增, 本文采用实践中表现较好的启发式搜索算法——粒子群优化算法 (PSO) [12-13]。同时, 构建以降低旁瓣为优化目标的最优化模型, 并增加约束条件, 保证同步参数估计性能达到最优。为了使 PSO 尽可能收敛于局部最优训练序列, 引入遗传算法中的基因突变。实验表明, 该最优化模型下得到的训练序列具有较低的旁瓣, 与传统的最优训练序列相比, 能够有效提升帧起始位置的检测性能, 而且同步参数的估计性能保持不变。

1 训练序列的最优化模型

1.1 CPM 同步参数的 CRLB 及传统最优训练序列

连续相位信号的复基带模型 [14] 可以表示为:

$$s(t; \boldsymbol{\alpha}) = \exp \{j\phi(t, \boldsymbol{\alpha})\} \quad (1)$$

式中: $\phi(t, \boldsymbol{\alpha}) = 2\pi \int_{-\infty}^t \sum_i h\alpha_i g(t - iT_s) dt$, h 为调制指数, $\{\alpha_i\}$ 是 M 进制的数据符号序列, $g(t)$ 是长度为 L 的频率脉冲函数, 如升余弦 (LRC) 和矩形 (LREC) 脉冲函数。加性高斯白噪声下的接收信号可以写为:

$$r(t) = e^{j(2\pi f_d t + \theta)} s(t - \epsilon; \boldsymbol{\alpha}) + w(t) \quad (2)$$

式中: f_d 为多普勒频移; θ 为未知载波相位; ϵ 为定时误差; $w(t)$ 为窄带加性高斯白噪声。令 $\mathbf{u} = [f_d, \theta, \epsilon]^T$, 用序列 $\boldsymbol{\alpha}$ 表征的 CRLB 写为 [15]:

$$[\mathbf{I}(\mathbf{u})^{-1}]_{i,j} = \text{CRB}(u_i | \boldsymbol{\alpha}) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{I}(\mathbf{u})$ 为 Fish 信息矩阵。各元素可以写为:

$$\mathbf{I}(\mathbf{u})_{i,j} = -\frac{2}{N_0} \int_0^{L_d T} \text{Re} \left[s(t, \mathbf{u}, \boldsymbol{\alpha}) \frac{\partial^2 s^*(t, \mathbf{u}, \boldsymbol{\alpha})}{\partial u_i \partial u_j} \right] dt \quad (4)$$

式中: L_d 为训练序列长度; $\text{Re}[\cdot]$ 和 $*$ 分别表示为取实部运算和共轭运算符。Fish 信息矩阵可以表示为:

$$\mathbf{I}(\mathbf{u}) = \frac{1}{T_s} \left(\frac{E_s}{N_0} \right) \begin{bmatrix} \frac{8\pi^2 T_s^3 L_d^3}{3} & 2\pi T_s^2 L_d^2 & -8\pi^2 hA \\ 2\pi T_s^2 L_d^2 & 2T_s L_d & -2\pi hB \\ -8\pi^2 hA & -2\pi hB & 8\pi^2 h^2 C \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: 变量 A 、 B 和 C 分别为:

$$\begin{cases} A = \sum_{i=0}^{L_d-1} \alpha_i \int_0^{L_d T_s} t g(t - iT_s - \tau) dt \\ B = \sum_{i=0}^{L_d-1} \alpha_i \int_0^{L_d T} g(t - iT_s - \tau) dt \\ C = \sum_{i=0}^{L_d-1} \sum_{j=0}^{L_d-1} \alpha_i \alpha_j \int_0^{L_d T_s} g(t - iT_s - \tau) g(t - jT_s - \tau) dt \end{cases} \quad (6)$$

根据文献 [9], 最优化模型可以表示为:

$$\arg \max_{\boldsymbol{\alpha}} C \quad \text{s. t. } A = B = 0 \quad (7)$$

模型中的约束条件可以保证频率偏移和相位误差

估计的 CRLB 达到最小, 进一步分析可得 $\sum_{i=0}^{L_d-1} i\alpha_i = 0$

和 $\sum_{i=0}^{L_d-1} \alpha_i = 0$ 可以使得 $A = B = 0$ 。在该模型下得到传统的最优训练序列为 [9]:

$$\underbrace{-(M-1)\cdots-(M-1)}_{L_d/4} \quad \underbrace{(M-1)\cdots(M-1)}_{L_d/2} \quad \underbrace{-(M-1)\cdots-(M-1)}_{L_d/4}$$

1.2 降低旁瓣的优化模型

假设实际通信中, 频率偏移较小, 对帧起始位置检测的影响可以忽略不计。训练序列的似然函数可以表示为 [16]:

$$A[r[n]; \tilde{\theta}, \tilde{\epsilon}] = \text{Re} \left\{ e^{-j\tilde{\theta}} \sum_{n=0}^{N_d-1} r[n] s^* \left[n - \frac{\tilde{\epsilon}}{N} \right] \right\} \quad (8)$$

当式(8)中复数部分相位为 0 时,其值可达到最大值,因此可以得到相位误差 θ 的最大似然估计为:

$$\hat{\theta}_{\text{ML}} = \arg \left\{ \sum_{n=0}^{N_d-1} r[n] s^* \left[n - \frac{\tilde{\epsilon}}{N} \right] \right\} \quad (9)$$

同时,对数似然函数可以退化为:

$$A_0[r[n]; \tilde{\epsilon}] = \left| \sum_{n=0}^{N_d-1} r[n] s^* \left[n - \frac{\tilde{\epsilon}}{N} \right] \right| \quad (10)$$

进而可以得到定时误差 ϵ 的最大似然估计为:

$$\hat{\epsilon}_{\text{ML}} = \max_{\tilde{\epsilon}} A_0[r[n]; \tilde{\epsilon}] \quad (11)$$

由式(11)可以发现,在无噪情况下 $A_0[r[n]; \tilde{\epsilon}]$ 函数也是序列 α 的自相关函数,可以用于帧起始位置的检测,同时该估计值也可以作为定时误差估计结果使用。传统最优训练序列,存在旁瓣较高的问题。为降低旁瓣,可以利用 $A_0[r[n]; \tilde{\epsilon}]$ 构建新的优化模型表示为:

$$\alpha_0 = \max_{\alpha} \frac{1}{A_0[r; \tilde{\epsilon}] |_{\tilde{\epsilon}=2T_s}} \quad (12)$$

$$\text{s. t. } 1. \sum_{i=0}^{L_d-1} i\alpha_i = 0 \text{ 且 } \sum_{i=0}^{L_d-1} \alpha_i = 0$$

$$2. A_0[r[n]; \tilde{\epsilon}] |_{\tilde{\epsilon}=2T_s} > A_0[r[n]; \tilde{\epsilon}] |_{\tilde{\epsilon}=T_s}$$

约束条件 1 和式(6)中约束条件相同,其目的是保证在其他同步参数估计中,序列依旧保持最优;约束条件 2 是为了使得主瓣尖锐程度不下降,保证定时误差的 CRLB 尽可能地接近最小值。

2 基于改进 PSO 的搜索算法设计

序列长度增加带来搜索空间的激增,穷举算法无法满足实际需求。因此采用在实践中表现良好的启发式搜索算法。本文采用的粒子群优化算法具有收敛速度快和算法实现结构简单的特点,但其容易陷入局部最优。通过引入遗传算法中基因突变的概念,使得 PSO 能够跳出局部最优解,尽可能地收敛于全局最优。

粒子群算法通过初始化一群随机粒子,在每次迭代计算中,根据个体极值 P_{best} 和全局极值 G_{best} 来更新粒子群的位置 P 和速度 V , P_{best} 代表粒子群中每个粒子历史最优解, G_{best} 代表整个粒子群的最优解。迭代结束时, G_{best} 即为全局最优解。本文采用粒子群算法结构如图 1 所示。

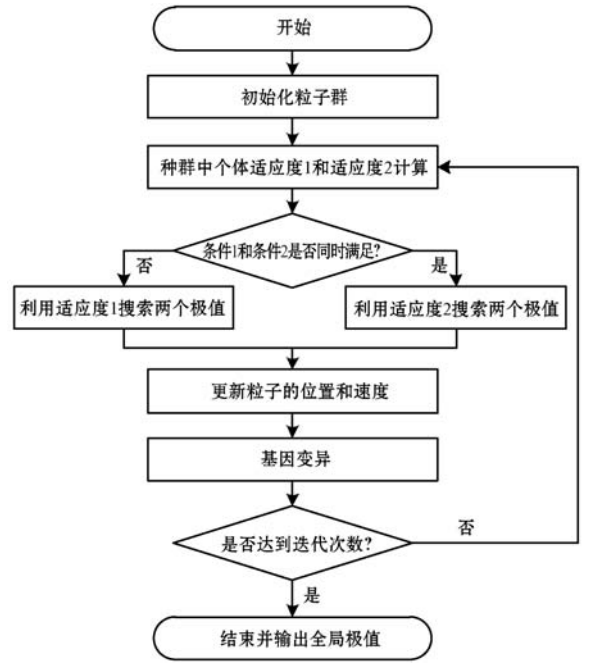


图 1 改进的 PSO 算法流程图

首先,初始化种群,随机产生一组规模为 $L_d \times N$ 的训练序列簇, L_d 为训练序列长度, N 为粒子个数,每个粒子代表一个训练序列 α_k ,由 0 和 1 组成。适应度计算利用训练序列完成。但种群更新需要将每个训练序列对应的二进制数转化为十进制后计算。

然后,计算每个粒子适应度:

$$Fitness = \frac{1}{A_0[r; \tilde{\epsilon}] |_{\tilde{\epsilon}=2T_s, \alpha_k}} \quad (13)$$

由于多约束条件下,种群中同时满足约束条件的粒子在一次迭代中可能不存在,采用一个粒子计算两组适应度值。适应度 1 计算要求当条件 2 满足时,粒子其适应度保留,否则置为最小值 0 (放弃该粒子适应度值);适应度 2 计算要求条件 1 和条件 2 同时满足时,适应度保留,否则置为最小值 0。

两个适应度值选择的策略为当两个约束条件不能同时满足的时候,采用适应度 1 进行后续的极值搜寻,一旦两个约束条件均满足,则采用适应度 2 完成后续计算。

根据适应度选择策略,在每次迭代时搜索两个极值——历史最优和全局最优。适应度 2 的优先级大于适应度 1,也就是说两个粒子寻找极值时,优先采用适应度 2。获得两个极值后,利用下式更新位置和速度:

$$\begin{cases} V_{i+1} = wV_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_{\text{best}} - P_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_{\text{best}} - P_i) \\ P_{i+1} = P_i + V_{i+1} \end{cases} \quad (14)$$

式中: w 为惯性因子,取值在 0.1 到 0.9 之间; c_1 和 c_2 称为学习因子,通常取 2 或比 2 略大; r_1 和 r_2 为 (0, 1) 之间的随机数。假设粒子群的规模为 $1 \times N$,那么 1 为同

等规模下,值全为 1 的矩阵。

最后,借鉴遗传算法中基因变异的思想,结合本文粒子群二进制编码的特点,对更新后的种群进行变异操作。在预先设置的基因变异概率 p_m 下,随机从粒子群中选择 $K = p_m N$ 个粒子,并转化为二进制形式的训练序列。对选择出的每个粒子,随机选择其二进制数的某一位取反,即完成变异的操作。达到迭代次数后,结束迭代,输出全局极值即为最优训练序列。

3 仿真结果与分析

为验证上述算法有效性和正确性,以地面移动通信中采用高斯最小频移键控(GMSK)和部分响应连续相位调制信号搜索最优训练序列,GMSK 中高斯滤波器的带宽 B 和输入码元宽度 T 的乘积 $BT = 0.3$,部分响应连续相位调制中 $h = 0.5$,频率脉冲函数为 2RC。粒子群优化算法中,种群数量 N 为 100,最大迭代次数 200,变异概率 p_m 为 0.1,惯性因子 w 为 0.9, c_1 和 c_2 均为 2。

3.1 基于改进的 PSO 训练序列搜索

在训练序列长度 L_d 分别为 16、20、24 和 28 时搜索得到的训练序列如表 1 所示。

表 1 四组最优训练序列

L_d	训练序列
16	0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 0
20	1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 1
24	1 1 1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 1 1 1
28	0 0 0 0 1 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0

四组序列的自相关函数结果如图 2 所示。

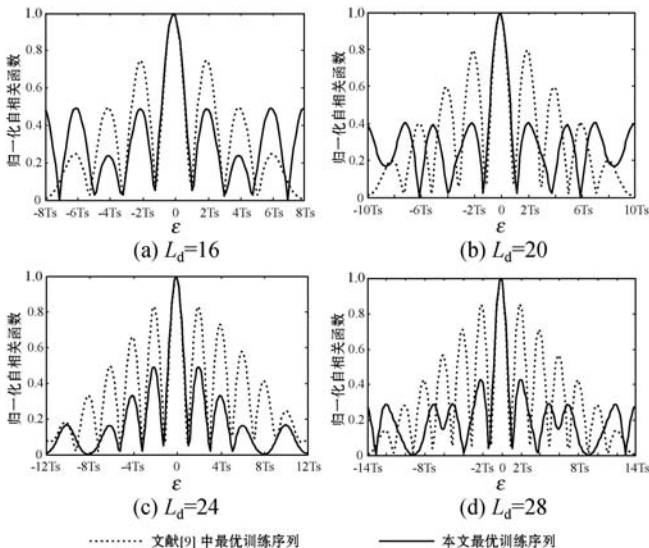


图 2 不同序列长度下自相关函数结果对比

可以看出,本文搜索得到的训练序列的旁瓣远低于传统的最优训练序列,且在定时误差为零时峰值的尖锐程度几乎一致,即定时误差估计的最优性得以保持。

3.2 训练序列估计性能仿真结果

通过误检概率 P_e 来评价文献[9]中提出的最优训练序列,和本文给出的最优训练序列在序列起始位置检测方面的性能,误检概率 P_e 可以表示为:

$$P_e = 1 - P\{-0.5T_s < \epsilon \leq 0.5T_s\} \quad (15)$$

式中: $P\{-0.5T_s < \epsilon \leq 0.5T_s\}$ 表示正确检测序列起始位置的概率,在高信噪比下其结果可以直接作为定时误差估计结果。在序列长度 $L_d = 20$ 时,采用式(11)的检测算法,误检概率对比如图 3 所示。

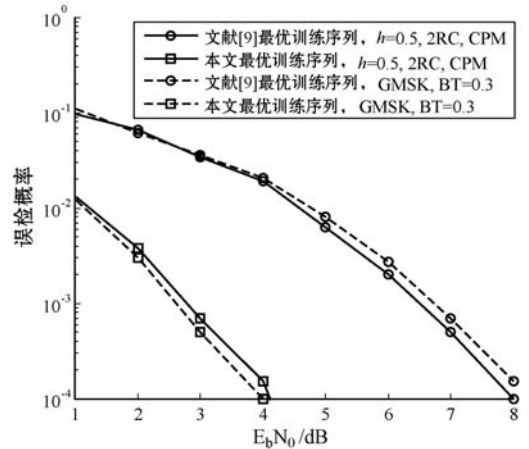


图 3 误检概率对比结果

由于有效降低了自相关函数旁瓣的影响,本文提出的最优训练序列在序列起始位置检测方面明显优于文献[9]中的最优训练序列。由式(9)可以获得相位误差结果如图 4 所示。

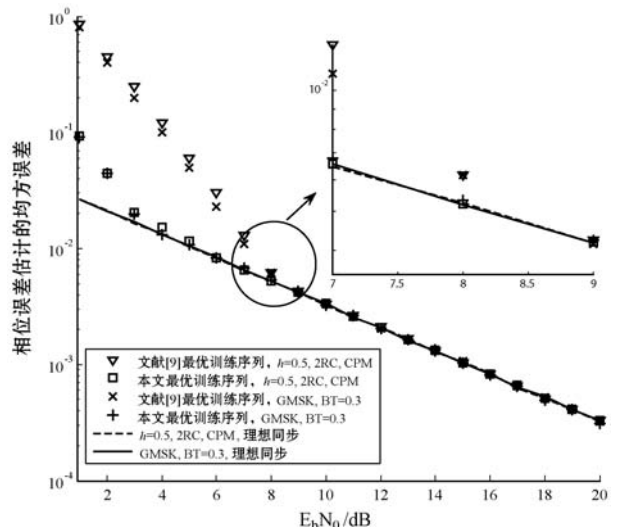


图 4 相位误差估计性能比较

可以看出,在高信噪比下,本文提出的最优训练序列和原最优训练序列具有一致的相位估计性能,且达

到了理想同步条件下(除相位误差外无其他同步误差)的估计结果。在低信噪比下,本文最优训练序列明显优于原最优序列。

最后我们利用式(9)和式(11)组成完整的同步结构,假设载波频率偏移较小,可以忽略不计,采用 Viterbi 算法对接收信号完成最大似然序列检测,测试两种序列下的误码率性能,仿真结果如图 5 所示。

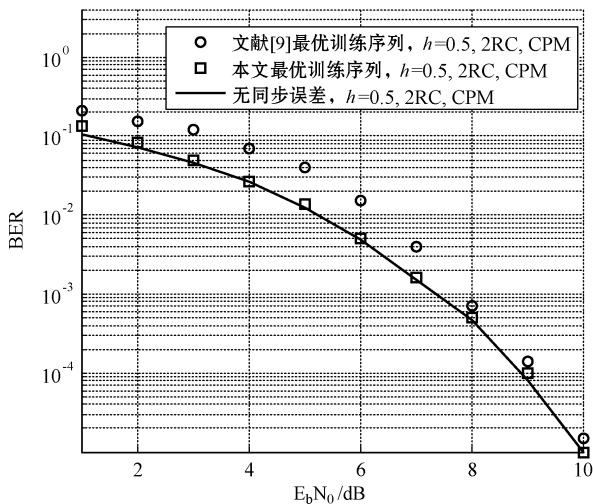


图5 解调误码率性能比较

可以看出,本文提出的最优训练序列在误码率性能方面优于传统最优训练序列,接近无同步误差条件下的误码率性能。尤其是在信噪比低于 6 dB 时,和传统最优训练序列相比,约有 2 dB 的解调增益。

4 结 语

本文针对传统最优训练序列存在自相关函数旁瓣较高的问题,重新构造最优化模型,采用粒子群算法搜索当前模型下的最优训练序列。为了增强粒子群算法的全局搜索能力,结合序列自身二进制编码的特点,引入了遗传算法中基因变异的方法,利用该搜索算法能够对任意长度下的最优训练序列完成搜索。通过仿真实验,在序列起始位置检测和相位误差估计方面验证了本文最优训练序列优于传统最优训练序列。最终在完整的同步和最大似然序列检测算法的解调平台下,对比两种序列的误码率性能,仿真结果表明:在低信噪比下,本文最优训练序列整体解调性能优于原最优训练序列约 2 dB。

参 考 文 献

[1] 3rd Generation Partnership Project (3GPP). TS 43.051 GSM/EDGE Radio Access Network (GERAN) overall description[S]. 2012.

[2] Xue R, Yu H, Cheng Q. Adaptive coded modulation based

on continuous phase modulation for inter-satellite links of global navigation satellite systems[J]. IEEE Access, 2018, 6: 20652–20662.

[3] Chayot R, Thomas N, Poulliat C, et al. Doubly-selective channel estimation for continuous phase modulation[C]//2018 IEEE Military Communications Conference (MILCOM), Los Angeles, CA, 2018: 1–6.

[4] 夏国江,韩明,王星来,等.飞行器高码率网络化无盲区测控需求与技术[J]. 遥测遥控, 2018, 39(2): 1–8.

[5] Rice M, Gagakuma E. Approximate MLSE equalization of SOQPSK-TG in aeronautical telemetry[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(2): 769–784.

[6] Jiang Y M, Sun F W, Baras J. On the performance limits of data-aided synchronization[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2003, 49(1): 191–203.

[7] Tavares G N, Tavares L M, Petrolino A. On the true Cramer-Rao lower bound for data-aided carrier-phase-independent frequency offset and symbol timing estimation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 58(2): 442–447.

[8] Johnson R, Jorgenson M, Moreland B. An algorithmic approach to preamble sequence optimization[C]//Proceeding of IEEE Conference on Military Communications, Atlantic City, NJ, USA: 1999.

[9] Hosseini E, Perrins E. The Cramer-Rao bound for training sequence design for burst-mode CPM[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(6): 2396–2407.

[10] Range Commanders Council Telemetry Group. IRIG Standard 106–17 Telemetry Standards[S]. 2017.

[11] Sun J, Shi J. A two-step frequency offset estimation algorithm using the iNET preamble in multipath fading channels[C]//2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP), Beijing, China, 2018: 676–681.

[12] 张志宇,张会林,徐辉,等.基于遗传交叉改进粒子群算法的充电站布局[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(10): 275–279.

[13] 胡苓苓,郭业才.基于粒子群优化的正交小波盲均衡算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(5): 1253–1256.

[14] Wang L, Qi J, Song P. A simplified direct-decision synchronization algorithm for coherent CPM receiver using linear phase approximation[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(1): 100–103.

[15] Kay S M. Fundamentals of statistical signal processing volume I: estimation theory[M]. New Jersey, USA: Prentice Hall, 1993.

[16] Hosseini E, Perrins E. Burst-mode synchronization for SOQPSK[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(6): 2707–2718.