

基于粒子群优化算法的 LFM 信号参数估计

韩 宁, 尚朝轩

(军械工程学院雷达工程教研室, 石家庄 050003)

摘 要: 在相同时宽范围内, 恒定能量的线性调频信号频谱幅度平方与调频斜率呈反比。基于该特性, 将信号解调后幅度平方最大值对应的参考信号调频斜率作为其估计值, 进而估计其他参数。但该参数估计算法存在高估计精度与大运算量之间的矛盾, 为此, 将粒子群优化算法引入信号参数的搜索估计过程中。对搜索区间进行高精度划分以提高参数估计的精度, 逐步改变参数值, 并利用粒子群优化寻找解调后信号幅度平方的最大值, 从而估计出相应参数。仿真实验结果证明, 该算法运算量较少, 且具有更高的估计精度。

关键词: 线性调频信号; 信号解调; 参数估计; 粒子群优化; 估计精度

LFM Signal Parameter Estimation Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

HAN Ning, SHANG Chao-xuan

(Staff Room of Radar Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

【Abstract】 With the same time duration, if Linear Frequency Modulation(LFM) signal possesses constant energy, its spectrum amplitude square is inversely proportional to the frequency modulation slope. Based on the theory, the frequency modulation slope and other parameters can be estimated by searching the parameter that is in accord with the largest amplitude square of demodulated signal. But the contradiction between high estimation precision and large computation amount exists in the algorithm. To solve this problem, the Particle Swarm Optimization(PSO) is introduced into the searching process. Searching area is divided more precisely to improve the parameter estimation precision. PSO is used to search the largest amplitude square to get the estimation results. Simulation experimental results validate that this algorithm consumes fewer computation amount but with better estimation precision.

【Key words】 Linear Frequency Modulation(LFM) signal; signal demodulation; parameter estimation; Particle Swarm Optimization(PSO); estimation precision

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.04.057

1 概述

线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号是一种应用十分广泛的信号形式, 调频斜率和起始频率作为线性调频信号的 2 个重要参数, 其估计问题一直是 LFM 信号处理领域的研究热点和难点。LFM 信号的参数估计可以采用 Radon-Wigner 变换、分数阶 Fourier 变换和最大似然估计(ML)等方法^[1-3]。其中, ML 估计需进行二维搜索, Radon-Wigner 变换法需同时在时域和频域进行积累和搜索^[3-4], 2 种算法计算量都较大, 不易工程实现。文献[5]提出利用 LFM 信号能量一定时, 在相同的时宽范围内, 其频谱幅度平方与调频斜率呈反比的特性, 通过在固定区间上改变解线调参考信号的调频斜率, 逐步进行搜索估计信号参数的算法(下文简称“固定步长搜索算法”)。该算法在一定程度上解决了 ML 方法和 Radon-Wigner 变换法的大运算量问题, 但决定该算法估计精度的搜索步长这一参数, 却受算法运算量的制约, 步长太大估计误差变大, 步长太小则运算量急剧上升, 算法无法平衡估计精度和运算量之间的矛盾。针对此问题, 本文提出了基于粒子群优化的参数估计算法。

2 固定步长搜索算法的局限性

2.1 固定步长搜索算法基本原理

LFM 信号具有近似矩形的幅频特性, 其频谱宽度近似等于信号带宽 B 。若 LFM 信号 $s(t)$ 如式(1)所示, 且其频谱为

$S(\omega)$, 则根据帕赛瓦尔能量定理, $s(t)$ 的功率 P 可表示为:

$$s(t) = A \exp[j2\pi(f_0 t + kt^2/2)] + n(t) \quad (0 \leq t \leq T) \quad (1)$$

$$P = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} |S(\omega)|^2 d\omega \quad (2)$$

在式(1)中, A 为信号幅度; f_0 为载频; k 为调频斜率; $n(t)$ 是零均值的高斯白噪声。

当信号的时宽带宽积远大于 1 时, 式(2)可近似化简为:

$$P = \frac{1}{2\pi} \int_0^B A^2 d\omega = \frac{1}{2\pi} A^2 B \quad (3)$$

其中, B 为信号带宽。

将调频斜率 k 与带宽 B 和时宽 t_0 之间的关系 $B = kt_0$ 代入式(3)可得:

$$P = \frac{1}{2\pi} A^2 kt_0 \quad (4)$$

由式(4)可见, 当 LFM 信号能量一定时, 在相同时宽范围内, 其频谱幅度平方与调频斜率呈反比。调频斜率越小, 对应频谱的幅值越大, 其频谱最大幅值对应谱线处的频率即为起始频率的真值。

基于 LFM 信号的以上性质, 文献[5]通过以下步骤估计

作者简介: 韩 宁(1985—), 男, 博士研究生, 主研方向: 雷达信号处理; 尚朝轩, 教授、博士、博士生导师

收稿日期: 2011-08-10 **E-mail:** haning1103@163.com

LFM 信号的调频斜率和起始频率。

(1)将调频斜率的变化范围 $[k_{\min}, k_{\max}]$ 以 Δ_K 为步进长度划分为一系列离散值, 记为 $k_i (i=1, 2, \dots, N)$, N 为离散值的总数目。

(2)分别用 $\exp[-j2\pi \times k_i t^2 / 2] (i=1, 2, \dots, N)$ 和 $x(t)$ 相乘, 得到 N 组直接解线调后的信号:

$$A \exp\{j2\pi[f_0 t + (k - k_i)t^2 / 2]\} (i=1, 2, \dots, N)$$

(3)分别对 $A \exp\{j2\pi[f_0 t + (k - k_i)t^2 / 2]\} (i=1, 2, \dots, N)$ 做傅里叶变换, 得到 N 组频谱对应的 N 个最大幅值, 记为 A_1, A_2, \dots, A_N , 与此 N 个最大幅值对应的频率值记为 f_1, f_2, \dots, f_N 。

(4)对 A_1, A_2, \dots, A_N 进行比较, 选出其中的最大值 A_{\max} , 设 $A_{\max} = A_i$, 则得到调频斜率的估计值为 $k_e = k_i$; 起始频率的估值为 $f_e = f_i$ 。

2.2 算法的局限性

从 2.1 节可以看出, 该算法对起始频率的估计精度取决于调频斜率的估计精度, 调频斜率估计越准确, 起始频率的估计精度越高。由于调频斜率划分步长为 Δ_K , 因此调频斜率的最大估计误差为 $\Delta_K / 2$, 为了获得更精确的调频斜率估计, 要求 Δ_K 尽可能小。但减小 Δ_K 会带来运算量的成倍增加, 一般情况下, 算法运算量可按如下方法进行计算。

设调频斜率的离散值个数为 N , 则搜索整个区间需要进行 N 组傅里叶变换, 每组傅里叶变换共有 $M = t_0 f_s (f_s$ 为采样率)个点, 因此, 完成一次参数估计的运算量正比于 NM 。在实际应用中, 不得不在运算量与估计精度之间进行折衷处理, 最终造成参数的估计精度不高。因此, 必须对该算法进行改进, 使其在具有高估计精度的前提下, 运算量也不会太大。

3 基于粒子群优化的快速估计算法

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)最初受人工生命研究结果启发, 是在模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群集行为时提出的一种基于群体智能演化计算技术^[6]。PSO 算法将群体中的每个个体视为多维搜索空间中一个没有质量和体积的粒子, 这些粒子在搜索空间中以一定的速度飞行, 根据粒子本身的飞行经验及同伴的飞行经验对自己的飞行方向和速度大小进行调整, 从而形成群体寻优的正反馈机制。PSO 算法依据每个粒子对环境的适应度将个体逐步移到较优的区域, 并最终搜索、寻找到问题的最优解^[7]。

假设在一个 N 维的目标搜索空间中, 有 M 个粒子组成一个群落, 其中, 第 m 个粒子表示一个 N 维的向量 $X_m = (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mN})$, $m=1, 2, \dots, M$, 即第 m 个粒子在 N 维搜索空间中的位置是 X_m 。每个粒子的位置是一个可能的最优解, 将 X_m 代入目标优化函数即可得到该粒子在此次迭代中的适应值, 将此适应值与该粒子的最优适应值比较得到该粒子的局部最优适应值, 然后把所有粒子的局部最优适应值做比较, 得到此次迭代的全局最优适应值。

设第 m 个粒子此次迭代的最优位置为 $pb_m = (pb_{m1}, pb_{m2}, \dots, pb_{mN})$, 整个粒子群此次迭代的最优位置为 $gb = (gb_1, gb_2, \dots, gb_N)$, 则更新粒子群速度和位置的方法分别如式(5)、式(6)所示。

$$v_{mn}^{k+1} = v_{mn}^k \times w + c_1 r_1^k (pb_{mn}^k - x_{mn}^k) + c_2 r_2^k (gb_n^k - x_{mn}^k) \quad (5)$$

$$x_{mn}^{k+1} = x_{mn}^k + v_{mn}^{k+1} \quad (6)$$

其中, $m=1, 2, \dots, M$; $n=1, 2, \dots, N$; w 是惯性系数; c_1 和 c_2 是加速系数, 即分别调整全局最优解和个体最优解飞行的最大步长。若太小, 则粒子可能远离目标区域; 若太大, 则会忽略最优解的位置, 通常令 $c_1 = c_2 = 1.5$; r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; v_{mn}^k 是第 m 个粒子在第 k 次迭代时第 n 维的速度; x_{mn}^k 是第 m 个粒子在第 k 次迭代时第 n 维的位置; pb_{mn}^k 是第 m 个粒子在第 k 次迭代时第 n 维的个体极值点的位置; gb_n^k 是整个粒子群在第 k 次迭代时第 n 维的全局最优极值点位置。迭代的终止条件根据具体问题而定, 一般在迭代次数已达到最大设定值或全局最优适应值已经满足系统的精度需求时选择迭代终止。图 1 是粒子群算法流程。

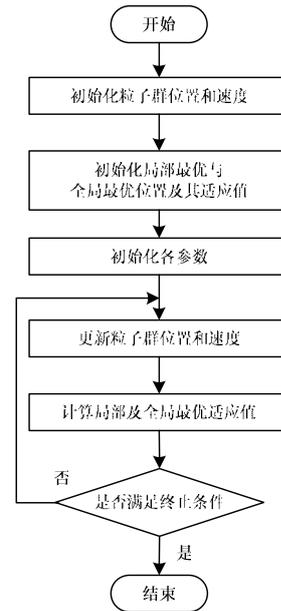


图 1 粒子群算法流程

3.2 基于粒子群优化的 LFM 信号参数估计算法

在分析固定步长搜索算法和粒子群算法基本原理的基础上, 提出了基于粒子群算法的 LFM 信号调频斜率和起始频率的快速估计算法(下文简称“基于粒子群搜索算法”), 算法步骤如下:

(1)设定粒子群即调频斜率 l 的一维变化范围为 $[k_{\min}, k_{\max}]$ 。

(2)构造目标优化函数如式(7)所示:

$$fun(l) = \max_{0 \leq i \leq M-1} \{abs[fft(A \exp\{j2\pi[f_0 t + (k-l)t^2 / 2]\})]\} \quad (7)$$

其中, $fft(\cdot)$ 表示对信号进行傅里叶变换; $abs(\cdot)$ 表示对信号进行取模运算; M 表示在信号持续期内系统的采样点数。

(3)在区间 $[k_{\min}, k_{\max}]$ 上, 利用粒子群算法寻求目标函数 $fun(l)$ 的最大值。设 $fun(l)$ 取最大值时 $l = k_b$, 则 k_b 即为调频斜率的最优估计值。

(4)把 $l = k_b$ 代入 $A \exp\{j2\pi[f_0 t + (k-l)t^2 / 2]\}$ 中, 求其傅里叶变换, 找出对应于频谱最大输出的频点 f_m , 即为信号起始频率的最优估计值。

算法通过全局寻优, 利用最少次数的傅里叶变换即可获得调频斜率和起始频率的估计, 易于工程实现。以起始频率 4.35 kHz、调频斜率 550 Hz/s 的某 LFM 信号为例, 在 $[400 \text{ Hz/s}, 600 \text{ Hz/s}]$ 的区间上, 初始化 6 个粒子对调频斜率和起始频率按照上述算法进行估计, 得到的结果如表 1 所示。

表1 不同迭代次数对应的调频斜率和起始频率估计值

迭代次数	起始频率/kHz	调频斜率/(Hz·s ⁻¹)
10	4.378 7	547.00
30	4.350 3	549.94
40	4.350 1	550.01
50	4.350 1	550.01
60	4.350 1	550.01

从表1可以看出,当迭代次数 ≥ 40 次时,调频斜率的估计误差已小于1 Hz/s,满足一般工程实践的需求,此时算法运算量可按下式近似计算:

$$T_N = 6 \times 40 \times M = 240M \quad (8)$$

若要达到相同的估计精度,原算法的运算量为:

$$T_n = (600 - 400/0.02) \times M = (200/0.02) \times M = 10\,000M \quad (9)$$

在式(8)、式(9)中, M 代表采样点数; T_n 、 T_N 分别代表算法改进前后的运算量, $T_n \gg T_N$ 。当数据采样点较多时,算法运算量的降低更为明显。

3.3 算法中相关参数的选取

离散傅里叶变换(DFT)对窄带信号信噪比的改善程度可用式(10)表示为^[5]:

$$r_{sn} = r_{cn} - 10 \lg B_w \quad (10)$$

其中, r_{cn} 为信号的信噪比; r_{sn} 为经DFT相参积累改善后的信噪比; $B_w = 1/t_0$; t_0 为相参积累时间。延长相参积累时间,可提高信噪比的改善程度,即可对更低信噪比的信号进行参数估计。

进行参数寻优估计时,使用基本的粒子群算法,各个参数按实践经验设置。设置惯性系数 $w = 0.6$;加速系数 $c_1 = c_2 = 1.5$;随机系数 $r_1 = r_2 = 1$ 。在实际应用中,为了加快算法的收敛速度,可以对每次迭代的粒子结果按照其适应值进行分类,然后依据分类结果动态改变惯性系数以加快算法的收敛速度。随机系数 r 也可按照每次估计所得的误差进行动态调整,防止算法搜索到局部最优值。综上所述,算法中关键参数按如下步骤确定:

(1)因DFT实现可靠频率估计所需的最低信噪比 r_{sn} 为14.55 dB^[8],根据接收LFM信号的信噪比 r_{cn} ,首先由式(10)计算出对信号带宽 B_w 的要求,然后利用 $t_0 = 1/B_w$ 计算出参数估计所需的相参积累时间。

(2)为了避免陷入局部最优值,初始粒子群的位置应在搜索区间上平均分布。在满足运算量要求的前提下,粒子群数目越多,越不易陷入局部最优,为了平衡搜索速度和估计精度的矛盾,初始化6个粒子进行搜索。

(3)为了尽可能地减少运算量,以实践经验的迭代次数(45次迭代)作为算法的终止条件。

4 仿真结果

设接收LFM信号的模型如式(1)所示,信噪比为-20 dB,LFM信号起始频率为3.58 kHz,调频斜率为800 Hz/s,调频斜率的估计范围为[600 Hz/s, 1 000 Hz/s]。依据3.3节的分析,所需相参积累时间 $t_0 = 5$ s。为了与原算法进行比较,进行2组仿真,第1组仿真以固定估计误差作为迭代的终止条件;第2组仿真以固定迭代次数即固定运算量为迭代终止条件,其中,粒子群搜索算法初始化6个粒子,以迭代45次作为终止条件。其仿真结果分别如表2、表3所示。其中, M

代表数据的采样点数,误差以调频斜率的绝对估计误差为参考标准。

表2 $t_0 = 5$ s时固定误差(≤ 1 Hz/s)估计结果对比

算法	调频斜率/(Hz·s ⁻¹)	起始频率/kHz	运算量(FFT次数)
固定步长搜索算法	800.05	3.576 5	20 000× M
基于粒子群搜索算法	800.01	3.578 2	50×6× M

表3 $t_0 = 5$ s时固定运算量(45×6× M)估计结果对比

算法	调频斜率/(Hz·s ⁻¹)	起始频率/kHz	估计误差/(Hz·s ⁻¹)
固定步长搜索算法	780.65	3.362 5	≥ 20
基于粒子群搜索算法	800.02	3.577 3	≤ 1

分析参数估计结果可得:首先,由于算法参数在满足低信噪比的要求下计算得到,因此算法改进前后都能较正确地估计出信号的参数;其次,当固定估计误差时,固定步长搜索算法的运算量明显大于基于粒子群搜索算法的运算量,而当固定运算量时,固定步长算法的估计精度远低于基于粒子群搜索算法的估计精度。此外,因为基于粒子群搜索算法的估计精度与迭代次数有较大关系,所以在实际应用时,应尽可能增加迭代次数以提高估计精度。

5 结束语

本文指出了固定步长搜索算法存在无法解决估计精度与运算量之间矛盾的问题,提出了基于粒子群算法的LFM信号参数快速估计算法。该算法极大地减少了算法运算量,克服了原算法运算量大、不易在工程上应用的缺点。

仿真结果表明,在相同的估计精度下,基于粒子群搜索算法运算量较少,而在相同的运算量下,基于粒子群搜索算法具有更高的估计精度,因此,本文所提方法具有工程实用价值。

参考文献

- [1] Djuric P M, Kay S M. Parameter Estimation of Chirp Signals[J]. IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990, 38(12): 2118-2126.
- [2] Li Yan, Fu Hua, Kam Pooi-Yuen. Improved, Approximate, Time-domain ML Estimators of Chirp Signal Parameters and Their Performance Analysis[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2009, 57(4): 1260-1272.
- [3] Ijima H, Ohsumi A, Djurovic I. Parameter Estimation of Chirp Signals in Random Noise Using Wigner Distribution[C]//Proc. of the 47th Midwest Symposium on Circuits and Systems. Hiroshima, Japan: [s. n.], 2004: 177-180.
- [4] Boashash B, O'Shea P. Use of the Cross Wigner-ville Distribution for Estimation of Instantaneous Frequency[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, 41(3): 1439-1445.
- [5] 韩孟飞,王永庆,吴嗣亮,等.一种低信噪比下LFM信号参数快速估计算法[J].北京理工大学学报,2009,29(2):147-151.
- [6] 麦雄发,李玲.基于群体距离的多目标粒子群优化算法[J].计算机工程,2010,36(19):177-179.
- [7] 王博,盛卫东,安玮,等.基于粒子群优化的传感器管理算法研究[J].信号处理,2009,(7):1135-1140.
- [8] Skolnik M I. 雷达系统导论[M].左群声,徐国良,译.北京:电子工业出版社,2007.