

一种精确估计恒虚警检测器阈值因子的方法

刘盼芝, 韩崇昭, 介婧

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对恒虚警检测器在利用求解阈值因子方法时需要大量样本且搜索耗时较长的问题, 提出了一种基于仿生微粒群的精确估计雷达恒虚警检测器阈值因子的方法. 将指定虚警概率下的求解阈值因子问题转化为一个最小化问题, 再利用微粒群方法对其进行求解, 而微粒群优化采用基于种群的搜索方式. 惯性因子可以随着迭代数的变化自适应调整, 从而线性地减少了惯性因子的数值, 致使算法具有平衡全局搜索、局部搜索的能力和较高的搜索效率. 仿真结果表明, 所提方法可在指定的精度下快速实现单雷达或者雷达组网等多种恒虚警检测器阈值因子的精确估计, 节省了近50%的时间, 提高了解的检测精度, 并具有良好的鲁棒性和快速收敛等特点.

关键词: 恒虚警检测; 虚警概率; 阈值因子; 微粒群优化; 遗传算法

中图分类号: TN952 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)02-0067-04

A Method to Accurately Estimate threshold Factors for Radar Constant False Alarm Ratio Detectors

LIU Panzhi, HAN Chongzhao, JIE Jing

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A new method is proposed to improve the problem that many samples and long search time are required in the traditional methods to determine the threshold factor of constant false alarm ratio (CFAR) detector. The method estimates threshold factors for radar CFAR detectors based on particle swarm optimization (PSO) algorithm. The problem to determine the threshold factor under given false alarm probability is first converted into a minimization problem, then the minimization problem is solved using PSO method. The inertia weight is adaptively adjusted with the iteration during minimization. Therefore the method has better performance of global search and local search, and higher efficiency of search. Simulation results show that the method can accurately estimate the threshold factor for single radar or radar netting system. Compared with a genetic algorithm, 50 percent of running time is saved, and the accuracy of estimation is improved. The numerical results indicate that the proposed scheme can quickly and accurately find the estimation of threshold factors for most CFAR detectors.

Keywords: constant false alarm ratio detection; false alarm probability; threshold factor; particle swarm optimization; genetic algorithm

在恒虚警 (Constant False Alarm Ratio, CFAR) 检测器中, 阈值因子 (T) 一般通过指定的虚警概率 (P_F) 得到, 然而易于获得 P_F 关于 T 的解析表达式却难以得到 T 关于 P_F 的解析表达式. 目前,

求取给定 P_F 的阈值因子的方法有两类: 数值搜索法和仿真法. 前者搜索时间较长, 后者主要包括 Monte Carlo 方法和重要抽样 (Importance Sampling, IS) 方法^[1], 这两种方法均需大量的仿真样

本. 在不同探测环境下, 检测概率首先要根据给定的 P_F 来确定相应检测概率的门限因子, 这时的检测概率需要在杂波和被检单元的概率分布密度函数已知的条件下进行积分. 这些干扰在时间和空间上的变化具有不同的动态范围、概率分布和相关函数. 实际应用中, 概率分布密度函数非常复杂, 这时直接积分法很难奏效, 必须用数值模拟法来解决. 常规的 Monte Carlo 方法在模拟像 P_F 这类小概率事件时既耗费机时, 精度又差.

最近, 一种新的进化算法——微粒群算法 (PSO)^[2-6] 在实际应用领域取得了突破性进展. 本文针对 CFAR 检测器在利用求解阈值因子方法时需要大量样本且搜索耗时较长的问题, 提出了一种仿生的阈值因子估计法.

1 恒虚警检测器

雷达在噪声或其他干扰背景下检测目标, 总是希望无论干扰电平如何变化, 检测系统的 P_F 最好维持不变, 即使变化, 也希望变化较小, 这就需要采用 CFAR 处理技术. 典型的 CFAR 处理器原理图如图 1 所示.

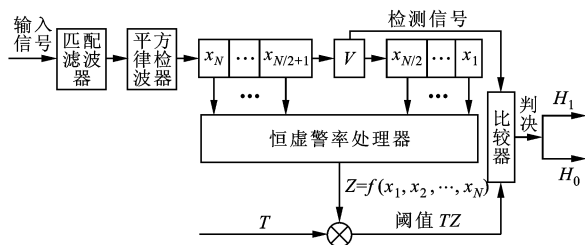


图1 典型 CFAR 检测器原理图

如图 1 所示, 在 CFAR 检测器中, 雷达接收到的回波数据首先进入匹配滤波器, 然后经过平方律检波器进入 CFAR 检测器. 参考单元采样信号 $x_1, \dots, x_N$ 送入恒虚警处理器, 并按照不同的 CFAR 算法可以得到杂波功率水平

$$Z = f(x_1, x_2, \dots, x_N) \quad (1)$$

式中: $f(\cdot)$ 是对接收到的参考单元采样的预处理函数. 也就是说, Z 是参考单元采样根据相应 CFAR 算法获得的杂波功率水平的估计值.

如果用 H_1 表示目标存在, H_0 表示目标不存在, T 为指定虚警概率下的阈值因子, 则有自适应判决准则

$$\begin{aligned} & H_1 \\ & V \geq TZ \\ & H_0 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: V 表示检测单元信号. 若 $V > TZ$, 则 H_1 假设成立; 若 $V < TZ$, 则 H_0 假设成立.

对于不同的应用环境, 有相应的 CFAR 算法. 本文考虑了下面 4 种情况: 单元平均恒虚警处理器 (CA-CFAR)、顺序序列统计 (OS) 恒虚警处理器 (OS-CFAR)、分布式序列统计“OR”恒虚警处理器 (OSOR-CFAR)、分布式序列统计“AND”恒虚警处理器 (OSAND-CFAR). 相应地有

$$P_F = [1 + T]^{-N} \quad (3)$$

$$P_F = k \binom{N}{k} \frac{\Gamma(N-k+1+T)\Gamma(k)}{\Gamma(R+T+1)} \quad (4)$$

$$P_F = 1 - \prod_{i=1}^n \left(1 - \prod_{j=0}^{k_i-1} \frac{N_i - j}{N_i - j + T_i} \right) \quad (5)$$

$$P_F = \prod_{i=1}^n \left(\prod_{j=0}^{k_i-1} \frac{N_i - j}{N_i - j + T_i} \right) \quad (6)$$

式(3)~式(6)中: N 为参考滑窗的大小; k 为参考采样的顺序统计量; N_i 为分布式 CFAR 检测器中第 i 个传感器参考滑窗的大小; k_i 为相应参考采样的顺序统计量; n 为传感器的数目. 当其他参数指定时, 阈值因子 $T(T_i)$ 可由 P_F 方程经反复迭代计算获得. 通常, P_F 关于 T 的方程容易获得, 相应的 T 关于 P_F 的方程解析式却很难得到.

2 微粒群检测器阈值因子估计方法

2.1 微粒群方法

微粒群 (PSO) 方法^[3] 是一种群体智能算法, 其中的每一个粒子都能记住自己搜索到的个体极值 (粒子本身最好解) 及整个粒子群的全局极值 (粒子群的最优解), 再通过跟踪这 2 个极值便可更新自己的速度和位置.

每个粒子代表解空间的一个候选解, 解的优劣程度可根据具体的适应度函数来确定. 设 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 表示微粒 i 的当前位置, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 表示微粒 i 的当前飞行速度, $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 表示微粒 i 所经历的最好位置, 也就是微粒 i 所经历过的具有最好适应值的位置, 则称 P_i 为个体最好位置.

设 $g(x)$ 为最小化的目标函数, 则微粒 i 的当前最好位置为

$$\begin{aligned} & P_i(t+1) = \\ & \begin{cases} P_i(t) & g(X_i(t+1)) \geq g(P_i(t)) \\ X_i(t+1) & g(X_i(t+1)) < g(P_i(t)) \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

设群体中的微粒数为 s , 群体中所有微粒所经历过的最好位置为 $P_g(t)$, 则称 $P_g(t)$ 为全局最好位

置,即

$$P_g(t) \in \{P_0(t), P_1(t), \dots, P_s(t) \mid g(P_g(t)) = \min\{g(P_0(t)), g(P_1(t)), \dots, g(P_s(t))\} \quad (8)$$

综上,PSO 算法的进化方程为

$$V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (P_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g - X_i(t)) \quad (9)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (10)$$

式中: P_i 表示第 i 个微粒所经历过的最好位置; P_g 表示所有微粒所经历过的最好位置; ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为常数; r_1 、 $r_2 \in [0, 1]$ 为均匀分布的随机数。

ω 用来控制微粒以前的速度对当前速度的影响,对算法的收敛性的作用很大。 ω 越大,搜索步长就越长,全局收敛能力较强,微粒搜索空间更大,就可能发现新的解域;反之,搜索步长短,则局部搜索能力较强,在当前解空间附近挖掘的解就更好。

本文采用具有递减的 ω 算法^[5],其在前期具有较好的全局搜索能力,在后期收敛性比较好。 ω 是迭代次数的函数,沿直线从 0.9 线性递减至 0.4,满足

$$\omega(m) = -0.5 \frac{m}{\max I} + 0.9 \quad (11)$$

式中: m 为迭代序号; $\max I$ 为最大迭代次数。

2.2 阈值因子估计算法

本文的阈值因子是指定虚警概率情况下的阈值因子,也就是说,此时的与阈值因子相应的虚警概率应该与指定的虚警概率尽可能逼近。如果考虑使用由参数仿真值得到的虚警概率与理论值之差为目标函数,这样求取阈值因子就转化为一个求极值的问题,即

$$\min F(P_f, T) = |P_f - P_F| \quad (12)$$

式中: P_F 为虚警概率的理论值; P_f 为由阈值因子 T 的估计值根据式(3)~式(6)得到的仿真值。

本文运用 PSO 方法逐步逼近阈值的全局最优值。在使用 PSO 优化参数时,粒子的位置表示相应的阈值因子,通过计算粒子位置的适应度值来选择一个满足设定精度的阈值因子。基于 PSO 的阈值因子估计算法步骤描述如下。

(1)初始化。初始搜索点的位置及其速度通常在允许范围内随机产生,每个粒子的个体极值点坐标设置为其当前位置,计算出相应的个体极值(个体极值点的适应度值),取最好的个体极值作为全局极值(全局极值点的适应度值),记录全局极值的粒子序号并将该极值点设置为最好粒子的当前位置。

(2)评价每一个粒子。计算粒子的适应度值,如果其优于该粒子当前的个体极值,则将个体的极值

设置为该粒子的位置,且更新个体极值。如果最好的粒子个体极值优于当前的全局极值,则将全局极值点设置为该粒子的位置,记录该粒子的序号,且更新全局极值。

(3)粒子的更新。用速度和位置的更新方程对每一个粒子的速度和位置进行更新。

(4)检验是否符合结束条件。如果满足结束条件,则停止迭代,输出最优解;否则,跳转到第(2)步。

3 试验结果与分析

本文考虑从求解精度和计算效率两方面来验证基于微粒群算法求解方法的有效性,参数设置如下:单部雷达 CA 的参考单元数取 12; OS、OSOR、OS-AND 检测器的参考单元数取 12,顺序值 $k=8^{[7-9]}$ 。仿真参数如下:种群大小 $M=20$;最大迭代次数 $\max I=200$;学习因子 c_1 、 c_2 均为 1.429;惯性因子 ω 按照式(11)取值;虚警概率取值范围为 $10^{-2} \sim 10^{-9}$ 。计算参数设置如下:遗传算法中的杂交概率 $P_c=0.7$;变异概率 $P_m=0.1$;目标函数 $\min F(P_f, T) = |P_f - P_F|$ 。

在目标函数的计算中,还要考虑虚警概率的控制问题。由于很难找到一个解使得 P_f 与 P_F 完全相同,因此只要满足 $|P_f - P_F| < \epsilon P_F$ 即可,其中 ϵ 为指定的一个任意小的正数。

表 1 给出了 4 种 CFAR 检测器的阈值因子估计及虚警概率、搜索时间。

表 1 虚警概率 $P_F=10^{-6}$ 、精度 $|P_f - P_F| < 10^{-3} P_F$ 的 CFAR 检测器的检测结果

检测器		CA	OS
T	遗传算法	2.162 221 141 5	37.531 507 795 1
	PSO 方法	2.162 268 796 4	37.669 400 773 8
P_f	遗传算法	1.000 214 498 1 $\times 10^{-6}$	9.999 948 211 0 $\times 10^{-7}$
	PSO 方法	1.000 008 242 8 $\times 10^{-6}$	9.842 323 745 9 $\times 10^{-7}$
t/s	遗传算法	0.080 60	0.082 10
	PSO 方法	0.036 96	0.050 20
检测器		OSAND	OSOR
T	遗传算法	11.022 924 445 1	41.687 953 817 6
	PSO 方法	6.219 498 622 22	41.687 125 766 6
P_f	遗传算法	9.999 592 467 12 $\times 10^{-7}$	9.999 706 377 34 $\times 10^{-7}$
	PSO 方法	9.999 284 681 85 $\times 10^{-7}$	9.998 490 308 23 $\times 10^{-7}$
t/s	遗传算法	0.068 10	0.064 98
	PSO 方法	0.049 72	0.034 68

由表 1 可以看出,本文方法对任意给定的 P_F 均可得到高精度的阈值因子,而在相同估计精度下,

PSO方法得到阈值因子所需时间比遗传算法节省了近50%。从表中还可以看出,PSO方法可以快速、准确、高效地得到检测阈值因子的估计值。

在上述控制参数下,PSO方法与遗传算法性能对比如图2~图5所示。从图2、图3可以看出,遗传算法由于存在早熟而容易陷入局部最优,其目标函数值虽然能较快地下降到一定数值,但不可能总是收敛到指定虚警概率值。PSO方法中的微粒位置呈减幅正弦波振荡,收敛速度较慢,但是它可以遍历整个解空间,保证解的多样性,使得解可以较准确地收敛到指定的虚警概率值。

由图2还可以看出,PSO方法的目标函数值较遗传算法要小,这表明在相同条件下,PSO方法的搜索结果接近于全局最优解,搜索结果的可信度比较高。

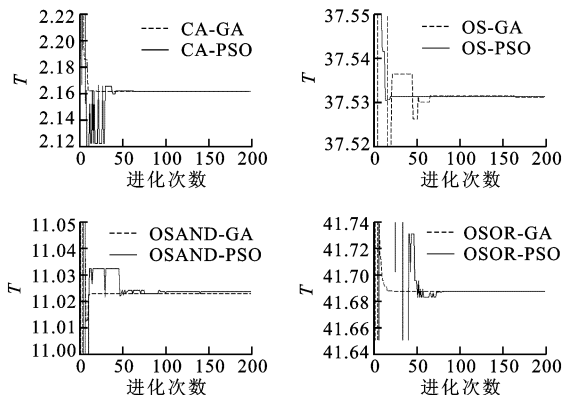


图2 参数阈值因子收敛过程

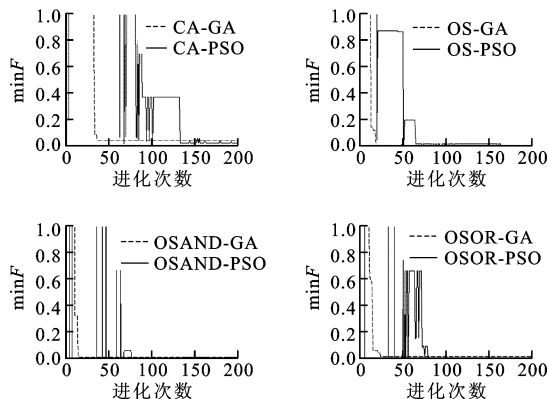


图3 目标函数适应值的进化过程

由图4可以看出,同遗传算法相比本文方法获得的 T 与 P_F 能较好地逼近其理论值。

由图5可以看出,PSO方法得到的检测概率曲线接近最优检测,也就是PSO方法可以很好地应用

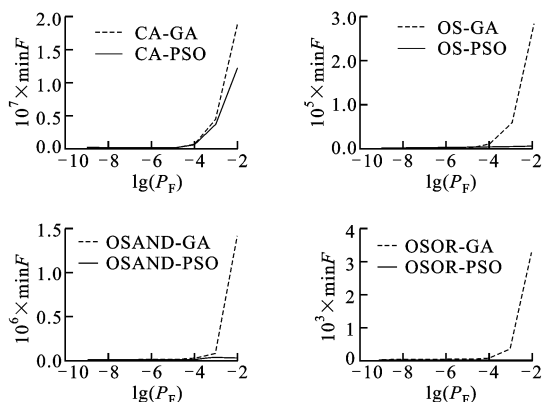


图4 4种CFAR检测器仿真结果与理论曲线对比

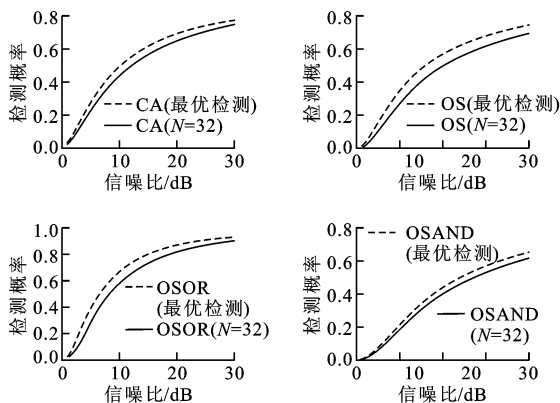


图5 PSO方法求解的阈值因子仿真模拟检测概率曲线($N=32$)

于实际的CFAR处理器之中,而且具有快速、准确的特性。

相同的搜索条件下,PSO方法的收敛更稳定,大部分情况下的搜索结果优于遗传算法。在相同的求解质量要求下,PSO方法可以节省50%的运算时间,而且多次求解的稳定性也明显优于遗传算法,这证明PSO方法是一种更为有效的优化方法。

4 结论

本文针对恒虚警检测器在给定虚警概率下寻找阈值因子的不足,提出了一种新的思路,即借鉴微粒群优化算法解决阈值因子寻找问题。仿真实验表明,本文方法在寻找阈值因子精度方面略胜于遗传算法,尤其是计算速度比遗传算法提高了近1倍,不仅极大地提高了搜索效率,还保证了全局最优的效果和鲁棒性。通过对实验例证的分析发现,所提方法的全局收敛性有所提高,其在权衡计算精度和计算效率2个方面也不失为一种实用、有效的方法。

参考文献:

- [1] SRINIVASAN R. Fast simulation of smallest-of and geometric-mean CFAR detectors [J]. IEE Proceedings, 2001, 148(3): 186-191.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R C, SHI Yuhui. Swarm intelligence [M]. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufman, 2001.
- [3] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1995: 1942-1948.
- [4] CUI Zhihua, ZENG Jianchao, CAI Xingjuan. A new stochastic particle swarm optimizer [C] // Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2004: 316-319.
- [5] SHI Yuhui, EBERHART R C. Modified particle swarm optimizer [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1998: 69-73.
- [6] KENNEDY J. The particle swarm: social adaptation of knowledge [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1997: 303-308.
- [7] FINN H M, JOHNSON R S. Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter-level estimates [J]. RCA Review, 1968, 29(2): 414-464.
- [8] ROHLING H. Radar CFAR threshold in clutter and multiple target situations [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1983, 19(1): 608-621.
- [9] UNER M K, VARSHNEY P K. Distributed CFAR detection in homogeneous and nonhomogeneous backgrounds [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(1): 84-96.

(编辑 苗凌)