

利用遗传模拟退火算法解决分布式 OS-CFAR 检测的优化问题¹

王明宇 俞卞章

(西北工业大学电子工程系 西安 710072)

摘 要 利用遗传模拟退火算法 (GSAA) 对分布式有序统计恒虚警检测 (OS-CFAR) 系统的 k , T 参数与融合规则进行了优化设计, 给出了典型的 3 传感器在一致与非一致检测条件下的一组准最优搜索结果。分析表明 GSAA 对于该问题的优化具有良好的适应性。

关键词 遗传模拟退火算法, 分布式恒虚警检测, 数据融合

中图分类号 TN911.73, O224

1 引 言

分布式多传感器的恒虚警检测在近年来受到了广泛的研究和重视。其研究最初始于 Barkat 和 Varshney^[1], 他们提出了分布式多传感器的检测模型 (如图 1 所示), 并对不同融合规则下单元平均恒虚警 (CA-CFAR) 检测的性能优化问题进行了较全面的研究。文献 [2, 3] 对基于有序统计恒虚警 (OS-CFAR) 的分布式检测进行了一些初步的研究。在 OS-CFAR 检测中由于每个传感器具有两个可控门限参数: 序值 k 和加权系数 T , 使得其优化问题要比 CA-CFAR 检测复杂得多, 目前已有的一些分析结果都局限于某些特殊的限定条件, 如仅有两个传感器、各传感器的检测环境一致以及限定部分参数等。在实际应用中, 我们更关心在更为一般的条件下, 如 3 个以上的传感器, 每个传感器的检测环境都不一致时的分布式检测问题。利用常规的全局搜索或数值求解法目前难以得到可以利用的结果。

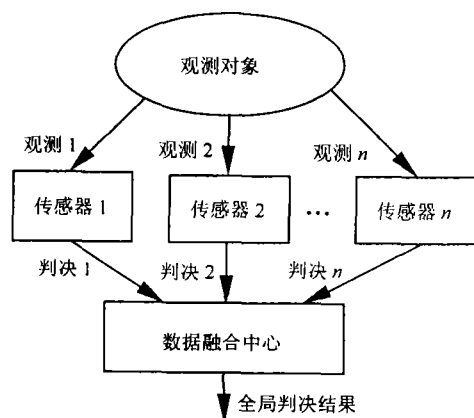


图 1 分布式多传感器的检测模型

实际上, 分布式多传感器的 OS-CFAR 检测问题是一个典型的多元函数求极值问题, 可以利用已有的一些搜索算法, 如遗传算法、模拟退火算法进行最优值搜索。本文采用了这两种非线性搜索算法的一种综合—遗传模拟退火算法^[4], 对较典型的 3 传感器分布式 OS-CFAR 检测器在各传感器具有不同参考窗长度及检测信噪比等多种条件下的最优门限参数和融合规则进行了优化搜索, 得到了一组在不同检测条件下的准最优结果。分析表明该算法对于解决分布

式 OS-CFAR 检测器具有良好的适应性, 同时也使我们对较一般条件下分布式 OS-CFAR 检测器的性能与特点有了更进一步的认识, 为今后的应用提供了一种良好的设计思路。

¹ 2000-06-05 收到, 2000-11-16 定稿

航空科学基金 (98F53040), 高等学校博士专项科研基金 (98069904) 资助课题

2 分布式多传感器 OS-CFAR 检测

对于图 1 所描述的分布式多传感器 OS-CFAR 检测模型, 在每个传感器相互独立、采用平方律检波且为均匀检测背景的情况下, 各传感器的虚警与检测概率分别为 [2]

$$P_{fm} = \prod_{j=0}^{k_m-1} \frac{N_m - j}{N_m - j + T_m}, \quad m = 1, 2, \dots, n \quad (1a)$$

$$P_{dm} = \prod_{j=0}^{k_m-1} \frac{N_m - j}{N_m - j + (T_m/1 + S_m)}, \quad m = 1, 2, \dots, n \quad (1b)$$

式中 k_m , T_m , N_m , S_m 分别为第 m 个传感器的门限序值、门限加权系数、参考窗长度和信噪比, n 为传感器数目。在给定融合规则 f 的条件下, 融合后的检测与虚警概率分别为

$$P_f = f_f(P_{f1}, P_{f2}, \dots, P_{fn}, f) \quad (2a)$$

$$P_d = f_d(P_{d1}, P_{d2}, \dots, P_{dn}, f) \quad (2b)$$

式中 f_f , f_d 为与融合规则 f 有关的函数。恒虚警检测的目标就是在限定全局虚警概率 $P_f = P_{f0}$ 的条件下令以下的目标函数取最大值

$$J((k_1, T_1), (k_2, T_2), \dots, (k_n, T_n)) = P_d((k_1, T_1), (k_2, T_2), \dots, (k_n, T_n)) + \varepsilon[P_{f0} - P_f((k_1, T_1), (k_2, T_2), \dots, (k_n, T_n))] \quad (3)$$

式中 ε 为拉格朗日算子。该最大值的求取相当于求解以下的偏微分方程组 [3]

$$\begin{cases} \frac{\partial J((k_1, T_1), (k_2, T_2), \dots, (k_n, T_n))}{\partial T_m} = 0, & m = 1, 2, \dots, n \\ P_f((k_1, T_1), (k_2, T_2), \dots, (k_n, T_n)) = P_{f0} \end{cases} \quad (4a)$$

$$P_f((k_1, T_1), (k_2, T_2), \dots, (k_n, T_n)) = P_{f0} \quad (4b)$$

n 个传感器的分布式 OS-CFAR 检测器的设计问题相当于在每种可能的 $(k_1, k_2, \dots, k_n)$ 组合及不同的融合规则下分别对 (4) 式求解, 得到相应的 $(T_1, T_2, \dots, T_n)$, 然后取其中目标函数最大的一组做为全局最优解。很明显, 每种融合规则下需求解 $N_1 N_2 \dots N_n$ 次偏微分方程组, 当传感器数目较多时, 这种方法是异常困难的, 其运算量与传感器数目呈指数关系。目前已有的一些分析结果都局限于某些特殊的限定条件。文献 [2] 中在固定 $(k_1, k_2, \dots, k_n)$ 时给出了“与”、“或”两种融合规则下的求解结果; 文献 [3] 中指出在各个传感器检测条件一致时 ($N_1 = N_2 = \dots = N_n$, $S_1 = S_2 = \dots = S_n$), “与”、“或”两种融合规则下最优解对应的 (k_m, T_m) 也是一致的。

3 遗传模拟退火算法

遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 和模拟退火算法 (Simulated Annealing Algorithms, SAA) 是两种常用的非线性优化算法。其中遗传算法通过模拟生物进化过程中的复制、变异、杂交等基本进化形式, 经过若干代的繁殖后, 逐步找到优良的遗传个体。遗传算法具有良好的全局搜索能力, 但在用于解决本文问题时我们发现它存在较为严重的过度早熟现象。模拟退火算法是基于金属退火机理而建立起来的一种全局优化算法, 它能够以随机搜索技术从概率意义上找出目标函数的全局最优点, 具有良好的局部寻优能力, 但全局搜索能力较差。遗传模拟退火算法 (GSAAs) [4] 是将遗传算法与模拟退火算法相结合的一种优化算法, 它结合了两种算法的优点,

具有较好的全局寻优能力。本文采用了文献 [4] 介绍的并行组合模拟退火算法 (PRSA, Parallel Recombination Simulated Annealing), 它实际上是一种在运算过程中融入遗传算法的群体杂交与变异操作的多点并行模拟退火算法。用于分布式多传感器 OS-CFAR 检测系统的优化时该算法描述如下:

(1) 进化代数 $t = 0$ 。随机生成 M 个个体的初始群体 $X(t)$, 每个个体由一种 $(k_1, k_2, \dots, k_n, T_1, T_2, \dots, T_n, f)$ 组合的二进制编码组成。

(2) 设置初始退火温度参数 Te_0 。计算每个个体的适应度函数 $y_i = k_F(1 - P_d + P_f)$, 其中 k_F 为特殊加权系数。一般情况下 $k_F = 1.0$, 当 P_f 接近 P_{f0} 时, k_F 逐渐减小, 当 $P_f - P_{f0} \leq 0.1P_{f0}$ 时, $k_F = 1/8$ 。

(3) 将 $X(t)$ 中的各个个体进行随机配对, 对 $M/2$ 对个体分别进行如下的杂交处理: 随机选取一个杂交位置, 以杂交概率 p_c 交换该位置上个体对的二进制位, $X'(t) = \text{Crossover}[X(t)]$ 。

(4) 对杂交后的 M 个个体分别进行如下的变异操作: 随机选取一个变异位置, 以变异概率 p_m 对该位置上个体的二进制位取反, $X''(t) = \text{Mutation}[X'(t)]$ 。

(5) 对经过以上杂交与变异操作的 M 个个体 $X''(t)$ 进行以下的模拟退火选择操作: 按与 (2) 相同的方法计算每个个体的适应度函数 y_i'' , 并搜索截至目前的最优点; 若 $y_i'' \leq y_i$, 接受第 i 个个体, 否则以概率 $p = \exp(-(y_i'' - y_i)/Te_t)$ 接受第 i 个个体为新的个体, 其中 Te_t 为退火温度参数; 更新群体 $X(t)$ 及其适应度函数集; 按降温表更新退火温度参数, $Te_t = Te_0 / \log_2(t+1)$ 。

(6) 终止条件判断。若不满足终止条件, $t \leftarrow t+1$ 。转向 (3); 若满足终止条件, 则输出最优点, 算法结束。

该算法通过遗传杂交与变异操作产生新的个体, 通过模拟退火选择操作对新产生的个体进行随机筛选, 使适应度函数按概率逐渐趋向于一个最小值。算法中通过改变杂交概率 p_c 与变异概率 p_m 可控制算法的收敛速度。最优点的质量与群体规模有很大关系, 一般 M 应大于 50。在本文所进行的计算中, 以计算步数来作为终止条件, 实际计算表明当计算步数大于 100 时, 一般均可确保找到较好的解。

4 结果与分析

图 2 是典型情况下遗传算法与遗传模拟退火算法最小适应度函数的收敛过程。遗传算法表现出很明显的早熟现象, 但遗传模拟退火算法基本不存在早熟问题, 这主要是由于模拟退火的选择操作具有很强的过滤能力。采用较大的杂交与变异概率可以扩大算法的搜索范围, 但同时也使好的个体被破坏的概率增大, 本文计算中选 $p_c = 0.8$, $p_m = 0.1$ 。在适应度函数的计算中还要考虑虚警概率的控制问题, 由于很难找到一种检测组合使得虚警概率 P_f 与 P_{f0} 完全相同, 因此只要 P_f 与 P_{f0} 足够接近就是允许的, 在 P_f 与 P_{f0} 接近时对适应度函数进行分段特殊加权。

实际计算中我们将 3 个传感器的分布式 OS-CFAR 检测系统按检测条件的不同分为以下 4 种情况:

- (1) 各传感器具有相同的检测条件, 其中参考窗长度 $N = (32, 32, 32)$, 检测信噪比 $S = (10, 10, 10)\text{dB}$;
- (2) 各传感器具有与 (1) 相同的参考窗长度, 但信噪比不同, $S = (7, 10, 13)\text{dB}$;
- (3) 各传感器具有与 (1) 相同的信噪比, 但参考窗长度不同, $N = (32, 24, 32)$;
- (4) 各传感器的信噪比与参考窗长度均不同, $N = (32, 24, 32)$, $S = (7, 10, 13)\text{dB}$ 。

每种检测条件下按融合规则的不同分别搜索一组最优解。对于 3 个传感器的分布式检测, 共有 2^3 种融合规则, 实际经常采用的只有 3 种, 即“或”、“3 选 2”和“与”。搜索结果如表 1 所示。

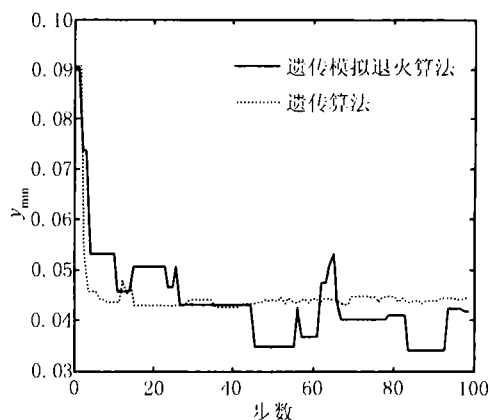


图 2 遗传算法与遗传模拟退火算法的典型收敛过程

表 1 不同检测条件和融合规则下 3 传感器分布式最优检测的搜索结果 ($P_{f0} = 10^{-4}$)

检测条件	$N = (32, 32, 32)$ $S = (10, 10, 10)\text{dB}$	$N = (32, 32, 32)$ $S = (7, 10, 13)\text{dB}$	$N = (32, 24, 32)$ $S = (10, 10, 10)\text{dB}$	$N = (32, 24, 32)$ $S = (7, 10, 13)\text{dB}$
“或”融合	$k = (30, 30, 27)$ $T = (5.0, 5.5, 7.25)$ $P_f = 1.0870 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.6738$	$k = (27, 28, 29)$ $T = (8.0, 6.75, 5.5)$ $P_f = 1.0786 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.7297$	$k = (26, 21, 26)$ $T = (8.0, 8.0, 7.75)$ $P_f = 1.0997 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.6679$	$k = (29, 21, 28)$ $T = (7.25, 7.0, 6.25)$ $P_f = 1.0634 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.7185$
“3 选 2”融合	$k = (21, 23, 22)$ $T = (5.25, 5.0, 5.25)$ $P_f = 1.0770 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.6368$	$k = (03, 26, 26)$ $T = (0.75, 7.5, 7.75)$ $P_f = 1.0812 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.7028$	$k = (22, 19, 27)$ $T = (5.0, 4.25, 3.25)$ $P_f = 1.0138 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.6315$	$k = (02, 21, 27)$ $T = (1.25, 6.75, 7.0)$ $P_f = 1.0330 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.6912$
“与”融合	$k = (17, 23, 30)$ $T = (4.25, 4.0, 1.5)$ $P_f = 1.0810 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.4084$	$k = (00, 07, 27)$ $T = (6.25, 0.5, 6.25)$ $P_f = 1.0992 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.5870$	$k = (01, 07, 27)$ $T = (1.5, 0.25, 6.25)$ $P_f = 1.0973 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.5851$	$k = (00, 00, 25)$ $T = (1.5, 4.0, 7.75)$ $P_f = 1.0651 \times 10^{-4}$ $P_d = 0.5862$

在第 (1) 种检测条件下, 通过求解 (4) 式或采用全局完全搜索得到的 3 种融合规则下理论上全局最优解 (k, T) 值分别为 (27, 7.5)、(27, 3.25) 和 (25, 2.25), 对应的最优检测概率分别为 0.6689、0.6418 和 0.4094, 表 1 在相同条件下的搜索结果与之非常接近。表明该算法搜索结果具有很好的可信度。算法所需的运算时间较短, 基本与传感器数目及 k, T 取值范围成正比, 远小于全局完全搜索算法的运算时间, 证明遗传模拟退火算法在解决本问题上是有有效的。

在所有的检测条件下, “或”融合都具有最好的检测性能, “3 选 2”融合的相对性能损失很小, 其检测性能与“或”融合基本相同。值得注意的是, “3 选 2”融合普遍具有较小的 k 值, 这意味着每个传感器将具有更好的抗多目标及脉冲干扰能力。

在相同的参考窗长度和平均信噪比下, 各传感器的信噪比分布越不均匀, 检测性能越好, 并且各传感器的 (k, T) 值大小与其信噪比基本成正比关系。

与其他融合规则相比, “与”融合的检测性能最差, 当各传感器信噪比不均匀时, 它“退化”为单个或两个传感器的检测, 其中首先被退化的一般都是信噪比较低的传感器。

在均匀检测条件下搜索得到的“或”融合规则的检测性能略优于其理论最优性能, 对这一现象的直观解释是由于在算法中对虚警率的要求相对宽松, 因而在 (k, T) 值的选择上具有更高的灵活性。

上述计算过程中为便于运算, 门限权系数 T 取非连续值, 其量化阶为 $1/4$, 范围限定为 $0 \sim 10$, 进一步缩小量化阶会使检测性能有所提高, 但其实际意义不大。提高或放宽恒虚警约束程度对搜索结果也有较大影响。

5 结 论

分布式多传感器 OS-CFAR 检测由于其良好的检测性能和抗脉冲干扰能力而具有良好的应用前景, 但由于在非一致检测条件下检测器设计的复杂性, 因而限制了它的实用性。本文利用遗传模拟退火算法, 对较典型的 3 传感器在一致与非一致检测条件下的分布式检测器进行了优化设计, 给出了一组不同检测条件下各传感器 (k, T) 门限参数与融合规则的准最优结果, 并证明模拟遗传退火算法对解决该问题具有良好的适应性。对不同条件下搜索结果的分析表明, 分布式多传感器的 OS-CFAR 检测具有一些新的特点。如即使在一致检测条件下, 各传感器门限参数也并不一定要求完全一致; 在各种检测条件下, “或”融合对应的最优检测性能相对较好, 但存在几种性能接近的融合规则, 并可通过改变融合规则控制各传感器的 OS 序值 k , 以获得不同的抗脉冲干扰能力; 在相同的平均信噪比水平下, 各传感器的信噪比分布的非均匀性有利于提高全局检测性能, 但在“与”融合时存在融合规则的“退化”现象。

参 考 文 献

- [1] M. Barket, P. K. Varshney, Decentralized CFAR signal detection, IEEE Trans. on AES, 1989, AES-25(3), 141-149.
- [2] A. R. Elias-Fuste, A. Broquetas-Ibars, J. P. Antequera, J. C. M. Yuste, CFAR data fusion center with inhomogeneous receivers, IEEE Trans. on AES, 1992, AES-28(1), 276-285.
- [3] M. K. Uner, P. K. Varshney, Distributed CFAR detection in homogeneous and nonhomogeneous backgrounds, IEEE Trans. on AES, 1996, AES-32(1), 84-97.
- [4] 周明, 孙树栋编, 遗传算法原理及应用, 北京, 国防工业出版社, 1999, 第四章.

THE OPTIMIZATION OF DISTRIBUTED OS-CFAR DETECTION USING GENETIC SIMULATED ANNEALING ALGORITHMS

Wang Mingyu Yu Bianzhang

(Dept. of Electronic Eng., Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract The distributed multisensor detection system with Order Statistic Constant False Alarm Rate (OS-CFAR) is optimized in terms of fusion rule and (k, T) parameters using Genetic Simulated Annealing Algorithms (GSAAs). A set of quasi-optimum results of a tri-sensor system under identically and unidentically detect conditions are given and analyzed, which proves that GSAAs are efficient for this optimization.

Key words Genetic simulated annealing algorithms, Distributed CFAR detection, Data fusion

王明宇: 男, 1968 年生, 博士生, 主要研究方向包括: 制导雷达总体、多传感器恒虚警检测。

俞卞章: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向包括: 雷达信号处理、多传感器分布式检测。