

基于进化策略的多传感器雷达辐射源目标识别方法

方 敏^{1,2}, 王宝树¹

(1. 西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071; 2. 西安电子科技大学 综合业务网国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要: 多传感器雷达辐射源目标识别中, 各传感器检测数据常常是不完整的、还可能存在矛盾, 为此, 针对这种多传感器检测结果提出一种改进的融合识别方法. 首先, 该方法基于命题概率分布与识别报告提供的概率分布估计间的差异建立目标函数; 然后利用进化策略对传感器目标函数进行优化, 在无须使用目标函数的导数信息的情况下, 求得命题的概率分配. 仿真结果表明该方法正确有效. 改进的融合识别方法, 有效地利用了进化策略的良好全局搜索能力, 使优化过程能够顺利收敛到最优解附近, 具有较好的收敛性, 效果优于传统的融合识别方法.

关键词: 目标识别; 决策融合; 进化策略

中图分类号: TP27 **文献标识码:** A

Evolutionary strategies based target identification approach for multisensor radar radiant point

FANG Min^{1,2}, WANG Bao-shu¹

(1. Institute of Computer Science, Xidian University, Shaanxi Xi'an 710071, China;

2. National Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Shaanxi Xi'an 710071, China)

Abstract: Since the observed data at each sensor are often incomplete and even conflict, when identifying a radiant target by using the multi-sensor, an improved fusion identification approach is proposed. By this method, the cost function is first constructed on the basis of the discrepancy between the true probability distribution and the estimated probability distribution based on each sensor report. Then the cost function is optimized by evolutionary strategies to obtain the probability distribution of the proposition without using derivatives of the cost function. Simulation shows that the proposed approach is better than the traditional fusion identification methods. As a matter of fact, it effectively uses the globally searching capability of the evolutionary strategy and makes the optimization process smoothly converging to the neighborhood of the optimal solution.

Key words: target identification; decision fusion; evolutionary strategies

1 前言(Introduction)

在多传感器雷达辐射源识别的过程中, 各传感器检测数据往往是模糊的、不完整的、还可能存在矛盾, 如何对这样的检测数据进行实时处理, 给出目标身份判定就成了关键. Dempster 和 Shager 在 20 世纪 70 年代提出的证据理论中建立了命题和集合之间的一一对应, 以把命题的不确定性问题转化为集合的不确定性问题, 证据理论处理的正是集合的不确定性. 证据理论不需要使用先验知识, 但这种处理方法需要很大的计算量, 特别是在关联数据结构下, 使用 D-S 方法进行身份信息的融合时, 计算量随着测量维数的增大呈指数级增加^[1], 出现计算组合爆炸现象. 本文针对上述情况, 提出一种基于进化策略的目标识别融合算法. 首先, 在各观测站根据传感器检

测的数据进行处理形成目标识别报告, 发送到融合中心; 然后, 融合中心建立基于命题概率分布和识别报告信度差异的目标函数; 最后利用进化策略根据目标函数进行优化计算, 确定出命题的概率分布. 进化计算搜索过程中不需要目标函数的梯度信息, 具有较强的鲁棒性, 降低了决策融合的计算复杂度, 效果优于传统的优化算法. 仿真实验结果表明该方法行之有效, 识别结果合理.

2 决策融合优化方法(Optimizing function of decision fusion)

2.1 融合实施步骤(Process of fusion implement)

在多传感器测量条件下, 本文采用以下目标识别实施步骤:

1) 列出全部命题, 将其分解为不可再分的基本

命题,它们相互独立的基本命题构成目标识别框架.

2) 根据基本命题及其组合,构造所有有意义的识别命题,作为识别框架的幂集中的元素.

3) 每个传感器在各个测量周期中,通过先验可信度分配而获得后验可信度分配,形成识别报告传送融合中心.

4) 融合中心根据识别报告,构造系统优化的目标函数,按进化策略进行优化,以优化的最后一代群体中最优个体作为结果.

2.2 多传感器测量可信度分配(Distribution of multi-sensor probability measures)

假设一个相互独立的、完整的命题集合是 $\Omega = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 对于 Ω 中的命题,存在 $2^N - 1$ 个可能的辨识命题, Ω 的幂集形成了测量数据结构,并非幂集中的每个子集都能被传感器测量到,故存在测量的不确定性^[2]. 下面给出融合中心基于传感器检测报告估计命题的概率分布算法.

令 $U = \{1, 2, \dots, n\}$, $S = \{1, 2, \dots, K\}$ 分别表示由 n 个目标类型序号和 K 个传感器序号的有序集. 在目标识别时,各传感器可利用的知识源不同,如: 射频、脉冲重复频率、脉宽、速度及雷达截面积知识源. 每个传感器根据自己观测结果产生目标识别报告. 系统从多个量测传感器得到多个测量数据,任一测量数据都由两部分组成,第一部分为测量命题,它表示得到何种信息;第二部分为各命题的测度,它表示得到信息的确信程度,在以下的推理中将它作为基本概率分配函数使用.

设 A_i 是基本命题之一或是基本命题的合取, $A_1, A_2, \dots, A_M \subseteq \Omega$. 第 k 个传感器关于 $A_1, A_2, \dots, A_M$ 测度为

$$m_k(A_1), m_k(A_2), \dots, m_k(A_M). \quad (1)$$

定义第 k 个传感器的目标识别报告为

$$\{(v_{k,i}, m_{k,i}) \mid m_{k,i} = m_k(A_i); k \in S; i = 1, 2, \dots, M\}. \quad (2)$$

令

$$m_k = m_{k,1} + m_{k,2} + \dots + m_{k,M}. \quad (3)$$

其中 $v_{k,i}$ 表示第 k 个传感器关于命题 A_i 的编码,反映 A_i 的基本命题的合取关系,即得到何种命题信息. 设对序号为 k 的传感器, $A_1, A_2, \dots, A_M$ 出现的可能性分别为 $u_{k,1}, u_{k,2}, \dots, u_{k,M}$, 且 $u_{k,i} \geq 0$.

令

$$u_{k,1} + u_{k,2} + \dots + u_{k,M} = u_k. \quad (4)$$

u_k 表示第 k 个传感器识别报告的置信度.

分布式多传感器目标识别系统中,希望各命题的测度与命题的真概率分布之间的差异最小. 为此,对于每个传感器识别报告 k , 设定目标函数 $J_k, k \in S$, 能准确地反映各传感器对各命题的测度 m_k 与命题的真概率分布 m 之间的差异^[3]. 当 $m_k = m$ 时,目标函数应为 0. 下面引入目标函数 J_k 为

$$J_k(m) = \sum_{i=1}^M \left| \frac{u_{k,i}}{u_{k,1} + u_{k,2} + \dots + u_{k,M}} - \frac{m_k(A_i)}{m_k(A_1) + m_k(A_2) + \dots + m_k(A_M)} \right|^2, k \in S. \quad (5)$$

对一个具有 u_k 的传感器而言,关于 $A_1, A_2, \dots, A_M$ 的测度满足式(6).

$$m_k(A_1) : m_k(A_2) : \dots : m_k(A_M) = u_{k,1} : u_{k,2} : \dots : u_{k,M}. \quad (6)$$

如果 $m_k = m$, 则有式(7)成立:

$$\frac{u_{k,i}}{u_{k,1} + u_{k,2} + \dots + u_{k,M}} - \frac{m_k(A_i)}{m_k(A_1) + m_k(A_2) + \dots + m_k(A_M)} = \frac{m_{k,j}}{m_{k,1} + m_{k,2} + \dots + m_{k,M}} - \frac{m_k(A_i)}{m_k(A_1) + m_k(A_2) + \dots + m_k(A_M)} = 0. \quad (7)$$

所以 J_k 为 0. 根据式(3)、(4),目标函数可表示为

$$J_k(m) = \sum_{i=1}^M | [u_{k,i}m_k - m_k(A_i)u_k] / u_k m_k |^2, k \in S. \quad (8)$$

在此取

$$J_k(m) = \sum_{i=1}^M | u_{k,i}m_k - m_k(A_i)u_k |^2, k \in S. \quad (9)$$

根据各传感器检测报告 $\{(v_k, m_k), k \in S\}$, 融合中心确定以下概率分布:

$$\{m_k = (p_1, p_2, \dots, p_n) \mid p_i = m(a_i),$$

且

$$p_1 + \dots + p_n = 1, i \in U, \forall a_i \in \Omega, m(a_i) \geq 0\}. \quad (10)$$

多传感器目标识别问题可以描述为

$$\begin{cases} \min_{p_1, p_2, \dots, p_n} \sum_{k=1}^K \omega_k \sum_{i=1}^M | u_{k,i}m_k - m_k(A_i)u_k |^2, \\ \text{s.t. } p_1 + \dots + p_n = 1, p_i = m(a_i), i \in U, m(a_i) \geq 0. \end{cases} \quad (11)$$

使用拉格朗日乘子,将式(11)转化为形如式(12)的无约束优化问题.目标函数被描述为具有简单约束的凸二次方程.

$$J = \sum_{k=1}^K \omega_k \sum_{i=1}^M |u_{k,i} m_k - m_k(A_i) u_k|^2 + \beta(p_1 + \dots + p_n - 1). \quad (12)$$

其中, β 为拉格朗日乘子.使用目标函数 J , 识别的目的转变为一个优化问题,即确定 $p_1, \dots, p_n$, 以使 J 最小,识别的目标为

$$i = \begin{cases} \text{若 } p_i = \max_{j=1}^n p_j, \text{ 且唯一,} \\ \text{拒判,} & \text{否则.} \end{cases} \quad (13)$$

在文献[4]中给出了求解式(12)的牛顿-拉斐森(N-R)算法,它通过求解式(12)的偏导数实现求解,见式(14);牛顿-拉斐森算法实际上是一种梯度算法.

$$\begin{cases} \frac{\partial J(p_1, p_2, \dots, p_n)}{\partial p_i} = 0, i = 1, 2, \dots, n, \\ p_1 + p_2 + \dots + p_n = 1, p_i \geq 0. \end{cases} \quad (14)$$

2.3 基于进化策略的目标识别(Object identification based on evolutionary strategies)

进化策略是进化计算方法的一种,由 Rechenberg 和 Schwefel 提出来的,是一种反映自然进化机制的随机优化技术.其搜索过程不依赖目标函数的梯度信息,具有较强的鲁棒性^[5].大量的研究表明^[6],进化计算方法在求解一些困难的问题时,效果通常优于传统的优化算法.进化策略常常采用实数编码,适用于实值函数的优化问题.约束条件的增加使得最优解的求解变得更加困难,本文基于一种 $(\mu + \lambda)$ 进化策略优化算法,对多传感器目标识别进行决策融合. μ 个亲本产生 λ 个后代,然后它们一起竞争,选出 μ 个作为下一代的亲本.

进化策略是基于群体的优化技术,其操作对象为问题的可行解组成的一个群体.使用进化策略进行目标识别时,定义群体中的个体为实数向量 $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, 每个个体的优劣可以用目标函数来衡量,优化的目的是找到一个最优个体 $p^* = (p_1^*, p_2^*, \dots, p_n^*)$, 使 J 最小.进化策略的运行过程为:

1) 随机选取一群初始亲本向量,作为初始父代群体 $\{p_i, i = 1, 2, \dots, \mu\}$, μ 为个体数,个体元素的取值在 $[0, 1]$ 的有效取值范围内均匀分布.

2) 变异.后代向量是由亲本产生,子代个体 p_{ij}

$= p_i + N(0, \delta_j^2)$, $i = 1, 2, \dots, \mu, j = 1, 2, \dots, \lambda$, 其中 $N(0, \delta_j^2)$ 为第 j 个独立分布的均值为 0 方差为 δ^2 的高斯随机变量,噪声的方差可以固定或自适应变化^[6],父代中的每个个体经过变异产生了 λ 条子代个体.

3) 选择.将父代和子代进行排序来决定被保留下来的向量,最优的 μ 个向量成为下一代的新亲本,组成新的父代群体.

4) 重复 2)、3) 操作,直到目标函数满足要求或算法运行代数达到最大允许运行代数.以最后一代群体中的最优个体作为优化结果,最优个体向量就是基本命题的概率分布.决策规则是选择最优个体中具有最大概率估计的分量作为识别对象.

进化策略的并行随机搜索特征使其具有更好的全局搜索能力,有更大的可能性收敛到问题的最优解或最优解附近.

为了验证进化策略的收敛性,对仿真数据进行了以下分析.将方程组(11)的各原子命题实际概率分布记为 p^* .设利用进化策略优化得到最优向量为 p_E ,对于 p_E ,应考虑以下问题:

① p_E 是否满足所有约束条件(10).

② p_E 是否收敛到最优解.如果 $|p_E - p^*| < \epsilon_1$,则认为进化识别收敛到了最优解, ϵ_1 是设定的一个允许误差.

③ 进化是否找到识别的目标函数的最小值.如果 $|J(p_E) - J(p^*)| < \epsilon_2$,则认为目标函数收敛到了最小值,其中 $J(p^*)$ 为最优解的目标函数, $J(p_E)$ 取 50 次仿真实验中 p_E 的平均值, ϵ_2 是设定的一个允许的目标函数误差.

经过 50 次的仿真实验,对问题①~③统计结果为,算法满足所有约束条件的次数和收敛到最优解的次数依次为 50 和 15 次,找到目标函数极小解的次数为 48 次,占总的仿真次数的 96%.实验结果表明进化策略有良好的收敛性,总是能够找到满足所有约束条件的解,而且所得解对应的目标函数值绝大多数时候就是目标函数的最小值,目标函数之间的平均相对误差为 $|J(p_E) - J(p^*)| / J(p^*) = 0.16\%$.实验结果表明,基于进化策略的目标识别具有良好的收敛性.

通过在最优解附近取初始解,对式(14)牛顿-拉斐森(N-R)算法进行相同的实验,发现如果算法收敛,则能够收敛到最优解,但即使是最优解附近取初始解,也难以保证算法的收敛性.由于 N-R 算法本

质上是一个梯度搜索,搜索过程很可能收敛到局部极值点上.

3 仿真验证及分析 (Simulation confirmation and analysis)

下面利用上述融合算法对一个自动目标识别问题进行仿真研究.假设系统有雷达、ESM,以及敌我识别器 3 个传感器,每个传感器的权值为 4,3,2.系统假设目标可能有 4 种机型,3 个机型类:(轰炸机,大型机,民航机),3 个身份属性(敌,我,中性).首先列出 4 个可能机型的含义,并用一个 4 位二进制向量表示这 4 个机型,构成被识别的目标 $\Omega = \{a_1, a_2, a_3, a_4\}$,再考虑对目标采用 3 种传感器检测,最后给出 3 个有意义的识别命题和相应的向量表示,见表 1.各传感器识别报告内容见表 2.按照式(12)构造目标函数,并进行优化.

表 1 空中目标向量表及编码
Table 1 Air object vector and coding

序号	目标名称	向量表示
1	我轰炸机	1000
2	我大型机	0100
3	敌轰炸机 1	0010
4	敌轰炸机 2	0001
5	敌轰炸机	0011
6	轰炸机	1011
7	我机	1100

由表 2 中可见,传感器 2 和 3 的识别报告不包含所有的命题子集,故不能 D-S 证据理论加以识别.按上述融合方法,构造识别系统的优化目标函数,优化后的融合结果见表 3,识别结果为敌轰炸机 1.

表 2 传感器识别报告
Table 2 Identify report of sensor

传感器编号 k	传感器	报告的 可信度	识别 命题 u_i	向量 表示 v_k	命题可信 度分配
1	IFF	$u_1 + u_2 = 1$	$u_1: a_1 \vee a_2$	1100	0.30
			$u_2: a_3 \vee a_4$	0011	0.70
2	ESM	$u_1 + u_2 + u_3 = 1$	$u_1: a_1$	1000	0.100
			$u_2: a_3$	0010	0.750
			$u_3: a_4$	0001	0.150
3	中重频 雷达	$u_1 + u_2 = 1$	$u_1: a_1$	1000	0.40
			$u_2: a_3 \vee a_4$	0011	0.60

表 3 基于进化策略识别算法实验结果
Table 3 Experiment result of identify based on evolutionary strategies

命题	a_1	a_2	a_3	a_4
优化后的融合概率	0.0610	0.2390	0.6089	0.0911
实际概率分布	0.0540	0.2310	0.6010	0.1140

4 结束语 (Conclusion)

利用 D-S 证据理论进行融合识别时,需要考虑所有命题子集,融合算法具有指数级的计算复杂度,随着命题数和传感器数目的增加,目标识别计算时间呈指数增长.为此,本文提出了一个新的目标识别的融合算法.该方法为根据各传感器识别报告和命题概率的差异构造识别目标函数,并用进化策略进行命题概率分配.进化计算搜索过程中不要求解目标函数的导数,利用进化策略具有良好的全局搜索能力,使优化过程能够顺利收敛到最优解附近,具有较好的收敛性,效果优于传统的优化算法.

参考文献 (References):

[1] BOGLER P L. Shafer dempster reasoning with application to multi-sensor target identification system [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1987, 6(17): 968 - 977.

[2] DRAKOPOULOS E, LEE C C. Optimum multisensor fusion of correlated local decisions [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1991, 27(4): 593 - 605.

[3] LI Lingjie, LUO Zhiqun. A convex optimization approach to the fusion of identity information [C]// *Proc of SPIE Architectures, Algorithms, and Applications*. Washington: Huntsville Press, 1999, 3719: 389 - 397.

[4] FUSTE A R E, IBARS A B, ANTEQUERA J P, et al. CFAR data fusion center with inhomogeneous receivers [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, 28(1): 276 - 285.

[5] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.

(ZHOU Ming, SUN Shudong. *Genetic Algorithms Theory and Applications* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999.)

[6] KIM J H, MYUNG H. Evolutionary programming techniques for constrained optimization problems [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 1997, 1(2): 129 - 140.

作者简介:

方 敏 (1965 —), 女, 西安电子科技大学副教授, 博士研究生. 主要研究方向: 数据融合, 网络与数据库. E-mail: mfang@mail.xidian.edu.cn;

王宝树 (1942 —), 男, 西安电子科技大学计算机学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为多传感器数据融合等.