

# 基于粗糙熵和目标威胁等级的多传感器管理方法

赵福昌<sup>1</sup>, 王睿<sup>2</sup>, 张纳温<sup>2</sup>, 白剑林<sup>3</sup>

(1. 中国飞行试验研究院 航电所, 陕西 西安 710089; 2. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 3. 93695 部队, 河北 香河 065400)

**摘要:**随着现代化武器平台的快速发展,多传感器管理在信息融合系统中所占据的地位越来越重要,因此,需要对有限的传感器资源进行科学合理的管理,提高防空作战能力。针对多传感器资源管理优化问题,分析了粗糙熵的定义,提出了基于粗糙熵和目标威胁等级的多传感器管理方法。该方法通过计算传感器对目标的粗糙熵,获得每个传感器对每个目标最大的信息增益,以此作为代价函数,考虑目标的威胁等级,利用线性规划思想进行多传感器对多目标的优化分配,实例分析表明了该方法的有效性。

**关键词:**多传感器管理;粗糙熵;目标威胁等级

**DOI:**10.3969/j.issn.1009-3516.2009.06.007

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)06-0028-04

在现代战争环境中,一方面传感器受到越来越多的欺骗和干扰,另一方面目标的数目增多、机动性和不确定性增强,再加之传感器资源的相对不足,这些都使传感器难以捕获和跟踪目标。

由于传感器管理技术起步较晚,目前成熟的方法并不多见。传感器管理就是决定如何选择传感器、传感器工作模式和传感器搜索策略以优化其系统整体性能。文献[1]提出了基于最大检测概率的传感器搜索策略,这种策略对于搜索单目标成功率较高,但对于多目标则错误率较高;文献[2-3]基于分辨力分别给出了单传感器和多传感器对多目标的资源分配方法,但在定义分辨力时需要先验概率分布;文献[4]基于效能函数提出的一种传感器管理方法,虽简单可行、使用面广,但某些因素的合理量化尚待进一步研究;从文献[5-8]可以看出,研究的热点方向为无线传感器网的管理、多传感器融合检测及跟踪中的管理。这些方法在理论上都可以完成传感器的管理,但是,从实际使用的角度来讲,如果在传感器管理中考虑目标的信息(如距离、威胁等级等)可以使得管理更加有效也更加符合实际情况。例如,在分配雷达跟踪目标时,优先跟踪那些威胁等级高的目标更为合理一些。为此,本文提出了在实施多传感器管理过程中考虑目标的威胁等级,以实现传感器的有效管理。

## 1 粗糙熵

从粗糙集理论<sup>[8]</sup>中不可分辨关系的概念可知,对信息系统  $IS = (U, A)$ ,  $P \subseteq A$  是属性集合的一个子集,不可分辨关系  $\text{ind}(P)$  揭示出论域知识的颗粒状结构,并且不可分辨关系是一种等价关系。通过这个等价关系,可以得到决策系统的一个划分,用  $U/\text{ind}(P)$  或  $U/P$  来表示,这个划分称为关于  $U$  的一个知识库,表示为  $(U, P)$ <sup>[6]</sup>。设  $K_p = (U, P)$  和  $K_q = (U, Q)$  是 2 个知识库,如果  $U/\text{ind}(P) \subseteq U/\text{ind}(Q)$ , 即对任意的  $A \in U/\text{ind}(P)$ , 总存在  $B \in U/\text{ind}(Q)$ , 使得  $A \subset B$  成立,则知识  $P$  比知识  $Q$  的粗糙性小,称  $P$  比  $Q$  较细,或  $Q$  比  $P$  较粗,记作  $P < Q$ ;反之,如果  $U/\text{ind}(P) \supset U/\text{ind}(Q)$ , 则  $P > Q$ ;如果  $U/\text{ind}(P) = U/\text{ind}(Q)$ , 即  $P = Q$ , 则称知识

\* 收稿日期:2008-12-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60601016)

作者简介:赵福昌(1969-),男,陕西户县人,高级工程师,主要从事综合航电试飞研究。

E-mail: baijianlin\_2004@163.com

$P$  与知识  $Q$  是相等的。

设  $P$  在  $U$  上的划分为  $X, X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , 则  $P$  在  $U$  的子集组成的  $\sigma$  代数上定义的概率分布为:

$$\begin{bmatrix} x \\ p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \dots & X_n \\ p(X_1) & p(X_2) & \dots & p(X_n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中变量的概率定义为:  $p(X_i) = \text{card}(X_i) / \text{card}(U), i = 1, 2, \dots, n$ , 符号  $\text{card}(U)$  表示集合  $U$  的基数。

从信息论的角度, 知识  $P$  的信息熵  $H(P)$  定义为<sup>[8]</sup>:

$$H(P) = - \sum_{i=1}^n P(X_i) \log_2 P(X_i) \quad (2)$$

知识  $Q$  相对知识  $P$  的条件熵  $H(Q | P)$  为:

$$H(Q | P) = - \sum_{i=1}^n P(X_i) \sum_{j=1}^m P(Y_j | X_i) \log_2 P(Y_j | X_i) = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m P(X_i Y_j) \log_2 P(Y_j | X_i) \quad (3)$$

条件熵  $H(Q | P)$  表示在已知知识  $P$  的情况下, 对知识  $Q$  仍然存在的平均不确定度。从知识粗糙性的含义可知, 知识  $P$  的粗糙性越小, 则其提供的平均信息量越大, 它的平均不确定性及其随机性也越小, 那么它的熵应该越小。对于知识  $P$ , 定义粗糙熵  $E(P)$  为:

$$E(P) = - \sum_{i=1}^n P(X_i) \text{lb}_2 \omega_i \quad (4)$$

式中:  $\omega_i$  为  $X_i$  的元素个数的倒数, 即  $\omega_i = 1 / \text{card}(X_i)$

## 2 基于粗糙熵和目标威胁等级的传感器管理方法

传感器目标分配中的信息增益是指每次量测前后信息熵的减少量。因此, 可以应用信息增益最大化作为优化分配的原则, 对传感器资源进行科学合理的分配。但是信息仅仅只是表达了传感器与目标配对后的效益问题, 而没有结合具体的战术态势, 这对于实际系统而言是不够的。因此, 结合目标威胁等级对传感器资源分配的重要性, 提出基于粗糙熵和目标威胁等级的传感器管理方法。

### 2.1 粗糙熵信息增量

考虑一个有  $M$  个传感器的防空作战系统对  $m$  个目标进行识别的情况, 目标可能类型为  $N$ , 分别记为  $O_j, j = 1, 2, \dots, N$ , 并假设同一传感器不同时刻及不同传感器的观测是相互独立的。将粗糙熵算法应用到传感器管理中, 设当前时刻处于第  $h$  个管理周期,  $Z_{ik}$  为预测的传感器(组)  $k$  对目标  $i$  的观测向量, 从而, 在预测传感器(组)  $k$  分配给目标  $i$  的假设下下一个观测周期结束对目标  $i$  的分类粗糙熵为  $E(P)_i^{(h+1)}$ , 即实现了不确定性的传递与量化。记  $I_{ik}^{(h, h+1)}$  为预测的粗糙熵信息增量, 则:

$$I_{ik}^{(h, h+1)} = E(P)_i^{(h)} - E(P)_i^{(h+1)} \quad (5)$$

### 2.2 综合效能函数 $E_{ij}$

设目标  $j$  的威胁度为  $\text{TD}_j$ , 则综合效能函数  $E_{ij}$  可表示为:

$$E_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{SR}_{ij} = 0 \\ \text{TD}_j I_{ij} & \text{SR}_{ij} \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中  $\text{SR}_{ij}$  表示目标是否满足传感器(组合)  $i$  的探测条件,  $\text{SR}_{ij} = 0$  表示不满足,  $\text{SR}_{ij} = 1$  表示满足。上式表明, 在满足传感器  $i$  的探测条件下, 当传感器  $i$  对不同目标的信息增量相同时, 将传感器分配给目标威胁等级高的目标时获得的效益更大。

## 3 算例分析

设有 3 个传感器, 则虚拟传感器的组合数为  $2^3 - 1$ , 分别用有  $S_1, S_2, \dots, S_7$  表示。其中,  $S_4 = \{S_1, S_2\}, S_5 = \{S_1, S_3\}, S_6 = \{S_2, S_3\}, S_7 = \{S_1, S_2, S_3\}$ 。设跟踪容量  $c_K = [1, 3, 2]$ , 如果目标的威胁度分别为  $\text{TD}_j = [0.55, 0.76, 0.32, 0.90, 0.17]$ , 表 1 给出了综合后的效能和综合前各传感器对不同目标的信息增益。

表1 传感器对不同目标的粗糙熵增益及威胁等级

Tab.1 Information gain and target threat degree of different sensor to target

传感器	目标					$c_K$
	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	
	( $TD_1 = 0.55$ )	( $TD_2 = 0.76$ )	( $TD_3 = 0.32$ )	( $TD_4 = 0.90$ )	( $TD_5 = 0.17$ )	
$S_1$	1.070 2 (2.541 6)	1.322 8 (1.945 9)	0.644 8 (1.740 5)	2.081 2 (2.014 9)	0.432 1 (2.312 5)	1
$S_2$	1.362 1 (2.476 5)	1.350 4 (1.776 7)	0.640 0 (2.000 1)	2.592 6 (2.880 7)	0.533 2 (3.136 3)	3
$S_3$	0.624 2 (1.135 0)	0.483 4 (0.636 0)	0.203 5 (0.636 0)	1.101 4 (1.223 8)	0.216 7 (1.274 7)	2
$S_4$	1.921 4 (3.493 5)	2.085 9 (2.744 6)	0.970 1 (3.031 7)	3.569 7 (3.966 3)	0.723 3 (4.254 7)	
$S_5$	1.694 5 (3.080 9)	1.806 1 (2.376 5)	0.848 3 (2.650 9)	3.182 7 (3.536 3)	0.648 8 (3.816 3)	
$S_6$	1.621 7 (2.948 5)	1.623 9 (2.136 7)	0.755 2 (2.359 9)	3.029 4 (3.366 0)	0.616 9 (3.628 6)	
$S_7$	2.181 0 (3.965 5)	2.359 3 (3.104 4)	1.085 3 (3.391 5)	4.006 4 (4.451 6)	0.807 0 (4.747 0)	

对表1中的数据分析如下:

1) 当不考虑目标威胁度时,优化分配的结果为: $S_2 \rightarrow T_1, T_3$  和  $T_4, S_3 \rightarrow T_2$ ,虚拟传感器  $S_5$  ( $S_1$  和  $S_3$ )  $\rightarrow T_5$ 。此时重要目标  $T_4$  只由传感器  $S_2$  进行跟踪,且传感器  $S_2$  同时担负  $T_1$  和  $T_3$  的跟踪。

2) 当考虑目标威胁等级且约束条件为  $\sum_{i=1}^{2^S-1} x_{ij} \leq 1$  时,优化分配的结果为: $S_2 \rightarrow T_1$ ,虚拟传感器  $S_6$  ( $S_2$  和  $S_3$ )  $\rightarrow T_2$ ,虚拟传感器  $S_7$  ( $S_1, S_2$  和  $S_3$ )  $\rightarrow T_4$ 。此时重要目标  $T_4$  由传感器  $S_1, S_2$  和  $S_3$  同时进行跟踪,较为重要的目标  $T_2$  由传感器  $S_2$  和  $S_3$  同时进行跟踪。但重要性相对较小的目标  $T_3$  和  $T_5$ ,在该约束条件下却没有传感器对其进行跟踪。

3) 当考虑目标威胁等级且将约束条件改为  $\sum_{i=1}^{2^S-1} x_{ij} = 1$  时,优化分配的结果为: $S_2 \rightarrow T_1, T_2$  和  $T_3, S_3 \rightarrow T_5$ ,虚拟传感器  $S_5$  ( $S_1$  和  $S_3$ )  $\rightarrow T_4$ 。此时重要目标  $T_4$  由传感器  $S_1$  和  $S_3$  同时进行跟踪,而且在该约束条件下所有目标都有传感器对其进行跟踪。

在上述分析2)和3)中,由于考虑了目标的相对威胁程度,因此重要目标  $T_4$  均由2个以上传感器进行跟踪,表明了该模型对于重要目标的灵敏性。

对顺序搜索法、粗糙熵方法和本文方法分别进行了错误率比较,见图1。

从图1中可以看出,在平均每检测单元采样次数相同时,本文方法要比顺序方法和混合熵方法的错误率低的多。因为如果目标数远少于检测单元数,顺序方法的大部分采样针对的是没有包含目标的检测单元,而基于混合熵方法只能通过对不同的检测单元使用不同的传感器预测下一时刻的信息熵,从而计算出在该时刻的期望信息增益,并命该传感器对该检测单元进行搜索。而本文方法却能最大限度保证所采样的检测单元是最可能包含目标的检测单元,同时能最大限度地保证跟踪重点目标,使传感器资源得到更为合理的管理。

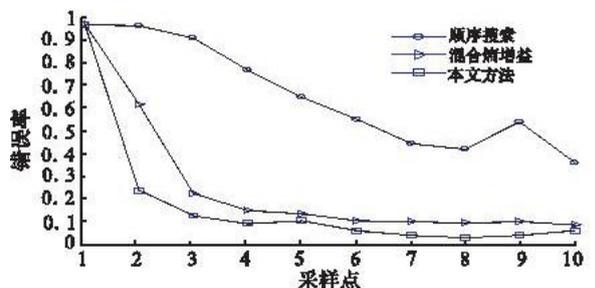


图1 不同方法的错误率比较

Fig.1 Error probability comparison of different method

## 4 结束语

在实际应用中,很多传感器的目标跟踪能力很强,搜索雷达一般可处理上百批目标航迹,这时算法的实

时性显得非常重要;另外,传感器对目标的优化分配还应将目标检测和分类识别等处理环节的需求考虑进来,这样才能得到最终的优化分配结果。我们下一步的研究是将上述方法扩展到目标检测和识别领域,并探讨算法的并行实现问题,使其具有更强的实用性。

### 参考文献:

- [ 1 ] Xiao Qin Zhang, Victor Lesser, Rodion Podorozhny. New Result on Cooperative, Multi – Step Negotiation over A Multi – Dimensional Utility Function [EB/OL]. [2007 – 10 – 07]. <http://www.go.com/>
- [ 2 ] 徐毅,金德琨,敬忠良. 数据融合研究的回顾与展望[J]. 信息与控制, 2002, 31(3): 250 – 255.  
XU Yi, JIN Dekun, JING Zhongliang. Status and Development of Data Fusion [J]. Information and Control, 2002, 31(3): 250 – 255. (in Chinese).
- [ 3 ] Ng G W, Ng K H. Sensor Management; What, Why and How [J]. Information Fusion, 2000, 7 (1): 67 – 75.
- [ 4 ] McIntyre Gregory A, Hintz Kenneth J. Sensor Measurement Scheduling An Enhanced Dynamic, Preemptive Algorithm [J]. Optical Engineering, 1998, 7 (23): 517 – 523.
- [ 5 ] LeenKiat Soh, Costas Tsatsoulis. Adaptive Resource Management Algorithms for Periodic Tasks in Dynamic Real – time Distributed Systems [EB/OL]. [2002 – 4 – 12]. <http://www.go.com/>
- [ 6 ] Liu Xianxing, Pan Quan, Zhang Hongcai. Study on Algorithm of Sensor Management Based on Functions of Efficiency and Waste [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2000, 13 (1): 39 – 44.
- [ 7 ] Xiong N, Svensson P. Multi – sensor Management for Information Fusion: Issues and Approaches [J]. Information Fusion, 2002, 9 (3): 163 – 186.
- [ 8 ] Wang Guohong, He you, Yang Zhi. Adaptive Sensor Management in Multisensor Data Fusion System [J]. Chinese Journal of Electronics, 1999, 2 (8): 136 – 139.
- [ 9 ] 苏日,申卯兴,王立辉. 基于灰色关联方法的目标类型识别[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2006, 7(1): 26 – 28  
SU Ri, SHEN Maoxing, WANG Lihui. A Method of Target Type Classification Based on Grey Correlation Analysis [J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2006, 7(1): 26 – 28. (in Chinese)
- [ 10 ] Hernandez M L, Kirubarajan T, Bar Shalom Y. Multi – sensor Resource Deployment Using Posterior Cramer – rao Bounds [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 399 – 416.

(编辑:田新华)

## The Method of Multi – sensor Management Based on Rough Entropy and Target Threat Degree

ZHAO Fu – chang<sup>1</sup>, WANG Rui<sup>2</sup>, ZHANG Na – wen<sup>2</sup>, BAI Jian – Lin<sup>3</sup>

(1. Aeroahtic Electronic Institute, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China; 2. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 3. Unit 93695 of PLA, Xianhe, Hebei, China)

**Abstract:** With the development of modern weapon platform, the position of multi – sensor management is becoming more and more important in the information fusion system. In the air defense warfare under information – based condition, establishing Air – Ground air defense situation awareness network is a technical assurance to capture informational preponderance, meanwhile realizing scientific and reasonable allocation of sensors resource is an important method to improve the gathering efficiency of air defense network. We have to manage the limited sensors resource scientifically and reasonably so as to improve air defense warfare effectiveness. The optimization model based on information gain and target threat degree is proposed for multi – sensor management. This model, through calculating rough entropy of the sensor to the goal, obtains the greatest information content of each sensor to each goal. By taking this as a price function and in view of target threat degree, the optimized assignment of the multi – sensors to the multi – goals is done by using linear programming, the simulation result indicates that this model is effective and reasonable.

**Key words:** multi – sensor management; rough entropy; target threat degree