

# 基于目标权重和信息增量的传感器管理方法

刘先省, 周 林, 杜晓玉

(河南大学计算机与信息工程学院, 河南开封 475001)

摘 要: 信息增量最大化只是传感器资源分配的必要条件而非充分条件, 为了同时满足传感器资源分配的充分条件, 本文提出了一种基于目标权重和信息增量相结合的方法. 该方法在利用交互式多模型( IMM) 获取信息增量的基础上, 结合由部分排序集合( POSET) 方法而得出的目标所需的检测、跟踪和分类等任务的优先级别来对传感器资源进行分配. 仿真结果表明, 与仅考虑信息增量最大化的方法相比, 该方法不仅行之有效而且更能合理地分配有限的传感器资源.

关键词: 传感器管理; 信息增量; 目标权重; 部分排序集合( POSET); 网格

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2005)09-1683-05

## A Method of Sensor Management Based on Target Priority and Information Gain

LIU Xianning, ZHOU Lin, DU Xiaoyu

(College of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475001, China)

Abstract: Information gain maximization is not sufficient condition but only necessary condition when it is used to distribute the sensor resources. In order to let sufficient condition be satisfied, this paper presents a method based on combining target priority with information gain. Based on information gain obtained by interacting multiple model (IMM), this method utilizes the method of partially order sets (POSET) to obtain the weights of different tasks such as detection, tracking and classifying. Sensor resources are reasonably distributed by combining information gain with the tasks' priority. Simulation results show that compared with the method of information gain maximization, this method is better when it is used to distribute finite sensor resources, and it is a practical method.

Key words: sensor management; information gain; target priority; partially order sets (POSET); grid

### 1 引言

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. 传感器管理就是利用有限的传感器资源, 满足对多个目标和扫描空间的要求, 以得到各具体特性的最优度量值, 并以这个最优准则对传感器资源进行合理科学的分配.

文献[1]提出一种能有效地处理检测、跟踪的传感器目录以及传感器管理的算法; 根据 Shannon 信息熵的定义, 文献[2, 3]通过目标环境下不确定性定量描述的信息熵及其信息熵变化, 给出了一种基于最大信息增量的传感器对目标(静止或运动)的搜索方法; 文献[4]利用信息熵的变化对图像进行特征提取取得了较好的处理效果. 在统计模型和运动模型下, 文献[6, 7]给出了利用信息熵变化对传感器资源进行分配的算法; 文献[8, 9]利用了混合熵增量来确定传感器对目标的资源分配. 这些方法的共同特点都是基于信息增量最大化的优化准则, 但这只是传感器资源分配的必要条件.

文献[10~13]基于层次分析法(AHP), 确定不同目标在

威胁等级评判中的相对权重, 并利用权重的大小对传感器资源进行分配. 为多传感器系统的量化管理提供了一些决策依据. 这些方法的共同特点都是基于目标权重大小对传感器资源进行优化, 这只是传感器资源分配的充分条件.

为了既科学又合理地分配传感器资源, 本文将信息增量和目标权重结合起来, 提出了一种传感器资源分配优化算法, 该算法既满足了必要条件又满足了充分条件.

### 2 目标权重和信息增量相结合的方法

#### 2.1 信息熵以及信息增量的获取

Shannon 用发生概率的倒数来表示一个事件的信息. 假设每一种情况  $i(i=1, \dots, n)$  出现的概率为  $p_i$ , 则信息描述为:

$$\Delta I(p_i) = \log(1/p_i) = -\log(p_i) \quad (\text{其中, } \sum_{i=1}^n p_i = 1, 0 \leq p_i \leq 1) \quad (1)$$

那么, 熵定义为信息量的期望值:

$$H = E(\Delta I) = -\sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (2)$$

信息熵表征的是信息源总体特征的一个量, 它只是描述

收稿日期: 2004-04-20; 修回日期: 2005-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60272024); 河南省高校杰出科研人才创新工程项目(No. 2003KYCX003); 河南省高校创新人才培养工程; 河南省自然科学基金(No. 0411010400)

了不确定性,因为它不能直接反映信息的多少,所以引入信息熵的变化即信息增量.在多目标环境中,信息增量分别是由未被检测目标、被跟踪目标的状态向量以及被分类目标的相关联系因素等不确定性而产生的.

对于目标的检测和分类可以用量测前后概率的变化来计算信息增量.假设  $T$  为一离散有限集合,其状态  $t(t=0, \dots, T)$  互斥.若  $q(t), p(t)$  分别为量测之前和量测之后关于状态  $t$  的一个概率密度分布函数,则信息增量定义为先验信息熵减去后验信息熵,即:

$$I = - \sum_{t=0}^T q(t) \log q(t) - \left[ - \sum_{t=0}^T p(t) \log p(t) \right] \\ = \sum_{t=0}^T p(t) \log p(t) - \sum_{t=0}^T q(t) \log q(t) \quad (3)$$

若  $q(t)$  和  $p(t)$  都是高斯分布,则它们可以分别通过下面的公式(4)、(5)得到:

$$q(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \| {}^c P(k|k-1) \|} \exp(-X(k) - X(k|k-1)) P^{-1} \\ (k|k-1)(X(k) - X(k|k-1))^T \quad (4)$$

$$p(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \| {}^c P(k|k) \|} \exp(-X(k) - X(k|k)) P^{-1} \\ (k|k)(X(k) - X(k|k))^T \quad (5)$$

其中,  $X(k|k)$  为融合状态估计,  $X(k|k-1)$  为融合预测估计,  $P(k|k)$  为融合估计误差协方差,  $P(k|k-1)$  为融合预测误差协方差.

针对目标跟踪系统,被跟踪目标的信息增量可以用量测前后误差协方差阵的变化来计算.设量测前后目标的不确定性分别用滤波误差的协方差阵  $P(k|k-1)$  和  $P(k|k)$  表示,则由目标状态的不确定性变化而引起的信息增量为<sup>[14]</sup>:

$$I = \log \left[ \frac{\sqrt{\| {}^c P(k|k-1) \|}}{\sqrt{\| {}^c P(k|k) \|}} \right] \quad (\| {}^c P \| \text{ 是协方差阵的范数}) \quad (6)$$

式(6)中,所要求的是一个相对值而非绝对值,因此可用协方差阵范数的变化来表示信息增量:

$$I = \| {}^c P(k|k-1) \| - \| {}^c P(k|k) \| \quad (7)$$

为了简化,可用矩阵的迹替代矩阵范数进行计算,式(7)可简化为:

$$I = \text{Tr}\{ {}^c P(k|k-1) \} - \text{Tr}\{ {}^c P(k|k) \} \quad (8)$$

考虑实际环境需要,本文采用交互式多模型卡尔曼滤波器(IMMKF).于是,对于IMM系统中的模型  $j$ ,量测前的融合预测状态估计和量测后的融合状态估计分别由式(9)、(10)得出:

$$X(k|k-1) = \sum_j X_j(k|k-1) \mu_j \quad (9)$$

$$X(k|k) = \sum_j X_j(k|k) \mu_j \quad (10)$$

同时,量测前的预测误差协方差阵和量测后的融合误差协方差阵分别通过式(11)、式(12)计算:

$$P(k|k-1) = \sum_j \mu_j P_j(k|k-1) \quad (11)$$

$$P(k|k) = \sum_j \mu_j \{ P_j(k|k) + [X(k|k) - X_j(k|k)]$$

$$[X(k|k) - X_j(k|k)]^T \} \quad (12)$$

其中,  $\mu_j$  为预测概率,  $P_j(k|k-1)$  为模型  $j$  的预测协方差阵,  $\mu_j$  为模型  $j$  更新后的模型概率,  $P_j(k|k)$  为协方差更新,  $X_j(k|k)$  为量测更新,  $X(k|k)$  为融合状态估计,下标  $j$  表示模型  $j$ .

当传感器分配给目标时,求出的  $I$  就是传感器与目标配对的信息增量.反之,由于信息增量是预先求出的,则可选取最大信息增量所对应的传感器与目标,让选定的传感器对相应的目标进行一次探测,以便使跟踪系统获取最大的信息增量,从而使跟踪系统提高跟踪目标的准确度.

## 2.2 POSET 和目标任务权重的获取

POSET 是基于一个排序对  $\langle X, \leq \rangle$ , 其中  $X$  是一个集合,  $\leq$  是一种运算或是在  $X$  上的二元包含关系,且需要满足自反性、不对称性和传递性.如果并不是所有排序都被指定,则排序关系被称作部分排序或者不完全排序.设在排序集  $\langle X, \leq \rangle$  中,如果  $X$  中任意两个元素都有最小上界和最大下界,则称为  $\langle X, \leq \rangle$  网格.

一个网格可以有  $l$  级,其中 0 级为最高级,  $l$  级为最低级,每级中包含有若干节点,可以计算出它们的值.  $i+1$  级每个节点值分别等于进入该节点所有弧值与相应  $i$  级节点值乘积之和,例如  $i+1$  级的第一个节点的值为:

$$v_{i+1,1} = l_{i,1,1} * v_{i,1} + l_{i,2,1} * v_{i,2} + \dots + l_{i,R,1} * v_{i,R} \quad (13)$$

同时,可以得出离开同一个节点所有弧值之和等于该节点值,即:

$$v_{i,r} = \sum_j l_{i,r,j} \quad (14)$$

其中  $k$  是离开节点  $v_{i,r}$  的弧的条数,但这些弧值不一定是同分布的.利用递推的方法,底部节点值就可表示为从顶部节点到底部节点所有可能路径值之和.

设第  $i$  层是一个  $R_i$  维向量,第  $i+1$  层是一个  $R_{i+1}$  维向量,矩阵  $\Gamma_i$  是一个将  $R_i$  维向量  $V_i$  转换为  $R_{i+1}$  维向量  $V_{i+1}$  的转换阵,用它可以计算  $i+1$  级节点值:

$$V_{i+1} = \Gamma_i V_i \quad (15)$$

其中  $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iR_i}]^T$ ,  $V_{i+1} = [v_{i+1,1}, v_{i+1,2}, \dots, v_{i+1,R_{i+1}}]^T$ , 分别是第  $i$  级和第  $i+1$  级上由  $R_i$  个和  $R_{i+1}$  个节点值组成的向量,  $\Gamma_i$  是从第  $i$  级到第  $i+1$  级由弧值构成的转换阵.

$\Gamma_i$  阵的列之和等于第  $i$  级上离开一个节点弧值之和,由式(14)可知其和为 1.从 1 到  $l$  级,可以定义一个转换阵,如果  $\Gamma_i, \Gamma_{i+1}$  是两个线性转换阵的积,则新阵  $\Gamma = \Gamma_{i+1} * \Gamma_i$  本身也是一个线性转换阵,且维持其列之和等于 1 的特性.因此,从  $V_1$  到  $V_l$ , 在第  $l$  级上的值向量为:

$$V_l = \Gamma_{l-1} * \Gamma_{l-2} * \dots * \Gamma_1 V_1 \quad (16)$$

式(16)是一个从  $V_1$  到  $V_l$  的线性转换<sup>[5]</sup>.

为在多个任务中定义一个排序关系,利用 POSET 将一系列任务构建成一个网格,利用网格性质计算出最低级任务节点的方法来获取检测、跟踪和分类等任务的相对权重.首先定义 POSET 网格的起始任务节点的权值为 1,然后依次确定各

节点的权值. 没有特殊要求的情况下, 节点值在离开节点的所有弧值可以看作是等权值的, 而每个节点值等于所有进入该节点的弧值之和; 与此相对应, 根据不同的情况要求, 可设置不同优先级或实时改变任务的优先级, 那么此时离开节点的弧的权值就不再是等值的.

利用 POSET, 通过网格计算任务权重的方法步骤如下:

- (1) 列出所有的任务节点集合.
- (2) 利用算法构建网格.
- (3) 根据网格分配和计算各个任务节点值.

### 2.3 算法描述

通过前面 2.1 中如何利用信息熵获取信息增量方法的介绍以及 2.2 中如何利用 POSET 网格获取目标所需任务权重方法的介绍, 下面具体描述本文提出的基于目标权重和信息增量相结合的传感器管理算法:

步骤 1 在某一时刻  $k$ , 针对传感器的不同任务(检测、跟踪和分类), 利用式(3)和(8)分别求出每个目标的信息增量  $I_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), 其中  $n$  为目标个数.

步骤 2 由式(16)可求得最低级的转换向量  $V_i$ , 则  $V_i$  的分量  $w_{ij}$  分别对应目标  $T_i$  所需不同任务的优先级权值, 其中  $j = 1, 2, 3$  分别表示传感器资源的三种不同的任务类型.

步骤 3 基于步骤 1 和步骤 2, 可以计算出每个目标加权后的信息增量  $\text{Inf}_j = I_i \times w_{ij}$ . 针对同一传感器任务  $j$ , 比较不同目标的信息增量  $\text{Inf}_j$ , 以便找出最大信息增量  $\text{Inf}_j$  所对应的目标  $T_i$ , 然后调用传感器对该目标  $T_i$  执行任务  $j$ .

步骤 4 如果仿真的采样次数增加到  $N$  ( $N$  为总采样次数), 则循环结束; 否则, 转至步骤 1 进行第  $k+1$  时刻的循环.

## 3 仿真及性能分析

### 3.1 仿真参数

影响目标优先级的因素很多, 不同的具体任务有不同的侧重点. 无特殊情况下, 影响的因素主要有: 身份 (ID)、信息需求 (IM)、威胁 (TR)、时机 (CH)、火控需求 (FR). 由于每种因素都有可量化的因子且对不同的目标来说其可量化因子的数目不同, 而影响因素本身具有不同的权值. 根据实际情况, 最基本的影响因素的量化因子有: ID 类中的目标杀伤力估计; IM 类中的航迹滤波协方差; TR 类中的目标距离和距离率; CH 中

的与我机武器包络线的相关几何位置; FR 类中的武器系统当前状态<sup>[15]</sup>.

通过利用 POSET

计算目标任务权重的

方法可以构建网格. 图

1 为指定分配值的网

格结构图, 利用 2.2 中

的方法可以计算出不同

目标所需检测、跟踪

和分类等传感器资源分配任务的相对权重.

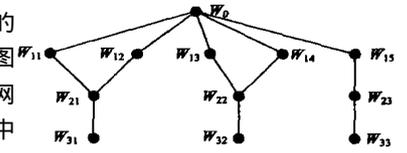


图 1 指定分配值的网格结构图

图 1 中,  $w_0$  表示起始节点;  $w_{11}$ 、 $w_{12}$ 、 $w_{13}$ 、 $w_{14}$ 、 $w_{15}$  分别表示目标的杀伤力估计、武器系统当前状态、航迹滤波协方差、目标距离和距离率与与我机武器包络线的相关几何位置的权重;  $w_{21}$ 、 $w_{22}$ 、 $w_{23}$ 、分别表示机载雷达、火控雷达、多脉冲雷达的权重(这些雷达是为构建网格而引入的节点);  $w_{31}$ 、 $w_{32}$ 、 $w_{33}$  分别表示分类、跟踪和检测等任务的权重. 其中,  $w_0$  为网格的起始节点, 它是网格中的最高级;  $w_{31}$ 、 $w_{32}$ 、 $w_{33}$  为网格中的最低级; 从最高级到最低级的过程也是“软”任务到具体任务的过程.

仿真中, 假设对 3 个做一维运动的目标进行检测和跟踪, 且它们的相关参数如表 1 所示.

表 1 3 个目标的运动参数(位置: 米; 速度: 米/秒; 加速度: 米/秒<sup>2</sup>)

目标	初始位置 $x$	速度 $v$	加速度 $a$
1	1000	- 450	- 10
2	500	300	20
3	2000	- 400	15

且从  $w_0$  到  $w_{3i}$  的转换阵

$$\Gamma_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ 和 } \Gamma_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

表 2 表示的是假定敌我识别器对空中的 3 个目标已识别出来, 实时改变影响因素优先级而得出的任务权重情况.

在 IMMKF 的基础上, 用 1 个传感器对 3 个机动目标进行观测. 仿真中, 假设 3 个目标都作一维机动, 混合系统的离散

表 2 各个目标的因素及其传感器各任务的权重

时刻 因素和任务 权重	时刻 1			时刻 2			...	时刻 75		
	目标 1	目标 2	目标 3	目标 1	目标 2	目标 3	...	目标 1	目标 2	目标 3
目标杀伤力估计	0.3700	0.3644	0.3549	0.3214	0.0683	0.6357	...	0.4579	0.5644	0.0329
航迹滤波协方差	0.1355	0.4035	0.4891	0.1827	0.6123	0.1085	...	0.2892	0.3883	0.2481
目标距离和距离率	0.1648	0.0774	0.0520	0.1653	0.1065	0.0853	...	0.0843	0.0158	0.2397
与我机武器包络线 的相关几何位置	0.1648	0.0774	0.0520	0.1653	0.1065	0.0853	...	0.0843	0.0158	0.2397
武器系统当前状态	0.1648	0.0774	0.0520	0.1653	0.1065	0.0853	...	0.0843	0.0158	0.2397
分类	0.5055	0.7678	0.8440	0.5041	0.6806	0.7441	...	0.7471	0.9526	0.2810
跟踪	0.3297	0.1548	0.1040	0.3306	0.2129	0.1706	...	0.1686	0.0316	0.4793
检测	0.1648	0.0774	0.0520	0.1653	0.1065	0.0853	...	0.0843	0.0158	0.2397

化状态方程和观测方程如下:

$$x_i(k+1) = f_i(k)x_i(k) + l_i(k)w_i(k)$$

$$z_i(k) = h_i(k)x_i(k) + v_i(k)$$

其中,  $i = 1, 2$  ( $i$  为模型数目),  $t = 1, 2, 3$  ( $t$  为目标数目). 目标 1 的初始距离 1000m, 它的运动为匀速-匀加速-匀速运动, 其加速度为:

$$a(t) = \begin{cases} 0\text{m/s}^2, & 0\text{s} < t \leq 25\text{s} \\ -10\text{m/s}^2, & 25\text{s} < t \leq 50\text{s}; \quad v_0 = -450\text{m/s} \\ 0\text{m/s}^2, & 50\text{s} < t \leq 75\text{s} \end{cases}$$

目标 2 的初始距离 500m, 它的运动也为匀速-匀加速-匀速运动, 其加速度为:

$$a(t) = \begin{cases} 0\text{m/s}^2, & 0\text{s} < t \leq 25\text{s} \\ 20\text{m/s}^2, & 25\text{s} < t \leq 50\text{s}; \quad v_0 = 300\text{m/s} \\ 0\text{m/s}^2, & 50\text{s} < t \leq 75\text{s} \end{cases}$$

目标 3 的初始距离 2000m, 它的运动也为匀速-匀加速-匀速运动, 其加速度为:

$$a(t) = \begin{cases} 0\text{m/s}^2, & 0\text{s} < t \leq 25\text{s} \\ 15\text{m/s}^2, & 25\text{s} < t \leq 50\text{s}; \quad v_0 = -400\text{m/s} \\ 0\text{m/s}^2, & 50\text{s} < t \leq 75\text{s} \end{cases}$$

假设在 IMMKF 中, 每个机动运动目标都由 2 个运动模型

组成, 它们共同的仿真参数为: 2 种模型的状态转移阵分别为  $f_1 = [1 \ t \ 0; 0 \ 1 \ 0; 0 \ 0 \ 0]$  和  $f_2 = [1 \ t \ t^2/2; 0 \ 1 \ 0; 0 \ 0 \ 1]$ . 状态噪声  $w_1$  和  $w_2$  的协方差阵分别为  $Q_1 = 1000, Q_2 = 5000$ , 状态干扰阵分别为  $l_1 = [t^2/2 \ 0 \ 0; 0 \ t \ 0; 0 \ 0 \ 0]$  和  $l_2 = [t^2/2 \ 0 \ 0; 0 \ t \ 0; 0 \ 0 \ 1]$ ; 观测阵为  $h_1 = h_2 = [1 \ 0 \ 0]$ , 观测噪声  $v$  的协方差阵为  $R_1 = 40000, R_2 = 70000$ ; 仿真采样数为 75; 采样周期为 1s; 模型的马尔可夫转移矩阵  $\pi_{ij} = [0.95 \ 0.05; 0.05 \ 0.95]$ ; 马尔可夫链的初始状态概率  $\mu_1(0) = \mu_2(0) = 0.5$ .

不同的参数为: 目标 1 的 2 种模型的初始协方差阵为  $P_1 = [100 \ 0 \ 0; 0 \ 200 \ 0; 0 \ 0 \ 0]$ ,  $P_2 = [100 \ 0 \ 0; 0 \ 250 \ 0; 0 \ 0 \ 3000]$ , 初始状态估计值为  $X_{11} = X_{12} = [1000 \ -450 \ 0]^T$ ; 目标 2 的 2 种模型的初始协方差阵为  $P_1 = [80 \ 0 \ 0; 0 \ 200 \ 0; 0 \ 0 \ 0]$ ,  $P_2 = [80 \ 0 \ 0; 0 \ 200 \ 0; 0 \ 0 \ 5000]$ ,  $X_{21} = X_{22} = [500 \ 300 \ 0]^T$ ; 目标 3 的 2 种模型的初始协方差阵为  $P_1 = [150 \ 0 \ 0; 0 \ 300 \ 0; 0 \ 0 \ 0]$ ,  $P_2 = [150 \ 0 \ 0; 0 \ 300 \ 0; 0 \ 0 \ 4000]$ ,  $X_{31} = X_{32} = [2000 \ -4000]^T$ .

### 3.2 仿真结果及分析

仿真对比 2 种不同的情况: (a) 仅考虑信息增量; (b) 考虑目标任务权重和信息增量相结合. 图 2 表示的是在两种不同情况下 3 个目标的状态及其估计的比较图. 从图 2 中可知, 后一种情况在跟踪精度上比前一种情况更好.

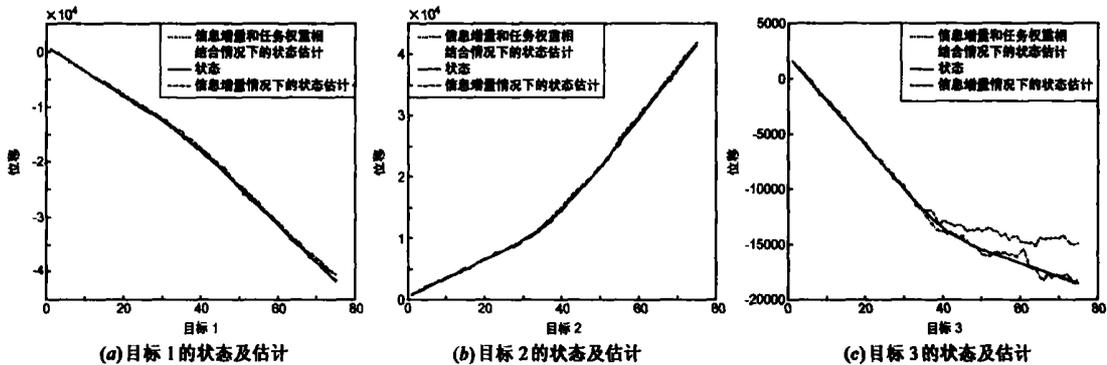


图 2 不同目标的状态及其估计情况

图 3 中的图 3(a)、图 3(c) 和图 3(e) 分别是目标 1、目标 2、目标 3 在 (a) 情况下被跟踪的情况; 图 3(b)、图 3(d) 和图 3

可知, 用 POSET 网格计算出目标 1 需要被传感器跟踪, 但此时此刻各个目标运动所引起的信息增量应该结合本目标所需任务

(f) 分别是目标 1、目标 2、目标 3 在情况 (b) 下被跟踪的情况. 在基于任务权重和信息增量相结合的情况下, 当获取目标的信息增量后, 用 POSET 网格计算目标所需任务优先级的算法分别得出不同的权重, 然后按照前面 2.3 中所描述的算法在不同采样时刻对传感器资源进行分配. 在图 3 中以第 2 个采样点为例, 利用信息增量可知传感器分配给目标 3 以用于跟踪, 但从表 2 中

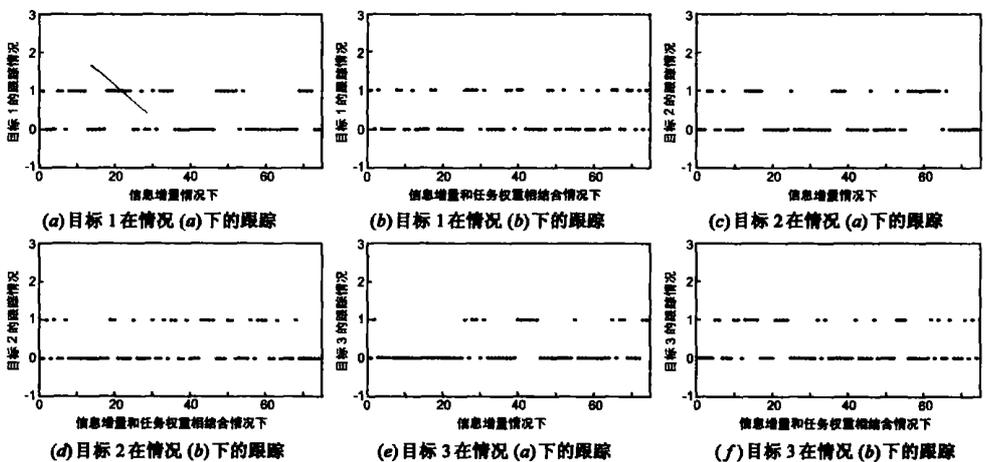


图 3 不同目标在不同时刻被跟踪的情况 (1:跟踪;0:不跟踪)

的权重, 通过两者的结合可以得出目标加权后的信息增量, 若计算后总的信息增量是 3 个目标中的最大值, 则该目标被跟踪, 否则不被跟踪, 从图 3 中看出在第 2 个采样点处, 目标 2 被跟踪, 但目标 1 和目标 3 都没有被传感器所跟踪。

目标不同的威胁程度引起的所需传感器资源不同, 即传感器的检测、跟踪和分类等任务分配给目标的优先级是不同的。利用目标所需要的传感器资源任务的权重可以对目标的信息增量进行加权, 这样不仅考虑到目标的信息增量而且还考虑到目标所需传感器资源任务的优先级权重。这种方法使传感器资源分配的充要条件得到了满足。

#### 4 结论

当有限的传感器资源被用于多目标的检测、跟踪和分类时, 必须解决传感器与目标之间以及检测、跟踪和分类之间的资源调度问题。尽管信息增量是有效的方法之一, 但它只是资源调度的必要条件。因此, 为了更好地反映目标的机动特性, 本文基于交互式多模型 (IMM), 提出了一种目标权重和信息增量相结合的方法。该方法通过利用影响目标的威胁程度的因素构建网格而得出目标所需检测、跟踪和分类等任务的优先级权重, 然后利用这些权重对目标的信息增量进行加权, 使得在对传感器资源进行分配的时候既考虑到目标的信息增量又考虑到目标所需的任务权重。通过该方法, 传感器资源分配的充分必要条件得以满足。仿真结果显示, 这种信息增量和任务权重相结合的方法是行之有效的, 且使传感器资源得到更为合理的分配。

#### 参考文献:

- [ 1 ] Cluqueur T, Phipatanasuphom V, Ramanathan P, Saluja K K. Sensor deployment strategy for target detection [ A ]. Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications [ C ]. Atlanta, Georgia, USA: PACMIWWS NA, 2002: 42– 48.
- [ 2 ] 刘先省, 申石磊, 潘泉, 张洪才. 基于信息熵的一种传感器管理算法 [ J ]. 电子学报, 2000, 28(9): 39– 41.  
LIU Xianxing, SHEN Shi lei, PAN Quan, ZHANG Hong cai. An algorithm of sensor management based on information entropy [ J ]. ACTA ELECTRONICA SINICA, 2000, 28(9): 39– 41. ( Chinese Source )
- [ 3 ] 刘先省, 李声威, 潘泉, 张洪才. 基于概率统计模型的一类传感器管理算法 [ J ]. 控制理论与应用, 2001, 18(5): 805– 807.  
LIU Xianxing, LI Shengwei, PAN Quan, ZHANG Hong cai. A method of sensor management based on probability statistical model [ J ]. Control Theory and Applications, 2001, 18(5): 805– 807. ( Chinese Source )
- [ 4 ] K J Hintz. A measure of information gain attributable to cueing [ J ]. IEEE Trans On System, Man and Cybernetics, March 1991, 21(2): 434– 441.
- [ 5 ] K J Hintz, G McIntyre. Goal lattices for sensor management [ A ]. Proceedings Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VII-1, 1999 SPIE International Symposium on Aerospace/ Defense sensing & control [ C ]. Orlando, FL: SPIE, 1999, 3720: 249– 255.

- [ 6 ] K J Hintz, E S McVey. Multi process constrained estimation [ J ]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, January/February, 1991, 21(1): 434– 442.
- [ 7 ] G McIntyre, K J Hintz. An information theoretic approach to sensor scheduling [ A ]. Proceedings 1996 SPIE International Symposium on Aerospace/ Defense Sensing & Control [ C ]. Orlando, FL: SPIE, 1996, 2755: 304– 312.
- [ 8 ] S Musick, K Kastella. Comparison of Sensor Management Strategies for Detection and Classification [ R ]. Final Report. Report No: AD-A318439.
- [ 9 ] K Kastella. Discrimination gain for sensor management in multi target detection and tracking [ J ]. IEEE SMC and IMACS Multiconference CESA' 96, Lille France, 1996, 1: 167– 172.
- [ 10 ] 宋保维, 潘光, 胡欲立, 徐德民. 基于熵权的鱼雷系统模糊层次分析与评判 [ J ]. 系统工程理论与实践, 2001, (4): 129– 132.  
SONG Bao wei, PAN Guang, HU Yr li, XU De min. Fuzzy AHP of torpedo system based on entropy weight [ J ]. Systems Engineering Theory & Practice, 2001, (4): 129– 132. ( Chinese Source )
- [ 11 ] 王金根, 刘贺普. 基于熵权的模糊层次分析法在雷达情报质量评价系统中的应用 [ J ]. 系统工程与电子技术, 1996, (6): 9– 14.  
Wang Jing gen, Lu He pu. Application of fuzzy AHP based on entropy weight to radar information quality evaluating system [ J ]. Systems Engineering and Electronics, 1996, (6): 9– 14. ( Chinese Source )
- [ 12 ] 李正东. 量化目标威胁等级的改进 [ J ]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(5): 563– 567.  
LI Zheng dong. Improvement of target threat quantitative estimation [ J ]. Systems Engineering and Electronics, 2003, 25(5): 563– 567. ( Chinese Source )
- [ 13 ] 鞠传文, 杨秀珍, 王锡仁, 汪浩生. 多传感器管理系统中的多目标排序 [ J ]. 电光与控制, 2001, (3): 8– 12.  
JU Chuan wen, YANG Xiur zhen, WANG Xi ren, WANG Hao sheng. Sorting of multi target's threat in multi sensor management system [ J ]. Electronics Optics & Control, 2001, (3): 8– 12. ( Chinese Source )
- [ 14 ] 申石磊, 刘先省, 潘泉. 基于运动模型的一类传感器管理方法 [ J ]. 电子学报, 2002, 30(2): 201– 204.  
SHEN Shi lei, LIU Xianxing, PAN Quan. A Method of sensor management based on dynamical model [ J ]. ACTA ELECTRONICA SINICA, 2002, 30(2): 201– 204. ( Chinese Source )
- [ 15 ] LIU Xianxing, PAN Quan, ZHANG Hong cai, DAI Guanzhong. Study on algorithm of sensor management based on functions of efficiency and waste [ J ]. Chinese Journal of Aeronautics, 2000, 13(1): 39– 44.

#### 作者简介:

刘先省 男, 1964 年出生于河南, 博士, 教授, 2000 年在西北工业大学控制理论与控制工程专业获博士学位, 2001~ 2003 年在北京理工大学信息与通信工程博士后流动站做研究工作, 主要研究领域为数据融合、自适应数字波束形成和智能控制等。

E-mail: liuxianxing@henu.edu.cn.

周林 女, 1977 年出生于河南, 硕士研究生, 主要研究领域为数据融合。E-mail: zhoulin@henu.edu.cn.

杜晓玉 女, 1979 年出生于河南, 硕士研究生, 主要研究领域为自适应数字波束形成。E-mail: hdyujie@henu.edu.cn.