

# 基于风险理论的主动传感器管理方法及应用研究

庞 策<sup>1</sup>,单甘霖<sup>1</sup>,段修生<sup>2</sup>,崔魁文<sup>3</sup>

(1. 陆军工程大学石家庄校区电子与光学工程系,河北石家庄 050000;  
2. 石家庄铁道大学机械工程学院,河北石家庄 050000;3. 32028 部队,新疆库尔勒 841000)

**摘 要:** 针对传感器资源有限的情况,以目标检测为背景,提出了一种基于风险理论的传感器管理方法. 首先建立目标检测模型和传感器辐射模型,将“检测风险”和“截获风险”之和作为传感器管理风险函数,即目标函数. 其次为对模型求解,将预测值的期望值作为目标函数的近似值,重新修正目标函数. 接着设计了基于多 Agent 的分布式优化算法. 仿真实验表明,通过本文提出的基于风险理论的传感器管理方法,能够有效实现传感器管理,与以往的传感器管理方法相比,本文方法更能较好地解决资源有限情况下的传感器管理问题.

**关键词:** 传感器管理; 目标检测; 操作风险; 多 Agent

**中图分类号:** TP212      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2019)07-1425-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.07.005

## Active Sensor Management Based on Risk Theory and Its Application

PANG Ce<sup>1</sup>, SHAN Gan-lin<sup>1</sup>, DUAN Xiu-sheng<sup>2</sup>, CUI Kui-wen<sup>3</sup>

(1. Department of Electronic and Optimal Engineering, Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang, Hebei 050000, China;  
2. School of Mechanical Engineering Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang, Hebei 050000, China;  
3. Unit 32028, Kuerle, Xinjiang 841000, China)

**Abstract:** A sensor management method with the limited sensor resources under target detecting is proposed based on risk theory. Firstly, the target detection model and the sensor radiation model are established, with ‘detecting risk’ and ‘radiating risk’ defined. The sum of the two kinds of risk is taken as the sensor management risk function, namely the objective function. Secondly, to get a scheme from the function, the predicted expectation value is taken as the approximation of the objective function, then the objective function is revised. After that, a distributed optimization algorithm based on multi-agent is proposed. The experiment results show that the proposed sensor management method based on risk theory can effectively resolve the problem of sensor management. This method outperforms the previous sensor management method and could solve the problem of sensor management under limited resources with a better solution.

**Key words:** sensor management; target detecting; operation risk; multi-agent

## 1 引言

在目标探测过程中,如何对传感器资源有效管理,使传感器完成作战任务的同时发挥最大效能,是军事方面研究的热点与难点问题<sup>[1]</sup>. 从1977年Nash采用线性规划方法求解传感器管理方案开始,共发展为三大类基于贝叶斯理论的传感器管理方法,即基于任务的传感器管理方法<sup>[2-5]</sup>、基于信息论的传感器管理方法<sup>[6-9]</sup>和基于风险的传感器管理方法<sup>[10-13]</sup>. 前两种传感器管理方案虽然能够实现对目标状态的良好估计,

但传感器管理过程中尚未考虑目标是否需要被探测,一味地分配传感器对目标探测,提高对目标的探测效果,可能造成传感器资源浪费. 此外,以往论文研究的传感器管理问题,背景认为传感器资源不受限制,即至少存在一种传感器管理方案满足作战需求,同时对所有目标探测,比如,在认为1个传感器仅可同时探测1个目标时,往往假定传感器个数 $m$ 大于目标个数 $n$ ,当 $m < n$ 时,以往传感器管理方法将不再适用. 前两种方法不适用于解决传感器资源受限(传感器个数、传感器观测角度或传感器辐射量等)下的管理问题.

与前两种方法相比,第三种方法起步较晚,以操作(传感器管理方案)风险为基础建立传感器管理模型,除关注对目标的探测效果外,更关注作战实际需求.不但能解决传感器资源充足情况下的管理问题,还为传感器资源受限情况下的管理问题提供了一条思路,属于传感器管理方面的前沿内容.本文针对主动传感器(雷达)管理问题,将“风险”定义为损失与该损失发生的概率乘积,提出基于风险的传感器管理方法,首先建立目标检测模型,并提出“检测风险”计算方法,其次是将辐射量化,建立传感器辐射模型,并提出传感器“辐射风险”的计算方法,将两种风险值之和作为系统风险总值,建立目标函数,即风险函数,提出基于多 Agent 的分布式优化方法,通过仿真证明了模型和算法的有效性.

## 2 基本模型

### 2.1 基于风险理论的目标检测模型

假定对区域  $\Omega = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$  检测,且子区域  $c_j \in \Omega$  能容纳一个目标.检测示意图如图 1 所示.

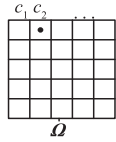


图1 测区域示意图

(1) 状态模型. 假定  $\mathbf{Z} = [z_1, z_2, \dots, z_N]^T$  为  $\Omega$  实际状态值,其中,  $z_j$  为子区域  $c_j$  的实际状态值,当  $z_j = 1$  时,表示子区域  $c_j$  中存在目标,当  $z_j = 0$  时,表示子区域  $c_j$  中不存在目标.

(2) 观测模型. 假定  $\mathbf{Y}_t^j = [y_t^{i,1}, y_t^{i,2}, \dots, y_t^{i,N}]^T$  为传感器  $s_i$  在  $t$  时刻观测值,其中,  $y_t^{i,j}$  为传感器  $s_i$  在  $t$  时刻对子区域  $c_j$  的观测值,结果为区域  $c_j$  包含目标时,  $y_t^{i,j} = 1$ ,当结果为区域  $c_j$  不包含目标时,  $y_t^{i,j} = 0$ ,否则未对  $c_j$  检测,  $y_t^{i,j} = \infty$ .

设有矩阵:

$$\mathbf{G}_i = \begin{bmatrix} P(y_t^{i,j} = 0 | z_t^j = 0) & P(y_t^{i,j} = 1 | z_t^j = 0) \\ P(y_t^{i,j} = 0 | z_t^j = 1) & P(y_t^{i,j} = 1 | z_t^j = 1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $P(y_t^{i,j} = l | z_t^j = m)$ ;  $l, m \in \{0, 1\}$ , 表示当  $z_t^j = m$  时,  $y_t^{i,j} = l$  的概率,  $P(y_t^{i,j} = 0 | z_t^j = 1) = P_m^i$  为  $s_i$  的漏警概率,  $P(y_t^{i,j} = 1 | z_t^j = 0) = P_f^i$  为  $s_i$  的虚警概率,  $P(y_t^{i,j} = 1 | z_t^j = 1) = P_d^i$  为  $s_i$  的检测概率.

(3) 概率预测更新. 假定对于  $\Omega$ ,  $\mathbf{P}_0 = [p_0^1, p_0^2, \dots, p_0^N]^T$ , 其中,  $p_0^j$  为  $t=0$  时刻  $c_j$  中目标存在概率.

假定集合  $\mathbf{Y}_{1:t}^j$  表示在  $t=1$  时刻到  $t$  时刻对  $c_j$  的观测序列. 按照贝叶斯理论,针对  $t+1$  时刻,首先对  $\Omega$  的

状态值预测,有:  $\bar{p}_{t+1}^j = \hat{p}_t^j$ , 其中,  $\hat{p}_t^j$  为  $t$  时刻  $c_j$  中目标存在概率的估计,作为  $t+1$  的先验概率.

当在  $t+1$  时刻,针对  $c_j$  存在观测值时,即当  $y_{t+1}^j \neq \infty$  时,根据观测值对  $\bar{p}_{t+1}^j$  校正得到  $\hat{p}_{t+1}^j$ , 有:

$$\hat{p}_{t+1}^j = \frac{\bar{p}_{t+1}^j P(y_{t+1}^j | z_j^j = 1; t+1)}{P(y_{t+1}^j | \mathbf{Y}_{1:t}^j)} \quad (2)$$

$$P(y_{t+1}^j | \mathbf{Y}_{1:t}^j) = \begin{cases} P_f(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + P_d \bar{p}_{t+1}^j, & y_{t+1}^j = 1 \\ (1 - P_f)(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + (1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j, & y_{t+1}^j = 0 \end{cases} \quad (3)$$

将式(3)带入式(2)中,有:

$$\hat{p}_{t+1}^j = \begin{cases} \frac{P_d \bar{p}_{t+1}^j}{P_f(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + P_d \bar{p}_{t+1}^j}, & y_{t+1}^j = 1 \\ \frac{(1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j}{(1 - P_f)(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + (1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j}, & y_{t+1}^j = 0 \\ \bar{p}_{t+1}^j, & y_{t+1}^j = \infty \end{cases} \quad (4)$$

(4) 状态估计. 假定  $\hat{\mathbf{Z}}_{t+1} = [\hat{z}_{t+1}^1, \hat{z}_{t+1}^2, \dots, \hat{z}_{t+1}^N]^T$  为对区域  $\Omega$  在  $t$  时刻的估计值. 针对子区域  $c_j$  的状态,有如下假设:  $H_j(0)$  表示假定在子区域  $c_j$  中包含目标,  $H_j(1)$  表示假定在子区域  $c_j$  中不包含目标.

当子区域  $c_j$  中的实际状态值  $z_j = 1$  时,作出假设  $H_j(0)$  正确的决策,则产生漏警,当子区域  $c_j$  中的实际状态值  $z_j = 0$  时,作出假设  $H_j(1)$  正确的决策,则产生虚警,两种情况均会造成损失,而作出正确判断则不会造

成损失,有矩阵:  $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & \gamma \\ 1 & \eta & 0 \end{bmatrix}$ , 其中,矩阵的行表示真实状态,而列表示决策.

对于  $c_j$ , 设用估计值  $\hat{z}_t^j$  代替真实值  $z_j$  时,产生的损失为  $c(z_j, \hat{z}_t^j)$ , 对  $c_j$  的状态估计值判断规则为:

① 不考虑观测,判决为  $H_j(0)$ , 平均风险代价:

$$\begin{aligned} R_1 &= R(\hat{z}_t^j = 0 | z_j) \\ &= c(1, 0) \hat{p}_t^j + c(0, 0) (1 - \hat{p}_t^j) \\ &= \eta \hat{p}_t^j \end{aligned} \quad (5)$$

② 不考虑观测,判决为  $H_j(1)$ , 平均风险代价:

$$\begin{aligned} R_2 &= R(\hat{z}_t^j = 1 | z_j) \\ &= c(1, 1) \hat{p}_t^j + c(0, 1) (1 - \hat{p}_t^j) \\ &= \gamma (1 - \hat{p}_t^j) \end{aligned} \quad (6)$$

③ 观测值是 0 或 1 时,判决为  $H_j(0)$  或  $H_j(1)$ , 平均风险代价为:

$$\begin{cases} R_3 = R(\hat{z}_t^j = 0 | z_j, y_t^j = 0) = \eta(1 - P_d) \\ R_4 = R(\hat{z}_t^j = 1 | z_j, y_t^j = 1) = \gamma P_f \end{cases} \quad (7)$$

④ 观测值是 1 或 0 时,判决为  $H_j(0)$  或  $H_j(1)$ , 平均风险代价为:

$$\begin{cases} R_5 = R(\hat{z}=0|z, y=1) = \eta p_d \\ R_6 = R(\hat{z}=1|z, y=0) = \gamma(1-p_f) \end{cases} \quad (8)$$

则对  $c_j$  的状态估计值为:

$$\hat{z}_t^j = \operatorname{argmin} \left\{ \begin{array}{l} \eta \hat{p}_t^j, \gamma(1-\hat{p}_t^j) \\ \eta(1-p_d), \gamma p_f \\ \eta p_d, \gamma(1-p_f) \end{array} \right\} \quad (9)$$

当  $p_d=0.95, p_f=0.1, \eta=2, \gamma=1$  时, 风险值随概率的变化曲线如图 2 所示. 按照以上目标检测规则, 有如下结论: ①若观测值  $y=0$  且  $\hat{p}_t^j < p_3$ , 则  $\hat{z}=0$ ; ②若观测值  $y=0$  且  $p_3 \leq \hat{p}_t^j \leq 1$ , 则  $\hat{z}=1$ ; ③若观测值  $y=1$  且  $\hat{p}_t^j \geq p_1$ , 则  $\hat{z}=1$ ; ④若观测值  $y=1$  且  $0 \leq \hat{p}_t^j < p_1$ , 则  $\hat{z}=0$ .

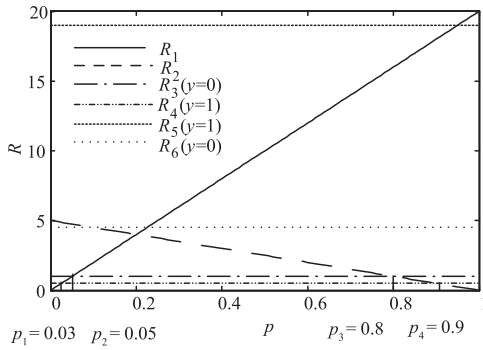


图2 风险值随目标存在概率变化曲线

## 2.2 辐射风险模型

根据文献[14]可知, 辐射被截获概率  $q_t^i$  与传感器  $s_i$  的发射功率、敌方接收机辐射功率、接收机输入端噪声等因素有关, 而敌方的电磁波接收机参数我方不能得知, 故直接计算  $q_t^i$  的方法不实用. 文献[15,16]用辐射度影响(Emission Level Impact, ELI)表征被敌方接收机接收的累积辐射量, 建立基于隐马尔科夫理论(Hidden Markov Model, HMM)的传感器辐射模型. 本文进一步给出辐射量与截获概率的对应关系, 得到截获概率  $q_t^i$  的计算模型.

根据先验知识, 将辐射度影响  $e$  分为  $\chi$  个等级  $V = [1, 2, \dots, \chi]^T$ , 当在  $t$  时刻传感器  $s_i$  的辐射度影响为  $e_t^i$  时, 所对应的截获概率为  $q_t^i = \frac{e_t^i}{\chi} \cdot 100\%$ . 由于电磁干扰等措施的影响, 被截获概率并不总是随时间累积增加的, 假定在  $t+1$  时刻, 辐射度影响  $e_{t+1}^i$  按照概率  $(a_{m,n}^i)_{m,n \in \chi}$  转移, 有:

$$A_i = (a_{m,n}^i)_{m,n \in \chi} = P(e_{t+1}^i = m | e_t^i = n) \quad (10)$$

其中,  $A_i$  为传感器  $s_i$  的状态转移矩阵.

当传感器  $s_i$  在  $t+1$  时刻未辐射电磁波时, 有:

$$A_i = I \quad (11)$$

当传感器辐射电磁波时, 本文将威胁等级观测值  $o_t^i$  分为  $\kappa$  个等级  $W = [1, 2, \dots, \kappa]^T$ , 有:

$$B_i(l) = (b_{m,n,l}^i)_{m,n \in \chi, l \in \kappa} \quad (12)$$

$$(b_{m,n,l}^i)_{m,n \in \chi, l \in \kappa} = P(o_{t+1}^i = l | e_{t+1}^i = n, e_t^i = m) \quad (13)$$

显然, 每个传感器均对应  $\kappa$  个观测矩阵, 传感器  $s_i$  对应的观测矩阵  $\{B(1), B(2), \dots, B(\kappa)\}$ . 此外, 定义当传感器  $s_i$  在  $t$  时刻不辐射电磁波时,  $o_t^i = 0$ .

引入信念状态  $x$  来衡量辐射量的不确定性, 有:

$$x_{t+1}^i(n) = P(e_{t+1}^i = n | O_{1:t+1}, U_{0:t}) \quad (14)$$

其中,  $O_{1:t+1} = \{O_{1:t+1}^1, O_{1:t+1}^2, \dots, O_{1:t+1}^N\}$  为观测序列的集合,  $O_{1:t+1}^j = \{o_1^j, o_2^j, \dots, o_{t+1}^j\} \in O_{1:t+1}$  为从  $t+1$  到  $t$  时刻对  $c_j$  的观测序列,  $U_{0:t} = \{U_0, U_2, \dots, U_t\}$  为传感器调度方案集合,  $U_t$  为  $M \times N$  的 0-1 矩阵,  $u_t^{i,j}$  为其第  $i$  行第  $j$  列元素,  $u_t^{i,j} = 1$  表示在  $t+1$  时刻,  $s_i$  对  $c_j$  观测,  $u_t^{i,j} = 0$  表示在  $t+1$  时刻,  $s_i$  不对  $c_j$  观测,  $x_{t+1}^i(n)$  表示在  $t+1$  时刻观测值和传感器调度方案下传感器  $s_i$  的辐射量为  $n$  的概率.

将信念状态随时间的转移过程看作一阶 Markov, 有:  $x_{t+1}^i(n) = P(e_{t+1}^i = n | o_{t+1}^i, U_t, x_t^i)$ . 若传感器  $s_i$  在  $t+1$  时刻辐射电磁波, 当得到  $t+1$  时刻的观测值  $o_{t+1}^i$  后, 根据条件概率公式,  $x_{t+1}^i(n)$  为:

$$\begin{aligned} x_{t+1}^i(n) &= \frac{P(e_{t+1}^i = n, o_{t+1}^i, U_t, x_t^i)}{P(o_{t+1}^i, U_t, x_t^i)} \\ &= \frac{\sum_{m=1}^{\chi} a_{m,n}^i b_{m,n,o_{t+1}^i}^i x_t^i(m)}{\sum_{m=1}^{\chi} \sum_{n=1}^{\chi} a_{m,n}^i b_{m,n,o_{t+1}^i}^i x_t^i(m)} \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $P(o_{t+1}^i | U_t, x_t^i) = \sum_{m=1}^{\chi} \sum_{n=1}^{\chi} a_{m,n}^i b_{m,n,o_{t+1}^i}^i x_t^i(m)$  为在  $t+1$  时刻观测值为  $o_{t+1}^i$  的概率.

当传感器  $s_i$  不辐射电磁波时, 有:  $x_{t+1}^i = x_t^i$ .

被截获概率计算方法为:  $\hat{q}_{t+1}^i = \frac{V^T x_{t+1}^i}{\chi} \cdot 100\%$ .

## 3 传感器管理模型

### 3.1 模型建立

在传感器管理中, “风险”是指传感器操作风险, 由操作本身引起的损失与该损失发生的概率确定, 传感器管理的目的是使传感器操作风险值最小.

假定用  $M$  个传感器  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$  对区域  $\Omega$  检测, 每个子区域至多同时被一个传感器检测. 将在  $c_j$  处在  $t$  时刻存在的检测风险值为:

$$R_t^j = \min \left\{ \begin{array}{l} \eta \hat{p}_t^j, \gamma(1-\hat{p}_t^j) \\ \eta P_f, \gamma(1-P_d) \\ \eta(1-P_f), \gamma P_d \end{array} \right\} \quad (16)$$

采用主动传感器(雷达)对敌方目标探测时, 电磁波可能被敌方接收机截获, 从而暴露传感器位置, 被其发射反辐射导弹摧毁, 由此为我方带来传感器资源损

耗. 在  $t$  时刻, 传感器  $s_i$  辐射风险值为:

$$r_t^i = c(s_i) q_t^i \quad (17)$$

其中,  $c(s_i) \in \mathbf{C}_{\text{obs}} = [c(s_1), c(s_2), \dots, c(s_M)]$  为传感器  $s_i$  被摧毁而造成的损耗, 根据我方传感器部署情况确定,  $q_t^i$  为在  $t$  时刻传感器  $s_i$  发射电磁波被截获概率.

加入传感器被摧毁风险, 在  $t$  时刻, 风险值为:

$$R_t = \omega \sum_{j=1}^N R_t^j + (1 - \omega) \sum_{j=1}^M r_t^j \quad (18)$$

其中,  $R$  被称为“检测风险”,  $r$  被称为“辐射风险”,  $\omega$  为权重, 表征两种风险值在总风险值占得比重.

设  $\mathbf{U}_{t+1}$  为  $t+1$  时刻传感器管理方案, 其中  $u_t^{i,j}$  为第  $i$  行第  $j$  列元素; 当  $u_t^{i,j} = 1$  时, 表示传感器  $s_i$  在  $t+1$  时刻对区域  $c_j$  进行检测, 否则,  $u_t^{i,j} = 0$ , 传感器  $s_i$  在  $t+1$  时刻不对区域  $c_j$  进行检测.

在  $t$  时刻确定  $t+1$  时刻的传感器调度方案, 其目标是使总风险值最小, 最佳传感器管理方案为:

$$\begin{aligned} \bar{R}_{t+1}^j = & P(y_{t+1}^j = 0 | Y_{1:t}^j) \min \left\{ \eta \frac{(1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j}{(1 - P_f)(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + (1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j}, \gamma \left( 1 - \frac{(1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j}{(1 - P_f)(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + (1 - P_d) \bar{p}_{t+1}^j} \right), \eta P_f, \gamma P_d \right\} \\ & + P(y_{t+1}^j = 1 | Y_{1:t}^j) \min \left\{ \eta \frac{P_d \bar{p}_{t+1}^j}{P_f(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + P_d \bar{p}_{t+1}^j}, \gamma \left( 1 - \frac{P_d \bar{p}_{t+1}^j}{P_f(1 - \bar{p}_{t+1}^j) + P_d \bar{p}_{t+1}^j} \right), \gamma(1 - P_d), \eta(1 - P_f) \right\} \end{aligned} \quad (23)$$

当在  $t+1$  时刻, 未对  $c_j$  量测时, 有:  $\bar{R}_{t+1}^j = R_t^j$ .

(2) 在  $t$  时刻决策时, 传感器并没有进行  $t+1$  时刻的观测, 故得不到观测值  $o_{t+1}^i$ , 采用以下方法近似计算  $t+1$  时刻的信念状态值.

$$\begin{aligned} E(\mathbf{V}^T x_{t+1}^i) &= \sum_{n=1}^X \sum_{l=1}^K v(n) x_{t+1}^i(n) p(o_{t+1}^i(l) | x_t^i) \\ &= \sum_{n=1}^X v(n) \sum_{l=1}^K \sum_{m=1}^X a_{m,n}^i b_{m,n,t}^i x_t^i(m) \end{aligned} \quad (24)$$

其中,  $p(o_{t+1}^i(l) | x_t^i)$  为  $t+1$  时刻观测值  $o_{t+1}^i$  为  $l$  的概率,  $E(\cdot)$  为均值运算.

当  $t+1$  时刻, 传感器  $s_i$  辐射电磁波时, 即  $\mathbf{u}_{t+1}^i = \sum_{j=1}^M u_{t+1}^{i,j} \geq 1$ , 有:  $\bar{q}_{t+1}^i = \frac{E(\mathbf{V}^T x_{t+1}^i)}{\chi} \cdot 100\%$ .

当  $t+1$  时刻, 传感器  $s_i$  不辐射电磁波时, 即  $\mathbf{u}_{t+1}^i = \sum_{j=1}^M u_{t+1}^{i,j} = 0$ , 有:  $\bar{q}_{t+1}^i = q_t^i$ .

(3) 通过以上分析, 则在  $t+1$  时刻预测估计值为:

$$\begin{aligned} \bar{R}_{t+1} &= \omega \sum_{j=1}^N \bar{R}_{t+1}^j + (1 - \omega) \sum_{i=1}^M \bar{q}_{t+1}^i c(s_i). \text{ 目标函数转} \\ \text{换为: } \pi^* &= \operatorname{argmin} \left\{ \omega \sum_{j=1}^N \bar{R}_{t+1}^j + (1 - \omega) \sum_{i=1}^M \bar{q}_{t+1}^i c(s_i) \right\}. \end{aligned}$$

## 4 算法设计

优化问题的求解算法分为集中式算法<sup>[17,18]</sup>和分布式算法<sup>[19,20]</sup>两种. 两者相比, 集中式算法求解采用全局信息求解最优结果, 计算准确, 但求解速度缓慢, 对传

$$\pi^* = \operatorname{argmin} R_{t+1} \quad (19)$$

约束条件有三条.

(1) 单传感器仅能同时对一个子区域检测, 有:

$$\exists i, \exists j, \exists t \sum_{i=1}^M u_{t+1}^{i,j} \leq 1 \quad (20)$$

(2) 每个子区域最多被一个传感器检测, 即有:

$$\exists i, \exists j, \exists t \sum_{j=1}^N u_{t+1}^{i,j} \leq 1 \quad (21)$$

(3) 计算时间  $\tau$  小于状态转移的时间间隔  $T$ , 有:

$$\tau \leq T \quad (22)$$

## 3.2 模型的近似求解

在传感器调度过程中, 尚未得到观测值, 因此用预测值代替观测值.

(1) 以上算法为理论计算值, 当传感器管理方案未确定时, 观测值未知, 在实际中应当采用期望代替估计值. 当在  $t+1$  时刻, 对  $c_j$  量测时, 有:

传感器网络的通信压力较大. 本文采用分布式计算的思想, 基于多 Agent 理论设计优化算法, 求解目标函数. 采用分布式算法求解问题的要将全局目标函数转化为局部目标函数, 使两者增减性正相关, 局部目标函数达到最优的同时达到全局最优.

在  $t+1$  时刻, 对于传感器  $s_i$ , 其效能函数为:

$$f(s_i, c_j) = \omega (R_t^i - R_{t+1}^i) - (1 - \omega) (q_{t+1}^i - q_t^i) c(s_i) \quad (25)$$

其中,  $\bar{\mathbf{u}}_{t+1}^i \in \bar{\mathbf{U}}_{t+1}^i$  为  $t+1$  时刻传感器  $s_i$  的策略, 当  $\bar{u}_{t+1}^{i,j} = 1$  时, 传感器  $s_i$  对  $c_j$  观测, 当  $\bar{u}_{t+1}^{i,j} = 0$  时, 传感器  $s_i$  对  $c_j$  不观测,  $R_{t+1}^i$  表示  $s_i$  对  $c_j$  观测时,  $c_j$  的风险值.

该效能函数的物理意义可以理解为, 当  $s_i$  采取策略  $\bar{\mathbf{u}}_{t+1}^i$  时, 使全局优化函数更优的程度. 设每个传感器在  $t$  时刻观测目标区域集合为  $\{S_t^1, S_t^2, \dots, S_t^M\}$ , 其中  $S_t^i$  为传感器  $s_i$  在  $t$  时刻的观测区域集合.

在  $t$  时刻进行如下操作发生的条件及其产生的结果为:

(1) Remove  $\{s_i, c_j\} \rightarrow S_{t+1}^i = S_t^i - c_j$ , 条件:  $f(s_i, c_j) < f(s_i, 0)$ ;

(2) Absorb  $\{s_i, c_j\} \rightarrow S_{t+1}^i = S_t^i + c_j$ , 条件:  $f(s_i, c_j) > f(s_i, 0)$ ;

(3) Replace  $\{s_i, c_j, c_n\} \rightarrow S_{t+1}^i = S_t^i - c_j + c_n$ , 条件:  $f(s_i, c_j) < f(s_i, c_n)$ ;

(4) Exchange  $\{s_i, c_j, s_m, c_n\} \rightarrow \begin{cases} S_{t+1}^i = S_t^i - c_j + c_n \\ S_{t+1}^m = S_t^m - c_n + c_j \end{cases}$ , 条

件:  $f(s_i, c_j) + f(s_m, c_n) < f(s_i, c_n) + f(s_m, c_j)$ .

算法步骤为:

Step1: 输入  $\{\hat{p}_i^1, \hat{p}_i^2, \dots, \hat{p}_i^N\}, \{\bar{q}_i^1, \bar{q}_i^2, \dots, \bar{q}_i^M\}$ .

Step2: 各个传感器按照效能函数分别计算采取不同调度策略情况下的效能, 按照优先级从高到低的顺序生成策略集合  $U' = \{u'_1, u'_2, \dots, u'_M\}$ .

Step3: 依次确定传感器调度策略, 传感器  $s_i$  通过执行 Remove、Absorb、Replace 或 Exchange 操作依次选择策略集合  $u'_i$  中的最优策略, 当不能达到优先级较高的策略时, 选择优先级较低的策略;

Step4: 当所有传感器均确定调度策略或者达到最大迭代次数  $M$  时, 算法完毕, 否则, 回到 Step2.

算法时间复杂度分析: 若算法迭代次数为  $M$ , 假定 1 个传感器针对 1 个被检测区域计算 1 次风险值为 1 次计算时间单位, 算法需计算  $nM$  个时间单位, 而在同样算法下若采用集中计算则需计算  $mnM$  个时间单位, 较集中式计算相比, 时间大大减小.

### 5 仿真分析

在作战环境下, 有 3 个传感器  $s_1, s_2, s_3$  可用于区域  $\Omega = \{c_1, c_2, \dots, c_9\}$  检测, 检测区域  $\Omega$  的实际状态为:  $Z = [0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0]$ , 最初的目标存在先验概率为:  $P_0 = [0.6, 0.5, 0.9, 0.6, 0.2, 0.8, 0.3, 0.6, 0.5]$ .

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0.2 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0.1 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.1 & 0.2 & 0.2 & 0.4 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \end{bmatrix}, & A_2 &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.5 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.3 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix}, & A_3 &= \begin{bmatrix} 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0.1 \\ 0.3 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.1 \\ 0.2 & 0.3 & 0.1 & 0.3 & 0.1 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.3 \end{bmatrix}, \\
 B_1(1) &= \begin{bmatrix} 0.4 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.3 & 0.2 & 0.3 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.3 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \end{bmatrix}, & B_1(2) &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0.3 & 0.3 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.4 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix}, & B_1(3) &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.4 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix}, \\
 B_2(1) &= \begin{bmatrix} 0.6 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.5 & 0.2 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.3 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.4 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \end{bmatrix}, & B_2(2) &= \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 & 0.4 & 0.1 & 0.1 \\ 0.2 & 0.3 & 0.3 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.3 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.4 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.1 & 0.5 \end{bmatrix}, & B_2(3) &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.4 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.4 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.5 \end{bmatrix}, \\
 B_3(1) &= \begin{bmatrix} 0.3 & 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0.1 \\ 0.2 & 0.3 & 0.3 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.4 & 0.3 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \end{bmatrix}, & B_3(2) &= \begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.2 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.3 & 0.3 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.4 \end{bmatrix}, & B_3(3) &= \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.4 & 0.3 \\ 0.1 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.2 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.4 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 & 0.1 & 0.5 \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

在  $t=0$  时刻, 给定传感器的初始状态, 有:

传感器目标检测性能参数设定: 给定传感器的虚警概率和误警概率, 传感器性能分别为:  $G_1 = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix}$ ,  $G_2 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}$ ,  $G_3 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.3 & 0.7 \end{bmatrix}$ , 传感器进行目标检测的代价矩阵为:  $C = \begin{matrix} 0 & 1 \\ 1 & \begin{bmatrix} 0 & 5 \\ 20 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$ .

传感器辐射性能参数设定. 令  $\chi=5$ , 等级 1 为低等辐射水平, 截获概率为 0% ~ 20%, 等级 2 为较低等辐射水平, 截获概率为 20% ~ 40%, 等级 3 为中等辐射水平, 截获概率为 40% ~ 60%, 等级 4 为较高级等辐射水平, 截获概率为 60% ~ 80%, 等级 5 为高等辐射水平, 截获概率为 80% ~ 100%. 令  $\kappa=3$ , 等级 1 表示低等威胁等级, 等级 2 表示中等威胁等级, 等级 3 表示高等威胁等级. 根据 HMM 理论, 需要给定每个传感器的辐射状态转移概率矩阵  $A$  及观测矩阵  $B$ , 以此作为先验知识. 按照文献[15]状态转移矩阵和观测矩阵设定方式, 矩阵  $A, B$  的每行元素之和应为 1, 且辐射状态在同种状态及相邻状态之间转移概率较大, 观测值正确的概率较大. 结合本文中传感器管理场景, 综合以上原则, 给定 3 个传感器的辐射性能参数, 有如下矩阵:

$$\mathbf{x}_0^1 = [0.1, 0.1, 0.1, 0.4, 0.3]^T,$$

$$\mathbf{x}_0^2 = [0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2]^T,$$

$$\mathbf{x}_0^3 = [0.2, 0.4, 0.2, 0.1, 0.1]^T.$$

给定3个传感器在传感器网络中的重要度,有: $C_{\text{obs}} = [10, 5, 2]$ ,该值根据传感器部署情况确定,为先验信息. 仿真共分为三部分:(1)对本文目标检测模型仿真,以此验证该模型的正确性;(2)对单目标检测多个检测区域情况仿真,此种情况下计算量较小,采用穷举法即可满足要求;(3)对多传感器-多检测区域情况仿真,验证本文传感器管理模型分布式求解算法,并将本文方法与以往的传感器方法对比.

### 5.1 单传感器检测单区域情形

取  $\omega = 0.5$ , 针对单传感器单目标情形仿真.

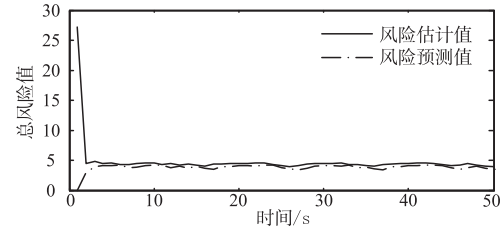
(1) 当  $c_1$  的状态为  $z_1 = 0$  时, 采用传感器  $s_1$  对其检测, 仿真过程如图3所示. 由图3可知, 采用本文目标检测模型, 能够有效对区域状态检测.

(2) 当  $c_1$  的状态随时间发生改变时, 采用传感器  $s_1$  对  $c_1$  检测, 仿真过程如图4所示. 由图4可知, 在  $0 \sim 9$  时间段内, 目标存在概率处于  $0 \sim p_3$  范围, 故作出状态值为0的估计; 当检测区域  $c_1$  的状态在  $t = 10$  时刻发生改变时, 对  $c_1$  的估计值并没有及时正确判断, 而存在一定时间延迟, 才能重新正确判断, 其原因是  $0 \sim 9$  时间段内区域  $c_1$  的实际状态为0, 经过  $0 \sim 9$  时间段对  $c_1$  的观测并对目标存在概率估计, 在  $t = 9$  时刻, 估计的区域  $c_1$  的目标存在概率接近于0, 处于图2中的  $0 \sim p_1$  的范围, 即使观测值为1, 依然作出估计状态为0的决定; 经过  $10 \sim 18$  时间段内对  $c_1$  的观测并对目标存在概率更新,  $c_1$  中的目标存在概率处于图2中的  $p_1 \sim 1$  的范围, 故在  $t = 19$  时刻对  $c_1$  作出状态为1的估计; 在  $t = 30$  时刻, 目标状态再次发生改变, 由1变成0, 但在  $30 \sim 35$  时间段内, 虽然对  $c_1$  观测并更新目标存在概率, 但目标存在概率是一个下降过程, 目标存在概率处于  $p_3 \sim 1$  范围, 故依然估计状态为1; 在  $t = 36$  时刻, 随着对  $c_1$  的观测, 并更新目标存在概率, 此时的目标存在概率下降到  $0 \sim p_3$ , 故估计状态值为0.

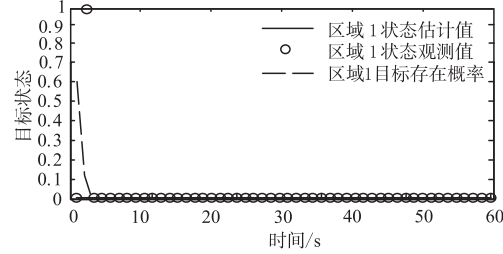
### 5.2 单传感器检测多区域情形

在此部分仿真过程中, 假定被检测区域状态不发生改变, 该假定的另一种解释为, 被检测区域状态改变的时间间隔远远大于传感器对区域的检测时间, 可近似认为在传感器对区域状态检测时, 区域状态不变. 由于此场景计算量较小, 故采用穷举法.

取  $\omega = 0.5$ , 针对单传感器多目标情形仿真. 采用传感器  $s_1$  同时对  $c_1, c_2, c_3$  检测, 检测过程如图5所示. 通过图5可知, 对于区域  $c_1, c_2, c_3$  进行50次检测是没必要的, 检测20次即可得到可靠结果. 在检测过程中, 并

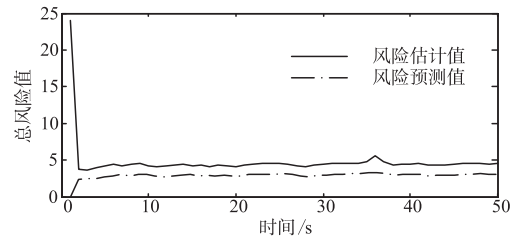


(a) 总风险值随时间的变化曲线

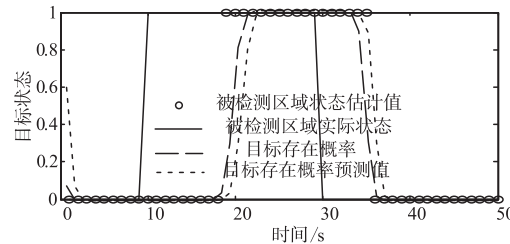


(b) 目标存在状态变化曲线

图3 单传感器检测单目标情形仿真(目标状态不改变)



(a) 总风险值随时间的变化曲线



(b) 目标存在状态变化曲线

图4 单传感器检测单目标情形仿真(区域状态改变)

没有达到  $\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N u_{t+1}^{i,j} = 0$  由此终止检测, 而是通过达到最大检测次数结束检测过程, 其原因可能是因为, 在检测过程当中, 传感器风险值并不是随着检测次数的增加持续增大的, 而是以信念状态转移的方式发生改变, 检测风险值稳定后, 当  $t+1$  时刻的辐射风险预测均值小于  $t$  时刻的辐射风险值时, 检测过程依然可以继续.

### 5.3 多传感器检测多区域情形

同5.2节, 在仿真过程中, 假定被检测区域状态不发生改变.

#### 5.3.1 目标分配过程仿真

首先对  $t = 0$  起始时刻传感器-被检测区域过程仿真. 分别用本文算法、拍卖算法、人工蜂群算法和粒子

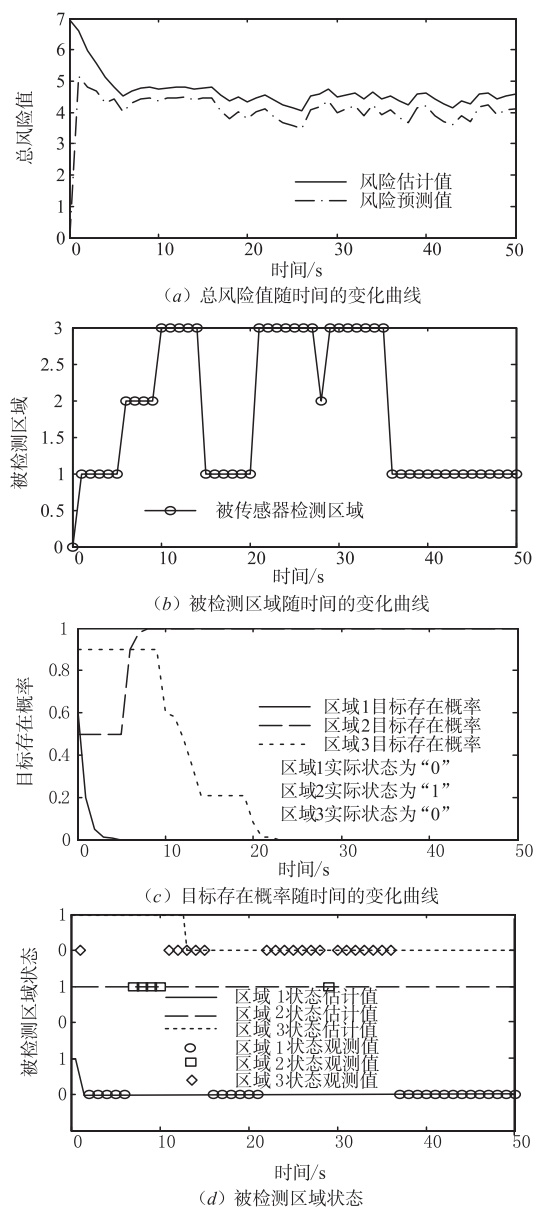


图5 单传感器检测多目标情形仿真

群算法计算传感器-被检测区域分配方案,各算法迭代过程如图 6 所示.四种算法在收敛次数依次为:第 16 次、第 20 次、第 30 次、第 35 次,本文算法收敛速度最快;寻优结果依次为:32.6、33.1、32.8、32.4,粒子群算法性能最优,但本文算法结果与最优结果相差不大.从收敛速度和寻优结果两方面考虑,本文算法性能最佳.

### 5.3.2 传感器管理方法对比仿真

#### (1) 基于风险理论的传感器管理过程

采用本文基于风险理论的传感器管理方法,同时用  $s_1, s_2, s_3$  对  $c_1 \sim c_9$  个子区域检测,检测过程如图 7 所示.由图 7(b)可知,在检测过程当中,传感器  $s_1, s_2$  均存在不观测任何子区域的情况,其原因是,在  $t$  时刻对  $t+1$  时刻的效能预测值小于  $t$  时刻的效能,与之等价的

是,传感器在  $t$  时刻对  $t+1$  时刻自身的风险预测值大于  $t$  时刻的风险值,在传感器状态不发生改变的情况下,当  $\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N u_{t+1}^{i,j} = 0$  时,检测过程将终止.在对目标检测性能较差的情况传感器停止检测以减小辐射风险,从而减小总风险值.

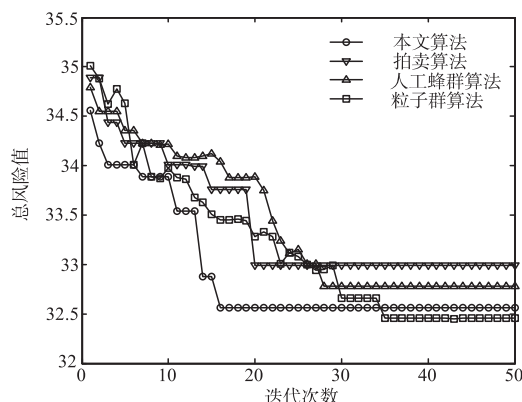


图6 算法迭代过程

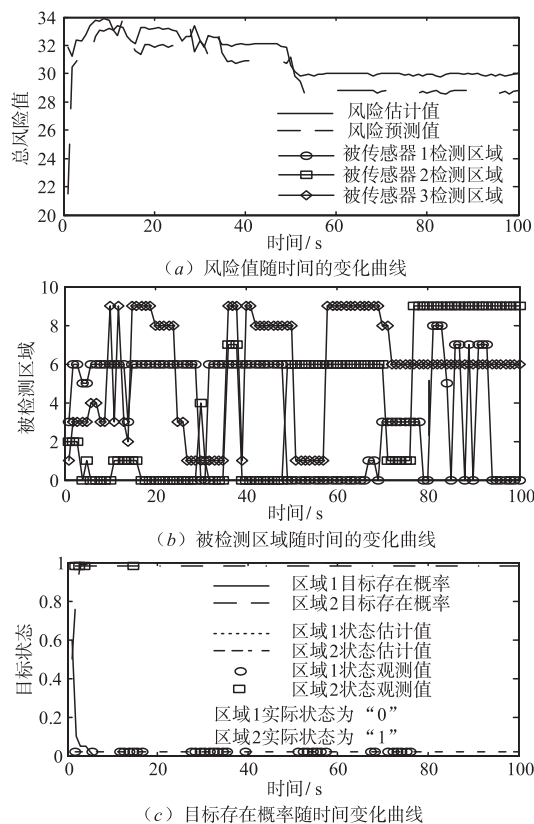


图7 多传感器检测多目标情形仿真

#### (2) 基于信息论的传感器管理过程

为与本文传感器管理方法进行对比实验,采用基于 Renyi 信息增益矩阵的传感器管理方法.将信息增益定义为:

$$I_{j,\alpha}(\{\hat{p}_{t+1}^j, 1 - \hat{p}_{t+1}^j | \bar{p}_{t+1}^j, 1 - \bar{p}_{t+1}^j\}) \\ = \frac{1}{\alpha - 1} \log_2 \left( \frac{(\hat{p}_{t+1}^j)^\alpha}{(\bar{p}_{t+1}^j)^{\alpha-1}} + \frac{(1 - \hat{p}_{t+1}^j)^\alpha}{(1 - \bar{p}_{t+1}^j)^{\alpha-1}} \right)$$

论文中,取  $\alpha = 0.5$ . 在  $y_{t+1}^j = 1$  和  $y_{t+1}^j = 0$  的情况下,信息增益的期望为:

$$E(I_{t+1}^j) = \sum_{o=0}^1 P(y_{t+1}^j = o | y_{1:t}^j) I_{j,\alpha; y_{1:t}^j = o}.$$

此种情况下的目标函数为:

$$\max \sum_{i=1}^M \sum_{o=0}^1 P(y_{t+1}^i = o | y_{1:t}^i) I_{j,\alpha; y_{1:t}^i = o}.$$

采用信息论的传感器管理方法,同时用  $s_1, s_2, s_3$  对  $c_1 \sim c_9$  个子区域检测,过程如图 8 所示.

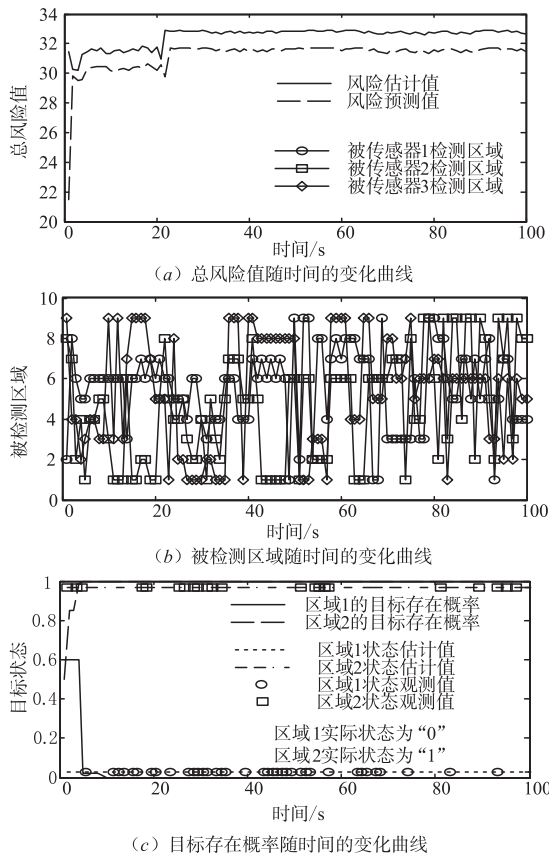


图8 多传感器检测多目标情形仿真

通过图 7(a)、图 8(a) 对比可知,在检测结果稳定后,本文算法风险总值最小,更适合传感器资源有限的情况;通过图 7(b)、图 8(b) 对比可知,在本文方法中,传感器存在停止工作的情况,其原因是在传感器区域的检测效果较差时,该传感器自动停止检测,以此减小辐射风险,保护传感器资源;图 7(c)、图 8(c) 对比可知,目标检测效果相差不大,均能对目标存在状态准确估计,但图 7(b)、图 8(b) 对比来看,在基于信息论的传感器管理方法中,即使检测效果已经达到较高的精度,依然消耗传感器资源重复检测,浪费传感器资源.

## 6 结论

本文针对传感器资源有限的情况下,提出了一种基于风险理论的传感器管理方法. 分别建立目标“检测风险”和传感器“辐射风险”模型,将两类风险值之和定义为系统风险值,以此建立目标函数. 在模型求解过程中,将预测值期望值作为目标函数的近似值,提出了风险预测值的计算方法,并设计了基于多 Agent 理论的分布式优化算法,仿真实验结果表明,采用本文算法能够有效解决传感器资源有限条件下的管理问题,与“基于信息论的传感器管理方法”对比可知,本文方法得到的传感器调度方法风险函数值最小,同时可以节省传感器资源,更适应传感器资源有限的情况.

## 参考文献

- [1] 阎涛,韩崇昭,张光华. 空中目标传感器管理方法综述[J]. 航空学报,2018,39(10):022209.  
YAN Tao, HAN Chong-zhao, ZHANG Guang-hua. An overview of sensor management approaches for aerial target[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(10):022209. (in Chinese)
- [2] SAURAV S, YIMIN D Z, MOENESS G A. Cramer-rao type bounds for sparsity-aware multi-sensor multi-target tracking[J]. Signal Processing, 2018, 145(1):68-77.
- [3] AHMAD B A, AYED T J, STEPHEN L S. A complete greedy algorithm for infinite-horizon sensor scheduling[J]. Automatica, 2017, 81(1):335-341.
- [4] GOSTAR A, HOSEINNEZHAD R, WEIFEBG L. Sensor-management for multi-target filters via minimization of posterior dispersion[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(6):2877-2884.
- [5] 杨小军. 基于性能边界和量化数据的 WSN 目标跟踪传感器选择算法[J]. 电子学报, 2014, 42(6):1081-1085.  
YANG Xiao-jun. Sensor selection for target tracking in wireless sensor networks based on performance bounds and quantized data[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(6):1081-1085. (in Chinese)
- [6] MARIO B, IVAN M, IVAN P. Score matching based assumed density filtering with the von mises-fisher distribution[A]. Proceedings of the 20th International Conference on Information Fusion[C]. Piscataway: IEEE, 2017. 433-438.
- [7] 陈辉,贺忠良,刘备. 多目标跟踪中基于信息熵测度的传感器控制方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(2):337-344.  
CHEN Hui, HE Zhong-liang, LIU Bei. Sensor control method based on information entropy measure for multi-target tracking[J]. Control and Decision, 2018, 33(2):337-344. (in Chinese)

- [8] MOSAYIN Cw L, SHIRAIISHI S. Information-driven autonomous intersection control via incentive compatible mechanisms[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 99(1): 1 – 13.
- [9] 陈辉, 贺忠良, 连锋, 李晨. 多目标跟踪中基于目标威胁评估的传感器控制方法研究[J]. 电子与信息学报, 2018, (40): 1 – 7.  
CHEN Hui, HE Zhong-liang, LIAN Feng, LI Chen. Threat assessment based sensor control for multi-target tracking[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, (40): 1 – 7. (in Chinese)
- [10] MARCOS E G B, DOMINIQUE M, PHILIPPE V. Sensor management using expected risk reduction approach[A]. Proceedings of the 19th International Conference on Information Fusion[C]. Piscataway: IEEE, 2016. 2050 – 2058.
- [11] SEAN M. Risk-based sensor resource management for field of view constraint sensor[A]. Proceedings of the 18th International Conference on Information Fusion [C]. Piscataway: IEEE, 2015. 2041 – 2048.
- [12] MARCOS E G B, DOMINIQUE M, PHILIPPE V. A risk-based sensor management using random finite sets and POMDP[A]. Proceedings of the 20th International Conference on Information Fusion [C]. Piscataway: IEEE, 2017. 1588 – 1596.
- [13] MARION B, KRUGER W, JASON W. Rolling horizon non-myopic scheduling of multisensory radar for search and track[A]. Proceedings of the 19th International Conference on Information Fusion [C]. Piscataway: IEEE, 2016. 634 – 642.
- [14] 刘宏强, 魏贤智, 李飞. 基于射频隐身的雷达跟踪状态下单次辐射能量实时控制方法[J]. 电子学报, 2015, 43(10): 2047 – 2053.  
LIU Hong-qiang, WEI Xian-zhi, LI Fei. The real time control of radar single radiation power based on RF stealth at the tracking [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(10): 2047 – 2053. (in Chinese)
- [15] VIKRAM K. Emission management for low probability intercept sensors in network centric warfare [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 133 – 152.
- [16] 乔成林, 单甘霖, 段修生. 面向跟踪任务需求的主动传感器调度方法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(1): 2515 – 2521.  
QIAO Cheng-lin, SHAN Gan-lin, DUAN Xiu-sheng. Scheduling algorithm of active sensors for tracking task requirement [J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(1): 2515 – 2521. (in Chinese)
- [17] OZTURK O, MEHMET A B, GREGORY S Z. A branch and bound algorithm for scheduling unit size jobs on parallel batching machines to minimize makespan[J]. International Journal of Production Research, 2017, 1: 1 – 17.
- [18] MEI W J, XIONG G M, GONG J W. Multiple moving target tracking with hypothesis trajectory model for autonomous vehicles[A]. Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems [C]. Yokohama: IEEE, 2017. 16 – 19.
- [19] AMAR K G, GUY E G. Equivalence class verification of the contract net protocol extension[J]. International Journal on Software Tools for Technology Transfer, 2016, 18(6): 685 – 706.
- [20] SHI C G, SANA S, WANG F. Power allocation for target detection in radar networks based on low probability of intercept: a cooperative game theoretical strategy[J]. Radio Science, 2017, (1): 1030 – 1044.

#### 作者简介



庞 策 男, 1993 年 3 月出生, 河北衡水人. 现为陆军工程大学控制科学与工程专业博士研究生, 主要研究方向为智能信息处理与感知.  
E-mail: guanglongzhu@163.com



单甘霖 男, 1962 年出生, 江苏如东人. 现为陆军工程大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息融合理论与应用.  
E-mail: shanganlin@163.com