

面向作战任务的最小风险传感器调度方法*

单甘霖, 庞策, 段修生

(陆军工程大学 电子与光学工程系, 河北 石家庄 050000)

摘要:基于风险理论提出一种面向不同目标探测任务的传感器调度方法。将主动传感器辐射被截获风险和目标探测风险结合起来,建立一般目标探测框架下的传感器最小风险调度模型。分目标跟踪、目标识别和目标威胁等级评估三种情况将传感器最小风险调度模型具体化,给出不同情况下目标探测风险值的计算方法。针对模型的求解提出一种基于混沌思想、反向学习和双向轮盘赌的改进人工蜂群算法。通过仿真实验证明了模型的可行性和算法的有效性。

关键词:传感器调度;风险理论;目标跟踪;目标识别;威胁等级评估;蜂群算法

中图分类号:TP212 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2020)02-186-08

Sensor scheduling method based on minimum risk facing the combat task

SHAN Ganlin, PANG Ce, DUAN Xiusheng

(Department of Electronic and Optical Engineering, Army Engineering University, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: A sensor scheduling method based on the minimum risk was proposed for different target detecting tasks. The risk of active sensor being intercepted and the risk of target detecting were combined to build the sensor scheduling model based on the minimum risk under the form frame of target detecting. Three different kinds of target detecting task, for example, target tracking, target identification, and estimation of targets' threat level, were considered separately to crystallize the sensor scheduling model based on the minimum risk, with three calculating methods of the target detecting risk given. For solving the model, an improved artificial bee colony algorithm was raised on the basis of the chaos theory, the backward learning and the two-way roulette. Simulations were made to illustrate that the proposed model is feasible and the algorithm is effective.

Keywords: sensor scheduling; risk theory; target tracking; target identification; estimation of threat level; bee colony algorithm

在现代化战争中,利用雷达、卫星、电子支援设备等传感器对目标进行探测预警成为作战开始的第一步。由于传感器资源有限,寻找一种有效的传感器管理方法,使传感器满足战斗需求的同时发挥最大效用,成为军事方面研究的热点和难点问题。

从1977年Nash采用线性规划的方法研究传感器管理问题开始,主要发展为三种基于贝叶斯理论的传感器管理方法:基于协方差的传感器管理方法^[1-4]、基于信息论的传感器管理方法^[5-8]、基于风险理论的传感器管理方法^[9-12]。前两种方法虽然能够得到良好的技术指标,但尚未考虑实际作战需求,例如,在目标跟踪过程中,通过前两种方法可以得到较好的目标跟踪精度,但在不考虑发射导弹击中目标的情况下,若目标可能出现的位置分布在雷达波束范围内,即使目标跟踪

精度较差,雷达波束也能探测到目标,此时,考虑目标跟踪精度失去了实际意义。而第三种方法紧密贴合作战任务建模,在考虑目标跟踪精度的基础上,进一步将不同跟踪效果产生的损失考虑到模型当中,以风险理论建模,使模型更具有实际意义,成为近几年学者关注的重点^[13]。此外,进行传感器调度时必须紧密结合具体的作战任务,在不同作战任务的要求下,建立的传感器调度模型必然不同。

针对以上问题,本文提出一种面向作战任务的最小风险传感器调度方法。首先建立一般框架下的传感器风险管理模型,然后结合目标跟踪、目标识别、目标威胁等级评估三种不同作战任务将传感器风险管理模型具体化,接着针对模型求解提出改进人工蜂群算法,最后通过仿真验证证明模型和算法的有效性。

* 收稿日期:2018-10-31

基金项目:国家部委基金资助项目(012015012600A2203)

作者简介:单甘霖(1962—),男,江苏南通人,教授,博士,博士生导师,E-mail:shanganlin@163.com

1 问题分析与建模

风险定义为不确定事件发生的概率与该事件造成的损失之积。以最小风险为原则建立传感器调度目标函数。当传感器 s^i 对目标 t^j 进行探测时,风险值记为 $R^{i,j} = r_s^{i,j} + r_t^{i,j} = c_s^i \cdot p_s^i + r_t^{i,j}$,其中: $r_s^{i,j}$ 为传感器损耗风险,当传感器为主动传感器时,其为辐射被截获风险; c_s^i 为传感器辐射被截获造成的损失; p_s^i 为传感器在一个量测周期内发射电磁波被截获的概率^[14]; $r_t^{i,j}$ 为目标探测风险,计算方法根据探测任务不同有所区别。

当用 m 个传感器对 n 个目标($m \geq n$) 进行探测时,在 k 时刻的传感器调度方案为 $m \times n$ 的 $0-1$ 矩阵 \mathbf{U}_k ,其中,当第 i 行第 j 列元素 $u_k^{i,j} = 1$ 时,表示传感器 s^i 在 k 时刻对目标 t^j 探测;当 $u_k^{i,j} = 0$ 时,表示传感器 s^i 在 k 时刻不对目标 t^j 探测。在传感器调度过程中,其目标函数是使传感器网络对目标探测的风险值最小,即有:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n u_k^{i,j} R_k^{i,j} \quad (1)$$

约束条件为:① 每个目标均被 1 个传感器探测,即 $\sum_{i=1}^m u_k^{i,j} = 1$;② 同一个传感器最多在同一时刻跟踪 1 个目标,即有 $\sum_{j=1}^n u_k^{i,j} \leq 1$ 。

2 面向探测任务的传感器资源调度

2.1 面向目标跟踪的传感器资源调度

2.1.1 目标跟踪模型

目标在 k 时刻运动状态为 $\mathbf{X}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k,$

$$\dot{y}_k]^T, \text{状态转移矩阵为 } \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{其中 } T$$

为采样时间。在 $k+1$ 时刻,目标的状态为 $\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{W}$,其中 \mathbf{W} 为过程演化噪声,各分量服从均值为 0、协方差矩阵为 \mathbf{Q} 的高斯分布,有 $\mathbf{Q} =$

$$\begin{bmatrix} T^4/(4\sigma_x^2) & T^3/(2\sigma_x^2) & 0 & 0 \\ T^3/(2\sigma_x^2) & T^2/\sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^4/(4\sigma_y^2) & T^3/(2\sigma_y^2) \\ 0 & 0 & T^3/(2\sigma_y^2) & T^2/\sigma_y^2 \end{bmatrix},$$

其中 σ_x, σ_y 为噪声的功率谱密度,本文取 $\sigma_x = \sigma_y = 1$ 。

在 $k+1$ 时刻传感器对目标的观测值为 $\mathbf{Y}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_{k+1}) + \mathbf{V}_k$,其中: \mathbf{V}_k 为观测噪声,各分

量服从均值为 0 的高斯分布; $\mathbf{R}_k = \text{diag}((\sigma_r^r)^2, (\sigma_k^\alpha)^2)$ 为其协方差矩阵, r 代表距离, α 代表方位角; $\mathbf{h}(\mathbf{X}_{k+1}) = [d_{k+1}, \alpha_{k+1}]^T$,其中 $d_{k+1} = \sqrt{(x_{k+1} - x_0)^2 + (y_{k+1} - y_0)^2}$ 为传感器与目标之间的距离, $\alpha_{k+1} = \arctan \frac{x_{k+1} - x_0}{y_{k+1} - y_0}$ 为目标方位角, (x_0, y_0) 为传感器坐标。

采用扩展卡尔曼滤波对目标状态进行估计,有:

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{X}}_{k+1|k} = \mathbf{F} \hat{\mathbf{X}}_{k|k} \\ \bar{\mathbf{P}}_{k+1|k} = \mathbf{F} \hat{\mathbf{P}}_{k|k} \mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_k \\ \mathbf{K}_k = \bar{\mathbf{P}}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} = \bar{\mathbf{X}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_k [\mathbf{Y}_{k+1} - \mathbf{h}(\bar{\mathbf{X}}_{k+1|k})] \\ \hat{\mathbf{P}}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \bar{\mathbf{P}}_{k+1|k} \end{cases} \quad (2)$$

其中, \mathbf{P} 为协方差矩阵, \mathbf{H} 为观测矩阵, \mathbf{Y} 为观测值, \mathbf{K} 为卡尔曼增益。

通过对观测方差线性化,采用一阶扩展卡尔曼滤波,有 $\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{X}_k}$,可得:

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \frac{\Delta x}{L} & 0 & \frac{\Delta y}{L} & 0 \\ -\frac{\Delta y}{L^2} & 0 & \frac{\Delta x}{L^2} & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $\Delta x = x_{k+1|k} - x_0$, $\Delta y = y_{k+1|k} - y_0$, $L = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2}$ 。

2.1.2 目标丢失概率模型

在目标跟踪过程中,目标丢失概率与目标检测概率以及目标状态估计的准确性有关^[15]。通过卡尔曼滤波得到的目标状态服从 $N(\hat{\mathbf{X}}_{k|k}, \hat{\mathbf{P}}_{k|k})$ 分布,假定传感器在跟踪目标过程中,波束 *beam* 的中心对准 $(\hat{x}_{k|k}, \hat{y}_{k|k})$,在传感器探测区域内,目标丢失概率为:

$$p_{\text{miss}} = 1 - \iint_{\Omega} f(x, y) dx dy \quad (4)$$

$$f(x, y) \sim N(\hat{\mathbf{X}}_{k|k}, \hat{\mathbf{P}}_{k|k}) \quad (5)$$

式中, Ω 为波束 *beam* 照射区域。

2.1.3 目标丢失风险

在传感器对目标进行跟踪过程中,目标探测风险 $r_{t,k}^{i,j}$ 为目标丢失风险,其计算方法为 $r_{t,k}^{i,j} = p_{\text{miss},k}^{i,j} c^j$,其中, $p_{\text{miss},k}^{i,j}$ 为目标丢失概率, c^j 为跟踪目标 t^j 丢失后造成的损失。 c^j 通常由目标的类型决定,当为假目标时,无损失;当为侦察机时,损失

较小;当为战斗机时,损失较大。

2.2 面向目标识别的传感器资源调度

2.2.1 目标识别模型

假定敌方来袭目标类型共有 3 种,即假目标(1)、侦察机(2)和战斗机(3)。目标的类型状态为 $\mathbf{X}_{\text{class}} = [x_{\text{class}}(1), x_{\text{class}}(2), x_{\text{class}}(3)]^T$,其中,第 J 个元素 $x_{\text{class}}(J) = P(\text{class} = J)$ 表示目标类型为第 J 类的概率。传感器对目标类型的观测矩阵

$$\text{为 } 3 \times 3 \text{ 的 } \mathbf{CC} = \begin{bmatrix} cc_{11} & cc_{12} & cc_{13} \\ cc_{21} & cc_{22} & cc_{23} \\ cc_{31} & cc_{32} & cc_{33} \end{bmatrix}, \text{ 其中,第 } i \text{ 行}$$

第 j 列个元素 $cc_{ij} = P(M = j | J = i)$ 表示目标的真实类型 J 为 i 而观测类型 M 为 j 的概率。

在 k 时刻,对目标类型状态估计为 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{class},k} = [\hat{x}_{\text{class},k}(1), \hat{x}_{\text{class},k}(2), \hat{x}_{\text{class},k}(3)]^T$ 。

在 $k + 1$ 时刻,传感器对目标类型的类型进行观测,得到观测值 $O_{\text{class},k+1} = M$ 后,根据贝叶斯公式,传感器对目标类型状态估计为 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{class},k+1} = [\hat{x}_{\text{class},k+1}(1), \hat{x}_{\text{class},k+1}(2), \hat{x}_{\text{class},k+1}(3)]^T$,其中各个元素根据观测值更新方式为:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{\text{class},k+1}(J) &= \hat{P}_{\text{class},k+1}(\text{class} = J) \\ &= \frac{P(\text{class} = J, O_{\text{class},k+1} = M)}{P(O_{\text{class},k+1} = M)} \\ &= \frac{P(O_{\text{class},k+1} = M | \text{class} = J) \hat{P}_{\text{class},k}(\text{class} = J)}{\sum_{K=1}^3 P(O_{\text{class},k+1} = M | \text{class} = K) \hat{P}_{\text{class},k}(\text{class} = K)} \end{aligned} \tag{6}$$

2.2.2 目标识别错误风险

设矩阵 $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & 0 & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & 0 \end{bmatrix}$ 为代价矩阵,其

中, \mathbf{C} 的行表示目标的真实类型,列表示估计值, c_{fg} 表示当目标真实类型为 f 而估计类型为 g 时造成的损失。在 $k + 1$ 时刻,当将目标的类型估计为 $\hat{\theta}_{k+1}^{i,j} = g$ 时,对应的风险值为 $r_{1,k+1}^{i,j}(g) = \sum_{f=1}^2 c_{fg} \hat{x}_{\text{class},k+1}^{i,j}(f)$ 。将对目标的识别风险定义为 $r_{1,k+1}^{i,j} = \min \{ r_{1,k+1}^{i,j}(1), r_{1,k+1}^{i,j}(2), r_{1,k+1}^{i,j}(3) \}$,将目标的类型判定为 $\hat{\theta}_{k+1}^{i,j} = \text{arg}r_{1,k+1}^{i,j}$ 。

2.3 面向目标威胁等级评估的传感器资源调度

2.3.1 基于隐马尔科夫理论的目标威胁等级模型

在对目标威胁进行评估的过程中,通常用目标

威胁度衡量目标威胁等级,但目标威胁度不能直接量测,一般为关于目标速度、位置、类型等的函数^[16],而由于目标运动量测误差和模型误差,采用此方法得到的威胁度值通常存在一定误差。针对此问题,本文基于隐马尔科夫模型^[17]建立目标威胁等级模型,以此避免量测误差和模型误差。目标威胁度等级定义为 1(低等威胁)、2(中等威胁)和 3(高等威胁),威胁度 θ 大小用威胁度等级信息状态矩阵 \mathbf{E} 表征,在 k 时刻,有 $\mathbf{E}_k = [e_k(1), e_k(2), e_k(3)]^T$,其中, $e_k(i) = P(\theta_k = i)$ 。速度 v 分为 1(低)、2(中)、3(高)三类,距离 d 分为 1(近距离)、2(中等距离)、3(远距离)三类,攻击性 c 分为 1(弱,假目标)、2(中,侦察机)、3(强,战斗机)三类。

在 k 时刻,目标的威胁等级按照状态转移矩阵 3×3 的 \mathbf{A} 进行转移,其中 $a^{i,j} = P(e_{k+1} = j | e_k = i)$ 为 k 时刻目标威胁等级状态 $e_k = i$ 而 $k + 1$ 时刻 $e_{k+1} = j$ 的概率。

在 $k + 1$ 时刻,设观测值为 $o_{k+1}^w, w \in \{v, d, c\}$ 。对于目标的速度、距离及类型,其观测矩阵分别为 3×3 的矩阵 $\mathbf{B}^v = \{B_1^v, B_2^v, B_3^v\}$ 、 $\mathbf{B}^d = \{B_1^d, B_2^d, B_3^d\}$ 及 $\mathbf{B}^c = \{B_1^c, B_2^c, B_3^c\}$,其中 $b_{i,j,l}^w = P(o_{k+1}^w = l | e_k = i, e_{k+1} = j)$ 为在 k 时刻目标威胁等级状态 $e_k = i$ 而在 $k + 1$ 时刻目标威胁等级状态 $e_{k+1} = j$ 观测值 $o_{k+1}^w = l$ 的概率。

根据以上模型,给出 $k = 0$ 初始时刻目标威胁度的信息状态值 $\mathbf{E}_0, k + 1$ 时刻目标的威胁度信念状态可以通过如下方法进行估计:

1) 预测。在 k 时刻,对目标威胁度等级信息状态的估计为 $\hat{\mathbf{E}}_{k|k} = [\hat{e}_{k|k}(1), \hat{e}_{k|k}(2), \hat{e}_{k|k}(3)]^T$,其中 $\hat{e}_{k|k}(i) = P(\hat{\theta}_{k|k} = i | O_{1:k}^v, O_{1:k}^d, O_{1:k}^c)$, $O_{1:k}^v, O_{1:k}^d, O_{1:k}^c$ 分别为 $1:k$ 时间序列内速度、距离、攻击性的观测值。在 k 时刻尚未得到目标在 $k + 1$ 时刻关于目标的观测值,根据式(7)对目标在 $k + 1$ 时刻的威胁度信念状态进行预测:
$$\hat{\mathbf{E}}_{k+1|k} = [\hat{e}_{k+1|k}(1), \hat{e}_{k+1|k}(2), \hat{e}_{k+1|k}(3)]^T = \left[\sum_{i=1}^3 \hat{e}_{k|k}(1) a^{i,1}, \sum_{i=1}^3 \hat{e}_{k|k}(2) a^{i,2}, \sum_{i=1}^3 \hat{e}_{k|k}(3) a^{i,3} \right]^T \tag{7}$$

2) 校正。在 $k + 1$ 时刻,若得到目标的观测值 $o_{k+1}^v, o_{k+1}^d, o_{k+1}^c$ 后,根据贝叶斯公式、全概率公式及一阶马尔科夫理论,对于 $\hat{\mathbf{E}}_{k+1|k+1} = [\hat{e}_{k+1|k+1}(1), \hat{e}_{k+1|k+1}(2), \hat{e}_{k+1|k+1}(3)]^T$,有:

$$\hat{e}_{k+1|k+1}(j) = P(\hat{\theta}_{k+1|k+1} = j | \hat{e}_{k|k}, O_{1:k+1}^v, O_{1:k+1}^d, O_{1:k+1}^c)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^3 \hat{\theta}_{k|k}(i) a^{i,j} b_{i,j,o_{k+1}^v}^v b_{i,j,o_{k+1}^d}^d b_{i,j,o_{k+1}^c}^c}{\sum_{i=1}^3 \sum_{m=1}^3 \hat{\theta}_{k|k}(i) a^{i,m} b_{i,m,o_{k+1}^v}^v b_{i,m,o_{k+1}^d}^d b_{i,m,o_{k+1}^c}^c} \quad (8)$$

2.3.2 目标威胁等级评估错误风险

$$\text{设代价矩阵 } \mathbf{CM} = \begin{bmatrix} 0 & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & 0 & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & 0 \end{bmatrix}, \text{ 其中, } \mathbf{CM}$$

的行表示目标的真实威胁等级的值,列表示估计值, c_{fg} 表示当威胁等级的真实值为 f 而估计值为 g 时造成的损失。根据传感器 s^i 的观测来评估目标 t^j 的威胁等级,将目标的威胁等级判断为 $\hat{\theta}_{k+1|k+1}^{i,j} = g$,则产生的平均风险值为 $r_{i,k+1}^{i,j}(g) = \sum_{f=1}^3 c_{fg} \hat{\theta}_{k+1|k+1}(f)$,对目标探测的风险值为 $r_{i,k+1}^{i,j} = \min\{r_{i,k+1}^{i,j}(1), r_{i,k+1}^{i,j}(2), r_{i,k+1}^{i,j}(3)\}$,则最终将目标的威胁等级判定为 $\hat{\theta}_{k+1}^{i,j} = \arg r_{i,k+1}^{i,j}$ 。

3 人工蜂群算法

人工蜂群算法是由土耳其学者 Karaboga 于 2005 年提出^[18],具有操作简单、控制参数少、算法易实现等特点,其缺点是易陷入局部最优解。对此,本文提出改进人工蜂群算法。当采用蜂群算法求解传感器调度方案时,一个蜜源即一种传感器调度方案,由于该调度方案为 0-1 矩阵,在蜜源周围搜索时,产生新蜜源的方式可以看作是以该调度矩阵为基础生成新矩阵,且新矩阵与原有矩阵之间仅有少数元素不同,适应度为与“传感器调度目标函数”相关的函数。

3.1 基本人工蜂群算法

在基本人工蜂群算法中的公式如下所示。

1) 蜜源生成公式为:

$$\mathbf{U} = \mathbf{U}_{\min} + (\mathbf{U}_{\max} - \mathbf{U}_{\min}) \text{rand} \quad (9)$$

式中, \mathbf{U} 为可行解, \mathbf{U}_{\min} 为可行解极小值, \mathbf{U}_{\max} 为可行解极大值, $\text{rand} \in [0,1]$ 为任一随机数。

2) 蜜源搜索公式为:

$$\mathbf{V} = \mathbf{U}_o + (\mathbf{U}_o - \mathbf{U}_{\text{near}}) \varphi \quad (10)$$

式中, \mathbf{V} 为被搜索的蜜源, \mathbf{U}_o 为当前所在蜜源, \mathbf{U}_{near} 为临近蜜源, $\varphi \in [-1,1]$ 为任一随机数。

3) 蜜源适应度计算公式为:

$$F(\mathbf{U}_o) = \frac{1}{1 + F_1(\mathbf{U}_o)}, F_1(\mathbf{U}_o) \geq 0 \quad (11)$$

式中, $F(\mathbf{U}_o)$ 为蜜源 \mathbf{U}_o 适应度值, $F_1(\mathbf{U}_o)$ 为 \mathbf{U}_o 目标函数值。

4) 跟随蜂按照轮盘赌选择引领蜂,有:

$$P(\mathbf{U}_o) = \frac{F(\mathbf{U}_o)}{\sum_{i=1}^S F(\mathbf{U}_o^i)} \quad (12)$$

式中, $P(\mathbf{U}_o)$ 为蜜源 \mathbf{U}_o 被选概率, S 为蜜源个数。

蜜蜂的种类共分为三种,即引领蜂、跟随蜂、侦察蜂,各种蜜蜂的职能及算法步骤如下所示。

Step1:按照式(9)随机生成 M 个蜜源。

Step2:蜜源对应 M 个引领蜂, M 个引领蜂按照式(10)对蜜源进行搜索并按照贪婪原则更新。

Step3:引领蜂对 M_1 个跟随蜂进行招募,跟随蜂按式(11)、式(12)选择引领蜂,按照式(10)搜索并按照贪婪原则更新蜜源。

Step4:蜜蜂在同一个蜜源搜索达到 top 次时,蜜源质量依然未改善,则该处引领蜂变为侦察蜂,放弃现有蜜源,引领蜂按照式(9)生成新蜜源。

Step5:判断算法是否满足终止条件,若满足,则终止,输出最优解;若不满足,则回到 Step2。

3.2 改进人工蜂群算法

为改善基本人工蜂群算法的寻优能力,提出两点改进措施:

1) 用混沌理论对算法初始化。将混沌思想和反向学习思想用在可行解生成过程当中,在生成蜜源时采用混沌反向解策略,初始化蜜源过程中采用正弦迭代公式:

$$ch_{number+1} = \sin(\pi ch_{number}) \quad (13)$$

$$\mathbf{U} = \mathbf{U}_{\min} + (\mathbf{U}_{\max} - \mathbf{U}_{\min}) ch_{number} \quad (14)$$

其中, $ch_{number} \in (0,1)$, $number = 1,2,\dots,number_{\max}$ 为迭代计数器, $number_{\max}$ 为混沌迭代最大次数。

在反向学习中, \mathbf{U} 的反向粒子为 $\tilde{\mathbf{U}}$,每个粒子中各个元素取相反数,得到反向种群。在算法初始化(Step1)当中,同时生成 M 个正向粒子和反向粒子,取最优的 M 个粒子作为初始蜜源。通过此措施,混沌状态下的正向解和反向解组合匹配,在全局解中进行初次最优筛选,从而提高算法全局搜索能力和计算速度。

2) 按照双向轮盘赌方式选择引领蜂。在选择引领蜂(Step3)时,除 M_1 个跟随蜂按照式(11)、式(12)选择引领蜂外,同时另有 M_1 个跟随蜂按照式(15)、式(16)选择引领蜂:

$$F'(\mathbf{U}_o) = \frac{1}{1 + 1/F_1(\mathbf{U}_o)}, F_1(\mathbf{U}_o) \geq 0 \quad (15)$$

$$P'(\mathbf{U}_o) = \frac{F'(\mathbf{U}_o)}{\sum_{i=1}^S F'(\mathbf{U}_o^i)} \quad (16)$$

通过此措施,种群朝极大、极小两个方向进化,保

由图2可知,与粒子群算法和遗传算法相比,基本人工蜂群算法虽然收敛速度较快,但易陷入局部最优解;而改进人工蜂群算法具有较快的收敛速度和较高的求解质量,能够顺利跳出局部最优解。采用改进人工蜂群算法计算传感器—目标配对方案,最终系统风险值为2.51,传感器与目标的对应关系为: s^5-t^1 、 s^4-t^2 、 s^1-t^3 、 s^7-t^4 、 s^6-t^5 、 s^2-t^6 。

4.1.2 目标跟踪过程仿真

比较经典的传感器管理方法为基于协方差矩阵的传感器管理方法与基于信息论的传感器管理方法,本文分别选取基于跟踪精度控制的传感器管理方法(简称跟踪精度控制)和基于 Rényi 矩阵的传感器管理方法(简称信息增益控制)与基于风险值的传感器调度方法对比。将跟踪精度定义为定几何精度衰减因子的负数,有 $pl = -\sqrt{\text{Tr}(\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k+1})}$,目标函数是使传感器对目标跟踪后的跟踪精度值最小。目标跟踪前后协方差矩阵信息增益为:

$$D(\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k+1} \parallel \hat{\mathbf{P}}_{k|k}) = \frac{1}{2(\alpha-1)} \ln \frac{|\hat{\mathbf{P}}_{k|k}|^\alpha |\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k+1}|^{1-\alpha}}{|\alpha|\hat{\mathbf{P}}_{k|k}| + (1-\alpha)|\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k+1}|}$$

$$\frac{\alpha}{2} (\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k})^T [\alpha\hat{\mathbf{P}}_{k|k} + (1-\alpha)\hat{\mathbf{P}}_{k+1|k+1}]^{-1} \cdot (\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k})$$

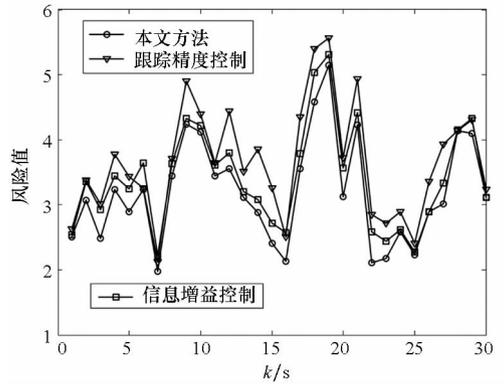
取 $\alpha=0.5$,目标函数是使传感器对目标跟踪后的信息增量最大。

分别采用本文提出的改进人工蜂群算法计算三种传感器管理方法生成的传感器管理方案对应的风险值以及目标跟踪精度,取30s,其跟踪过程如图3所示。由图3(a)可知,通过本文传感器管理方法对目标进行跟踪,整个过程风险值最低;由图3(b)、图3(c)可知,本文方法得到的目标跟踪精度值高于跟踪精度控制以及信息增益控制得到的跟踪精度值,但目标丢失概率却与其他两种方法相差不大,其原因是,即使目标跟踪精度较差,但目标可能分布的位置在雷达波束照射范围内,目标的丢失概率依旧较低。

4.2 面向目标识别任务的传感器资源调度

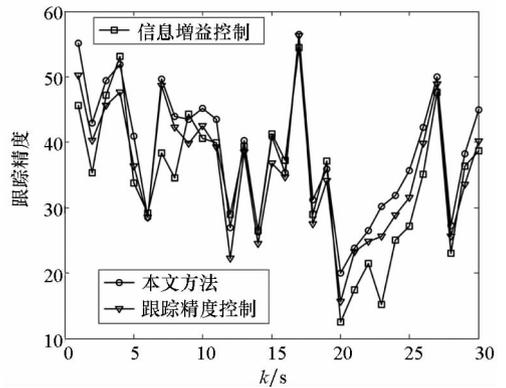
4.2.1 多传感器—多目标配对仿真

在 $k=0$ 时刻,分别采用基本人工蜂群算法、改进人工蜂群算法、粒子群算法、遗传算法计算面向目标识别任务的多传感器—多目标分配方案,进行50次蒙特卡洛实验,取平均值,其计算过程



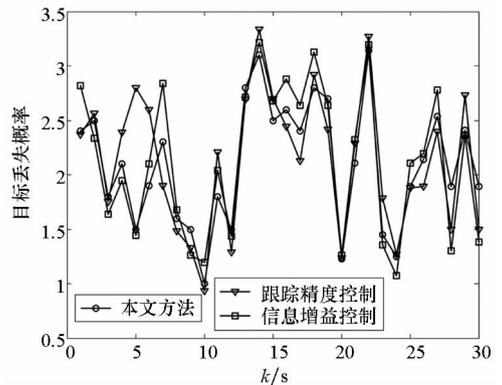
(a) 风险值随时间变化

(a) Curves of the risk value varying with time



(b) 跟踪精度随时间的变化

(b) Changes of tracking precision value varying with time



(c) 目标丢失概率

(c) Target tracking loss probabilities

图3 不同方法对比

Fig. 3 Comparisons of different methods

如图4所示。由图4可知,改进人工蜂群算法在计算面向目标识别任务时的传感器—目标配对方案时依然具有先进性。最终系统风险值为3.23,传感器与目标的对应关系为: s^6-t^1 、 s^3-t^2 、 s^4-t^3 、 s^1-t^4 、 s^2-t^5 、 s^8-t^6 。

4.2.2 目标识别过程仿真

采用本文提出的改进人工蜂群算法计算各个时刻风险值,并以目标 t^1 、 t^2 为例记录每个目标各

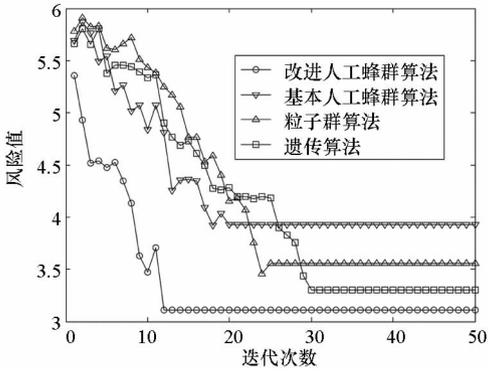
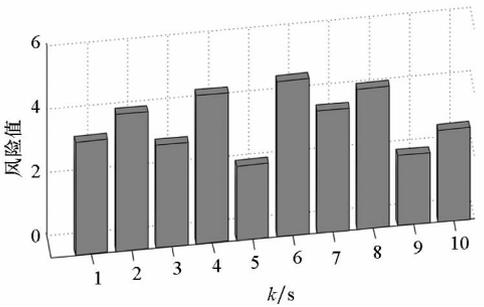


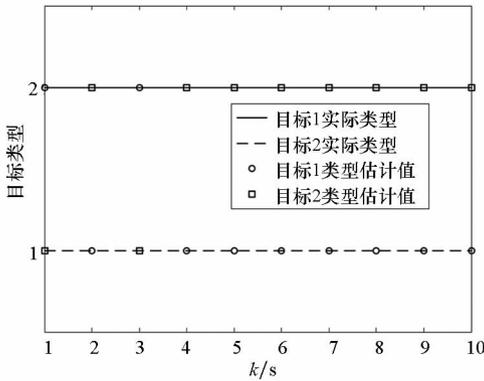
图 4 目标识别过程中算法迭代过程
Fig. 4 Computing process of algorithms in target identification

个时刻的类型观测值、估计值,取 10 s,其跟踪过程如图 5 所示。



(a) 风险值随时间变化曲线

(a) Curves of the risk value varying with time



(b) 目标类型估计

(b) Estimations of target' classification

图 5 目标识别过程

Fig. 5 Process of target recognition

由图 5 可知,传感器对目标类型估计在初始时刻存在一定误差,但随着量测的增多,估计值趋于准确。由于目标类型属性为一个定值,没必要在整个目标探测过程中对目标一直保持识别,当对目标种类作出准确判断后即可停止识别。

4.3 面向目标威胁等级评估的传感器资源调度

4.3.1 多传感器—多目标配对仿真

在 $k=0$ 时刻,分别采用基本人工蜂群算法、

改进人工蜂群算法、粒子群算法、遗传算法计算面向目标威胁等级评估任务的多传感器—多目标分配方案,进行 50 次蒙特卡洛实验,取平均值,其计算过程如图 6 所示。

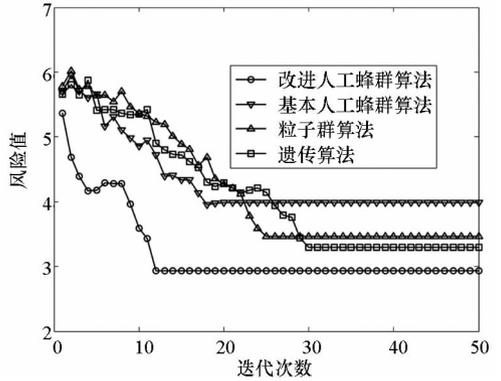


图 6 目标威胁等级评估过程中算法迭代过程

Fig. 6 Computing process of algorithms in assessing the threat level of targets

由图 6 可知,改进人工蜂群算法在计算面向目标威胁等级评估任务时的传感器—目标配对方案时性能较优。最终系统风险值为 2.89,传感器与目标的对应关系为: $s^5-t^1, s^4-t^2, s^3-t^3, s^7-t^4, s^8-t^5, s^1-t^6$ 。

此外,图 2、图 4、图 6 表明,当对目标的探测任务不相同,所求得的最优传感器—目标配对方案也不相同,传感器在进行调度时必须结合具体的作战任务。

4.3.2 目标威胁等级评估过程仿真

在文献 [16] 中,通过公式 $f_{TSM}(\mathbf{X}_k) = \exp\left(\frac{-d^2}{2(1 - \frac{\theta(\mathbf{p}, \dot{\mathbf{p}})}{\pi})(k_0 \|\dot{\mathbf{p}}\| + m_0)^2}\right) \in (0, 1)$ 来表征目标威胁度的大小,其中, \mathbf{X}_k 为目标运动状态, $\mathbf{p}, \dot{\mathbf{p}}$ 分别为位置矢量和速度矢量, d 为目标与我方防御中心的距离, $\theta(\mathbf{p}, \dot{\mathbf{p}})$ 为目标航向角,即速度矢量和位置矢量的夹角, $k_0 = 1, m_0 = 100$ 为常数。当 $f_{TSM}(\mathbf{X}_k) \in (0, 1/3]$ 时,威胁等级对应为“1”;当 $f_{TSM}(\mathbf{X}_k) \in (1/3, 2/3]$ 时,威胁等级对应为“2”;当 $f_{TSM}(\mathbf{X}_k) \in (2/3, 1)$ 时,威胁等级对应为“3”。

以目标 t^3 为例,比较文献 [16] 与本文威胁评估方法的不同。在 $0 \sim 100$ s 内,目标威胁等级和威胁度随时间的变化如图 7 所示。

由图 7 可知,由于目标运动状态估计值服从 $N(\hat{\mathbf{X}}_k | k, \hat{\mathbf{P}}_k | k)$ 分布,采用关于目标运动状态的威胁度模型计算出的威胁度值实际上也应服从某种分布,而不是一个精确的值。此时,采用运动状态估计均值计算出的威胁度估计值必定与真实值存

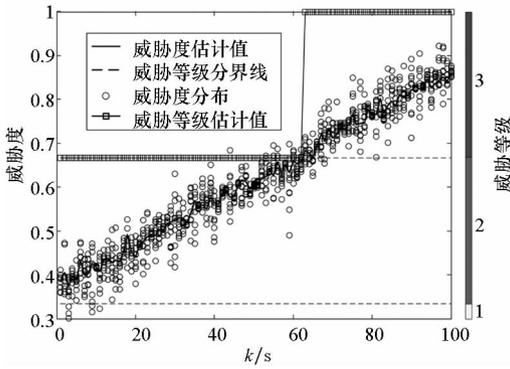


图7 威胁评估方法对比

Fig.7 Comparisons of different threat-estimation methods

在一定误差,当误差较大时,对目标的威胁性判断就会不准确,此外,文献[16]的模型中明显未考虑目标类型,更增加了威胁度判断的不确定性。而直接采用威胁等级作为判断目标威胁性的标准,能够很大程度上消除这种由量测误差和模型误差造成的估计不准确。并且,在实际作战中,武器系统操作人员在制订武器使用计划时也是以目标威胁等级为参考标准的,即使得到连续的威胁度值,也应转化为离散的威胁等级,采用威胁等级估计更符合实际情况。

5 结论

本文提出了一种基于最小风险的传感器调度方法。首先建立一般框架下的传感器风险管理模型,然后分目标跟踪、目标识别、目标威胁等级评估三种情况将模型具体化。在模型求解过程中,提出基于混沌思想、反向学习思想和双向轮盘赌的改进人工蜂群算法。最后通过仿真实验证明了模型和算法的有效性。较之前研究成果相比,本文与实际情况连续更紧密,但结果的准确性受先验知识的影响,如何获取更准确的先验知识,将是论文进一步的研究方向。此外,基于风险的传感器调度方法也可为传感器资源不足情况下的调度问题提供一条新的解决思路,当传感器个数少于目标个数时,以最小风险为原则应舍弃对威胁度小的目标的跟踪,将传感器用于跟踪威胁度较高的目标,以此减小我方损失,此方法将在今后的实验中进一步论证。

参考文献 (References)

[1] Subedi S, Zhang Y D, Amin M G, et al. Cramer-Rao type bounds for sparsity-aware multi-sensor multi-target tracking[J]. *Signal Processing*, 2018, 145(1): 68–77.

[2] 方德亮, 冉晓旻, 李欧. 一种能量有效的分布式传感器管理算法[J]. *西安电子科技大学学报(自然科学版)*, 2017, 44(2): 171–177.

FANG Deliang, RAN Xiaomin, LI Ou. Energy efficient distributed sensor management algorithm [J]. *Journal of*

Xidian University(Natural Science), 2017, 44(2): 171–177. (in Chinese)

[3] Asghar A B, Jawaid S T, Smith S L. A complete greedy algorithm for infinite-horizon sensor scheduling [J]. *Automatica*, 2017, 81(1): 335–341.

[4] Joshi S, Boyd S. Sensor selection via convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 451–462.

[5] Hoang H G, Vo B N, Vo B T, et al. The Cauchy-Schwarz divergence for Poisson point process[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2015, 61(8): 4475–4485.

[6] Bukal M, Markovic I, Petrovic I. Score matching based assumed density filtering with the von Mises-Fisher distribution [C]//*Proceedings of 20th International Conference on Information Fusion, IEEE*, 2017: 433–438.

[7] Sayin M O, Lin C W, Shirraishi S, et al. Information-driven autonomous intersection control via incentive compatible mechanisms [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(3): 912–924.

[8] Ferri G, Munafò A, LePage K D. An autonomous underwater vehicle data-driven control strategy for target tracking[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2018, 43(2): 323–343.

[9] Martin S. Risk-based sensor resource management for field of view constraint sensor[C]//*Proceedings of 18th International Conference on Information Fusion, IEEE*, 2015: 2041–2048.

[10] Gomes-Borges M, Maltese D, Vanheege P, et al. Sensor management using expected risk reduction approach [C]//*Proceedings of 19th International Conference on Information Fusion, IEEE*, 2016: 2050–2058.

[11] Byrne M, White K, Williams J. Rolling horizon non-myopic scheduling of multifunction radar for search and track [C]//*Proceedings of 19th International Conference on Information Fusion, IEEE*, 2016: 634–642.

[12] Gomes-Borges M, Maltese D, Vanheege P, et al. A risk-based sensor management using random finite sets and POMDP [C]//*Proceedings of 20th International Conference on Information Fusion, IEEE*, 2017: 1588–1596.

[13] Gostar A K, Hoseinnezhad R, Bad-Hadiashar A, et al. Sensor-management for multitarget filters via minimization of posterior dispersion[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(6): 2877–2884.

[14] 刘宏强, 魏贤智, 李飞, 等. 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): 2047–2052.

LIU Hongqiang, WEI Xianzhi, LI Fei, et al. The real time control method of radar single radiation power based on RF stealth at the tracking [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(10): 2047–2052. (in Chinese)

[15] Hare J Z, Gupta S, Wettergren T A. POSE: prediction-based opportunistic sensing for energy efficiency in sensor networks using distributed supervisors [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 48(7): 2114–2127.

[16] 陈辉, 贺忠良, 连峰, 等. 多目标跟踪中基于目标威胁度评估的传感器控制方法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(12): 1–7.

CHEN Hui, HE Zhongliang, LIAN Feng, et al. Threat assessment based sensor control for multi-target tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 1–7. (in Chinese)

[17] Dong S L, Wu Z G, Pan Y J, et al. Hidden-Markov-model-based asynchronous filter design of nonlinear Markov jump systems in continuous-time domain[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(6): 2294–2304.

[18] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. *Computers Engineering Department, Engineering Faculty, Erciyes University*, 2005.