

基于 CRLB 与改进 DPSO 算法的多传感器分配

刘欣怡, 单甘霖, 王一川
(军械工程学院电子与光学工程系, 石家庄 050003)

摘要: 针对地面防空武器系统中多传感器分配问题, 首先研究基于 Cramér-Rao 下限的多传感器跟踪分配模型, 根据目标跟踪过程的特点将 Cramér-Rao 下限引入分配模型, 使得在进行跟踪分配时无需考虑目标跟踪滤波算法的选择, 同时通过细化约束条件使模型更加贴近实际作战情况。利用离散粒子群优化算法求解模型, 通过改进其搜索策略以及惯性权值和加权因子提高算法准确性与时效性, 给出了模型的求解步骤。关联仿真结果表明该分配方法的可行性, 并通过对比算法求解模型验证了改进 DPSO 算法的快速准确性。

关键词: 多传感器管理; 传感器-目标分配; Cramér-Rao 下限; 离散粒子群优化算法

中图分类号: V271.4; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)08-0058-05

Multi-Sensor Assignment Based on CRLB and Improved DPSO Algorithm

LIU Xin-yi, SHAN Gan-lin, WANG Yi-chuan

(Dept. of Electronic and Optical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: A method is proposed based on Cramér-Rao Low Bound for multi-sensor assignment of land-based air defense weapon systems. The Cramér-Rao low bound is introduced into the multi-sensor assignment model according to the characteristics of tracking. Therefore, it needs not to choose target tracking algorithm during assignment, and the model is made more close to actual situation by detailing the constraints. Then, the Discrete Particle Swarm Optimization (DPSO) algorithm is used for calculation. The searching strategy, the inertia weight and learning factor are improved to increase the accuracy and timeliness. Finally, the application example is given and the results show the feasibility of this method and the validity of the improved DPSO algorithm.

Key words: multi-sensor management; sensor-target assignment; Cramér-Rao low bound; DPSO algorithm

0 引言

多传感器分配是根据目标任务需求, 对有限传感器资源进行静态分配, 以获得某种具体度量特性(如检测概率、跟踪精度、识别概率等)的最优值。

现有对多传感器分配问题的解决方法主要有以下3种: 1) 基于协方差控制的方法, 文献[1]利用 Riccati 方程求解协方差讨论多传感器分配问题; 文献[2-3]利用协方差控制思想讨论了基于任务需求的传感器分配方案; 2) 基于信息论的方法, 主要是利用信息增量^[4]、分辨力函数^[5]、Fisher 信息矩阵^[6-7]等信息讨论

不同任务下的传感器分配方案; 3) 基于规划论和智能优化算法的方法。相对于传统的规划算法, 智能优化算法(如蚁群算法^[2]、粒子群算法^[8-9])使得情况较为复杂的多传感器分配问题得到了求解^[10]。基于协方差控制的方法原理简单, 实现方便, 但其协方差的计算不得不考虑滤波算法。Cramér-Rao 下限为最优估计算法所能达到的理论误差下限, 使得分配时无需考虑具体的跟踪滤波算法。本文首先建立基于 Cramér-Rao 下限的多传感器分配模型, 并结合离散粒子群算法研究模型求解问题, 最后通过仿真算例验证本文方法。

1 基于 CRLB 的多传感器分配模型

1.1 问题的描述和一般模型的建立

地面防空武器系统中, 当目标任务需求为跟踪时, 多传感器分配的目的就是寻求在一定约束条件下对来

收稿日期: 2014-02-17

修回日期: 2014-02-24

基金项目: 军内科研项目

作者简介: 刘欣怡(1990—), 女, 重庆人, 硕士生, 研究方向为火控、指控及制导系统理论及应用。

袭目标的综合跟踪性能最好的分配方案。影响多传感器分配的因素主要有以下3个方面:目标优先级、传感器-目标配对效能以及约束条件。

根据地面防空武器系统的特点,可假设某地面防空武器系统来袭目标 m 个,我方共有传感器 n 部,则多传感器分配的一般模型可以描述为^[1]:在一定约束条件下,寻求分配矩阵 \mathbf{X} ,使得多传感器系统的总效能 E_f 最大,即

$$\max E_f = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_i Q_{ij} x_{ij} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_i (\alpha V_{ij} + \beta C_{ij}) x_{ij} \quad (1)$$

式中: p_i 为目标 i 的优先级; \mathbf{X} 为分配矩阵,其元素 x_{ij} 为布尔变量,当传感器 i 与目标 j 配对时, $x_{ij}=1$,否则, $x_{ij}=0$; Q_{ij} 为目标 i 和传感器 j 配对时的效能函数,由价值函数 V_{ij} 和损耗函数 C_{ij} 组成; α, β 为加权系数,满足 $\alpha + \beta = 1$; V_{ij} 一般根据传感器执行的具体任务需求定义,在跟踪任务下, V_{ij} 一般描述为传感器 j 对目标 i 的跟踪精度或者其相应度量; C_{ij} 指配对后给整个多传感器系统乃至我防御阵地带来的损失,主要体现在两个方面:1)只具备单跟踪能力的传感器一旦分配便不能再对其他目标执行任务;2)主动传感器在执行任务时容易受到反辐射导弹袭击,从而造成整个防区生存概率的下降。

1.2 目标跟踪 Cramér-Rao 下限

Cramér-Rao 下限(CRLB)定义为最优估计算法所能达到的理论误差下限。文献[11-12]探讨了基于CRLB的多传感器分配方案并取得了合理的分配结果。本文利用目标跟踪CRLB作为价值函数 V_{ij} ,其主要优势在于:1)CRLB可进行离线计算;2)CRLB不依赖于具体的跟踪算法,为目标跟踪精度的度量提供了一个统一的标准。

目标跟踪过程中状态向量滤波估计的CRLB定义为Fisher信息矩阵 \mathbf{J} 的逆。设 \mathbf{Z} 为量测向量, \mathbf{X} 为被估计的 n 维随机状态向量, $p(\mathbf{Z}, \mathbf{X})$ 为 \mathbf{Z} 和 \mathbf{X} 的联合概率密度函数, $\hat{\mathbf{X}}(\mathbf{Z})$ 为 \mathbf{X} 的无偏估计,则 $\hat{\mathbf{X}}(\mathbf{Z})$ 的CRLB为^[13]

$$E[(\hat{\mathbf{X}}(\mathbf{Z}) - \mathbf{X})(\hat{\mathbf{X}}(\mathbf{Z}) - \mathbf{X})^T] \geq \mathbf{J}^{-1} \quad (2)$$

式中, \mathbf{J} 为Fisher信息矩阵,文献[14]探讨了矩阵 \mathbf{J} 的递推求解算法。当目标模型为线性高斯模型时

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{G}\mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{F} 为状态转移矩阵; \mathbf{H} 为量测矩阵; \mathbf{G} 为噪声矩阵; \mathbf{w}_k 与 \mathbf{v}_k 为统计独立的零均值、方差为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 的高斯白噪声序列。矩阵 \mathbf{J} 的递推公式为

$$\mathbf{J}_{k+1} = (\mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^T + \mathbf{F}\mathbf{J}_k^{-1}\mathbf{F}^T)^{-1} + \mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H} \quad (4)$$

当多部传感器对同一目标进行探测时,有

$$\mathbf{J}_{k+1} = (\mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^T + \mathbf{F}\mathbf{J}_k^{-1}\mathbf{F}^T)^{-1} + \sum_{i=1}^r \mathbf{H}_i^T\mathbf{R}_i^{-1}\mathbf{H}_i \quad (5)$$

式中, r 为跟踪同一目标的传感器数。

1.3 目标分配的约束条件

约束条件的建立实质上反映了客观环境的复杂性,对地面防空武器系统而言,应主要考虑以下4个方面:1)传感器跟踪能力约束,对地面防空系统而言,部分传感器只具有单目标跟踪能力(如炮瞄雷达),而部分传感器具有多目标跟踪能力(如导弹制导雷达);2)参与分配的被跟踪目标数目不能大于防空武器系统的最大跟踪能力;3)每个目标都至少应分配一个传感器,以达到跟踪所有目标的要求;4)目标被执行跟踪容量约束,为了更加精确地跟踪目标,允许多个传感器跟踪一个目标,但是由于敌方干扰、自身通信网络限制等原因,使得传感器与融合中心之间通信受限,采集的数据不能无限增加,本文约束对每个目标分配的传感器数目不多于两个。

1.4 基于CRLB的多传感器分配模型

对地面防空武器系统而言,目标优先级主要根据上级是否指定、是否有攻击意图、攻击何种目标、目标机型等因素综合判断,由于篇幅原因,其计算方式不再具体阐述。结合前文,针对地面防空武器系统,面向目标跟踪任务,建立基于CRLB的多传感器分配模型为

$$\min E_f = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_i (\alpha \|C_{\text{CRLB}}^{ij}\| + \beta a_{ij} c_{ij}) x_{ij} \quad (6)$$

式中: $\|C_{\text{CRLB}}^{ij}\|$ 表示传感器 j 跟踪目标 i 的CRLB; a_{ij} 表示传感器的感知行为^[2],1) $a = 1$ 时,持续测量带来高性能,但代价也高,2) $a = 0$ 时,持续无测量代价低,但估计误差无限; c_{ij} 表示传感器 j 跟踪目标 i 的使用代价。约束条件有以下3个。

1) 传感器最大跟踪能力约束为

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} \leq \eta_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

2) 目标数目约束为

$$m \leq \sum_{j=1}^n \eta_j \quad (8)$$

3) 目标被执行跟踪容量约束为

$$1 \leq \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq 2, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

其中, η_j 表示传感器 j 的最大跟踪能力。

2 基于改进粒子群算法的多传感器分配问题求解

约束条件的复杂化使得模型的求解更加困难,智能优化算法的发展为模型的求解提供了支撑,遗传算法、蚁群算法、粒子群算法等智能优化算法应用广泛,由于篇幅原因,各算法优缺点比较不再阐述。本文主要研究了利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法求解模型,该算法具有计算简单、收敛速度

快、鲁棒性好等优点。

2.1 基本 PSO 算法

利用 PSO 算法解决优化问题,基本原理是假设每一个解都是搜索空间中的一个“粒子”,在每次迭代搜索过程中,粒子通过两个极值进行更新以到达解空间中最优解的位置,更新算式见式(10)。达到最大迭代次数后,整个搜索过程结束,最后输出的 G_{best} 为算法搜索到的优化解。

$$\begin{cases} V_{t+1} = wV_t + c_1(P_{best} - X_t) + c_2(G_{best} - X_t) \\ X_{t+1} = X_t + V_{t+1} \end{cases} \quad (10)$$

式中: X, V 表示粒子的位置和速度矢量;下角标 t 表示第 t 次迭代; w 为惯性权值,影响粒子全局搜索能力与局部搜索能力之间的平衡; c_1 为认知因子,推动粒子向个体极值 P_{best} 位置移动; c_2 为社会因子,推动粒子向全局极值 G_{best} 位置移动。

2.2 粒子编码

PSO 算法最初应用于连续问题求解,后来逐渐应用于离散优化问题,形成离散 PSO (Discrete PSO, DP-SO) 算法。粒子编码反映了 DPSO 中粒子与实际问题的映射关系。根据文献 [11, 15] 中粒子编码的思想,结合本文多传感器分配模型以及约束条件,为求解本文所建立的分配模型提出如下编码方式。

将具有多跟踪能力的传感器视为多个单跟踪能力传感器,设定粒子的维数等于传感器的数目,粒子每一维的取值限定为 $0 \sim m$ 的整数,表示传感器跟踪目标的编号。下面以 $m=3, n=9$ 为例对粒子的位置编码,注意这里 $n=9$ 已经将具有多目标跟踪能力的传感器扩展为多个具有单跟踪能力的传感器。其编码过程如图 1 所示,其中 $q = \max \{2m, n\}$ 。

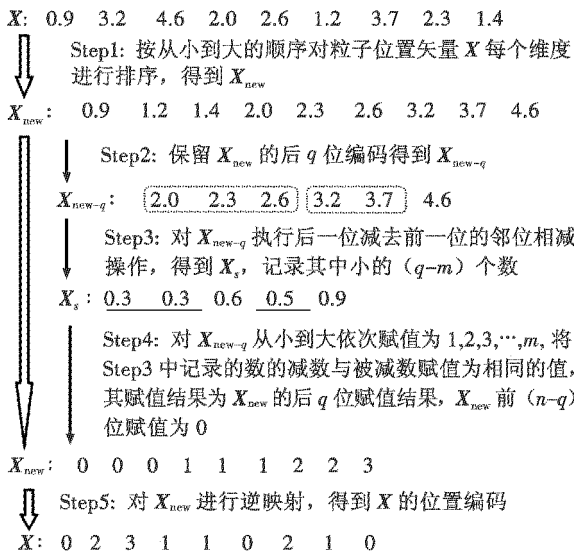


图 1 粒子编码

Fig. 1 Coding of particle

2.3 约束条件处理策略

约束条件 3) 可以看作两个部分: 第一部分为 $1 \leq \sum_{j=1}^n x_{ij}$; 第二部分为 $\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq 2$ 。上文所述编码方式使得约束条件 1)、2) 以及 3) 的第一部分都得到了严格的满足。对于第二部分的处理策略采用惩罚函数法, 将不满足的粒子适应度置为无穷大, 使粒子运动时直接跳过不满足粒子。

2.4 惯性权值和加权因子改进策略

根据 SHI Y 对惯性权值的分析, 本文对惯性权值 w 的改进策略如式(11)所示。该改进策略使整个搜索过程的前期 w 能较长时间保持较大值, 以保证算法具有较高的全局搜索能力和较快的搜索速度, 后期 w 能较长时间地保持较小值, 使算法具有较高的搜索精度。图 2 直观地表示了 w 的变化曲线。

$$w = \begin{cases} \frac{2(w_{min} - w_{max}) \times T^2}{T_{max}^2} + w_{max}, & T \leq \frac{T_{max}}{2} \\ \frac{2(w_{max} - w_{min}) \times (T - T_{max})^2}{T_{max}^2} + w_{min}, & T > \frac{T_{max}}{2} \end{cases} \quad (11)$$

式中: w_{max} 和 w_{min} 分别为惯性权重的最大值和最小值; T 和 T_{max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。

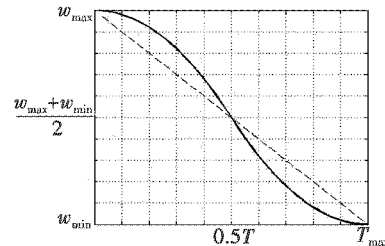


图 2 w 变化曲线

Fig. 2 The curve of w

对加权因子 c_1, c_2 采用改进策略为

$$\begin{cases} c_1 = M \times w + N \\ c_2 = 2 - c_1 \end{cases} \quad (12)$$

学习因子通过惯性权值控制, 这样不仅便于实际应用, 降低复杂度, 也增强了算法进化过程的统一性, 有助于提高算法的时效性以及准确性^[16]。

2.5 局部搜索策略

为解决 PSO 算法早熟收敛问题, 防止陷入局部最优解, 目前, 常用的方法有混沌优化^[17]、领域搜索^[18]等, 其原理都是通过增加粒子群解的多样性, 使算法跳出局部最优解。

本文在每次 DPSO 算法迭代更新后, 对全局极值 G_{best} 采用领域搜索策略进行局部搜索, 目的在于使全局极值 G_{best} 达到局部最优, 从而带领所有粒子向最优解的方向前进, 提高优化算法的性能。本文中领域定义为该向量中任意两个位置交换得到的新向量集合。

3 算法仿真

假设我方为一地面防空武器系统,被跟踪目标数 $m=4$, 记为 T_1, T_2, T_3, T_4 , 其运动模型均为线性高斯模型, 其目标优先级 $p_i = [1/2 \ 1 \ 1/3 \ 1/4]$ 。系统共有跟踪传感器5部 ($n=5$), 记为 S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 , 其中, S_4, S_5 具有多目标跟踪能力, 其最大跟踪目标数为3, 其余传感器只具有单目标跟踪能力。表1为各传感器量测噪声和使用代价。设各传感器同步采样, 采样周期为1s, 采样时间为80s, Monte Carlo 仿真次数为100。

表1 传感器量测噪声和感知代价

Table 1 Parameters of radar measurement noise and cost

传感器	x 标准差/m	y 标准差/m	相关系数	使用代价
S_1	14.1	1.2	0.82	11.5
S_2	13.3	2.1	-0.74	17.9
S_3	12.1	23.1	0.74	6.3
S_4	24.6	11.1	-0.65	8.6
S_5	34.3	36.7	-0.94	9.7

采用不确定性椭球描述传感器精度, 定义为: 对于任意给定的 n 维对称正定方阵 $W > 0$, 与之相对应的不确定性椭球为

$$\text{ellipsoid}(W) = \{x | x^T W^{-1} x \leq 1, x \in \mathbb{R}^n\} \quad (13)$$

绘制各传感器量测精度的不确定性椭球, 如图3所示。椭球面积越小, 该传感器量测精度越高。

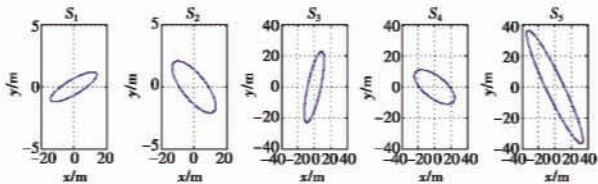


图3 传感器量测精度的不确定性椭球

Fig. 3 Uncertain ellipses of radars

根据式(4)、式(5)可以得到各传感器以及传感器组合对各目标进行跟踪的稳态CRLB。此处给出传感器 S_1, S_3 及传感器组合 $(S_2, S_4), (S_4, S_5)$ 跟踪各个目标的CRLB的迹随时间变化情况, 如图4所示。

为了验证本文改进粒子群算法的时效性与准确性, 现与改进前算法做比较, 算法1为改进粒子群算法, 算法2为仅改进权值的粒子群算法, 算法3为仅改进局部搜索策略的粒子群算法。各算法参数设置如下: 算法1, $w_{\max} = 1.4, w_{\min} = 0.4$, 加权因子 c_1, c_2 取值中的 M, N 通过多次试验取0.5, 0.3; 算法2参数同算法1; 算法3, $w = 0.9, c_1 = 0.8, c_2 = 0.4$ 。仿真中, 假设 $\alpha = 2/3, \beta = 1/3, T_{\max} = 50$ 。

通过仿真, 3种算法最终求得多传感器分配方案相同, 对目标 T_1, T_2, T_3, T_4 分配的传感器分别为 $S_3 \& S_4, S_1, S_2, S_4 \& S_5$, 则分配矩阵 X 为

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

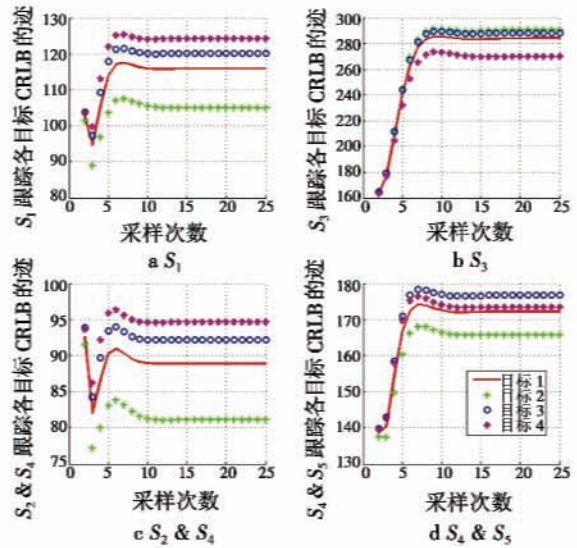


图4 部分传感器跟踪各目标的CRLB的迹变化曲线

Fig. 4 CRLB traces of partial radars in tracking targets

仿真试验重复200次, 3种算法性能比较见表2, 有效次数表示达到最佳分配效能的次数。3种算法每次分配效能的变化曲线如图5所示。

表2 算法性能比较

Table 2 Comparison of different algorithms

	算法1	算法2	算法3
最佳分配效能	0.1020	0.1020	0.1020
最差分配效能	0.1069	0.1248	0.1081
平均耗时/s	0.1164	0.0532	0.2249
有效次数	178	83	165

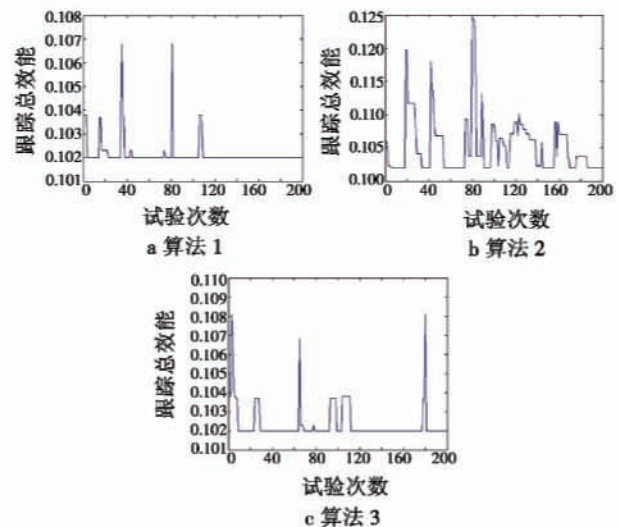


图5 3种算法跟踪总效能优化结果

Fig. 5 The results of overall tracking efficiency

从分配结果上看, 对优先级较高的 T_2 分配了量

测精度最优的传感器 S_i , 其他目标也实现了合理的分配并使得系统跟踪总 CRLB 最小。通过算法性能比较可以看出, 改进的粒子群算法在准确性和时效性上都取得了令人满意的结果。

4 结束语

本文针对地面防空武器系统, 面向目标跟踪任务讨论了多传感器分配问题。建模过程中引入 CRLB 使得进行跟踪分配时无需考虑跟踪滤波算法的选择, 通过细化约束条件, 使模型更加贴近实际作战情况; 结合建立的模型改进粒子群算法进行求解, 仿真结果表明数学模型的可行性和求解方法的快速准确性。

参 考 文 献

- [1] 童俊, 单甘霖. 基于修正 Riccati 方程与 Kuhn-Munkres 算法的多传感器跟踪资源分配[J]. 控制与决策, 2012, 27(5): 747-751.
TONG J, SHAN G L. Study of multi-sensor allocation based on modified Riccati equation and Kuhn-Munkres algorithm[J]. Control and Decision, 2012, 27(5): 747-751.
- [2] 王琳, 于雷, 寇英信. 以任务需求为驱动的多传感器资源管理方法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(9): 1925-1930.
WANG L, YU L, KOU Y X. Multi-sensor resource management method driven by task requirement[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(9): 1925-1930.
- [3] 崔博鑫, 许蕴山, 夏海宝, 等. 基于任务控制的动态多传感器管理方案[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(12): 2473-2478.
CUI B X, XU Y S, XIA H B, et al. Dynamic multi-sensor management algorithm based on task control[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(12): 2473-2478.
- [4] ZHANG Y M, JI Q. Efficient sensor selection for active information fusion[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2010, 40(3): 719-728.
- [5] 胡仁伟, 廖东平, 魏玺章, 等. 基于分辨力的融合目标识别系统中传感器管理方法研究[J]. 电光与控制, 2007, 14(3): 1-4.
HU R W, LIAO D P, WEI X Z, et al. Study on algorithm of sensor management in fusion target recognition system based on discrimination[J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(3): 1-4.
- [6] 张华睿, 杨宏文, 胡卫东, 等. 基于 Fisher 信息距离的传感器管理方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(8): 1587-1591.
ZHANG H R, YANG H W, HU W D, et al. Method for sensor management based on Fisher information distance[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(8): 1587-1591.
- [7] 童俊, 单甘霖. 基于最小 Fisher 信息阵摄动的多传感器管理算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(12): 3182-3186.
TONG J, SHAN G L. Research on multi-sensor management algorithm based on minimal Fisher information matrix perturbation[J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(12): 3182-3186.
- [8] 王博, 盛卫东, 安玮. 基于粒子群优化的传感器管理算法研究[J]. 信号处理, 2009, 25(7): 1135-1140.
WANG B, SHENG W D, AN W. Research on PSO based sensor management algorithms[J]. Signal Processing, 2009, 25(7): 1135-1140.
- [9] 王一川, 单甘霖, 童俊. 基于协同 memtic PSO 算法的传感器-目标分配问题求解[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(5): 1000-1007.
WANG Y C, SHAN G L, TONG J. Solving sensor-target assignment problem based on cooperative memtic PSO algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(5): 1000-1007.
- [10] 孙亚东, 邢昌风, 卢发兴. 一种多约束条件下的分布式多传感器协同规划算法[J]. 指挥控制与仿真, 2012, 34(6): 31-34.
SUN Y D, XING C F, LU F X. Distributed multi-sensor cooperative assignment algorithm in multi-constraint conditions[J]. Command Control & Simulation, 2012, 34(6): 31-34.
- [11] 童俊, 单甘霖. 基于 Cramér-Rao 下限的多传感器跟踪资源协同分配[J]. 宇航学报, 2012, 33(9): 1314-1321.
TONG J, SHAN G L. Multi-sensor tracking resource coordinated allocation based on Cramér-Rao low bound[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(9): 1314-1321.
- [12] 杨小军, 马祥, 宋青松, 等. 基于条件后验克拉美-罗下界的目标跟踪传感器管理[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(5): 543-548.
YANG X J, MA X, SONG Q S, et al. Sensor management for target tracking based on conditional posterior Cramér-Rao low bound[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(5): 543-548.
- [13] 占荣辉, 郁春来. 机动目标跟踪误差 CRLB 计算与分析[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(5): 89-94.
ZHAN R H, YU C L. CRLB calculation and analysis for maneuvering target tracking[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2007, 29(5): 89-94.

- [8] LI Y, BAI B D, ZHANG Y N. Improved particle swarm optimization algorithm for fuzzy multi-class SVM[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21(3): 509-513.
- [9] VAN DEN BERGH F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria: University of Pretoria, 2001.
- [10] DING W P, WANG J D, GUAN Z J. Cooperative extended rough attribute reduction algorithm based on improved PSO[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2011, 23(1): 160-166.
- [11] STIMSON G W. Introduction to airborne radar[M]. 2nd ed. Raleigh, NC, USA: SciTech Publishing, Inc., 1998.
- [12] GRIFFITHS H D, BAKER C J. Passive coherent location radar systems, part 1: Performance prediction[J]. IEE Proc. Radar Sonar Navig, 2005, 150(3): 153-159.
- [13] 路志伟, 李明, 季晓光. 基于传感器协同技术的雷达搜索空域研究[J]. 航空计算技术, 2006, 36(5): 5-8.
- LU Z W, LI M, JI X G. Research on radar searching volume based on multi-sensor cooperation technology[J]. Aeronautical Computing Technique, 2006, 36(5): 5-8.

(上接第 62 页)

- [14] TICHVASKY P, MURAVCHIK C H, NEHORAI A. Posterior Cramér-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 46(5): 1386-1395.
- [15] 杜继永, 张凤鸣. 基于改进粒子群算法的多UCAV任务分配仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(4): 650-655.
- DU J Y, ZHANG F M. Simulation study on task assignment for multi-UCAV based PSO[J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(4): 650-655.
- [16] 赵远东, 方正华. 带有权重函数学习因子的粒子群算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(8): 2265-2268.
- ZHAO Y D, FANG Z H. PSO algorithm with weight function's learning factor[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(8): 2265-2268.
- [17] 高雷卓, 刘旭旺. 基于混沌的弹性粒子群全局优化算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(10): 1545-1548.
- GAO L F, LIU X W. Resilient particle swarm global optimization algorithm based on chaos[J]. Control and Decision, 2009, 24(10): 1545-1548.
- [18] 杨雪榕, 梁加红, 陈凌, 等. 多邻域改进粒子群算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(11): 2453-2458.
- YANG X R, LIANG J H, CHEN L, et al. Multi-neighborhood improved PSO algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(11): 2453-2458.

(上接第 86 页)

务调度是 VMS 的关键技术之一。为了量化处理机故障的风险, 本文综合考虑任务个数、任务等级、任务负载、任务与当前飞行状态关系 4 个因素, 提出了单机风险系数概念, 并以单机风险系数均衡为目标函数, 采用蚁群算法在组合优化方面的独特优势, 设计了算法流程, 获得了较为满意的离线性能和结果。

参考文献

- [1] 高丽, 吴文海, 曲志刚. 飞行器管理系统研究综述[J]. 飞行力学, 2010, 28(3): 1-4.
- GAO L, WU W H, QU Z G. Survey of research for vehicle management systems[J]. Flight Dynamics, 2010, 28(3): 1-4.
- [2] 罗海明, 谢剑斌, 陆志肖. 机电系统综合化控制和管理[J]. 直升机技术, 2010, 1: 62-67.
- LUO H M, XIE J B, LU Z X. Integrated control and management for utility management system[J]. Helicopter Technique, 2010, 1: 62-67.
- [3] HAYRE A, DULL T, MEYN F. The ATF YF-23 vehicle management system[C]//Aerospace Design Conference, Irvine, CA, 1992, doi:10.2514/6.1992-1076.
- [4] MOIR I, SEABRIDGE A G. Management of utility system in the experimental aircraft programmer[J]. Aerospace, 1996, 9: 28-35.
- [5] 左伟, 冯金富, 潘博. 分布式开放实时系统系统调度策略研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(9): 35-39.
- ZUO W, FENG J F, PAN B. Research on scheduling scheme for distributed open real-time system[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(9): 35-39.
- [6] 邓玉芬, 向凤红. 蚁群算法在组合优化中的应用[J]. 电子测量技术, 2007, 30(1): 32-35.
- DENG Y F, XIANG F H. Application of ant colony algorithm in combination and optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2007, 30(1): 32-35.
- [7] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 蚁群算法的研究现状及其展望[J]. 中国工程科学, 2007, 9(2): 98-102.
- DUAN H B, WANG D B, YU X F. Research status and prospect of ant colony algorithm[J]. Engineering Science, 2007, 9(2): 98-102.
- [8] 段海滨. 蚁群算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- DUAN H B. Ant colony algorithm and application[M]. Beijing: Science Press, 2005.