

面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法

乔成林, 单甘霖, 王一川, 刘恒

引用本文:

乔成林, 单甘霖, 王一川, 等. 面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 799–806.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0835>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于非策略Q-学习的网络控制系统最优跟踪控制

Off-policy Q-learning: Optimal tracking control for networked control systems

控制与决策. 2019, 34(11): 2343–2349 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0417>

基于时空渐进特征模型的抗遮挡多目标跟踪

Anti-occlusion multi-target tracking with progressive spatio-temporal feature model

控制与决策. 2019, 34(10): 2171–2177 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0156>

基于尺度自适应均值偏移优化的TLD跟踪算法

A TLD tracking algorithm based on scale-adaptive mean-shift method

控制与决策. 2019, 34(1): 144–150 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1029>

基于HTCPN和隐马尔科夫的网络控制系统模型分析

Model analysis of network control systems based on HTCPN and hidden Markov

控制与决策. 2017, 32(9): 1689–1694 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0512>

基于随机有限集的多扩展目标跟踪研究进展

Development of multiple extended object tracking based on random finite set

控制与决策. 2017, 32(6): 961–966 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1232>

基于图像的双臂模糊自适应轨迹跟踪控制

Image based fuzzy adaptive trajectory tracking control for dual-arm system

控制与决策. 2017, 32(6): 1019–1025 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0558>

考虑信息成功传递概率的多无人机协同目标最优观测与跟踪

Cooperative localization and tracking of multiple targets with the communication-aware unmanned aerial vehicle system

控制与决策. 2016, 31(4): 616–622 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0145>

基于交互式多模型的不敏卡尔曼概率假设密度滤波算法

Unscented Kalman probability hypothesis density filter based on interacting multiple model

控制与决策. 2016, 31(12): 2163–2169 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1332>

面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法

乔成林^{1†}, 单甘霖¹, 王一川², 刘恒³

(1. 陆军工程大学石家庄校区 电子与光学工程系, 石家庄 050003; 2. 国防大学
联合勤务学院, 北京 100858; 3. 中国人民解放军 63870 部队, 陕西 华阴 714200)

摘要: 针对目标检测与跟踪时辐射控制问题, 提出一种面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法. 首先建立基于部分马尔可夫决策过程(POMDP)的目标跟踪与辐射控制模型; 然后以随机分布粒子计算新生目标检测概率, 以后验克拉美-罗下界(PCRLB)预测长时跟踪精度, 以隐马尔可夫模型(HMM)滤波器推导长时辐射代价; 最后构建新生目标检测概率和已有目标跟踪精度约束下辐射控制的长时优化函数, 给出基于贪婪搜索的分支定界算法求解最优调度序列. 仿真结果验证了所提出方法的有效性.

关键词: 传感器调度; 协同检测与跟踪; 部分可观马尔可夫决策过程; 分支定界; 后验克拉美-罗下界
中图分类号: TP212 **文献标志码:** A

Non-myopic scheduling algorithm for multi-sensor collaborative detection and tracking

QIAO Cheng-lin^{1†}, SHAN Gan-lin¹, WANG Yi-chuan², LIU Heng³

(1. Department of Electronic and Optical Engineering, Shijiazhuang Campus of Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China; 2. College of Joint Service, National Defense University, Beijing 100858, China; 3. Unit 63870 of PLA, Huayin 714200, China)

Abstract: In consideration of the radiation control for target detection and tracking, a non-myopic scheduling algorithm for multi-sensor collaborative detection and tracking is proposed. Firstly, the model of target tracking and radiation control is formulated as a partially observable Markov decision process (POMDP). Then, the probability of detecting new targets is calculated by the randomly distributed particles, the non-myopic tracking accuracy is predicted by the posterior carm er-rao lower bound (PCRLB), and the non-myopic radiation cost is derived by the hidden Markov model (HMM) filter. Finally, the non-myopic optimization function of radiation control is set up with the constraints of the new target detection probability and the existing target tracking accuracy. And the optimal scheduling sequence is obtained by the branch and bound algorithm based on greedy search. Simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: sensor scheduling; collaborative detection and tracking; POMDP; branch and bound; PCRLB

0 引言

网络化战争中, 不同位置的传感器能够获得目标不同角度和视野的信息, 从而获得更优的检测与跟踪性能. 然而, 主动传感器探测目标时会向外辐射电磁波, 增加被敌方侦测的风险. 如何在满足任务需求下降低系统辐射风险, 受到了学者的广泛关注及研究. 为了有效控制辐射风险, 其核心在于建立合理的量化模型. 目前, 主要存在 3 种量化模型: 一是“0-1”量化模型(被动传感器辐射代价为 0, 主动传感器辐射代价为 1), 其思想是若满足任务需求, 则调度被动传感器, 否则调度主动传感器^[1-3]; 二是截获概率量化

模型, 根据敌我双方传感器窗函数, 计算其截获概率并取 Shannon 信息熵, 调度传感器使得系统整体截获代价最小^[4-5]; 三是辐射度影响(ELI)量化模型, 该方法无需窗函数信息, 建立基于部分可观马尔可夫决策过程(POMDP)的调度模型, 实现目标跟踪与辐射控制^[6-7]. 上述方法均未考虑目标数量变化, 即没有新生目标产生的情形. 此外, 上述方法大多仅以单步预测信息进行决策且未考虑切换代价, 系统辐射代价仍然较高且存在频繁切换的问题.

文献[8]考虑目标数量变化, 研究了无线传感器网络(WSN)中新生目标检测概率和已有目标跟踪精

收稿日期: 2018-06-19; 修回日期: 2018-10-29.

基金项目: 武器装备预研基金项目(012015012600A2203).

责任编委: 苏为洲.

[†]通讯作者. E-mail: qiaochenglin@126.com.

度平衡问题.在此基础上,考虑大型WSN,文献[9]提出了一种分散式融合系统,有效提高了调度效率.进一步,刘钦等^[10]针对隐身目标,考虑新生目标检测概率需求,构建检测概率约束下已有目标跟踪精度优化函数,并提出二值粒子群优化算法,有效实现了对多目标协同检测与跟踪.然而,该方法为了使目标一直保持低跟踪误差状态,过度地调度雷达资源,容易暴露己方位置.

本文针对上述文献尚未综合考虑目标跟踪中辐射代价和数量变化的问题,研究多传感器协同检测与跟踪中的辐射控制问题,并着重分析长时调度方法性能.首先引入ELI量化传感器辐射代价,构建基于POMDP的目标跟踪与辐射控制模型,综合考虑已有目标跟踪精度、新生目标检测概率、系统辐射代价和切换代价,构建检测和跟踪任务需求下长时目标优化函数;然后依据随机分布粒子计算新生目标检测概率,采用后验克拉美-罗下界(PCRLB)预测目标长时跟踪精度,利用隐马尔可夫模型(HMM)滤波器推导长时辐射代价,提出基于贪婪搜索的分支定界(GS-BB)算法求解最优调度序列;最后,在传感器位置固定和随机场景下,将所提出调度方法与其他已有的几种调度方法进行比较,得出最终结论.

1 问题描述与系统建模

在多目标多传感器协同检测与跟踪过程中,一方面针对空域中已存在目标,考虑其跟踪任务需求,将目标跟踪到相应需求精度;另一方面针对新生目标,考虑其检测任务需求,保证新生目标检测概率.同时主动传感器获得目标信息时向外辐射电磁波,因此本文的目的是满足跟踪与检测任务需求,最小化系统辐射代价,提高生存性能.

1.1 调度动作

考虑包含 N 个主动传感器的系统跟踪多个目标,由于目标新生和消失,其数量是变化的,记为 M_k .定义 k 时刻调度动作为 $\mathbf{a}_k = (\mathbf{a}_k^{m,n})_{M_k \times N}$, $\mathbf{a}_k^{m,n} = 1$ 或 0 表示 $k+1$ 时刻调度或不调度传感器.为了简化分析,假设每个时刻至多有一个新生目标 m_{new} ,其可以被多个传感器检测^[10].进一步,假设每个时刻每个已有目标只能被一个传感器跟踪,每个传感器最多跟踪一个已有目标^[4],则当存在新生目标时,存在

$$\sum_{n=1}^N \mathbf{a}_k^{m_{\text{new}},n} \geq 1, m = m_{\text{new}};$$

$$\sum_{n=1}^N \mathbf{a}_k^{m,n} = 1, m \neq m_{\text{new}};$$

$$\sum_{m=1}^{M_k} \mathbf{a}_k^{m,n} = 1, n = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

1.2 系统状态及状态转移律

定义 k 时刻系统状态 \mathbf{S}_k ,有

$$\mathbf{S}_k = [(\mathbf{X}_k)^T, (\mathbf{E}_k)^T]^T. \quad (2)$$

其中: $\mathbf{X}_k = [(\mathbf{X}_k^1)^T, (\mathbf{X}_k^2)^T, \dots, (\mathbf{X}_k^{M_k})^T]^T$ 为目标状态; $\mathbf{E}_k = [(\mathbf{E}_k^1)^T, (\mathbf{E}_k^2)^T, \dots, (\mathbf{E}_k^N)^T]^T$ 为传感器ELI状态, \mathbf{E}_k^n 表示截止 k 时刻传感器 n 被累积截获的辐射量^[7];上标 T 表示转置操作.

目标状态转移律由其状态方程决定,即

$$\mathbf{X}_{k+1}^m = \mathbf{F}_k^m \mathbf{X}_k^m + \mathbf{v}_k^m, \quad (3)$$

其中 \mathbf{F}_k^m 和 \mathbf{v}_k^m 分别为状态转移矩阵和零均值高斯过程噪声,其协方差矩阵为 \mathbf{Q}^m .

量化ELI状态,记为 $\{1, 2, \dots, N_s\}$,集合中每个值对应其状态真值.依据ELI理论,状态转移律由其转移矩阵 \mathbf{T}_k^n 决定.当调度传感器为 n 时, $\mathbf{T}_k^n = p(\mathbf{E}_{k+1}^n = j | \mathbf{E}_k^n = i, \mathbf{a}_k)$,表示 k 时刻传感器 n 的ELI从 i 转移到 j 的条件概率;否则 $\mathbf{T}_k^n = \mathbf{I}_{N_s}$, \mathbf{I}_{N_s} 为 N_s 维单位矩阵.

1.3 系统观测及观测律

定义 k 时刻系统观测为 \mathbf{Z}_k ,则有

$$\mathbf{Z}_k = [\mathbf{Z}_{X_k}^T, \mathbf{Z}_{E_k}^T]^T. \quad (4)$$

其中: $\mathbf{Z}_{X_k} = [\mathbf{Z}_{X_k^1}^T, \dots, \mathbf{Z}_{X_k^{M_k}}^T]^T$ 为目标量测; $\mathbf{Z}_{E_k} = [\mathbf{Z}_{E_k^1}^T, \dots, \mathbf{Z}_{E_k^N}^T]^T$ 为传感器瞬间观测威胁度.

相似的,目标观测律由其量测方程决定,即

$$\mathbf{Z}_{X_k^m} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k^m) + \omega_k^m, \quad (5)$$

其中 \mathbf{h} 和 ω_k^m 分别为非线性量测方程和零均值高斯白噪声.

量化瞬间观测威胁度,记为 $\{1, 2, \dots, M_s\}$, M_s 表示最大瞬间观测威胁度对应的量化值.依据ELI理论,观测律由一组观测矩阵表示,当调度传感器时,有

$$\mathbf{O}_k^n(l) = o_{i,j,l}^n = p(\mathbf{Z}_{E_k^n} = l | \mathbf{E}_{k-1}^n = i, \mathbf{E}_k^n = j, \mathbf{a}_{k-1}). \quad (6)$$

其中: $l = 1, 2, \dots, M_s$, $o_{i,j,l}^n$ 表示ELI前后状态 i 和 j 时 $\mathbf{Z}_{E_k^n} = l$ 的条件概率.

1.4 系统信念状态

在POMDP模型中,系统状态不完全可观.为了保持对系统状态的持续更新,引入信念状态^[11],由目标信念状态 \mathbf{b}_{X_k} 和ELI信念状态 \mathbf{b}_{E_k} 组成,记为 $\mathbf{b}_k = [\mathbf{b}_{X_k}^T, \mathbf{b}_{E_k}^T]^T$.定义系统初始状态 $(\mathbf{S}_0, \mathbf{p}_0)$,考虑系统历史信息 $(\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_K, \mathbf{a}_0, \dots, \mathbf{a}_{k-1})$,得到

$$\begin{cases} \mathbf{b}_k = p(\mathbf{X}_k, \mathbf{E}_k | \boldsymbol{\eta}_k), \\ \boldsymbol{\eta}_k = (\mathbf{S}_0, \mathbf{p}_0, \mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_K, \mathbf{a}_0, \dots, \mathbf{a}_{k-1}). \end{cases} \quad (7)$$

1.5 目标优化函数

不同的应用场景其性能指标也不同,结合本文实际,引入4种性能指标,即已有目标跟踪精度、新生目标检测概率、系统辐射代价和切换代价,分别表征系统跟踪性能、检测性能、生存性能和稳定性能.假设新生目标建立其航迹需要 τ_s 个时刻,考虑到目标检测及航迹建立的稳定性,检测过程中传感器不切换,则新生目标检测概率和已有目标跟踪精度约束下长时优化函数建立为

$$\begin{aligned} & \mathbf{A}_{k:k+H-1}^{\text{opt}} = \\ & \arg \min_{\mathbf{A}_{k:k+H-1}} \left\{ \delta_{m_{\text{new}}} \sum_{\tau=1}^{\tau_s} \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_{k-1}^{m_{\text{new}},n} \mathbf{V}^T \tilde{\mathbf{b}}_{E_{k+\tau}^n} + \right. \\ & \quad \sum_{m=1, m \neq m_{\text{new}}}^{M_k} \delta_m \sum_{h=1}^H \sum_{n=1}^N [\mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} \mathbf{V}^T \tilde{\mathbf{b}}_{E_{k+h}^n} + \\ & \quad \left. c_s \mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} (\mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} - \mathbf{a}_{k+h-2}^{m,n})^2 \right\}. \quad (8) \\ & \text{s.t. } \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_{k+h-1}^{m_{\text{new}},n} \geq 1, m = m_{\text{new}}; \\ & \quad \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} = 1, m \neq m_{\text{new}}; \\ & \quad \sum_{m=1}^{M_k} \mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} = 1, n = 1, 2, \dots, N; \\ & \quad \tilde{P}_{k+\tau}^{\text{new}} \geq P_d, \tilde{\rho}_{k+h}^m \leq \rho_d, m \neq m_{\text{new}}; \\ & \quad h = 1, 2, \dots, H, \tau = 1, 2, \dots, \tau_s. \end{aligned}$$

其中: $\mathbf{A}_{k:k+H-1} = \{\mathbf{a}_k, \dots, \mathbf{a}_{k+H-1}\}$, H 为决策步长; $\delta_m (m = 1, 2, \dots, M_k)$ 为目标优先级,综合考虑目标距离、速度和航向角,可由文献[12]解析法求解获得(由于新生目标位置的不确定性,假定其优先级最高^[8-10]); $\mathbf{V} = [1, 2, \dots, N_s]^T$ 为列向量; c_s 为传感器切换代价^[13]; P_d 和 ρ_d 分别为任务需求对应的检测概率和精度阈值.

2 问题求解

2.1 新生目标检测概率

在本文场景中,目标新生和消失是随机的,即其位置和时间是不确定的.当监测区域出现新生目标时,系统调度传感器对其进行检测;当目标离开监测区域时,释放其对应的传感器.为此,作出如下假设:1) 新生目标均从边界随机进入监测区域(即它们不会在内部突然“弹出”);2) 每个时刻至多有一个新生目标,且航迹建立时间为 τ_s 个时刻;3) 当目标离开

监测区域时目标消失.

为了获得新生目标检测概率,引入文献[8]的检测模型,将 W 个粒子分布在监测区域边界以代表每个新生目标可能出现的位置.若无先验知识,则粒子均匀分布;否则,粒子非均匀分布.当新生目标从边界上某个点进入监测区域时,进一步计算该目标在监测区域内可能行进的距离 d .假设新生目标在垂直于边界方向上的速度均匀分布在 $[0, V_{\text{max}}]$ 内,则新生目标离边界距离为 d 的概率密度函数为

$$p(d) = \int_0^{V_{\text{max}}} p(d|v)p(v)dv = \frac{1}{V_{\text{max}}T_s} \ln \left(\frac{V_{\text{max}}T_s}{d} \right), \quad (9)$$

其中 T_s 为采样间隔.

由文献[8]可知,传感器 n 对粒子 w 的检测概率为

$$p_k^{\text{new}}(n, w) = p_f^{R^\kappa(n,w)/[R^\kappa(n,w)+S_0R_0^\kappa]}. \quad (10)$$

其中: p_f 为虚警概率, $R(n, w)$ 为传感器 n 与粒子 w 的距离, S_0 为传感器 n 对 R_0 处新生目标的检测信噪比, κ 取值与传感器类型有关^[8,10].

进一步,新生目标检测概率为

$$\tilde{P}_k^{\text{new}} = 1 - \frac{1}{W} \sum_{w=1}^W \prod_{n=1}^N [1 - \mathbf{a}_{k-1}^{m_{\text{new}},n} p_k^{\text{new}}(n, w)]. \quad (11)$$

2.2 已有目标长时精度预测

传感器调度的核心在于“预测”,即根据先验信息预测未来时刻目标状态,进而依据目标函数作出决策.传统的方法中,采用目标运动方程和量测方程预测跟踪精度,这类方法依赖于具体的滤波函数,且单次滤波结果的偏差往往会导致决策的偏差.为此,引入PCRLB^[14],给出基于PCRLB的已有目标长时精度预测方法.

任意 k 时刻,存在

$$\mathbf{E}(\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X}_k)(\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{X}_k)^T \geq \mathbf{J}_k^{-1}. \quad (12)$$

其中: $\mathbf{J}_k = \mathbf{E}\{-\Delta_{\mathbf{X}_k}^{\mathbf{X}_k} \log p(\mathbf{X}_k, \mathbf{Z}_k)\}$ 为Fisher信息矩阵,符号 \mathbf{E} 表示取期望, Δ_x^y 表示依次对 x 和 y 求偏导.

假设各个目标相互独立,则目标状态转移先验概率密度为

$$\begin{aligned} & p(\mathbf{X}_{k+1}^m | \mathbf{X}_k^m) = \\ & \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^L |\mathbf{Q}^m|}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{X}_{k+1}^m - \mathbf{F}^m \mathbf{X}_k^m) \times \right. \\ & \left. (\mathbf{Q}^m)^{-1} (\mathbf{X}_{k+1}^m - \mathbf{F}^m \mathbf{X}_k^m)^T \right\}. \quad (13) \end{aligned}$$

进一步,Fisher矩阵按下式迭代运行:

$$\mathbf{J}_{k+1}^m = \mathbf{D}_k^{22} - \mathbf{D}_k^{21}(\mathbf{J}_k^m + \mathbf{D}_k^{11})^{-1}\mathbf{D}_k^{12} + \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_k^n \mathbf{J}_{k+1}^{m,n}. \quad (14)$$

其中: $\mathbf{J}_{k+1}^{m,n}$ 表示传感器 n 对目标 m 的信息增益, \mathbf{D}_k^{11} 、 \mathbf{D}_k^{12} 和 \mathbf{D}_k^{22} 见文献[14]式(36). 因此, 对于任意给定的传感器调度序列 $\mathbf{A}_{k:k+H-1} = \{\mathbf{a}_k, \dots, \mathbf{a}_{k+H-1}\}$, 其已有目标长时精度预测流程如下.

step 1: 由目标信念状态 \mathbf{b}_{X_k} 获得 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 和 \mathbf{P}_k , 计算 Fisher 信息矩阵 $\mathbf{J}_k^m = (\mathbf{P}_k^m)^{-1}$, $m \neq m_{\text{new}}$.

step 2: 由式(13)求先验概率密度 $p(\mathbf{X}_{k+h}^m | \mathbf{X}_k^m)$, 并结合调度动作 \mathbf{a}_{k+h-1} , 由式(14)获得 $k+h$ 时刻 Fisher 信息矩阵 \mathbf{J}_{k+h}^m .

step 3: $\mathbf{P}_{k+h}^m = (\mathbf{J}_{k+h}^m)^{-1}$, 预测 $k+h$ 时刻目标跟踪精度 $\tilde{\rho}_{k+h}^m = \sqrt{\sum_{i=1,3,5} \mathbf{P}_{k+h}^m(i, i)}$.

2.3 长时辐射代价预测

由全概率公式, ELI 信念状态估计为

$$\tilde{\mathbf{b}}_{E_{k+1}^n}(\mathbf{E}_{k+1}^n) = p(\mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}) = \sum_{l_{k+1}^n=1}^{M_s} [p(\mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}, l_{k+1}^n) \times p(l_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n})]. \quad (15)$$

其中: l_{k+1}^n 为 $k+1$ 时刻传感器 n 的瞬间观测威胁度, 在 k 时刻未知; $p(\mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}, l_{k+1}^n)$ 为瞬间观测威胁度为 l_{k+1}^n 时, ELI 状态的概率分布; 相应地, $p(l_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n})$ 为 l_{k+1}^n 的概率分布.

由文献[7]HMM 滤波器, 得到

$$p(\mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}, l_{k+1}^n) = \frac{[\mathbf{O}^n(l_{k+1}^n)]^T \odot (\mathbf{T}^n)^T \mathbf{b}_{E_k^n}}{\mathbf{1}^T [\mathbf{O}^n(l_{k+1}^n)]^T \odot (\mathbf{T}^n)^T \mathbf{b}_{E_k^n}}, \quad (16)$$

其中 \odot 为 Hadamard 积.

进一步, 依据贝叶斯准则, 得到

$$\begin{aligned} p(l_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}) &= \sum_{\mathbf{E}_{k+1}^n} p(l_{k+1}^n, \mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}) = \\ &= \sum_{\mathbf{E}_{k+1}^n} p(\mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}) p(l_{k+1}^n | \mathbf{E}_{k+1}^n, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_{E_k^n}) = \\ &= \sum_{\mathbf{E}_{k+1}^n} \sum_{\mathbf{E}_k^n} [p(\mathbf{E}_{k+1}^n | \mathbf{E}_k^n, \mathbf{a}_k) \times \\ &= p(l_{k+1}^n | \mathbf{E}_{k+1}^n, \mathbf{E}_k^n, \mathbf{a}_k) \mathbf{b}_{E_k^n}] = \\ &= \mathbf{1}^T [\mathbf{O}^n(l_{k+1}^n)]^T \odot (\mathbf{T}^n)^T \mathbf{b}_{E_k^n}. \end{aligned} \quad (17)$$

则信念状态估计为

$$\tilde{\mathbf{b}}_{E_{k+1}^n} = \sum_{l_{k+1}^n=1}^{M_s} \{[\mathbf{O}^n(l_{k+1}^n)]^T \odot (\mathbf{T}^n)^T \mathbf{b}_{E_k^n}\} =$$

$$\left\{ \left[\sum_{l_{k+1}^n=1}^{M_s} \mathbf{O}^n(l_{k+1}^n) \right] \odot \mathbf{T}^n \right\}^T \mathbf{b}_{E_k^n} = (\mathbf{T}^n)^T \mathbf{b}_{E_k^n}. \quad (18)$$

因此, 对于调度序列 $\mathbf{A}_{k:k+H-1}$, 其长时辐射代价为

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}(\mathbf{A}_{k+H}) &= \sum_{m=1}^{M_k} \delta_m \sum_{h=1}^H \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} \mathbb{E}(\mathbf{V}_n^T \tilde{\mathbf{b}}_{E_{k+h}^n}) = \\ &= \sum_{m=1}^{M_k} \delta_m \sum_{h=1}^H \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_{k+h-1}^{m,n} \mathbf{V}_n^T [(\mathbf{T}^n)^{\sum_{c=k}^{k+h-1} \mathbf{a}_c^{m,n}}]^T \mathbf{b}_{E_k^n}. \end{aligned} \quad (19)$$

2.4 GS-BB 搜索算法

式(8)的目标优化函数包含两部分, 即新生目标检测和已有目标跟踪. 由于 τ_s 较小, 且新生目标检测过程只发生在新目标出现时, 此外由式(11)可知, 检测概率的计算仅为简单的数据运算, 其计算量远低于已有目标跟踪过程. 进一步, 观察式(8), 随着 N 和 H 的增加, 已有目标跟踪过程的复杂度呈指数爆炸增长. 为了降低其计算量, 结合目标优先级, 引入 GS-BB 搜索算法.

针对已有目标跟踪过程, 考虑到目标优先级, 可将多目标调度问题转化为单个目标调度问题, 即依照目标优先级, 依次获得各个目标的调度序列. 需要穷举的调度动作从 $\left[\prod_{m=1}^{M_k-1} (N-m+1) \right]^H$ 降到

$\left[\sum_{m=1}^{M_k-1} (N-m+1) \right]^H$, 但是, 其计算量仍然较大. 为此, 进一步将单目标调度问题转化为决策树寻优问题, 并采用 GS-BB 搜索算法求解. 对于任意一个已有目标 m , 将其步长为 H 的调度问题转化为深度为 H 的决策树寻优问题.

分支定界技术是一种有效的决策树寻优算法, 能有效降低搜索空间, 且不丢失最优解. 该算法的核心在于如何简单、迅速地获得各个节点的下界. 针对本文优化问题, 给出次优下界值, 并以此删除多余分支, 加快搜索速度[15].

对于已有目标 m , 假设某节点由调度序列 $\mathbf{A}_{k:k+h-1}$ 获得. 令 $\lambda_{k+d}^{m,n} = c_s \mathbf{a}_{k+d}^{m,n} (\mathbf{a}_{k+d}^{m,n} - \mathbf{a}_{k+d-1}^{m,n})^2$, 结合式(19), 并令

$$r_{k+d}^{m,n} = \mathbf{a}_{k+d}^{m,n} \mathbf{V}_n^T [(\mathbf{T}^n)^{\sum_{c=k}^{k+d} \mathbf{a}_c^{m,n}}]^T \mathbf{b}_{E_k^n},$$

则该节点下界值为

$$L(\mathbf{A}_{k:k+h-1}) = \underbrace{\sum_{d=0}^{h-1} \sum_{n=1}^N (r_{k+d}^{m,n} + \lambda_{k+d}^{m,n})}_{\text{known}} +$$

$$\min \underbrace{\sum_{d=h}^{H-1} \sum_{n=1}^N (r_{k+d}^{m,n} + \lambda_{k+d}^{m,n})}_{\text{unknown}}. \quad (20)$$

式(20)中, $\min \sum_{d=h}^{H-1} \sum_{n=1}^N (r_{k+d}^{m,n} + \lambda_{k+d}^{m,n})$ 由跟踪精度、辐射代价和切换代价共同决定. 显然, 遍历所有未知子节点获得最优下界值, 其计算量也是巨大的. 为此, 给出两点假设, 以快速获得节点次优下界值.

假设1 假设所有未知子节点均满足精度需求;

假设2 假设次优下界对应的调度序列最多发生一次切换.

当调度序列不发生切换时, 存在

$$\min \sum_{d=h}^{H-1} \sum_{n=1}^N (r_{k+d}^{m,n} + \lambda_{k+d}^{m,n}) \geq \min_{n=1,2,\dots,N} \left\{ \sum_{d=h}^{H-1} r_{k+d}^{m,n} \right\}. \quad (21)$$

当发生一次切换时, 存在

$$\min \sum_{d=h}^{H-1} \sum_{n=1}^N (r_{k+d}^{m,n} + \lambda_{k+d}^{m,n}) \geq [(H-h) \min_{n=1,2,\dots,N} \{r_{k+d}^{m,n}\} + c_s]. \quad (22)$$

因此, 节点次优下界值为

$$L(\mathbf{A}_{k:k+h-1}) = \sum_{d=0}^{h-1} \sum_{n=1}^N (r_{k+d}^{m,n} + \lambda_{k+d}^{m,n}) + \min \left\{ \min_{n=1,2,\dots,N} \left\{ \sum_{d=h}^{H-1} r_{k+d}^{m,n} \right\}, (H-h) \min_{n=1,2,\dots,N} \{r_{k+d}^{m,n}\} + c_s \right\}. \quad (23)$$

式(23)给出了节点次优下界, 求解该值无需额外的搜索算法, 能够快速获得. 为了有效降低存储空间, 引入贪婪策略, GS-BB 搜索算法流程如下.

step 1: 计算已有目标优先级, 根据优先级依次求解对应目标的调度序列.

step 2: 对目标 m 进行初始化, 将根节点加入到列表, 并令最优总代价为 $\text{opt} = +\infty$.

step 3: 移除列表中第 1 个节点, 展开子节点, 计算子节点长时辐射代价和长时切换代价, 若满足精度需求, 则转至 step 4.

step 4: 若子节点深度小于 H 且其下界小于 opt , 则按照下界值对这些子节点排序, 并放入列表最前端; 若子节点深度等于 H 且其下界小于 opt , 则将该节点作为当前最优节点并用其代价替换 opt .

step 5: 若节点不为空, 则转至 step 3, 否则终止. 若最优节点存在, 则最优节点即为最优调度序列, 否则下一时刻调度跟踪误差最小的传感器以快速满足精度需求.

2.5 调度方法流程

面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法流程如下.

step 1: 初始化, 获得系统信念状态 \mathbf{b}_k .

step 2: 判断是否有新生目标产生. 若有则结合式(19)和(8), 选择满足检测概率需求且长时辐射代价最小的传感器调度序列用于新生目标检测, 并将剩余传感器分配给已有目标, 转至 step 3, 否则, 直接转至 step 3.

step 3: 结合 PCRLB 预测已有目标长时精度, 由式(19)预测长时辐射代价, 依据 GS-BB 搜索算法获得已有目标的传感器调度序列.

step 4: 从最优调度序列中选择 $k+1$ 时刻传感器调度动作. 采用联合概率数据互联 (JPDA) 算法更新已有目标状态, HMM 滤波器更新被调度传感器的 ELI 状态. 进一步, 若存在新生目标, 则利用两点外推法建立其航迹.

step 5: $k = k + 1$, 若任务未结束, 则转至 step 2, 否则任务结束.

3 仿真实验

考虑传感器系统包含 3 种类型 $N = 8$ 个主动传感器, 其监测区域为 $20 \text{ km} \times 20 \text{ km} \times 10 \text{ km}$. 各传感器均距离坐标原点 5 km , 相互间隔 45° . 量化传感器 ELI 状态和瞬间威胁度观测值, 取 $N_s = 3$, 表示低、中和高 3 种辐射状态; 取 $M_s = 3$, 表示小、中和大 3 种增量. 假设类型 3 观测性能最好, 但其易处于高辐射状态, 类型 1 观测性能最差, 但其易处于低辐射状态. 3 种类型主动传感器的斜距离、方位角和俯仰角标准差分别设为 $[200 \text{ m}, 10 \text{ mrad}, 10 \text{ mrad}]$ 、 $[100 \text{ m}, 5 \text{ mrad}, 5 \text{ mrad}]$ 和 $[10 \text{ m}, 1 \text{ mrad}, 1 \text{ mrad}]$, 其对应 ELI 转移矩阵分别设为

$$\begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.5 & 0.3 & 0.2 \\ 0.4 & 0.3 & 0.3 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.5 & 0.3 \\ 0.1 & 0.3 & 0.6 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0.5 & 0.3 & 0.2 \\ 0.2 & 0.5 & 0.3 \\ 0.1 & 0.2 & 0.7 \end{bmatrix}.$$

进一步, 假设先后有 3 个目标, 依次在 1 s 、 31 s 和 51 s 进入监测区域. 目标 1 起始位置为 $(10, 8, 5) \text{ km}$, 对应速度为 $(-280, -160, 0) \text{ m/s}$. 目标 2 和目标 3 的起始位置随机分布在监测区域边界上, $V_{\max} = 300 \text{ m/s}$. 目标检测时虚警概率为 $p_f = 10^{-5}$, 假设传感器距离目标 $R_0 = 20 \text{ km}$ 时的检测信噪比 $S_0 = 10 \text{ dB}$. 共有 $W = 8800$ 个粒子用于目标检测. 此外, 假定杂波服从泊松分布, 其虚假量测密度为 $3 \times 10^{-9} / (\text{m} \cdot \text{marad}^2)$, 已有目标检测概率为 1, 波门参数为 4, 门概率为 0.9997.

取 $P_d = 95\%$ 和 $\rho_d = 50\text{ m}$, 即新生目标检测任务需求对应的检测概率为 95% , 已有目标跟踪任务需求对应的跟踪精度为 50 m . 仿真结果均为 100 次 Monte Carlo 仿真取平均.

由前文分析可知, 方法的计算量主要体现在已有目标跟踪过程, 随着决策步长增长, 其计算量爆炸增长. 为此, 取切换代价为 0.5 , 图 1 给出了不同决策步长 H 的平均节点打开数和最大存储节点数. 为了对比所提出搜索算法 (GS-BB) 的性能, 引入穷举搜索 (ES)、标准代价搜索 (UCS)^[16] 和基于 UCS 的分支定界算法 (UCS-BB)^[17]. 如图 1(a) 所示, 随着 H 增加, 需要打开的节点数也随之增加. 相对于 ES、UCS 方法, GS-BB 和 UCS-BB 算法均能有效降低节点打开数, 避免了爆炸搜索. 当 $H = 6$ 时, 其对应平均节点打开数仅为 $663(0.12\%)$ 和 $935(0.17\%)$. 进一步, 结合图 1(b), UCS-BB 的最大节点存储数远大于 GS-BB, 即其需要的存储空间依然巨大. 相比而言, GS-BB 采用贪婪策略, 其最大节点存储数仅为 $1 + (N - 1) \times (H - 1)$. 实际上, 算法搜索时间和存储空间与平均节点打开数和最大节点存储数成正比, 因此本文所提出 GS-BB 算法的搜索时间最短、存储空间最低.

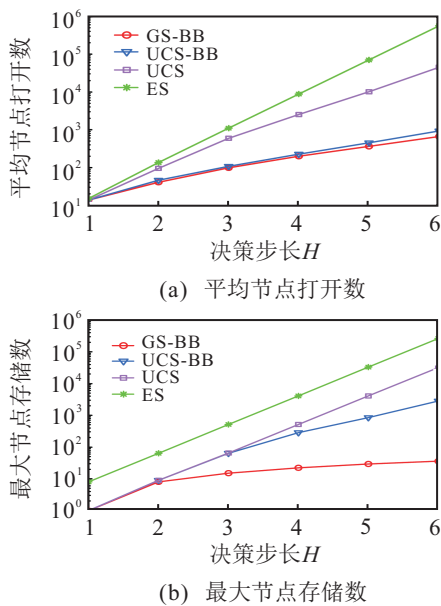


图 1 不同决策步长的平均节点打开数和最大节点存储数

进一步, 为了验证长时调度方法的有效性, 图 2 给出了不同决策步长的系统累积总代价和切换次数. 由图 2 可见, 随着 H 增加, 系统累积总代价和切换次数逐渐下降, 即系统能够获得更优的传感器调度序列. 进一步可见, 随着 H 增加, 累积总代价下降幅度减小, 表明累积总代价不会一直下降. 另外, 结合图 1 可知, H 越大, 其计算量越大, 为此, 综合考虑系统累积总代价和计算量, 下文取 $H = 4$ 进行仿真实验.

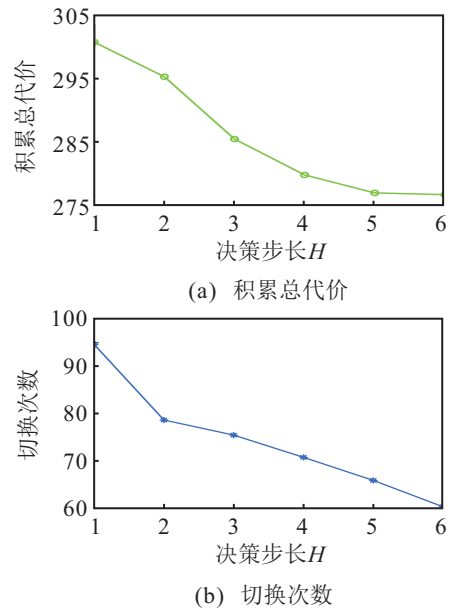


图 2 不同决策步长的累积总代价和切换次数

图 3 为不同切换代价的系统累积总代价和切换次数. 由图 3 可见, 切换代价越小, 系统切换越频繁, 即稳定性差. 切换代价越大, 系统越注重稳定性, 但其系统累积总代价越大. 为此, 取切换代价为 0.5 , 以平衡系统累积总代价与切换次数.

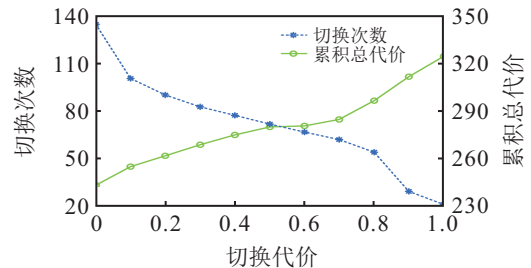


图 3 不同切换代价的累积总代价和切换次数

为了验证所提出长时调度方法的有效性, 分别引入随机调度方法 (记为 RSM)、仅考虑任务需求的调度方法 (记为 TRSM) 和短时调度方法 (记为 MSM)^[6].

不同调度方法的目标均方根误差 (RMSE) 见图 4. 由图 4 可见, TRSM、MSM 和本文方法的 RMSE 总体上小于精度阈值. 其中, 对于新生目标, 即目标 2 和目标 3, 由于采用两点外推法, 对应的起始误差较大. 此外, 由于采用 PCRLB 预测目标跟踪精度 (误差下界值), 某些时刻 RMSE 可能超过精度阈值. 相比之下, RSM 的 RMSE 不满足跟踪精度需求. 表 1 为不同调度方法的检测概率与累积代价. 假设目标 1 在初始时刻已建立航迹, 被稳定跟踪了, 故表中未给出其检测概率. 结合表 1, RSM 不能满足检测任务需求. TRSM 仅考虑任务需求, 其各目标累积代价均大于 MSM 和本文方法. 同时, MSM 仅考虑一步预测信息, 往往不能获得最优调度序列, 其各目标累积代价

表1 不同调度方法的检测概率与累积代价

方法	目标1		目标2		目标3		累积总代价
	检测概率/%	累积代价	检测概率/%	累积代价	检测概率/%	累积代价	
RSM	-	113.0	94.7	137.0	93.8	109.8	359.8
TRSM	-	113.3	96.1	133.5	96.2	106.5	353.3
MSM	-	97.8	96.2	111.5	96.2	90.2	299.5
本文方法	-	93.7	96.0	106.3	96.2	79.2	279.2

高于本文方法. 因此, 本文调度方法在满足检测任务需求和跟踪任务需求下能获得更优的传感器调度序列.

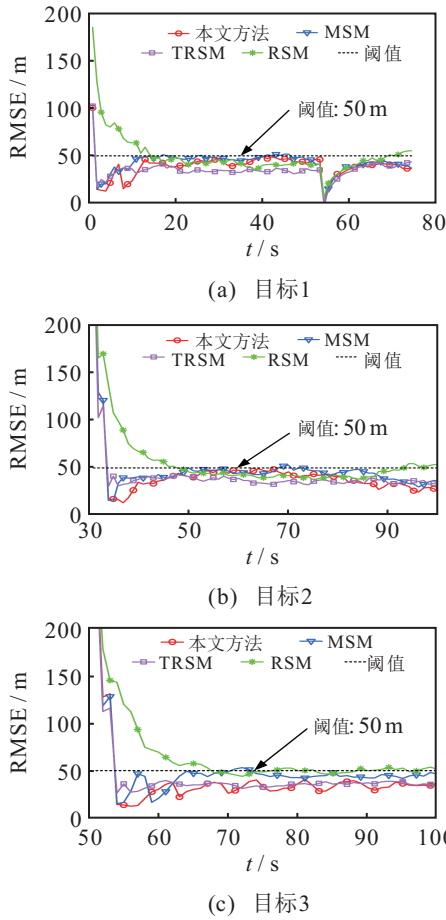


图4 不同调度方法的目标RMSE

为了进一步表明所提出调度方法的有效性, 将传感器位置随机分布. 考虑 $N = 8$ 个主动传感器在 $x-y$ 平面 $[-10, 10] \times [-10, 10] \text{ km}^2$ 区域内随机分布, 进行 2000 次蒙特卡洛仿真取平均. 图5为传感器随机分布的系统累积总代价. 由图5(a)可见, 传感器随机分布下长时调度方法仍然有效, 总体上其累积总代价呈下降趋势. 由图5(b)可见, 随着检测概率的提高, TRSM、MSM和本文方法的累积总代价均有提高. 其原因有两点: 1) 检测任务需求的提升要求更多的传感器用于新生目标检测, 对应的代价升高; 2) 用于检测任务的传感器增多, 则更少的传感器用于跟踪已有目标, 此时为了满足跟踪任务需求, 传感器“选择

空间”更少, 对应的代价升高. 此外, 由于本文方法考虑多步信息进行决策, 其累积总代价始终最低. 进一步, 由图5(c)可见, 在整个时间范围内, RSM和TRSM的累积总代价均较高, 以多步预测信息进行决策(本文方法)优于以单步预测信息进行决策(MSM), 验证了所提出方法在整个时间范围内的有效性.

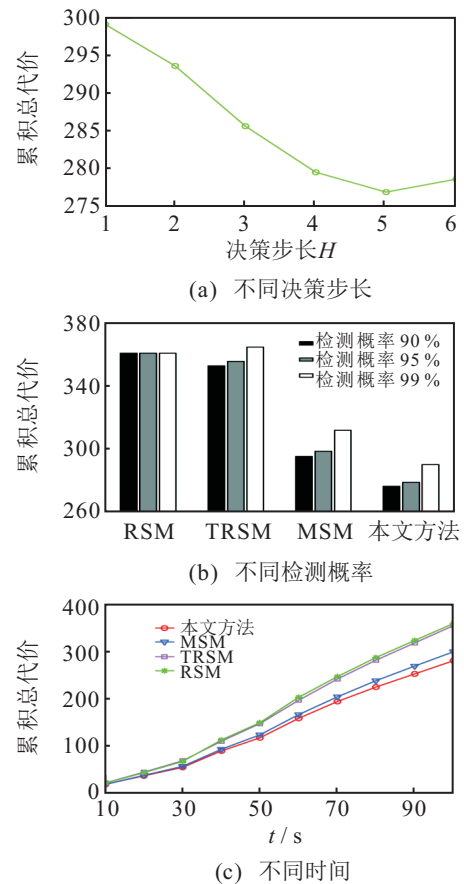


图5 传感器随机分布的累积总代价

对比图2(a)和图5(a)可见, 传感器位置固定和传感器位置随机时, 其长时调度性能存在差异, 表明传感器调度性能与位置是相关的, 当传感器部署在某些特定位置时, 其能获得更优的长时调度性能, 反之, 长时调度性能下降. 因此, 下一步将研究传感器优化部署, 为传感器调度提供基础.

4 结论

在 POMDP 理论框架下, 本文提出了面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法, 给出了长时调度方法流程, 分别对比了传感器固定分布和随机分布时

方法性能,验证了方法有效性和优越性.结果表明,与ES和UCS相比,所提出GS-BB搜索算法有效降低了节点打开数,与ES、UCS和UCS-BB相比,所提出GS-BB搜索算法显著降低了存储空间;与RSM、TRSM和MSM相比,所提出长时调度方法能在满足新生目标检测和已有目标跟踪任务需求下,获得更低累积代价,有效平衡了系统生存性能和稳定性能,且随着决策步长增加,累积总代价总体上降低.

参考文献(References)

- [1] 吴卫华,江晶,高岚. 机载雷达辅助无源传感器对杂波环境下机动目标跟踪[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 277-282.
(Wu W H, Jiang J, Gao L. Tracking maneuvering target in clutter with passive sensor aided by airborne radar[J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 277-282.)
- [2] 戴春亮,时晨光,周建江,等. 基于无源传感器协同的机载雷达自适应辐射控制算法[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(4): 746-753.
(Dai C L, Shi C G, Zhou J J, et al. Adaptive radiation control algorithm with passive sensor cooperation in airborne radar system[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2016, 31(4): 746-753.)
- [3] 吴巍,王国宏,双炜,等. 多机载平台多目标跟踪与辐射控制[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(3): 495-501.
(Wu W, Wang G H, Shuang W, et al. Multi-airborne-platform multi-target tracking and radiation control technology[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(3): 495-501.)
- [4] Zhang Z, Shan G. UTSbased foresight optimization of sensor scheduling for low interception risk tracking[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2014, 28(10): 921-931.
- [5] Zhang Z, Shan G. Non-myopic sensor scheduling to track multiple reactive targets[J]. IET Signal Processing, 2015, 9(1): 37-47.
- [6] 乔成林,单甘霖,段修生,等. 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(11): 2515-2521.
(Qiao C L, Shan G L, Duan X S, et al. Scheduling algorithm of active sensors for tracking task requirement[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(11): 2515-2521.)
- [7] Krishnamurthy V. Emission management for low probability intercept sensors in network centric warfare[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 133-151.
- [8] Tharmarasa R, Kirubarajan T, Hernandez M, et al. PCRLB-based multisensory array management for multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 539-555.
- [9] Tharmarasa R, Kirubarajan T, Sinha A, et al. Decentralized sensor selection for large-scale multisensory-multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2011, 47(2): 1307-1324.
- [10] 刘钦,刘峥,谢荣. 防空雷达网对多隐身目标的协同检测与跟踪[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(3): 601-607.
(Liu Q, Liu Z, Xie R. Collaborative detection and tracking of stealthy target by netted radar[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(3): 601-607.)
- [11] Song H, Xiao M, Xiao J, et al. A POMDP approach for scheduling the usage of airborne electronic countermeasures in air operations[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 48(1): 86-93.
- [12] ElFallah A, Zatezalo A, Mahler R, et al. Unified Bayesian situation assessment sensor management[J]. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIV, 2005, 5809(5): 253-265.
- [13] Li Y, Krakow L W, Chong E K P, et al. Approximate stochastic dynamic programming for sensor scheduling to track multiple targets[J]. Digital Signal Processing, 2009, 19(6): 978-989.
- [14] Keshavarz M, Khaloozadeh H. Interacting multiple model and sensor selection algorithms for manoeuvring target tracking in wireless sensor networks with multiplicative noise[J]. International Journal of Systems Science, 2017, 48(5): 899-908.
- [15] Huber M F. Optimal pruning for multi-step sensor scheduling[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(5): 1338-1343.
- [16] Chhetri A S, Morrell D, Papandreou-Suppappola A. Nonmyopic sensor scheduling and its efficient implementation for target tracking applications[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006(1): 1-18.
- [17] 乔成林,段修生,单甘霖. 多传感器协同跟踪与辐射控制的调度方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(7): 1472-1480.
(Qiao C L, Duan X S, Shan G L. Scheduling algorithm for multi-sensor collaboration tracking and radiation control[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(7): 1472-1480.)

作者简介

乔成林(1990—),男,博士生,从事传感器调度的研究, E-mail: qiaochenglin@126.com;

单甘霖(1962—),男,教授,博士生导师,从事信息融合理论与应用、防空武器系统仿真与应用等研究, E-mail: shanganlin@163.com;

王一川(1993—),男,硕士,从事传感器管理的研究, E-mail: yichuan1993@126.com;

刘恒(1986—),男,博士生,从事雷达理论及装备试验鉴定的研究, E-mail: 1986lh1986@163.com.

(责任编辑:郑晓蕾)