

控制与决策

Control and Decision

舰载机多雷达传感器任务分配与采样间隔融合优化算法

李宝鹏, 高伟亮, 王守权, 李大龙, 王永坤

引用本文:

李宝鹏, 高伟亮, 王守权, 等. 舰载机多雷达传感器任务分配与采样间隔融合优化算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 565–573.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1282>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于操作风险的双模式传感器管理方法

A dual-mode sensor management method based on operational risk

控制与决策. 2020, 35(12): 2993–2998 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1541>

基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法

A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources

控制与决策. 2021, 36(5): 1147–1156 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1193>

基于动态蚁群劳动分工模型的多AUV任务分配方法

A multi-AUV dynamic task allocation method based on antcolony labor division model

控制与决策. 2021, 36(8): 1911–1919 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1312>

基于超级节点的分布式传感器节点定位算法

A distributed sensor nodes localization algorithm based on super nodes

控制与决策. 2020, 35(12): 2898–2906 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0219>

含混合储能的互联电力系统传感器容错负荷频率控制

Sensor fault-tolerant load frequency control for multi-area interconnected power system with hybrid energy storage system

控制与决策. 2021, 36(5): 1069–1077 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1432>

舰载机多雷达传感器任务分配与采样间隔融合优化算法

李宝鹏¹, 高伟亮^{1†}, 王守权¹, 李大龙¹, 王永坤²

(1. 海军航空大学 青岛校区, 山东 青岛 266041; 2. 中航工业雷华电子技术研究所, 江苏 无锡 214063)


摘要: 针对舰载机协同探测中多雷达传感器资源配置问题, 提出一种多目标跟踪场景下的多传感器数据率管理与任务分配融合优化算法. 在基于协方差控制的多传感器分配模型基础上, 加以目标优先级和传感器效能条件约束, 建立一种多传感器数据率管理与任务分配融合优化模型. 将驻留时间改进因子引入序贯卡尔曼滤波算法, 计算不同采样间隔下传感器组合状态估计融合协方差, 求解最优采样间隔与传感器组合. 仿真结果表明, 所提出的融合优化算法能自适应优化数据率和雷达分配组合, 提高多传感器的多目标跟踪能力, 可有效节省雷达资源, 与其他方法相比具有较快的收敛速度和更好的稳态精度.

关键词: 多目标跟踪; 多雷达传感器; 数据率管理; 任务分配; 协同探测

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1282

开放科学(资源服务)标识码(OSID): 

引用格式: 李宝鹏, 高伟亮, 王守权, 等. 舰载机多雷达传感器任务分配与采样间隔融合优化算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 565-573.

Optimization algorithm of task allocation and sampling interval fusion for multi radar sensors of carrier based aircraft

LI Bao-peng¹, GAO Wei-liang^{1†}, WANG Shou-quan¹, LI Da-long¹, WANG Yong-kun²

(1. NAU Qingdao Branch, Qingdao 266041, China; 2. Leihua Electronic Technology Institute of AVIC, Wuxi 214063, China)

Abstract: A multi-sensor data rate management and task assignment fusion optimization algorithm under multi-target tracking scenario is proposed to solve the problem of multi-radar sensor resource allocation in co-detection of ship-borne aircrafts. Based on the multi-sensor distribution model controlled by covariance, a fusion optimization model of multi-sensor data rate management and task assignment is established by constriction of target priority and sensor performance conditions. By introducing dwell time improvement factors into the sequential Kalman filtering algorithm, the fusion covariance of sensor combination state estimation under different sampling intervals is calculated, and the optimal sampling interval and the sensor combination are solved. Simulation results show that the proposed fusion optimization algorithm can adaptively optimize the data rate and radar allocation combination, improve the multi-sensor tracking capability, effectively save radar resources, and has faster convergence speed and steady-state accuracy compared with other methods.

Keywords: multi-target tracking; multiple radar sensors; data rate management; task assignment; cooperative detection

0 引言

海战场复杂电磁环境对舰载机雷达性能提出了很高要求, 舰载机雷达需具备更宽广、更灵活的态势感知能力, 才能做到先敌发现、先敌打击. 舰载机采用编队协同方式, 利用多传感器协同探测技术获得目标空间、时间、频率和能量的分集增益, 通过不同传感器信息的互补性和同源目标信息的一致性实现对目标的早期预警、远程跟踪、精确识别. 多目标跟踪

是多传感器协同探测的重要应用场景之一^[1-3], 根据目标的威胁等级, 科学分配有限传感器资源, 并采用合理的任务数据率(采样间隔), 才能发挥多传感器的最佳探测效能, 提升多目标跟踪能力.

文献[1]归纳了“传感器管理”的定义: “利用有限的传感器资源对多个目标进行检测、识别和跟踪, 使目标特性的度量值达到最优, 并根据最优准则对目标函数进行优化, 从而完成对传感器资源科学地分配

收稿日期: 2020-09-14; 录用日期: 2021-01-08.

基金项目: 航空基金项目(2016JC07001); 武器装备科研基金项目(海装计[2018]19号).

责任编辑: 巩敦卫.

[†]通讯作者. E-mail: af-bpflyen@163.com.

与调度”。然而,现代战争中作战节点错综复杂,信息样式多,数据量大,受传感器观测能力、能量、带宽等因素影响,多传感器系统在进行多目标跟踪时,在协同配合、位置部署和算法逻辑等方面还存在诸多约束,大大增加了系统信息处理的难度^[4-5]。因此,需加强对多传感器系统的智能化管理,使其依据复杂多变的战场环境进行实时决策,获取有用的情报信息,达到最大使用效益。针对这一问题,国内外学者从传感器管理模型、传感器数据融合、多约束条件下的优化模型求解等方面开展了研究,传感器管理方法主要有两类^[6-9]:一是基于决策过程优化的传感器管理方法;二是基于信息指标优化的传感器管理方法。其中后者相对于前者开展的研究较多。

文献[10]建立了多目标广义信息增益优化模型,利用二次规划法对优化模型进行了求解;文献[11]利用有限集统计(FISST)理论对传感器进行控制管理,获得了多目标跟踪信息增益最大时的传感器组合;文献[12]通过优化不同融合级别准则权重向量,建立了多传感器数据融合的多准则决策模型,降低了决策风险,提高了不同环境下传感器融合处理的稳定性;文献[13]以虚拟任务下传感器协同策略的最大效益为优化目标,应用线性规划方法对舰载多传感器资源调度问题进行了求解,但传感器效益的表示过于简单,不适用于多目标跟踪情况。

文献[14]建立了多Agent技术传感器交叉提示网络模型,通过博弈论算法求解最优传感器分配策略,提高了收敛速度;文献[15]以任务分配传感器规模最小化为目标,基于自适应数学方法建立传感器任务分配最优化模型,并应用智能算法进行了求解;文献[16]以威胁评估风险和传感器辐射风险为依据,研究了基于风险控制的传感器管理方法;文献[17]提出了一种基于克拉美罗下界和目标优先级的传感器长期调度方法,获得了更多的目标跟踪收益,但跟踪收益与能耗之间存在着矛盾;文献[18]利用带标签的多伯努利滤波器求解最优次模分配距离,实现了多目标状态估计信任度最大化,改善了动平台单传感器对多目标的整体跟踪性能,但不适用于多传感器对多目标的跟踪情况。

文献[19-20]从协方差控制的角度研究了传感器分配问题,通过设置期望协方差矩阵控制传感器的分配,可以直接对跟踪性能进行控制;文献[21]以目标状态估计协方差与期望协方差差异值最小为优化目标,利用CPLEX算法进行多传感器的分配问题求解,可在满足跟踪精度要求的前提下,快速合理地分配传感器资源;文献[22]将实际滤波的协方差矩阵数值

化,以目标实际滤波精度零数值化为目标,建立了传感器管理优化模型,应用改进二进制粒子群算法进行求解,获得了全局最优时理想的收敛速度。

综上所述,当前有关传感器分配策略的研究多集中于单一目标,对多目标的研究较少,研究多倾向于传感器组合选择问题,而未考虑多传感器的采样时刻和采样间隔如何设置的问题。因此,仅完成了上层多雷达的任务分配,而缺乏对各平台雷达资源的自适应管理以及任务分配资源管理的一体化设计。

针对这一问题,笔者以舰载机编队中多雷达传感器协同探测场景为研究对象,对多目标跟踪下传感器任务分配问题进行研究。以目标跟踪状态协方差最小为目标,加以目标威胁度和传感器能力等多条件约束,建立基于协方差控制的传感器分配与采样间隔融合优化模型。为提高求解速度,以序贯卡尔曼滤波算法为基础,将驻留时间引入算法中,提出一种采样间隔优化的多传感器综合分配算法,在完成自适应采样间隔的同时,使得多雷达任务可以在网内进行统一的高效分配。最后,通过与其他方法仿真对比,验证所提方法在多传感器数据率与任务管理一体化控制方面的优势,更加贴近工程应用实际。

1 多传感器分配模型

1.1 多传感器分配协方差控制模型

文献[19]将单传感器管理算法推广到多传感器目标跟踪领域,提出了一种基于协方差的自适应传感器分配算法,该算法采用序贯卡尔曼滤波跟踪目标,利用观测协方差与期望协方差构成目标函数,配置跟踪传感器,可有效利用多平台传感器资源,在保持对所有目标进行跟踪的前提下,将更多的资源集中到重要目标上,有效节省了雷达资源。基于期望协方差控制的多传感器分配模型建立过程如下:假设有 Z 个雷达传感器和 N 个待跟踪目标,由 Z 个传感器组成的基本传感器集合为 $M = \{1, 2, \dots, Z\}$,集合 M 的全体子集(除去空集)构成的扩展集合为 D , D_i 是 D 所包含的第 i 个子集, D_i 是一种基本传感器的组合,称为伪传感器。此时,传感器的数量则由 Z 个增加到 $2^Z - 1$ 个。伪传感器集合为 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_{2^Z-1}\}$,多目标跟踪多传感器分配优化目标函数为

$$T_{\text{opt}} = \arg \min \left\{ \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^{2^Z-1} f(\mathbf{P}_{ij}(k) - \mathbf{P}_j^d) \cdot u_{ij} \right\}. \quad (1)$$

其中: i 表示伪传感器序号; j 表示目标序号; $\mathbf{P}_{ij}(k)$ 表示 k 时刻 i 伪传感器对目标的状态估计协方差矩

阵, \mathbf{P}_j^d 表示 j 目标的期望协方差矩阵; $f(\cdot)$ 表示矩阵度量函数; u_{ij} 表示 i 伪传感器对 j 目标的分配系数, 其定义为

$$u_{ij} = \begin{cases} 1, & i \text{ 伪传感器分配给 } j \text{ 目标;} \\ 0, & i \text{ 伪传感器不分配给 } j \text{ 目标.} \end{cases} \quad (2)$$

这里: $u_{ij} = 1$ 是 i 伪传感器估计 j 目标, $u_{ij} = 0$ 是 i 伪传感器不估计 j 目标.

考虑到基本传感器搜索能力和跟踪能力的限制(即:在一定时间内不能超出基本传感器的最大跟踪容量),对 u_{ij} 进行以下条件约束:

$$\sum_{i \in J(K)} \sum_{j=1}^N u_{ij} \leq \tau(K), \quad K = 1, 2, \dots, Z. \quad (3)$$

其中: $\tau(K)$ 是传感器 K 最多能跟踪的目标数, $J(K)$ 是与真实传感器 K 有关的所有伪传感器集合.

考虑到实战需求,多雷达传感器对多目标进行跟踪时,需优先处理威胁程度高的目标,目标威胁程度越高,则越需优先分配传感器资源.因此,需对分配模型加以目标威胁度约束.目标威胁度优先级的量化方式如下.

定义代表目标 j 威胁度的优先级函数为 $l(j)$, $l(j)$ 与目标身份(ID)、信息需求(IM)、威胁(TR)、时机(CH)、火控需求(FR)、外部命令及协调请求(EC)等因素有关,各因素含义如下.

身份(ID):目标敌我属性(敌、我、未知)和目标类型(包括歼击机、轰炸机、侦察机、运输机、驱逐舰、航母等).

信息需求(IM):建立、提炼、更新被检测目标位置时的雷达信息需求.

威胁(TR):时机(我方目标易被探测、打击的时空范围)、杀伤力(打击或消灭我方目标的能力)和紧迫性(对方目标在其正常轨迹上活动的持续时间).

时机(CH):本机使用武器攻击并摧毁对方目标的能力.

火控需求(FR):火控雷达被用来跟踪目标或对已发射导弹进行指令制导.

外部命令及协调请求(EC):指挥员的直接干预及作战任务平台的协调请求.外部命令和协调请求的优先级是直接给定的,不在优先级函数内考虑.

$l(j)$ 通过对以上影响优先权的因素进行线性加权求和计算,计算方式如下:

$$l(j) = \alpha \times \text{ID} + \beta \times \text{IM} + \gamma \times \text{TR} + \varepsilon \times \text{CH} + \eta \times \text{FR}. \quad (4)$$

其中: α 、 β 、 γ 、 ε 和 η 是权值函数,可根据不同的情况

选取.当有外部命令作用于目标 j 时,其优先级最高,取 $l(j) = 1$.

加入目标优先级约束后,多目标跟踪多传感器分配优化目标函数变为

$$T_{\text{opt}} = \arg \min \left\{ \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^{2^z-1} l(j) \cdot f(\mathbf{P}_{ij}(k) - \mathbf{P}_j^d) \cdot u_{ij} \right\}.$$

$$\text{s.t. } 0 < \sum_{i \in D(j)} u_{ij} \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, N;$$

$$\sum_{i \in J(K)} \sum_{j=1}^N u_{ij} \leq \tau(K), \quad K = 1, 2, \dots, Z. \quad (5)$$

其中: $f(\mathbf{P}_{ij}(k) - \mathbf{P}_j^d)$ 是期望协方差矩阵和传感器状态估计协方差矩阵的差异性度量函数.度量函数应用求矩阵的迹方法计算两个矩阵的差异性,计算方法如下:

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \text{tr}(|m|) = \sum_{i=1}^n |m_{ii}|. \quad (6)$$

从式(5)可以看出,只要能够得到目标的状态估计协方差矩阵 $\mathbf{P}_{ij}(k)$,就能够确定相应约束下的多传感器最优分配组合,该优化模型不受多传感器拓扑结构和目标状态估计维数的限制,具有一定的优势.下面应用经典的Kalman滤波算法对目标状态进行序贯估计^[23-24],求解多传感器估计协方差矩阵.

1.2 多传感器Kalman滤波序贯算法

目标离散化的运动状态方程定义如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{w}(k-1), \\ \mathbf{y}_j(k) = \mathbf{H}_j\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_j(k). \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\mathbf{x}(k)$ 是目标 k 时刻的状态向量; \mathbf{F} 是当前时刻的状态转移矩阵; $\mathbf{w}(k-1)$ 是系统的过程噪声向量,其协方差矩阵为 $\mathbf{Q}(k)$; \mathbf{G} 是过程噪声输入分布矩阵; $\mathbf{y}_j(k)$ 是第 j 个传感器的量测向量; \mathbf{H}_j 是第 j 个传感器的量测矩阵; $\mathbf{v}_j(k)$ 是第 j 个传感器的量测噪声,其协方差矩阵为 $\mathbf{R}_j(k)$.

对于任意伪传感器组合 D_i ,多传感器序贯Kalman滤波算法如下:

$$\begin{cases} (\mathbf{x}(k))^1 = \\ \mathbf{x}(k|k-1) + (\mathbf{K}_g(k))^1 [\mathbf{y}_1(k) - \mathbf{H}_1\mathbf{x}(k|k-1)], \\ (\mathbf{x}(k))^{K-1} = \\ \mathbf{x}(k)^{K-1} + (\mathbf{K}_g(k))^K [\mathbf{y}_K(k) - \mathbf{H}_K(\mathbf{x}(k))^{K-1}], \\ \mathbf{x}(k) = (\mathbf{x}(k))^{N_i}, \quad K \in D_i. \end{cases} \quad (8)$$

其中: K 是传感器的组合序号, $(\cdot)^K$ 表示经过了 K 个传感器处理,对应的序贯增益 \mathbf{K}_g 为

$$\begin{cases} (\mathbf{K}_g(k))^1 = \frac{\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}_1^T(k)}{\mathbf{H}_1(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}_1^T(k) + \mathbf{R}_1(k)}; \\ (\mathbf{K}_g(k))^K = \frac{\mathbf{P}(k)^{K-1}\mathbf{H}_K^T(k)}{\mathbf{H}_K(k)\mathbf{P}(k)^{K-1}\mathbf{H}_K^T(k) + \mathbf{R}_K(k)}, \\ K \in D_i. \end{cases} \quad (9)$$

这里:目标状态估计协方差矩阵 $\mathbf{P}(k)$ 计算方法如下:

$$\begin{cases} (\mathbf{P}(k))^1 = (\mathbf{I}_n - (\mathbf{K}_g(k))^1\mathbf{H}_1(k))\mathbf{P}(k|k-1); \\ (\mathbf{P}(k))^K = (\mathbf{I}_n - (\mathbf{K}_g(k))^K\mathbf{H}_K(k))\mathbf{P}(k)^{K-1}; \\ \mathbf{P}(k) = (\mathbf{P}(k))^{N_i}, K \in D_i. \end{cases} \quad (10)$$

预测值 $\mathbf{x}(k|k-1)$ 和预测协方差矩阵 $\mathbf{P}(k|k-1)$ 为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1), \\ \mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}(k-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}(k-1)\mathbf{G}^T. \end{cases} \quad (11)$$

$\mathbf{P}(k)$ 与 $\mathbf{P}(k|k-1)$ 存在以下关系:

$$\mathbf{P}(k) = \left[\mathbf{P}^{-1}(k-1) + \sum_{j \in D_i} \mathbf{H}_j^T \mathbf{R}_j^{-1}(k) \mathbf{H}_j \right]^{-1}. \quad (12)$$

定义伪传感器组合 D_i 所带来的信息增益 \mathbf{A}_j 为

$$\mathbf{A}_j = \sum_{j \in D_i} \mathbf{H}_j^T \mathbf{R}_j^{-1} \mathbf{H}_j, \quad i = 1, 2, \dots, 2^Z - 1. \quad (13)$$

进而融合后最终估计协方差可简化为

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{P}^{-1}(k-1) + \mathbf{A}_j]^{-1}. \quad (14)$$

2 采样间隔优化的多传感器分配模型

舰载机雷达多采用相控阵电子扫描,波束指向可进行无惯性捷变,并可自适应改变采样周期.目前,学者们在建立多目标跟踪多传感器分配模型时^[20-23],往往假设各雷达传感器的采样时刻、采样间隔是一致的,未对不同目标的采样时间进行精细化处理,这样容易造成雷达计算资源的浪费,降低多传感器对多目标跟踪的效率.因此,在给多目标分配多雷达传感器之前,应根据目标的运动状态对雷达采样时间和传感器分配组合进行融合优化处理,做到平台自身资源和平台间资源的一体化自适应融合.基于以上考虑,提出一种采样间隔优化的多传感器分配模型.

设当前时刻为 t_{k-1} ,下一时刻为 t_k , t_{k-1} 时刻的采样间隔为 $T_k = t_k - t_{k-1}$. T_k 从预设的采样间隔集合 $\{T_i\}_{i=1}^m$ 中选取, $\{T_i\}_{i=1}^m$ 包含 m 个不同的采样间隔.如果传感器组合已确定,则从状态协方差的信息更新方程中得到期望的协方差,使用它计算多传感器下一时刻的采样间隔.对于传感器组合 D_i ,采样间隔

融合状态协方差预测矩阵可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(t_k^-) &= \mathbf{F}(\tilde{T}_k)\mathbf{P}(t_{k-1})\mathbf{F}^T(\tilde{T}_k) + \mathbf{G}(\tilde{T}_k)\mathbf{Q}(t_{k-1})\mathbf{G}^T(\tilde{T}_k), \\ (\mathbf{P}(t_k))^1 &= (\mathbf{I}_n - (\mathbf{K}_g(t_k))^1\mathbf{H}_1)\mathbf{P}(t_k^-)^1, \\ (\mathbf{P}(t_k))^K &= (\mathbf{I}_n - (\mathbf{K}_g(t_k))^K\mathbf{H}_K)\mathbf{P}(t_k^-)^{K-1}, \\ \mathbf{P}(t_k) &= (\mathbf{P}(t_k))^{N_i}, K \in D_i, K = 1, 2, \dots, N_i. \end{aligned} \quad (15)$$

本文中 $\tilde{T}_k \in \{T_i\}_{i=1}^m$, N_i 为 D_i 中所包含的传感器的数量.

式(15)表明,采样间隔越大,所得的协方差就越大.如果想在 t_k 时刻使协方差 $\mathbf{P}(t_k)$ 达到 \mathbf{P}_d ,则必须选择合理的传感器组合和合适的采样间隔.采样间隔 T_k 的选择值是使目标函数 $f(\mathbf{P}_d, \mathbf{P}_{T_j}(t_k))$ 最小,其中 $\mathbf{P}_{T_j}(t_k)$ 表示选择采样间隔为 T_j 时,计算出的下一时刻融合协方差,多传感器采样间隔优化融合模型如下:

$$T_{\text{opt}}(t_k) = \arg \min_{T_j} f(\mathbf{P}_d, \mathbf{P}_{T_j}(t_k)). \quad (16)$$

在进行多雷达任务分配的同时,将各个目标的采样间隔进行优化控制,实现考虑各目标跟踪任务数据率情况下的多雷达多目标任务分配.基于协方差控制的任务分配与采样间隔融合优化模型如下:

$$\begin{aligned} A_{\text{opt}}(t_k) &= \arg \min_{T_j, D_i} f(\mathbf{P}_d, \mathbf{P}_{T_j, D_i}(t_k)); \\ \text{s.t. } T_j &\in \{T_i\}_{i=1}^m, D_i \in D. \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)描述的任务分配与采样间隔融合优化模型要解决的问题为:面向 N 个目标、 $2^Z - 1$ 个伪传感器、 $\{T_i\}_{i=1}^m$ 个采样间隔,通过寻找 t_k 时刻最优的组合 (T_j, D_i) ,使状态估计协方差 $\mathbf{P}_{T_j, D_i}(t_k)$ 最逼近于期望协方差 \mathbf{P}_d .

3 采样间隔优化的多传感器分配算法

根据目标优先级确定多目标跟踪处理队列,利用序贯卡尔曼滤波算法计算不同采样间隔下的传感器组合状态估计融合协方差,选择目标函数最小时的采样间隔与传感器组合,得到最优解.为贴近工程实际,提高求解速度,将驻留时间引入算法设计中,在完成自适应采样间隔之前,去除掉已被其他目标预定的雷达组合和采样时间,算法流程如图1所示.

- step 1: 由式(4)计算目标优先级并排序;
- step 2: 选出优先级最高的目标;
- step 3: 设定采样间隔 T_k 的搜索集合 $\{T_i\}_{i=1}^m$;
- step 4: 初始化采样间隔序号 $i = 1$,选择集合中第 i 个采样间隔 T_i ;
- step 5: 由式(15)计算 t_k 时刻的预测协方差矩阵

$P(t_k^-, T_i)$;

step 6: 初始化传感器组合序号 $j = 1$, 选择第 j 种传感器组合 D_j ;

step 7: 由式 (6) 矩阵度量方式计算目标函数 $f(P_d, P_{T_j, D_i}(t_k))$;

step 8: $j = j + 1$, 回到 step 6 循环, 直到 $j = 2^Z - 1$;

step 9: $i = i + 1$, 回到 step 4 循环, 直到 $i = m$;

step 10: 去除不可用的传感器组合和采样间隔, 即令其 $f(P_d, P_{T_j, D_i}(t_k)) = \text{inf}$;

step 11: 选出使目标函数 $f(P_d, P_{T_j, D_i}(t_k))$ 最小的传感器组合和采样间隔, 算法结束。

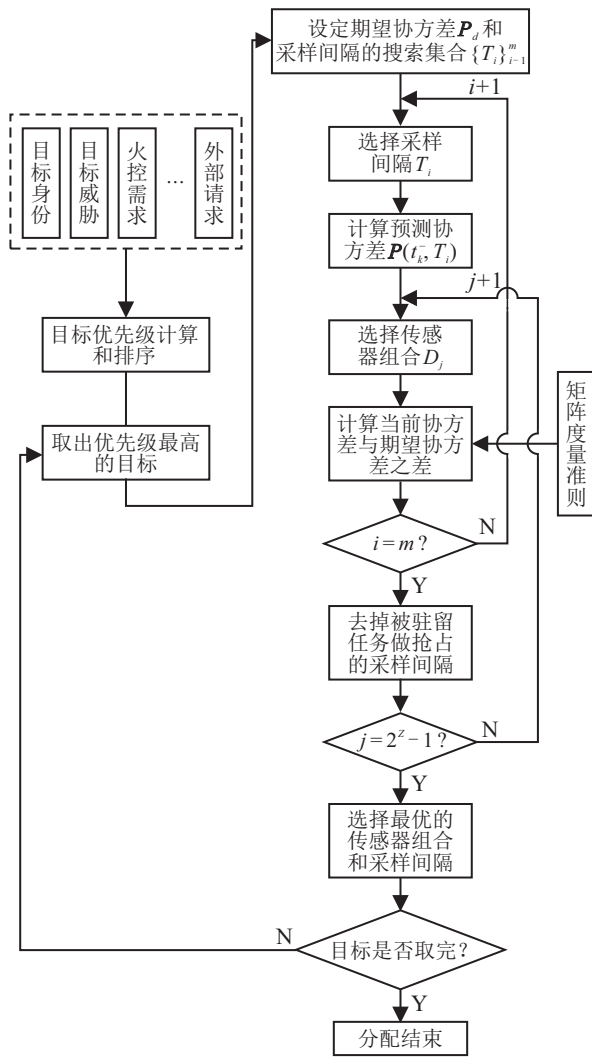


图1 算法流程

4 仿真结果分析

4.1 仿真条件设置

仿真场景及条件设置如下: 3架载机分别搭载3部雷达传感器; 跟踪目标数量为10个; 仿真时长为160s。表1为3部雷达传感器的量测噪声参数, 其中 x 方向和 y 方向量测噪声相互独立; 表2为10个目标的期望跟踪协方差矩阵, 根据目标距离不同将期望协方差分为普通跟踪、高精度跟踪、制导攻击3个阶段。

表1 各传感器量测噪声参数 m

| 传感器编号 | X方向标准差 | Y方向标准差 |
|-------|--------|--------|
| 1 | 18 | 16 |
| 2 | 14 | 12 |
| 3 | 20 | 18 |

表2 目标期望协方差设置

| 跟踪类型 | 目标距离/km | 期望协方差/ m^2 |
|-------|--------------------|-----------------------------|
| 普通跟踪 | $R \geq 160$ | $\text{diag}(25, 0, 25, 0)$ |
| 高精度跟踪 | $120 \leq R < 160$ | $\text{diag}(18, 0, 18, 0)$ |
| 制导攻击 | $R < 120$ | $\text{diag}(10, 0, 10, 0)$ |

为便于算法验证, 假定3架载机和10个目标均在8km高度飞行, 3架载机初始位置随机分布在原点坐标3km半径范围内, 速度均为300m/s。10个目标初始随机分布在 x 方向 [135 km, 145 km] 和 y 方向 [138 km, 148 km] 范围内, 速度均为200m/s。载机编队与目标群迎头飞行, 雷达对目标的探测从初始的普通跟踪进入高精度跟踪阶段。

4.2 仿真结果分析

针对以上仿真场景, 采用本文基于采样间隔优化的多传感器分配算法进行仿真。各目标的跟踪协方差如图2所示。

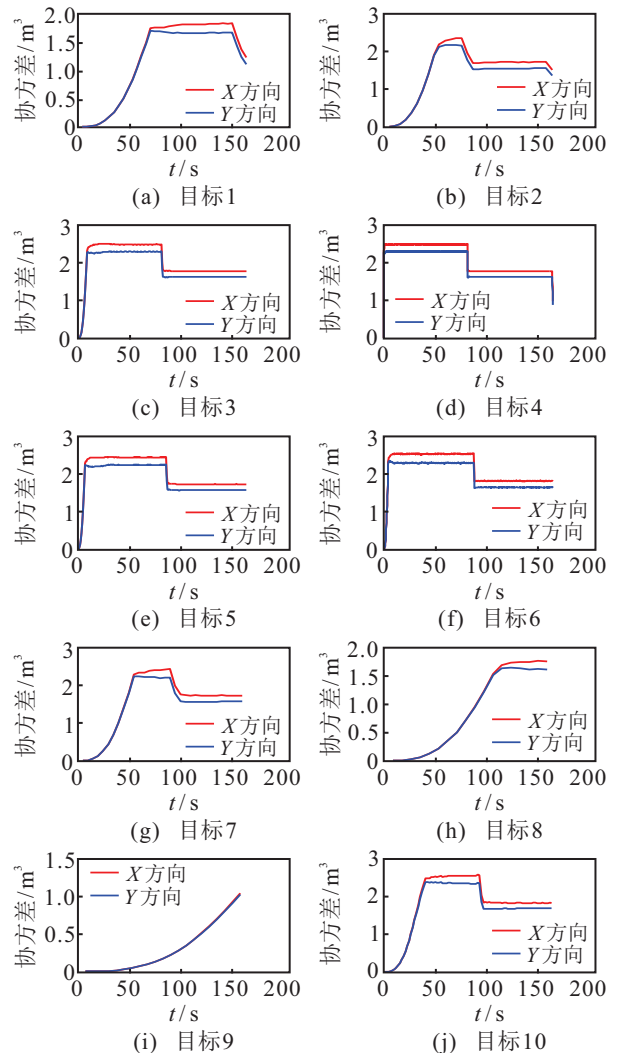


图2 各目标跟踪协方差

由图2可以看出,各目标在相应的时间点均由普通跟踪阶段进入高精度跟踪阶段,对应的协方差精度逐渐升高,不同目标跟踪协方差有所差异,体现了传感器分配模型对不同威胁度目标的自适应性资源分配优势。

各目标采样间隔控制优化结果如图3所示。可以看出,在各目标跟踪起始阶段(普通跟踪),目标的采样间隔较大,在0.5s左右,表示在该阶段无需雷达频繁调度资源对目标进行跟踪。随着时间轴进入高精度跟踪阶段,各目标的跟踪精度需求提高,随之需要雷达对攻击目标分配更多的资源,采样间隔需求提高,即数据率要得到提升,在目标跟踪后期,采样间隔普遍减小。

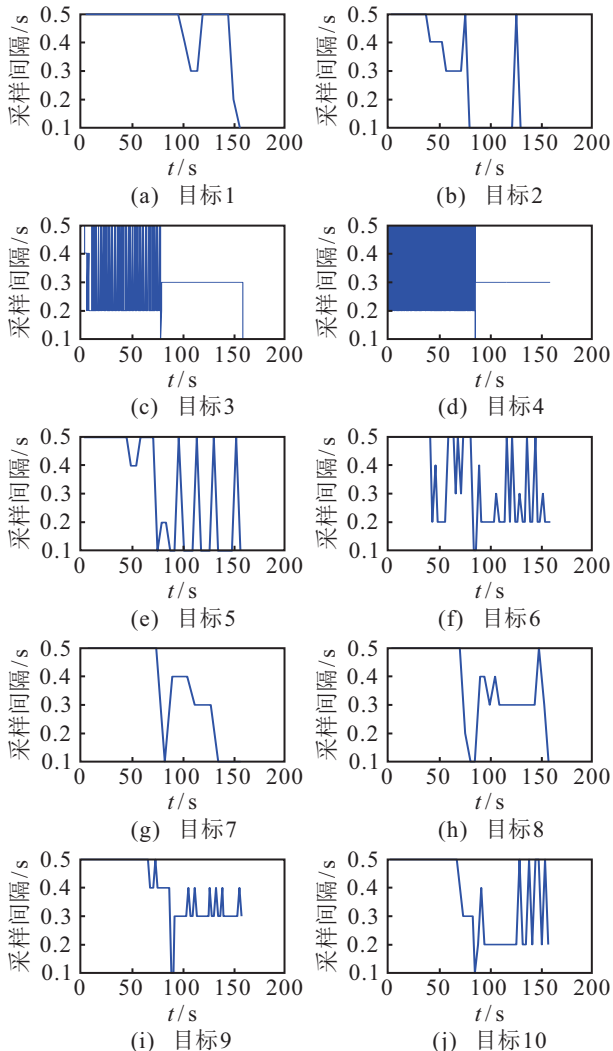


图3 目标跟踪各时刻采样间隔

对应各个目标在其跟踪时刻,分配的雷达组合优化结果如图4所示。雷达组合编号(图4纵坐标)对应为:编号1表示雷达[1],编号2表示雷达[2],编号3表示雷达[3],编号4表示雷达[1,2],编号5表示雷达[1,3],编号6表示雷达[2,3],编号7表示雷达[1,2,3]。可

以看出:各目标在前期跟踪阶段,使用单部雷达即可保证跟踪精度需求,最多使用两部雷达组合即可;而在高精度跟踪阶段,各目标的雷达跟踪组合普遍为2部雷达,甚至3部雷达同时进行跟踪。

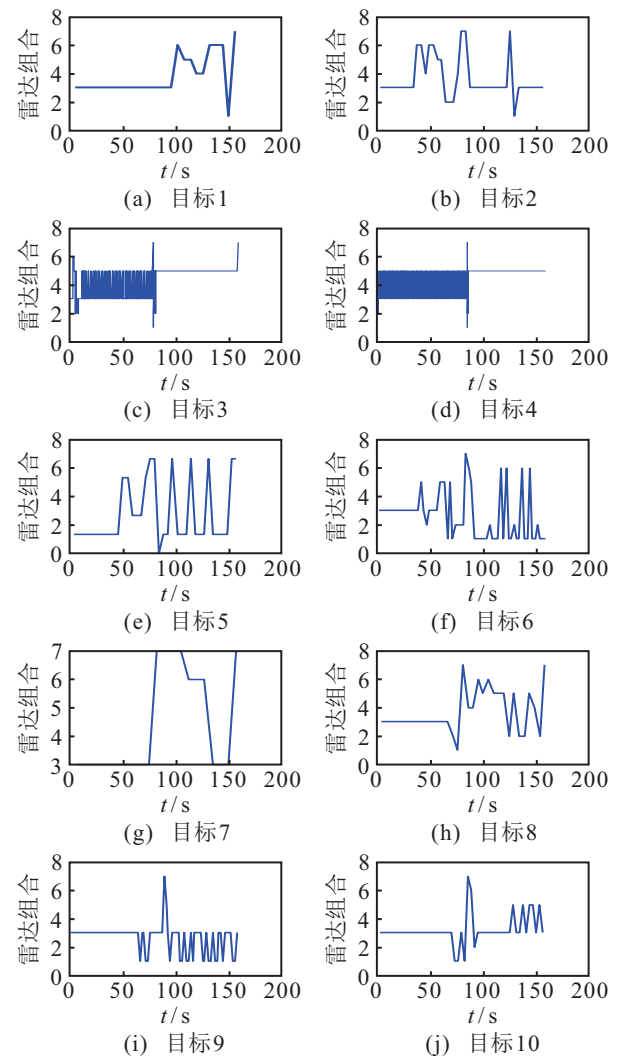


图4 目标跟踪各时刻传感器组合

3部雷达整个过程中的工作模式变化情况如图5所示,模式0为搜索模式,模式1~10分别代表着对第1个目标至第10个目标的跟踪模式。显然,随着跟踪精度提升,对于雷达资源的耗费变大,但在满足目标跟踪精度的同时,仍留有足够的雷达资源执行搜索任务,即雷达的工作模式0(搜索模式)。可见算法在对采样间隔和雷达传感器同时优化后,节省了很大的雷达资源。

对目标5的采样间隔优化情况如图6所示,在前85s普通跟踪阶段,平均采样时间约为0.4s,而进入高精度跟踪阶段后,采样间隔基本稳定在0.1s和0.5s之间进行交叉调度,平均采样更加频繁。

对目标5的各跟踪时刻执行跟踪任务的雷达组合分配结果如图7所示,在普通跟踪阶段主要采用单

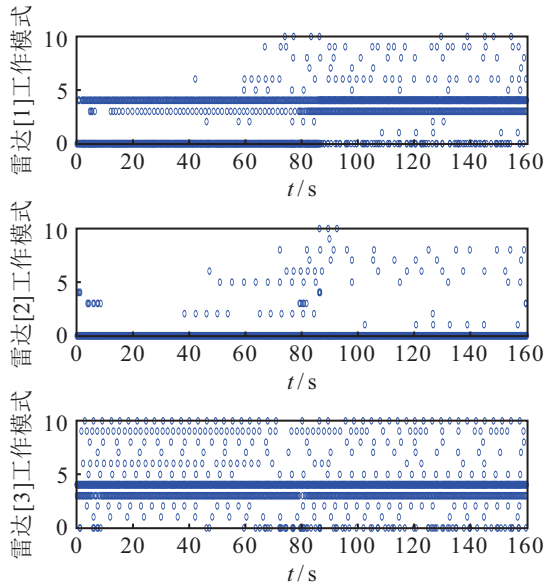


图5 雷达各时刻的工作模式

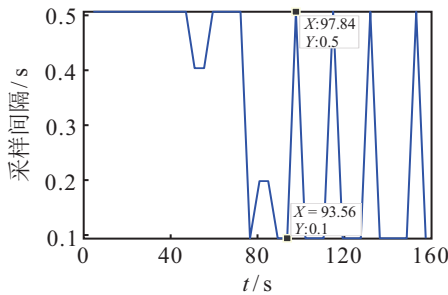


图6 目标5的采样间隔调度

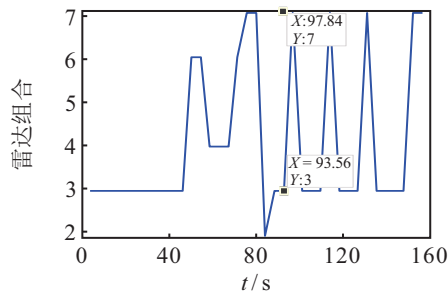


图7 目标5各跟踪时刻的传感器组合

雷达进行跟踪,偶尔采用两部雷达同时跟踪,而进入高精度跟踪阶段后,主要采用两部雷达和3部雷达同时跟踪,偶尔采用单部雷达进行跟踪.

由图6和图7标注的两点可见:在93.56s时,目标5调度得到的采样间隔为0.1s,对应执行的雷达组合编号为3,即分配雷达[3]进行单独跟踪;而在97.84s时,目标5调度得到的采样间隔为0.5s,对应执行的雷达组合编号为7,即分配雷达[1,2,3]同时进行跟踪.可见,算法在规划采样间隔较大时,将会分配较多的雷达进行同时跟踪,以此保证跟踪精度需求,而在规划的采样间隔较小时,分配的雷达数目也会相应减少,从而节省雷达资源用以执行其他任务,以提高多目标的跟踪能力.

为验证本文所提算法在多目标跟踪性能上的优势,以OSPA(optimal subpattern assignment)距离作为评价指标,与文献[11]中的基于有限集统计(FISST)理论的多目标跟踪算法进行对比分析,仿真时间设为40s,两种算法在多目标跟踪中得到的OSPA距离如图8所示.可以看出,本文方法整体上OSPA距离对比算法低,收敛速度也较快,这说明本文所提出算法可根据目标状态合理分配传感器组合和采样间隔,从而获得最佳的量测结果,获得更好的跟踪性能.

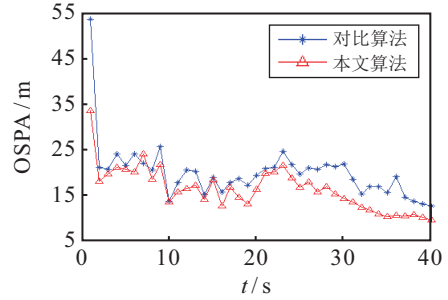


图8 多目标跟踪位置估计OSPA的比较

为进一步验证本文所提出算法的有效性,以对目标5的跟踪性能为例,与文献[25]中的改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IMPSO)进行对比分析.两种算法对目标5的跟踪协方差如图9所示,其中红色曲线表示采用本文算法的跟踪协方差,蓝色曲线表示对比算法IMPISO的跟踪协方差,可以看出本文算法具有较高的跟踪精度.

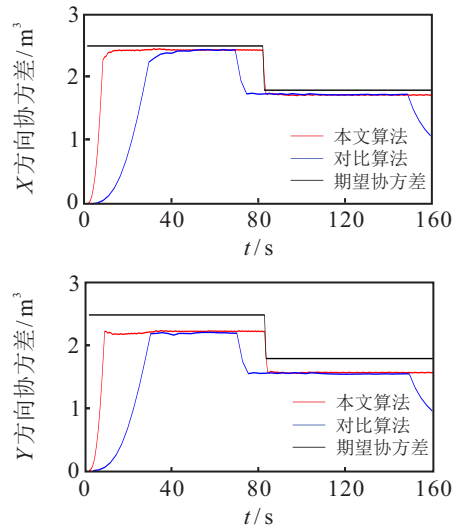


图9 目标5的跟踪协方差的比较

图10为两种算法对目标5的跟踪协方差误差统计结果.可见,与IMPISO算法相比较,本文算法具有快速收敛的优势特性,且稳态精度较高,而IMPISO算法只关注了最大探测概率对传感器组合进行了分配,没有考虑到不同目标状态下的传感器的采样间隔,且由于PSO算法需要迭代寻优,计算复杂度较高,导致

收敛速度较慢。

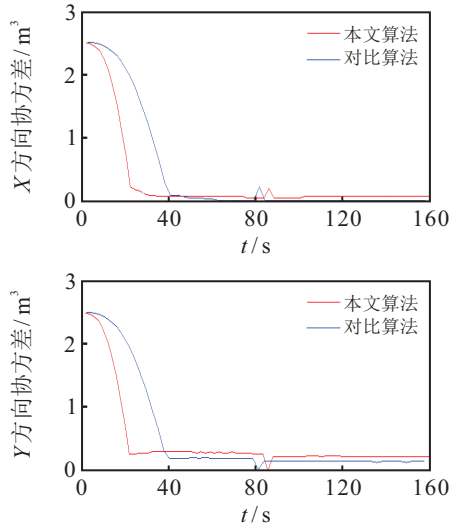


图10 目标5的跟踪协方差误差的比较

5 结论

本文在考虑目标任务数据率的前提下,开展了多目标跟踪下多雷达传感器任务管理优化问题研究,提出了一种采样间隔优化的多传感器分配算法。首先,对多雷达任务管理问题的模型进行了数学描述,并对多雷达采样间隔调度问题进行了分析和建模。针对多雷达多目标任务管理与目标任务数据率一体化问题进行分析,建立了一体化最优控制模型,并设计了算法流程。通过仿真分析并与其他方法进行对比,验证了本文算法在进行多雷达任务分配的同时,可进行各目标采样间隔的优化调度,实现了多雷达资源的自适应优化配置。算法收敛速度快,稳态精度较高,具有一定的应用前景。

参考文献(References)

- [1] 闫涛, 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): 26-36.
(Yan T, Han C Z, Zhang G H. An overview of sensor management approaches for aerial target[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(10): 26-36.)
- [2] Ristic B, Vo B N. Sensor control for multi-object state-space estimation using random finite sets[J]. Automatica, 2010, 46(11): 1812-1818.
- [3] 冉晓旻, 方德亮. 基于势博弈的分布式目标跟踪传感器分配算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(11): 2748-2754.
(Ran X M, Fang D L. Distributed sensor allocation algorithm for target tracking based on potential game[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(11): 2748-2754.)
- [4] Pang C, Shan G L, Duan X S, et al. A multi-mode sensor management approach in the missions of target detecting and tracking[J]. Electronics, 2019, 8(1): 71.
- [5] 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.)
- [6] 庞策, 单甘霖, 段修生, 等. 基于风险理论的主动传感器管理方法及应用研究[J]. 电子学报, 2019, 47(7): 1425-1433.
(Pang C, Shan G L, Duan X S, et al. Active sensor management based on risk theory and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(7): 1425-1433.)
- [7] Keshavarz-Mohammadiyan A, 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.
- [8] 黄静琪, 胡琛, 孙山鹏, 等. 一种基于异步传感器网络的空间目标分布式跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(5): 1132-1139.
(Huang J Q, Hu C, Sun S P, et al. A distributed space target tracking algorithm based on asynchronous multi-sensor networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(5): 1132-1139.)
- [9] Battistelli G, Chisci L, Selvi D. A distributed Kalman filter with event-triggered communication and guaranteed stability[J]. Automatica, 2018, 93: 75-82.
- [10] Shen X J, Varshney P K. Sensor selection based on generalized information gain for target tracking in large sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(2): 363-375.
- [11] 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 H, He Z L, Liu B. Sensor control method based on information entropy measure for multitarget tracking[J]. Control and Decision, 2018, 33(2): 337-344.)
- [12] 周杰, 蔡世清, 朱伟娜. 多传感器数据融合的多准则决策模型[J]. 控制与决策, 2016, 31(8): 1354-1362.
(Zhou J, Cai S Q, Zhu W N. Multi-criteria decision model of multi-sensor data fusion[J]. Control and Decision, 2016, 31(8): 1354-1362.)
- [13] 王彦霖, 王红军. 舰载多传感器协同探测资源调度模型研究[J]. 舰船电子对抗, 2018, 41(4): 71-75.
(Wang Y L, Wang H J. Research into shipboard multi-sensor cooperative detection resource scheduling model[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2018, 41(4): 71-75.)

- [14] 庞策, 黄树彩, 刘锦昌, 等. 基于博弈论的多传感器交叉提示算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(8): 1684-1690.
(Pang C, Huang S C, Liu J C, et al. Multi-sensor cross cueing algorithm basing on the game theory[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(8): 1684-1690.)
- [15] Kovalerchuk B, Perlovsky L. Rigorous sensor resource management: Methodology and evolutionary optimization[C]. 2015 IEEE Symposium on Computational Intelligence for Security and Defense Applications (CISDA). Verona, 2015: 1-8.
- [16] 张昉普, 单甘霖. 面向空中目标威胁评估的多传感器管理方法[J]. 航空学报, 2019, 40(11): 245-258.
(Zhang Y P, Shan G L. Multi-sensor management approach for aerial target threat assessment[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(11): 245-258.)
- [17] 徐公国, 单甘霖, 段修生. 面向目标跟踪的主动式移动传感器长期调度方法[J]. 传感技术学报, 2019, 32(2): 244-250.
(Xu G G, Shan G L, Duan X S. Non-myopic scheduling method of active mobile sensor for target tracking[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(2): 244-250.)
- [18] Gostar A K, Hoseinnezhad R, Bab-hadiashar A, et al. Sensor-management for multi-target filters via minimization of posterior dispersion[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2017, 53(6): 2877-2884.
- [19] Kalandros M. Covariance control for multisensor systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(4): 1138-1157.
- [20] Kalandros M, Pao L Y. Multi-sensor covariance control strategies for reducing bias effects in interacting target scenarios[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 153-173.
- [21] 王永坤, 郑世友, 谢金华. 基于 CPLEX 的多约束传感器分配算法[J]. 指挥信息系统与技术, 2018, 9(2): 95-100.
(Wang Y K, Zheng S Y, Xie J H. Sensor allocation algorithm based on CPLEX with multiple constraints[J]. Command Information System and Technology, 2018, 9(2): 95-100.)
- [22] 方德亮, 冉晓旻, 张静, 等. 一种保证稳定精度的协同跟踪传感器管理算法[J]. 信息工程大学学报, 2018, 19(1): 15-19.
(Fang D L, Ran X M, Zhang J, et al. Sensor management algorithm for collaborative tracking ensuring stable accuracy[J]. Journal of Information Engineering University, 2018, 19(1): 15-19.)
- [23] 张冬梅, 茹安狄, 程善. 通信受限下网络化多传感器系统序贯卡尔曼滤波加权融合[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2162-2168.
(Zhang D M, Ru A D, Cheng S. Sequential Kalman filter weighted fusion for networked multi-sensor systems with communication constraints[J]. Control and Decision, 2017, 32(12): 2162-2168.)
- [24] 王忠梅. 基于 Kalman 滤波以及稀疏信号恢复的多智能体系统控制[D]. 济南: 山东大学, 2016.
(Wang Z M. Multi-agent system control based on Kalman filtering theory and recovery of sparse signal[D]. Jinan: Shandong University, 2016.)
- [25] 史国庆, 武凡, 张林, 等. 一种基于改进粒子群算法的机载多传感器任务分配方法[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(4): 722-727.
(Shi G Q, Wu F, Zhang L, et al. An airborne multi-sensor Task allocation method based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(4): 722-727.)

作者简介

李宝鹏(1986—), 男, 讲师, 从事雷达信号处理及雷达对抗的研究, E-mail: 843901165@qq.com;

高伟亮(1980—), 男, 副教授, 博士, 从事雷达信号处理与测试、任务系统作战效能提升等研究, E-mail: afbpflyen@163.com;

王守权(1975—), 男, 教授, 从事雷达信号处理、任务系统作战效能提升等研究, E-mail: 13793235036@163.com;

王永坤(1988—), 男, 高级工程师, 博士, 从事雷达系统与数据处理等研究, E-mail: wangyongkun1029@126.com;

李大龙(1988—), 男, 讲师, 从事雷达信号处理仿真的研究, E-mail: togool@163.com.

(责任编辑: 闫妍)