

# 天基光学传感器网络动态预指派算法

王 博<sup>1,2</sup>, 李 骏<sup>2</sup>, 吴 洪<sup>1</sup>, 程洪玮<sup>3</sup>

(1. 空军装备研究院雷达与电子对抗研究所, 北京 100085; 2. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073;  
3. 北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094)

**摘 要:** 针对天基光学传感器网络实时调度算法的局限, 深入分析目标运动特征, 提出一种传感器预指派模型. 在多目标传感器资源需求紧耦合和松耦合条件下, 引入实时修正机制, 分别提出基于修正粒子群优化和分段指派的传感器动态预指派算法. 资源需求紧耦合和松耦合场景下仿真实验表明, 动态预指派算法虽然需要较长时间的预先指派过程, 但其实时修正的运算效率明显高于实时调度算法, 为上层系统设计留下更多富余时间.

**关键词:** 低轨星座; 传感器网络; 调度算法; 预指派; 跟踪

**中图分类号:** TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 10-1994-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.10.020

## Dynamic Sensor Pre-Assignment Algorithm of Space Based Optical Sensor Network

WANG Bo<sup>1,2</sup>, LI Jun<sup>2</sup>, WU Hong<sup>1</sup>, CHENG Hong-wei<sup>3</sup>

(1. Institute of Radar and Electronic Warfare, Equipment Academy of Air Force, Beijing 100085, China; 2. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China; 3. Beijing Institute of Tracking and Telecommunications Technology, Beijing 100094, China)

**Abstract:** To deal with the limitation of real-time scheduling algorithm of space based optical sensor network, the object characteristics was deeply analyzed, and a sensor pre-assignment model was proposed. Furthermore, the real-time modification was introduced, and the dynamic sensor pre-assignment algorithms based on modified particle swarm optimization and segmented pre-assignment were proposed, under the condition of different demand couple, i. e. tight couple and loose couple. Simulations conducted under the condition of tight couple and loose couple show that, the dynamic sensor pre-assignment algorithm needs long-time pre-assignment process, but the computation efficiency of real-time modification exceeds that of real-time scheduling algorithm, which can leave more margin time for the upper system.

**Key words:** low earth orbit constellation; sensor networks; scheduling algorithms; pre-assignment; tracking

## 1 引言

传感器动态组网、高速运动及空间广域分布, 多探测目标全球随机出现且时空跨度大是制约低轨天基光学传感器网络对多个空间目标进行持续高精度跟踪的关键因素. 由于低轨星座光学传感器视场及目标和传感器几何关系等限制, 通常少量传感器不可能完成对目标的全程跟踪<sup>[1]</sup>. 系统需要较多传感器之间彼此协同、相互接力以实现多目标的持续跟踪, 而解决跟踪交接问题的关键就是传感器资源调度技术. 现有的实时调度算法较好地解决了各种地基、空基、天基平台的传感器资源分配问题. 但随着系统复杂度的增大, 实时调度算法

通常运算量较大, 在系统其它部分处理负荷较大的情况下, 对系统实时性提出了挑战, 尤其对于天基平台.

静态任务调度是无线传感器网络<sup>[2]</sup>领域广泛采用的一种任务调度方法, 其基本思路是: 在系统任务的特性已知或可预测的前提下, 离线进行可调度性分析, 生成调度表并依据表中信息选择任务依次执行. 该方法的优点是运行开销小, 可预测性强, 找到调度方案即能保证所有任务顺利完成; 缺点是对不断变化的环境和不可预测任务的适应能力差.

低轨天基光学传感器网络多目标跟踪资源调度具有高实时性和动态随机性特征, 不能直接引入静态任务调度方法. 但考虑到天基卫星平台和关注目标(假定不

存在机动)运动轨迹的可预测性,本文借鉴静态任务调度思想,综合利用静态、动态调度的优势,基于资源需求的不同耦合关系,针对预测误差累积引起的静态任务调度表不满足实时跟踪需求问题,设计实时修正机制,提出一种适用于低轨天基平台的传感器动态预指派算法.仿真实验表明,本文所提方法虽然在目标跟踪初始阶段需要较长预指派时间,但实时修正平均运算时间大大低于实时调度方法的单次调度平均运算时间,具有明显优势.

## 2 多目标跟踪传感器预指派模型

由于卫星平台、目标自由段弹道运动的强规律性,可利用目标预测轨迹对整个自由段可观测传感器进行预指派<sup>[3]</sup>.基于此,本文首先对目标自由段预测轨迹进行时间量化;然后以所有量化步长的平均指标最小化作为预指派优化目标,建立预指派模型.

低轨天基平台传感器预指派的目的是从目标自由段跟踪出发,力求给出高跟踪精度高资源利用率且满足调度约束条件的传感器预指派方案.预指派就是从某量化步长的备选传感器集合中选择若干个传感器对目标进行处理,实质上是一个约束最优化问题,本文以跟踪精度、资源松弛度和资源分配均衡因子三个优化参数<sup>[4]</sup>建立如下传感器预指派模型:

$$\begin{cases} \min_l \{f_l(c_j, \bar{\rho}_{jl}, \bar{\lambda}_{jl}, \bar{\xi}), l=1, 2, \dots, L\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_{j=1}^N x_{ij} \leq N_{\max}, i=1, 2, \dots, M_j \\ M_{\min}^j \leq \sum_{i=1}^{M_j} x_{ij} \leq M_{\max}^j, j=1, 2, \dots, N \\ t_{\text{int}} > t_{\text{sch}} + t_{\text{sat}} \\ x_{ij} \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中  $x_{ij}$  表示传感器分配情况,  $x_{ij}=1$  指第  $i$  个传感器分配给第  $j$  个目标,否则  $x_{ij}=0$ ;  $N$  为系统处理的目标数,  $M_j$  为第  $j$  个目标可选择传感器数;  $N_{\max}$  表示传感器可同时处理最大目标数,  $M_{\min}^j, M_{\max}^j$  表示第  $j$  个目标所需最少传感器数和系统可分配最大传感器数;  $t_{\text{int}}, t_{\text{sch}}, t_{\text{sat}}$  分别表示传感器交接时间间隔、交接延迟和待交接传感器重新建立稳定跟踪时间;  $c_j$  表示第  $j$  个目标的优先级参数,  $\bar{\rho}_{jl}, \bar{\lambda}_{jl}, \bar{\xi}$  表示第  $l$  种传感器目标分配方式对应各量化步长的三个优化参数平均值.  $f_l(c_j, \bar{\rho}_{jl}, \bar{\lambda}_{jl}, \bar{\xi})$  是优化目标函数,定义为

$$\begin{aligned} f_l(c_j, \bar{\rho}_{jl}, \bar{\lambda}_{jl}, \bar{\xi}) = \\ \bar{\xi} \cdot \sum_{j=1}^N c_j \cdot \left( \epsilon \cdot \frac{\bar{\rho}_{jl}}{\bar{\rho}_{\max}^j} + (1-\epsilon) \cdot \frac{\bar{\lambda}_{jl}}{\bar{\lambda}_{\max}^j} \right), \\ l=1, 2, \dots, L \end{aligned} \quad (2)$$

$\bar{\rho}_{\max}^j, \bar{\lambda}_{\max}^j$  分别表示所有可选择的虚拟传感器对第  $j$  个目标的跟踪精度和资源松弛度的最大值.

## 3 基于 PSO 的多目标跟踪传感器动态预指派

通过分析传感器资源需求耦合关系,针对紧耦合和松耦合情况,基于粒子群优化(PSO),分别研究并提出多目标跟踪传感器动态预指派算法.

### 3.1 资源需求耦合关系

以  $TS_{ji}$  表示第  $j$  个目标对第  $i$  个传感器的需求情况,  $TS_{ji}=1$  表示该传感器可有效覆盖第  $j$  个目标,否则  $TS_{ji}=0$ . 本文定义资源需求矩阵  $TS$  为

$$TS = \begin{bmatrix} TS_{11} & TS_{12} & \cdots & TS_{1M} \\ TS_{21} & TS_{22} & \cdots & TS_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ TS_{N1} & TS_{N2} & \cdots & TS_{NM} \end{bmatrix} \quad (3)$$

若  $\forall j, k \in \{1, 2, \dots, N\}$ , 有  $j \neq k$  且  $TS_{ji}=1$  &  $TS_{ki}=1$ , 则称第  $j, k$  个目标对第  $i$  个传感器的需求存在冲突,即资源需求耦合.若  $TS$  矩阵具有式(4)所示的分块矩阵形式(矩阵其余元素均为 0),则说明各分块阵对应的目标子集仅对其对应的传感器子集提出需求,各分块阵对应的目标子集之间不存在需求冲突.

$$TS = \begin{bmatrix} TS_{N_1 M_1} & & & \\ & TS_{N_2 M_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & TS_{N_n M_n} \end{bmatrix}_{N \times M} \quad (4)$$

若某一量化步长  $\Delta t$  内  $TS$  矩阵具有式(4)所示的分块矩阵形式,或可通过 I 型初等变换<sup>[5]</sup>转化为该形式,则称这种情况为资源需求瞬时松耦合;否则称为瞬时紧耦合.对于整个自由段预测弹道,紧耦合是指目标预测弹道全程各量化步长的资源需求均满足瞬时紧耦合关系;松耦合是指目标预测弹道全程有一部分量化步长或全部满足瞬时松耦合关系.

### 3.2 资源需求紧耦合条件下传感器动态预指派

#### 3.2.1 粒子群优化

粒子群优化方法将系统初始化为一组随机解,通过迭代搜索寻找全局最优解.粒子本身具有记忆能力,通过局部最优值  $p$  和全局最优值  $g$  调整自身的当前位置,更新方程为

$$\begin{cases} V_t = wV_{t-1} + c_1 \eta_1 (P_{t-1} - X_{t-1}) + c_2 \eta_2 (G_{t-1} - X_{t-1}) \\ X_t = X_{t-1} + V_t \end{cases} \quad (5)$$

其中  $x, v$  为粒子的位置和速度矢量;  $X, V, P, G$  分别为  $x, v, p, g$  对应的矩阵,  $\eta_1, \eta_2$  为服从均匀分布  $u(0, 1)$  的随机数,  $w$  为惯性加权因子;  $c_1, c_2$  称为认知

因子和社会因子,共同推动粒子向最优解移动。

### 3.2.2 基因编码方式

PSO算法中每个粒子维数取为各目标预测轨迹量化步长数之和,记为 $\tau$ 。若假定第 $j$ 个目标的预测轨迹量化步长为 $\tau_j$ ,则 $\tau = \sum_{j=1}^N \tau_j$ 。鉴于不同目标的量化步长数不等,本文采用一种变长编码形式,即粒子状态矢量(含位置、速度矢量)维数可变。假定第 $m$ 个粒子第 $t$ 次迭代的 $\tau$ 维位置矢量 $\mathbf{x}_{mt}$ 为

$$\mathbf{x}_{mt} = (\mathbf{x}_{mt}^1, \mathbf{x}_{mt}^2, \dots, \mathbf{x}_{mt}^N), \mathbf{x}_{mt}^j = (x_{mt,j}^1, x_{mt,j}^2, \dots, x_{mt,j}^{\tau_j}) \quad (6)$$

式中 $\mathbf{x}_{mt}^j$ 表示第 $j$ 个目标的各量化步长所选择的虚拟传感器序号。

### 3.2.3 适应度函数

适应度函数即优化目标函数,是引导 PSO 算法向最优解逼近的关键。为避免粒子进入不可行解空间,导致算法不收敛,本文采用静态罚函数法<sup>[6]</sup>设计了一种适用于传感器预指派的适应度函数,在评价每一种传感器目标分配方式时遵循以下准则<sup>[7]</sup>: (1)对于可行的传感器目标分配方式,适应度小的优于适应度大的; (2)对于不可行的传感器目标分配方式,约束违背量小的优于约束违背量大的; (3)可行的传感器目标分配方式总是优于不可行的。该方法对不可行的传感器目标分配方式,仅计算约束违背量,运算量较小。本文适应度函数为

$$\Phi_l(\mathbf{x}) = \begin{cases} f_l(\mathbf{x}), & \text{if } V_l(\mathbf{x}) = 0 \\ \max\{f_l(\mathbf{x})\} + V_l(\mathbf{x}), & \text{if } V_l(\mathbf{x}) > 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中 $f_l(\mathbf{x})$ 即为式(2)的优化目标函数, $V_l(\mathbf{x})$ 为约束违背量,定义为

$$V_l(\mathbf{x}) = \max\left\{0, \frac{\sum_{j=1}^N \text{ATS}_{ji}}{N_{\max}} - 1\right\} + \max\left\{0, \frac{x_{mt,k}^j}{(2^{M_{\text{sel}}^j} - 1)} - 1\right\} + \max\left\{0, 1 - 1 - \frac{\sum_{i=1}^M \text{ATS}_{ji}}{M_{\min}^j}\right\} + \max\left\{0, \frac{\sum_{i=1}^M \text{ATS}_{ji}}{M_{\max}^j} - 1\right\} + \max\left\{0, 1 - \frac{t_{\text{int}}}{(t_{\text{sch}} + t_{\text{sat}})}\right\} \quad (8)$$

### 3.2.4 基于 MPSO 的传感器动态预指派

采用基本的 PSO 算法求解最优预指派方案时可能存在粒子退化问题。解决方法通常是由变异操作重新初始化粒子,使其摆脱局部最优值吸引,收敛到全局最优值。在分析天基光学传感器网络调度问题特点的基础上,本文提出一种新的变异操作,称为临近维趋同扩展,具体操作过程为:当粒子陷入局部最优解时,从各个目标对应的粒子位置矢量 $\mathbf{x}_{mt}$ 的子矢量 $\mathbf{x}_{mt}^j$ 中随机选

取若干个种子维,然后对各种种子维数值进行邻近维扩展。也就是说,若第 $k$ 维(种子维)数值所对应的虚拟传感器可实现对第 $k-1$ (或 $k+1$ )个量化步长目标的有效覆盖时,将第 $k-1$ (或 $k+1$ )维数值强制置为该虚拟传感器所对应的序号,否则,停止扩展;依此类推,以同样的方法处理第 $k \pm 2, k \pm 3$ 维,以及 $\mathbf{x}_{mt}$ 的其它子矢量。临近维趋同扩展的目的是使得种子维所选择的虚拟传感器能够在保持一定跟踪精度的前提下对目标跟踪尽可能长时间,与系统本身要求避免频繁传感器交接一致。

此外,目标轨迹预测虽是在初始跟踪收敛后进行,但仍存在一定误差累积,预指派结果可能存在误差,传感器依据预指派结果跟踪目标时,可能存在传感器对目标不可观测,或可观测但跟踪精度过低的情况。此时需根据平台、传感器及目标的特征对预指派方案进行实时修正,建立动态预指派算法。假定每一量化步长为第 $j$ 个目标预指派的虚拟传感器记为 $\{\text{Pras}_k^j\}$ ,  $k=1, 2, \dots, \tau_j$ ,实时修正准则是重新选取一组传感器以取代 $\text{Pras}_{k+1}^j$ ,从第 $k+1$ 个量化步长开始跟踪目标。具体准则如下:

$$\text{Pras}_{k+1}^j = \underset{l}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{\bar{\rho}_{jl}}{\rho_{\text{cov}}^{jl}} \right\}, l=1, 2, \dots, 2^{M_{\text{sel}}^j} - 1 \quad (9)$$

式中 $\bar{\rho}_{jl}$ 表示选择第 $l$ 个虚拟传感器从第 $k+1$ 个量化步长开始对第 $j$ 个目标持续跟踪的平均跟踪精度, $\rho_{\text{cov}}^{jl}$ 表示第 $l$ 个虚拟传感器从第 $k+1$ 个量化步长开始对第 $j$ 个目标的预期可跟踪时长。式(9)准则就是选取从下一量化步长开始对目标预期可跟踪时长越大,且平均跟踪精度越高的虚拟传感器。

结合传感器预指派和实时修正准则,本文提出一种基于修正 PSO(MPSO)低轨星座传感器动态预指派算法。该算法在目标跟踪速度误差收敛后,在预测自由段弹道的基础上,对整个自由段跟踪的传感器进行预指派,然后在实际跟踪过程中,实时地对预指派结果进行修正。

### 3.3 资源需求松耦合条件下传感器动态预指派

当多个目标对传感器资源需求满足松耦合时,其传感器动态预指派可作如下考虑:

(1)若多个目标在绝大多数量化步长都满足瞬时紧耦合条件,则直接采用 3.2 节基于 MPSO 的传感器动态预指派算法进行处理;

(2)若多个目标在部分量化步长满足瞬时紧耦合条件,则对多个目标进行分段预指派,根据各时间段的耦合关系,分别采用不同的预指派算法。对大部分量化步长满足瞬时紧耦合的分段,采用 3.2 节基于 MPSO 的传感器动态预指派算法;对于大部分量化步长满足瞬

时松耦合的分段,则首先对个别瞬时紧耦合步长进行耦合消解,分别处理各目标子集,提出基于多种群并行进化 PSO(MPE-PSO)的传感器预指派算法,以降低运算量。

3.3.1 资源需求耦合消解

个别瞬时紧耦合量化步长的耦合消解准则为:①目标优先:存在需求冲突的传感器资源优先分配给备选传感器(除冲突传感器资源)少于 2 个的目标;②精度优先:若所有目标的备选传感器(除冲突传感器资源)均不少于 2,则存在冲突的传感器资源优先分配给预期跟踪性能最优的目标。

3.3.2 基于 MPE-PSO 的传感器动态预指派

对于通过资源需求耦合消解处理后的分段,可考虑对其  $n$  个不存在资源需求冲突的目标子集进行单独处理.假定式(4)分块阵  $TS_{N_{M_i}}$  对应的目标子集和传感器子集分别为  $T_{N_i}$ ,  $S_{M_i}$ ,参考式(2)的优化目标函数,定义由资源子集  $S_{M_i}$  为目标子集  $T_{N_i}$  分配最优虚拟传感器的优化目标函数为

$$f_i(\bar{\xi}_i, c_j, \bar{\rho}_i, \bar{\lambda}_i)$$
$$= \bar{\xi}_i \cdot \sum_{n=1}^{N_i} c_{j_n} \cdot \left( \varepsilon \cdot \frac{\bar{\rho}_{j_n l}}{\bar{\rho}_{\max}^l} + (1 - \varepsilon) \cdot \frac{\bar{\lambda}_{j_n l}}{\bar{\lambda}_{\max}^l} \right), l = 1, 2, \cdots, L_i$$
(10)

式中  $\bar{\xi}_i$  为目标子集  $T_{N_i}$  对应的平均资源分配均衡因子;  $j_n$  表示目标子集  $T_{N_i}$  中第  $n$  个目标在目标集合  $T$  中对应的序号,因此参数  $c_{j_n}$ ,  $\bar{\rho}_{j_n l}$ ,  $\bar{\lambda}_{j_n l}$ ,  $\bar{\rho}_{\max}^l$ ,  $\bar{\lambda}_{\max}^l$  的定义类似于式(2),只是此处仅针对目标子集  $T_{N_i}$ ;  $L_i$  表示目标子集  $T_{N_i}$  对应的传感器分配方案个数,则有

$$L_i = \prod_{n=1}^{N_i} L_{j_n} = \prod_{n=1}^{N_i} \prod_{k=1}^{\tau_{j_n}} (2^{M_{sel}^k} - 1)$$
(11)

相应的,为  $T_{N_i}$  分别建立类似式(1)的预指派模型。

本文将以式(10)的优化目标函数为基础,分别针对每个目标子集  $T_{N_i}$  建立粒子种群,各种群单独进化,且相互间不存在交互操作,称其为 MPE-PSO.对耦合消解处理后的分段,采用 MPE-PSO 算法使各目标子集  $T_{N_i}$  的种群独立进化,较之 MPSO 算法(所有目标集合的种群整体进化)的传感器目标分配方案个数明显减少,大大降低了问题规模和运算量。

4 仿真实验分析

假定星座轨道参数取 28/4/2/1596/77.8<sup>[8]</sup> (4 个轨道面,每轨道面 7 颗卫星,轨道高度 1596km,轨道倾角 77.8°,相位因子 2);选取 4 个弹道目标,相关参数如表 1 所示;预测弹道的量化步长取 50s,传感器观测间隔为 1s,视线测量误差 90 $\mu$ rad.在配置为 Cuo2 E8400 CPU,4G

内存的台式机仿真实现本文算法(50 次 Monte Carlo 实验),性能评价参数为:目标跟踪位置(速度)误差<sup>[9]</sup>、最小调度间隔<sup>[4]</sup>、预指派平均运算时间及实时修正平均运算时间。

表 1 目标参数

目标序号	发射点	落点	远地点高度(km)	目标优先级
M1	N38.000, E83.000	N36.020, E139.970	1264.3	2
M2	N29.000, E89.000	N45.999, E136.768	1320.9	1
M3	N48.000, E83.000	N41.983, E140.053	1329.0	4
M4	N31.000, E24.000	N34.012, W14.878	1352.5	3

4.1 多目标资源需求紧耦合场景仿真

选取目标 M1、M2 和 M3,其发射时间分别为 1s、101s 和 201s,满足资源需求紧耦合关系.分别仿真实现基于 MPSO 的传感器动态预指派算法(DPA-MPSO)和传感器实时调度算法(MM-HSSA),50 次 Monte-Carlo 实验的仿真结果如图 1 和表 2 所示.由此可见,DPA-MPSO 方法的位置误差和速度误差小于 MM-HSSA 方法;DPA-MPSO 方法和 MM-HSSA 方法的最小调度间隔差不多,均满足系统传感器交接需求;DPA-MPSO 方法虽在自由段目标跟踪初始阶段平均需要 22.37s 的预指派时间,但其实时修正平均运算时间大大低于 MM-HSSA 方法的单次调度平均运算时间,为上层系统节省更多处理时间。

4.2 多目标资源需求松耦合场景仿真

选取目标 M1、M3 和 M4,其发射时间分别为 1s、201s 和 101s,满足资源需求松耦合关系.仿真实现 DPA-MPSO 算法以及基于分段指派和多种群并行进化的传感器动态预指派算法(DPA-SMPE),50 次 Monte-Carlo 实验的仿真结果如图 2 和表 3 所示.由此可见,DPA-SMPE 方法调度传感器跟踪目标的位置误差和速度误差与 DPA-MPSO 方法差不多;DPA-SMPE 方法和 DPA-MPSO 方法的最小调度间隔均满足传感器交接需求;DPA-SMPE 方法的预指派平均运算时间较之 DPA-MPSO 方法明显减少。

表 2 多目标紧耦合场景仿真结果

传感器调度算法	MM-HSSA			DPA-MPSO		
	M1	M2	M3	M1	M2	M3
最小调度间隔(s)	118	134	95	100	150	100
预指派平均运算时间(s)	—			22.37		
实时修正平均运算时间(s)	—			<0.001		
单次调度平均运算时间(s)	0.092			—		

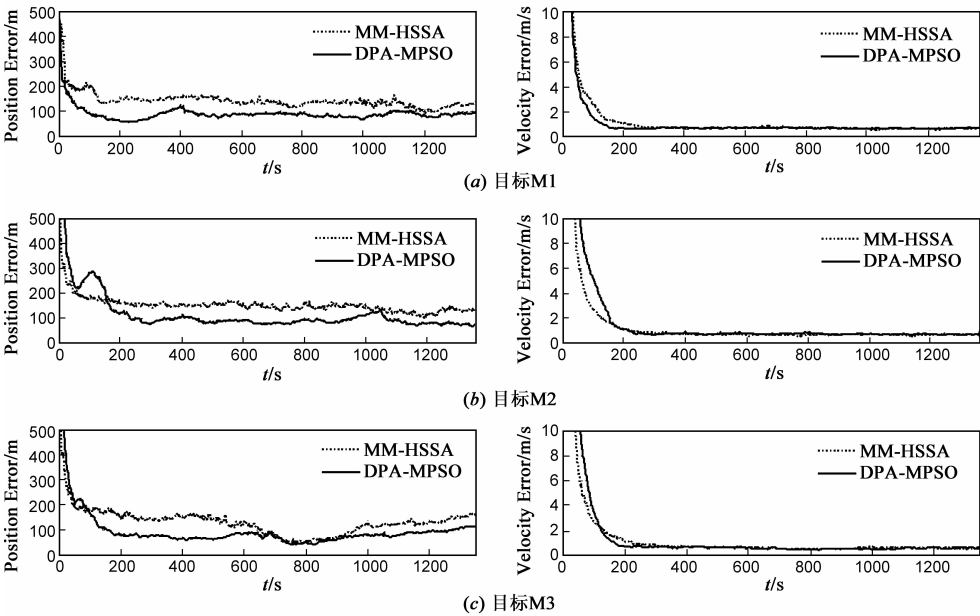


图1 多目标紧耦合场景仿真的跟踪误差

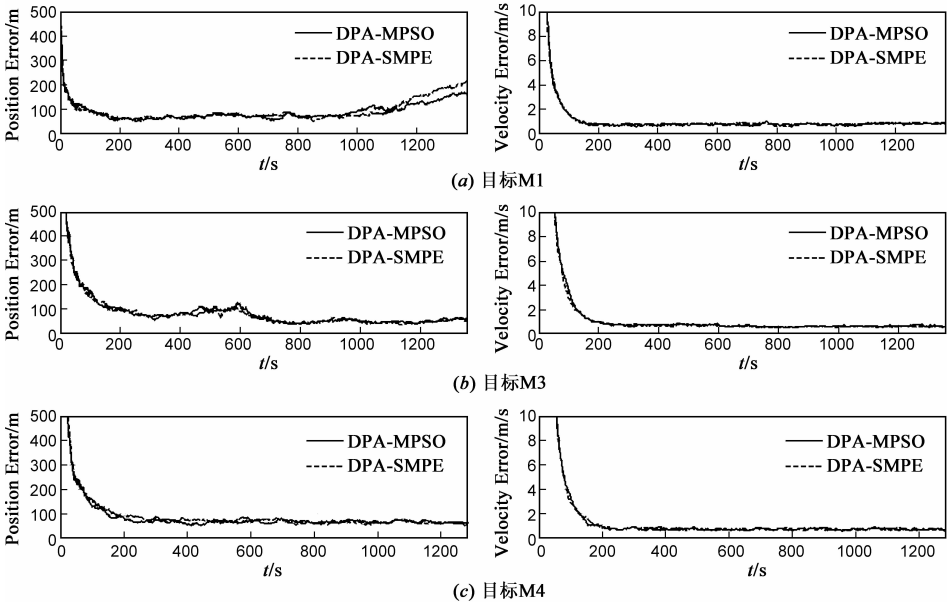


图2 多目标松耦合场景仿真的跟踪误差

表 3 多目标松耦合场景仿真结果

传感器调度算法	DPA-MPSO			DPA-SMPE		
	M1	M3	M4	M1	M3	M4
最小调度间隔(s)	100	150	100	100	100	100
预指派平均运算时间(s)	22.13			12.54		
实时修正平均运算时间(s)	<0.001			<0.001		

5 结论

本文针对多目标交接跟踪传感器资源调度问题,

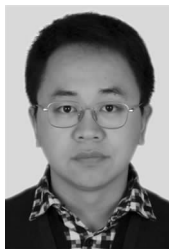
基于传感器预指派可行性分析,建立了多目标传感器预指派模型;针对资源需求紧耦合、松耦合情况,分别提出基于 MPSO 的传感器动态预指派算法以及基于分段指派和多种群并行进化的传感器动态预指派算法,较好地解决了多目标跟踪传感器资源分配问题.

参考文献

[1] 程洪玮,王博,安玮.一种基于信息决策树的低轨星座传感器调度方法[J].电子学报,2010,38(11):2630-2634.  
CHENG Hong-wei, WANG Bo, AN Wei. A sensor scheduling method of LEO constellation based on information decision tree

- [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(11): 2630 – 2634. (in Chinese)
- [2] 蔡绍滨, 韩启龙, 高振国, 等. 基于云模型的无线传感器网络恶意节点识别技术研究[J]. 电子学报, 2012, 40(11): 2232 – 2238.  
CAI Shao-bin, HAN Qi-long, GAO Zhen-guo, et al. Research on cloud trust model for malicious node detection in wireless sensor network[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(11): 2232 – 2238. (in Chinese)
- [3] 王博, 刘海军, 安玮, 等. 基于粒子群优化的传感器预分配方法[J]. 信号处理, 2010, 26(4): 486 – 491.  
WANG Bo, LIU Hai-Jun, AN Wei, et al. A sensor pre-assignment method based on particle swarm optimization[J]. Signal Processing, 2010, 26(4): 486 – 491. (in Chinese)
- [4] 王博, 安玮, 谢恺, 等. 基于分支剔除的低轨星座实时传感器调度算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1244 – 1250.  
WANG Bo, AN Wei, XIE Kai, et al. Real-time sensor scheduling algorithm in LEO constellation based on pruning[J]. System Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1244 – 1250. (in Chinese)
- [5] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.  
ZHANG Xian-da. Matrix Analysis and Applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [6] 郑昌文, 严平, 丁明跃, 等. 飞行器航迹规划[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.  
ZHENG Chang-wen, YAN Ping, DING Ming-yao, et al. Route Planning for Air Vehicles[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008. (in Chinese)
- [7] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000, 186(2 – 4): 311 – 338.
- [8] Budianto I A, Olds J R. A collaborative optimization approach to design and deployment of a space based infrared system constellation[A]. Proceedings of the IEEE National Aerospace and Electronics Conference[C]. USA: IEEE, 2000. 385 – 393.
- [9] 王博, 安玮, 谢恺, 等. 基于多模型的低轨星座多目标跟踪传感器资源调度[J]. 航空学报, 2010, 31(5): 946 – 957.  
WANG Bo, AN Wei, XIE Kai, et al. Multi-object tracking sensor scheduling for low earth orbit constellation based on multi-model[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(5): 946 – 957. (in Chinese)

#### 作者简介



王 博 男, 1981 年生于陕西商州, 工学博士, 空军装备研究院雷达与电子对抗研究所工程师, 国防科技大学电子科学与工程学院在站博士后, 主要研究方向为星座组网运控、多传感器管理调度、空间信息获取与处理等。  
E-mail: xshshxyby@163.com



李 骏 男, 1979 年生于河南商丘, 工学博士, 国防科技大学电子科学与工程学院讲师, 主要研究方向为空间信息获取与处理、综合电子对抗等。