

文章编号: 1001-0920(2016)04-0616-07

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2015.0145

## 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

邸斌, 周锐, 董卓宁

(北京航空航天大学 飞行器控制一体化技术国防科技重点实验室, 北京 100191)

**摘要:** 针对考虑通信因素的多无人机协同目标最优观测与跟踪问题, 引入费舍信息矩阵对无人机探测所获取的信息进行表征, 考虑无线通信链路特性并对无人机间信息成功传递概率进行建模. 以无人机群体所获取的关于目标的信息量为指标函数, 分别建立是否考虑通信因素情况下的多机协同目标最优观测及跟踪问题模型. 对两种情况下的多机协同目标观测与跟踪进行仿真比较, 仿真结果验证了所建模型的有效性, 并体现了通信因素的重要影响.

**关键词:** 多无人机; 费舍信息矩阵; 多目标; 信息成功传递概率; 最优观测与跟踪

中图分类号: V279

文献标志码: A

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

DI Bin, ZHOU Rui, DONG Zhuo-ning

(Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beihang University, Beijing 100191, China. Correspondent: DI Bin, E-mail: dibin@buaa.edu.cn)

**Abstract:** The problem of communication-aware unmanned aerial vehicle(UAV) placement and motion planning for target localization and tracking is investigated. The Fisher information matrix is introduced to model the information obtained from the measurements. The information is shared in the multihop wireless network which provides the communication. And the probability of the successful information transmission is modeled as a function of the signal-to-noise ratio. The models of communication-aware placement and motion planning for target localization and tracking are established for multiple stationary and mobile targets respectively. The simulation results show the effectiveness of the models and the effect of the communication on the UAV group behaviors.

**Keywords:** multiple unmanned aerial vehicles; Fisher information matrix; multiple targets; communication-aware; optimal target localization and tracking

### 0 引言

多无人机协同目标观测与跟踪是无人机应用的典型任务之一, 而各无人机平台与目标的相对位置关系对目标状态估计误差具有较大影响, 如何确定各无人机位置或控制其运动以获取最大信息量具有重要意义.

多传感器目标观测最优配置问题研究的是如何配置各传感器以使得获取的目标信息量最大, 通常以费舍信息矩阵(FIM)表征所获取的目标信息, 研究不同类型传感器中各传感器与目标的相对位置关系, 得到使得关于FIM的函数最大化的最优传感器位置<sup>[1-6]</sup>. 传感器最优配置研究大多针对单目标情况<sup>[1-4]</sup>, 而多目标最优观测一般需对各个目标探测得到的信

息量进行折中<sup>[5-6]</sup>, 只在某些特定情况下可得到同时满足多个目标最优观测条件的传感器位置<sup>[6]</sup>.

多传感器配置位置点亦可视为单个传感器进行目标探测的各个最优观测点<sup>[7-8]</sup>, 文献[8]即应用传感器最优配置方法对无人机目标观测航迹进行规划. Standoff跟踪<sup>[7]</sup>是多无人机协同单目标跟踪的主要形式, 各无人机在以目标为圆心的圆上运动, 通过控制各无人机相对目标夹角来获取最优观测效果, 并达到稳定跟踪<sup>[9-11]</sup>. 针对多目标跟踪问题, 文献[12]将目标进行分簇, 并以获取信息量最大化为准则将各无人机分配到各个目标簇进行探测与跟踪; 文献[13]基于部分可观察马尔科夫决策过程对目标跟踪过程中无人机航路进行规划.

收稿日期: 2015-01-29; 修回日期: 2015-05-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61333004, 61273349, 61175109, 61203223); 航空科学基金项目(2013ZA18001).

作者简介: 邸斌(1986-), 男, 博士生, 从事多无人机协同控制的研究; 周锐(1968-), 男, 教授, 博士生导师, 从事无人机自主与协同控制等研究.

各无人机通过无线通信方式相互传递信息, 通信因素对无人机间信息共享和协同任务具有重要影响. 文献[14]综合考虑目标估计误差与无人机间的通信代价, 并对各无人机运动和相互通信作出决策; 文献[15]考虑实际通信链路模型, 网络中各节点在规划下一步运动时综合考虑通过探测所能获取的信息和通过网络通信所能获取的信息; 文献[16]通过规划各无人机运动使得经无线通信传递到基站的信息量最大.

本文研究考虑通信因素的多无人机协同对多目标进行最优观测与跟踪的问题. 首先, 基于FIM对目标探测得到的信息进行表征并引入拓展信息滤波器进行目标状态估计; 然后, 考虑无线通信链路特性并建立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问题模型; 最后, 对所建模型进行仿真验证并对仿真结果进行分析.

## 1 多无人机协同目标观测与状态估计

各无人机利用机载传感器对目标进行探测以获取目标状态信息, 目标测量所得的信息可由FIM表征. 参数估计精度常采用估计误差协方差表示, 无偏估计器所得到的估计误差协方差的下界称为CRLB, CRLB受到问题结构影响而与具体的估计方法无关, FIM为CRLB的逆, 即  $FIM^{-1} = CRLB \leq E[(\hat{x} - x)(\hat{x} - x)^T]$ .

假设存在  $N$  架无人机对某一已知固定目标进行探测, 无人机  $i$  ( $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ) 位置记为  $q_i$ , 目标状态(或其初始估计值)记为  $x_0$ , 则无人机  $i$  对目标的测量方程可表示为

$$z_i = h(q_i, x_0) + v_i. \quad (1)$$

其中:  $v_i$  为零均值高斯白噪声, 其协方差为  $R_i$ .

对于目标  $x_0$ ,  $N$  架无人机对其进行探测所得的信息(FIM)为<sup>[1-2]</sup>

$$FIM = \sum_{i=1}^N H_i^T R_i^{-1} H_i, \quad (2)$$

其中  $H_i = \frac{\partial h(q_i, x)}{\partial x} \Big|_{x=x_0}$ .

可见, FIM为目标状态  $x_0$  的函数, 因此在多传感器协同目标观测最优配置问题研究中, 通常需假设目标状态(或其估计值)已知<sup>[1-6]</sup>, 虽具有一定局限性, 却有助于深入理解多传感器最优配置问题, 而在此假设下得到的结论对于实际中多传感器优化配置问题也具有指导意义. 为了考虑关于目标状态的不确定性, 文献[6]假设已知目标在某一区域内各点的存在概率, 问题的研究方法假设目标状态已知情况类似.

由于FIM为矩阵, 对FIM的最大化涉及到对矩阵的优化, 需定义相应的标量指标函数作为优化目标函数. 常见的指标函数包括FIM的行列式、FIM的迹

以及FIM的最小特征值等<sup>[7-8]</sup>. 由于FIM的行列式较全面地反映了传感器与目标的相对位置对估计精度的影响, 在研究传感器最优配置问题时常被选为指标函数<sup>[1-8]</sup>. 就物理意义而言, 最大化FIM的行列式相当于最小化不确定性椭球体积<sup>[7-8]</sup>.

对于随机运动目标, 其状态方程和无人机  $i$  对其测量方程可表示为

$$x_{k+1} = f(x_k) + \omega_k, \quad (3)$$

$$z_{i,k} = h(q_{i,k}, x_k) + v_{i,k}. \quad (4)$$

其中:  $\omega_k, v_{i,k}$  为互不相关零均值高斯白噪声, 其协方差分别为  $Q_k, R_{i,k}$ .

对于非线性的测量系统, 采用拓展信息滤波器(EIF)<sup>[17]</sup>对目标状态进行估计. 信息滤波器可方便地融合各传感器的局部探测信息, 因而常用于分布式多传感器目标跟踪和信息融合.

定义信息矩阵和信息状态向量  $Y_{k|k} = P_{k|k}^{-1}, \hat{y}_{k|k} = P_{k|k}^{-1} \hat{x}_{k|k} = Y_{k|k} \hat{x}_{k|k}$ . 类似于卡尔曼滤波器, 拓展信息滤波器主要由测量更新和预测更新两部分组成.

### 1) 测量更新

$$Y_{k|k} = Y_{k|k-1} + I_k, \quad (5)$$

$$\hat{y}_{k|k} = \hat{y}_{k|k-1} + i_k. \quad (6)$$

其中

$$I_k = \sum_{i=1}^N H_{i,k}^T R_{i,k}^{-1} H_{i,k},$$

$$H_{i,k} = \frac{\partial h(q_{i,k}, x)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_{k|k-1}},$$

$$i_k = \sum_{i=1}^N H_{i,k}^T R_{i,k}^{-1} (z_{i,k} - h(q_{i,k}, \hat{x}_{k|k-1}) + H_{i,k} \hat{x}_{k|k-1}).$$

### 2) 预测更新

$$Y_{k+1|k} = P_{k+1|k}^{-1} = (F_k P_{k|k} F_k^T + Q_k)^{-1}, \quad (7)$$

$$\hat{y}_{k+1|k} = P_{k+1|k}^{-1} \hat{x}_{k+1|k}, \quad (8)$$

其中  $F_k = \frac{\partial f(x)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_{k|k}}$ .

可见, 在EIF中各传感器探测信息以简单加和形式得以融合,  $I_k$ 即可视为  $k$  时刻网络中所有传感器进行探测所获取的信息.

## 2 无人机间无线通信链路模型

无人机之间以无线通信方式进行信息传递, 群体中无人机组成无线多跳通信网络以实现信息共享. 无人机  $i$  到无人机  $j$  的无线通信链路可由无人机  $j$  接收信号信噪比(SNR)表征, 即

$$SNR(q_i, q_j) = \frac{P(q_i, q_j)}{N(q_j)}.$$

其中:  $N(q_j)$  为无人机  $j$  处环境噪声强度;  $P(q_i, q_j)$  为无人机  $j$  接收到的由无人机  $i$  发送的无线信号强度,

且有<sup>[16-18]</sup>

$$P(q_i, q_j) = 10 \log_{10} \left( \frac{P_0 d_0^\alpha}{|q_i - q_j|^\alpha} \right) + \nu, \quad (9)$$

单位为 dBm,  $P_0$  为参考功率,  $d_0$  为参考距离,  $\alpha$  为常数,  $\nu$  为随机噪声因子.

考虑两无人机直接通信情况 (即信息传递不通过其他无人机中转), 这里假定无人机  $j$  成功接收由无人机  $i$  发送的信息的概率与接收信号信噪比有关, 即

$$p_{i,j} = g(\text{SNR}(q_i, q_j)). \quad (10)$$

在多跳通信网络中, 信息传递的起始节点与终止节点之间可能存在多条路径. 假设信息在各跳之间传递过程相互独立, 则信息经某多跳路径  $\text{path}_k$  (如图 1 所示) 由起始节点成功传递到终止节点的概率为

$$p(\text{path}_k) = \prod_{(i,j) \in \text{path}_k} p_{i,j}.$$

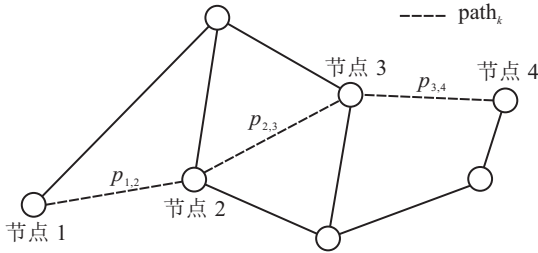


图 1 无线通信网络中信息传递路径

假定网络中各无人机选择成功传递概率最大的路径进行信息传递, 网络中各节点之间信息成功传递概率最大的路径及相应的成功传递概率问题可转化为图的最短路问题进行求解, 常见求解方法包括 Dijkstra 算法、Floyd 算法等<sup>[19]</sup>.

### 3 多无人机协同目标观测最优配置问题

考虑由  $N$  架无人机对  $M$  个已知的固定目标进行协同探测, 假设各目标均已被正确识别和关联, 寻找各无人机最优观测位置以使得无人机群体获取的目标信息量最大化, 即为多无人机最优配置问题. 无人机  $i$  位置记为  $q_i$ , 向量  $(q_1, q_2, \dots, q_N)$  包含各无人机配置信息, 定义各无人机对目标  $j$  进行探测所获取的信息量为

$$J_j(q_1, \dots, q_N, x_j) = \det(\text{FIM}_j), \quad (11)$$

其中  $\text{FIM}_j$  可由式 (2) 计算.

各无人机对所有目标进行探测所获取的信息量可定义为

$$J(q_1, \dots, q_N, x_1, \dots, x_M) = \sum_{j=1}^M \gamma_j J_j. \quad (12)$$

其中:  $\gamma_j$  为目标  $j$  的加权因子, 用以表征目标  $j$  的重要性, 且有  $\sum_{j=1}^M \gamma_j = 1$ .

以上为未考虑通信因素影响的情况, 在分布式多无人机网络中, 无人机  $i$  所获取的信息包括自身探测获取的信息以及通过通信网络接收到的信息, 而由通信网络获得的信息量与信息成功传递概率有关. 定义无人机  $i$  所能获取的关于目标  $j$  的信息为<sup>[16]</sup>

$$\text{FIM}_j^i = \sum_{k=1}^N p_{k,i}^* H_k^T R_k^{-1} H_k. \quad (13)$$

其中:  $p_{k,i}^*$  为由无人机  $k$  向无人机  $i$  成功传递信息的概率, 定义为无人机  $k$  到无人机  $i$  信息传递路径中成功传递概率最大的路径所对应的信息成功传递概率, 显然  $p_{i,i}^* = 1$ . 同样地, 定义无人机  $i$  获取的关于目标  $j$  的信息量为

$$J_j^i(q_1, \dots, q_N, x_j) = \det(\text{FIM}_j^i), \quad (14)$$

进而得到无人机  $i$  获取的关于所有目标的信息量

$$J^i(q_1, \dots, q_N, x_1, \dots, x_M) = \sum_{j=1}^M \gamma_j J_j^i, \quad (15)$$

群体中各无人机获取的关于所有目标的信息量的平均值可定义为

$$J(q_1, \dots, q_N, x_1, \dots, x_M) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N J^i. \quad (16)$$

多无人机协同目标观测最优配置问题可表示为

$$(q_1^*, q_2^*, \dots, q_N^*) = \text{argmax}(J). \quad (17)$$

其中:  $J = J(q_1, \dots, q_N, x_1, \dots, x_M)$  由式 (12) 或 (16) 求得, 分别对应于未考虑通信因素影响情况及考虑信息成功传递概率情况.

### 4 多无人机协同目标跟踪最优运动控制

考虑多无人机对随机运动目标进行观测与跟踪情况, 并假设各目标均被正确识别和关联. 多无人机协同最优目标跟踪是指通过对无人机运动进行规划和控制, 使得在跟踪过程中获得的信息量最大化. 由于跟踪过程一般没有确切的终止状态和终止时间, 基于滚动时域方式对问题进行建模和优化求解. 在某一时刻各无人机根据其对目标状态的预测, 求解未来若干步内导致信息量最大的控制输入, 执行当前步最优控制输入并在下一步重复此过程.

假设各无人机在某一固定高度平面内运动, 定义无人机  $i$  状态向量为  $\tilde{q}_i = (q_{i,x}, q_{i,y}, \psi_i)^T$ , 输入向量为  $u_i = (v_i, w_i)^T$ , 则其运动学模型可表示为

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_{i,x} \\ \dot{q}_{i,y} \\ \dot{\psi}_i \end{bmatrix} = f_u(\tilde{q}_i, u_i) = \begin{bmatrix} v_i \cos \psi_i \\ v_i \sin \psi_i \\ w_i \end{bmatrix}. \quad (18)$$

其中:  $v_{\min} \leq v_i \leq v_{\max}$ ,  $w_{\min} \leq w_i \leq w_{\max}$ . 无人机  $i$  运动学模型离散形式为

$$\tilde{q}_i(k+1) = \tilde{q}_i(k) + f_u(\tilde{q}_i(k), u_i(k))T_0. \quad (19)$$

各无人机应用EIF对目标状态进行估计, 如式(5)、(6)和(7)、(8)所示, EIF为未考虑通信因素情况. 考虑到信息成功传递概率对信息融合的影响, 无人机*j*在应用EIF时, 测量更新中 $I_{j,k}$ 和 $i_{j,k}$ 分别为

$$I_{j,k} = \sum_{i=1}^N p_{i,j}^* H_{i,k}^T R_{i,k}^{-1} H_{i,k}, \quad (20)$$

$$i_{j,k} = \sum_{i=1}^N p_{i,j}^* \tilde{i}_{i,k}, \quad (21)$$

其中

$$\tilde{i}_{i,k} = H_{i,k}^T R_{i,k}^{-1} (z_{i,k} - h(q_{i,k}, \hat{x}_{k|k-1}) + H_{i,k} \hat{x}_{k|k-1}).$$

各无人机依据目标状态方程对未来*T*步内的目标状态进行预测, 即

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1|k} &= f(\hat{x}_{k|k}), \\ &\vdots \\ \hat{x}_{k+T|k+T-1} &= f(\hat{x}_{k+T-1|k+T-2}). \end{aligned} \quad (22)$$

假设*k*时刻无人机*i*的规划输入为 $u_{i,k}$ , 在*k*+1时刻其位置为 $q_{i,k+1}$ , 则无人机*i*在*k*+1时刻可获取的信息量的预测值可记为 $\hat{J}_{k+1,k}^i(\hat{q}_{1,k+1}, \dots, q_{i,k+1}, \dots, \hat{q}_{N,k+1}, \hat{x}_{1,k+1|k}, \dots, \hat{x}_{M,k+1|k})$ , 其中 $\hat{q}_{j,k+1}$ 为无人机*j*在*k*+1时刻的位置或无人机*i*对其在*k*+1时刻位置的估计值.  $\hat{J}_{k+1,k}^i$ 可由式(12)或(16)求得, 分别为不考虑通信因素影响情况和考虑信息成功传递概率情况. 假设无人机*i*在未来*T*步内的规划输入序列为 $[u_{i,k}, \dots, u_{i,k+T-1}]$ , 则其在未来*T*步内可获取信息量的预测值可定义为

$$\hat{J}_k^i(u_{i,k}, \dots, u_{i,k+T-1}) = \sum_{j=1}^T \eta_j \hat{J}_{k+j,k}^i. \quad (23)$$

其中:  $\eta_j > 0$ 为各步加权因子, 且有 $\sum_{j=1}^T \eta_j = 1$ .

无人机*i*求解如下最优控制问题以使得可获取信息量的预测值最大化, 且满足运动学约束和防撞约束条件:

$$[u_{i,k}^*, \dots, u_{i,k+T-1}^*] = \operatorname{argmax}(\hat{J}_k^i). \quad (24)$$

约束条件为

$$\tilde{q}_i(k+1) = \tilde{q}_i(k) + f_u(\tilde{q}_i(k), u_i(k))T_0; \quad (25)$$

$$v_{\min} \leq v_i \leq v_{\max}; \quad (26)$$

$$w_{\min} \leq w_i \leq w_{\max}; \quad (27)$$

$$\|q_i - q_j\| > R_c, 1 \leq j \leq N, j \neq i. \quad (28)$$

其中: 式(28)为各无人机间防撞约束条件,  $R_c$ 为防撞最小安全距离.

各无人机在计算信息量预测值时需要群体中其他无人机的状态信息(或其估计值), 且各无人机间存

在防撞约束条件, 这便给各无人机分布式求解带来了困难. 可假定群体中各无人机按照一定先后顺序进行规划, 某无人机在进行自身运动规划时考虑到在其之前进行规划的无人机的规划结果, 并对在其之后进行规划的无人机状态进行估计(如假定其保持状态不变), 在此基础上进行优化求解. 此种分布式求解策略仅适用于较小规模群体系统<sup>[16]</sup>.

## 5 仿真结果及分析

在仿真研究中, 考虑简化的二维空间情况, 假设各无人机均携带相同测距测角传感器, 无人机探测目标示意图如图2所示.

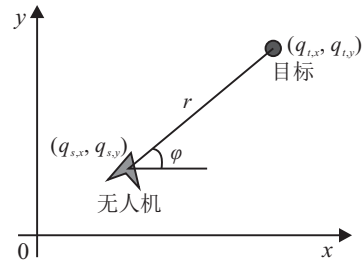


图2 无人机探测目标示意图

无人机测量方程为

$$\begin{bmatrix} r \\ \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(q_{t,x} - q_{s,x})^2 + (q_{t,y} - q_{s,y})^2} \\ \arctan\left(\frac{q_{t,y} - q_{s,y}}{q_{t,x} - q_{s,x}}\right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_r \\ v_\varphi \end{bmatrix}.$$

其中:  $v_r, v_\varphi$ 为互不相关零均值高斯白噪声, 测量噪声协方差阵为 $R = \operatorname{diag}([\sigma_r^2, \sigma_\varphi^2])$ . 通常测量噪声与无人机和目标之间的距离有关, 假设有

$$\sigma_r^2 = \alpha_r (r - r_s)^2 + \sigma_{r,0}^2, \quad (29)$$

$$\sigma_\varphi^2 = \alpha_\varphi (r - r_s)^2 + \sigma_{\varphi,0}^2, \quad (30)$$

其中 $\alpha_r, \alpha_\varphi, \sigma_{r,0}, \sigma_{\varphi,0}$ 均为正常数. 可见当无人机与目标间距离为 $r_s$ 时, 测量噪声方差最小, 称 $r_s$ 为最优探测距离. 由于测量方程为非线性, 求解其测量矩阵

$$H = \frac{\partial h}{\partial q_t} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\frac{\sin \varphi}{r} & \frac{\cos \varphi}{r} \end{bmatrix}.$$

可见,  $r$ 趋近于零时,  $\frac{\sin \varphi}{r}$ 和 $\frac{\cos \varphi}{r}$ 趋近于无穷, FIM亦趋近于无穷, 因此假定 $r \geq r_s, r_s$ 亦可视为无人机与目标间最小安全距离.

假定5架无人机对3个目标进行最优观测与跟踪, 目标初始位置分别为(600, 600) m, (1 200, 600) m和(900, 1 200) m. 在式(29)、(30)中,  $r_s = 150$  m,  $\alpha_r = \alpha_\varphi = 0.000 1, \sigma_{r,0} = 10$  m,  $\sigma_{\varphi,0} = 5^\circ$ . 防撞最小安全距离 $R_c = 50$  m. 式(12)中各目标加权因子 $\gamma_j$ 均设为1/3. 假设在一定距离范围内两无人机间信息成功传递概率与接收信号信噪比成正比(式(10)), 两无人机之间信息直接传递成功概率与两无人机间距离的关系如图3所示<sup>[16]</sup>.

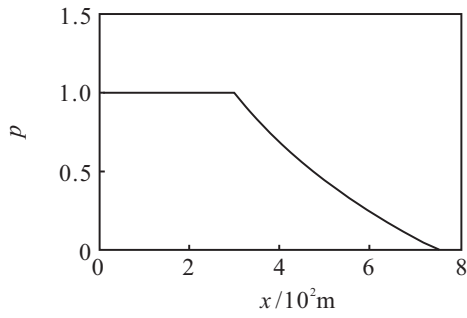
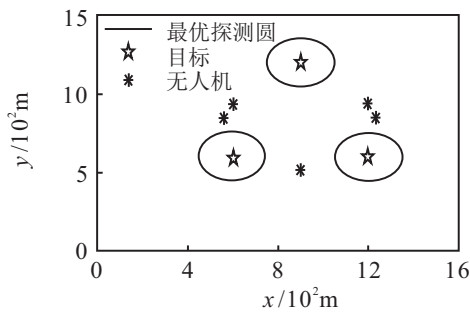


图3 两无人机间信息成功传递概率与两者距离关系

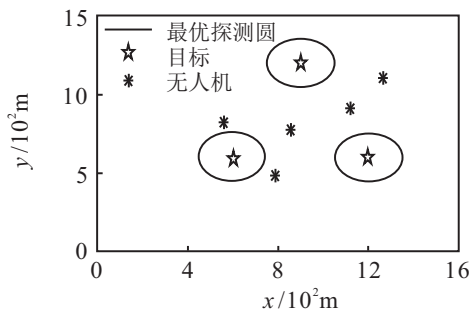
### 5.1 多无人机协同目标观测最优配置问题

求解多无人机协同目标观测最优配置问题(式(17)),从而得到各无人机最优观测位置.由于粒子群优化方法原理简单,具有一定的灵活性,且在求解非线性连续问题时具有优势,基于粒子群优化方法进行求解<sup>[20]</sup>.

多无人机协同目标观测最优配置仿真结果如图4~图7所示.



(a) 不考虑通信因素情况



(b) 考虑信息成功传递概率情况

图4 多无人机协同目标观测最优配置

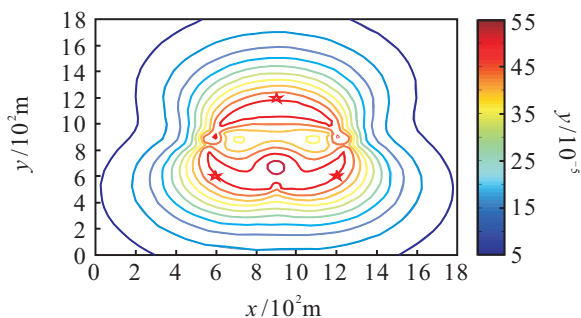


图5 各位置点目标信息量等高线(不考虑通信因素)

图4给出了目标位置和两种情况下各无人机最优探测位置,各目标最优探测圆是指以目标为圆心、

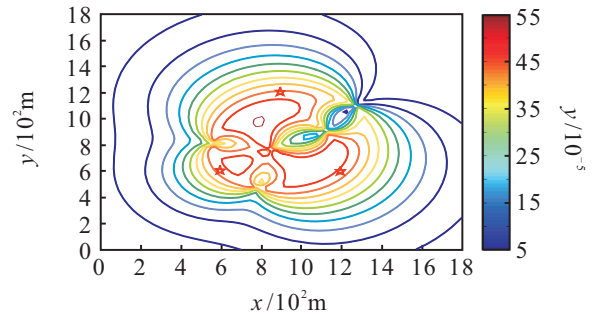
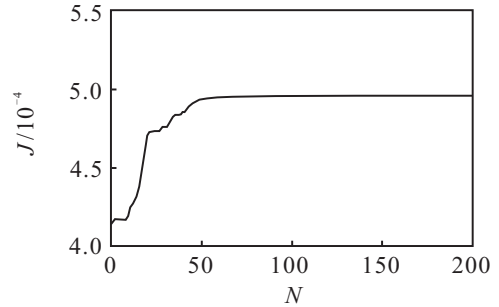
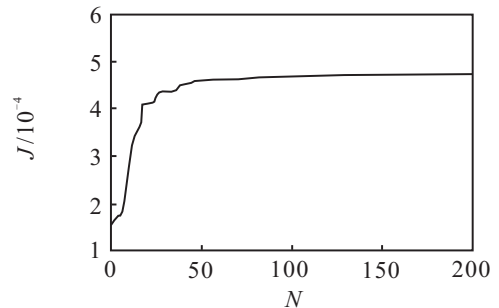


图6 各位置点目标信息量等高线(考虑信息成功传递概率)



(a) 不考虑通信因素情况



(b) 考虑信息成功传递概率情况

图7 最大信息量与循环次数的关系

$r_s$ 为半径的圆,在该圆上测量误差最小.可见,相较于不考虑通信因素影响情况,考虑信息成功传递概率时各无人机与其邻近无人机间最大距离相对更小且更一致.

图5为未考虑通信因素时最优配置下各位置点目标信息量等高线图,可见各目标均处于可获取较大信息量区域;而未处于信息量最大区域则体现了多目标最优观测中获取信息量的折中.

图6为考虑信息成功传递概率时最优配置下各位置点目标信息量等高线图,可见各目标均位于信息量较大的区域,但相较于图5中各目标所处位置略差(即信息量稍小).

图7表示在基于粒子群优化方法进行问题求解的过程中信息量收益函数值与循环次数之间的关系,可见在两种情况下粒子群算法均收敛.

不考虑通信因素时,最大信息量为 $4.95 \times 10^{-4}$ ,任意两无人机间信息成功传递概率最小值为0.25;考虑信息成功传递概率时,最大信息量为 $4.74 \times 10^{-4}$ ,任意两无人机间信息成功传递概率最小值为1,即任

意两无人机之间均可成功传递信息. 可见, 在考虑通信因素时, 将会对可获取的信息量产生较小影响, 却可大幅提高无人机网络性能, 使得各无人机间信息传递更为可靠.

### 5.2 多无人机协同目标跟踪最优运动控制

将多无人机协同目标观测最优配置取为无人机对目标跟踪的初始位置, 无人机性能参数分别为  $v_{\max} = 30 \text{ m/s}$ ,  $v_{\min} = 22.5 \text{ m/s}$ ,  $w_{\max} = 0.8 \text{ rad/s}$ ,  $w_{\min} = -0.8 \text{ rad/s}$ . 防撞最小安全距离  $R_c = 50 \text{ m}$ . 各无人机假定目标状态方程为  $x_{k+1} = x_k + \omega_k$ , 其中  $\omega_k$  为零均值高斯白噪声. 输入噪声协方差阵和无人机滤波误差协方差阵初始值分别为

$$Q_k = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 800 & 0 \\ 0 & 800 \end{bmatrix}.$$

基于粒子群优化方法求解每一步最优输入.

多无人机协同目标跟踪最优运动控制仿真结果如图8~图12所示.

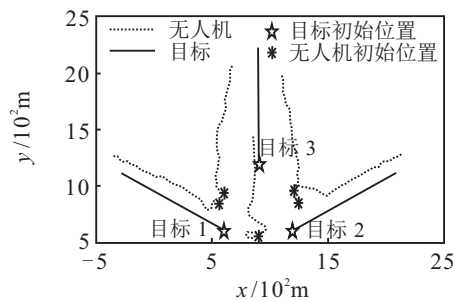


图8 多无人机协同目标跟踪运动轨迹(不考虑通信因素)

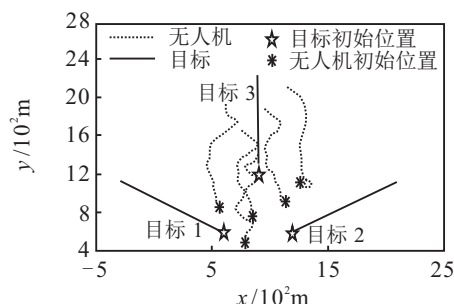


图9 多无人机协同目标跟踪运动轨迹(考虑信息成功传递概率)

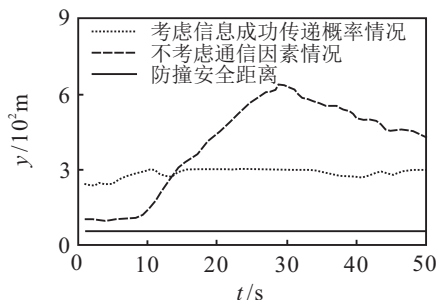
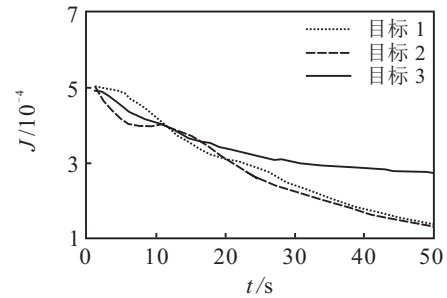
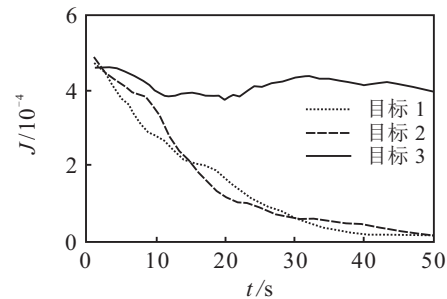


图10 各无人机间最小间距

图8给出了不考虑通信因素影响时各目标和各无人机运动轨迹, 可见在不存在显式目标分配情况下, 各无人机亦可趋向不同目标运动.



(a) 不考虑通信因素情况



(b) 考虑信息成功传递概率情况

图11 无人机关于各目标信息量

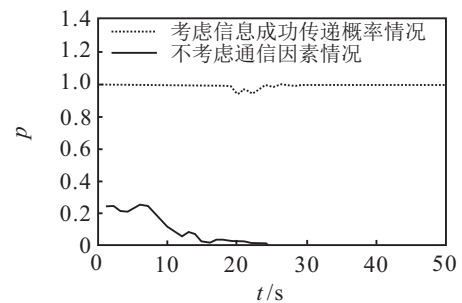


图12 任意两无人机间信息成功传递概率最小值

图9给出了考虑信息成功传递概率时各无人机运动轨迹, 各无人机为获取经网络传递的信息而侧重于保持网络性能, 倾向于朝同一方向运动并保持较小的相互距离.

图10表明, 在仿真过程的中后段考虑信息成功传递概率时无人机间最小距离明显小于不考虑通信因素影响的情况.

图11给出了跟踪过程中无人机获取各目标信息量的变化曲线, 可见关于各目标所获取的信息量变化趋势与无人机运动轨迹一致.

图12给出了跟踪过程中任意两无人机间信息成功传递概率最小值变化曲线, 可见在不考虑通信因素情况下, 随着无人机间距离的增大, 信息成功传递概率最小值快速下降并最终降为零, 通信网络不再连通; 而在考虑信息成功传递概率时, 无人机间信息传递成功概率始终保持在0.9以上, 且大部分时间等于1, 保证了信息的可靠传递.

可见, 在不考虑通信因素影响的情况下, 由于默认假设各无人机均可完整获取其他无人机信息, 各无人机倾向于跟踪各目标运动以获取更多目标信息; 而

当考虑信息成功传递概率时,无人机倾向于与群体中其他无人机保持可靠的通信连接以获取其他无人机的探测信息,单个无人机运动受到其他无人机运动的影响更大,多无人机倾向于以整体方式运动。

## 6 结 论

本文研究了考虑信息成功传递概率的多无人机协同对多目标进行最优观测与跟踪的问题。基于 FIM 对目标探测所获取的信息量进行表征,考虑无人机间无线通信链路特性并建立无人机间信息成功传递概率模型。针对多固定目标和随机运动目标,分别建立是否考虑通信因素影响这两种情况下的多无人机协同最优观测与协同最优跟踪问题模型。仿真结果体现了通信因素对多无人机协同目标最优观测与跟踪的影响,表明当考虑通信因素时,各无人机更倾向于保持较小的相互距离以利于信息的可靠传递。

## 参考文献(References)

- [1] Martínez S, Bullo F. Optimal sensor placement and motion coordination for target tracking[J]. *Automatica*, 2006, 42(4): 661-668.
- [2] Bishop A N, Fidan B, Anderson B, et al. Optimality analysis of sensor-target localization geometries[J]. *Automatica*, 2010, 46(3): 479-492.
- [3] Zhao S, Chen B M, Lee T H. Optimal sensor placement for target localisation and tracking in 2D and 3D[J]. *Int J of Control*, 2013, 86(10): 1687-1704.
- [4] Lee W, Bang H, Leeghim H. Cooperative localization between small UAVs using a combination of heterogeneous sensors[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2013, 27(1): 105-111.
- [5] Moreno-salinas D, Pascoal A M, Aranda J. Optimal sensor placement for multiple underwater target localization with acoustic range measurements[C]. Proc of the 18th IFAC World Congress. Milano: IFAC, 2011: 12825-12832.
- [6] Moreno-Salinas D, Pascoal A M, Aranda J. Optimal sensor placement for multiple target positioning with range-only measurements in two-dimensional scenarios[J]. *Sensors*, 2013, 13(8): 10674-10710.
- [7] 王林. 多无人机协同目标跟踪问题建模与优化技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学机电工程与自动化学院, 2011.  
(Wang L. Modeling and optimization for multi-UAVs cooperative target tracking[D]. Changsha: College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, 2011.)
- [8] Ponda S S, Kolacinskiy R M, Frazzoli E. Trajectory optimization for target localization using small unmanned aerial vehicles[R]. Chicago: Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 2009.
- [9] Frew E W, Lawrence D A, Morris S. Coordinated standoff tracking of moving targets using Lyapunov guidance vector fields[J]. *J of Guidance, Control, and Dynamics*, 2008, 31(2): 290-306.
- [10] Kim S, Oh H, Tsourdos A. Nonlinear model predictive coordinated standoff tracking of a moving ground vehicle[J]. *J of Guidance, Control, and Dynamics*, 2013, 36(2): 557-566.
- [11] Ma L, Hovakimyan N. Cooperative target tracking in balanced circular formation: Multiple UAVs tracking a ground vehicle[C]. Proc of the 2013 American Control Conf. Washington: IEEE Press, 2013: 5386-5391.
- [12] Oh H, Kim S, Shin H, et al. Coordinated standoff tracking of groups of moving targets using multiple UAVs[C]. The 21st Mediterranean Conf on Control & Automation. Chania: IEEE Press, 2013: 969-977.
- [13] Ragi S, Chong Edwin K P. Dynamic UAV path planning for multitarget tracking[C]. Proc of the 2012 American Control Conf. Montreal: IEEE Press, 2012: 3845-3850.
- [14] Ragi S, Chong Edwin K P. Decentralized guidance control of UAVs with explicit optimization of communication[J]. *J of Intelligent and Robotic Systems*, 2014, 73(1/2/3/4): 811-822.
- [15] Mostofi Y. Decentralized communication-aware motion planning in mobile networks: An information gain approach[J]. *J of Intelligent and Robotic Systems*, 2009, 56(1/2): 233-256.
- [16] Stachura M, Frew E W. Cooperative target localization with a communication-aware unmanned aircraft system[J]. *J of Guidance, Control, and Dynamics*, 2011, 34(5): 1352-1362.
- [17] Rigatos G G. Distributed filtering over sensor networks for autonomous navigation of UAVs[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2012, 5(3): 179-198.
- [18] Rappaport T S. 无线通信原理与应用[M]. 第2版. 北京: 电子工业出版社, 2012: 72-114.  
(Rappaport T S. *Wireless communications principles and practice*[M]. 2nd Ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2012: 72-114.)
- [19] 王海英, 黄强, 李传涛, 等. 图论算法及其 Matlab 实现[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 12-38.  
(Wang H Y, Huang Q, Li C T, et al. *Graph theory algorithm and its Matlab implementation*[M]. Beijing: Beihang University Press, 2010: 12-38.)
- [20] Zhan Z H, Zhang J, Li Y, et al. Orthogonal learning particle swarm optimization[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2011, 15(6): 832-847.