



无人机航路与传感器联合控制优化算法研究*

Research on UAS Path and Sensor Joint Control Optimization Algorithm

王洲 赵振宇 / 光电控制技术重点实验室

摘要: 对无人机航路与传感器联合控制优化算法基本原理及研究情况进行了初步分析, 主要利用交叉熵、粒子群优化、模型预测控制等三种方法构建了针对无人机航路与传感器联合控制优化问题的求解算法, 力图为解决该问题提供一些新的方法或思路。

Abstract: Research status and basic principle of UAS path and sensor joint control optimization algorithm were primarily analyzed. The joint control optimization algorithms were proposed respectively using cross-entropy method, particle swarm optimization and model predictive control as some new method for this problem.

关键词: 无人机; 最优搜索; 交叉熵; 粒子群优化; 模型预测控制

Keywords: UAS; search optimization; cross-entropy; particle swarm optimization; model predictive control

0 引言

随着无人机技术的不断发展,使用无人机对战场区域中的目标进行侦察和搜索已经成为当前战场情报获取的重要手段,而如何有效控制无人机在复杂环境中执行搜索任务则成为近年来无人机控制领域的研究热点。无人机目标搜索问题传统的解决方式是分别考虑无人机航线控制和传感器控制的最佳优化问题。这种将航路规划和传感器控制分离的解决方法可以使目标搜索问题易于进行计算处理,但通常只有在搜索环境较为简单、传感器控制任务要求不高以及航路控制点较少时才可以求得最佳解决效果。而当需要对两者进行组合优化考虑,最大限度地发挥无人机动性能及传感器探测性能时,该问题成为一个NP完全问题,在建模方面将会遇到新的理论挑战。

近年来,交叉熵^{[12][17]}、粒子群优化^[13]、模型预测控制^[26]、遗传算法^{[5][6][7]}等一大

批智能优化算法逐渐被用于无人机最优搜索或航路规划领域,为解决该问题提供了新的工具。本文对无人机航路与传感器联合控制优化算法基本原理及研究情况进行了初步分析,主要利用交叉熵、粒子群优化、模型预测控制等三种方法构建了针对无人机航路与传感器联合控制优化问题的求解算法,力图为解决该问题提供一些新的方法或思路。算法中涉及的航路规划方法、传感器建模方法和目标搜索评价函数等不是本文的重点,文中不再详述。

1 算法研究及基本原理

在对无人机飞行航路和传感器联合控制方面,国外学者Gaemus E. Collins和James R. Riehl^[24]等已经对这一问题进行了较深入研究。他们将无人机位置由传统的2到3个自由度的最佳优化问题扩展为无人机位置和传感器位置相结合的5到6个自由度问题,通过增加和

传感器有关的控制变量,实现对无人机航线和传感器控制的最佳化。在具体实现时,同时使用了粒子滤波器和基于栅格的占位图两种方式来表示搜索目标状态,并使用基于图形的模型预测算法(GBMPS)根据搜索效果选择使目标函数为最大的飞行路径,同时在飞行过程中,根据传感器任务的最佳化要求,不断调整和优化无人机飞行路径,从而实现传感器和航线的联合最佳优化控制。

该类算法的基本思想是在搜索未发现的目标位置和确定无人机航路位置二者之间,通过利用适当的目标函数,自动地进行动态折中处理,有利于充分发挥无人机飞行和传感器探测性能。例如,在一些无人机较难飞越、逼近或实施转弯机动的区域利用调整传感器指向和工作参数方式实现对搜索区域有效探测覆盖,而在由于大气环境,地形遮挡出现传感器探测性能下降时通过调整无人机飞行航路来保证对搜索区域的有效探测覆盖。其基本工作原理包括如下三步。

* 基金项目:航空科学基金(2010ZC13012)项目资助。



首先,根据无人机航路控制模型和传感器探测模型,建立无人机可飞航路下传感器控制序列 $\{\lambda_i, \beta_i\}$,及对应的传感器探测任务序列 $S=\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$,其中令 P 表示无人机的一条可飞航路,传感器对区域 $FOV(q_i)$ 的一次凝视或者较长时间的关注称为一个传感器任务, q_i 表示传感器任务的中心点。

其次,根据无人机侦察搜索特定的航路 P 的候选传感器任务表 S ,计算传感器特定任务收益值(1)和传感器任务表收益值(2):

$$s\{\lambda_i, \beta_i\} = \sum_{x_j^p \in FOV(q_j)} P_D(q_j) \cdot x_{ij}^w \quad (1)$$

$$s(S) = \sum_{j=1}^n \left\{ \sum_{x_j^p \in FOV(q_j)} P_D(q_j) \cdot x_{ij}^w \right\} \quad (2)$$

其中, $P_D(q)$ 表示传感器的探测概率, $x_i^p(k)$ 和 x_i^w 分别表示探测目标的位置和探测目标位置估计的权重。

最后,将传感器控制输入离散化,对每一条航路求取最优控制序列,使得:

$$\begin{aligned} r\{\lambda_i, \beta_i\}_{best} &= r(S(P)_{best}) \\ &= \max \left[\sum_{j=1}^n \left\{ \sum_{x_j^p \in FOV(q_j)} P_D(q_j) \cdot x_{ij}^w \right\} \right] \end{aligned} \quad (3)$$

则 $r(S(P)_{best})$ 是航路 P 的最优传感器任务表对应的探测收益,对应航路 P 与传感器联合最优化控制。

2 优化算法研究综述

2.1 基于交叉熵的联合控制优化算法

1997年,Reuven Y. Rubinshtein在研究稀有事件概率的自适应算法的基础上提出交叉熵算法^{[17][18]},随后被成功应用于求解组合优化问题。国内的王金泉^[10]等已经将该算法应用于无人机侦察航路规划问题。该方法的基本思想是首先用某种概率分布描述变量的分布规律,然后根据概率分布产生样本,并根据效果较好的部分样本对概率分布

参数进行估计,即更新概率分布密度,再根据新的密度函数产生样本,依次迭代下去。当得到最优解时,描述变量分布规律的概率分布密度应该是集中在最优解那一点上,即无论怎样随机产生样本,所产生的样本对应的目标函数解都是最优解。考虑到交叉熵方法在解决全局最优问题方面具有的运算实时性、强鲁棒性等优点,本文提出了一种基于交叉熵方法进行无人机航路与传感器联合控制优化问题求解的算法。

应用交叉熵算法的思想,首先通过定义传感器探测收益函数 $\{r(\cdot; \gamma)\}$ 和概率分布函数族 $\{f(\cdot; \nu)\}$,将针对无人机搜索航路与传感器联合控制优化问题(3)转换成基于概率的最优估计问题(4):

$$\begin{aligned} 1_\nu(\gamma) &= P_\nu(r(S(P)) \geq \gamma) = \int r(S(P), \gamma) f(s; \nu) \\ &= E_\nu r(S(P), \gamma) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, γ 表示联合控制优化问题的解, P_ν 表示联合控制优化解空间 X 上的密度函数为 $f(s, \nu)$, X 可记为 $\{P, S\}$,其中 P 是一个矩阵,表示无人机在将来时刻的可能搜索航路, S 表示无人机在飞行航路 P 上的传感器任务表, E_ν 表示相应的估计值,这里 $f(s, \nu)$ 可以取均匀分布, $l(\gamma^* = f(s^*; \nu)) = 1/|X|$ 是一个非常小的值, $\{r(S(P)) \geq \gamma\}$ 就是一个小概率事件。因此,可以利用交叉熵算法来求解组合优化问题。同时,基于目标搜索概率图和 A^* 算法,进行目标搜索航路代价进行评价并对搜索图进行实时更新。

最后,结合马尔科夫链,将基于交叉熵的联合控制优化算法设计为一个迭代算法,通过迭代,直到满足一定的收敛准则,即达到一定的搜索时间限制或者搜索到了所有的感兴趣目标。主要算法流程可分为如下5步。

步骤1:假设航路控制点有 n 个,首先生成初始转移矩阵 p_0 ,令 $p_{ij}=1/(n-1)$, $i \neq j$; $p_{ij}=0$, $i=j$ 。设置分位参数 r 、分位阈

值 g 和最优搜索航路数 G_{eline} 的大小。令 $k=0$,分位参数 $r=0.01$ 。

步骤2:根据概率密度分布函数族 $f(\cdot, \nu)$,采样生成一个随机的目标状态序列 $X=X_1, X_2, \dots, X_N$;

步骤3:利用传感器探测评价函数 $s(S)$,计算每个联合控制优化解的权值,并将它们按照从大到小的顺序排列起来,使得 $r_1 > r_2 > \dots > r_N$ 。令 $[\rho \times N]$ 为 $(\rho \times N)$ 的整数部分,并定义 $\gamma_k = s_{[\rho \times N]}$ 。

步骤4:利用选取的前 $[\rho \times N]$ 个个体和以下公式进行概率分布函数 $P_{k+1,ij}$ 的更新

$$P_{k+1,ij} = \frac{\sum_{k=1}^N I_{\{r(S_k(P)) \geq \gamma\}} I_{\{s_k \in s_j\}}}{\sum_{k=1}^N I_{\{r(S_k(P)) \geq \gamma\}}} \quad (5)$$

然后 $k+1$,若满足最大迭代次数或找到待搜索目标则转步骤5,结束;否则,转步骤2;

步骤5:输出最优的无人机搜索航路与传感器任务序列。

需要说明的是,步骤4中若直接使用式(5),当有的 p_{ij} 过早为0时,易陷入局部最优解,可采用文献^[14]方法,将其修改为:

$$p_{ij}(k+1) = \alpha p_{ij} + (1-\alpha) p_{ij}(k) \quad (6)$$

其中 α 为平滑参数,本文参考文献^[15]将其取为0.9。

2.2 基于粒子群优化的联合控制优化算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)方法是由J. Kennedy和R. Eberhart于1995年提出的一种演化计算技术^[25],现已广泛应用于各类优化问题。该方法通过对鸟群调整自身飞行速度和方向的研究,将鸟群中的个体抽象为一个多维复杂空间的粒子,粒子在运动过程中不断更新自己的速度和方向,以达到局部和整体的平衡并得到最优结果。其寻求最优解的基本



思想是^[25]：每个优化问题的潜在解都是搜索空间中的一个粒子，每个粒子由一个速度向量和一个位置向量所定义且都有一个由被优化的函数决定的适应度值。PSO被初始化为一群随机粒子，然后通过迭代方式搜索最优解，经过若干次迭代，即可得到优化问题的最优解。考虑到PSO算法^[13]求解非线性优化问题的独特优势，本文也提出了一种采用PSO方法进行无人机航路与传感器联合控制优化问题求解的算法。

应用PSO算法最重要的一步是建立问题变量与PSO粒子之间的映射关系。在本文问题中，每一个粒子对应为一个可行的飞行航路与相应的传感器探测任务序列。这里设航路控制点有 d 个，则粒子的维数为 D 维。根据状态空间模型，每个粒子的控制输入 $U=[\{P_i, \varphi_i\}, \{\lambda_i, \beta_i\}]$ ，每个粒子结构为一个 $5 \times D$ 维矩阵，其中 $i=1, 2, \dots, m$ ， m 为初始粒子群规模， P_i 为无人机位置坐标的 x 与 y 分量， φ_i 为无人机的航向角， $\{\lambda_i, \beta_i\}$ 为无人机的传感器指向方位角和俯仰角。对该粒子解码后可以计算得到一组与之唯一对应的目标航路点和传感器探测收益值，同时只要限定粒子的取值范围，就可以确保相邻搜索空间满足无人机飞行速度、最大转弯角、传感器探测范围等性能约束，从而省去了相关可飞性检查或航路平滑的计算，有利于提高联合控制优化搜索的效率。

基于粒子群优化的联合控制优化算法主要包括如下3步。

步骤1：种群的初始化，根据对于无人机飞行和传感器探测控制的初始概率分布假定产生初始种群，包括航路点位置和传感器探测任务序列，其中航路点利用当前无人机位置和搜索步长在转弯角限制范围内随机生成航路点，传感器探测序列在传感器探测范围内

随机生成。其中航路点更新公式如下：

$$\begin{cases} P_{i+1}(x) = P_i(x) + L \cos \varphi_i \\ P_{i+1}(y) = P_i(y) + L \sin \varphi_i \end{cases} \quad (7)$$

其中 P_i 表示当前无人机位置坐标 x 和 y 分量， L 为无人机搜索扩展步长， φ 为无人机航向角， P_{i+1} 为下一个飞行航路点。

步骤2：计算各粒子的权值、粒子自身历史最好位置适应度值 P_{ibest} 和粒子群历史最好位置适应度值 G_{best} ，并根据计算结果按公式(8)进行迭代搜索。

$$\begin{cases} P_i(k+1) = P_i(k+1) + V_i(k+1) \times \Delta t \\ V_i(k+1) = W_i(P_i(k))V_i(k) + c_1 \text{rand}() [P_{ibest} - P_i(k)] + c_2 \text{rand}() [G_{best} - P_i(k)] \end{cases} \quad (8)$$

其中 c_1, c_2 为加速系数， k 为迭代次数， $W_i(P_i(k))$ 为粒子权值，由无人机搜索航路代价 $T(P_i)$ 与传感器探测收益 $s(P_i)$ 两部分组成。

$$W_i(P_i(k)) = T(P_i(k)) + (P_i(k)) \quad (9)$$

步骤3：达到最大迭代次数或满足最小目标函数值，返回粒子群最优位置；否则返回步骤2，继续进行联合控制最优解的搜索。

2.3 基于模型预测控制的联合控制优化算法

1978年, Richalet等在其著名论文中^[26]，首先阐述了模型预测控制算法产生的背景、机理与应用效果。模型预测控制的主要特征是以预测模型为基础，采用二次在线滚动优化性能指标和反馈校正的策略，来克服受控对象建模误差和结构、参数与环境等不确定性因素的影响，有效地弥补了现代控制理论对复杂对象难以控制的不足。

模型预测控制(MPC)是一种基于模型的控制算法，整个算法最终可以归结为一个优化问题的求解，即在控制时域内最小化目标函数以求出最优控制律。鉴于模型预测控制在控制优化问题方面具有的巨大潜力，本

文也提出了一种基于模型预测控制(MPC)的联合控制优化算法，其中航路与传感器联合控制模型的选取可参照2.1和2.2节所提出的基于交叉熵模型和粒子群模型，这里重点描述所用到的滚动优化处理算法，并主要针对求解局部搜索优化问题，进行在线联合控制优化处理。

MPC的核心思想是滚动优化求解。为了更好地进行传感器搜索任务调度，本文采用基于任务轴的滚动时域方式进行迭代，即以任务轴代替时间轴，通过对无人机搜索任务的筛选确定优化区间，并以任务的进入和移出作为推动时域的滚动方式。每个滚动时域可用一个四元组表示，记为 $H_k = \{k, r_k, t_k, L_k\}$ 。其中， k 为时域序号， r_k 为时域内的局部优化问题， t_k 为时域的启动时间， L_k 为时域长度。并将滚动时域细化为规划时域、执行时域和预测时域，记规划时域、执行时域和预测时域大小分别为 N_{pl} 、 N_{ex} 和 N_{pr} ，将处理所有可行搜索任务的时域大小记为 N_T 。

针对无人机全部搜索任务集合进行的全局优化可看作在包含了全部可行任务信息的时域 $H_g = \{0, r_g, t_0, N_T\}$ 内所进行的优化。针对局部搜索优化时，在无人机第 k 个规划时域 $H_g = \{0, r_g, t_0, N_T\}$ 内，局部搜索优化目标指标 J_1^k 可表示为 $J_1^k(PH_k, N_{pl})$ ，则该时域对应最优搜索任务计划为 $TP^{*k} = \arg J_1^{*k}$ ， $J_1^{*k} = \max J_1^k(PH_k, N_{pl})$ 。则显然有： $J_1^{*k} = J_1^{*k,1}(PH_k, N_{ex}) + J_1^{*k,2}(PH_k, N_{pl} - N_{ex})$ (10)

其中， $J_1^{*k,1}(PH_k, N_{ex})$ 表示执行搜索任务计划中前 N_{ex} 项任务的搜索收益值， $J_1^{*k,2}(PH_k, N_{pl} - N_{ex})$ 为执行搜索任务计划后一项任务的效能值。在无人机滚动优化过程中，只有前 N_{ex} 项被无人机实施，其余任务随着时域的滚



动被无人机放弃,进入后续时域。则综合各个滚动时域实际执行任务的累积搜索收益值为:

$$J_1^* = \sum_{k=1}^{\lfloor N_T/N_{ex} \rfloor} J_1^{*k}(PH_k, N_{ex}) + J_1^*(PH_k, N_T - N_{pl}^*) \quad (11)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, $\lfloor N_T/N_{ex} \rfloor$ 为满足任务数量为 N_{pl} 的滚动时域的数量, $N_{pl}^* = N_T - N_{ex} \cdot \lfloor N_T/N_{ex} \rfloor$ 。

基于任务滚动时域任务调度方法的无人机搜索算法流程可简述如下。

步骤1:更新无人机搜索系统状态和搜索任务集合,已经完成的任务被从任务列表中删除,若搜索任务列表为空或无人机不再具备继续执行任务的能力,则退出优化。

步骤2:无人机从当前搜索任务集合中选择满足执行条件的搜索任务。

步骤3:根据一定原则从可行搜索任务中选择一项任务进入无人机搜索规划时域。

步骤4:求解规划时域内的无人机局部搜索优化问题,得到当前时刻无人机搜索的任务计划。

步骤5:无人机按当前计划执行搜索任务,随着任务执行推动时域向前滚动,进入下一个规划时域,重复以上步骤。

基于滚动时域的无人机传感器探测任务调度本质上是通过一系列局部航路和传感器联合控制优化问题的求解来逼近全局最优,由于不具备全局视图,通常滚动优化的实施结果相对于全局优化是次优的。但本文所提出的基于任务轴的滚动时域因为时间长度、更新频率均可变,应用起来有较大灵活性,同时局部搜索航路确定与探测任务调度都可通过求解一个有限时域约束优化问题得到,能够极大地减少计算时间,提高算法的实时性,因

此可作为一种实时联合控制优化算法进一步进行工程应用研究。

2.4 其他联合控制优化算法

航路与传感器联合控制优化算法涉及到目标搜索问题的离散化表示、传感器控制空间的离散化表示、航路控制空间的离散化表示、航路与传感器控制的联合优化表示四个重要研究方面。而航路与传感器控制的联合优化是其中要求解的最核心问题。理论上可用于最优搜索的全局或局部优化算法都可以经过适应性改进而用于本文所研究的无人机航路与传感器联合控制优化问题。有待进行考察应用的其他算法还有动态规划法^{[1][2]}、人工势场法^[1]、遗传算法^{[5][6][7]}和蚁群算法等^[8]智能算法。其中动态规划算法是分阶段决策过程的最优化的一种数学方法。这种方法在无人机高空作业并且威胁单一的情况下具有良好的处理效果。人工势场法是一种虚拟力法,具有结构简单,便于低层的实时控制等优点,但是这种方法在应用中还存在容易产生局部极小值和发生目标不可达等问题。曹有辉^[11]等针对局部极小值问题,提出了一种基于虚拟目标的路径规划方法,设计了模糊推理器,利用模糊控制环境适应性强的特点,很好地解决局部极小值问题。遗传算法强调利用概率转换规则来引导搜索过程,具有良好的群体搜索性能、固有的并行计算能力等优点。但遗传算法会出现早熟现象,有时会得不到全局的最优解。对此徐剑^[7]等设计了新的编码、解码方法和具有明确物理意义的适应度评价函数,取得较好效果。Lonnis Nikolos^[21]等采用符合实际的B样条曲线来表示航路,对无人机全局和局部航路进行规划,也取得较好效果。蚁群算法方面,柳长安等^[8]通过跟踪蚂蚁的生物信息激素的强弱来决定航路的优劣,实现了无人

机航路的优选,此方法关键在于信息素的调整。随着战场环境越来越复杂、无人机所要执行任务越来越多样,对无人机传感器的配置及使用越来越灵活,对无人机航路和传感器联合控制优化算法的要求也将越来越高,将这些新的算法实际应用到航路控制和传感器控制的联合优化中还有很多具体研究工作要做。

3 结束语

随着无人机自主控制技术的深入研究,基于目标搜索航路与传感器联合控制优化的方法正在成为目标搜索最佳解决算法的一个研究热点。但基于无人机航路与传感器联合控制优化思想的无人机对地搜索算法仍有一些新的问题没有得到很好的解决,其研究工作还需要进一步的深入。这些研究工作主要包括:

1) 还需深入研究不确定环境下的实时航路与传感器联合控制优化问题。不确定环境下的目标搜索是一个复杂的优化和控制问题,用于解决问题的算法通常都需要占用大量的运算资源和花费大小运算时间,而这与无人机在不确定环境下所要求的自主感知和快速反应又有一定矛盾。如何提高联合控制优化算法运行的鲁棒性和实时性,也将是未来研究的一个重点。

2) 还需深入探讨无人机对地搜索多传感器配置方式、管理方法以及传感器的使用等问题。这些问题不仅会影响无人机自身的安全还关系到无人机对目标的搜索效率,并且对于提高无人机对地自主搜索系统智能化水平有重要作用,因此还需深入探讨。

3) 还需深入研究无人机对目标的搜索效果评估问题,由于无人机对地搜索的主要任务就是要对地面目标实施



高效搜索和定位,因此如何评估无人机对地搜索效果以及多无人机协同对地搜索效果等也需在今后作重点研究。

4) 还需进一步研究多种优化算法的混合使用问题。当一种方法无法满足航路与传感器联合控制优化要求时,将全局搜索优化方法和局部搜索优化方法进行混合使用将可能成为一种趋势。

AST

参考文献

[1] 严建林,李春涛,无人机航路规划技术研究进展[J],航空计算技术,2007,(9),123~125.

[2] 高晖,陈欣,夏云程,无人机航路规划研究[J],南京航空航天大学学报,2001,(2),135~138.

[3] 曾佳,申功璋,一种无人机自主变步长航迹规划方法[J]. 弹箭与制导学报,2008,(6),21~24.

[4] S.Al-Hason,G.Vachtsevanos, Intelligent Route Planning for Fast Autonomous Vehicles Operating in a Large Natural Terrain[J], Robotics and Autonomous Systems,2002,(40),21~24.

[5] 熊建国,李杰,翟崎,基于自适应遗传算法的无人机航路规划[J],河南大学学报(自然科学版),2007,(6),635~638.

[6] 汲万峰,姜礼平,朱建冲,阮冰,基于遗传算法的航路规划编码研究[J],电光与控制,2010,(6),44~47.

[7] 徐剑,周德云,黄鹤,基于改进遗传算法的多无人机路径规划,航空计算技术,2009,(4),43~46.

[8] 柳长安,梁广平,王和平等,蚁群算法在无人机航路规划中的应用[J],火力与指挥控制,2005,(6),22~24.

[9] 刘先省,申石磊,潘泉,传感器管理及方法综述[J],电子学报,2002,

(3),394~396.

[10] 王金泉,高晓光,史建国,李波,无人机的侦察路径规划[J],火力指挥与控制,2008,(7),16~19.

[11] 曹有辉,王良曦,基于虚拟目标的AGV局部路径规划研究[J],计算机仿真,2009,(1),162~165.

[12] 薛景浩,章毓晋,林行刚.基于最大类间后验交叉熵的阈值化分割算法[J].中国图像图形学报,1999,14(2):110~114.

[13] 吴启迪,汪镭.智能微粒群算法研究及应用[M].南京:江苏教育出版社,2005

[14] 陈晶,张天平,钱厚斌.具有非线性输入的一类不确定混沌系统的控制[J].系统工程与电子技术,2007,29,(2):269~272

[15] Li Li, Sun Yu-kun. Chaos synchronization of Willis aneurysm systems[J]. Journal of Information and Computing Science, 2006, 1(3): 173~182

[16] Jenny L. Global Optimization Techniques Using Cross-Entropy and Evolution Algorithms [D]. Department of Mathematics the University of Queensland, 2004.

[17] Rubinstein R Y, Kroese D P. The Cross-Entropy Method: A Unified Approach to Combinatorial Optimization, Monte-Carlo Simulation and Machine Learning [M]. New York: Springer-Verlag, 2004.

[18] Rubinstein R Y. Optimization of Computer Simulation Models with Rare Events[J]. Holland: European Journal of Operations Research, 1997, (99): 89~112.

[19] Ioannis K. Nikolos, Kimon P. Valavanis, Evolutionary Algorithm Based Offline/Online Path Planner for

UAV Navigation[J], IEEE Transactions on system, man and cybernetics, 2003, 33(6), 898~912

[20] N. Xiong and P. Svensson, Multi-sensor management for information fusion, issues and approaches[J], Information Fusion, 2002, (3), 163~186

[21] P.L. Rothman, S.G. Bier, Evaluation of sensor management systems [C], Proceedings of the NAECON, 1989, 4, 1747~1752

[22] K. Hintz and E. McVey, "Multi-process constrained estimation" [C], IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics 21, Jan/Feb 1991, 434~442

[23] J.M. Mplina Lopez, F.J. Jimenez Rodriguez, J.R. Casar Correndera, Fuzzy reasoning for multisensor Management [C], IEEE International Conference on SMC, 1995, 2, 1398~1403

[24] Gaemus E. Collins James R. Riehl, A UAV Routing and Sensor Control Optimization Algorithm for Target Search[J], SPIE Vol. 6561 65610D1~11, 2007.

[25] Keedny J, Eberhart R. Particle swarm optimization[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Perth, Australia: IEEE Press, 1995(IV): 1942~194

[26] Richalet J, Modern predictive control: application to industrial processes [J], Automatica, 1978, 14(5): 413~428

作者简介

王洲,高级工程师,研究方向为航空火控技术。

赵振宇,高级工程师,从事无人机机载任务系统设计技术研究。