无人侦察机航迹点重规划的优化算法

张雅妮 高金源

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 提出了一种针对发现新目标后,机上在线进行航迹点重规划的方法. 建立了重规划数学模型,用图像质量方程预估侦察目标的图像质量,以所有目标图像质量的加权之和最大、路径长度最小为目标函数. 在传感器侦察范围、飞机机动和目标图像质量要求以及威胁等多约束条件下运用改进后的多目标进化算法 NSGA-II寻优,得到侦察航迹点的 Pareto最优解集. 以目标图像质量、路径长度和路径威胁为评价因素,专家系统给出当前评价因素加权权值,用模糊选优方法在 Pareto最优解集中选择该加权意义下的唯一最优路径. 仿真结果证明了该方法的可行性和智能性.

关 键 词: 图像质量方程; 多目标优化; 专家系统; 模糊选优

中图分类号: V 249

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2010)01-0035-04

Algorithm for waypoints re-planning of reconnaissance unmanned aerial vehicles

Zhang Yani Gao Jinyuan

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: An on-line waypoints re-planner was presented. It is capable of adjusting trajectory when some targets are detected. A mathematics model of multi-objective optimization under multi-constraint for re-planning was built. Advanced NSGA-II was adopted to find the Pareto non-dominant route set, aiming at maximizing weighted image quality of each target and minimizing route length under constraints. By using the general image quality equation (GIQE), image quality of each target was forecasted. Constraints were determined by field-of-regard (FOR) of sensor, dynamic motion of the vehicle, image quality demand, safety distance etc. Fuzzy selection was applied to select the optimal route from the Pareto non-dominant route set refer to current weights of weighted image quality, route length and risk given by expert system. The simulated result showed the rationality and intelligence of the method.

Key words: general image quality equation; multi-objective optimization; expert system; fuzzy selection

当发现新侦察目标后,不能迅速有效的进行机上路径重规划是目前长航时无人侦察机的不足之处. 文献[1]对全球鹰发现新目标后的路径重规划中的航迹点是通过地面操纵者人工确定的,且该重规划不是在机上进行的. 文献[2]对机上航迹重规划进行了研究,但是仅考虑了飞机机动和威胁约束情况,并没有考虑图像质量、传感器的要求.

本文结合了每个侦察目标预估计的图像质量、机上资源以及威胁态势,在飞行机动、传感器等多约束下对航迹点进行了机上重规划,最后得到的最优路径权衡了侦察目标总图像质量,总路径和路径总威胁达到综合最优.

1 问题模型

本文研究的机上路径重规划问题的本质是一

收稿日期: 2008-12-22

项目基金: 国防"十一五"预研项目(102010106)

作者简介: 张雅妮(1981-),女,湖南邵阳人,博士生, yanismile@asee.buaa.edu.cn.

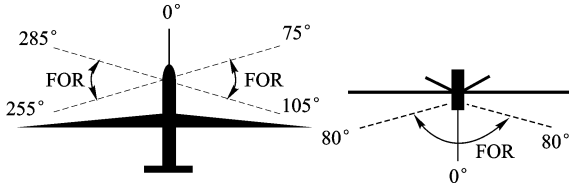
个多约束条件下多目标优化问题. 重规划的目标为路径总长度最短,受到的总威胁最低,所有侦察目标得到的图像质量加权和最高.

1.1 假设条件及参数

1) 飞机的飞行高度 H不变.

2) 无人侦察机传感器为红外传感器.

传感器观测场 FOR (Field of Regard)参考全球鹰[3],如图 1,箭头区为 FOR区域. 在应用中,采用实际应用时的传感器的 FOR参数.



a 俯视角范围 b 侧视角范围

图 1 全球鹰红外传感器 FOR参数

3) 如图 2所示,无人侦察机在原规划航迹(虚线部分)飞往航迹点 F的途中,在 S点发现新目标 P_a,需要对从 S点以后直至降落机场 E的航迹点进行重规划.

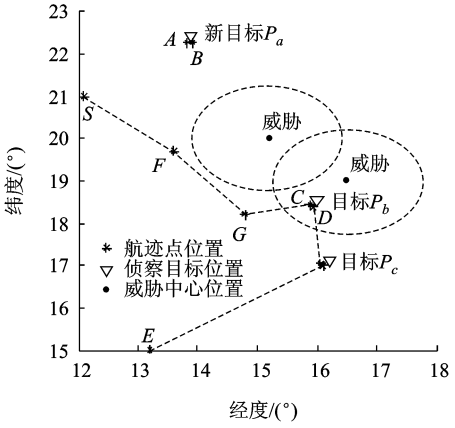


图 2 发现新目标的航迹重规划

图 2中 C, D点分别为侦察目标 P_b的侦察起始点和侦察结束点. 航迹段 C—D为飞机在对目标点 P_b侦察时飞行的路径,且假定 C, D点对应 FOR区域的边界点,即 C—D外的航迹超出 FOR区域,传感器关闭. 根据图 1中传感器 FOR约束可知:

$$\angle CP_bD = 30° \tag{1}$$

$$DP_b = CP_b \tag{2}$$

$$DP_b \leq H \cdot \tan 80° \tag{3}$$

同样应用于所有进行侦察的目标.

4) 所有目标大气环境,传感器参数以及图象处理相同,且对同一目标拍照的朝向对于拍照结果无影响.

1.2 目标物理量的计算

本节给出了目标函数的计算公式. 详细推导见文献[4].

1.2.1 路径总长度

如图 3,对每个目标点 P_i建立坐标系 X-P_i-Y,目标点位于坐标原点,X轴以东为正,Y轴以北为正. 定义自变量 α_i, l_{P_i}:

$$\alpha_i = \angle SP_iA_i \tag{4}$$

$$l_{P_i} = A_iP_i \tag{5}$$

其中,S点为触发重规划时飞机所处位置点;A_i为对目标 P_i的侦察起始点;B_i为对目标 P_i的侦察结束点. 角度以逆时针方向为正. 可以得到重规划航迹中每个目标 P_i的 2个侦察点坐标为 $f(\alpha_i, l_{P_i})$,依次连接各个航迹点,最终确定整个航迹的长度.

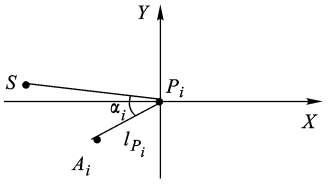


图 3 自变量定义

1.2.2 各个目标的图像质量的预测及转化

在以往研究中用对目标的侦察时间长短衡量该目标的图像质量,这种方法并不合理. 本文用美国国家图像解译度分级标准 NIIRS(National Image Interpretation Rating Scale)来预估图像质量,可用图像质量方程 GIQE(General Image Quality Equation)预测 NIIRS. 适用于红外图像的 4.0版 GIQE预测模型见文献[5].

参考假设条件 4),则影响各个侦察目标的 NIIRS值为目标本身和成像路径两个参数. 而唯一受可改变因素成像路径影响的为地面采样距离的几何平均值,式(6)反映了侦察目标的该值. 其中 l为传感器与目标连线距离在地面的投影:

$$f(l) = (H^2 + l^2)/H \tag{6}$$

将每个目标的 $f(l)$作为反映图像质量大小的目标函数. β_i为目标的加权,因此目标函数为

$$\min\left(\sum_{i=1}^{n}\beta_i f_i(l_i)\right) \tag{7}$$

1.2.3 航迹总威胁

设某威胁有效范围内各点威胁系数为

$$Z_{\text{threat}} = k/r \tag{8}$$

其中,r为飞机与威胁中心的距离;k为常系数. 设总威胁为 R_{isk},到达落入威胁区域的航迹段起点时刻为 t_A,离开威胁区域的时刻为 t_B,飞机速度为

V,则

$$R_{isk} = \int_{t_A}^{B} kV / r^2(t))\,\mathrm{d}t \qquad (9)$$

1.3 约束条件

约束条件为:①飞机机动约束. ②传感器FOR约束. ③图像质量要求约束. 当某目标点存在最小质量要求时对应最大 $f_{P\max}$. ④安全距离约束. 当目标点在威胁区内,侦察点离目标距离应不小于最小安全距离 $l_{\min}$. ⑤最小视角约束. 视角不能小于 15°[5].

2 问题的求解

2.1 优化算法

选择 NSGA-II进行计算. 由于航迹总威胁的计算量较大,而机上重规划的资源和时间都受到了限制,在实际求解中目标函数取路径长度最短和图像质量加权最高. 约束条件见 1.3节. NSGA-II算法详细内容见文献[6],它使用聚集距离的方法保持进化群体的分布性. 然而用聚集距离来选择个体进入新群体,虽然有很好的时效性,但新群体分布情况不理想[7].

2.2 算法改进

图 4为运用 NSGA-II求解本问题的最优边界分布. f_1 为路径总长度, f_2 为目标 $f(l)$ 的加权和 $\sum_{i=1}^{n}\beta_i f_i(l_i)$.

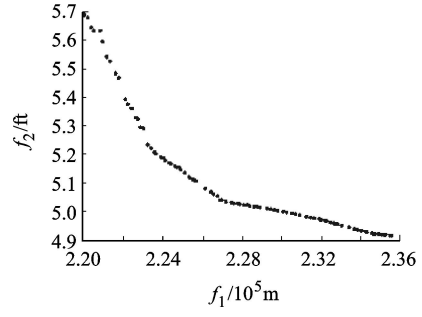


图 4　NSGA-II求解本问题的最优边界分布

图 4显示最优边界分布不均匀,遗漏部分区域解,且部分区域过于密集. 因此 NSGA-II采用聚集距离保持群体多样性的方法,存在一定缺陷,需要改进.

本文改进的 NSGA-II采用 S-metric函数的思想保持群体多样性,设计了具有自适应性的交叉概率. S-metric最早由文献[7]提出,其收敛性证明见文献[6]. 它原是指目标空间中被非支配集所支配的一块区域. 给定向量集 $A=\{z^1, z^2, \cdots\}$, 其中 z^i 在 f_1, f_2 上值分别为 z_1^i, z_2^i,参考向量为 z^{ref}, 则 A的 S-metric函数值为

$$S(A) = \sum_{i\in\{1,2,\cdots,|A|\}} s(i) \qquad (10)$$

其中

$$s(i) = \begin{cases} (z_1^i - z_1^{i-1}) \cdot (z_2^i - z_2^{\mathrm{ref}}) & i > 1 \\ (z_1^i - z_1^{\mathrm{ref}}) \cdot (z_2^i - z_2^{\mathrm{ref}}) & i = 1 \end{cases} \qquad (11)$$

NSGA-II在产生边界集 F后,需要选择个体到 P_{t+1}, t为进化代数. 假设第 $j-1, \cdots, 1$层都进入了 P_{t+1}, F中第 j层边界集 F_j(个体数为 m)只有部分个体(个数为 n)选入,本方法选择 F_j中 S-metric函数最大的 n个个体选入 P_{t+1}. 其中参考向量 z^{ref}选择了极端情况下的目标函数值. z_1^{ref} 为当每个侦察目标都为垂直上空侦察情况下的总路径长度. z_2^{ref} 取式 (7)中 l为最大值时对应的 $f(l)$ 值.

本方法设计了具有自适应性的交叉概率:

$$P_c = T/(T+t) \qquad (12)$$

其中, T为进化总代数; t为当前代数.

改进后的 NSGA-II算法求解本问题的最优边界分布如图 5. 结果表明:分布均匀,且收敛更快,其运行时间为 9.125 s

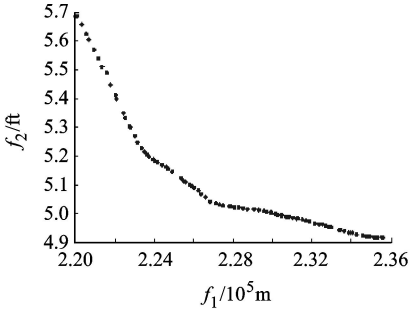


图 5　算法改进后的最优边界分布

3 最优路径的选择

改进的 NSGA-II算法优化后得到最优路径集,用式 (9)计算解集中每条路径总威胁后用模糊选优方法[8]从 Pareto路径解集中选择一个最优解. 评价指标为:图像质量,路径总长度,路径总威胁值. 基于专家经验规则设计的专家系统[9]根据机上燃油情况,所有目标特性以及威胁态势确定权值. 本仿真系统中使用专家系统开发工具 CLIPS的动态链接库和导入导出接口文件的方法实现与 VC++的集成. 具体的专家规则在此不进行详细讨论.

4 仿真结果

飞机于 S点发现新目标 P_a. 设 H为 16 km, V为 100 km/h, k为 10. 目标 P_a, P_b, P_c 的加权向量

β为[0.1, 0.3, 0.6]. 情形1:燃油充裕,威胁等级低,专家系统给出评价因素权值向量W=[0.2, 0.6, 0.2]. 向量中的加权值所属评价指标依次为总路径长度,总图像质量,路径总威胁. 选择的最优路径如图6,数据如表1. 情形2:燃油不是很充裕,目标P_b所处威胁等级高,评价权值向量W=[0.4, 0.2, 0.4]. 选择的最优路径如图7,数据如表2.

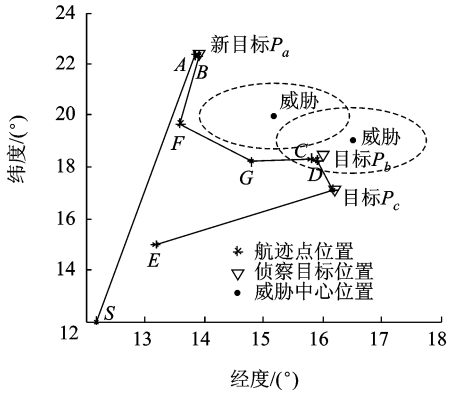


图6 情形1的重规划最优路径

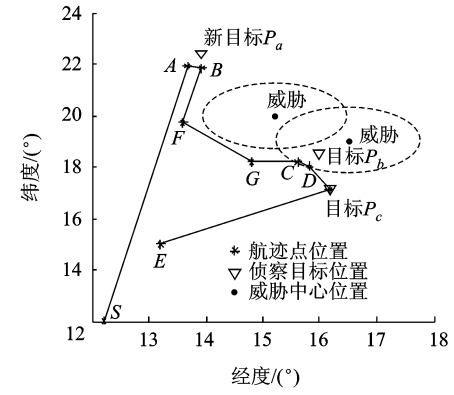


图7 情形2的重规划最优路径

表1 情形1最优路径各个评价指标

L/km	$\sum\beta_i f_i(l_i)$/ft	R_{isk}
2 345.394 775	4.925 194	0.000 325

表2 情形2最优路径各个评价指标

L/km	$\sum\beta_i f_i(l_i)$/ft	R_{isk}
2 239.273 193	5.190 610	0.000 025

其中目标P_b的安全距离约束要求最小l为16.022 km;目标P_c的图像质量约束要求最大l为39 km. 其他约束见1.3部分. 结果说明在燃油充裕、目标P_b所处的威胁等级较低时,选择的最优路径靠近目标,使每个目标的图像质量都接近最好. 对于情形2,飞机对目标P_b远距离拍照以保证飞行的安全性,但也牺牲了该目标的图像质量.

5 结 论

仿真结果表明:无人侦察机在发现新目标后的机上航迹点重规划方法能够智能地综合当前的机上能源、态势和侦察目标图像质量,求出当前状态下的最优路径,且计算速度合理,能满足机上重规划的要求.

参考文献 (References)

[1] Pritchard David E. Dynamic route re-planning and re-tasking of unmanned aerial reconnaissance vehicles [D]. America: Air Force Institute of Technology, 2000

[2] 张振理,王英勋. 基于CHC算法的无人机航迹规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(6): 690 - 693
Zhang Zhenli, Wang Yingxun. Path planning method of UAV based on CHC algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007, 33 (6): 690 - 693 (in Chinese)

[3] Stuart D M. Sensor design for unmanned aerial vehicles [J]. IEEE Aerospace Conference, 1997, 3: 285 - 295

[4] Zhang Yani, Gao Jinyuan. In-flight route re-planning for endurance reconnaissance UAVs [C]//2th International Symposium on Systems and Control in Aeronautics and Astronautics 2008: 73 - 78

[5] Leachtenauer Jon C. Surveillance and reconnaissance imaging systems: modeling and performance prediction [M]. Boston: Artech House, 2001

[6] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2007
Zheng Jinhua. Multi-objective optimization evolutionary algorithm and application [M]. Beijing: Science Press, 2007 (in Chinese)

[7] Zitzler Eckart. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: methods and applications [D]. Swiss: Computer Engineering and Networks Laboratory, Swiss Federal Institute of Technology Zurich, 1999

[8] 刘增良. 模糊技术与应用选编2[M]. 北京:北京航空航天大出版社, 1998
Liu Zengliang. Collection of fuzzy technology and application 2 [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 1998 (in Chinese)

[9] Giarratano J, Riley G. Expert systems principles and programming [M]. Third Edition. Boston: PWS Publishing Company, 1998

[10] 李密青,郑金华,罗彪,等. 二维目标下分布性与收敛性结合的种群维护策略[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44 (11): 75 - 79
Li Miqing, Zheng Jinhua, Luo biao, et al. Population maintenance strategy combining diversity with convergence for 2-objective problem [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44 (11): 75 - 79 (in Chinese)

(编 辑:刘登敏)