

基于种群多样性的 FPSO 算法在空中加油区域配置中的应用

何 旭 景小宁 冯 超 程 越

(空军工程大学航空航天工程学院 西安 710038)

摘 要 空中加油区域配置是完成空中加油任务的关键环节。针对运输机的空中加油点选取问题,考虑总耗油量和运输时间要求,引入威胁代价,建立数学模型。设置加油区域配置参数,并使用基于种群多样性的模糊粒子群优化(Diversity-guided Fuzzy Particle Swarm Optimization, DG-FPSO)算法对其进行仿真实验,验证了算法的优越性,并得到了最优加油点。

关键词 运输机,空中加油,FPSO 算法,种群多样性

中图分类号 TP391, E917 **文献标识码** A

Diversity-guided FPSO Algorithm for Solving Air Refueling Region Deploying Problem

HE Xu JING Xiao-ning FENG Chao CHENG Yue

(College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract Region deploying plays an important role in air refueling tasks. To select transport aircraft's air refueling point, the model was established on the basis of requirements for total oil consumption, transportation time and threat price. The FPSO algorithm was used in the simulation and the superiority was verified, and we got the best air refueling point.

Keywords Transport aircraft, Air refueling, FPSO algorithm, Population diversity

1 引言

在现代战争中,军事空运因其快速机动、运程远、受地理条件限制小等特点,可以大规模、高效率地完成战略物资以及人员的投送,在军事行动中具有极其重要的作用。利用空中加油技术,可以大幅提高运输机的运载量和运输距离,因此许多军事强国都积极发展空中加油系统,以此来拓展空中力量的覆盖范围,争取战略全局的主动^[1]。空中加油区域配置的核心是加油点的选取,需要考虑加油机的种类及数量,各机场位置,受油机和加油机的初始油量、加油量、加油时机和空中加油方式等因素。

外军对此的研究较早^[2-6],虽然我国学者对空中加油也做了很多探索^[7-15],但对于加油点的选取往往是基于耗油量这一参数的,不满足实际作战需要。战时,物资的运输往往会穿越封锁区,本文引入威胁代价,根据总耗油量最少、运输机航程最短、威胁代价最小的原则,建立加油点选取数学模型,使用基于种群多样性的模糊 PSO 算法进行求解,并进行实验仿真。

2 空中加油区域配置

空中加油区域配置包括设置加油区域的大小、形状、高度等,其核心是空中加油点的确定^[16]。空中加油需要考虑航路规划方式以及会合方式。

2.1 航路规划方式与会合方式

空中加油区域的配置应建立在各飞机飞行航路的基础

上,空中加油的航路规划方式有两种^[8]:1)基于区域的匹配方式(见图 1),即受油机配合加油机,加油点位置靠近加油机机场;2)基于航线的匹配方式(见图 2),即加油机配合受油机,加油点位于受油机机场与目标的直线上。第一种方式下加油机的耗运比较低,但受油机的航程会增加,时间要求低,第二种方式下受油机航程短,时间要求高,但相应的加油机的耗运比较高。

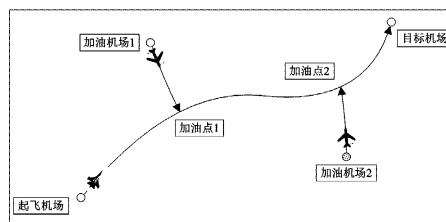


图 1 基于区域的匹配方式

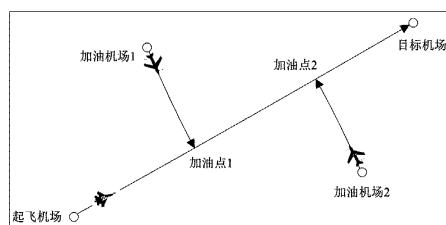


图 2 基于航线的匹配方式

加油机与受油机的会合方式主要有 3 种:伴随式、会合式

本文受航空科学基金(20155196022),国家自然科学基金青年基金(71501184)资助。

何 旭(1993-),男,硕士生,主要研究领域为航空兵任务规划与作战效能评估;景小宁(1965-),女,博士,副教授,主要研究领域为任务规划技术;冯 超(1991-),男,硕士生,主要研究领域为航空兵任务规划与作战效能评估;程 越(1993-),男,硕士生,主要研究领域为作战试验与效能评估。

和空中等待式。伴随式加油指加油机跟随受油机飞行,在受油机燃料不足时对其进行加油;会合式是加油机与受油机同时飞到事先指定的空域,然后加油机对受油机进行加油;空中等待式则是加油机在指定空域等待受油机与其会合,并对其进行加油。受益于通讯技术的提高,目前主要采用会合式进行空中加油,该方式的加油效率更高且对资源的利用率也更高^[11]。

2.2 目标函数的选取

对于空中加油点的选取,本文考虑目标函数如下:加油机与运输机的总耗油量最少、运输机航行时间最短(即在一定速度下完成任务航程最短)、威胁代价最小。

而这些子目标通常是相互矛盾的,无法同时满足,因此对其进行多目标分析,以确定加油点位置,从而得到合适的加油方案。

3 空中加油区域选择模型的建立

3.1 基本假设

航线采用基于区域的匹配方式。为建立加油区域选取模型,对相关问题作出如下假设:

- (1)因运输航程通常较远,且航线常以地理坐标确定,故将航线视为大圆航线;
- (2)飞机在两点间的高度及速度不变;
- (3)因运输任务多在平流层飞行,故忽略天气因素影响;
- (4)不考虑运输机与加油机对接加油的时间,忽略加油过程中消耗的油量;
- (5)各飞机在起飞、降落等阶段的耗油量均按照巡航时的耗油量计算;
- (6)采用会合式加油,加油区域为一矩形区域,区域大小的设置参考实际情况。

3.2 模型建立

对本问题的求解,模型的基础为耗油量模型和威胁代价模型。

3.2.1 耗油量模型

飞机的耗油量模型可由发动机耗油率求得,也可从飞行气动力学知识推导得出。在建立飞机动力学方程时,若在60s内飞机质量变化在5%以内,则可认为飞机质量是恒定不变的,满足质量恒定假设^[17]。本文考虑对象为运输任务,飞机质量满足恒定假设,故飞机耗油量的计算公式为 $F = n \times h \times p$ 。其中, F 为飞机耗油量, n 为发动机耗油率, h 为飞机航行时间, p 为发动机推力。

飞机航线为大圆航线,因此根据球面三角余弦定理,得到航程 L 的求解方程为:

$$L = R \times \arccos(\sin \alpha_1 \sin \alpha_2 + \cos \alpha_1 \cos \alpha_2 \cos(\beta_2 - \beta_1)) \tag{1}$$

其中, R 表示地球半径, (α_1, β_1) 和 (α_2, β_2) 为飞行各阶段的起始点坐标。

3.2.2 威胁代价模型

文献[16]对威胁代价进行了研究,但仅停留于二维平面,本文改进了计算方法,在三维空间内对威胁代价进行了计算,更切合实际。

飞机所受威胁程度与其距离雷达的远近相关,根据基本雷达方程可知,威胁与到雷达距离的四次方成反比,与飞机的

雷达反射截面的面积成正比,即 $Th = \frac{\sigma}{d_{ij}^4} c$, d_{ij} 为飞机与威胁的距离, σ 为飞机的雷达反射截面的面积, c 为常数。那么加油区域的威胁代价则可以用积分表示为:

$$Th = \iiint \frac{\sigma}{d_{ij}^4} c d_x d_y d_z \tag{2}$$

其中, $d_{ij} = \sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2 + (z-z_j)^2}$, (x_j, y_j, z_j) 为威胁源的坐标,若威胁源有多个,则加油区域的威胁代价为:

$$Th = \sum_{j=1}^m \iiint \frac{\sigma}{d_{ij}^4} c d_x d_y d_z \tag{3}$$

其中, m 为威胁源数目。

3.2.3 目标函数

目标函数的建立需综合考虑加油机与运输机的总耗油量、运输机航行时间以及所受威胁代价。

由耗油量模型,可得加油机与运输机的总耗油量为:

$$F = \sum_{i=1}^k F_i \tag{4}$$

其中, F_i 表示第 i 架飞机的总耗油量, k 为飞机总数。

对于威胁代价模型,威胁代价与雷达反射截面的面积相关,因此不同机型的威胁代价不同,则加油机与运输机的总威胁代价为:

$$Th = \sum_{j=1}^m \iiint \frac{\sigma_1 + \sigma_2}{d_{ij}^4} c d_x d_y d_z \tag{5}$$

对于运输机的时间性要求,因为运输机速度一定,所以考虑受油机航程最短,即:

$$L = \sum_{i=1}^n L_i \tag{6}$$

其中, L 为运输机的总航程, L_i 为各段航程。

为建立合理的模型,需统一总耗油量、威胁代价与运输机航程的量级,因此分别对其取对数,得到 $F' = \lg F$, $Th' = \lg Th$, $L' = \lg L$ 。

综合考虑加油机与运输机的总耗油量最少、威胁代价最小、运输机航程最短 3 个目标,使用加权法建立加油点来选取优化模型:

$$\min f = \omega_1 F' + \omega_2 Th' + \omega_3 L' \tag{7}$$

其中, ω_i 为相应权重 ($\sum \omega_i = 1, i = 1, 2, 3$),其大小通过专家打分进行确定。

相关约束条件如下:

(1)运输机每次受油量大于或等于每段航程耗油量。

$$v_{yi} (\sum_{j=1}^k T_{yij} - f_{yi}) / (n_{yi} p_{yi}) - L_{yij} \geq 0$$

其中, T_{yij} 表示第 i 架运输机第 j 次受油量 (T_{yi0} 表示初始油量), f_{yi} 表示安全油量, L_{yij} 表示运输机每段航程。

(2)加油机的油量能够支持其完成加油任务并安全返航。

$$v_{ti} (\sum_{j=1}^k T_{ti0} - f_{ti} - C_{tij}) / (n_{ti} p_{ti}) - 2L_{ti} \geq 0$$

其中, C_{tij} 为加油机的加油量。

4 基于种群多样性的 FPSO 算法

4.1 标准 PSO 算法

采用 PSO 算法对问题进行求解。PSO 算法的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。算法采用速度-位移模型,使用基于种群的全局搜索策略,算法拥有记忆性,可动态跟踪当前的搜索情况来调整其搜索策略。

粒子群算法可描述为:粒子群是由 n 个粒子组成的种群 $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$,第 i 个粒子表示一个 D 维向量

$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD})^T$, 第 i 个粒子的速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}, \dots, V_{iD})^T$, 粒子通过不断调整自己的位置 x_{id} 来搜索新解, 每个粒子记住自己搜索到的最优解 p_{id} 以及整个粒子群搜索到的最优解 p_{gd} , 当两个最优解都找到后, 每个粒子根据式(8)和式(9)来更新自己的速度和位置。

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \quad (8)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad (9)$$

其中, c_1 和 c_2 为加速常数, r_1 和 r_2 为 0~1 之间均匀分布的随机数, ω 为惯性权重, 影响微粒的局部最优能力和全局最优能力。另外, 通过设置微粒的速度区间 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 和位置区间 $[x_{\min}, x_{\max}]$, 可以对微粒的移动进行适当的限制。

4.2 基于种群多样性的 FPSO 算法

PSO 算法的种群多样性迅速下降导致算法易早熟, 因而对其进行改进。在基本粒子群算法的基础上引入变异操作: 设置算法变异率 ρ_0 以及粒子位置各维分量上的变异随机量 ρ_j ($\rho_j \in [0, 1]$, 取随机数)。执行变异操作时, 对于粒子位置的第 j 维分量, 当 $\rho_j < \rho_0$ 时, 粒子在该维度上的位置分量 p_j 将改变为 p_j' 。算法中的惯性权重 ω 有着平衡算法全局最优解和局部最优解的作用, 因此动态地调整 ρ_0 和 ω , 从而提高算法的搜索进化效率。

国内外学者对粒子群的进化过程进行了研究与理解, 使得其能够使用语言描述来表达, 这种研究积累和语言描述使得模糊控制可以应用于粒子群进化过程^[18-19], 从而能够较真实地反映算法搜索过程中多样性的需求。

种群多样性是算法进化的根本动力, 本文基于种群多样性, 设计了以 div, df, T 为输入, $d\rho_0$ 和 $d\omega$ 为输出的模糊控制器 FLC, 完成对 ρ_0 和 ω 的动态调整。其中, div 表示种群多样性, $div(t) \in [0, 1]$, 其值越大表示第 t 代群体在解空间的分布越分散; df 表示群体连续两代间平均适应度值的变化; T 表示群体进化的不同时期状态; $d\rho_0$ 表示交叉率的变化量; $d\omega$ 表示惯性权值的变化量。

将 $df(t)$ 表示为 $[-1, 1]$ 中的规范形式:

$$df(t) = \frac{f(t) - f(t+1)}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (10)$$

其中, f_{\max} 和 f_{\min} 分别表示粒子在进化过程中的最大适应度值和最小适应度值。

同样地, 将 T 表示为 $[-1, 1]$ 中的规范形式:

$$T(t) = \frac{t}{T_{\max}} \quad (11)$$

其中, t 和 T_{\max} 分别代表当前迭代代数和最大迭代代数。

关于种群多样性的计算, 本文采取文献[20]中关于多样性的度量定义, 计算公式如下:

$$diversity(S) = \frac{1}{|S||L|} \sum_{i=1}^{|S|} \sqrt{\sum_{j=1}^{Dim} (p_{ij} - \bar{p}_j)^2} \quad (12)$$

其中, $|S|$ 为种群规模, $|L|$ 为搜索空间最长的半径长度, Dim 为问题维度, P_{ij} 为第 i 个粒子的第 j 个变量, \bar{P}_j 为所有粒子第 j 维变量的平均值。

算法具体步骤如下:

Step1 初始化。设置算法参数 m, ρ_0, ω 等, 初始化种群中各微粒的速度和位置。若搜索空间为 d 维, 则每个微粒中包含 d 个变量。将各微粒的当前历史最优位置 P_{best} 设为初始位置, 取微粒群全局最优位置为 g_{best} 中的最优值。

Step2 计算每个粒子的适应度值。存储每个粒子的最好位置和适应度, 并从种群中选择适应度最好的粒子位置作为种群的位置。

Step3 根据式(8)和式(9)来更新粒子的速度和位置。

Step4 依据式(12)计算当前粒子种群的多样性。

Step5 当迭代代数 $t \geq 2$ 时, 通过所设计的模糊控制器得到 $d\rho_0$ 和 $d\omega$, 更新 ρ_0 和 ω 。

Step6 执行变异操作, 随机生成粒子位置各维上的变异随机量 $\rho_j \in [0, 1]$, 当 $\rho_j < \rho_0$ 时, 粒子在该维度上的位置分量 p_j 将改变为该维度范围内新的位置 p_j' 。

Step7 检查终止条件(通常为达到最大次数或达到了足够好的适应度)或者最优解已经停止而不再变化, 若未达到预设条件, 则返回 Step2; 若达到预设条件, 则停止迭代, 并输出最优解。

5 仿真实验

为验证基于种群多样性的 FPSO 算法(DG-FPSO)的性能, 本文进行以下实验: 1) DG-FPSO 算法的性能测试。使用经典的 4 种智能优化算法的典型测试函数来对 DG-FPSO 算法进行测试, 并与标准 PSO 算法(PSO)进行性能对比分析。2) DG-FPSO 算法在空中加油点选取优化模型中的应用。使用 DG-FPSO 算法分别对基于区域的匹配方式和基于航线的匹配方式进行计算, 比较其结果, 选择最优加油方案。

仿真实验 1 针对 DG-FPSO 算法进行性能测试

对于 PSO 算法, 常使用 Sphere 函数、Griewank 函数、Rastrigin 函数和 Rosenbrock 函数(见表 1)作为复杂的高维函数进行算法的验证, 这 4 种函数常存在很多局部最优的陷阱, 都难以找到全局最优值^[21]。

表 1 4 种测试函数

Code	Objective function to be minimized	Variable	Range	Minimized Point
Schaffer Function	$f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$	30	$-10 \leq x_1, x_2 \leq 10$	$f(0, 0, \dots, 0) = 0$
Ackley Function	$f(x) = -c_1 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \cos(2\pi x_j)) + c_1 + e$	30	$ x_j \leq 8$	$f(0, 0, \dots, 0) = 0$
Rosenbrock Function	$f(x_i) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$ x_i \leq 2.048$	$f(0, 0, \dots, 0) = 0$
Rastrigin Function	$f(x_i) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$ x_i \leq 5.12$	$f(0, 0, \dots, 0) = 0$

针对上述 4 种函数, 分别使用 DG-FPSO 算法、PSO 算法进行求解, 针对算法的收敛性、求解精度和成功率进行测试分析。

(1) 收敛性测试

分别使用两种算法对 4 个测试函数进行求解, 得到适应度曲线, 如图 3 所示。

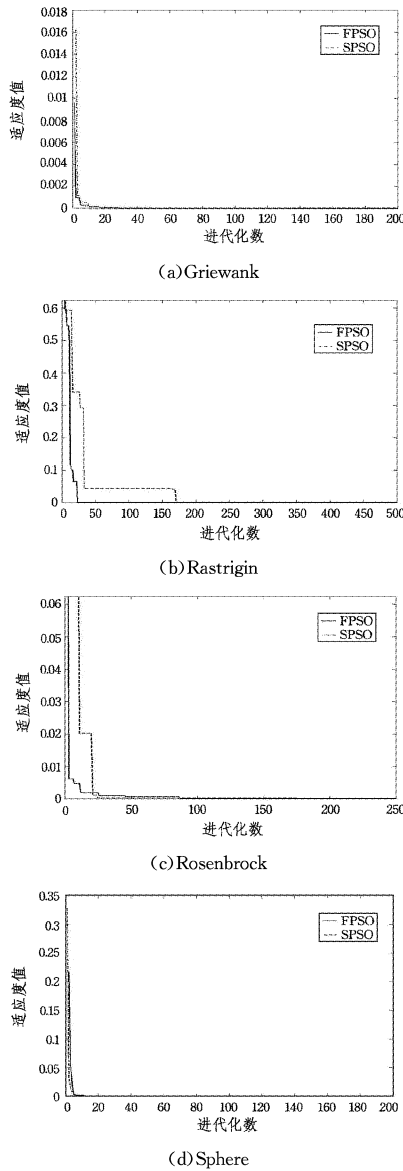


图3 收敛性测试适应度曲线

从图3可知,相较于SPSO算法,DG-FPSO算法的收敛速度更快,精度更高,从而验证了DG-FPSO算法的收敛性能更加优越。

(2)求解精度测试

分别使用SPSO算法和DG-FPSO算法对4个测试函数进行求解,设置DG-FPSO算法中的群体变异率分别为50%和100%,每种算法重复运行20次并取结果的平均值,如表2所列。

表2 求解精度测试结果

测试函数	算法	群体变异率/%	平均寻优结果
Sphere	SPSO	—	3.3697×10^{-31}
	DG-FPSO	50	4.8211×10^{-28}
		100	3.4980×10^{-28}
Griewank	SPSO	—	0.1080
	DG-FPSO	50	0.0148
		100	0.4923
Rosenbrock	SPSO	—	12.6996
	DG-FPSO	50	11.6249
		100	17.3293
Rastrigrin	SPSO	—	15.8185
	DG-FPSO	50	5.0032
		100	10.4561

从表2可以看出,除了Sphere函数,DG-FPSO算法在群体变异率取50%时所得结果更优,求解精度更高。

(3)成功率测试

成功率是衡量算法性能的重要指标,其表达式如下:

$$SR = \frac{N_b}{N} \times 100\% \quad (13)$$

其中,SR表示成功率,N表示总实验次数, N_b 表示达到要求的实验次数。

分别使用DG-FPSO算法和SPSO算法对4种测试函数进行求解,每种算法重复运行20次,计算其成功率,所得结果如表3所列。

表3 成功率测试结果

测试函数	算法	运行时间/s	成功率/%
Sphere	SPSO	4.8708	100
	DG-FPSO	5.3214	100
Griewank	SPSO	5.2269	80
	DG-FPSO	7.2148	90
Rosenbrock	SPSO	22.0715	30
	DG-FPSO	24.3695	60
Rastrigrin	SPSO	28.7572	45
	DG-FPSO	34.0126	90

由表3可知,DG-FPSO算法的成功率总是大于或等于SPSO算法的成功率,但运算时间比SPSO算法长。

从上面3个测试实验的结果可以看出,DG-FPSO算法较SPSO算法拥有更优的性能。

仿真实验2 加油点选取决策

本算例采用基于区域匹配的2次加油方案,并将结果与基于航线匹配的加油方案进行对比。算例参数设置如下:运输机初始位置为N30E90,终点机场位置为N50E120,加油机场1位置为N40E100,威胁源位置为N42E105,加油机场2位置为N30E110,油箱冗余 $c=20\%$,运输机空重169643kg,加油机空重108892kg,飞行高度8816m,运输机载荷60000kg,算法变异率取50%。那么,使用DG-FPSO算法对两种配置方式进行实验仿真,结果如图4所示。

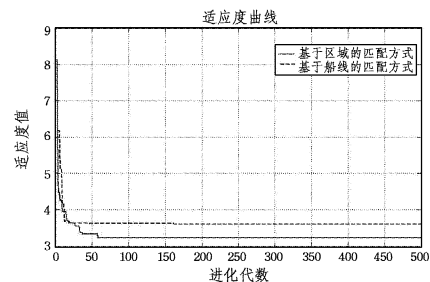


图4 FPSO算法的寻优跟踪图

图4为两种匹配方式下DG-FPSO算法的寻优跟踪图,从图4中可以看出,基于区域匹配方式的适应度值更优。

表4为两种匹配方式下使用DG-FPSO算法进行求解得到的优化方案,表4中匹配方式1为基于区域的匹配方式,匹配方式2为基于航线的匹配方式。从仿真结果可以看出,对于空中加油点的选取使用DG-FPSO算法可以进行更优的求解。而对比航线的两种匹配方式,在基于区域的匹配方式下,得到适应度值为3.2340,总耗油为25448kg,加油点1坐标为(37.64,100.57),加油点2坐标为(37.09,107.57);在基于航线的匹配方式下,得到适应度值为3.6012,总耗油为34179kg,加油点1坐标为(36.74,100.68),加油点2坐标为

(45.49,111.07)。可以看出,相比于基于航线的匹配方式,基于区域的匹配方式的所得结果更为优越。

表 4 两种匹配方式的优化方案

匹配方式	加油量 1/kg	加油量 2/kg	适应度	总油耗/kg	加油点 1 位置	加油点 2 位置
1	1239.3	3086.1	3.2340	25448	37.64,100.57	37.09,107.57
2	2044.5	6204.2	3.6012	34179	36.74,100.68	45.49,111.07

结束语 本文针对运输机空中加油点选取所需考虑因素,依据总耗油量最少、运输机航程最短、威胁代价最小的原则,建立模型并进行求解;对 DG-FPSO 算法进行了性能测试,对比 SPSO 算法,得出 DG-FPSO 算法性能更为优越;使用 DG-FPSO 算法对两种匹配方式下的加油点选取进行求解并进行对比,得出在基于区域匹配方式下所得结果更优,计算出加油点的选取位置,给出空中加油的合理方案。

参 考 文 献

- [1] 陆宇平,杨朝星,刘洋洋.空中加油系统的建模与控制技术综述[J].航空学报,2014,35(9):2375-2389.
- [2] BARANS J W, WILEY V D, MOORE JT, et al. Solving the Aerial Fleet Refueling Problem using Group Theoretic Tabu Search[J]. Mathematical and Computer Modeling, 2004, 39(6-8):617-640.
- [3] PFLIEGER C H. Models for the optimization of air refueling mission[R]. Ohio, USA: Air Force Institute of Technology, ADA 262392, 1993.
- [4] BUSH B A. Analysis of Fuel Consumption for an Aircraft Deployment[R]. North Carolina: North Carolina State University, 2006:12-45.
- [5] ANNABALLI R J. A Multiple Ant Colony Optimization Metaheuristic for the Air Refueling Tanker Assignment Problem [R]. Ohio: Air Force Institute of Technology Graduate School of Engineering and Management, 2002:6-23.
- [6] BEARD R W, MCLAIN T W. Coordinated Target Assignment and Intercept for Unmanned Air Vehicles[J]. IEEE Trans. on Robotics and Automation(S1042-2962), 2002, 18(6):911-922.
- [7] 徐亚涛,原溱.一种特定情形下的空中加油模型设计[J].系统仿真学报,2011,23(1):340-342.
- [8] 刘健豪,艾剑良.飞机空中加油航路规划的最优化研究[J].复旦学报(自然科学版),2014,53(1):141-146.
- [9] 俞桦,艾剑良.基于遗传算法的空中加油航路规划[J].系统管理学报,2009,18(3):350-354.
- [10] 秦前付,赵景龙,徐洸.空中加油计划优化模型及其遗传算法求解[J].计算机工程与应用,2007,43(35):219-221.
- [11] 计秀敏.空中加油机的发展及其作战使用[M].北京:航空工业出版社,2004:71-76
- [12] 胡春鹤,陈宗基.多无人机空中加油的最优会合航路规划[J].控制理论与应用,2015,32(10):1400-1406.
- [13] 董新民,徐跃鉴,陈博.自动空中加油技术研究进展与关键问题[J].空军工程大学学报(自然科学版),2008,9(6):1-5.
- [14] 程路尧,朱建冲,蔡纪伟.无人作战飞机空中加油航路问题研究[J].航空兵器,2008(5):12-15.
- [15] 刘娇龙,薛建平,董新民,等.空中加油变质量飞机建模与仿真[J].科学技术与工程,2013,13(30):8971-8975.
- [16] 李艺辉,韩旭东.基于遗传算法的战场空中加油空域规划[J].计算机仿真,2016,33(8):58-62.
- [17] ROSKAM J. Airplane flight dynamics and automatic flight controls[OL]. <http://pdf114.yobabooks.com/book/978-1884885181>.
- [18] SHI Y, EBERHART R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]//Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Seoul, Korea, 2001:101-106.
- [19] 罗强,李瑞裕,易东云.基于模糊文化算法的自适应粒子群优化[J].计算机工程与科学,2008,30(1):88-92.
- [20] URSEM R K. Diversity-guided evolutionary algorithm[C]//The 7th Int'l Conf on Parallel Problem Solving from Nature, LNCS2439. Berlin: Springer, 2002:462-474.
- [21] 邵鹏,吴志健.基于改进 PSO 算法的 Rosenbrock 函数优化问题的研究[J].计算机科学,2013,40(9):194-197.
- (上接第 546 页)
- [11] IQTEDAR S, HASAN O, SHAFIQUE M, et al. Formal probabilistic analysis of distributed dynamic thermal management[C]//Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE), 2015. IEEE, 2015:1221-1224.
- [12] DAVIS R I, BURNS A. Priority assignment for global fixed priority pre-emptive scheduling in multiprocessor real-time systems [C]//Real-Time Systems Symposium (RTSS 2009). IEEE, 2009:398-409.
- [13] LIAO W, HE L, LEPAK K M. Temperature and supply voltage aware performance and power modeling at microarchitecture level [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2005, 24(7):1042-1053.
- [14] ZHURAVLEV S, SAEZ J C, BLAGODUROV S, et al. Survey of energy-cognizant scheduling techniques[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(7):1447-1464.
- [15] MOHAQEQUI M, KARGAHI M, MOVAGHAR A. Analytical leakage-aware thermal modeling of a real-time system[J]. IEEE Transactions on Computers, 2014, 63(6):1378-1392.
- [16] ISMAIL M, HASAN O, EBI T, et al. Formal verification of distributed dynamic thermal management[C]//Proceedings of the International Conference on Computer-Aided Design. IEEE Press, 2013:248-255.
- [17] IQTEDAR S, HASAN O, SHAFIQUE M, et al. Formal probabilistic analysis of distributed dynamic thermal management[C]//Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE). IEEE, 2015:1221-1224.