

引用格式:周俊,江驹,余朝军,等.改进遗传算法在舰载机着舰队列排序中的应用[J].电光与控制,2018,25(7):19-23. ZHOU J, JIANG J, YU C J, et al. Application of improved genetic algorithm to landing sequencing of carrier aircrafts[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(7):19-23.

改进遗传算法在舰载机着舰队列排序中的应用

周俊, 江驹, 余朝军, 肖东
(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要: 在舰载机着舰过程中,着舰指挥官需要根据飞机的飞行状态和外部条件等因素对舰载机着舰进行实时的调度,确定安全高效的着舰次序。针对舰载机群着舰排序问题,不仅考虑多种因素对着舰排序的影响,而且考虑舰载机着舰失败对着舰排序的影响,提出以减少延迟时间和延误成本为目标的优化数学模型。针对传统遗传算法的不足,提出改进遗传算法,并利用改进遗传算法对模型进行求解。通过仿真实验发现优化后的着舰顺序能够有效地减少延迟时间和延误成本,从而提高甲板利用率。

关键词: 舰载机; 着舰排序; 排序模型; 遗传算法

中图分类号: V355 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.07.004

Application of Improved Genetic Algorithm to Landing Sequencing of Carrier Aircrafts

ZHOU Jun, JIANG Ju, YU Chao-jun, XIAO Dong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In the course of carrier aircrafts landing, the officer must arrange a safe and efficient landing sequence according to such uncertain factors as the flight states of the aircrafts and the external conditions. The paper mainly focuses on the carrier aircraft landing sequencing problem. Besides the influence of various factors on the landing sequence, the influence of failed landing is also taken into consideration. An optimal mathematical model taking the reducing of delay time and delay cost as its objective is built. Considering the deficiency of the traditional genetic algorithm, an improved genetic algorithm is proposed and used to solve the model. Simulation result shows that, the optimized landing sequence can effectively reduce the delay time and delay cost, and thereby improve the utilization rate of the carrier deck.

Key words: carrier aircraft; landing sequence; sequencing model; genetic algorithm

0 引言

随着航母的发展,舰载机着舰成为亟待解决的问题。相比于飞机陆基着陆,舰载机着舰需要考虑更多因素,因此也更加困难和危险^[1]。由于航母甲板上只有一条跑道供舰载机降落,如果舰载机着舰效率低下,会使大量的舰载机在空中等待,造成空中交通堵塞,同样不利于舰载机安全着舰^[2-3]。因此需要一个高效的舰载机着舰排序策略来提高舰载机着舰的效率,从而增加安全着舰机率。对于飞机排队问题,大多数采用

的是先到达先服务方法^[4](First Come First Serve, FCFS),这种方法对先到达的飞机安排一定的时间间隔进行排序,但是会造成很大的时间延误。因此国内外学者对飞机排序算法进行了大量的研究,通过优化算法缩短计算时间和响应时间^[5]。目前大多数排序算法采用启发式算法,比如位置约束交换法^[6]、最小间距约束法^[7]和模糊识别算法^[8]等。

目前研究舰载机着舰排序问题的文献比较少。文献[9]考虑了甲板容量对舰载机着舰排序的影响;文献[10]在模型建立中考虑了飞机燃油量和飞机的完整度对舰载机着舰排序的影响;文献[11]中对比分析了几种排序优化算法,提出了一种基于滑动排序窗口的最优着陆序列算法。但这些研究没有综合考虑影响舰载机着舰的因素,都是比较片面地考虑单个因素。本文针对舰载机着舰特点,不仅考虑舰载机在空中延

收稿日期:2017-08-09 修回日期:2017-08-31

基金项目:国家自然科学基金(61673209);南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfj20160318)

作者简介:周俊(1992—),男,江苏扬州人,硕士,研究方向为飞行器控制。

误等待时间,还综合考虑了舰载机是否是有人机、燃油量、任务优先级、飞机完整度和机型等因素。对于不同的因素,根据不同情况,人为设定权重。由此建立舰载机群着舰排队优化模型,采用改进遗传算法对模型进行优化求解。

1 问题描述

舰载机完成任务返航时,将会在一个指定区域等候着舰^[12]。由图1可知,这块空域被划分为3个部分,由2个界限来定义。起始界限是一个空间界限,当飞机穿越它时,排序算法就接受它的一组参数,进行排序;终止界限是由特定的着舰距离来定义的,也可以叫做冻结界限,一旦飞机穿越了冻结界限,只要舰载机没有出现降落失败、复飞逃逸的情况,舰载机着舰的顺序将不再改变。人为规定舰载机飞入起始界限之前的区域为等候区,这两个界限之间的区域称为排队区,飞过冻结界限之后进入冻结区。本文主要讨论在排队区内舰载机排序问题。

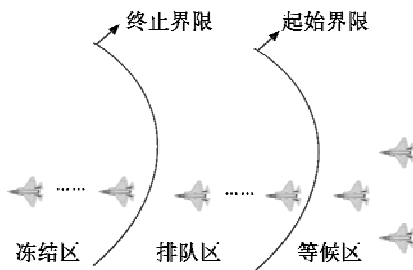


图1 空域结构划分图

Fig. 1 Airspace structure division diagram

舰载机在着舰时并非能够百分之百成功,往往伴随着复飞和逃逸。对于着舰失败的舰载机,根据其任务等级、燃油量、受损程度等情况综合考虑,将其分为3个等级,做不同处理。如图2所示,对于一级情况,属于优先着舰的舰载机,降落失败后,重新飞回着舰队伍第一个,准备再次降落;对于二级情况,属于次优着舰的舰载机,降落失败,飞回冻结区队尾,重新排队;对于三级情况,舰载机直接飞回等候区,重新进行排队。

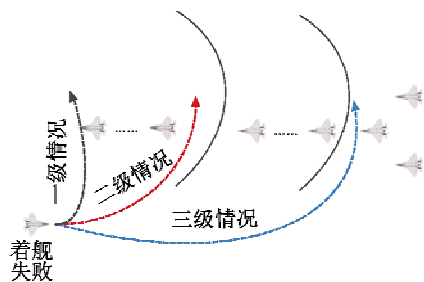


图2 舰载机重新着舰等级划分图

Fig. 2 The carrier aircraft lands again with different levels

2 模型建立

2.1 着舰排序关键因素分析

综合考虑舰载机着舰排序问题,主要有以下几个因素影响排序结果:1)空中等待时间;2)是否有人驾驶;3)空中燃油消耗;4)舰载机受损程度;5)舰载机任务等级。

2.1.1 等待时间 T^D

舰载机在空中的等待时间 T^D 由计划到达时间 T^{SA} 和估计到达时间 T^{EA} 确定。

$$T^D = T_y^{SA} - T_i^{EA} \quad (1)$$

式中: T_y^D 表示第 i 架飞机进行第 j 次排序算法后的等待时间; T_y^{SA} 表示第 i 架舰载机在第 j 次执行排序算法后计划到达的时间; T_i^{EA} 表示第 i 架舰载机估计到达时间。另外 $T_y^{SA} = \max(T_i^{EA}, T_{i-1,j}^{SA} + T_{i,i-1})$, $T_{i,i-1}$ 表示两舰载机之间的尾间距安全时间间隔。

2.1.2 有/无人驾驶 M

舰载机在执行任务时,往往是有人机、无人机混合编队,所以在返航着舰的时候,需要考虑有/无人机的优先级问题。假设有人机和无人机的差别仅在于有人和无人,其他差别不予考虑。根据实际情况,有人机着舰优先级比无人机着舰优先级高。引入 M_i 表示第 i 架舰载机有/无人驾驶因素,即

$$M_i = \begin{cases} 0 & \text{有人驾驶} \\ 1 & \text{无人驾驶} \end{cases} \quad (2)$$

2.1.3 剩余燃油量 F

舰载机油量也是影响舰载机着舰的一个重要因素。如果剩余油量多,会使得重量变大,从而增加着舰危险系数,对于这种情况,舰载机需要在空中盘旋,以消耗油量,来满足着舰条件。同样油量太少也提高着舰的风险,对于这种情况舰载机需要提前降落,跳过排队等候阶段。假设舰载机在进入终端区前油量为 F_{i0} ,只有飞机满足 $F_{\min} < F_{i0} < F_{\max}$ 时,才能进入终端区。舰载机剩余油量用公式 $F_y = F_{i0} - F_{\text{con}} \cdot T_{i,\text{flight}}$ 计算。其中, $T_{i,\text{flight}}$ 表示第 i 架舰载机在空中的时间。引入变量 F_y 表示第 i 架舰载机在第 j 次执行排序算法后的燃油因素,即

$$F_y = \frac{F_{\max} - F_y}{F_y - F_{\min}} \quad (3)$$

2.1.4 受损程度 I

舰载机大都是从作战区域返回,都会有不同程度的受损,如果受损程度太大,舰载机将采用紧急着陆方法。只有当舰载机满足 $I_{\min} < I_i \leq I_{\max}$ 时,舰载机才能允许着舰。引入 I_i 表示第 i 架舰载机受损程度因素,即

$$I_i = \frac{I_{\max} - I_i}{I_i - I_{\min}} \quad (4)$$

2.1.5 任务等级 P

不同舰载机拥有不同的任务,不同的任务拥有不同的任务优先级,比如某架舰载机着舰后需要立即起飞,则它的优先级就比较高,需要提前着舰,以便完成接下来的任务。引入 P_i 表示第 i 架舰载机任务等级因素,即

$$P_i = \frac{P_{\max} - P_i}{P_i - P_{\min}} \quad (5)$$

2.2 目标函数

为了使舰载机群着舰产生的总延误成本最小,建立如下舰载机着舰排序模型的目标函数,即

$$J_j = \min \sum_{i=1}^N w_{ij} (T_{ij}^{\text{SA}} - T_i^{\text{EA}}) \quad (6)$$

式中: J_j 表示第 j 次执行排序算法的最小延误成本; w_{ij} 表示第 i 架舰载机在第 j 次执行排序算法时的延误权重,其表达式为 $w_{ij} = \mu_1 \cdot F_{ij} + \mu_2 \cdot I_i + \mu_3 \cdot P_i + \mu_4 \cdot M_i$, ($\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 + \mu_4 = 1; i = 1, 2, \dots, N; j = 0, 1, \dots, M$)。这里 μ_1, μ_2, μ_3 和 μ_4 分别是燃油、受损程度、任务等级和有/无人驾驶权重系数。

舰载机在进行排序过程中,需要考虑飞机位置最大变化量这个情况,也就是说飞机在一个队列中并非随心所欲地改变其位置,需要对其进行约束,这样才符合实际情况,其约束条件为

$$|p - q| \leq R_{\text{SP}_j} \quad (7)$$

式中: p 和 q 分别是舰载机 i 在第 $j-1$ 次和第 j 次执行排序算法时的位置; R_{SP_j} 是排序算法前后舰载机最大位置变化量。

3 改进遗传算法设计

遗传算法^[13] (GA) 通过模拟生物遗传进化,在解空间内进行快速、全局搜索,可以在较短时间内搜索到较优的可行解,是解决飞机排队问题的有效方法。但是传统遗传算法不能有效地解决本文提出的优化模型,因此需要对遗传算法进行一定的改进。

3.1 算法的改进

本文的编码方式不同于传统的二进制编码,而采用数字编码的方法。假设基因家族 $G = \{1, 2, \dots, n\}$, 每一个基因表示一架舰载机。每个舰载机的序号按照先到达先服务的顺序进行分配。本算法中 $G = \{1, 2, \dots, n\}$, 表示一个染色体由 n 个基因组成,即舰载机序号的一种排列组合构成一个染色体。

交叉算子如果按照传统的交叉方式进行,会造成染色体上一些基因的丢失,因此本文采用循环交叉的方式对染色体进行交叉,这种操作能够保留排列,并融合不同排列的有序结构单元。

如果采用传统的变异算子,同样会造成一个染色

体上基因的缺失,因此本文设计了一种变异算子,变异方式如下:

1) 由于舰载机排序有最大位移约束,所以随机生成一个约束区间 $[0, k]$, k 小于最大约束;

2) 随机选择一条染色体,长度为 n , 随机选择一个倒置点 m , 如果 $k + m \leq n$, 倒置区域为 $[m, m + k]$, 如果 $k + m > n$, 倒置区域为 $[m, n]$;

3) 对倒置区域内的基因序列进行逆序排列,完成变异。

根据目标函数定义,某个体如果目标函数较小,则其适应值较大,所以可根据目标函数设计适应度函数。同时,由于舰载机排队序列有最大位置偏移约束,所以在计算适应度时引入罚函数来约束舰载机位置偏移量过大的问题。对于个体 $X = \{x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N\}$ 的适应值为

$$f(X) = \begin{cases} \frac{1000}{J} & |p - q| \leq R_{\text{SP}} \\ \frac{1}{J} & |p - q| > R_{\text{SP}} \end{cases} \quad (8)$$

3.2 自适应遗传算法

由于舰载机着舰排序是一个时变的过程,需要算法有较高的计算速度,同时不能陷入局部搜索。因此本文对交叉变异过程进行改进,引入自适应概率算子,动态改变交叉变异概率。本文设计的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 能随适应度 f 的改变而自动改变,如果一个种群的每一个个体适应度趋于一致,也就说明算法陷入局部搜索之中,因此需要增大 P_c 和 P_m , 使算法跳出局部搜索转而进行全局搜索,反之亦然。自适应的 P_c 和 P_m 针对每一个适应度能给出最优的交叉概率和变异概率,自适应概率算子表达式为

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' > f_{\text{avg}} \\ P_{c1} & f' \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' > f_{\text{avg}} \\ P_{m1} & f' \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (10)$$

式中: f 为个体适应度; f' 为进行交叉运算的两个个体中适应度较大的适应度; f_{max} 为适应度最大值; f_{avg} 为适应度平均值。其中, P_{c1}, P_{c2} 分别取 0.95 和 0.5, P_{m1}, P_{m2} 分别取 0.1 和 0.05。

从自适应概率算子可以看出,对于适应度较小的个体,尤其是适应度低于平均适应度的个体,自适应概率算子会采用较大的交叉和变异概率,将其在下一代中尽量淘汰,反之就进行保护。

4 实验仿真与结果分析

仿真实验采用多组数据进行算法验证,在实验中假设有大(L)、中(M)、小(S)3种类型的飞机。不同飞机之间在无风条件下的尾流间隔不同,为了便于计算,将距离标准转化为时间标准,得到飞机尾流最小时间间隔,如表1所示。

表 1 不同类型飞机尾流间隔标准

Table 1 The minimum wake flow gap between two different types of aircraft

		前飞机型		
		S	M	L
尾流间隔	后飞机型 S	94	83	83
	M	110	89	89
	L	170	135	113

此外,每架飞机进入终端区时的信息,如有/无人机、类型、油量、完整度、任务等级和预计到达时间由表2给出。

表 2 舰载机初始数据信息

Table 2 Initial data of carrier aircraft

飞机编号	有人/无人机	类型	油量/L	完整度/%	任务等级	预计到达时间/s
1	无人	M	1200	100	3	0
2	有人	M	1000	100	2	20
3	无人	L	1600	90	3	100
4	有人	M	1000	100	3	243
5	有人	S	1500	100	4	336
6	有人	S	1400	100	2	381
7	无人	M	900	80	3	432
8	有人	L	1400	100	4	473
9	无人	M	500	100	2	621
10	无人	L	1800	100	3	701
11	有人	L	1600	90	4	714
12	有人	L	1500	100	3	926
13	无人	M	1100	100	1	943
14	有人	S	1400	100	2	956
15	无人	M	1200	100	5	1025
16	有人	L	1000	70	4	1111
17	有人	M	1300	100	2	1230
18	有人	M	1000	100	1	1420
19	有人	S	1500	100	3	1516
20	有人	M	1200	100	3	1603
21	无人	S	1800	100	4	1811
22	无人	L	1400	100	3	1923
23	无人	S	1400	100	3	2067
24	有人	M	1100	60	4	2132
25	无人	S	1200	100	5	2289
26	有人	L	1600	100	2	2408
27	无人	M	1300	100	3	2556
28	有人	S	1100	100	4	2623
29	无人	M	1500	100	3	2738
30	有人	S	1200	90	3	2890

对于表2给出的飞机数据,分别采用先到达先服务算法和自适应遗传算法对其进行排序,得到结果如表3、表4所示。

表 3 排序结果对比

Table 3 Comparison of queuing optimization results

优化前			优化后		
编号	T^{SA}	T^D	编号	T^{SA}	T^D
1	0	0	4	0	0
2	89	69	2	89	69
3	199	99	1	178	178
4	282	39	3	288	188
5	392	56	6	382	1
6	486	105	5	476	140
7	569	137	7	559	127
8	658	185	9	648	27
9	793	172	8	737	264
10	882	181	11	850	136
11	995	281	13	985	42
12	1108	182	14	1095	139
13	1243	300	10	1178	477
14	1353	397	12	1291	365
15	1436	411	18	1426	6
16	1525	414	17	1515	285
17	1660	430	16	1604	493
18	1749	329	15	1739	714
19	1859	343	20	1828	225
20	1942	339	19	1938	422
21	2052	241	21	2032	221
22	2135	212	24	2132	0
23	2305	238	23	2242	175
24	2388	256	25	2336	47
25	2498	209	22	2419	496
26	2581	173	26	2532	124
27	2716	160	27	2667	111
28	2826	203	28	2777	154
29	2909	171	30	2890	0
30	3019	129	29	2973	235

表 4 结果分析

Table 4 Result analysis

	总延误	延误代价
优化前	6461	4923
优化后	5861	2886

表3中 T^{SA} 表示实际到达时间, T^D 表示延误时间。从表4中可以看出,通过优化算法调整了舰载机着舰顺序之后,飞机降落所用的时间有所减少,总的延误时间也有所减少,延误成本也大幅度降低。因此说明采用本文的优化模型能够很好地缩短舰载机着舰的等待时间,提高着舰效率。

本文考虑到舰载机在着舰过程中有失败的可能性,所以为了验证算法的实用性,在仿真中加入着舰失败的战斗机。将着舰失败的飞机按前面的3种等级情况进行划分。因为第三级情况飞机将飞回等待区,不

再进行排序,所以本仿真只考虑一、二级情况,着舰失败情况如表5所示。

表5 着舰失败情况

Table 5 Information of landing failure

	一级情况	二级情况
飞机编号	7,13,22	3,11,17,24,30

加入着舰失败情况后,最终仿真结果如表6所示,对于一级情况的7号、13号、22号舰载机,失败后直接重新进行着舰;对于二级情况的舰载机,失败后回到队尾重新排序。实验结果符合预期,说明算法能够有效针对舰载机着舰失败的情况,验证了算法的实用性。

表6 着舰失败情况下着舰排序

Table 6 The sequence with landing failure

	飞机编号
着舰排序	2,1,3,4,5,7,7,6,10,13,13,14,8,15,11,12,18,17,16,22,22,20,21,19,25,26,23,24,3,29,30,27,11,17,24,30,11

5 总结

本文主要研究了舰载机着舰排序问题,充分考虑了影响舰载机着舰排序的因素,同时考虑舰载机着舰失败对排序的影响,提出了比较全面的舰载机着舰排序优化模型,利用改进的遗传算法对优化模型进行求解,并通过仿真验证了模型的可靠性。本文主要有以下几个贡献点:1)比较全面地考虑影响舰载机着舰排序的因素;2)对于着舰失败的舰载机给出了一种重新排序的策略;3)改进遗传算法,使之更加适应本文的优化模型,同时引入自适应概率算子,提高遗传算法全局搜索能力,加快收敛速度。

参考文献

- [1] LI J, DUAN H. Simplified brain storm optimization approach to control parameter optimization in F/A-18 automatic carrier landing system [J]. Aerospace Science & Technology, 2015, 42:187-195.
- [2] ROCHLIN G I, PORTE T R L, ROBERTS K H. The self-designing high-reliability organization: aircraft carrier flight operations at sea [J]. Naval War College Review, 1998, 40 (4):76-90.
- [3] ADAMS K M, MEYERS T J. The US navy carrier strike group as a system of systems [J]. International Journal of System of Systems Engineering, 2011, 2(2/3):91-97.
- [4] WONG G L, DENERY D. The dynamic planner: the sequencer, scheduler, and runway allocator for air traffic control automation [J]. Neotropical Ichthyology, 2000, 11 (2):453-457.
- [5] HANCERLIOGULLARI G, RABADI G, AL-SALEM A H, et al. Greedy algorithms and metaheuristics for a multiple runway combined arrival-departure aircraft sequencing problem [J]. Journal of Air Transport Management, 2013, 32(32):39-48.
- [6] DEAR R G, SHERIF Y S. The dynamic scheduling of aircraft in high density terminal areas [J]. Microelectronics Reliability, 1989, 29(5):743-749.
- [7] BALAKRISHNAN H, CHANDRAN B G. Algorithms for scheduling runway operations under constrained position shifting [J]. Operations Research, 2010, 58(6):1650-1665.
- [8] 李伟,王仲生. A算法在终端区飞机排序中的应用[J]. 科学技术与工程, 2007, 7(11):2594-2598.
- [9] RYAN J C, BANERJEE A G, CUMMINGS M L, et al. Comparing the performance of expert user heuristics and an integer linear program in aircraft carrier deck operations [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(6):761-773.
- [10] 刘爱东,周桂. 基于模拟退火的 PSO 算法在舰载机回收中的应用 [J]. 指挥控制与仿真, 2014, 36(5):59-62.
- [11] 林华,占明锋,周丰. 舰载机回收任务的优化调度算法及仿真 [J]. 海军工程大学学报, 2008, 20(1):50-54.
- [12] PICCHI G, PRATI G. Blind equalization and carrier recovery using a "stop-and-go" decision-directed algorithm [J]. IEEE Transactions on Communications, 1987, 35 (9):877-887.
- [13] HANCERLIOGULLARI G, RABADI G, AL-SALEM A H, et al. Greedy algorithms and metaheuristics for a multiple runway combined arrival-departure aircraft sequencing problem [J]. Journal of Air Transport Management, 2013, 32(32):39-48.