

基于改进的遗传算法航班进港排序模型研究

焦潇冰,费向东,谢泽辉

(四川大学 计算机学院 视觉合成图形图像技术重点学科实验室,四川 成都 610064)

摘 要:根据不同飞机间尾流间隔建立了以航班总延误时间为目标函数的排序模型,提出了基于精英策略下“截断+锦标赛”的复合选择算子、均匀交叉算子等策略的遗传算法,并按自适应的交叉、变异概率计算和十进制直观编码方式对其进行了改进。基于这种改进的遗传算法,仿真模拟得到进港航班总延误时间为 157 1 s,比先到先服务方法(FCFS 算法)和传统的遗传算法得到的总延误时间分别减少了 465 s 和 187 s。说明该改进方法能明显提高求解性能,减少航班延误时间。

关键词:遗传算法;改进;复合选择算子;均匀交叉算子;进港排序模型

中图分类号:TP301.6 文献标识码:A 文章编号:1673-629X(2014)02-0246-04
doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.02.061

Research on Arrival Flights Landing Sequence Based on Improved Genetic Algorithm

JIAO Xiao-bing,FEI Xiang-dong,XIE Ze-hui

(National Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision,College of Computer Science,Sichuan University,Chengdu 610064,China)

Abstract:Established a sort model based on the wake interval of different aircrafts,the objective function was the total delay of different flights. Put forward the improved genetic algorithm based on compound selection,uniform crossover operator with cut off and championship under elicit tactics,then made a improvement in accordance with adaptive crossover probability and variation probability,with intuitive decimal coding mode. The simulation results with this improved genetic algorithm show that the method could obviously improve problem solving performance,and the total delay of arrival flight sequencing and scheduling was 157 1 s, reduces 465 s and 187 s compared with FCFS algorithm and traditional genetic algorithm.

Key words:genetic algorithm;improvement;composite selection operator;uniform crossover operator;model of arrival flight sequencing and scheduling

0 引言

近年来,随着改革开放不断深入和国民经济快速增长,我国民航交通运输量始终保持着较高的增长率,但由于基础设施建设无法赶上航班的需求量,从而引起了空中交通拥堵,造成航班延误,带来了巨大的经济损失。因此,优化飞机的进场排序,减少延误,是当前空中交通流量管理^[1]的一个重要研究内容。为了防止飞机与飞机之间以及飞机与障碍物之间相撞,采用了空中交通管制的方式对飞机进行统一管理,在这种方式中,将时间作为统一的标准。不同类型的飞机之间有不同的尾流间隔,即时间间隔,表 1 给出了国际民航组织(ICAO)规定的在无风条件下不同类型飞机之间

尾流间隔的最小距离标准和最小时间标准,其中,第一列表示前机机型,第二行表示后机机型。所有降落到跑道上的飞机必须满足前机与后机之间的最小尾流间隔^[2]。

表 1 国际民航组织规定的最小尾流间隔标准

飞机类型	最小距离标准/(n mile)			最小时间间隔/s		
	小型(S)	大型(M)	重型(H)	小型(S)	大型(M)	重型(H)
小型(S)	3	3	3	98	74	74
大型(M)	4	3	3	138	74	74
重型(H)	6	5	4	167	114	94

1 研究方法

1.1 问题描述

针对单跑道飞机排序问题^[3],最常用的方法是先到先服务方法(First Come First Service, FCFS)^[4],它根据飞机的预计到达时间(Estimated Time of Arrival, ETA)和尾流间隔来对飞机进行排序,这种方法的缺点是不能最大限度地利用机场现有容量,并且会造成较大的延误。目前,应用较多的排序算法是基于尾流间隔的位置调换法(Position Shifting, PS)^[5],它利用不同类型飞机的尾流间隔,调换飞机位置以减少航班延迟^[6],基于位置调换的航班排序问题是一个典型的旅行商(Traveling Salesman Problem, TSP)问题,随着问题规模的增大,计算量也会急剧上升,很难满足机场排序的实时性要求。

航班队列的重排,有时会违背公平的原则,如果航班顺序发生较大的变动,势必会打乱空中交通秩序,增加飞行成本。所以,在对航班进行重排时,要考虑约束^[7]条件最大移动量,在先到先服务算法的基础上进行微调,这样既能保证不会打乱原有的交通秩序,又能减少延误,把损失降到最小。

遗传算法是一种全局优化概率算法,对于各种特殊问题都可以灵活处理,因此,文中考虑用遗传算法来解决航班排序问题^[8]。

1.2 遗传算法原理

遗传算法^[9-11]是从一个种群开始的,种群由一定数目的染色体组成,染色体由多个基因编码得到。初始种群产生之后,按照适者生存,优胜劣汰的原理,逐步演化出越来越适应环境的个体,在每一代,根据个体适应度大小来选择个体,并借助自然遗传学的遗传方法进行组合交叉和变异,产生代表新解集的下一代个体。这个过程模拟了自然界的自然选择和进化机制,最终将产生比前一代更适应环境的个体,即问题的最优解或次优解。

遗传算法的基本概念如下:染色体是由基因组成的一个DNA长链,文中的基因是指每一架飞机个体,染色体指的是飞机的排序序列。适应度函数是对染色体适应能力进行度量的函数,用以计算个体在群体中可能被选中的概率,由于遗传算法大多是解决最大化问题,而航班排序问题是求延误最小化的问题,所以将适应度函数 F 定义为总延误目标函数加一个无穷小的 ε 的倒数,适应度高的染色体被选中的概率要高,反之亦然。选择是指通过一定的方法和概率来选择两条染色体进行交叉或者变异,选择的过程是一种“优胜劣汰”的过程,文中采用精英策略下的“截断+锦标赛”复合选择算子来进行选择操作。交叉是指将选中的两条染色体中的基因以一定的方式互换来产生两条新的

染色体,文中采用均匀交叉算子。变异是指将某条染色体中的某两个基因进行交换,文中的变异是对一条飞机序列染色体中的基因以一定的概率进行交换。

1.3 遗传算法的改进

1.3.1 精英策略下的“截断+锦标赛”复合选择算子

截断选择算子是一种人工选择方法,只有在截断阈值之上的个体才被选择,其中,截断阈值是指被选的百分比。锦标赛选择算子是随机选择 s 个个体,然后选择最好的个体作为父个体,重复选择所需数目的父个体,直到达到种群规模,其中 s 为竞赛规模。精英保留策略是把群体在进化过程中迄今出现的最好个体(elitist)不进行配对交叉而直接复制到后代中。精英策略下的“截断+锦标赛”复合选择算子将以上方法进行结合应用。

1.3.2 均匀交叉

在均匀交叉中,交叉点 m, n 的范围为 $[1, N-1]$,且 $m \neq n, N$ 是染色体中基因的数目,在该两点之间找到一一对应的关系,并交换变量。例如以下两条飞机染色体(数字代表飞机代码),选定位置3和位置7为两个交叉点:

(2, 1, 4, | 3, 5, 7, 8, | 6, 10, 9)
(1, 3, 2, | 4, 6, 5, 7, | 8, 9, 10)

则基因3对应于4, 5对应于6, 7对应于5, 8对应于7。首先遍历第一条染色体,将相互对应的基因进行对换,对第二条染色体亦然。则均匀交叉后的两条染色体为:

(2, 1, 3, 4, 6, 5, 7, 8, 10, 9)
(1, 4, 2, 3, 8, 6, 5, 7, 9, 10)

1.3.3 自适应遗传算法

传统遗传算法中交叉和变异的概率固定不变,而交叉和变异概率的不同取值对算法结果会有不同影响,这会造成遗传算法性能不稳定。文中采用自适应遗传算法^[12](Adaptive GA, AGA)来计算个体的交叉和变异概率,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 能随适应度值自动进行改变,当种群各个体适应度值趋于一致或者趋于局部最优时, P_c 和 P_m 增加,反之亦然。自适应的 P_c 和 P_m 能提供相对某个解最优的 P_c 和 P_m ,自适应遗传算法中的 P_c 和 P_m 按如下公式计算:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & (f \geq f_{avg}) \\ P_{c1} & (f < f_{avg}) \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}} & (f \geq f_{avg}) \\ P_{m1} & (f < f_{avg}) \end{cases} \quad (2)$$

式中, f 为要进行交叉操作的2个个体中较大的适

应度值; f_{avg} 为每代群体的平均适应度值; f_{max} 为群体中最大的适应度值; f 为要变异个体的适应度值。

一般取 $P_{c1}=0.9, P_{c2}=0.6, P_{m1}=0.1, P_{m2}=0.001$ 。

2 基于改进的遗传算法航班进港排序仿真分析

2.1 单跑道航班降落排序模型

设在一段时间 T 内, 某一跑道上 有 N 架飞机降落。每架飞机的 ETA 已知, 第 k 架航班的 ETA 表示为 $\text{ETA}(k)$; 根据调度结果, 航班有实际到达时间 (Schedule Time of Arrival, STA), 第 k 航班的 STA 表示为 $\text{STA}(k)$; 飞机 m 的类别为 n , 记作: $K(m)=n$ 。两架不同类型的飞机 k, l 之间的尾流间隔记作: $C(k, l)$ 。

模型中类型 H 代表重型飞机, L 代表大型飞机, S 代表小型飞机, 同一类型的飞机具有相同的特性。设 S 是 N 维向量, 若 $S(i) \in [1, N]$ 且 $S(i) \neq S(j)$, 对任意的 $i, j \in [1, N], i \neq j$, 则 S 是问题的一个可行解, 表示的是一个可能的飞机排序队列, 其中 i, j 表示的是飞机的位序。 $S(i)$ 的着陆时间为:

$$\text{STA}[S(i)] = \max(\text{ETA}(S(i)), \text{STA}(S(i-1)) + C[K(S(i)), K(S(i-1))]) \quad (3)$$

即本架飞机的 STA 是本架飞机的 ETA 与前架飞机的 STA 加上本架飞机与前架飞机的尾流间隔中较大的值。

则航班的延迟为 STA 与 ETA 的差, N 架航班的总延迟目标函数可表示为:

$$T_{\text{延迟}} = \sum_{i=1}^{i=N} [\text{STA}(S(i)) - \text{ETA}(S(i))] \quad (4)$$

一般情况下, 将飞机的平均延误降低到最小是飞机排序的最主要目的。设 S^* 为一可能的飞机排列次序, 则平均延误成本函数为:

$$F(S^*) = (1/N) \left\{ \sum_{i=1}^{i=N} [\text{STA}(S(i)) - \text{ETA}(S(i))] + \varepsilon \right\} \quad (5)$$

根据航班排序要求, 有以下约束条件:

(1) $\text{STA}(k) \geq \text{ETA}(k)$, 即飞机不能提前降落;

(2) $|\text{STA}(k) - \text{STA}(l)| \geq C(k, l)$, 相邻的航班 k, l 之间应满足最小尾流间隔;

(3) $\text{MPS}=3$, 即飞机最大移动量为 3 架。

对于航班优化排序的此类问题, 常用的编码方式是二进制编码, 其编码简单易行, 便于交叉、变异等遗传操作的实现; 但是二进制编码存在着连续函数离散化的映射误差, 在编码长度较短时, 这种缺点体现的不太明显, 当问题规模较大时, 编码长度太长带来了极大的不方便, 并且, 使用二进制编码, 还要经过编码、译码等一系列繁琐的工作, 会使程序运行效率不高。

文中采用十进制编码, 它将待处理的参数数值逐位转化为数字字符并形成字符串, 如 (2, 3, 1, 5, 4, 6, 7, 9, 10, 8), 就可以表示一个航班排序序列, 这样, 结果看起来简单直观, 而且不需要编码、译码等复杂的过程。

2.2 遗传算法流程

(1) 随机产生 N 个个体作为初始种群, 每个个体代表由基因编码的一条染色体, 即一个航班序列。

(2) 模型中对于给定的染色体 c 的适应度评分函数为总的飞机延误时间加 ε 的倒数, 即:

$$F(c) = 1/(1/N) \left\{ \sum_{i=1}^{i=N} [\text{STA}(S(i)) - \text{ETA}(S(i))] + \varepsilon \right\} \quad (6)$$

优化准则为当式代数超过预先设定值时, 结束计算, 否则转向(3)。

(3) 采用精英策略下的“截断+锦标赛”复合选择对种群进行选择操作, 适应值大的被选中的几率大, 反之亦然。

(4) 按照式(1)计算交叉概率, 采用均匀交叉的方法, 对两条染色体进行交叉。

(5) 按照式(2)计算变异概率, 并对染色体进行变异操作。进行变异操作时, 随机选取染色体中的两个基因, 进行位置互换。如染色体为:

(2, 1, 3, [5], 4, 6, 8, [7], 9, 10)

则变异后的染色体为

(2, 1, 3, 7, 4, 6, 8, 5, 9, 10)

2.3 仿真模拟

文中以 20 架飞机为例进行仿真, 20 架飞机的航班号, 飞机编号, 飞机类型和 ETA 是已知的。其中, 飞机编码唯一地表示一架飞机, 根据民航组织的规定, 有三种类型的飞机, 分别为重型(H)、大型(L)和小型(S)。

用 VS2005 结合 QT4 编写了仿真程序, 每条染色体都用一个结构体表示, 结构体中包含了已知的飞机信息。产生随机的初始种群, 分别设计了选择、交叉和变异函数, 对种群进行操作。

文中的遗传算法有两个运行参数需要提前设定: 一为种群的大小, 即群体中所含个体的数量, 一般取染色体长度的两倍; 二为遗传运算的终止进化代数, 一般取 100~2 000 代。

这两个运行参数对遗传算法的求解结果和效率都有一定的影响, 取值不同, 得到的结果也会不同, 目前尚无合理选择它们的理论依据。在遗传算法中, 往往需要经过多次实验后才能确定这些参数的取值。文中遗传算法参数取值为, 染色体长度 20, 种群大小 40, 最大进化代数为 2 000 代。

2.4 结果分析

按照上述方法对遗传算法进行了改进,经过 2 000 代的迭代计算,得到了优化的航班排序结果,同时,使用 FCFS 算法和传统的遗传算法进行了排序分析,各方法汇总结果详见表 2,对比结果详见表 3。由表 2、表 3 可知,改进的遗传算法得到的总延迟为 1 571 s,FCFS 算法、传统的遗传算法的总延迟分别为 2 036 s、1 758

s,分别减少了 465 s、187 s,表明改进的遗传算法较其他算法能有效减小航班总延误;其次,改进的遗传算法得到的无延迟飞机架数为 4 架,比 FCFS 算法增加了 3 架;另外,改进的遗传算法得到的航班调动架次为 9 架,比传统遗传算法少了 3 架,较少的航班调动架次不仅能减轻管制员的工作负担,也能保障机场空中飞行安全。

表 2 各算法航班排序结果汇总表

飞机信息			FCFS 算法			传统的遗传算法			改进的遗传算法			
飞机编号	飞机类型	ETA	STA	延误/s	飞机编号	飞机类型	STA	延误/s	飞机编号	飞机类型	STA	延误/s
1	S	090000	090000	0	1	S	090000	0	1	S	090000	0
2	S	090121	090138	17	2	S	090138	17	2	S	090138	17
3	S	090217	090316	59	3	S	090316	59	3	S	090316	59
4	L	090330	090430	60	5	S	090454	22	5	S	090454	22
5	S	090432	090648	136	6	L	090608	50	4	L	090608	158
6	L	090518	090802	164	4	L	090722	232	6	L	090722	124
7	L	090852	090916	24	7	L	090852	0	7	L	090852	0
8	S	091040	091134	54	8	S	091110	30	8	S	091110	30
9	L	091205	091248	43	11	S	091308	0	9	L	091224	19
10	L	091241	091402	81	10	L	091422	101	10	L	091338	57
11	S	091308	091620	192	12	S	091640	68	12	S	091556	24
12	S	091532	091758	146	9	L	091754	349	11	S	091734	266
13	H	091731	091912	101	15	L	091908	7	15	L	091901	0
14	H	091833	092046	133	16	L	092022	47	16	L	092015	40
15	L	091901	092240	219	17	L	092136	56	17	L	092129	49
16	L	091935	092354	259	13	H	092250	319	14	H	092243	250
17	L	092040	092508	268	14	H	092424	351	13	H	092417	406
18	S	092716	092726	10	18	S	092716	0	18	S	092716	0
19	S	092829	092904	35	19	S	092854	25	19	S	092854	25
20	H	092943	093018	35	20	H	093008	25	20	H	093008	25

表 3 各算法对比结果

排序算法	总延迟 /s	平均延迟 /s	无延迟飞机 架数/架	航班调动 架数/架
FCFS 算法	2 036	101.8	1	—
传统的遗传算法	1 758	87.9	4	11
改进的遗传算法	1 571	78.55	4	9

3 结束语

在解决进场航班排序问题时,为提高遗传算法的稳定性和参数确定的合理性,文中对传统的遗传算法进行了改进,仿真模拟得到了更少的进港航班延误时间,提高了航班进场效率,说明采用该改进方法的准确性和适用性。在实际应用中,可为飞机降落时进行科学排序提供了较好的解决途径。

参考文献:

[1] 张兆宁,王莉莉. 空中交通流量管理理论与方法[M]. 北京:科学出版社,2009.

[2] Jiang Weiwei,Cui Deguang,Shu Xuezhi. Multi-airport ground holding policy in air traffic flow management[J]. Tsinghua Univ (Sci & Tech),2006,46(1):35-39.

[3] 黄 政,白存儒,张 伟. 到达航班排序与调度优化算法的

遗传算法研究[J]. 航空工程进展,2011,2(2):236-240.

[4] 陈 勇,曹义华,周 勇. 北京首都国际机场容量评估研究[J]. 飞行力学,2005,23(4):86-89.

[5] Neurman F,Erzberger H. Analysis of sequencing and scheduling methods for arrival traffic[R]. [s.l.]:NASA,1990.

[6] Dear R G,Sherif Y S. The dynamic scheduling of aircraft in high density terminal areas[J]. Microelectron reliab,1989,29(5):734-749.

[7] 陶 冶,白存儒. 基于遗传算法的航班动态排序模型的研究[J]. 中国民航飞行学院学报,2005,16(5):3-7.

[8] Yip-Hoi D,Dutta D. A genetic algorithm application for sequencing operations in process planning for parallel machining[J]. IEEE transactions on automatic control,1996,AC-25:55-68.

[9] Holland J H. Adaptation in nature and artificial systems[M]. Michigan:The University of Michigan Press,1975.

[10] Buckland M. AI techniques for game programming[M]. Beijing:Tsinghua University Press,2006.

[11] 刘 星,胡明华,董襄宁. 遗传算法在飞行冲突解脱中的应用[J]. 南京航空航天大学学报,2002,34(1):35-39.

[12] 徐肖豪,姚 源. 遗传算法在终端区飞机排序中的应用[J]. 交通运输工程学报,2004,4(3):121-126.

基于改进的遗传算法航班进港排序模型研究

作者：[焦满冰](#)，[费向东](#)，[谢泽辉](#)，[JIAO Xiao-bing](#)，[FEI Xiang-dong](#)，[XIE Ze-hui](#)
作者单位：[四川大学 计算机学院 视觉合成图形图像技术重点学科实验室](#)，[四川 成都](#)，[610064](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(2)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201402062.aspx