

CDM 机制下不正常航班恢复的多目标规划模型

罗凤娥,任 栋,张成伟

(中国民用航空飞行学院 空中交通管理学院,四川 广汉 619073)

摘 要:目前对于不正常航班的恢复研究,航空公司的决策目标主要有两个:成本损失最小和旅客总延误时间最短,而没有从航空公司本身的决策偏好进行分析。针对此项缺点,建立成本损失最小和旅客总延误时间最少的多目标规划模型,并以航空公司本身的决策偏好为权重系数,将多目标规划模型转换为单目标规划模型。对以0-1随机数方式形成遗传算法的数据进行编码,结合实例运用 Matlab 中求解。计算时间大大缩减,满足实际工作中对求解质量和求解速度的要求。

关键词:CDM;不正常航班;多目标规划;遗传算法

中图分类号:TP18 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-654X(2015)06-0023-05

Abnormal Flights Recovery by Multi- objective Programming Model Based on CDM

LUO Feng-e, REN Dong, ZHANG Cheng-wei

(Air Traffic Management School, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 619073, China)

Abstract: Current research for abnormal flight recovery, decision it has two main goals for airline: the minimum cost and the shortest passenger total delay time, and has no analysis from airlines decision preference. For this shortcoming, to establish a multi- objective programming model with both the minimum cost and the shortest passenger total delay time. Take airline decision preference as weight coefficient, and transform the multi- objective programming model to a single objective programming model. Coding data by random 0-1 in genetic algorithm, combining with an instance of abnormal flight, and solve it by Matlab. Compute time is been shorted, and meet practical work requirement for the results quality and solving speed.

Key words: CDM; abnormal flight; multi- objective programming; genetic algorithm

引言

我国已逐渐开始推广协同决策(Collaborative Decision Making, CDM)机制在机场、空管和航空公司等部门的应用。空管部门对时隙初次分配后,对于不正常航班的恢复,航空公司应从延误成本和延误时间两个方面综合考虑。以往的研究,多是以最小延误成本、最小总延误时间二者之一作为决策目标函数。文献[1]以延误成本最小或延误时间最短为目标函数的航班恢复模型,航空公司可以根据需要选择不同的目标函数。文献[2]研究了由于飞机故障造成的飞机短缺等情况下的航空公司航班计划调度问题,通过最小化航班收益损失和旅客延误损失最小建立模型,并提出了一种贪婪随机自适应搜索算法。文献[3]以旅客的总延误时间最小作为模型的目标,考虑延误航班的

旅客延误时间和取消航班的旅客延误时间,并采用了贪婪随机模拟退火算法求解,有效地降低了陷入局部最优解的概率。文献[4]研究了航班地面等待模型中延误成本的计算问题,建立了单元受限地面等待问题的数学模型,分析了航班延误成本的构成,给出了航班延误显性成本的计算方法。文献[5]从航班延误的经济效益和社会影响出发,将混合粒子群算法用于优化航班延误恢复调度过程中。

为了提高时隙利用效率和不同航空公司政策侧重点的不同,应对这两个决策目标予以同样的重视。同时,鉴于不同航空公司的决策目标、公司制度等具有差异性,对于同样的不正常航班延误所采取的恢复策略不尽相同。由于公司机队组成不同,不正常航班对公司的影响差异较大,因此要考虑决策者——航空公司本身的决策偏好。结合以上两点,建立多目标规划模

收稿日期:2015-06-08

修订日期:2015-10-15

基金项目:中国民航局科技创新引导资金项目资助(2146095)

作者简介:罗凤娥(1972-),女,四川广汉人,教授,主要研究方向为航空运行。

型时应充分考虑。

本文采用成本损失最小和旅客总延误时间最少为决策目标,并根据航空公司的决策偏好,对每个决策目标赋予不同权值。利用CDM机制中COBT(计算撤轮档时间)与初始航班计划时刻相比较,对不正常航班恢复排序进行精确计算。

1 航空公司不正常航班决策目标

1.1 成本损失

基于CDM机制的不正常航班成本构成与传统成本构成稍有不同,CDM机制下,对于不正常航班的恢复策略主要是延误和取消。本文从直接成本和间接成本考虑目标函数的构成。

1.1.1 直接成本

直接成本是指不正常航班带给航空公司以及旅客的经济损失,包括飞行延误成本、地面延误成本和长时间延误导致的旅客食宿等^[6]。

1) 飞行延误成本;

2) 地面延误成本;

3) 旅客食宿成本。

不正常航班的出现给航空公司产生了经济损失,同样带给旅客负面情绪。航空公司在采取应急预案时,必须综合双方的利益考虑来做决定,所以本文参考现有文献中计算非正常航班延误成本的方法构建对应的模型。

1.1.2 间接成本

间接成本是指旅客对航空公司的印象损失,由于不正常航班的出现,航空公司没有正确妥善的处理,使旅客对航空公司的印象大打折扣。同样的坏印象也会通过旅客的社交圈子传播出去,对公司的信誉和形象造成严重损失。频繁地出现不正常航班容易使航空公司在旅客中失去诚信,这是导致大面积旅客流失的主要原因。现有的情况是只考虑损失是由延误时间来决定,但单纯以延误时间来计算是不准确的,也是无法给航空公司带来任何帮助的。同时,由于航班延误使得很多交易或商务贸易无法按时进行而被迫延期,这些不得不处理的投诉索赔也是很多的,但这种间接损失具有不确定性,本文暂不考虑。

1.1.3 模型建立

相对于地面等待成本,飞机的空中等待成本要高很多。因此可将空中等待时间全部转化为地面等待时间。对于 m 个延误航班序列 f_1, f_2, \dots, f_m ,航班延误恢复的最小延误成本目标模型为:

$$f_1(x) = \min \sum_{f_i \in F} \sum_{s_j \in S} c_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

式中:

$$c_{ij} = (a_i^{\gamma} + a_i^{\eta} + a_i^{\mu}) |s_j - d_i|$$

a_i^{γ} 为该机型单位时间的延误运营成本。

a_i^{η} 为航班 f_i 单位时间的盈利损失, $a_i^{\eta} = n_i \times p_i \times \rho / h_i$; n_i 为航班 f_i 的旅客人数; p_i 为平均票价; ρ 为航空公司平均利润率; h_i 为预计飞行小时。

a_i^{μ} 为航班 f_i 的旅客单位时间延误的经济损失, $a_i^{\mu} = n_i \times l_i$; l_i 为每名旅客单位时间平均延误成本。

s_j 为时隙的起始时间。

d_i 为航班 f_i 初始时刻表起飞时间。

1.2 旅客总延误时间

旅客总延误时间的大小直接影响到航空公司、机场等部门的形象与利润。同时、长时间的延误同样会导致旅客满意度的急剧降低。如果不加以适当的赔偿或提供优良的服务,旅客以后选择该公司航班的几率就会大大降低。最终将会影响航空公司的利润。因此,旅客总延误损失比航班本身的损失更值得关注和探讨。

设计计算公式如下:

$$f_2(x) = \min \sum_{f_i \in F} \sum_{s_j \in S} n_i |s_j - d_i| x_{ij} \quad (2)$$

CDM机制中,航空公司经常采取的策略是航班的延误和取消。但是,由于取消航班花费的成本太高,不到万不得已,航空公司不会采取取消航班的策略。因此,本文只考虑航班延误的情况。

2 多目标优化理论

2.1 多目标优化问题定义

最优化问题中,仅有1个目标函数的称为单目标优化问题,而目标函数超过1个并且需要同时处理的则称为多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problem, MOP)^[7-9]。

一般来说,多目标优化问题由一组目标函数和一些约束条件组成。为不失一般性,令所有的目标函数都是求极小值,则多目标优化问题可描述为以下的数学模型:

$$\begin{aligned} \min f(x) &= [f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)]^T \\ g_i(x) &\leq 0, i = 1, 2, \dots, m \\ h_i(x) &= 0, i = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (3)$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \subseteq E^n$$

$$x_i^a \leq x_i \leq x_i^b$$

对于极大化问题,可以通过对目标函数 $f_i(x)$ 取负值 $-f_i(x)$ 的操作进行目标的统一化处理。

2.2 Pareto 最优解

由以上多目标优化问题的数学模型可以看出,多

个子目标函数之间可能会无法比较大小,或者不会同时达到最优解。也有可能各子目标函数值会相互对立,即对一个目标函数是最优点,对另一个目标函数却是差点。因此可以说让所有子目标函数同时达到最优解是不可能的,只能得到相对而言最优的解。这非常适合用于不正常航班恢复模型的建立。

关于多目标优化问题的描述,由 Vilfredo Pareto 于 1896 年提出 Pareto 最优解的定义:

如果 $x^* \in R^n$, 不存在 $x^* \in R^n$ 和任何的 $i = 1, 2, \dots, m$, 使得 $f_i(x) \leq f_i(x^*)$, 并且至少在一点上 $f_i(x) \leq f_i(x^*)$, 把 x^* 称为 Pareto 最优解。

由上述定义可知:

1) 与单目标优化问题相比,多目标优化问题更加复杂。

2) 多目标优化问题的最优解一定是 Pareto 最优解。Pareto 最优解是多目标优化问题的合理的解的集合。

3) 在实际应用中,会受到问题的难易程度和决策者的个人偏好的影响。

由以上分析可知,多目标优化问题可以有多个 Pareto 最优解。针对实际问题而言,不同的决策者会从多个 Pareto 最优解中选择一个或多个,作为自己最终的结果。因此,这个过程会有决策者主观偏好因素的影响,比如会根据决策者自己的专业知识、经验等,与实际问题的结合,从而对最优解进行选择。

3 基于多目标优化的不正常航班恢复模型

首先对模型中涉及到的参数进行说明:

F 为所有航班, $f_i \in F$ 。

i 为本公司航班数量, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

S 为分配给航空公司的所有时隙集合 $s_j \in S$ 。

j 为分配给本公司的时隙, $j = 1, 2, \dots, n$ 。

x_{ij} 为当航班 f_i 指派到时刻 s_j 上时, $x_{ij} = 1$; 否则为 0。

综合前文中的决策目标分析,建立不正常航班恢复的多目标优化模型如下:

$$F(x) = \min(f_1(x), f_2(x)) \quad (4)$$

式中:

$$f_1(x) = \min \sum_{f_i \in F} \sum_{s_j \in S} c_{ij} x_{ij}$$

$$f_2(x) = \min \sum_{f_i \in F} \sum_{s_j \in S} n_i |s_j - d_i| x_{ij}$$

由此,我们即可通过变换,将本多目标规划的数学模型转变为单目标规划的数学模型。同时,考虑到航空公司运行控制中心在调整航班时,对两个目标的关注度不同,则对 $f_1(x)$, $f_2(x)$ 两个子目标函数具有不同的权重。因此,本文引入了子目标函数权重系数 λ , 且满足:

$$\sum_{r=1}^2 \lambda_r = 1$$

通过设定权重系数,将本文建立的多目标不正常航班恢复模型变换成线性加权的形式:

$$F(x) = \min(\lambda_1 f_1(x) + \lambda_2 f_2(x)) \quad (5)$$

4 遗传算法设计

20 世纪 40 年代以来,世界诸多科学家都致力于寻找更快、更有效、更精确的计算方法来解决大型系统工程问题,其中就包括遗传算法。遗传算法是以达尔文的进化论和孟德尔、摩根的遗传学说为基础而建立起来的^[10]。

依据本文中的实际模型分析,按照以下步骤进行求解。

1) 编码

针对该本文的不正常航班延误恢复模型,可以看作航空公司得到的时隙资源已经确定, AOC 运行控制人员只需要对受影响的航班进行排序,属于 0-1 规划模型。因此在对模型进行编码操作时,可以选择 0-1 编码的方式。

2) 初始种群

显而易见,本文所描述的不正常航班恢复模型,主要是根据两个决策目标的权重进行操作。不同的权重组合,会对最终的航班调配产生重要影响,最终反映在航班的排序上。因此,可以随机产生多个航班序列作为初始种群。

3) 适应度函数

本文中对多目标优化模型进行了一系列改编,由多目标问题转化为单目标问题。其中涉及到各子目标函数的无量纲化处理,权重系数的赋值等操作。最终可以确定,以改进后形成的单目标函数作为适应度函数,数值越小、适应度值越高。

4) 选择

运用基于概率的轮盘赌方法对种群进行选择,轮盘赌方式是遗传算法选择过程最常用的方式。

5) 交叉

采用随机数生成的方式确定交叉点。

6) 变异

采用随机数生成的方式确定变异位置,由 0 变为 1,或者由 1 变为 0。

5 算例验证

5.1 假设条件

根据本文提出的问题与建立的模型,需要做出以下假设:

- 1)空管部门已经根据某种规则对航空公司的航班执行情况做出了时隙分配,即 COBT 时间已知。
- 2)空管部门提供的航班时隙数量是已知的,而且航班-时隙一一对应。对于恶劣天气等情况造成的航路、机场容量降低而导致的时隙数量变化,本文中暂不考虑。
- 3)航空公司对于分配到的时隙资源具有自主使用权。
- 4)旅客延误时间用 CDM 系统提供的 COBT 时刻(即时隙)与初始航班计划时刻才差值计算。
- 5)旅客总延误时间是航班延误时间与旅客人数的乘积。

5.2 实例

国内某机场由于流量控制的原因出现航班延误,其中在 0800-1000 时段影响到国内某航空公司 7 个航班的正常执行。

1)具体航班信息见表 1。

表 1 某航空公司受影响航班信息

航班号	机型	时刻表 起飞时刻	分配到 的时隙	预计飞行 时间/h	旅客 人数	平均 票价/元
1	H	0800	0817	2.5	130	1 350
2	H	0820	0821	2.2	114	1 265
3	M	0845	0911	1.8	94	790
4	M	0910	0931	2.0	86	850
5	L	0925	0950	1.5	52	540
6	L	0940	1024	2.1	55	630
7	M	1000	1039	2.0	92	710

2)运营成本匹配, a^n 取值如表 2 所示。

表 2 各类飞机延误运营成本

机型	代表 符号	最大起飞 重量/t	尾流 等级	延误运营成本 a^n /元/h
重型机	H	>136	重型	4 200
中型机	M	7~136(含)	中型	3 000
轻型机	L	≤7	轻型	210

- 3)航空公司平均利润率 ρ 可以取值为 2.5%。
 - 4)每名旅客单位时间平均延误成本 l_i 可以取值为 50 元/h。
 - 5)航空公司运行控制中心对本次不正常航班恢复的成本损失 $f_1(x)$ 、旅客总延误时间 $f_2(x)$ 的重视程度分别为 $\lambda_1=0.7, \lambda_2=0.3$ 。
- 设定遗传算法迭代次数为 50,种群规模设为 40,变异概率设为 0.06。

5.3 结果分析

1)航班未调整前决策目标数值计算,如表 3 所示。

表 3 航班未调整前决策目标数值计算

航班号	机型	时刻表 起飞时刻	分配到 的时隙	成本损 失/元	旅客延误 总时间/min
1	H	0800	0817	3 487	2 184
2	H	0820	0821	231	137
3	M	0845	0911	3 755	2 425
4	M	0910	0931	2 875	1 806
5	L	0925	0950	1 344	1 279
6	L	0940	1024	2 462	2 409
7	M	1000	1039	5 471	3 588
合计				19 624	13828

由此可见,在目前状况下,7 个航班都会产生不同程度的延误,延误时间最长的是航班 6,达到 44 min。如果按照表 3 中的航班-时隙分配方式,除了航班 2 之外,其他航班的延误时间都会超过 15 min。显然,这样的航班安排不利于航空公司的利益要求,同时也大大降低了航班正点率。对航空公司的不利影响将会大大增加。因此,在对航班进行调配时,应统筹考虑航班延误带来的影响以及本公司的决策目标。

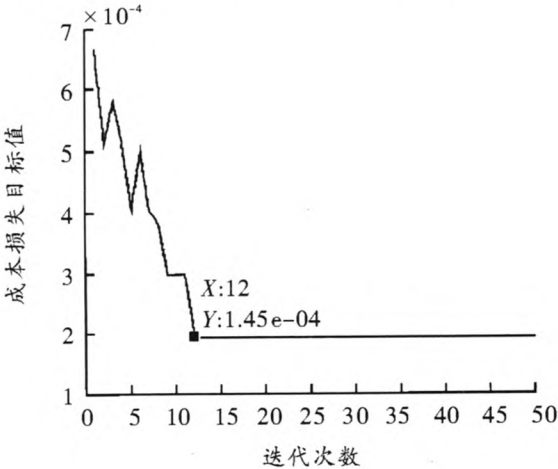


图 1 成本损失收敛曲线

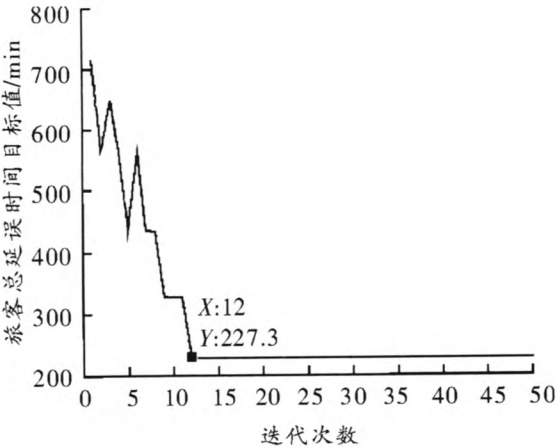


图 2 旅客总延误时间收敛曲线

2) 优化算法结果分析,如图 1~图 3 所示。

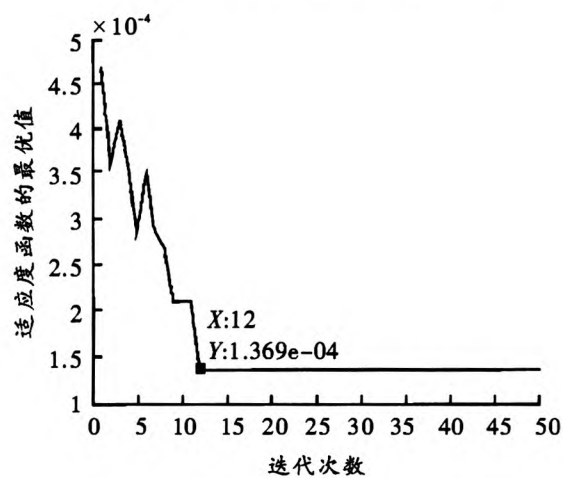


图 3 总目标函数的收敛曲线

由以上计算结果分析,运用遗传算法,成本损失目标函数在第 12 次迭代时达到最小值 19 450;旅客总延误时间目标函数在第 12 次迭代时达到最小值 227.3 min;总目标函数的最小值在第 12 次迭代时达到最小值 13 686。

根据图 3 所示计算结果,做出分析,如表 4 所示。

表 4 计算结果

航班号	机型	时刻表起飞时刻	分配到 的时隙	成本损 失/元	旅客延误 总时间/min
1	H	0800	0817	3 487	2 184
2	H	0820	0821	231	137
3	M	0845	0911	65	86
6	L	0940	0931	3 091	9 024
4	M	0910	0950	104	550
5	L	0925	1024	64	3 068
7	M	1000	1039	5 471	3 588
合计				19 454	13 641

由表 4 中的计算结果可以看出,根据本模型的中心思想,算法优化的原则是优先保障大型飞机、旅客人数多、票价高的航班,其次才是中型和轻型飞机、航程短、旅客人数少、票价较低的航班。最终计算结果中,成本损失由航班调整前的 19 624 元减少到 19 454 元;旅客延误总时间由航班调整前的 13 828 min 减少到 13 641 min。由此可见,成本损失的减少比价明显,而旅客延误总时间较航班调整前减少 187 min。主要原因在于决策者对于两个子目标函数的重视程度有差别。

3) 航班-时隙分配表,如图 4 所示。

本案例中,影响的航班量较少,只有 7 个,考虑的因素主要是成本损失和旅客总延误时间,没有航班取

消、替换等策略。主要运用的数据是 CDM 协同决策平台提供的 COBT 数据,是对 COBT 数据的再处理。涉及到数据主要包括航班时刻、COBT 时刻、飞行时间、旅客人数、平均票价、飞机运营损失等。

航班号	时刻表起飞时刻	分配到的时隙
1	0800	0817
2	0820	0821
3	0845	0911
4	0910	0931
5	0925	0950
6	0940	1024
7	1000	1039

图 4 航班-时隙分配示意

运用 Matlab 编程计算,总共计算时间为 3 s,满足实际运行控制的需求。运用的遗传算法,只用了 12 次迭代就达到最优效果。其中,对数据的编码操作是核心、由于模型的主要特点,在模型构造上属于指派问题,在算法设计上属于 0-1 整数规划问题,因此运用 Matlab 自带的 zeros 函数也 ones 函数生成种群,运用随机数的方式选择变异位置,且变异只有两种选择,0 或 1。因此,综合来讲,即使航班量增大,计算速度也完全可以满足实际工作需求。

6 结束语

本文探讨了航空公司对不正常航班恢复采取的决策:成本损失和旅客总延误时间。结合多目标优化理论建立模型,基于航空公司的决策偏好,对两个子目标函数值设定不同的决策权重(本文中成本损失函数权重为 0.7,旅客总延误时间函数权重为 0.3),将多目标规划问题转变为单目标规划问题。结合遗传算法全局搜索的特点,对遗传算法进行了改进。主要从传统的二进制编码和格雷码编码,转变为对种群中个体基因的随机生成。模型旨在充分利用时隙资源、减少航空公司的利益损失,主要针对于航班与时隙的一一对应关系,没有考虑取消、合并和调机等策略。

最终结果表明,建立的多目标不正常航班恢复模型,能有效对成本因子以及延误时间综合分析。根据子目标函数的权重达到不同的航班调配策略。综合考虑建立的模型与算法的应用,本模型更适用于航班量比较大,分配的时隙比较集中的航空公司。

图 4 给出 OP1 和 OP2 在安装声衬前后噪声的频谱结果, 这两点分别代表登记口位置和前部机舱位置。

在声衬设计时, 主要考虑的是 2 阶和 4 阶转子通过频率噪声的抑制, 从图 4 的结果来看效果是较为理想的。图 5 给出了 2 阶谐波(1 204 Hz)纯音噪声的声载荷云图。可以看到声衬很有效地抑制了前传噪声, 使得前部机舱上的外部声载荷大为改善。同时图 6 给出了安装声衬前后辐射出进气道 2 阶谐波下噪声模态的变化, 模态衰减和指向性的变化是引起前部机身载荷变化的主要原因。

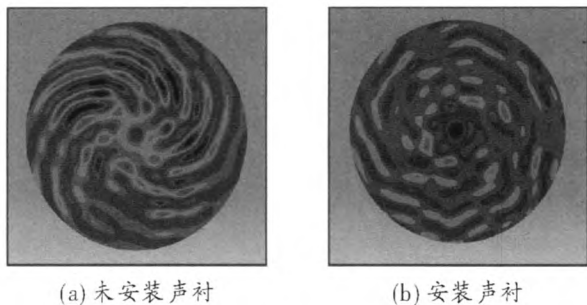


图 6 向前辐射出进气道的风扇噪音声模

3 结束语

本文采用了一种 URANS 与 BEM 混合数值方法来模拟航空发动机的风扇噪声。研究表明, 本文所述数值方法可用于风扇噪声预计, 弯掠叶片和短舱声衬均有效降低发动机辐射噪声。本研究所采用的混合方法, 在流程中还可以加入对结构的考虑, 如在传播部

分使用耦合边界元方法, 考虑噪声、离心力等引起的叶片变形。未来适当发展, 可以扩充成一种风扇“气动-结构-噪声”联合优化设计方法。

参考文献:

- [1] Heidmann M F. Interim Prediction Method for Fan and Compressor Source Noises [R]. America: NASA TMX - 71763, 1979.
- [2] Joe W H, Donald S Weir. Aircraft Noise Prediction Program-Fan Noise Prediction for Small Engines [R]. America: NASA Technical Report, 1996.
- [3] ESDU. Prediction of Noise Generated by Fans and Compressors in Turbojet and Turbofan Engines [R]. European: ESDU Item 98008, 1998.
- [4] Envia E, Wilson A G, Huff D L. Fan Noise: A Challenge to CAA [J]. International Journal of Computational Fluid Dynamics, 2004(18): 471 - 80.
- [5] Nallasamy M, Envia E. Computation of Rotor Wake Turbulence Noise [J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 282: 649 - 678.
- [6] Topol D A, Ingram C L, Larkin M J, et al. Advanced Subsonic Technology (AST) 22 - Inch Low Noise Research Fan Rig Preliminary Design of ADP-Type Fan 3 [R]. America: NASA CR - 2004 - 212718, 2004.
- [7] YAN Qun, HUANG Wenchao. Experimental Investigation on Surface Impedance Characteristic of Aircraft Engine Acoustic Liner for Noise Reduction [C]//Beijing China: Chinese Aeronautical Establishment, 2012: 132 - 139.

(上接第 27 页)

参考文献:

- [1] 赵秀丽, 朱金福, 郭梅. 不正常航班延误调度模型及算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2008, 4(4): 129 - 134.
- [2] Argüello M F, Bard J F, Yu G. Models and Methods for Managing Airline Irregular Operations [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1997: 1 - 45.
- [3] 唐小卫, 高强, 朱金福. 不正常航班恢复模型的贪婪模拟退火算法研究 [J]. 预测, 2010, 29(1): 65 - 70.
- [4] 徐肖豪, 李雄. 航班地面等待模型中的延误成本 [J]. 南京航空航天大学学报, 2006, 38(1): 115 - 120.
- [5] 丁建立, 王新茹, 徐涛. 航班延误恢复调度的混合粒子群

算法 [J]. 交通运输工程学报, 2008, 8(2): 90 - 95.

- [6] 邢有洪, 李晓津. 航空公司航班延误损失分析 [J]. 会计研究, 2010(5): 41 - 44.
- [7] 崔逊学. 基于多目标优化的进化算法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2001.
- [8] 徐兆龙. 多目标进场航班调度优化策略研究 [J]. 滨州学院学报, 2014, 30(6): 30 - 35.
- [9] 肖晓伟, 肖迪. 多目标优化问题的研究概述 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 805 - 808.
- [10] 张文修, 梁怡. 遗传算法的数学基础 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.