

基于种群密度自适应变异策略的停机位分配方法

蹇文康^{1,2}, 李涛^{1,2}, 吕林³, 项鹏⁴, 何柳⁵

1. 武汉科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430065;
2. 武汉科技大学 智能信息处理与实时工业系统湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430065;
3. 湖北科技职业学院 电信工程学院, 湖北 武汉 430074;
4. 武汉博睿英特科技有限公司, 湖北 武汉 430070;
5. 武汉智园智慧电梯科技有限公司, 湖北 武汉 430076)

摘要: 停机位分配问题需要将有限的资源(即机场的停机位)合理分配给需要这些资源的任务(即到达和离港的航班),属于高维离散多目标优化问题。现阶段研究方法主要是建立数学模型,并使用各种智能算法来求解获得最优解集。然而,针对停机位问题中高维离散化的特征,多数算法在进化过程中,使用非支配排序和精英策略来筛选后代,可能导致种群的多样性变差、帕累托前沿的不均匀分布等问题,从而降低解集的质量。该文提出了一种基于种群密度自适应变异策略的算法,通过智能地调节变异操作的方向和方位,有效维护并增强目标搜索空间内的探索广度与深度,用于保持目标空间和种群的多样性。将该算法与多种具有代表性的遗传算法和智能算法进行比较。实验结果表明,在有限时间内该算法在决策空间中能找到更多有效的解,并且能更好地保持决策空间和目标空间多样性和收敛性的平衡,有效指导停机位分配,整体效果要好于现有遗传算法和智能算法。

关键词: 停机位分配; 多目标优化; 遗传算法; 种群密度; 自适应变异

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2025)07-0156-09

doi: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2025.0046

Parking Allocation Method Based on Adaptive Mutation Strategy of Population Density

JIAN Wen-kang^{1,2}, LI Tao^{1,2}, LYU Lin³, XIANG Peng⁴, HE Liu⁵

1. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China;
2. Hubei Province Key Laboratory of Intelligent Information Processing and Real-time Industrial System, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China;
3. School of Telecommunication Engineering, Hubei Vocational College of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
4. Wuhan Borui Yingte Technology Co., Ltd., Wuhan 430070, China;
5. Wuhan Zhiyuan Intelligent Elevator Technology Co., Ltd., Wuhan 430076, China)

Abstract: The parking allocation problem requires the reasonable allocation of limited resources (the parking space at the airport) to tasks that require these resources (Arriving and departing flights). It is a high-dimensional discrete multi-objective optimization problem. At present, the main research methods are to establish mathematical models and use various intelligent algorithms to obtain the optimal solution set. However, for the characteristics of the high dimensional discretization in the gate problem, most algorithms use non-dominated sorting and elite strategy to select offspring during the evolution process, which may lead to poor diversity of the population and uneven distribution of the Pareto frontier, thus reducing the quality of solution set. We propose an algorithm based on a population density-based adaptive mutation strategy. By intelligently adjusting the direction and orientation of the mutation operation, it effectively maintains and enhances the exploration breadth and depth within the target search space, thereby preserving the diversity of the target

收稿日期: 2024-10-23

修回日期: 2025-02-26

基金项目: 武汉市重点研发计划(2022012202015070)

作者简介: 蹇文康(1997-),男,硕士,研究方向为人工智能、多目标优化;通信作者: 李涛(1979-),男,教授,博士,研究方向为人工智能、信息安全。

space and the population. We compare the proposed algorithm with the representative genetic algorithms. Experimental results show that the proposed algorithm can find more effective solutions in the decision space, and can better maintain the balance between the diversity and convergence of the decision space and the target space, effectively guide the allocation of parking positions, and the overall effect is better than that of the existing genetic algorithm and intelligent algorithm.

Key words: parking allocation; multi-objective optimization; genetic algorithm; population density; adaptive mutation

0 引言

随着经济的快速发展,航空业蓬勃增长,航班数量不断增加。然而,机场的基础设施建设,尤其是停机位资源,并未同步扩展,导致停机位与航班需求之间存在严重不匹配。这一问题在大型国际机场尤为突出,为机场的运营和管理带来了巨大挑战。通过优化停机位分配,可以显著提高现有资源的使用效率,减少航班延误,并改善乘客体验,从而暂时缓解机位资源紧张的问题^[1]。

现有的停机位分配研究主要是建立数学模型,再设置面向乘客、面向稳健性和面向机场的目标函数,最后使用遗传算法或数学规划算法进行求解^[2]。曾琛等人^[3]对跑道入口到机位的距离进行了分析,在停机位分配中建立了最短路径约束,使用基于精英策略的遗传算法进行求解,降低了停机位使用空闲时间的方差,提高机位使用效率。姜雨等人^[4]对机场延误进行了分析,针对延误情况进行分类,采用不同策略处理产生延误后停机位分配,并使用基于精英策略的非支配遗传算法进行求解,降低了旅客行走的距离。刘禹汐等人^[5]通过分析停机坪运行模式,考虑不同机坪运行方案对机位分配的影响,在满足区域机位组合限制、航班对应运营区域限制等实际约束下,建立多目标优化模型,使用遗传算法进行求解,并根据适应度对变异交叉率和变异率进行非线性地自适应地调整,在降低机位冲突和滑行道从图上取得良好的效果。余朝军等人^[6]则针对停机位分配问题的特性,对遗传算法进行改进,设计新的编码方式,在算法求解中增加多策略,在取得最优解的同时提升了算法收敛速度。

现有研究成果考虑到了多种资源对停机的影响,但较少考虑到机场相关利益方的诉求,不符合机场实际运行,停机位分配完成后,调度人员还必须进行二次人工调度,造成资源的浪费和成本的增加^[7]。且在进化算法求解过程中,会使用拥挤距离配合精英策略,在进化过程中兼顾目标空间和决策空间中的多样性,这些方法在计算时只考虑了个体之间的距离,忽视了解集在解空间中的分布情况,容易造成帕累托子区域分布不均匀^[8]。

该文充分考虑机场实际运行管理中机位匹配的约束,提出了一种新的停机位匹配思想,以近机位利用率最大化与总分配律最大化以及航空公司专属停机位利用率最大化为目标,建立停机位实时分配模型。为求

解模型,该文设计一种基于目标空间密度自适应的变异策略,将目标空间分割为多个区域,选择解数量最少的区域进行差分进化。同时为解决帕累托空间解集分布不均匀的情况,提出一种种群更新策略,在对子代进行选择的时候,使用个体的位置信息,估计总体的分布情况,保持决策空间的种群多样性。

1 停机位分配模型

1.1 问题描述与模型假设

机场调度部门通常会提前一天制定调度计划。在当天运行时,进离港飞机受各种意外因素的影响而产生延误,这种延误会导致后续飞机推迟无法到达指定停机位,预分配方案此时无法使用,需要再分配方案消除延误产生的影响恢复机场的秩序^[9]。

存在的问题可以描述为:时间段内有 n 个航班需要停靠在停机位上,有 m 个停机位可供航班使用,有 i 个航班已经分配了机位,但是受到延误的影响,其中 k 个航班不能在原先的停机位上停靠,需要调整到新机位上。根据机场的要求,每个航班必须有机位, N 为分配到停机位的航班数量。将飞机停放在拥有廊桥的机位上和航班所属公司专用机位上,对机场来说十分重要,前者提升了旅客的满意程度,后者增加了经济效益。 N_1 为分配到近机位的航班数量, N_2 为分配到专属机位的航班数量。减少已经分配好机位航班的移动,可以有效缓解延误带来的影响, N_3 为移动停机位航班的数量。结合上文所述,设定的优化目标如下:

(1) 最大化机位分配率,即尽量为每个航班都分配停机位。

(2) 最大化近机位率,即尽量把航班分配到拥有廊桥的近机位上。

(3) 最大化专属机位率,即尽量把航班分配到对应航空公司所属的机位上。

(4) 最小化转移机位率,即尽量不要移动已经分配好机位的航班。

该文研究停机位分配问题,基于如下假设^[10]:

(1) 航班时刻表信息正确完备已知,包括航班预计离开到达时间,航班任务、机型属性。

(2) 不考虑停机位因设备故障等特殊原因而导致的不可用的情况。

1.2 参数

为了便于模型描述,首先给出构造模型所需的

符号、参数和变量的含义。详细参数如表1所示。

表1 详细参数

符号	参数名称	变量类型
J	停机位集合	输入变量
j	机位编号, $j \in J$	输入变量
N	近机位集合	输入变量
P	航班-专属机位矩阵	输入变量
I	航班集合	输入变量
i	航班编号, $i \in I$	输入变量
K	航空公司集合	输入变量
k	航空公司编号, $k \in K$	输入变量
L	飞行任务集合	输入变量
l	飞行任务编号, $l \in L$	输入变量
D_1	航班-国际/国内属性矩阵	输入变量
D_2	停机位-国际/国内属性矩阵	输入变量
C_1	航班-航班所属航空公司矩阵	输入变量
C_2	停机位-停机位支持矩阵	输入变量
C_3	航空公司-专属机位矩阵	输入变量
B_1	航班-航班飞行任务矩阵	输入变量
B_2	停机位-机位支持的飞行任务矩阵	输入变量
E_1	航班-机型矩阵	输入变量
E_2	停机位-机位支持的机型矩阵	输入变量
X_1	航班-航班到达时间集合	输入变量
X_2	航班-航班预计离开时间集合	输入变量
F	预计变动航班-已分配机位集合	输入变量
$T_{i,j}$	航班冲突矩阵	参数变量
$X_{i,j}$	机位候选矩阵	参数变量
$x_{i,j}$	值为1表示将航班 <i>i</i> 分配给机位 <i>j</i> , 值为0表示不将航班 <i>i</i> 分配给机位 <i>j</i>	决策变量

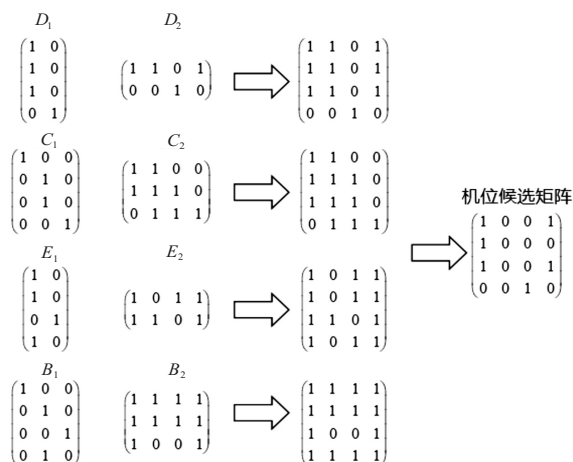


图1 矩阵变化过程

机位候选矩阵由输入参数经过计算得到, 输入的

参数不能马上用于计算, 要先经过预处理得到一个优化后的决策空间, 用以缩小解的范围, 从而缩小搜索目标, 减少收敛时间^[11]。根据航班对机位的要求, 通过计算得到一个机位候选矩阵。在实现的技术细节上, 先将 D_1 、 C_1 、 E_1 、 B_1 分别与 D_2 、 C_2 、 E_2 、 B_2 相乘, 然后将获得的四个矩阵累加成一个矩阵, 将矩阵中所有元素值除4取整, 最终得到了满足所有技术性限制的机位候选矩阵, 如图1所示。

1.3 目标函数

(1) 最大化航班机位分配率。

$$\max \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j}}{|I|} \quad (1)$$

(2) 最大化分配近机位率。

$$\max \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in N} x_{i,j}}{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j}} \quad (2)$$

(3) 最大化分配专属机位率。

$$\max \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in P} x_{i,j}}{|I|} \quad (3)$$

(4) 最小化航班再分配机位移动率。

$$\min \frac{|F|}{|I_f|} \quad (4)$$

综上所述, 就得出机位分配总的优化目标, 目标函数如下:

$$\max \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j} + \sum_{i \in I} \sum_{j \in N} x_{i,j}}{|I|} + \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in P} x_{i,j}}{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{i,j}} - \frac{|F|}{|I_f|} \quad (5)$$

1.4 约束条件

停机位动态再分配问题需要考虑的约束条件与静态预分配时相同, 主要包括以下几个方面。

(1) 一架飞机只能停在一个机位上, 唯一性约束, 其中 $i \in I$ 。

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = 0, 1 \quad (6)$$

(2) 使用同一机位的航班, 前后之间必须有间隔时间以满足安全需求, $n = 1, 2, \dots, l$, T_{\min} 为最小时间间隔。

$$x_{i,-} * X2_i - x_{i+n,-} * X1_i \geq T_{\min} \quad (7)$$

(3) 航班尽量使用航空公司专属机位, 其中 $i \in I$, $j \in J$ 。

$$C1_{i,-} * C2_{-j} = 1 \quad (8)$$

(4) 一个机位只能容纳一个航班, 其中 $i \in I$, $i' \in I$, $j \in J$, $j' \in J$ 。

$$(x_{i,j} + x_{i',j'}) T_{i,i'} \leq 1 \quad (9)$$

2 分配求解算法

由于停机位具有不可拆分的特性,所以在大型机场的分配问题上具有 NP-hard 特性。使用传统的整数规划方法求解,由于问题规模太大,往往无法收敛或者收敛花费时间太久。遗传算法是一种有效的求解 NP 问题的启发式方法,它能够在有限时间内找到质量较高的近似解。因此,采用遗传算法进行求解。算法流程如图 2 所示。

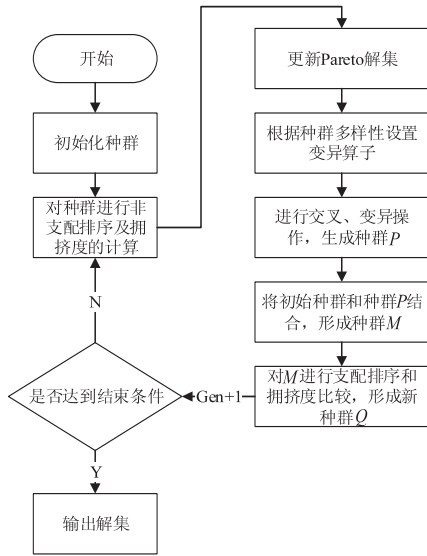


图 2 算法流程

2.1 编码

采用十进制整数编码方式,每个基因位代表航空器被指派的停机位编号,没有被指派到停机位的航班基因位的值为-1,每个染色体的长度等于被分配航班的数量^[12]。假如一个时间内共有七个航班进港,五个停机位,航班按照进港顺序进行排列,排列的序号为航班的编号,染色体示意图如图 3 所示。

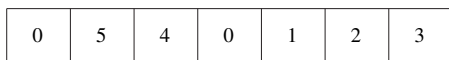


图 3 染色体

2.2 初始化

依据停机位使用的约束条件,在可行的范围内,随机生成 N 个解作为初始种群。

2.3 适应度评价

个体的适应度反映了各个个体的优劣程度,从而决定其遗传机会的大小。与遗传算法不同,在带有精英策略的非支配遗传算法中则是利用种群的个体的支配关系以及拥挤度的比较来评价个体的优劣,种群中所处非支配层低的个体在适应度上优于处于非支配层高的个体。对于同一非支配层的个体,拥挤距离大的个体具有更优的适应度值。该文选择 4 个目标函数作为评价种群质量的适应度。

不同于传统的拥挤度计算,该文采用汉明距离作

为拥挤度计算方式。汉明距离 (Hamming Distance) 是衡量两个相同长度的字符串或序列之间差异的重要工具,特别是在离散化问题中,汉明距离被广泛用于评估和比较不同解之间的相似性或差异性^[13]。离散化问题中的搜索空间通常非常庞大,种群过早收敛会导致算法陷入局部最优解,失去探索更优解的机会。通过汉明距离,可以监控种群中的个体之间是否足够多样化,从而及时调整算法参数(如变异率),避免种群早熟收敛。汉明距离的计算公式如下:

$$H(X, Y) = \sum_i^n \delta(x_i, y_i) \quad (10)$$

其中, n 是染色体长度, x_i 和 y_i 是染色体在 X 和 Y 位置 i 处的值, $\delta(x_i, y_i)$ 是一个指示函数,用于判断 x_i 和 y_i 是否相同。

$$\delta(x_i, y_i) = \begin{cases} 0, & x_i = y_i \\ 1, & x_i \neq y_i \end{cases} \quad (11)$$

2.4 自适应交叉算子

交叉操作通过交换染色体上的基因位维持种群的多样性,较高的交叉算子能够加快在解空间中的搜索过程,但可能会破坏较优的个体。较低的交叉算子会降低破坏较优个体的可能性,但会减缓搜索过程^[14]。因此,该文提出一种自适应的交叉概率,在种群适应度较低的时候设置交叉概率较高的算子,在适应度较高的时候设置交叉概率较低的算子。自适应的交叉概率的计算公式如下:

$$P_m = P_{\min} + (P_{\max} - P_{\min}) \cdot \frac{F_{\text{avg}} - F_{\text{individual}}}{F_{\text{avg}} - F_{\min}} \quad (12)$$

其中: P_{\min} 为交叉概率的最小值,以确保算法在最坏情况下也能执行交叉操作; P_{\max} 为交叉概率的最大值,允许算法在适应度较好时执行更多交叉操作; F_{avg} 为当前种群中所有个体的适应度; $F_{\text{individual}}$ 为当前个体的适应度; F_{\min} 是种群中最差个体的适应度。

2.5 变异策略

停机位分配作为高维离散问题,种群的多样性发挥了十分重要的作用。种群多样性不仅是避免早熟收敛的关键,还可以提升算法的全局搜索能力、平衡开发与探索、增强鲁棒性和动态适应性。在变异之前根据目标空间进行划分,考虑有 N 个个体,目标空间被划分为 $N/2$ 个子区域,允许每个子区域内的解可以重叠,这种方法能够确保决策空间中的多个点被有效保留,并在目标空间的同一子区域中进行映射。对每个目标空间中的子区间中的个体进行变异操作,通过判断子区间中解的稀疏度,设计变异算子控制进化过程。变异算子的计算公式如下:

$$P_c = D_{\min} + (D_{\max} - D_{\min}) \times (1 - \frac{f_i}{\bar{f}}) \times (1 - D) \quad (13)$$

其中, D_{\max} 是最大变异率, D_{\min} 是最小变异率, D 是种群多样性, 值在 $[0, 1]$ 之间, f_i 为个体适应度, \bar{f} 为当前区域种群的平均适应度。

为防止变异后的个体位于其它区域以及产生非正常编码个体, 在变异过程中对变异后位于其它区域的个体进行修复。定义 $Q_n = \{ \{ q_1, q_2, \dots, q_i \} \mid 0 \leq i \leq I_n - 1 \}$ 为染色体中基因位 n 的候选机位数据集, $W_n = \{ \{ w_1, w_2, \dots, w_i \} \mid 0 \leq i \leq I_n - 1 \}$ 为候选停机位的价值系数, 选择具有最大价值的停机位, 将其放入数组 $H[0 \dots N]$ 中 (表示航班选择的停机位), 再对 $H[0 \dots N]$ 进行遍历, 查看 $H[0 \dots (n - 1)]$ 中与编号为 n 的航班有时间冲突航班的位置上是否有相同值, 有则重新选择机位^[15]。完成机位分配后, 对个体进行适应度计算, 删除不位于相同区域的个体, 重新生成直到新个体在相同区域中。

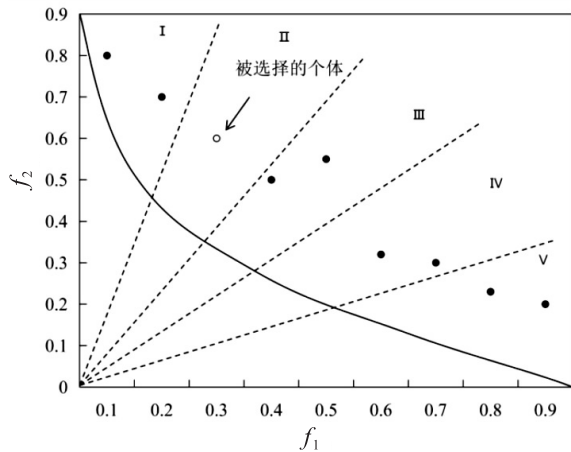


图 4 目标空间分割

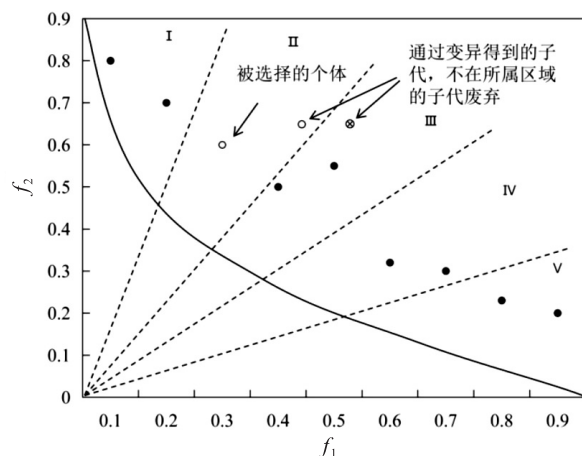


图 5 变异子代修复

这种方法能够确保种群在目标空间内更均衡地分布, 产生的子代会出现在稀疏子区域, 避免解过于集中在某些区域, 从而保持多样性, 并自适应调控种群多样性, 进而显著提高算法的优化效果。为了直观地说明, 如图 4 所示, 先用参考向量将目标区间划分为多个子

区间, 找出一个子区间的个体作为父代。然后如图 5 所示, 进行变异操作生成子代, 如果子代不在此区间, 进行修复保持子代始终在区间里。因而, 使得目标空间的多样性得到了大幅度提高。算法 1 具体描述了如何在目标子空间生成子代个体。

算法 1: 目标空间密度自适应变异算法

输入: 种群 P , 种群大小 N , 局部交叉概率 δ , 目标函数最小值 f_{\min} , 目标函数最大值 f_{\max} , 变异幅度常数 α

输出: 最优解集

过程:

1. $W \leftarrow P$ // 生成一组参考向量
2. $ListN \leftarrow Divide(W, P)$ // 使用向量划分区域, 数量为 $N/2$, 并统计区域中个体的数量。
3. for item in ListN do // 对区域进行遍历
4. if $rand() < \delta$ then // 判断是否进行变异
5. $Listf \leftarrow compute(P, item)$ // 计算适应度
6. for entity in do // 对区域中个体进行遍历
7. $P_c \leftarrow compute(entity)$ // 计算变异概率
8. $entity \leftarrow Mutation(Listf, P_c)$ // 对个体进行变异
9. end for
10. end for
11. return Optimal-solution // 返回最优解

2.6 选择运算与精英策略

对合并后规模为 $2N$ 的种群 R_t , 分别计算每个个体的适应度, 并依据其间是否存在支配关系对所有个体进行非支配分层, 从高到低记为 F_1, F_2, F_3 , 以此类推。在层次内部进行拥挤距离排序, 如图 6 所示。从第一层开始选取 N 个体组成新的子代种群, 记为 W_{t+1} 。 W_{t+1} 为新一代种群的父类, 为了进行适应度的评估, 判断当前个体是否符合预定的标准。如果个体的适应度未能达到要求, 则需要继续执行交叉和变异操作, 不断优化个体性能, 直到达到最大迭代次数为止。在此过程中, 如果个体被划分到种群的第一层, 则表明该个体为非支配解, 代表其在目标空间中具有优势且未被其他解所支配。在整个进化过程中, 通过不断优化与筛选, 可以逐步逼近该解^[16]。精英策略示意如图 6 所示。

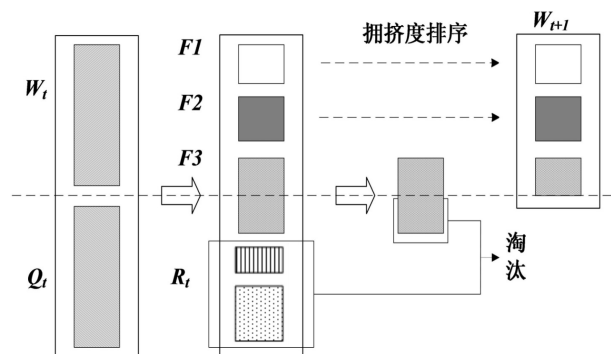


图 6 精英策略选择过程

3 实验例证

3.1 对比算法

为了验证 IGA 改进型算法的性能,选取了专门为停机位分配设计的进化算法进行比较,包括非支配精英策略算法(NGSA-II)^[17]、差分进化算法(DE)^[18]、自适应遗传算法(AGA)和多场景遗传算法(MGA)^[19],再使用基于 OR-Tools 求解器的 MP 数学规划算法求取问题的最优解作为评估算法性能的基底,与其它算法进行比较。

3.2 测试数据集

下文将首先介绍实验数据,进行航班机位分配仿

真实验,验证算法的性能。以某国际机场 T2 航站楼为研究对象,选取其运行时间段内 14 天的航班入港数据作为测试数据集,此时间段内前 10 天平均有 150 架飞机入港,后 4 天由于天气原因,导致入港航班量激增,平均每天有 200 架飞机入港。入港航班一共有 29 个机型,2 种飞行任务。机场停机位方面,共有 83 个停机位,其中 18 个近机位,65 个远机位。航班详细数据见表 2 和表 3。

表 2 前 10 天航班时刻表(部分)

航班号	到港时间	出港时间	任务属性
1	8:07	11:26	客运
2	8:14	11:49	客运
.....
149	7:18	10:15	客运
150	7:52	10:57	客运

表 3 后 4 天航班时刻表(部分)

航班号	到港时间	出港时间	任务属性
1	9:37	11:03	客运
2	15:25	16:25	客运
.....
198	20:55	22:01	客运
199	16:09	19:17	客运
200	23:30	0:33	客运

3.3 性能指标

算法求解的目标是获得一个能指导机位分配现实问题的解集。选取这些算法求解 10 次中最好的结果,作为算法性能的评估目标。对 4 个目标函数进行分析,每个目标分配到的航班数量越多,帕累托解就越优秀,因此使用每个目标函数对应航班数量来评估解的质量。并与使用数学规划算法得到的问题最优解进行比较,越接近说明效果越好。

3.4 有效性实验

在实验中,设置种群数目 $N = 200$,交叉概率的范围为 $[0.1, 0.9]$,变异概率的范围为 $[0.01, 0.3]$ 。利用自适应遗传算法和各种进化算法进行计算,选择每次求解的最优解作为参考对象。

表 4~7 记录了不同算法在数据集上的求解结果,分别包括在 4 个目标上取得的航班数量以及与数学规划算法的解相除得到的百分比,表 8 记录了数学规划算法和改进型遗传算法总目标适应度的数值和求解耗费时间。由于参数规模的扩大,在有些数据集上使用数学规划算法无法求取结果,主要原因是时间规模太

大,这种求解速度显然不符合实际要求,将其视为在规定时间内无法求解得到结果,故使用“-”符号表示没有结果。

如表 4~7 所示,在算法对比中,基于目标空间变异策略取得了 13 个最优解,非支配精英策略算法取得了 1 个最优解,在前两个目标上与数学规划算法求得的最优解相差不大,在第三个目标上相差 10 个百分点左右,在四个目标上相差 20 个百分点左右,相比其它算法,在前两个目标上有微小提升但是已经到达极限值,后两个目标提升显著,目标 3、4 同时提升 20 个百分点左右。从表 8 中可以看出,该文提出的算法与数学规划算法相比,在消耗时间较少的情况下,适应度差值不到 5%,并在一定时间内数学规划算法无法求出的解集中也能得到不错的解。在数据集上,传统进化算法在全局最优问题上还存在不足,只能找到局部最优解或者全局次优解,差分进化算法兼顾多目标能力不足,只能在前两个目标函数中取得不错的解。与上述全部对比算法相比,在一定时间内,该文提出的基于目标空间的变异策略在大部分全局问题上能取得较好的最优解,

因此说明该方法求解效果优于传统遗传算法。

表 4 目标函数 1 分配到机位的航班数量

数据	MP	AGA	NGSA-II	MGA	IGA	DE
数据 1	110	110 100.0%	110 100.0%	110 100.0%	110 100.0%	110 100.0%
数据 2	120	120 100.0%	120 100.0%	120 100.0%	120 100.0%	120 100.0%
数据 3	129	129 100.0%	129 100.0%	129 100.0%	128 99.22%	129 100.0%
数据 4	139	139 100.0%	139 100.0%	139 100.0%	139 100.0%	139 100.0%
数据 5	115	115 100.0%	115 100.0%	115 100.0%	115 100.0%	115 100.0%
数据 6	125	125 100.0%	125 100.0%	125 100.0%	125 100.0%	125 100.0%
数据 7	134	126 94%	134 100.0%	134 100.0%	133 99.25%	134 100.0%
数据 8	143	143 100.0%	143 100.0%	143 100.0%	143 100.0%	143 100.0%
数据 9	145	145 100.0%	144 99.32%	145 100.0%	145 100.0%	145 100.0%
数据 10	148	148 100.0%	148 100.0%	148 100.0%	148 100.0%	148 100.0%
数据 11	-	190 -	191 -	190 -	191 -	191 -
数据 12	-	186 -	186 -	186 -	186 -	186 -
数据 13	-	193 -	195 -	193 -	194 -	194 -
数据 14	-	196 -	197 -	195 -	197 -	196 -

综上所述,设计的以自适应形式的交叉率和变异率进行自适应调整的遗传算法对停机位分配优化效果显著。该优化在保障分配到机位的航班数量不变的情

况下,不仅提高了飞机的靠桥率和专属机位使用率,同时减少了转移机位航班的数量,提高了机场的运营效率,保障了相关方的利益。

表 5 目标函数 2 分配到近机位的航班数量

数据	MP	AGA	NGSA-II	MGA	IGA	DE
数据 1	84	81 96.42%	78 92.85%	81 96.42%	84 100.0%	81 96.42%
数据 2	87	86 98.85%	87 100.0%	86 98.85%	87 100.0%	86 98.85%
数据 3	82	82 100.0%	82 100.0%	82 100.0%	82 100.0%	82 100.0%
数据 4	91	91 100.0%	82 90.10%	91 100.0%	91 100.0%	91 100.0%
数据 5	87	87 100.0%	76 87.35%	85 97.70%	87 100.0%	85 97.70%
数据 6	87	86 98.85%	85 97.70%	86 98.85%	87 100.0%	86 98.85%
数据 7	92	92 100.0%	87 94.56%	85 92.39%	92 100.0%	91 98.91%
数据 8	94	94 100.0%	89 94.68%	94 100.0%	94 100.0%	94 100.0%
数据 9	94	91 96.80%	90 95.74%	90 95.74%	94 100.0%	94 100.0%
数据 10	96	93 96.87%	86 89.58%	93 96.87%	96 100.0%	96 100.0%
数据 11	-	106 -	96 -	105 -	106 -	115 -
数据 12	-	105 -	104 -	106 -	111 -	115 -
数据 13	-	112 -	106 -	103 -	112 -	113 -
数据 14	-	106 -	102 -	104 -	110 -	113 -

表 6 目标函数 3 分配到专属机位的航班数量

数据	MP	AGA	NGSA-II	MGA	IGA	DE
数据 1	63	48 76.19%	53 85.71%	48 76.19%	58 92.06%	48 76.19%
数据 2	67	50 74.62%	59 88.05%	50 74.62%	63 94.02%	50 74.62%
数据 3	53	52 98.11%	53 100.0%	53 100.0%	53 100.0%	52 98.11%
数据 4	73	51 69.86%	50 68.49%	51 69.86%	64 87.67%	52 71.23%
数据 5	65	51 78.46%	50 76.92%	51 78.46%	62 95.38%	51 78.46%
数据 6	67	50 76.42%	57 85.07%	50 74.62%	65 97.01%	50 76.42%

续表 6

数据	MP	AGA		NGSA-II		MGA		IGA		DE	
数据 7	72	51	70.83%	55	76.38%	53	73.61%	63	87.50%	52	72.22%
数据 8	76	54	71.05%	57	75.00%	54	71.05%	68	89.47%	54	71.05%
数据 9	76	47	61.84%	58	76.31%	50	65.78%	65	85.52%	52	68.42%
数据 10	76	52	68.42%	59	77.63%	52	68.42%	71	93.42%	46	60.52%
数据 11	-	53	-	51	-	51	-	53	-	54	-
数据 12	-	58	-	52	-	53	-	61	-	58	-
数据 13	-	55	-	50	-	52	-	55	-	54	-
数据 14	-	51	-	50	-	51	-	51	-	53	-

表 7 目标函数 4 没有转移机位的航班数量

数据	MP	AGA		NGSA-II		MGA		IGA		DE	
数据 1	15	13	86.66%	12	80.00%	13	86.66%	13	86.66%	13	86.66%
数据 2	14	9	64.28%	9	64.28%	9	64.28%	14	100.0%	9	64.28%
数据 3	11	9	81.81%	11	100.0%	9	81.81%	10	90.90%	9	81.81%
数据 4	12	9	75.00%	7	58.33%	9	75.00%	12	100.0%	5	41.66%
数据 5	15	10	66.66%	10	66.66%	10	66.66%	11	73.33%	10	66.66%
数据 6	14	9	64.28%	10	71.42%	9	64.82%	11	75.57%	9	64.82%
数据 7	14	9	64.28%	11	78.57%	7	50.00%	10	71.42%	9	64.28%
数据 8	12	9	75.00%	9	75.00%	9	75.00%	12	100.0%	9	75.00%
数据 9	12	10	83.33%	11	91.66%	6	50.00%	12	100.0%	10	83.33%
数据 10	12	9	75.00%	8	66.66%	9	75.00%	10	83.33%	7	58.33%
数据 11	-	4	-	5	-	5	-	7	-	5	-
数据 12	-	7	-	6	-	7	-	7	-	5	-
数据 13	-	6	-	4	-	5	-	6	-	5	-
数据 14	-	5	-	6	-	5	-	8	-	5	-

表 8 适应度值和时间比较

数据	MP	TIME/s	IGA	TIME/s
数据 1	3.086	588	2.94	15.74
数据 2	2.983	603	2.95	16.68
数据 3	2.61	617	2.523	16.48
数据 4	2.771	631	2.7	15.18
数据 5	3.072	653	2.871	16.96
数据 6	2.932	623	2.81	15.08
数据 7	2.971	599	2.67	16.42
数据 8	2.758	609	2.7	15.57
数据 9	2.772	651	2.69	15.31
数据 10	2.733	644	2.6	16.50
数据 11	-	-	2.11	30.02
数据 12	-	-	2.19	28.09
数据 13	-	-	2.08	30.56
数据 14	-	-	2.15	30.63

4 结束语

针对机场大规模停机位分配问题,根据机场的实际运营流程设计了数学模型,并提出了一种具有目标空间种群密度自适的变异策略,在目标空间中划分出不同的子区间进行进化以保持种群的多样性和收敛性。与其它具有代表性的算法进行比较,该算法取得了良好的效果。

通过划分目标空间可以跳出局部收敛,但时间复杂度依旧高,会出现重复计算的现象^[20]。未来可以设计自适应划分目标空间中子区间的策略和成本函数,以提高收敛速度,减少搜索过程的时间。

参考文献:

- [1] 张晓玥,廉冠,李文勇. 停机位再分配研究综述[C]//中国科学技术协会,交通运输部,中国工程院,湖北省人民政府. 2023 世界交通运输大会(WTC2023)论文集(下册). 桂林:桂林电子科技大学建筑与交通工程学院,2023:7.
- [2] LIANG J, XU W, YUE C, et al. Multimodal multiobjective optimization with differential evolution[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 44: 1028–1059.
- [3] 曾琛,王润东. 基于遗传算法的动态飞机停机位分配模型研究[J]. *计算机测量与控制*, 2023, 31(4): 199–204.
- [4] 姜雨,刘振宇,胡志韬,等. 大型机场进场航空器联合调度模型[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(1): 205–215.
- [5] 刘禹汐,刘继新,田文. 复杂机坪运行模式下的停机位分配协同优化[J]. *哈尔滨商业大学学报:自然科学版*, 2023, 39(5): 619–627.
- [6] 余朝军,江驹,徐海燕,等. 基于改进遗传算法的航班-登机口分配多目标优化[J]. *交通运输工程学报*, 2020, 20(2): 121–130.
- [7] 邢志伟,乔迪,刘洪恩,等. 基于松弛算法的停机位分配优化方法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(6): 1850–1855.
- [8] 王学武,方俊宇,高进,等. 基于改善解集分布性的多目标优化[J]. *华南理工大学学报:自然科学版*, 2023, 51(8): 137–148.
- [9] 刘芳,宫华,孙文娟,等. 基于网络流理论的停机位实时再分配模型[J]. *沈阳工业大学学报*, 2019, 41(1): 79–84.
- [10] LI W, ZHANG T, WANG R, et al. Weighted indicator-based evolutionary algorithm for multimodal multiobjective optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2021, 25(6): 1064–1078.
- [11] 蒋洪迅,马仁义. 面向靠桥率及道口冲突率的航班-机位指派问题优化模型及其启发式算法研究[J]. *系统科学与数学*, 2021, 41(1): 75–98.
- [12] 衣超群. 考虑航班延误影响的机位分配柔性决策方法[D]. 广汉:中国民用航空飞行学院,2023.
- [13] 刘新,涂小芬,胡翔瑜,等. 恶意模型下汉明距离的保密计算[J]. *重庆邮电大学学报:自然科学版*, 2023, 35(6): 992–1000.
- [14] 王赞,樊向宇,邹雨果,等. 一种基于遗传算法的多缺陷定位方法[J]. *软件学报*, 2016, 27(4): 879–900.
- [15] 贺毅朝,王熙照,李文斌,等. 基于遗传算法求解折扣{0-1}背包问题的研究[J]. *计算机学报*, 2016, 39(12): 2614–2630.
- [16] DENG W, ZHANG X, ZHOU Y, et al. An enhanced fast non-dominated solution sorting genetic algorithm for multi-objective problems[J]. *Information Sciences*, 2022, 585: 441–453.
- [17] LONG Q, WU C, WANG X, et al. A multiobjective genetic algorithm based on a discrete selection procedure[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 2015(1): 349781.
- [18] 王剑辉,刘继琳. 基于差分进化算法的机位分配优化研究[J]. *计算机仿真*, 2023, 40(3): 52–57.
- [19] 姜雨,胡志韬,童楚,等. 面向航班延误的停机位实时指派优化模型[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2020, 20(5): 185–190.
- [20] SU Y, GUO N, TIAN Y, et al. A non-revisiting genetic algorithm based on a novel binary space partition tree[J]. *Information Sciences*, 2020, 512: 661–674.