

航空发动机风扇转子动叶的选配优化技术研究

李丽丽, 高智勇, 高建民, 席越, 戴宏伟, 刘俊空
(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对航空发动机风扇转子动叶挑选过程中存在的动叶资源利用率低的问题,以转子动叶一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度和重力矩差为挑选准则,以叶片数据库中未被挑选的叶片数最少为优化目标,提出了叶片智能优选算法,实现了动叶装配前高效挑选、充分利用的目标;针对风扇转子动叶装配中多装多调、装配成功率低的问题,以 180° 对角位置上两支叶片的重力矩差为约束,以剩余不平衡量最小为优化目标,采用改进模拟退火算法优化动叶的装配序列,大大降低了转子动叶的剩余不平衡量,减少了转子的装调次数。实例验证结果表明:所提的动叶优选算法使叶片资源利用率从企业目前所能达到的 $65\% \sim 74\%$ 提高到 $83\% \sim 93\%$,而且算法运行 20 次时,单次运行的时间最短为 7.7 s,最长为 28.7 s,求解效率较高;动叶选配算法为转子动叶的实际装配提供了优化的装配序列,实现了转子动叶的高效装配。转子动叶的优选选配实现了转子动叶的充分利用和高效装配,为转子动叶装配质量和服役性能的可靠性和稳健性奠定了基础。

关键词: 叶片智能优选;装配序列规划;改进模拟退火算法;优选选配

中图分类号: TP399 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202109007 **文章编号:** 0253-987X(2021)09-0060-11



OSID 码

Selecting-Matching Optimization Technology of Fan Rotor Blades of Aircraft Engine

LI Lili, GAO Zhiyong, GAO Jianmin, XI Yue, DAI Hongwei, LIU Junkong

(State Key Laboratory of Mechanical Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problem of low resource utilization of rotor blades in the selection process of aero-engine fan rotor blades, the first-order bending frequency dispersion, first-order torque frequency dispersion, and gravitational moment difference of rotor blades are regarded as the selection criteria, and the minimum number of not selected blades as the optimization goal, an intelligent selection algorithm of the blades is proposed to achieve the goal of efficient selection and full utilization of the rotor blades before assembly. In view of the problems of multiple installations and multiple adjustments as well as low assembly success rate in the assembly of fan rotor blades, the gravitational moment difference between the two blades at a diagonal position of 180 degrees is taken as the constraint condition, and the minimized residual imbalance as the optimization objective, and the improved simulated annealing algorithm is used to optimize the assembly sequence of the rotor blades, which greatly reduces the residual imbalance of the rotor blades as well as the times of rotor assembly and adjustment. Example verifies that the proposed optimization algorithm for selecting blades greatly improves the utilization of blade resources and

the selection efficiency: the blade resource utilization rate is increased from 65%—74% currently achieved in enterprise to 83%—93%, and when running the algorithm for 20 times, the minimum single running period is 7.7 seconds and the maximum is 28.7 seconds, indicating the solution efficiency is very high. The optimization algorithm for the assembly sequence planning of the rotor blades provides an optimized assembly sequence for actual assembly of the rotor blades, and the methods for optimal selection and matching of the rotor blades can realize full utilization of blade resource, and facilitate efficient assembly.

Keywords: intelligent and optimized selection of rotor blades; assembly sequence planning; improved simulated annealing algorithm; optimal selection and matching

为提高航空发动机风扇转子的平衡性,叶片安装前需要按固有频率和重力矩进行选配。动叶装配前的选配工作主要包括两部分内容:①依据固有频率离散度和重力矩差从叶片数据库中挑选叶片,挑选叶片的目标是实现动叶的高效挑选和充分利用;②叶片挑选完成后,依据动叶的重力矩,以剩余不平衡量最小为目标,规划动叶的装配序列。航空发动机风扇转子动叶的选配工作直接决定着产品的平衡质量,影响着产品的服役性能。高效的动叶选配技术可以提高动叶的资源利用率和平衡质量的可靠性,提高动叶的装配成功率,减少动叶的装调次数。

动叶优选的约束是不超过给定的固有频率离散度和重力矩差,优选的目标是备选库中剩余叶片数最少。因此,动叶的优选过程,其实是一个有约束的最优化过程。动叶优选的相关研究不多,但是动叶的优选问题本质上属于工程优化问题。实际工程优化问题往往具有复杂性、非线性、约束性以及建模困难等诸多特点,传统的优化算法(如单纯形法、牛顿法等)需要遍历整个搜索空间,无法在短时间内完成搜索,且容易产生搜索的组合爆炸^[1]。因此,寻求高效的优化算法已经成为解决工程优化问题的主要研究内容之一。针对优化问题的优化算法的研究,目前已经取得了很多进展,主要包括:模仿自然界生物进化机制的遗传算法^[2-3];通过群体内个体间的合作与竞争来优化搜索的差分进化算法^[4];模拟生物免疫系统学习和认知功能免疫算法^[5];模拟蚂蚁集体寻径行为的蚁群算法^[6];模拟鸟群和鱼群群体行为的粒子群算法^[7];源于固体物质退火过程的模拟退火算法^[8];模拟人类智力记忆过程的禁忌搜索算法^[9];模拟动物神经网络行为特征的神经网络算法等^[10-11]。这些算法都是通过模拟或揭示某些自然界的现象、过程或生物群体的智能行为而得到发展,具有简单、通用、便于并行处理等特点^[12],为动叶优选问题的解决提供了参考。

动叶装配序列规划工作是动叶选配中不可忽略的一部分,直接决定着动叶的静平衡质量。但是,装配序列规划问题具有 NP-hard 特点,为了搜索所有可行的装配序列方案,并从中找出最优的装配序列,搜索最优序列的复杂度会朝着穷举搜索方向增长,且很难在短时间内获得相对最优的装配序列,这一挑战成为鼓励计算机化装配序列规划研究的重要推动力之一^[13]。为了解决装配序列规划(ASP)问题,研究人员采用了多种优化算法,如:蚁群优化算法(ACO)^[14]、遗传算法(GA)^[15-16]、免疫算法(IA)^[17]、神经网络(NN)^[18]、分散搜索算法(SSA)^[19]以及其他启发式算法^[20-22]。目前,研究人员在 ASP 优化问题的求解方面已经取得了显著成就,但仍有一些问题亟需解决。其中一个最主要的问题是很难在短时间内获得相对最优的装配序列,这一问题促使研究者通过引入或改进各种算法,在保证 ASP 问题求解精度、求解稳健性的前提下提高求解效率。

这些研究成果为实现转子动叶的优选优配提供了参考。转子动叶作为航空发动机风扇转子的核心部件,其装配后的平衡性是动叶片装配质量的主要评判依据^[23]。动叶装配前的选配工作直接决定着动叶装配中的装调次数以及动叶装配完成后的平衡质量和服役性能。因此,为了实现航空发动机风扇转子动叶装配前的优选优配,本文以叶片数据库中剩余叶片数最少为优化目标,以转子动叶一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度和重力矩差为挑选准则,建立用于叶片优选的智能算法,实现转子动叶的高效挑选和充分利用;以 180°对角位置上两支叶片的重力矩差为约束,以剩余不平衡量最小为优化目标,采用改进模拟退火算法优化风扇转子动叶的装配序列,为动叶的装配提供优化的装配序列。

1 航空发动机风扇转子动叶选配问题

航空发动机风扇转子是航空发动机的关键部

件,其装配质量直接影响着航空发动机整机的制造质量和服役性能。在保证航空发动机风扇转子平衡质量和服役性能的稳健性和可靠性方面,目前企业主要从以下两方面开展工作。

(1)航空发动机风扇转子动叶装配之前的“选”和“配”。航空发动机属于批量生产,其叶片数据库中往往是几台份甚至是几十台份转子所需的叶片量。最初是人工挑选出待装配转子某级盘缘所需的叶片,但是随着航空发动机生产的批量越来越大,人工挑选的工作量变得越来越大。为了完成发动机叶片的挑选工作,不仅要浪费大量的人力资源,叶片资源的利用率也不高,而且依赖工人经验。如果不对叶片进行挑选,直接从叶片数据库中随机拿出风扇转子某级盘缘所需要的叶片数,叶片一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度以及重力矩差就会失去控制,这不仅会导致叶片装配序列规划环节中剩余不平衡量难以保证,还会增加转子动叶的动平衡难度。因此,动叶在装配前,必须依据一定的挑选准则进行动叶的挑选。一台转子的一级盘缘所需的叶片数为一台份叶片数,从一级叶片数据库中挑选出的台份叶片数越多,叶片数据库中的剩余叶片就越少,叶片资源利用率就越高。选的依据是动叶的一阶弯曲频率、一阶扭转频率的离散度、最大叶片和最小叶片的重力矩差,目的是保证选出台份的叶片尽可能均匀,彼此之间的特征差距不能太大,为后续的叶片装配序列规划、平衡质量的保证奠定基础。“配”是为了规划动叶的装配序列,使叶片按照所规划的装配序列装配后,转子剩余不平衡量尽可能小,以保证转子的静平衡质量。但是,企业目前的装配序列规划技术达到的动叶剩余不平衡量普遍偏大,导致动叶在装配过程中容易因为装配过程误差致使动叶的剩余不平衡量超差。

(2)航空发动机风扇转子装配过程中的“装”和“调”。“装”是按照装配前规划的动叶装配序列完成叶片的实际装配。“调”是在装配过程中,一旦出现转子静不平衡问题,通过调整叶片,使动叶的装配达到设计所需的静平衡质量。目前,企业中风扇转子的动叶一次装配成功率不高,多装多调问题比较明显,原因之一是装配前规划的动叶装配序列所产生的剩余不平衡量虽然在设计范围内,但普遍偏大,导致动叶在按规划的装配序列进行装配时,容易因为装配过程误差导致剩余不平衡量超差。为了补偿超差的剩余不平衡量,不得不进行动叶的调整,导致转子动叶装配中多装多调问题比较明显。

航空发动机风扇转子动叶装配前的“选”和“配”直接决定着动叶装配过程中的“装”和“调”,以及装配完成后动叶的平衡质量和服役性能。航空发动机风扇转子动叶在装配之前进行优选和优配,才能保证动叶装配过程中高效可靠的装配。因此,为了实现航空发动机风扇转子叶片装配之前的优选优配:本文以叶片数据库中剩余叶片数最少为优化目标,以转子动叶一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度和重力矩差为挑选准则,提出用于叶片优选的算法,实现对转子动叶的高效挑选和充分利用;以 180° 对角位置上两支叶片的重力矩差为约束,以剩余不平衡量最小为优化目标,采用改进模拟退火算法规划风扇转子动叶的装配序列,使转子动叶的剩余不平衡量尽可能小,提高转子动叶的一次装配成功率,减少动叶的装调次数。最终实现了转子动叶装配前优选优配、装配中优装少调、装配后质量可靠稳健。

2 航空发动机风扇转子动叶优选优配思路

叶片的高效挑选和充分利用是叶片挑选时最关键的两个目标。企业最初依靠人工挑选叶片,挑选效率低且依赖经验,只能保证 $37\%\sim 46\%$ 的叶片被挑走。近一半的叶片被剩在叶片数据库中汇入下一批新的叶片,之后还会有新的叶片被剩下。以此类推,最终导致越来越多的叶片沦为叶片数据库中的“钉子户”,造成叶片资源的闲置和浪费。随着航空发动机风扇转子的生产批量越来越大,叶片挑选的任务量也越来越大,企业只能通过投入更多的人力资源来满足日益增长的生产任务。后来,企业引进新技术,不再由人手动挑选叶片,实现了叶片一定程度的智能挑选,大大提高了叶片的挑选效率。但是,目前企业的叶片智能挑选技术,只能实现叶片资源 $65\%\sim 74\%$ 的利用率,仍然会有 30% 左右的叶片成为剩余叶片,积压在叶片数据库中。每一批叶片都约有 30% 的叶片成为剩余叶片,这些剩余叶片仍然会像滚雪球一样,一批批积压在叶片数据库中,造成叶片资源的闲置和浪费。因此,本文基于企业的实际工程需求,以剩余叶片最少、挑选出的叶片所能形成的风扇转子台份数最多为优化目标,兼顾叶片挑选效率,提出智能、高效的叶片优选算法。

叶片挑选完成后,要对挑选出的风扇转子的某级叶片进行装配序列规划,其目标是剩余不平衡量不超过设计值,保证动叶按照规划的装配序列进行

装配后,动叶静平衡符合设计要求。企业目前的装配序列规划技术所规划出的动叶剩余不平衡量虽然没有超过设计值,但总体偏大。在实际装配中,由于装配误差导致动叶在实际装配结束后容易出现静平衡不达标的问题,导致转子在装配中出现多拆多卸、多装多调的问题,降低了动叶的装配成功率,延长了动叶的装配周期。因此,本文采用改进模拟退火算法进行叶片的优选,以 180° 对角位置上两支叶片的重力矩差为约束,以剩余不平衡量最小为优化目标,为动叶的优装少调提供优化的装配序列。

针对动叶挑选过程中存在的动叶资源利用率低的问题,本文提出叶片优选的算法;针对企业目前规

划的装配序列容易因为装配误差出现静不平衡、导致多装多调的问题,本文提出基于改进模拟退火算法的叶片优选算法。叶片优选为转子的静平衡和动平衡的保证奠定基础,因为叶片优选的准则是一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度以及重力矩差不超过给定的设计值,一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度影响的是动平衡,重力矩差影响的是静平衡。叶片的优选可为转子动叶的装配提供优化的装配序列,实现转子动叶从多装多调到优装少调的转变,提高转子动叶的装配成功率,缩短装配周期,为转子动叶装配质量和服役性能的可靠性和稳健性奠定基础。叶片优选优选的思路框架如图 1 所示。

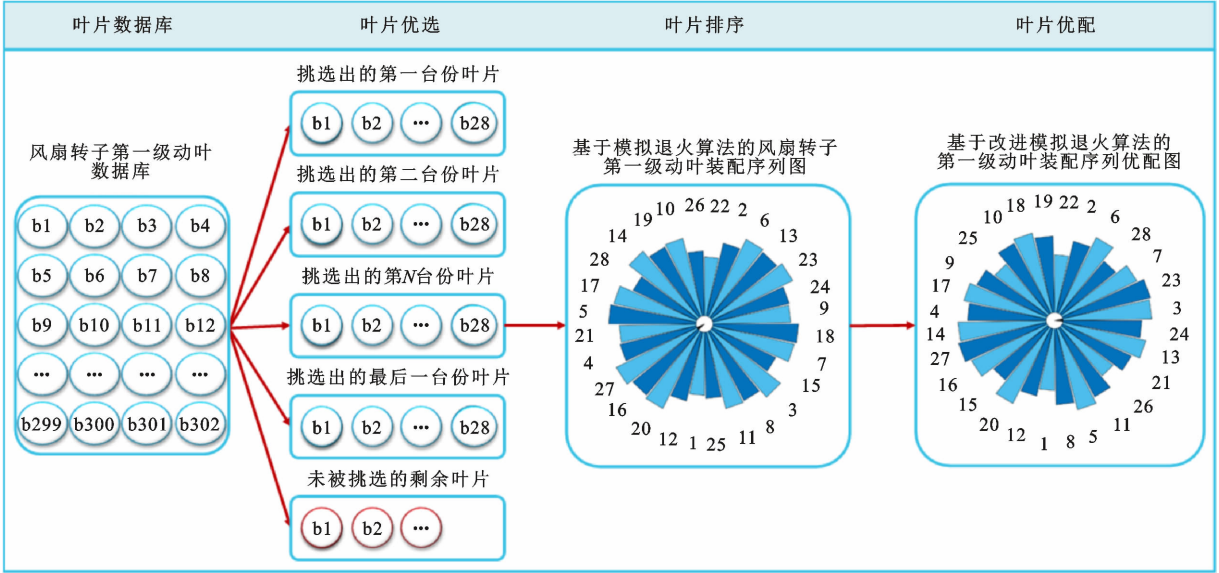


图 1 航空发动机风扇转子动叶优选适配的思路框架

Fig. 1 Framework of optimizing selection and matching of rotating blades

3 航空发动机风扇转子动叶优选问题求解与分析

本文研究的对象航空发动机风扇转子有 3 级叶片,本文以第一级叶片的选配为例。从企业获得的第一级叶片数据库如表 1 所示,共 302 支叶片的相关数据。转子第一级盘缘需要 28 支叶片,所以一台份转子所需的第一级叶片为 28 支,即 28 支第一级叶片为一台份叶片。本文的第一级叶片数据库中有 302 支叶片,最多能选出 10 台份叶片,即最多会有 280 支叶片被挑选走。

3.1 转子动叶的优选标准

离散度和重力矩差的计算方式为

$$d_{1,b} = \frac{\max(b_1) - \min(b_1)}{\min(b_1)} \leqslant 0.06 \tag{1}$$

$$d_{1,t} = \frac{\max(t_1) - \min(t_1)}{\min(t_1)} \leqslant 0.08 \tag{2}$$

$$d_{g,m} = \max(m_g) - \min(m_g) \leqslant 6\,000\text{ g} \cdot \text{mm} \tag{3}$$

式中: b_1 为一阶弯曲频率; $d_{1,b}$ 为一阶弯曲频率离散度; t_1 为一阶扭转频率; $d_{1,t}$ 为一阶扭转频率离散度; m_g 为重力矩; $d_{g,m}$ 为重力矩差。

式(1)~(3)是第一级叶片的挑选规则。优选的优化目标是剩余叶片越少越好,选出的叶片所能形成的风扇转子台份数越多越好,剩余叶片数为

$$N_{\text{tb}} = 302 - 28N \tag{4}$$

式中 N 表示台份数。

3.2 转子动叶的优选流程

本文提出的叶片优选算法,以剩余叶片最少、挑选出的叶片所能形成的风扇转子台份数最多为优化

表 1 风扇转子第一级动叶片数据库

Table 1 The first-stage rotating blade database of the fan rotor

叶片编号	一阶弯曲 频率/Hz	一阶扭转 频率/Hz	重力矩 /(g·mm)
1	127	616	276 180
2	128	603	275 040
3	130	613	276 560
4	129	624	281 520
5	136	616	275 280
6	129	624	280 900
7	124	661	272 900
8	121	666	275 820
9	121	688	278 380
10	125	652	272 860
11	122	670	275 320
12	133	655	273 820
13	127	665	270 440
14	137	644	278 460
15	125	680	276 120
16	136	679	273 660
⋮	⋮	⋮	⋮
300	134	670	276 340
301	136	656	276 000
302	128	664	277 020

目标,并且兼顾叶片挑选效率。本文提出的叶片/优选算法的流程如图 2 所示。

- 叶片优选算法的具体流程如下。
- 步骤 1** 302 支叶片两两组合,形成 $302 \times 301 \div 2 = 45\,451$ 对叶片,分别判断这 45 451 对叶片的一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度和重力矩差是否符合叶片挑选规则,若符合挑选规则,则把该对叶片标记为 1,否则记为 0。
- 步骤 2** 建立叶片待选库和成品库,待选库中存放的是等待挑选的 302 支叶片,成品库中存放的是已经挑选完成的、符合挑选规则的叶片。例如:如果能从 302 支叶片中挑选出 5 台份叶片,则成品库中存放的就是 5 台份叶片。
- 步骤 3** 302 支叶片中,每支叶片都能与其余叶片两两组合成 301 对叶片,以第 i 号叶片为例,假设第 i 号叶片与其余叶片两两组合成的 301 对叶片中,有 n_i 对叶片被标为 1,则第 i 号叶片记为 n_i ,即它能与其余叶片两两组合成 n_i 对被标为 1 的叶片。以此类推,统计每支叶片与其余 301 支叶片两两组合成

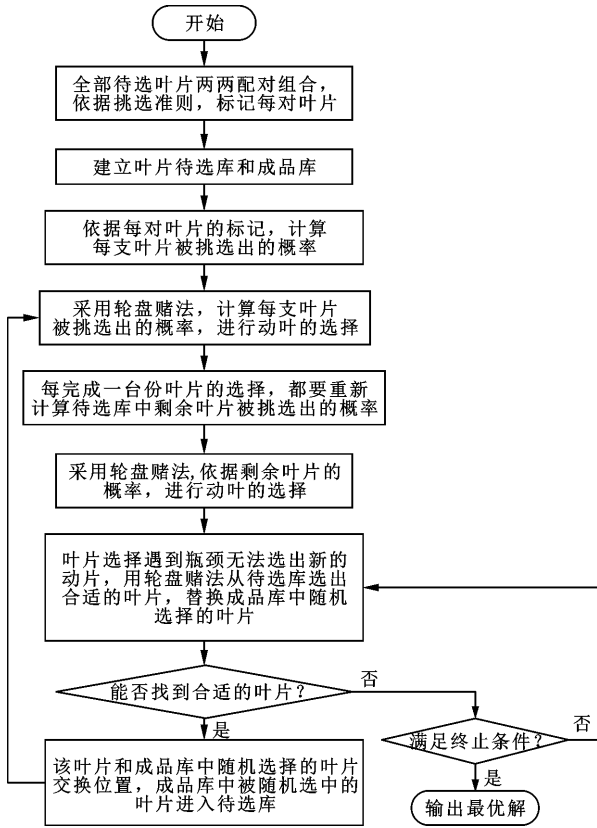


图 2 叶片优选算法流程

Fig. 2 Flow chart of blade optimization algorithm

的被标为 1 的叶片对的数量,并分别记为 $n_1, n_2, n_3, \dots, n_i, \dots, n_{302}$, 则第 i 支叶片被挑选出的概率为 $P_i = n_i / \sum_{a=1}^{302} n_a$ 。以此类推,得到每支叶片被挑选出的概率,分别记为 $P_1, P_2, P_3, \dots, P_i, \dots, P_{302}$ 。

步骤 4 用轮盘赌法,根据步骤 3 计算的每支叶片的概率,选出第一台份动叶的第 1 支叶片,然后继续用轮盘赌法选出第 2 支叶片,检查第 2 支叶片与第 1 支叶片所形成的叶片对在步骤 1 中是否被标为 1,如果是,则第 2 支叶片被选出,然后用同样的方法选第 3 支叶片,检查第 3 支叶片与选出的前两支叶片所形成的 2 个叶片对是否全被标为 1,如果是,则选出第 3 支叶片,否则,采用轮盘赌法,依据每支叶片被挑选出的概率,重新选第 3 支叶片。即在选第 n 支叶片的时候,都要检查它与选出的前 $n-1$ 支叶片所组成的叶片对在步骤 1 中是否全被标为 1,如果是,则把第 n 支叶片选出来,否则,重新选择第 n 支叶片。以此类推,直到选完第一台份的叶片。在选叶片的时候,每选出一支叶片,就及时把选出的叶片放入成品库中,从成品库中选出 28 支叶片的时候,要重新计算待选库中剩余叶片被挑选出的概率。然

后,采用同样的方法,进行下一台份叶片的选择。

步骤 5 当叶片选择进行到一定程度时,步骤 4 的叶片选择会遇到瓶颈,无法再按步骤 4 的方法选出新的叶片。此时,假设成品库中已经选出了 n 台叶片,分别记为 $T_1, T_2, \cdots, T_n$ 。从第 T_n 台叶片中随机选择一支叶片,记为第 m 号叶片,用轮盘赌法从待选库中选出一支叶片,检查该叶片能否替换第 T_n 台份中的 m 号叶片。如果能,则用该叶片替换 m 号叶片,放入成品库中,同时把第 T_n 台叶片的第 m 号叶片放入待选库中;否则,继续从待选库中寻找能够替换 m 号叶片的叶片。完成了 m 号叶片的替

换工作之后,继续步骤 4,进行下一台份叶片的选择。

步骤 6 当算法满足终止条件时,程序运行结束,输出选出的台份数和每台份所对应的叶片。

3.3 转子动叶的优选结果

将本文算法应用在航空发动机风扇转子叶片的优选中,得到转子动叶的优选结果,如表 2 所示。可以看出:最多可以选出 10 台份符合挑选规则的叶片,302 支叶片的理论最大利用率就是选出 10 台份叶片;有 280 支叶片,即 10 台份(28 支叶片为一台份)叶片被选出,剩余叶片最少。

表 2 从第一级动叶数据库中选出的 10 台份动叶片

Table 2 10 groups of rotating blades selected from the first-stage rotating blade database

选出叶片 序号	叶片 编号	一阶弯曲 频率/Hz	一阶扭转 频率/Hz	重力矩 /(g·mm)	选出叶片 序号	叶片 编号	一阶弯曲 频率/Hz	一阶扭转 频率/Hz	重力矩 /(g·mm)
1	222	134	674	281 280	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2	50	131	661	278 100	254	194	129	662	280 920
3	293	135	675	276 160	255	287	136	662	279 360
4	115	132	669	275 700	256	252	135	658	281 140
5	96	135	664	281 080	257	298	132	695	277 460
6	143	134	677	276 440	258	57	135	676	278 620
7	221	134	675	280 220	259	214	129	663	281 260
8	203	130	679	278 560	260	177	136	678	280 620
9	158	134	643	276 460	261	167	133	670	278 520
10	120	134	667	277 300	262	189	130	661	277 000
11	178	132	661	278 760	263	201	134	675	281 200
12	237	135	662	281 120	264	140	135	679	278 300
13	238	129	676	276 840	265	186	129	674	276 800
14	174	134	662	278 820	266	233	134	676	281 080
15	265	129	660	276 520	267	225	134	676	280 760
16	171	131	667	276 080	268	157	130	662	276 080
17	213	131	671	281 600	269	296	129	644	279 540
18	142	136	676	278 640	270	147	134	663	277 120
19	262	129	662	278 140	271	51	131	661	278 440
20	44	134	676	277 056	272	85	132	661	278 040
21	185	134	653	279 280	273	289	132	690	277 620
22	52	135	661	277 100	274	279	130	677	275 520
23	285	136	661	276 600	275	183	129	663	277 460
24	93	130	673	277 700	276	235	133	662	275 460
25	195	129	673	277 360	277	263	136	673	277 880
26	116	134	677	275 980	278	256	132	645	275 680
27	149	130	677	275 760	279	133	134	679	276 660
28	234	135	659	279 840	280	137	131	673	278 600

为了对挑选出的 10 台份叶片进行验证,分别对这 10 台份的叶片进行离散度和重力矩差的计算,结果如表 3 所示。可以看出,挑选出的 10 台份叶片的离散度和重力矩差均在规定范围内,即智能优选算法达到最优的挑选目标,使剩余叶片达到了最少,叶片资源达到了最大程度的利用。

表 3 挑选出的 10 台份动叶片的离散度和重力矩差
Table 3 Dispersion and gravitational moment difference of 10 groups of rotating blades selected by blade optimization-selection algorithm

挑选出的动叶 台份编号	一阶弯曲 频率分散度	一阶扭转 频率分散度	叶片重力矩差 /(g·mm)
1	0.054	0.056	5 900
2	0.054	0.040	6 000
3	0.055	0.047	5 780
4	0.055	0.059	5 640
5	0.054	0.078	5 400
6	0.054	0.059	5 980
7	0.054	0.059	5 820
8	0.056	0.074	5 940
9	0.053	0.064	5 980
10	0.054	0.079	5 800
设计值	0.060	0.080	6 000

叶片优选算法的运行时间和求解结果的稳健性是衡量算法优劣的两个重要指标。因此,运行优选算法 20 次,对优选算法的运行时间和优选结果进行了统计,结果如表 4 所示。可以看出,算法运行 20 次;只有 3 次的优选结果是 9 台份,求解结果非常可

表 4 本文优选算法的运行时间和优选结果
Table 4 Running time and optimization result of the optimization algorithm

运行 次数	挑选出的 数量/台份	运行时 间/s	运行 次数	挑选出的 数量/台份	运行时 间/s
1	10	9.6	11	10	8.2
2	10	10.0	12	10	11.1
3	10	7.7	13	9	23.7
4	10	12.3	14	10	8.6
5	10	10.5	15	9	28.7
6	10	7.9	16	10	8.9
7	10	8.5	17	10	11.1
8	9	23.8	18	10	9.0
9	10	8.7	19	10	9.5
10	10	11.2	20	10	8.7

观;算法每次运行的时间最短为 7.7 s、最长为 28.7 s,求解效率非常高。因此,相较企业目前的优选技术所能达到的 65%~74%的叶片利用率,本文提出的优选算法可以达到 83%~93%的叶片利用率,而且求解时间非常短,便于在企业推广和应用。

4 航空发动机风扇转子动叶优配问题求解与分析

4.1 基于模拟退火算法的风扇转子动叶装配序列规划算法

叶片挑选完成后,要对挑选出动叶进行装配序列规划,目标是剩余不平衡量不超过设计值,保证动叶按照规划的装配序列进行装配后,转子静平衡符合设计要求。以航空发动机风扇转子的第一级叶片剩余不平衡量的计算为例,第一级转子叶片有 28 支,其剩余不平衡量的计算式为

$$M_x = \sum_{i=1}^{28} M_i \cos \theta_i \tag{5}$$

$$M_y = \sum_{i=1}^{28} M_i \sin \theta_i \tag{6}$$

$$M_{\text{left}} = \sqrt{M_x^2 + M_y^2} \tag{7}$$

$$\alpha = \arctan \frac{M_y}{M_x} \tag{8}$$

式中: M_x 、 M_y 分别为参与排序叶片的重力矩在 x 方向和 y 方向的分量和; M_i 为第 i 片叶片的重力矩; θ_i 为第 i 片叶片的重力矩向量与 x 轴的夹角; M_{left} 为剩余不平衡量; α 为剩余不平衡量的角度。

目前,企业共有 9 种装配序列规划算法。以风扇转子的第一级叶片为例,企业 6 种动叶排序算法取得的剩余不平衡量与设计值的对比如表 5 所示。可以看出:企业目前的装配序列规划技术所达到的表 5 企业 6 种装配序列规划算法所得的剩余不平衡量与设计值的对比结果

Table 5 Comparison of the remaining unbalance obtained by 6 assembly sequence planning algorithms in an enterprise and the design value

算法	剩余不平衡量/(g·mm)
2-Single Beam H/L	48.00
3-Double Beam H/L	32.00
4-Quadr Beam H/L	40.00
5-Quadr Beam H/L	52.00
6-Triple Beam H/L	37.00
7-Sequence Beam H/L	83.00
设计值	100.00

剩余不平衡量虽然没有超过设计值,但总体偏大。

虽然企业目前的装配序列规划算法均能使动叶的剩余不平衡量在设计范围内,但如果剩余不平衡量偏大,动叶在装配过程中,就会由于装配过程误差导致动叶剩余不平衡量超差。因此,本文以风扇转子第一级叶片的装配序列规划为例,以剩余不平衡量最小为目标,以 180° 对角位置上两支叶片的重力矩差不超过 $1\,500\text{ g}\cdot\text{mm}$ 为约束(约束条件由企业所设计规定),提出基于模拟退火算法的动叶装配序列规划算法,所求得的不平衡量为 $0.52\text{ g}\cdot\text{mm}$ 。与表 5 对比可知,本文提出的动叶装配序列规划算法求解精度更高。本文模拟退火算法规划的装配序列如表 6 所示。

表 6 模拟退火算法规划的装配序列

Table 6 Assembly sequence planned by the proposed simulated annealing algorithm					
装配 顺序	叶片 编号	重力矩/ ($\text{g}\cdot\text{mm}$)	装配 顺序	叶片 编号	重力矩/ ($\text{g}\cdot\text{mm}$)
1	22	272 860	15	1	273 380
2	2	274 780	16	12	274 300
3	6	276 120	17	20	276 120
4	13	275 840	18	16	275 760
5	23	276 460	19	27	276 460
6	24	275 080	20	4	275 040
7	9	274 960	21	21	274 840
8	18	275 880	22	5	276 100
9	7	275 660	23	17	275 760
10	15	274 100	24	28	274 120
11	3	276 260	25	14	276 180
12	8	275 140	26	19	275 180
13	11	275 300	27	10	275 420
14	25	273 760	28	26	273 580

模拟退火算法流程如图 3 所示,图中: $\Delta E=f_{\text{new}}-f_{\text{old}}$,即评价函数的增量为剩余不平衡量新解与旧解的差 $f=M_{\text{left}}=\sqrt{M_x^2+M_y^2}$; ϵ 为 $(0,1)$ 间随机数。

模拟退火所求得的转子动叶装配序列图和算法收敛图分别如图 4 和图 5 所示。图 4 中:圆心处的小箭头表示的是动叶的重点,在进行动叶装配时,为了更好地保证转子的静平衡,动叶的重点位置要和盘缘的轻点位置装配在一起;最外面的一圈数字是叶片编号;深蓝、浅蓝色的三角形代表叶片,三角形面积与叶片的重力矩成正比。图 5 是算法的收敛情况,可以看出,算法是收敛的。

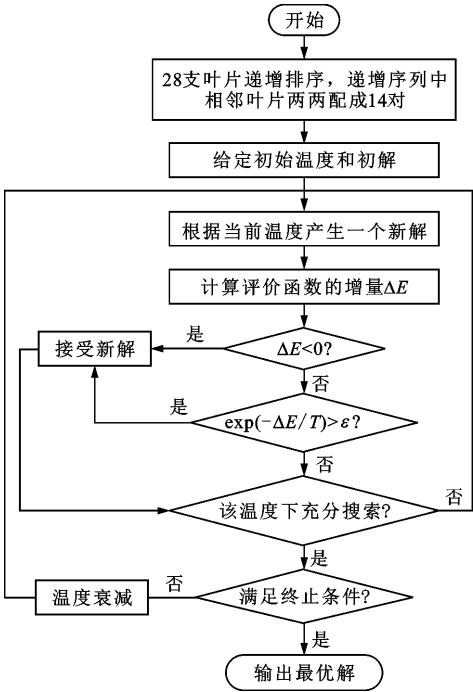


图 3 模拟退火算法流程

Fig. 3 Flow chart of simulated annealing algorithm

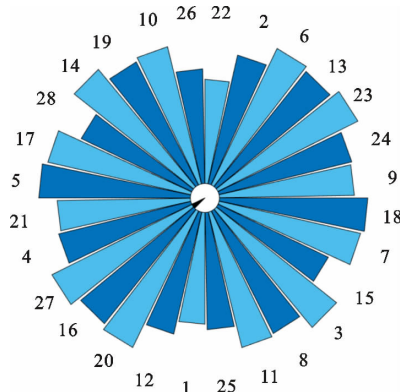


图 4 风扇转子第一级动叶排序图

Fig. 4 Sequence diagram of the first-stage rotating blades of the fan rotor

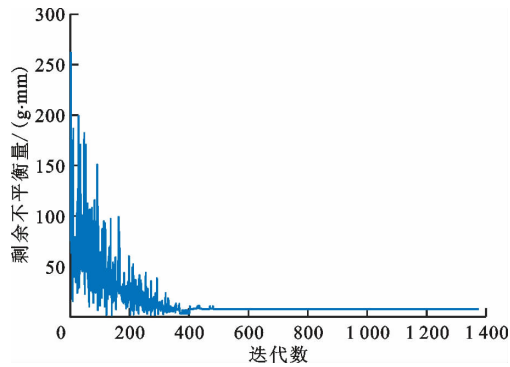


图 5 模拟退火算法收敛情况

Fig. 5 Convergence diagram of simulated annealing algorithm

表 7 为多次运行模拟退火算法所得的求解精度和求解时间。可以看出:模拟退火算法所求得의剩余不平衡量最大没有超过 $8\text{ g}\cdot\text{mm}$,明显优于企业目前所求的 $32\sim 83\text{ g}\cdot\text{mm}$ (见表 5),也远远小于设计部门给定的设计值 $100\text{ g}\cdot\text{mm}$;单次运行时间在 $6\sim 12\text{ s}$ 之间,求解效率非常高。

表 7 模拟退火算法的求解精度和求解时间
Table 7 Solution accuracy and solution time of the simulated annealing algorithm

求解次数	剩余不平衡量/(g·mm)	求解时间/s
1	7.513 6	6.7
2	4.808 5	7.0
3	1.248 9	7.7
4	3.002 1	7.9
5	3.625 8	7.7
6	3.960 5	8.4
7	2.180 7	7.7
8	0.516 7	8.0
9	5.246 1	7.9
10	2.241 1	8.2
11	1.497 3	8.2
12	2.072 9	8.7
13	0.810 1	8.3
14	1.345 4	8.7
15	5.287 0	8.8
16	0.960 7	8.2
17	2.707 0	9.1
18	3.000 4	8.7
19	1.599 2	9.5
20	1.158 5	8.7

4.2 基于改进模拟退火算法的风扇转子动叶装配序列优化算法

模拟退火算法通过概率接受劣解,实现全局搜索,从而达到求解全局优化问题的目的,但与此同时,也正是因为搜索过程中执行了概率接受劣解的环节,导致算法可能出现错失当前遇到的最优解的情况,即最优解可能在模拟退火算法执行概率接受劣解的环节被抛弃,算法最终输出的最优解并不是真正的最优解。当 $\Delta E=f_{\text{new}}-f_{\text{old}}<0$ 时, f_{new} 是优解,劣解 f_{old} 被直接抛弃;当 $\Delta E=f_{\text{new}}-f_{\text{old}}>0$ 时, f_{new} 是劣解,这就到了概率接受劣解的环节,如果 f_{new} 作为劣解被接受了,则此时的优解 f_{old} 就会被抛弃,如果作为劣解的 f_{new} 没有被接受,则被抛弃的

是劣解 f_{new} 。算法在每一次的优解和劣解的较量中,总有解被抛弃,多数时候被抛弃的是劣解,但在概率接受劣解的时候,优解也可能被抛弃。因此,概率接受劣解的环节很可能会导致算法错失当前遇到的最优解的情况。为了避免此情况的发生,对模拟退火算法增加记忆单元。每一次优解和劣解较量后,把被抛弃的旧解存入记忆单元中。最后,记忆单元中也会产生一个最优解(记为 M),这个最优解 M 和模拟退火算法正常运行时得出的最优解(记为 S)进行最后的比较,如果记忆单元中的最优解 M 优于 S ,则改进模拟退火算法输出的最优解是 M ,否则输出的是 S 。改进模拟退火算法的流程如图 6 所示。

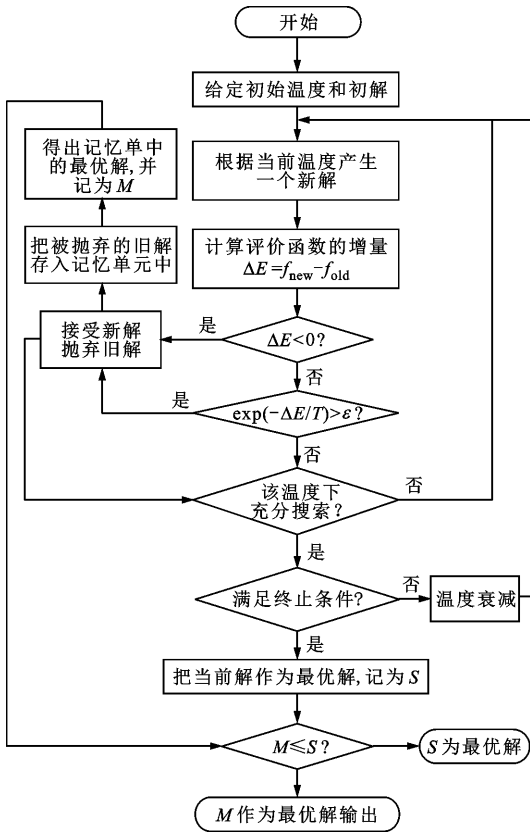


图 6 改进模拟退火算法的流程
Fig. 6 Flow chart of improved simulated annealing algorithm

模拟退火算法改进前后的求解精度和求解时间如图 7 所示。可以看出,算法改进后的求解精度明显优于改进前的,求解时间略长于改进前的。

由图 7a 可知:改进前算法求解精度的均值和标准偏差分别为 $3.468\ 2$ 、 $1.753\ 8\text{ g}\cdot\text{mm}$,改进后为 $0.695\ 0$ 、 $0.441\ 2\text{ g}\cdot\text{mm}$;通过记忆功能的增加,改进的模拟退火算法可以得到精度较高的求解结果,消除了算法在求解过程中由于概率接受恶化解而错失当前遇到的最优解的情况;由图 7b 可知:改进前

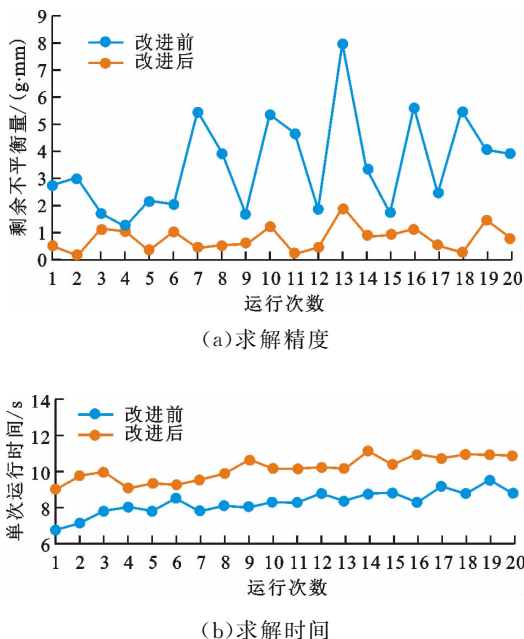


图7 模拟退火算法改进前后的求解精度和求解时间
Fig.7 Comparison of the solution accuracy and solution time of the simulated annealing algorithm before and after the improvement

算法求解时间的均值和标准偏差分别为 8.2、0.654 6 s,改进后为 10.1、0.664 1 s;算法改进优化后,平均运行时间只增加了不到 2 s。综合分析可知:改进算法在提高了求解精度和稳健性的同时,求解效率依然很高。

5 结 论

(1)针对动叶挑选过程中存在的动叶资源利用率低的问题,本文以转子动叶一阶弯曲频率离散度、一阶扭转频率离散度和重力矩差为挑选准则,以叶片数据库中未被挑选的叶片数最少为优化目标,提出了叶片优选算法,实现了动叶装配之前的高效挑选和充分利用。叶片资源利用率从企业目前所能达到的 65%~74%提高到 83%~93%,而且算法运行 20 次时,每次运行的最短时间为 7.7 s、最长时间为 28.7 s,求解效率非常高,便于企业进行推广和应用。

(2)针对企业目前装配序列规划技术所达到的剩余不平衡量总体偏大,导致动叶在装配过程中容易因为装配过程误差致使动叶剩余不平衡量超差的问题,本文以剩余不平衡量最小为优化目标,以 180°对角位置上两支叶片的重力矩差不超过 1 500 g·mm 为约束,提出基于模拟退火算法的动叶装配序列规划算法,所得的剩余不平衡量可达 0.52 g·mm,远远小于给定的设计值 100 g·mm。相比

于企业目前的装配序列规划技术所达到的剩余不平衡量水平(30~100 g·mm),本文提出的动叶装配序列规划算法大大提高了动叶的静平衡可靠性。

(3)针对模拟退火算法求解过程中由于概率接受劣解导致错过遇到的最优解的情况,对模拟退火算法增加记忆单元。改进后的模拟退火算法不仅保持了算法高效求解的特点,而且明显提高了算法的求解精度和稳健性。为风扇转子动叶的装配提供了优化的装配序列和高效的求解算法。

参考文献:

- [1] 周雪刚. 非凸优化问题的全局优化算法 [D]. 长沙: 中南大学, 2010: 1-12.
- [2] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. Ann Arbor, MI, USA: University of Michigan Press, 1975.
- [3] 曹杰, 高智勇, 高建民, 等. 基于制造公差复杂机械产品精准选配方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(7): 1729-1736.
- CAO Jie, GAO Zhiyong, GAO Jianmin, et al. Precise selective assembly method for complex mechanical products based on manufacturing tolerance [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(7): 1729-1736.
- [4] STORN R, PRICE K. Minimizing the real functions of the ICEC'96 contest by differential evolution [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1996: 842-844.
- [5] JERNE N K. Towards a network theory of the immune system [J]. Annual Immunology, 1974(125): 373-389.
- [6] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [7] KENNEDY J, EBERHART R. Swarm intelligence [M]. New York, USA: Academic Press, 2001.
- [8] KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing [J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [9] GLOVER F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence [J]. Computers & Operations Research, 1986, 13(5): 533-549.
- [10] MCCULLOCH W S, PITTS W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity [J]. Bulletin of Mathematical Biology, 1990, 52(1/2): 99-115.

- [11] 包子阳, 余继周, 杨彬. 智能优化算法及其 MATLAB 实例 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2018: 1-7.
- [12] 邢立宁. 知识型智能优化方法及其应用研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2009: 1-10.
- [13] WANG Hui, RONG Yiming, XIANG Dong. Mechanical assembly planning using ant colony optimization [J]. *Computer-Aided Design*, 2014, 47(1): 59-71.
- [14] SHAN Hongbo, ZHOU Shenhua, SUN Zhihong. Research on assembly sequence planning based on genetic simulated annealing algorithm and ant colony optimization algorithm [J]. *Assembly Automation*, 2009, 29(3): 249-256.
- [15] CHEN Shiang-Fong, LIU Yongjin. An adaptive genetic assembly-sequence planner [J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2001, 14(5): 489-500.
- [16] 王豆, 邵晓东, 刘焕玲, 等. 基于混合算法的反射面天线面板装配序列规划 [J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(6): 1243-1252.
- WANG Dou, SHAO Xiaodong, LIU Huanling, et al. Assembly sequence planning for panels of reflector antenna based on hybrid algorithm [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23(6): 1243-1252.
- [17] ZHANG Hanye, LIU Haijiang, LI Lingyu. Research on a kind of assembly sequence planning based on immune algorithm and particle swarm optimization algorithm [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 71(5/6/7/8): 795-808.
- [18] CHEN Wen-Chin, TAI Peihao, DENG Wei-Jaw, et al. A three-stage integrated approach for assembly sequence planning using neural networks [J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(3): 1777-1786.
- [19] MARTÍ R, LAGUNA M, GLOVER F. Principles of scatter search [J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 169(2): 359-372.
- [20] GUO Jianwen, SUN Zhenzhong, TANG Hong, et al. Improved cat swarm optimization algorithm for assembly sequence planning [J]. *The Open Automation and Control Systems Journal*, 2015, 7(1): 792-799.
- [21] LI Xinyu, QIN Kai, ZENG Bing, et al. Assembly sequence planning based on an improved harmony search algorithm [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 84(9/10/11/12): 2367-2380.
- [22] GHANDI S, MASEHIAN E. A breakout local search (BLS) method for solving the assembly sequence planning problem [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 39: 245-266.
- [23] 朱梅玉, 李梦奇, 文学, 等. 汽轮机转子动叶片装配序列智能优化 [J]. *航空动力学报*, 2017, 32(10): 2536-2543.
- ZHU Meiyu, LI Mengqi, WEN Xue, et al. Intelligent optimization of turbine rotor blade assembly sequence [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2017, 32(10): 2536-2543.

(编辑 陶晴 杜秀杰)