

DOI:10.16356/j.1005-2615.2025.04.010

涡轴发动机几何参数-部件-整机性能建模及其应用

李泽琪¹, 席 龙¹, 邓浩民¹, 周文祥¹, 孙思琦²

(1. 南京航空航天大学能源与动力学院, 南京 210016; 2. 中国电子产品可靠性与环境试验研究所, 广州 511370)

摘要: 针对国产涡轴发动机批产过程中整机性能分散性问题, 提出了一种结合制造几何参数、部件性能、整机性能 3 个维度的模型建立方法。首先, 调研获取了 200 台新机重要部件制造几何参数与出厂性能参数, 通过 Spearman 相关系数法筛选出发动机重要部件关键制造几何参数。其次, 基于发动机新机出厂性能参数和部件级模型, 利用部件特性修正因子对发动机部件特性图进行修正, 基于粒子群优化支持向量回归 (Particle swarm optimized support vector regression, PSO-SVR) 方法建立了发动机重要部件关键制造几何参数与部件特性修正因子的对应关系。最后, 建立发动机重要部件关键制造几何参数-部件性能-整机性能模型。验证结果表明, 模型在 25% 额定功率状态下整机性能预测误差不超过 5%, 在 50%、75%、95%、100%、105% 额定功率状态下整机性能预测误差不超过 3%。该模型能够仿真发动机重要部件关键制造几何参数对整机性能分散性的影响, 可以在发动机未试车前进行整机性能预测。

关键词: 分散性; 几何参数; 修正因子; 逆流路法; 支持向量回归; 涡轴发动机

中图分类号: V235.16

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2025)04-0681-12

Modeling of Geometric Parameters-Components-Overall Performance in Turboshaft Engines and Their Applications

LI Zeqi¹, XI Long¹, DENG Haomin¹, ZHOU Wenxiang¹, SUN Siqi²

(1. College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. China Electronic Product Reliability and Environmental Testing Research Institute, Guangzhou 511370, China)

Abstract: Aiming at the problem of performance dispersion of domestic turboshaft engines in batch production, a model-building method integrating manufacturing geometric parameters, component performance, and overall engine performance is proposed. Firstly, the manufacturing geometric parameters and factory performance parameters of important components from 200 new engines are obtained, and the key manufacturing geometric parameters of important engine components are screened by the Spearman correlation coefficient method. Secondly, based on the factory performance parameters of new engines and component-level models, the characteristic diagrams of important engine components are modified using component characteristic correction factors. Based on the particle swarm optimized support vector regression (PSO-SVR) method, the corresponding relationship between the key manufacturing geometric parameters of important engine components and component characteristic correction factors is established. Finally, a model of key manufacturing geometric parameters of important engine components-component performance-overall engine performance is established. The verification results show that the prediction error of the model for the overall engine performance is less than 5% at the 25% rated power, and less than 3% at 50%, 75%, 95%,

收稿日期: 2025-01-09; 修订日期: 2025-05-16

通信作者: 孙思琦, 女, 工程师, E-mail: sunsiqi@ceprei.com。

引用格式: 李泽琪, 席龙, 邓浩民, 等. 涡轴发动机几何参数-部件-整机性能建模及其应用[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2025, 57(4): 681-692. LI Zeqi, XI Long, DENG Haomin, et al. Modeling of geometric parameters-components-overall performance in turboshaft engines and their applications[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2025, 57(4): 681-692.

100%, and 105% rated powers. The model can simulate the influence of key manufacturing geometric parameters on the dispersion of engine performance and enable the prediction of overall engine performance before engine testing.

Key words: dispersibility; geometric parameter; correction factor; reverse flow method; support vector regression (SVR); turboshaft engine

现代直升机组成部件越来越多,飞行环境十分复杂,涡轴发动机作为直升机的主要动力装置,对其性能可靠性的要求也越来越高。由于涡轴发动机各部件生产制造水平及装配水平的差异,会造成各部件制造性能与设计性能产生偏离,进而造成涡轴发动机整机性能出现分散性,影响整机性能可靠性。在发动机设计阶段,当整机循环参数确定后,考虑到部件加工、制造以及装配误差等非确定性因素的影响,设计人员会根据经验或通过发动机性能仿真给各部件性能水平留出一定的裕度,以防批产发动机无法满足既定的整机性能指标。在缺乏量化标准的前提下,需要留出的部件性能设计裕度往往根据经验进行决策。一旦预留的裕度过小,可能造成批产发动机无法满足既定的整机性能指标;如果预留的裕度过大,则无法充分发挥发动机各部件的性能潜力。随着发动机性能仿真设计技术的发展,国内目前已经具备了通过部件级模型,依据部件性能分散性仿真整机性能分散性的能力,但仅凭部件级模型尚无法量化分析部件加工、制造偏差对整机性能的影响,而通过试验统计的方法定量分析部件关键制造几何参数对性能的影响则需要耗费大量的人力、物力,因此目前国内缺乏有效分析发动机整机性能分散性的仿真手段,无法提出提高发动机整机性能一致性的行之有效的控制策略,尚未形成专门针对发动机整机性能一致性的设计能力。

国内外研究人员对影响发动机整机性能的几何控制参数进行了广泛而深入的研究。Freeman^[1]研究了叶尖间隙变化对压气机效率的影响,研究表明,叶尖间隙每增加1%弦长,压气机效率相应损失1.5%。Wang等^[2]通过数值模拟的方法研究了不同间隙形状对压气机气动性能的影响,研究表明,采用开槽叶片能够有效提升压气机的气动稳定裕度、工作效率和流通能力。Scott等^[3]研究了高压涡轮叶尖间隙变化对高压涡轮效率的影响,结果表明,叶尖间隙每减少0.254 mm,发动机耗油率将下降1%,排气总温将降低10 K。曹传军等^[4]采用数值模拟的方法分析了间隙尺寸对某涡扇发动机高压压气机性能的影响,研究表明,叶尖间隙增大时,流量-压比与流量-效率特性线整体向左下方偏移,最大流量、最高压比、峰值效率逐渐降低。Gar-

zon和Darmofal^[5]在针对150个压气机叶片进行测量后,用蒙特卡罗模型法对叶片加工偏差的影响进行预测,研究表明,发动机叶片加工偏差会造成压气机效率平均下降1%。于贤君等^[6]开展了叶片加工偏差对压气机气动性能的影响研究,研究表明,叶型局部几何偏差敏感性受局部几何偏差与偏差点上游边界层的相对尺寸大小影响,局部几何偏差导致的边界层尺寸变化是影响不同区域之间偏差相关性的主要因素。高丽敏等开展了压气机叶片加工偏差对压气机叶栅气动性能的影响规律研究,研究表明,不同位置不同大小的误差对压气机性能影响不一,其中前缘(半径、形状)误差^[7-9]、波纹度偏差^[10-11]、叶型扭转^[12]是影响性能的主要参数。除上述单位外,国内西北工业大学、清华大学、北京航空航天大学等学者^[13-16]相继针对叶轮部件加工偏差引发的初始性能分散性、性能衰减剧烈、使用寿命过短等问题展开了系统深入的研究,并将神经网络等人工智能技术作为加工偏差不确定性量化分析的工具。

目前,对航空发动机新机出厂性能分散性的研究大多停留在关键制造几何参数对部件性能影响这一层次,也有学者尝试通过建立发动机旋转叶轮部件三维CFD模型并结合部件试验数据实现不同制造偏差下旋转叶轮部件气动性能的影响研究,但该方法需要考虑的关键几何参数数量庞大,导致模型计算时间较长,并且仅考虑加工制造偏差对单个部件特性的影响,未能与整机性能分散性建立联系。基于以上不足之处,本文拟通过对涡轴发动机重要部件关键制造偏差数据进行敏感性分析,筛选出对整机性能影响较大的关键几何参数;通过逆流模型修正方法对涡轴发动机新机出厂试车数据进行修正,从而得到各台份发动机旋转叶轮部件的性能修正因子,将其与发动机部件级模型结合建立单台份发动机的性能身份证模型;通过支持向量回归(Support vector regression, SVR)算法对筛选出的发动机重要部件关键制造几何参数与部件特性修正因子进行拟合,获得了该型号发动机重要部件关键制造几何参数与部件特性修正因子的定量关系,结合涡轴发动机部件级模型建立了发动机关键制造几何参数-部件特性-整机性能分散性模型,该

模型可为研究分析发动机零部件加工制造偏差对整机性能分散性的影响提供量化分析工具。

1 新机出厂数据处理

1.1 数据预处理

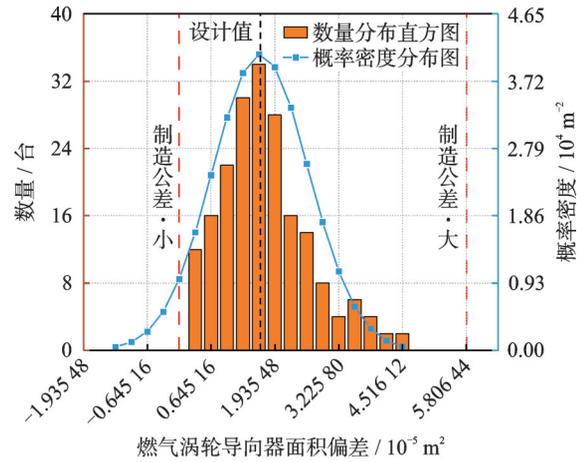
针对某型涡轴发动机,前往发动机制造厂调研获取了该型发动机新机出厂数据共 200 余台份,数据中重要部件制造几何参数包括:1~4 级压气机的转子最小/平均间隙、静子最小/平均间隙、转子叶尖跳动、机匣流道跳动、转子轮毂跳动、机匣叶尖跳动;燃气涡轮导向器面积、1 级转子最小/平均间隙、2 级转子最小/平均间隙;动力涡轮 1 级转子最小/平均间隙、2 级转子最小/平均间隙。

由于加工或装配偏差,发动机重要部件制造几何参数及新机出厂性能都会有一定程度的分散,几何参数应该以设计值为中心分布在满足工艺要求的偏差范围内,性能参数应该以设计点为中心分散在一定的区间范围内。两者的理想分布情况为均值等于设计值,标准差越小越好的正态分布,在这种情况下,性能分散性良好,能够满足新机出厂性能要求。

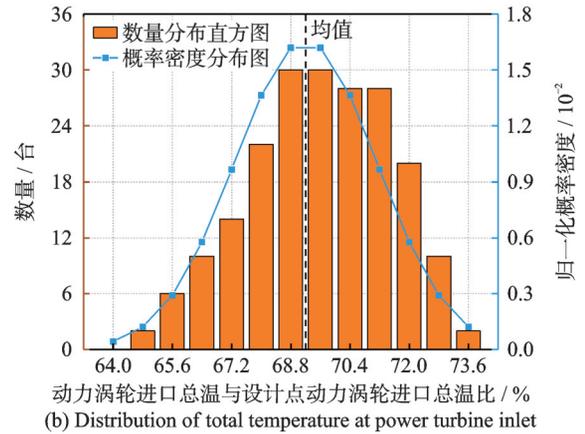
统计各台份发动机重要部件制造几何参数与整机性能数据在各个区间内的数量并绘制正态分布概率密度曲线。以燃气涡轮导向器面积与 95% 额定功率状态下动力涡轮进口总温 T_{145} 为例,如图 1 所示。图 1(a)中,横坐标表示燃气涡轮导向器面积与制造允许最小燃气涡轮导向器面积之差,红色虚线代表制造允许的公差范围,黑色虚线表示采样数据的均值。采样数据全部分布在红色虚线以内,说明该批次出厂新机的燃气涡轮导向器面积全部符合工艺要求,并且由数量分布直方图与概率密度分布图可知燃气涡轮导向器面积统计特性基本符合正态分布规律。图 1(b)中,横坐标为 95% 额定功率状态下动力涡轮进口总温与设计点动力涡轮进口总温百分比,观察其数量分布直方图与概率密度分布图(概率密度为无量纲)可以发现,95% 额定输出功率下动力涡轮进口总温同样符合正态分布。该分布情况符合工艺流程中的实际情况。

1.2 部件关键制造几何参数筛选

本文通过工厂调研获取的发动机重要部件制造几何参数包含各级压气机转子/静子叶尖间隙、燃气涡轮各级各测点转子叶尖间隙、动力涡轮各级各测点转子叶尖间隙等 50 余种。由于获取的几何参数数量庞大,如果直接针对所有部件制造几何参数建立发动机整机性能非确定性模型,模型的复杂



(a) Deviation distribution of gas turbine nozzle area



(b) Distribution of total temperature at power turbine inlet

图 1 新机出厂部分参数制造偏差及部分性能参数分散性分析

Fig.1 Analysis of manufacturing deviations for partial parameters and performance dispersion of a new engine

度以及建模工作量将会成倍增长,所以需要首先对调研获取的发动机重要部件制造几何数据进行敏感性分析,筛选出对新机出厂整机性能分散性影响较大的关键制造几何参数,并基于这些关键制造几何参数以及整机性能试验数据建立涡轴发动机整机性能非确定性模型。

由于工厂调研获取的数据样本量较大,且部件制造几何参数对整机性能参数的影响为非线性,本文采用 Spearman 相关系数法进行敏感性分析。

Spearman 相关系数法是一种非参数统计方法,用来分析两个变量之间的非线性相关性强度和方向,其计算基于变量的秩次而不是实际值。对于两个变量 X 和 Y 之间的相关性,其计算公式如下

$$\begin{cases} \rho_{XY} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \\ d_i = r_{X_i} - r_{Y_i} \end{cases} \quad (1)$$

式中: r_{X_i} 为 X_i 在 X 中的秩次; r_{Y_i} 为 Y_i 在 Y 中的秩次; ρ_{XY} 表示变量 X 与变量 Y 的 Spearman 相关性系

数, ρ_{XY} 的绝对值越大代表两个变量的相关性越强。

基于 Spearman 相关系数法进行敏感性分析, 选取获取的新机出厂部件所有制造几何参数作为变量 X, 新机出厂整机性能试验数据燃气涡轮转速 n_g 、动力涡轮进口总温 T_{45} 、压气机压比 π_{cp} 、耗油率 (Specific fuel consumption, SFC) 作为变量 Y; 计算得出相关系数矩阵, 为了可以更加清晰直观地观测关键制造几何参数与整机性能试验参数的相关性大小, 将该矩阵绘制成热力图, 如图 2 所示。

绝对值越大的参数在热力图上的颜色越深, 可以看到几乎所有部件的制造几何参数与典型功率下发动机整机性能试验参数的相关性系数小于 0.3, 这可能是因为新机出厂部件制造几何参数需要满足一定的公差范围, 而在规定的公差范围内, 几何参数与整机性能参数的相关性被削弱; 也有可能因为几何参数并不是单独作用, 而是相互影响, 共同作用, 导致单个几何参数与整机性能相关性被削弱。

压气机典型制造几何参数与新机出厂整机性能试验数据相关性热力图中, 一级压气机转子最小间隙对 n_g 、 T_{45} 、SFC 影响较大, 但对压气机增压比 π_{cp} 不敏感; 一级压气机转子平均间隙与 n_g 、 T_{45} 、 π_{cp} 、SFC 的相关性系数均在 0.1 左右, 二级压气机转子最小间隙与 n_g 、 T_{45} 、 π_{cp} 、SFC 相关性系数均大于 0.15, 其中与 π_{cp} 的相关性系数为 0.224, 这在压气机所有制造几何参数与整机性能参数相关性系数中是最大的。其余压气机制造几何参数与整机性能数据相关性系数均小于 0.1, 综合比较后本文选取一级压气机转子最小/平均间隙、二级压气机转子最小间隙作为压气机部件的关键制造几何参数。

涡轮典型制造几何参数与新机出厂整机性能数据相关性热力图中, 下标 1、2、3、4、5、6 代表的是不同测点, min 代表最小, 燃气涡轮导向器面积与整机性能参数相关性系数均为负值且绝对值较大, 燃气涡轮一级转子间隙 3 个测点的最小间隙以及二级转子最小间隙、平均间隙与整机性能数据相关性系数较大 (大于 0.15), 选取以上参数作为燃气涡轮部件关键制造几何参数; 而动力涡轮几乎所有典型制造几何参数与整机性能参数的相关性系数均比较大, 充分说明动力涡轮制造几何参数对整机性能影响较大, 需要重点关注。

综上所述, 本文最终选取压气机一级转子最小/平均叶尖间隙、压气机一级静子最小叶尖间隙、压气机二级转子最小间隙、燃气涡轮导向器面积、

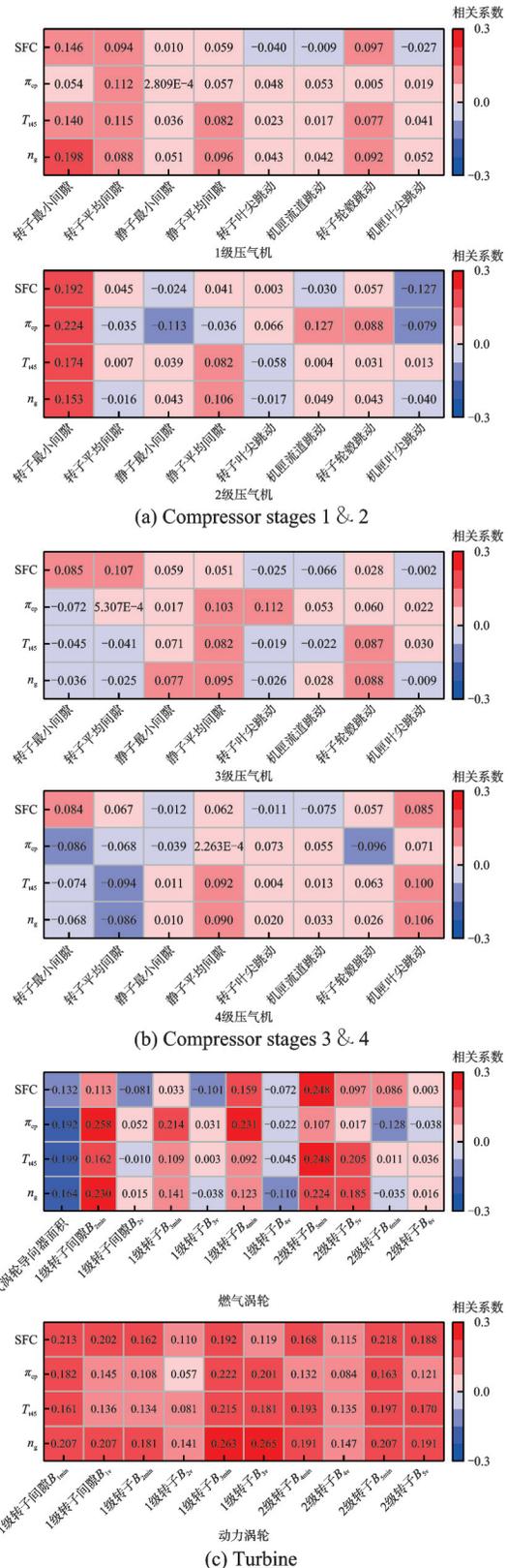


图 2 重要部件制造几何参数与整机性能相关性分析
Fig.2 Correlation analysis between key component manufacturing geometric parameters and overall engine performance

燃气涡轮一/二级转子叶尖间隙、动力涡轮一/二级转子叶尖间隙等 9 个参数作为某型涡轴发动机关键制造几何参数。

用尾喷管部件计算得到的气体流量 m_8 与动力涡轮出口流量 m_5 平衡迭代计算得到动力涡轮压比特性参数 π_{pt} , 完成整个逆流路计算。通过逆流路模块计算, 可以计算得到所有旋转叶轮部件特性参数, 具体包括压气机压比 π_{cp} 、压气机效率 η_{cp} 、燃气涡轮落压比 π_{gt} 、燃气涡轮效率 η_{gt} 、动力涡轮落压比 π_{pt} 、动力涡轮效率 η_{pt} 。

2.2 基于逆流路法的粒子群优化特性修正方法

发动机各部件匹配工作决定发动机整机性能。旋转叶轮部件是涡轴发动机的核心部件, 其性能分散性直接影响涡轴发动机整机性能分散性。旋转叶轮部件的性能分散性主要体现在部件压比、流量、效率特性的差异上, 由于制造工艺和装配公差的影响, 旋转叶轮部件的关键制造几何参数与设计值有偏差, 这就导致旋转叶轮部件的性能特性偏离标准设计特性。研究发动机整机性能分散性本质上就是研究发动机旋转叶轮部件制造特性与标准设计特性的差异。在发动机部件级模型中, 通常用部件特性图来表示旋转叶轮部件的性能特性, 同一型号不同个体发动机之间的性能差异可以通过修正标准部件特性图来实现, 这种针对个体发动机进行特性图修正得到的发动机模型被称为个体发动机身份证模型^[18]。

通常, 修正发动机旋转叶轮部件特性图是通过修正特性因子来实现的。修正特性因子可以对部件特性图进行平移、缩放、拉伸操作, 其表达式为

$$\theta_i = a + b(n_i - 1) + c(n_i - 1)^2 \quad (2)$$

式中: n_i 为相对换算转速, 取值范围为 0~1; θ_i 为 n_i 转速线的修正因子; a 、 b 、 c 分别为零阶、一阶、二阶多项式修正系数, 零阶修正系数控制特性线的密集度。采用修正因子对旋转叶轮部件特性图的修正前后示意图如图 4 所示。

本文采用一种基于逆流路法的粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 方法对涡轴发动机旋转叶轮部件特性进行修正, 其修正算法基本流程如图 5 所示。

图 5 中, 传感器量测参数包括压气机出口总压、动力涡轮进口总温、动力涡轮输出功率、燃气涡轮物理转速, 将传感器参数输入涡轴发动机逆流路模型中, 此时发动机共同工作方程除了传统的流量平衡、功率平衡外, 还需增加各量测参数计算值与传感器实测值相等的平衡方程, 通过牛顿-拉弗森迭代计算得到该状态下压气机、燃气涡轮、动力涡轮的共同工作点。将各部件共同工作点作为优化

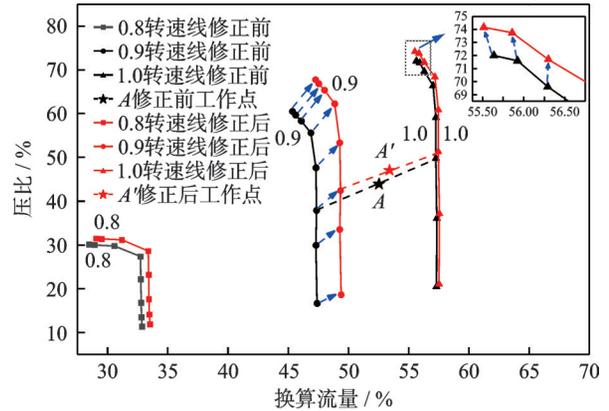


图 4 基于修正因子修正旋转叶轮部件特性原理示意图
Fig.4 Schematic diagram of correction principle for rotating impeller component characteristics based on correction factors

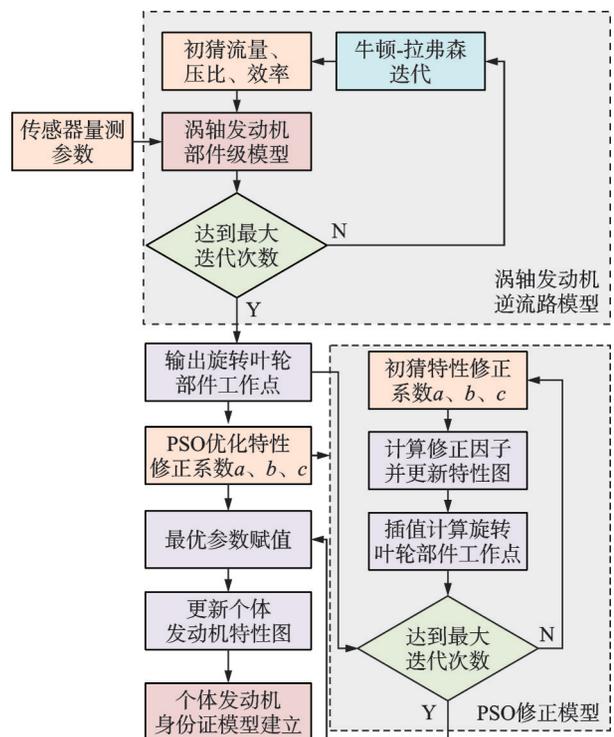


图 5 基于逆流路法的 PSO 修正方法

Fig.5 PSO correction method based on reverse flow path algorithm

目标输入 PSO 修正模型, 通过更新之后的特性图插值计算得到的共同工作点进行比较, 最终得到该个体发动机部件特性的修正系数与新特性图。该方法与传统修正方法相比, 增加了逆流路计算模块, 可以精准地计算出发动机的实际共同工作点, 区别于传统修正方法直接以传感器量测参数作为优化目标, 逆流路修正方法以发动机共同工作点匹配作为优化目标, 从而能够更为精准地指引粒子更新方向, 避免 PSO 寻优陷入局部最优的情况。同时, 该修正方法只需要在计算发动机共同工作点时进行一次流路计算, 而在 PSO 寻优过程中不再需

要进行流路计算,这将大大提高 PSO 优化算法的寻优速率。

2.3 个体发动机身份证模型

采用上述方法对收集的 200 台涡轴发动机新机出厂数据进行修正,设置修正误差精度目标为 2%,修正结果如图 6 所示。

图 6 中箱体两端的位置分别对应数据集的 25% 和 75% 分界线,各功率状态下压气机出口总压 p_{t3} 、动力涡轮进口总温 T_{t45} 、动力涡轮输出轴功率 N_{pt} 、燃气涡轮物理转速 n_g 的平均误差均小于 2%,大多数点集中分布在 $-1\% \sim 1\%$ 以内。在 4 个量测参数中, p_{t3} 、 T_{t45} 、 n_g 的建模误差要小于 N_{pt} ,这在图 6 中表现为代表 N_{pt} 建模误差的箱体比其余 3 个量测参数的箱体大;

高功率状态(75% 额定及以上)各量测参数建模误差要小于低功率状态各量测参数建模误差,这是因为模型计算的误差为相对误差,而低状态下各量测参数基准值较小,同样的绝对误差在低状态下相对误差较大。个别台份发动机部分参数建模误差偏大可能是由于测量不确定性或未建模因素影响造成的,是一种正常的现象。各个量测参数修正之后绝大多数误差均小于 2%,这说明采用基于逆流路法的 PSO 修正方法对涡轴发动机旋转叶轮部件特性进行修正是合理且有效的,修正之后的发动机模型可以作为该台份发动机个体身份证模型使用,部件特性修正系数的分散性能够体现出整机性能分散性的变化情况,这为接下来建立涡轴发动机关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型奠定了理论基础。

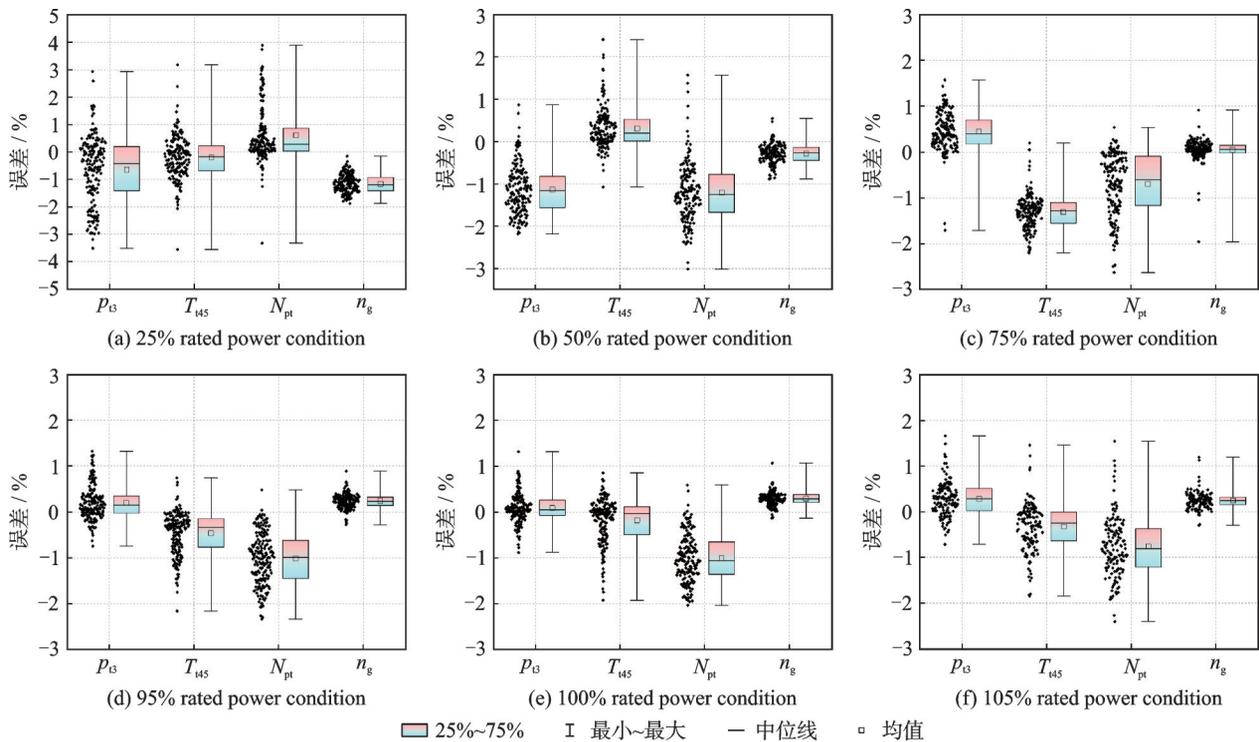


图 6 个体发动机身份证模型建模误差

Fig.6 Modeling errors of individual engine identification model

3 关键制造几何参数-部件性能-整机性能模型

在第二节中已经得到了新机出厂发动机各关键制造几何参数与整机性能之间的相关性,本节将建立发动机关键制造几何参数与部件特性修正系数之间的预测模型,形成关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型,在已知发动机新机出厂关键制造几何参数情况下,采用支持向量回归机自动匹配出一组部件特性修正系数,并对发动机部件特性进行修正,建立该台发动机的身份证模型。在已知

若干台发动机新机出厂关键制造几何参数的情况下能够模拟该批次发动机的整机性能分散性。

3.1 支持向量回归模型

部件关键制造几何参数与部件特性修正系数映射模型的构建实质上是一个回归任务,处理回归任务最重要的是选择合适的回归模型。

考虑到发动机关键制造几何参数与部件特性修正系数为非线性关系,且作为输入特性的发动机关键制造几何参数数量较多,本文拟采用 SVR 模型来实现对部件特性修正系数的预测。

SVR 是支持向量机(Support vector machine,

SVM)在回归分析中的变体,其核心思想在于通过找到一个超平面,使得该超平面对大多数数据样本点的预测误差最小,并且在一定程度上容忍一些较小的误差,即 SVR 方法试图找到一个函数 $f(x)$,使得对于大多数数据样本点 (x_i, y_i) ,预测值 $f(x_i)$ 与真实值 y_i 之间的误差不超过某个给定的阈值 ϵ ,如图 7 所示。

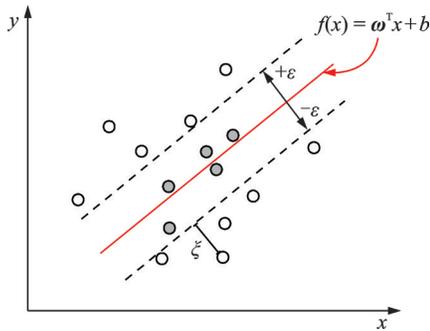


图 7 SVR 优化方法原理图

Fig.7 Schematic diagram of SVR optimization method

SVR 的优化目标可以表示为

$$\begin{cases} \min_{\omega, b, \xi, \xi^*} \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \right) \\ y_i - \omega^T \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \omega^T \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: ω 为权向量,代表超平面的方向; b 为偏置项; x_i 为关键制造几何参数; y_i 为部件特性修正系数; $\phi(x_i)$ 为从关键制造几何参数到部件特性修正系数的映射函数; ϵ 为不敏感带宽度; C 为惩罚因子; ξ_i 和 ξ_i^* 为松弛变量。

3.2 SVR 参数寻优

由于最优参数的确定将直接影响径向基核函数 SVR 预测模型,为了进一步提高 SVR 模型预测性能,应该利用有效的优化算法对 SVR 模型参数进行寻优。

本文采用基于粒子群优化支持向量回归(Particle swarm optimized support vector regression, PSO-SVR)方法^[19]对 SVR 模型中的不敏感带宽 ϵ 、惩罚因子 C 和核函数带宽 γ 进行寻优,适应度函数为均方根误差(Root mean square error, RMSE),定义当 $\text{RMSE} = 0$ 和 $R^2 = 1$ 时适应度最优,参数优化结果最好。设置 3 个参数的寻优范围:不敏感带宽 ϵ 为 0.000 1~0.1,核函数带宽 γ 为 0.01~100,惩罚因子 C 为 0.1~10。PSO-SVR 模型优化及预测过程如图 8 所示。

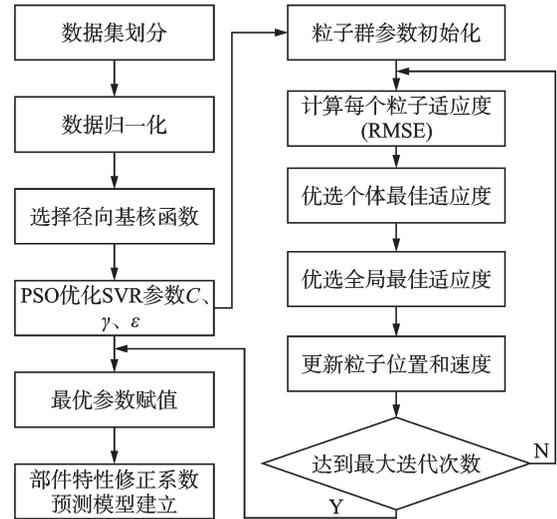


图 8 基于 PSO-SVR 算法优化流程

Fig.8 Optimization process based on PSO-SVR algorithm

具体步骤如下:

步骤 1 划分数据集,随机选取 80% 的数据量作为训练集,剩余 20% 作为测试集。

步骤 2 归一化处理,对训练集和测试集所有数据进行归一化处理,表达式为

$$\hat{X} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

式中: \hat{X} 为数据归一化值, X_i 为数据原始值, X_{\min} 为原始数据最小值, X_{\max} 为原始数据最大值。

步骤 3 PSO 参数初始化,粒子数目 P_{num} 取 50,最大迭代次数取 150,随机初始化每个粒子位置,取最大速度 $v_{\max} = 0.2 \times (x_{\text{up}} - x_{\text{down}})$, x_{up} 与 x_{down} 分别为粒子位置的上界与下界,其物理意义分别表示待优化参数的最大值与最小值。粒子群中的所有粒子根据式(5)更新速度。

$$v_{ij} = \omega v_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 (g_j - x_{ij}) \quad (5)$$

式中: p_{ij} 为当前粒子群中的个体最优粒子; g_j 为历代全局最优粒子; r_1 和 r_2 取 $(0, 1)$ 中的随机数; c_1 称为认知学习因子, c_2 称为社会学习因子,这两个因子使粒子进行自我总结和向群体中优秀个体学习,从而向自己的历史最优点以及群体内或邻域内的全局最优点靠近,一般取 $c_1 = c_2 = 2$; ω 为惯性权重,取较大的值代表粒子群具有较强的全局搜索能力,取较小的值代表重视粒子群的局部搜索能力,这里设定惯性权重 $\omega = 0.4$ 。

步骤 4 求取粒子的适应度值,初始化 SVR 参数 C 、 ϵ 、 γ ,计算每个粒子的适应度函数。

步骤 5 优选个体适应度,对所有粒子适应度迭代优选,获得全局最优适应度个体。

步骤 6 更新每个粒子的速度与位置,根据适

应度函数值的大小对种群中的个体进行更新,形成新一代粒子群,循环执行步骤4直至得到最佳适应度粒子,对应最优位置向量 (C, ϵ, γ) ,即:最优SVR模型惩罚因子 C 、不敏感带宽 ϵ 和核函数带宽 γ 。最优参数如下: $C=7.5171$, $\epsilon=0.0465$, $\gamma=74.3658$ 。

步骤7 建立最优SVR模型,将SVR模型中的参数 C, ϵ, γ 更新为最优组合,建立PSO-SVR部件特性修正系数预测模型。

3.3 部件特性修正系数预测结果分析

为了直观地体现3.2小节建立的部件特性修正系数模型的预测精度,以压气机为例,绘制压气机压比、流量、效率修正因子的多项式零阶修正系数实际值与模型预测值的散点图,如图9所示。

图9显示了压气机压比、流量、效率预测模型的样本训练集及测试集的预测值与实际值散点对比图,图中 $y=x$ 函数图像表示最佳预测性能即预测值与实际值相等,黑色散点代表训练集数据,红色散点代表测试集数据。黑色散点基本集中分布在 $y=x$ 函数图像两侧且红色散点分布稍远,这说

明训练集的预测误差小于测试集,在相关性系数方面表现为训练集的RMSE小于测试集RMSE。以相对误差为指标对预测结果划分误差区间(如图9中虚线所示),压气机零阶压比修正系数预测模型中训练集所有点误差均位于 $-1\% \sim 1\%$ 范围内;测试集有93.8%的点误差位于 $-1\% \sim 1\%$ 范围内,其余点误差均位于 $-2\% \sim 2\%$ 。压气机零阶流量修正系数预测模型中训练集所有点误差均位于 $-2\% \sim 2\%$ 范围内,有97%的点误差位于 $-1\% \sim 1\%$ 范围内;测试集有95.9%的点误差位于 $-2\% \sim 2\%$ 范围内,有71.4%的点误差位于 $-1\% \sim 1\%$ 范围内。压气机零阶效率修正系数预测模型中训练集所有点误差均位于 $-2\% \sim 2\%$ 范围内,有97.3%的点误差位于 $-1\% \sim 1\%$ 范围内;测试集有90.7%的点误差位于 $-2\% \sim 2\%$ 范围内,有64.7%的点误差位于 $-1\% \sim 1\%$ 范围内。这表明通过PSO-SVR方法建立关键制造几何参数预测修正系数模型是可行的。预测误差产生的原因可能是除了已经选取的关键制造几何参数外,尚有其他典型制造几何参数也会对部件特性修正系数产生影响,而在本模型中未加考虑。

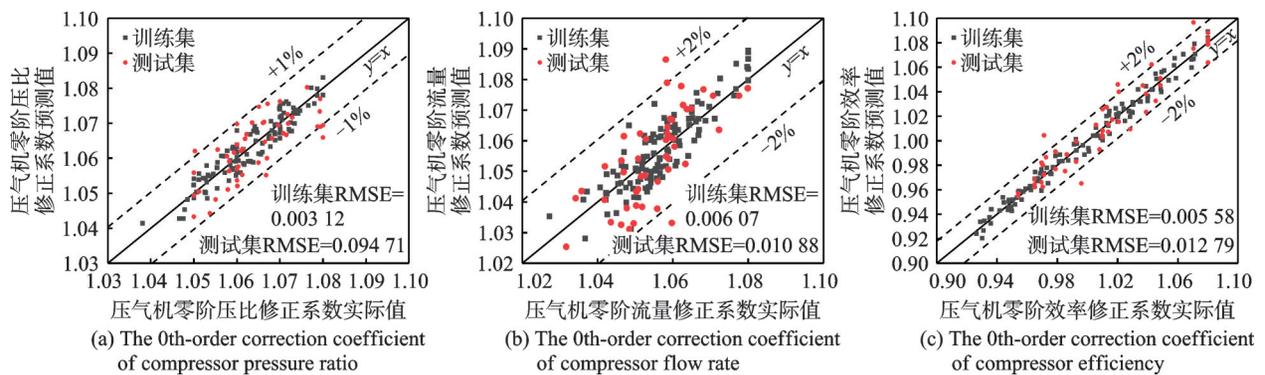


图9 SVR压气机修正系数预测结果分析

Fig.9 Analysis of SVR prediction results for compressor correction coefficients

3.4 整机性能模型搭建与验证

将3.2小节建立的关键制造几何参数-部件特性修正系数预测模型与传统的发动机部件级模型相结合形成关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型,基于该模型进行发动机性能预测,其计算流程图如图10所示。

首先将9个关键制造几何参数作为输入参数输入SVR部件修正系数预测模型,输出各旋转叶轮部件特性图的流量、压比、效率修正系数,利用修正系数计算修正因子并更新组合压气机、燃气涡轮、动力涡轮的特性图。将更新后的特性图作为发

动机部件级模型的特性图进行流路计算,建立个体发动机身份证模型,预测各截面参数与整机性能参数,完成整机性能仿真。

为了验证所建立的关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型的有效性,将调研获取的涡轴发动机新机出厂关键制造几何参数数据输入该模型,比较模型计算得到的整机性能预测数据与整机性能试验数据,误差如图11所示。

除了25%额定功率状态外,50%、75%、95%、100%、105%额定功率状态下反映发动机气路性能的各量测参数模型计算值与实际值的误差均小

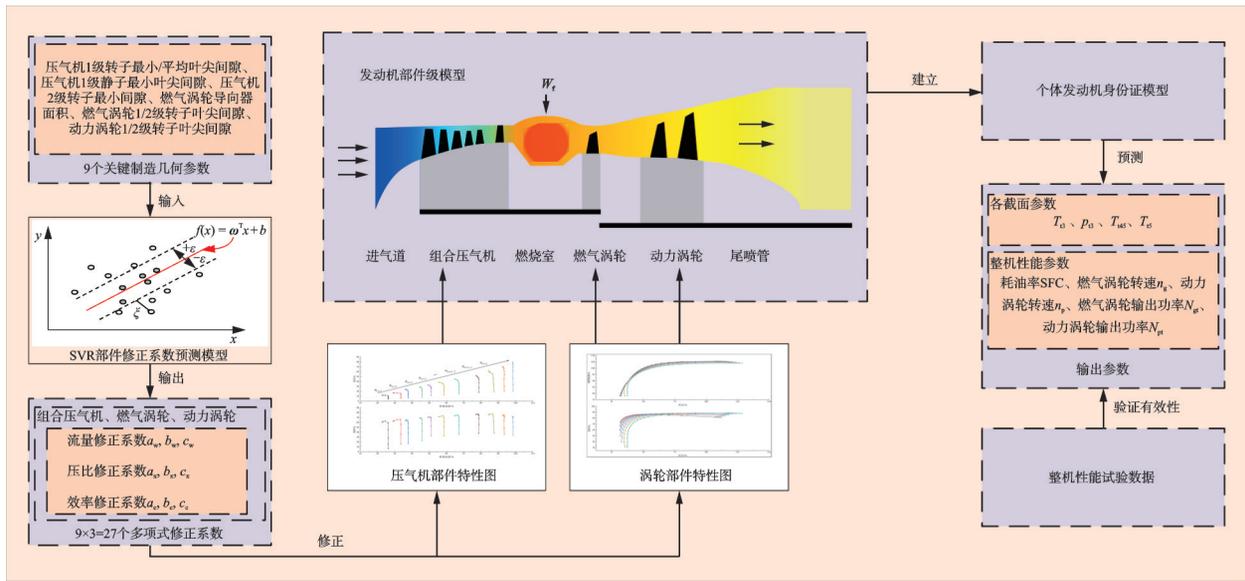


图 10 关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型原理图

Fig.10 Schematic diagram of key manufacturing geometric parameters, component characteristics, and overall engine performance model

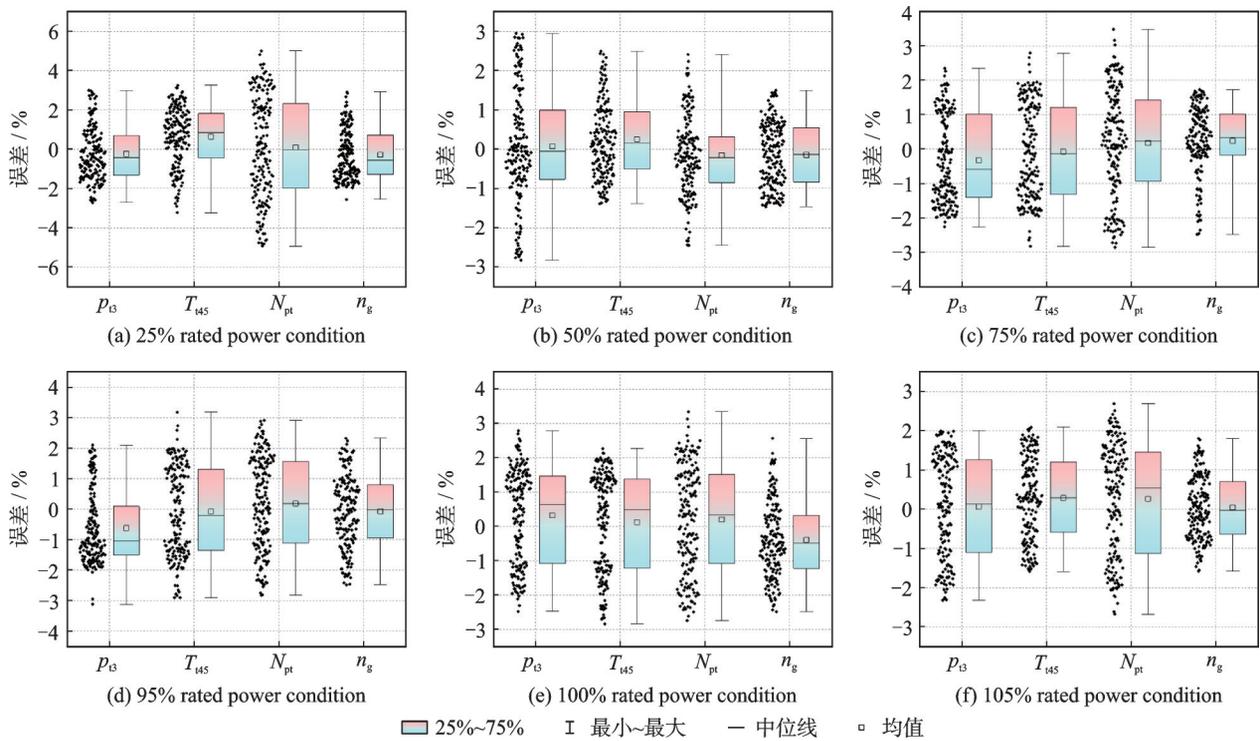


图 11 关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型误差

Fig.11 Model errors of key manufacturing geometric parameters, component characteristics, and overall engine performance

于 3%，95% 以上样本点误差都在 2% 之内。在 25% 额定功率状态下，动力涡轮输出功率 N_{pt} 最大误差达到 5%，其余量测参数误差基本小于 3%，这是因为计算误差为相对误差，25% 额定功率状态下各量测参数基准值较小，相同的绝对值误差条件下计算得到的相对误差较大。相比于图 6 个体发动机建模误差，关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型计算误差稍大，这可能受限于 PSO-SVR

方法建立的关键制造几何参数预测特性图修正系数模型存在一定的建模误差。总体而言，除个别功率状态下个别参数外，关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型的误差基本都在 3% 以内，具备工程化应用潜力。后续如果能找到更合适的优化算法对身份证模型、关键制造几何参数预测特性图修正系数模型进行优化，关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型的计算误差有望进一步缩小。

4 结 论

(1)基于200台某型涡轴发动机新机数据,筛选出影响部件性能的关键制造几何参数:压气机为1、2级转子叶尖最小/平均间隙,1级静子叶尖最小间隙;燃气涡轮为导向器面积,1、2级转子叶尖间隙;动力涡轮为1、2级转子叶尖间隙。

(2)对发动机旋转叶轮部件特性进行修正,建立了各台份新机的个体性能身份证模型,各量测参数误差基本都小于2%。

(3)建立了某型涡轴发动机关键制造几何参数-部件特性-整机性能模型,并进行了仿真验证,除个别功率状态下个别参数外,各量测参数误差均小于3%,较好地满足涡轴发动机新机出厂性能预测要求。

参考文献:

- [1] FREEMAN C. Effect of tip clearance flow on compressor stability and engine performance: LS-1985-05[R]. [S.l.]: Von Karman Institute for Fluid Dynamics, 1985.
- [2] WANG Z, JIA X, CAI R. Influence of blade tip clearance shapes on aerodynamic performance of an axial flow compressor stator[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, 2002, 216(5): 395-401.
- [3] SCOTT B, LATTIME B M. Turbine engine clearance control system; current practices and future directions: NASA/TM-2002-211794[R]. [S.l.]: NASA Glenn Research Center, 2002.
- [4] 曹传军, 翟志龙. 叶尖间隙对民用大涵道比跨音速压气机性能的影响[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(10): 230-236.
CAO Chuanjun, ZHAI Zhilong. Influence of tip clearance on civil high-bypass-ratio transonic compressor aerodynamic performance[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(10): 230-236.
- [5] GARZON V E, DARMOFAL D L. Impact of geometric variability on axial compressor performance[J]. Journal of Turbomachinery, 2003, 125(4): 692-703.
- [6] 于贤君, 李明志, 安广丰, 等. 高压压气机出口级叶型加工偏差影响的相关性分析[J]. 工程热物理学报, 2022, 43(4): 929-938.
YU Xianjun, LI Mingzhi, AN Guangfeng, et al. Correlation analysis on the influence of manufacture deviation for the compressor blade airfoils of a high-pressure compressor outlet stage[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2022, 43(4): 929-938.
- [7] 高丽敏, 蔡宇桐, 曾瑞慧, 等. 叶片加工误差对压气机叶栅气动性能的影响[J]. 推进技术, 2017, 38(3): 525-531.
GAO Limin, CAI Yutong, ZENG Ruihui, et al. Effects of blade machining error on compressor cascade aerodynamic performance[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(3): 525-531.
- [8] 高丽敏, 蔡宇桐, 郝燕平, 等. 加工误差对压气机叶片气动性能影响试验研究[J]. 推进技术, 2017, 38(8): 1761-1766.
GAO Limin, CAI Yutong, HAO Yanping, et al. Experimental investigation on aerodynamic performance of compressor blade considering manufacturing error [J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(8): 1761-1766.
- [9] 李萍. 叶片加工误差及数据传递对压气机气动性能的影响[D]. 西安: 西北工业大学, 2015.
LI Ping. Influence of blade machining error and data transfer on aerodynamic performance of compressor [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2015.
- [10] 高丽敏, 杨光, 王浩浩, 等. 波纹对高亚音叶型气动敏感位置和宽度研究[J]. 工程热物理学报, 2023, 44(1): 78-85.
GAO Limin, YANG Guang, WANG Haohao, et al. Research on the aerodynamic sensitive position and width of waviness on the high subsonic profile[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2023, 44(1): 78-85.
- [11] 高丽敏, 杨光, 王浩浩, 等. 波纹度偏差对高负荷压气机叶型的影响[J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(3): 117-128.
GAO Limin, YANG Guang, WANG Haohao, et al. Effect of waviness on the blade profile of the high-load compressor[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(3): 117-128.
- [12] 但玥, 王浩浩, 高丽敏, 等. 扭转度误差对跨声速压气机叶片性能的影响[J]. 推进技术, 2023, 44(10): 89-96.
DAN Yue, WANG Haohao, GAO Limin, et al. Effects of twist angle error on transonic compressor blades performance[J]. Journal of Propulsion Technology, 2023, 44(10): 89-96.
- [13] 蔡宇桐, 高丽敏, 马驰, 等. 基于NIPC的压气机叶片加工误差不确定性分析[J]. 工程热物理学报, 2017, 38(3): 490-497.
CAI Yutong, GAO Limin, MA Chi, et al. Uncertainty quantification on compressor blade considering manufacturing error based on NIPC method[J]. Journal of

- Engineering Thermophysics, 2017, 38(3): 490-497.
- [14] GUO Z T, CHU W L, ZHANG H G, et al. Statistical evaluation of stability margin of a multi-stage compressor with geometric variability using adaptive polynomial chaos-Kriging model[J]. Physics of Fluids, 2023, 35(7): 076114.
- [15] WANG J Y, ZHENG X Q. Review of geometric uncertainty quantification in gas turbines[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2020, 142(7): 070801.
- [16] WANG X J, ZOU Z P. Uncertainty analysis of impact of geometric variations on turbine blade performance [J]. Energy, 2019, 176: 67-80.
- [17] 陆桑炜. 变循环发动机非线性自适应模型研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- LU Sangwei. Study on nonlinear adaptive model of variable cycle engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.
- [18] 陈煜, 黄金泉, 罗启君, 等. 基于遗传算法的涡喷发动机身份证模型建立[J]. 航空发动机, 2015, 41(4): 24-28.
- CHEN Yu, HUANG Jinqun, LUO Qijun, et al. Establishment of turbojet engine identification model based on genetic algorithms[J]. Aeroengine, 2015, 41(4): 24-28.
- [19] 熊伟丽, 徐保国. 基于 PSO 的 SVR 参数优化选择方法研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(9): 2442-2445.
- XIONG Weili, XU Baoguo. Study on optimization of SVR parameters selection based on PSO[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(9): 2442-2445.

(编辑: 胥橙庭)