

# 基于试车和总体性能仿真数据驱动的燃气 涡轮发动机性能预测

刘恩宏<sup>1, 2, 3</sup>, 王富宁<sup>2, 3</sup>, 张敏<sup>2, 3</sup>, 王阳阳<sup>2, 3</sup>, 杜娟<sup>2, 3, 5</sup>, 张宏武<sup>4, 5</sup>

- (1. 华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 北京 102206;
2. 中国科学院 工程热物理研究所 数字孪生研究中心, 北京 100190;
3. 中国科学院 轻型涡轮动力全国重点实验室, 北京 100190;
4. 中国科学院 工程热物理研究所 先进燃气轮机实验室, 北京 100190;
5. 中国科学院大学 星际航行学院, 北京 100049)

**摘 要:** 以某燃气轮机为研究对象, 利用基于部件法的燃气轮机总体性能仿真模型, 通过敏感性分析选取合适的部件特性修正系数, 然后耦合试车数据设计共同工作方程组, 并利用多点优化对部件特性进行修正, 最终获得高精度的燃气轮机总体性能仿真模型。基于修正后总体性能仿真模型获得的数据, 使用多层感知机(MLP)建立燃气轮机性能预测模型。研究表明: 与试车数据相比, 基于修正后燃气轮机总体性能仿真数据建立的预测模型, 对各稳态工况点性能评估的误差均在1%以内, 满足工程精度需求, 并且比修正后的总体性能仿真模型快74.7%, 计算耗时远小于总体性能仿真模型, 能够为燃气轮机总体性能实时预测提供技术支撑。

**关 键 词:** 燃气涡轮发动机; 总体性能仿真; 试车数据; 人工智能预测模型; 数据驱动

中图分类号: V235.1

文献标志码: A

## Performance prediction of gas turbine engines driven by test and overall performance simulation data

Liu Enhong<sup>1, 2, 3</sup>, Wang Funing<sup>2, 3</sup>, Zhang Min<sup>2, 3</sup>, Wang Yangyang<sup>2, 3</sup>,  
Du Juan<sup>2, 3, 5</sup>, Zhang Hongwu<sup>4, 5</sup>

- (1. School of Energy Power and Mechanical Engineering,  
North China Electric Power University, Beijing 102206, China;
2. Digital Twin Research Center, Institute of Engineering Thermophysics,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
3. National Key Laboratory of Science and Technology on Advanced Light-duty Gas-turbine,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
4. Advance Gas Turbine Laboratory, Institute of Engineering Thermophysics,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
5. School of Space Exploration, University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Taking a certain gas turbine as the research object, a component-based overall

收稿日期: 2025-07-01

基金项目: 中国科学院国际伙伴计划(117GJHZ2023043GC); 中国科学院战略性先导科技专项(XDA29050500)

作者简介: 刘恩宏(2000—), 男, 硕士生, 研究领域为燃气涡轮发动机总体性能模型。E-mail: liuenhong@ncepu.edu.cn

通信作者: 杜娟(1983—), 女, 研究员, 博士, 研究领域为燃气涡轮发动机与人工智能。E-mail: dujuan@iet.cn

引用格式: 刘恩宏, 王富宁, 张敏, 等. 基于试车和总体性能仿真数据驱动的燃气涡轮发动机性能预测[J]. 航空动力学报, 2026, 41(9): 20250308. Liu Enhong, Wang Funing, Zhang Min, et al. Performance prediction of gas turbine engines driven by test and overall performance simulation data[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(9): 20250308.

performance computational model was developed. Sensitivity analysis was conducted to select appropriate correction coefficients for component characteristics. Test data was then coupled to design a coordinated operating equation set, and multi-point optimization was applied to refine the component characteristics. This methodology ultimately yielded a high-precision overall performance simulation model for the gas turbine. Based on the data obtained from the modified overall performance simulation model, a gas turbine performance prediction model was established using a multilayer perceptron (MLP). The results showed that, compared with the test data, the prediction model based on the modified gas turbine overall performance simulation data had an error of less than 1% in the performance evaluation of each steady-state operating point, which met the engineering accuracy requirements. It was also 74.7% faster than the corrected model, significantly reducing the computing time, and providing technical support for real-time prediction of the overall performance of gas turbine.

**Keywords:** gas turbine; overall performance simulation; test data; artificial intelligence predictive modeling; data-driven

燃气涡轮发动机是一种复杂的热力机械,其作为现代动力装置的核心技术之一,具有高功质比/推质比、多燃料适应性、快速启动与负载响应能力以及高效的能量转换能力,在电力生产、管道运输、船舶动力以及航空航天等领域有着广泛的应用,其性能和效率对系统的可靠性和经济性至关重要。燃气轮机工作状态与性能由各部件匹配共同决定,研制过程涉及气动、燃烧、传热、结构、材料、控制等众多学科,是一项复杂的系统工程,而整机总体性能分析在其研制过程中有着关键性作用<sup>[1-2]</sup>。

数值仿真技术是推动燃气轮机设计体系变革,实现从需要大量试验的传统设计体系向以计算流体力学等数值模拟方法为主的“预测设计”体系变革的重要手段。通过数值仿真技术,可以提前评估燃气轮机性能,大幅度减少试验次数并降低试验风险和成本,从而提高研发效率和缩短研制周期。整机总体性能仿真作为燃气轮机数值仿真重要的组成部分,通过数学模型和数值计算方法,模拟燃气轮机在不同工况下的整机性能,在其研发、测试、运维等各个阶段的全生命周期中发挥着重要作用。整机总体性能仿真模型建模方法主要包括基于物理机理和基于数据驱动两种方法<sup>[3-5]</sup>。基于物理机理的模型建模方法主要是根据其内部的热力学、流体力学和部件特性等相关知识,通过简化建模实现燃气轮机总体性能计算;基于数据驱动的模型建模方法则通过分析实测数据或模拟数据,利用机器学习、统计学等方法来构建燃气轮机性能模型,该方法不依赖传统的物理方程或部件特性图,而是通过发现输入与输出数据之

间的隐含关系,实现对燃气轮机性能的预测。

目前,国内外学者采用基于物理机理的建模方法对燃气轮机总体性能模型进行了大量的研究。主要利用部件匹配法,基于各部件匹配运行时所遵循的流量平衡、压力平衡以及功率平衡等平衡方程确定整机共同工作方程组,实现整机性能求解<sup>[6-9]</sup>。在这一过程中,最重要的是压气机、涡轮等核心部件级模型建模,主要的建模方法是利用部件特性图来确定压比、流量、效率和转速之间的关系<sup>[10]</sup>,也有一些研究通过缩放法、级叠加法和回归法等,在部件特性图缺失时对特性图进行构造和替代<sup>[11-14]</sup>,随着计算机技术的发展,也出现了利用机器学习算法来预测部件特性的相关研究<sup>[15]</sup>。另一方面,经过长时间的发展,许多成熟的商业软件也逐步形成,具有代表性的如美国 Toledo 大学和 NASA Lewis 研究中心联合开发的基于 Java 语言框架的 Onyx 仿真软件;荷兰国家航空航天实验室基于 DYNGEN 程序开发的 GSP 仿真软件;德国 MTU 公司开发的燃气涡轮发动机计算软件 GasTurb 仿真软件,主要用于发动机方案论证与设计、发动机非设计状态性能计算(包括稳态性能和过渡态性能)以及发动机试验数据分析与故障诊断等。

然而,由于实际运行条件的复杂性和不可控性,受部件退化、环境条件变化等因素影响<sup>[16]</sup>,燃气轮机的性能在实际工况下往往与设计值存在差异。因此,为了提高燃气轮机总体性能仿真模型精度,可以基于试车数据对模型进行修正。当前的修正方法主要包括基于特征图的参数调整或借助优化算法以及深度学习技术。俞明帅<sup>[17]</sup>采用

调整部件特性图的方法,对模型进行修正,同时提出了双层 Newton-Raphson(NR)迭代法修正模型,大大降低了迭代成本。王佳雯等<sup>[18]</sup>提出一种基于部件特性数据的燃气轮机部件特性修正方法,通过对部件特性图的整体缩放和局部修正解决部件特性不匹配的问题。钟文城等<sup>[19]</sup>通过对发动机部件特性图进行平移、缩放和旋转的方法来实现调整特性图的目的。樊巍等<sup>[20]</sup>利用部件特性修正系数和试车数据建立非线性方程组,通过迭代求解得到部件特性修正系数,从而实现了对总体性能模型的修正。郑斐华<sup>[21]</sup>采用粒子群优化算法,结合试车数据对发动机部件特性进行修正。陈煜等<sup>[22]</sup>利用遗传算法对部件特性修正因子进行优化,使模型计算参数与试车数据的偏差最小,从而达到修正的目的。刘策<sup>[23]</sup>采用神经网络方法建立发动机性能模型修正方法,进行对发动机性能模型与发动机真实输出参数之间偏差的修正,从而提高发动机性能模型的精度。这些方法可以有效降低模型误差,优化性能预测准确性,为燃气轮机的设计、试车和运行提供重要的理论支持和技术保障。

随着计算机技术和人工智能技术的发展,许多学者开展了大量基于数据驱动的燃气轮机性能模型研究,包括神经网络、深度学习以及迁移学习等方法<sup>[4]</sup>。Liu 等<sup>[24]</sup>提出一种基于机器学习的燃气轮机性能预测框架,通过神经网络代理模型从工业运行数据中直接学习压气机与涡轮特性,突破了传统依赖部件特性图的限制,构建了燃机全周期性能预测模型。Goyal 等<sup>[25]</sup>分别采用随机森林、广义可加模型和神经网络等算法对各模式下燃气轮机的运行参数进行预测,实现了燃气轮机运行参数的高准确性预测。Guan 等<sup>[26]</sup>以大量运行数据为基础,利用长短期记忆网络构建燃气轮机数据驱动模型。Xiao 等<sup>[27]</sup>为监测飞机发动机的整机性能状态、确保飞行安全,利用独立循环神经网络、自关注机制和残差网络建立了发动机各部件的部件神经网络模型,随后基于发动机部件物理机理,建立了整个发动机模型。这一模型相比于纯数据驱动模型,有机地融合了发动机物理机理约束。

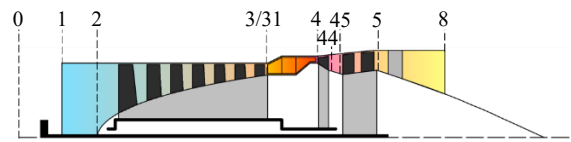
基于上述对现有文献的分析,本文以某航改型燃气轮机为研究对象,建立了基于部件匹配法的整机总体性能仿真模型,借助试车数据对部件进行修正,特别地,建立了修正系数预测神经网络

模型,将其嵌入总体性能仿真模型中。进一步基于获得的高准确性总体性能仿真数据,建立了燃气轮机整机性能预测神经网络模型,进一步提高燃机性能评估的速度,研究结果可为准确、快速的燃气轮机性能评估提供基础技术支持。

## 1 研究对象和研究方法

### 1.1 研究对象

本文研究对象为中国科学院工程热物理研究所自主研制的双轴燃气轮机,核心部件包含17级轴流式压气机、燃烧室、1级高压涡轮和6级动力涡轮,其中压气机和高压涡轮由高压轴连接驱动,动力涡轮通过低压轴驱动外接负载。该燃气轮机基本结构图如图1所示。该燃气轮机目前已实现并网运行,本文试验数据即取自该燃机实际运行中的测量结果。



0 大气环境; 1 进气道进口截面; 2 压气机进口截面;  
3 压气机出口截面; 31 燃烧室进口截面;  
4 燃烧室出口截面和高压涡轮进口截面;  
44 高压涡轮出口截面; 45 动力涡轮进口截面;  
5 动力涡轮出口截面; 8 排气道出口截面。

图1 分轴式燃气轮机示意图

Fig. 1 Schematic diagram of split shaft gas turbine

### 1.2 燃气轮机总体性能仿真模型及修正方法

#### 1.2.1 燃气轮机总体性能仿真模型

燃气涡轮发动机总体性能仿真模型是依据各部件间的气动热力关系,建立燃气轮机各个部件的气动热力学模型,然后将它们通过共同工作条件联系起来。这种部件级数学模型能够从物理层面反映发动机稳态和动态过程中各个截面性能参数的变化情况。其主要部件气动热力学模型如下:

##### 1) 高压压气机部件

高压压气机相对换算转速 $\bar{n}_{cor,hc}$ :

$$\bar{n}_{cor,hc} = n_h \sqrt{\frac{288.15}{T_{t,2}}} \left/ \left( n_h \sqrt{\frac{288.15}{T_{t,2}}} \right)_d \right. \quad (1)$$

式中 $n_h$ 为高压轴物理转速;下标t表示总参数;下标d表示设计点参数;下标数值2表示压气机进口截面。

在压气机特性图中引入等 $\beta$ 线,其表征压气

机特性点在等转速线上的具体位置。通过高压压气机相对换算转速和压气机特性图辅助变量  $\beta_{hc}$  可以插值得出其性能参数相对换算流量  $W_{cor,hc}$ 、压比  $\pi_{hc}$  和效率  $\eta_{hc}$ :

$$\begin{cases} W_{cor,hc} = f(\bar{n}_{cor,hc}, \beta_{hc}) \\ \pi_{hc} = f(\bar{n}_{cor,hc}, \beta_{hc}) \\ \eta_{hc} = f(\bar{n}_{cor,hc}, \beta_{hc}) \end{cases} \quad (2)$$

高压压气机进口质量流量:

$$W_2 = W_{cor,hc} \frac{p_{t,2}}{101.325} \sqrt{\frac{288.15}{T_{t,2}}} \quad (3)$$

高压压气机出口总压:

$$p_{t,3} = \pi_{hc} p_{t,2} \quad (4)$$

式中下标 m 表示质量流量。为了计算高压压气机出口总温,首先需要计算压气机出口的熵函数,然后计算等熵压缩过后的压气机出口总温,再由出口总温得出等熵压缩过后的压气机出口比焓,从而求出实际压缩后的压气机出口比焓,最后由实际出口比焓计算得到压气机出口总温:

$$T_{t,3} = f(p_{t,3}, h_{t,3}) \quad (5)$$

式中  $h_{t,3}$  为压气机实际出口比焓。

由于高压压气机存在级间引气,故其出口质量流量为:

$$W_3 = W_2 - \sum_{i=1}^n W_{bi} \quad (6)$$

式中  $n$  为级间引气的数量;下标 bi 为第  $i$  股引气。

## 2) 燃烧室部件

燃烧室出口燃气流量:

$$W_4 = W_{31} + W_f \quad (7)$$

燃烧室出口总压:

$$p_{t,4} = \sigma p_{t,31} \quad (8)$$

燃烧室出口总温:

$$\begin{cases} h_{t,4} = (W_{31} h_{t,31} + \eta_{comb} W_f H) / W_4 \\ T_{t,4} = f(h_{t,4}, p_{t,4}) \end{cases} \quad (9)$$

式中  $W_f$  为燃料流量;  $\sigma$  为燃烧室总压恢复系数;  $H$  为燃料的低位发热量;  $\eta_{comb}$  为燃烧室的燃烧效率。

## 3) 涡轮部件

高压涡轮与动力涡轮具有相似的气动热力学计算方法,以高压涡轮为例,对其部件模型建立

方法进行介绍。

高压涡轮相对换算转速:

$$\bar{n}_{cor,ht} = n_h \sqrt{\frac{288.15}{T_{t,4}}} \left/ \left( n_h \sqrt{\frac{288.15}{T_{t,4}}} \right)_d \right. \quad (10)$$

同压气机部件类似,在涡轮特性图中引入等  $\beta$  线,以此确定涡轮特性点在等转速线上的具体位置。通过结合高压涡轮特性图辅助变量  $\beta_{ht}$  可以插值得出其性能参数相对换算流量  $W_{cor,ht}$ 、压比  $\pi_{ht}$  和效率  $\eta_{ht}$ :

$$\begin{cases} W_{cor,ht} = f(\bar{n}_{cor,ht}, \beta_{ht}) \\ \pi_{ht} = f(\bar{n}_{cor,ht}, \beta_{ht}) \\ \eta_{ht} = f(\bar{n}_{cor,ht}, \beta_{ht}) \end{cases} \quad (11)$$

高压涡轮进口燃气流量:

$$W_4 = W_{cor,ht} \frac{p_{t,4}}{101.325} \sqrt{\frac{288.15}{T_{t,4}}} \quad (12)$$

由于涡轮存在两部分冷却气的掺入,一部分在涡轮前,一部分在涡轮后冷却出口燃气温度,故涡轮转子出口参数为:

$$W_{43} = W_4 + W_{e1} \quad (13)$$

$$p_{t,43} = \frac{p_{t,4}}{\pi_{ht}} \quad (14)$$

式中  $W_{e1}$  为涡轮前冷却气流量。

高压涡轮转子出口总温参考压气机出口总温的计算方法,求出转子出口实际比焓  $h_{t,43}$ ,然后计算涡轮转子出口总温:

$$T_{t,43} = f(p_{t,43}, h_{t,43}) \quad (15)$$

将高压涡轮转子和涡轮冷却气作为整个高压涡轮模型,则其出口燃气参数为:

$$W_{44} = W_{43} + W_{e2} \quad (16)$$

$$p_{t,44} = p_{t,43} \quad (17)$$

$$\begin{cases} h_{t,44} = (W_{43} h_{t,43} + W_{e2} h_{t,e2}) / W_{44} \\ T_{t,44} = f(p_{t,44}, h_{t,44}) \end{cases} \quad (18)$$

式中  $W_{e2}$  为涡轮后冷却气流量,  $h_{t,e2}$  为涡轮后冷却气实际比焓。

## 1.2.2 基于试车数据的部件特性修正方法

对于本文研究的燃气轮机,其试车数据包括压气机进口总温、压气机进口总压、压气机出口静温、压气机出口静压、燃料流量、高压涡轮出口总温、动力涡轮进口总压、高压轴物理转速和



低压轴物理转速。压气机进口温度、压力、燃料流量、高压轴物理转速和低压轴物理转速作为总体形成仿真模型的输入参数,因此,仅需分析特性修正系数的变化对压气机出口温度、压气机出口静压、高压涡轮出口温度和动力涡轮进口压力4个截面输出参数的影响,找出对这4个参数影响较大的特性修正系数进行计算求解。此外,由于燃气轮机总体性能模型计算的压气机出口压力为总压,而试车测得的压气机出口压力为静压,故需将总体模型计算得到的压气机出口总压转化为静压:

$$p_s = p_t \left[ 1 + (\gamma - 1) \frac{Ma^2}{2} \right]^{\gamma/(1-\gamma)} \quad (19)$$

式中  $p_s$  为静压,  $p_t$  为总压,  $\gamma$  为比热比,  $Ma$  为马赫数。

#### 1) 特性修正系数的选取

本节采用了邹泽龙等<sup>[28]</sup>提出的一种特性修正方法,即基于燃气轮机试车数据,引入特性修正系数  $\alpha$  对部件特性(如压比、效率和流量)进行修正,特性修正系数  $\alpha$  的定义式如下:

$$\alpha_i = \frac{x'_i}{x_i} \quad i = 1, 2, \dots, 9 \quad (20)$$

式中  $x'_i$  为部件特性修正后的值,  $x_i$  为部件特性的初值,下标  $i$  为部件特性参数的编号。

首先,为了确定燃气轮机各个部件特性参数分别对总体性能仿真模型计算结果的影响程度,对其进行敏感性分析。具体方法为,分别在初始值为1的各部件特性修正系数基础上使其变化相同的值,分析各修正系数对可测试车数据计算结果的影响情况。由第1.1节可知,本文所研究分轴式燃气轮机共有3个旋转部件,分别是高压压气机、高压涡轮和动力涡轮,每个旋转部件共有3个部件特性参数,分别是流量、压比和效率,对它们进行编号,如表1所示。

特性修正系数的改变会引起总体性能仿真结果的变化,以模型输出变化的平均值  $E$  作为评价标准,其表达式如下所示:

$$E_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |y'_{i,j} - y_{i,j}| \quad i = 1, 2, \dots, 9 \quad (21)$$

式中  $i$  为特性修正系数编号,  $N$  为试车可测参数,  $y'_{i,j}$  表示第  $i$  个特性修正系数发生变化后第  $j$  个输出参数的值,  $y_{i,j}$  表示第  $i$  个特性修正系数发生变

表1 特性修正系数编号

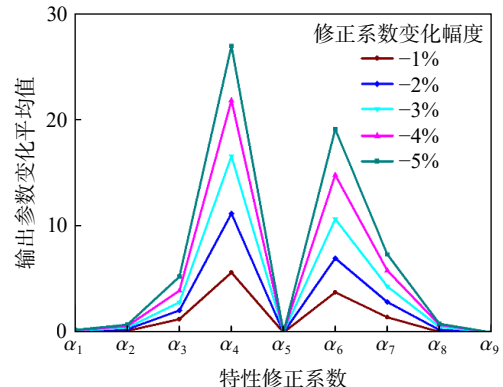
Table 1 Correction coefficients of characteristic map

| 编号 | 物理意义        | 符号         |
|----|-------------|------------|
| 1  | 高压压气机流量修正系数 | $\alpha_1$ |
| 2  | 高压压气机压比修正系数 | $\alpha_2$ |
| 3  | 高压压气机效率修正系数 | $\alpha_3$ |
| 4  | 高压涡轮流量修正系数  | $\alpha_4$ |
| 5  | 高压涡轮压比修正系数  | $\alpha_5$ |
| 6  | 高压涡轮效率修正系数  | $\alpha_6$ |
| 7  | 动力涡轮流量修正系数  | $\alpha_7$ |
| 8  | 动力涡轮压比修正系数  | $\alpha_8$ |
| 9  | 动力涡轮效率修正系数  | $\alpha_9$ |

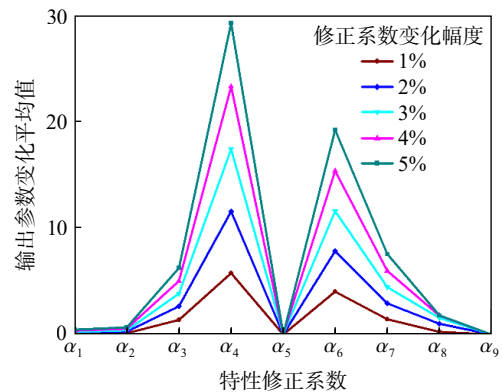
化前第  $j$  个输出参数的值。

分别对表1中的各修正系数变化1%~5%,针对本文燃机试车可测参数,总体性能仿真模型计算的参数值变化情况,其结果如图2所示。

根据图2可知,修正系数  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_5$ 、 $\alpha_8$ 、 $\alpha_9$  变化对总体性能仿真输出的影响较小,因此可以忽略对它们的修正。在后文研究中,选取的特性修正系数为  $\alpha = [\alpha_3, \alpha_4, \alpha_6, \alpha_7]$ 。由于修正系数为4个未知量,因此在做总体性能仿真模型修正时,需



(a) 减小1%~5%



(b) 增加1%~5%

图2 仿真输出变化均值图

Fig. 2 Averages of changes in prediction results

要额外引入 4 个试车数据与总体模型计算结果的平衡方程:

1) 压气机出口温度平衡

$$E_1 = \frac{T_{3,c} - T_{3,r}}{T_{3,r}} \quad (22)$$

2) 压气机出口静压平衡

$$E_2 = \frac{p_{s,3,c} - p_{s,3,r}}{p_{s,3,r}} \quad (23)$$

3) 高压涡轮出口温度平衡

$$E_3 = \frac{T_{t44,c} - T_{t44,r}}{T_{t44,r}} \quad (24)$$

4) 动力涡轮进口压力平衡

$$E_4 = \frac{p_{t45,c} - p_{t45,r}}{p_{t45,r}} \quad (25)$$

式中下标 c 代表实际试车数据;下标 r 代表模型计算结果。

2) 多试车工况点修正方法

为适应工程应用中根据多个试车工况点对特性图整体进行修正的需求,首先通过基于 NR 迭代法的单试车数据工况点修正方法,计算得到部件特性修正系数,然后利用多层感知机神经网络建立特性修正系数预测模型,其原理与利用特性修正系数对部件特性图进行修正的原理相似,同样可以看作是对部件特性图的一种修正。其中,对单个试车工况点的修正思路如图 3 所示,将试车数据和特性修正系数作为总体性能模型的输入参数,通过平衡方程的迭代求解,计算得到一组满足收敛条件的修正系数矩阵  $\alpha$ 。

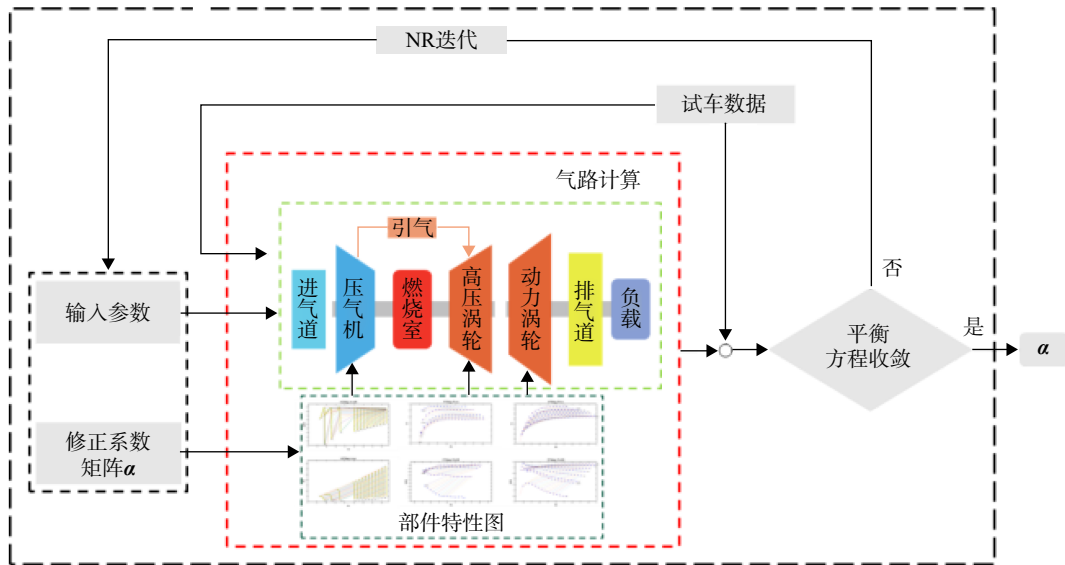


图 3 单试车数据工况点修正流程图

Fig. 3 Flowchart of correction for single test data operating condition point

对于特性修正系数预测模型,本文主要采用的方法是多层感知机(MLP)来建立,其是一种前馈人工神经网络,由输入层、隐含层及输出层组成基本的网络结构。最简单的多层感知机模型只含一个隐含层,网络结构如图 4 所示,图中每一个圆圈代表一个神经节点,相邻层之间是全连接的<sup>[13]</sup>。输入层接收外接输入信号传递给隐含层,隐含层与输出层对信号进行处理,以前馈方式进行计算,即每层的输出作为下层的输入,直到输出层,最终结果由输出层神经元处理并输出,每层的计算公式如下:

$$Y = F(\omega X + B) \quad (26)$$

式中  $X$  为该层的输入;  $\omega$  为该层的权重;  $B$  为该层的偏差;  $F$  为该层的激活函数。

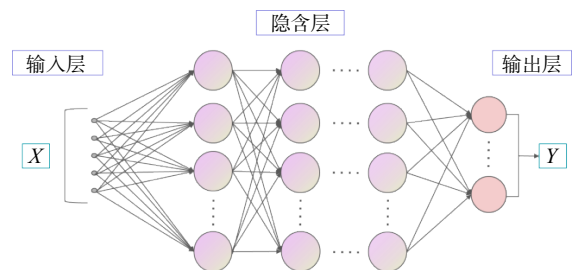


图 4 多层感知机模型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the multilayer perceptron model

特性修正系数模型的训练数据为燃气轮机从起动到停机过程中所有工况中选取出的 2 000 组数据, 利用所选取的 2 000 组试车数据, 通过单试车数据工况点修正方法对燃气轮机总体性能仿真模型进行修正计算, 得到相对应的 2 000 组特性修正系数, 然后利用 MLP 神经网络进行修正系数预测模型的训练, 输入为环境温度、环境压力、高压轴转速以及低压轴转速, 输出为 4 个迭代求解得到的修正系数, 其网络结构如图 5 所示, 共有 3 个隐含层, 所包含的节点数分别为 64、32、16。

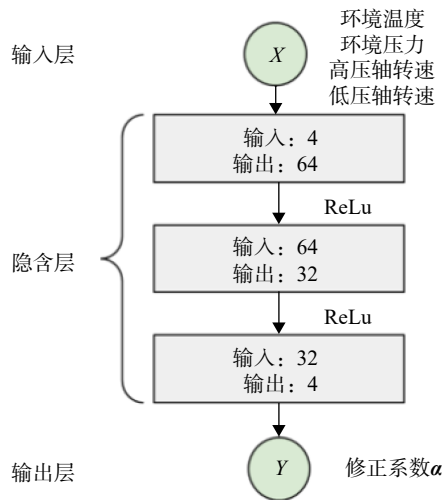


图5 修正系数预测模型网络结构图

Fig. 5 Correction coefficient predictive model network structure diagram

整个多试车工况点修正的过程如图 6 所示, 通过将特性修正系数的神经网络预测模型嵌入总体性能仿真模型, 实现对总体性能仿真模型的修正。

### 1.3 基于人工智能驱动的燃气轮机性能预测模型建模方法

基于燃气轮机总体性能仿真获得的数据, 借助人工智能建模方法, 建立燃气轮机总体性能预测模型。该预测模型与总体性能仿真模型相比, 具有更好的实时性且不存在仿真鲁棒性差的优势。本文性能预测模型主要采用的建模方法为文中第 1.2.2 节所介绍的 MLP 神经网络。

#### 1.3.1 基于 MLP 的燃气轮机性能预测模型构建

本文所构建神经网络预测模型的输入参数包括环境温度、环境压力、燃料流量、高压轴转速和低压轴转速, 输出参数为燃气轮机主要部件截面参数, 如压气机出口温度、压力以及涡轮出口温度、压力等。预测模型共有 4 个隐含层, 其所

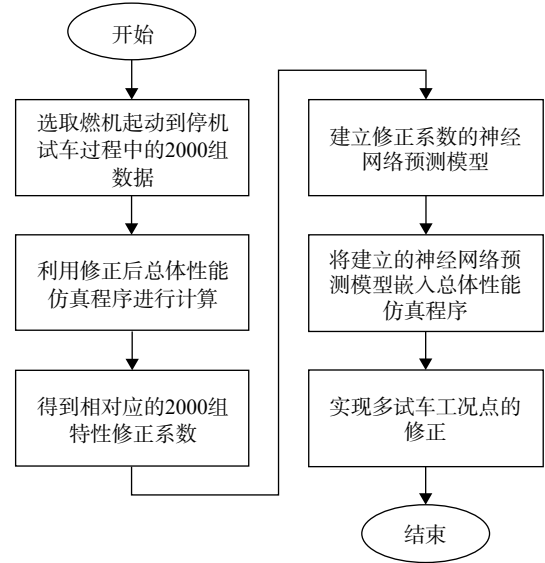


图6 多试车工况点修正流程

Fig. 6 Correction process of multiple test data operating condition

包含的节点数分别为 512、256、128、64, 所有隐含层均采用 ReLu 激活函数对数据进行非线性化处理, 其与 Sigmoid、Tanh 激活函数相比, 避免了“梯度消失”的缺陷, 最后使用 Adam 优化器对隐含层各个节点的权重系数和偏执系数进行优化与更新, 详细的网络参数如表 2 所示。

表2 MLP 的超参数设置

Table 2 Hyperparameter settings for MLP

| 参数         | 数值/说明 | 参数         | 数值/说明     |
|------------|-------|------------|-----------|
| 输入层        | 5     | 隐含层层数      | 4         |
| 第 1 隐含层节点数 | 512   | 第 2 隐含层节点数 | 256       |
| 第 3 隐含层节点数 | 128   | 第 4 隐含层节点数 | 64        |
| 输出层        | 5     | 激活函数       | ReLu      |
| 优化器        | Adam  | 学习率        | $10^{-4}$ |
| Batch size | 32    | Epochs     | 800       |

#### 1.3.2 数据处理

通过整合燃气轮机实际试车数据与总体性能模型仿真计算数据来提供训练燃气轮机性能预测模型所需的数据, 重新选取燃气轮机从起动到停机过程中的 2 000 组数据进行修正后的总体性能仿真计算作为性能预测模型的输入, 按 8 : 2 的比例设置训练数据与测试数据的样本量, 因此, 训练集包含 1 600 组数据, 测试集包含 400 组数据。

在上述预测模型输入数据中, 不同类型数据之间存在实质性的量级差异, 直接将所有数据输入预测模型进行训练很可能会阻碍模型的收敛

性。因此,为了在模型训练过程中解决这个问题,使用 Z-score 归一化方法对每个参数进行归一化处理:

$$Z' = \frac{Z - \mu}{\sigma_z} \quad (27)$$

式中  $Z'$  为归一化数据;  $Z$  为原始数据;  $\mu$  为所有样本数据的均值;  $\sigma_z$  为所有样本的标准差。经过 Z-score 归一化方法处理的数据符合标准正态分布,即均值为 0,标准差为 1。

在预测模型训练过程中,初始步骤涉及对每个参数进行归一化处理,随后将归一化的数据输入到相应模型中,最后,对模型得到的输出进行反向归一化处理,得到目标参数的实际值。

### 1.3.3 模型训练

为了评估本文所用 MLP 模型建模方法的准确性与实时性,分别利用燃气轮机总体性能模型修正前后仿真计算数据进行预测模型的训练与测试,如图 7 所示。

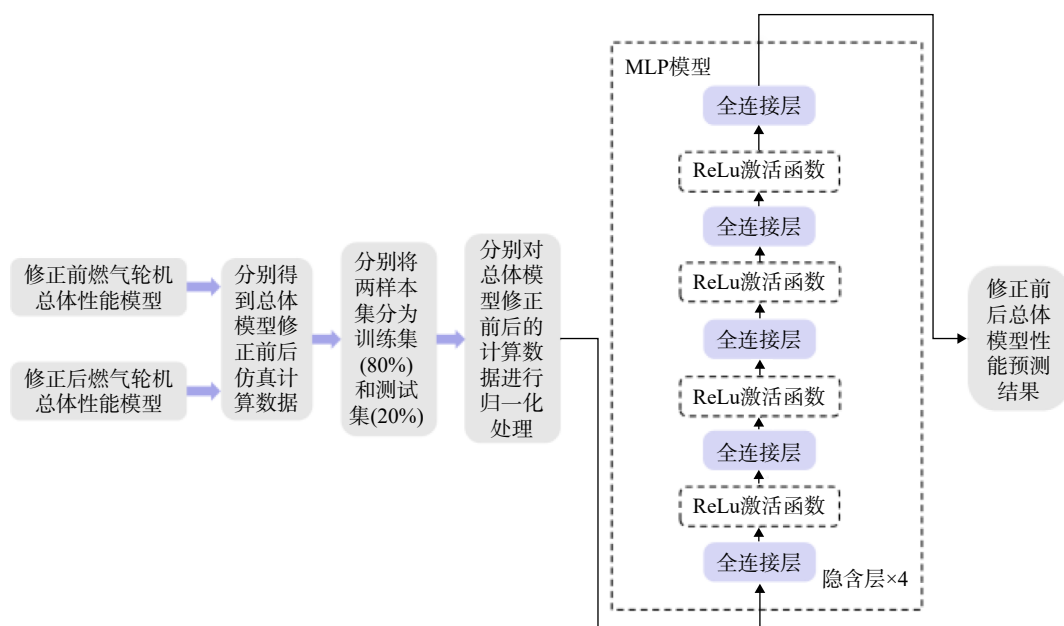


图 7 模型训练流程

Fig. 7 Model training process

模型采用深度前馈神经网络结构,训练过程的目标是通过优化网络权重与偏置,最小化总体性能预测模型预测结果与实际试车数据之间的误差。具体步骤如下:首先,分别将修正前后的燃气轮机总体性能仿真模型计算所得的数据按 8:2 的比例划分出训练集与测试集,并通过归一化层对输入特征进行标准化处理,消除量纲差异,加速模型收敛;随后经过激活函数为 ReLu,包含 4 层全连接隐含层的深度神经网络,提取输入数据特征;最后,通过线性激活函数的输出层直接输出燃气轮机主要部件截面性能参数。

## 2 基于试车数据修正的总体性能仿真分析

通过本文所采用的燃气轮机总体性能模型修正方法,根据旋转部件相对换算转速从高到低的

顺序,将修正系数应用于部件特性图,逐步对部件特性图进行修正,修正后的部件特性图应与修正前的部件特性图的变化趋势和部分特征基本保持一致。修正前后的部件特性图如图 8 所示。其中,实线为修正前的部件特性图,虚线为修正后的部件特性图。可以看出,经过多试车工况点修正方法后,燃机部件特性图整体得到修正,修正后的部件特性图与原部件特性图的变化趋势和部分特征基本保持一致。

从试车数据中提取稳态工况点作为测试点进行计算验证,由于所研究的燃气轮机为发电燃机,大部分时间处于慢车以上,试车数据整体波动较小,故根据高压轴转速和低压轴转速在 10 min 内变化幅度不超过 0.1% 的原则,从试车数据中提取出稳态工况点,如表 3 所示,共提取出 5 个稳态点作为测试点。



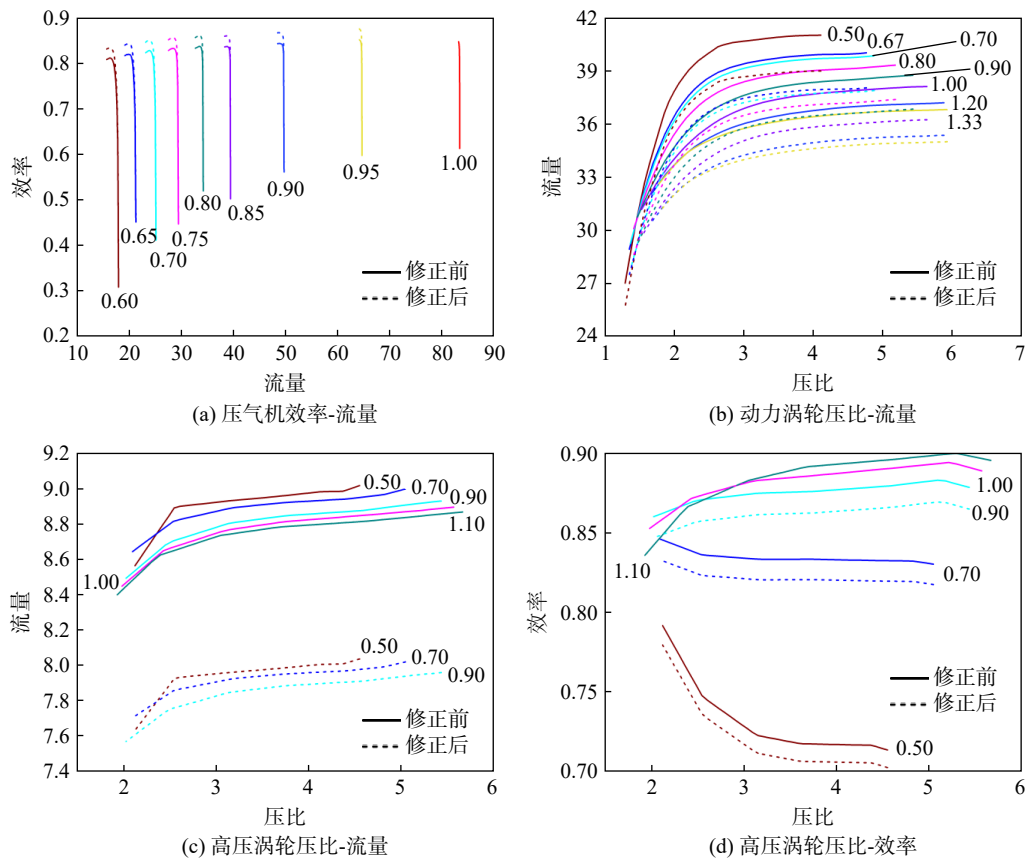


图 8 修正前后燃气轮机部件特性图比较

Fig. 8 Comparison of component characteristic maps of compressor before and after correction

以动力涡轮进口压力为例，修正前后的总体性能模型计算结果与试车数据的分析如图 9 所示，其中，使用相对误差来表示不同模型计算结果与试车数据之间的误差，表达式如下：

$$e_y = \frac{|y_{\text{exp}} - y_{\text{cal}}|}{y_{\text{exp}}} \times 100\% \quad (28)$$

式中  $y_{\text{exp}}$  是试车数据； $y_{\text{cal}}$  是总体模型的计算数据。

表 3 稳态工况点提取

Table 3 Extraction of steady-state operating points

| 工况点编号 | $n_{\text{cor,he}}/\%$ | $n_{\text{cor,pt}}/\%$ |
|-------|------------------------|------------------------|
| 1     | 95.57                  | 171.02                 |
| 2     | 99.63                  | 188.36                 |
| 3     | 99.18                  | 186.98                 |
| 4     | 99.10                  | 186.95                 |
| 5     | 99.26                  | 187.05                 |

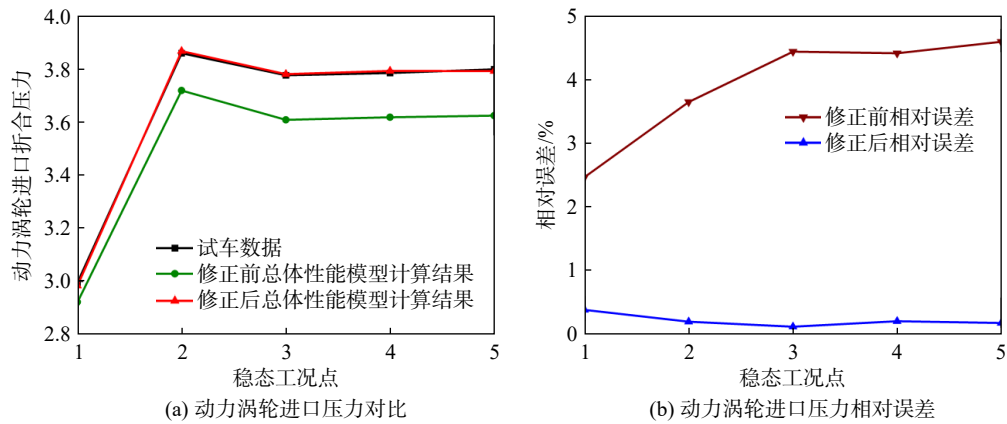


图 9 修正前后动力涡轮进口压力分析

Fig. 9 Analysis of the inlet pressure of the power turbine before and after correction

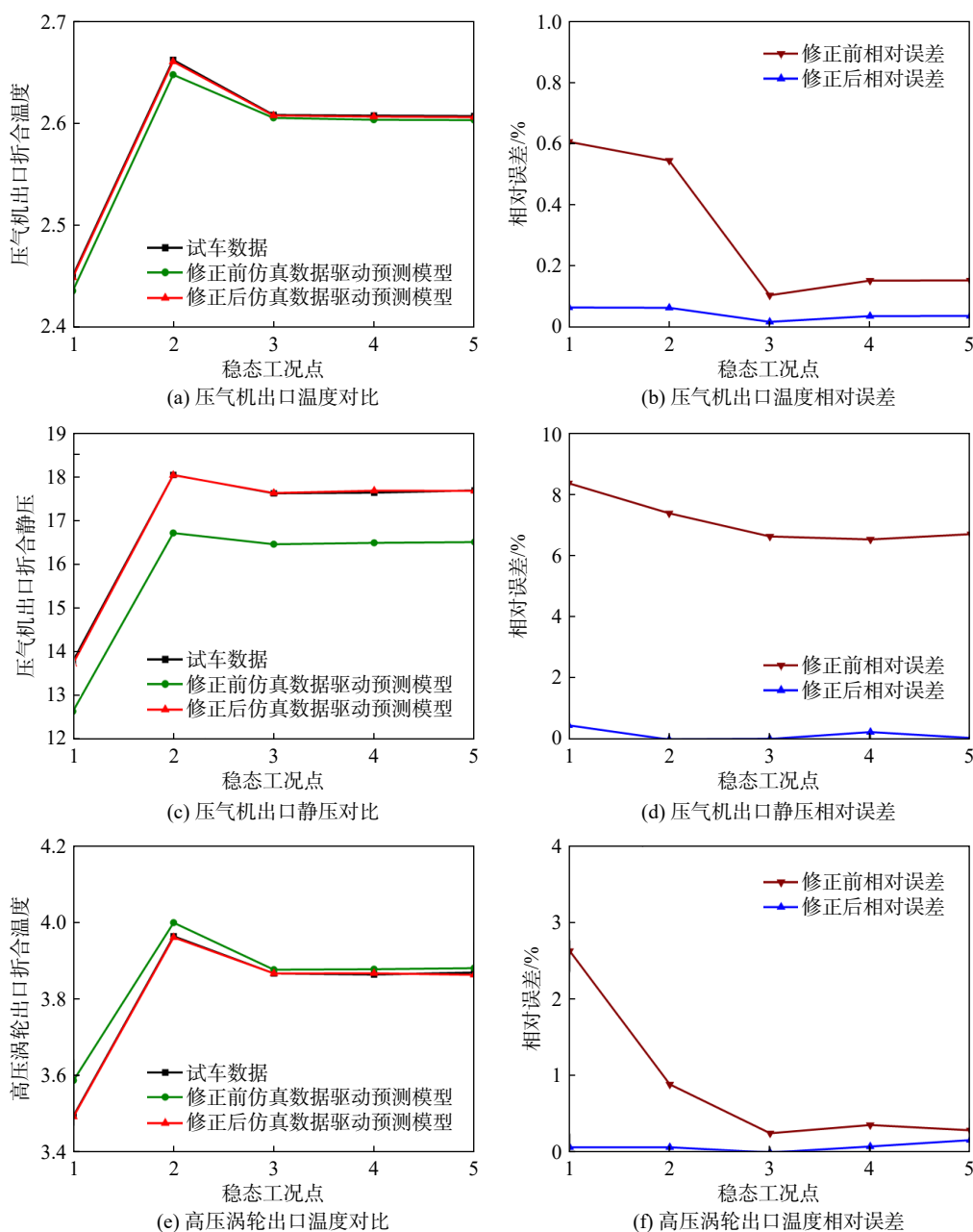
由图 9 可以看出,修正后的燃气轮机总体性能模型计算精度有较大提升,与试车数据相比,修正后的误差在 1% 以内,满足工程应用的需求。

### 3 基于 MLP 的燃气轮机总体性能预测分析

为了验证模型的准确性与实时性,使用修正后燃气轮机总体性能模型计算所得的稳态点仿真数据进行燃机性能的预测,将得到的预测结果与试车数据进行对比分析,误差分析同前一节相似,将其中的总体性能模型计算数据换为预测模型预测结果。图 10 展示了分别使用修正前后燃气轮机总体性能模型计算所得数据进行燃机性能预测

结果的分析。

由图 10 可以看出,使用修正后燃气轮机总体性能模型计算数据训练的性能预测模型所得的部件截面参数预测数据与实际试车数据之间的相对误差远小于使用修正前总体性能模型计算数据训练的预测模型所得的部件截面参数预测数据与实际试车数据之间的相对误差,修正前各稳态点计算结果的最大误差大于 4%,而修正后各稳态点计算结果的最大误差为 0.48%,说明修正后的燃气轮机总体性能模型具有比较高的精度,能够获得具有高保真度的数据,从而能够提高燃气轮机性能预测模型的准确性。修正后的整机输出功率和整机效率相较修正前都略有降低,趋势与修正前



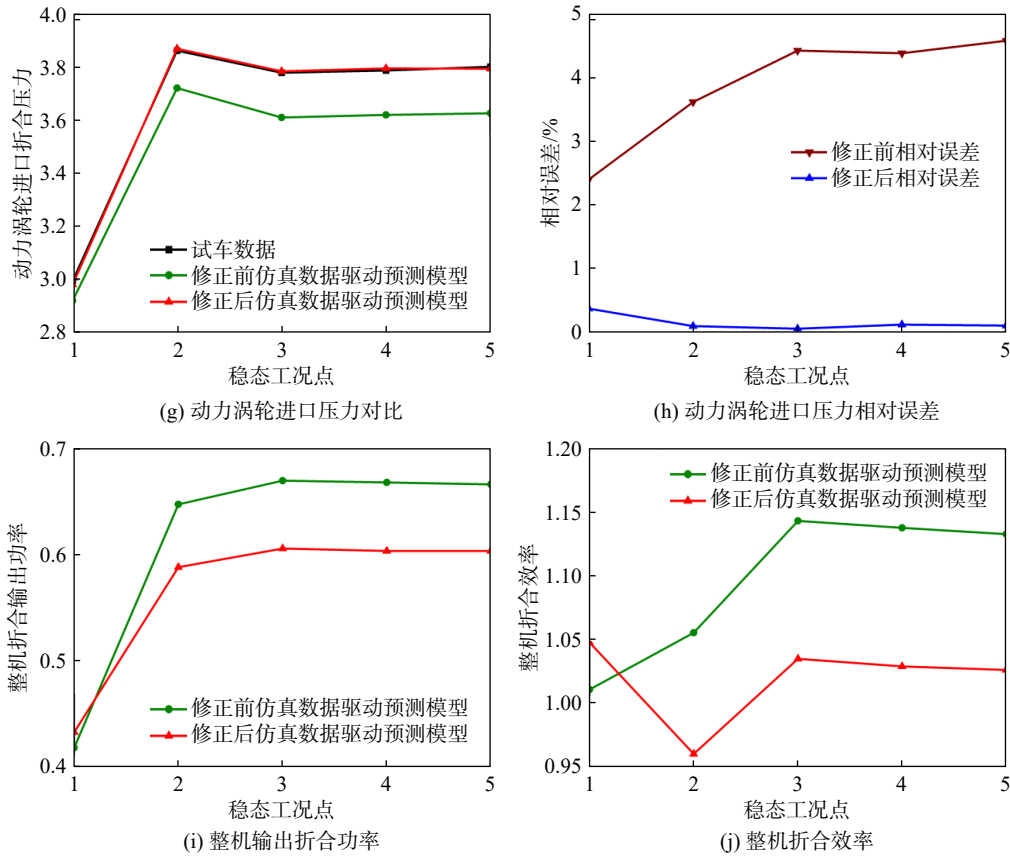


图 10 基于性能模型修正前后仿真数据的预测

Fig. 10 Prediction based on simulation data before and after performance model correction

基本一致。

同时,为验证神经网络性能预测模型的实时性,对不同模型各稳态点的计算时间进行对比,如图 11 所示,MLP 神经网络总体性能预测模型计算平均耗时为 0.99 s,相比于修正前总体性能模型的 3.609 s 快了 72.6%,相比于修正后总体性能模型的 3.907 s 快了 74.7%。

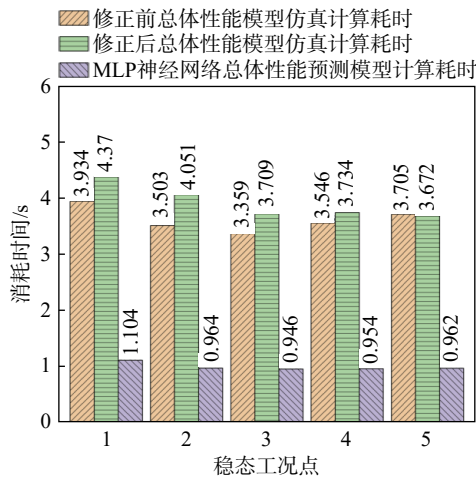


图 11 不同模型计算消耗时间

Fig. 11 Calculation time of different model

综上,利用 MLP 神经网络对燃气轮机总体性能进行预测,不仅能够保证计算精度满足工程需求,还能够大幅减少计算消耗的时间。

## 4 结 论

本文首先介绍了燃气轮机主要部件气动热力学模型的建立,然后在基于部件法建立的总体性能模型基础上,提出了基于试车数据的总体模型修正方法,通过耦合试车数据建立新的平衡方程组,并且对部件特性修正系数的选择作出了分析说明,最后利用多层感知机模型对修正后总体性能仿真模型的计算数据结果进行燃气轮机总体性能的预测。通过对燃气轮机稳态过程的性能仿真计算和性能预测结果分析,得出了以下结论:

1) 修正后的燃气轮机总体性能模型在各工况下的仿真结果与试车数据相对误差控制在 1% 以内,满足工程应用的精度要求,为燃气涡轮发动机总体性能实时预测提供技术支撑。

2) 所采用的多点修正方法具有一定的灵活性,可以通过改变收敛条件、特性修正系数和平衡方程组,来变换需要修正的参数,有效减小总

体性能模型计算时由于初始模型与试车数据差距较大而引气的模型崩溃。

3) 通过本文所采用的修正方法,修正后的燃气轮机总体性能仿真模型能够计算得到具有高保真度的仿真数据,并且通过分析 MLP 模型的预测结果表明,修正后总体性能模型的仿真数据能够提高燃气轮机性能预测模型的准确性,同时使用神经网络预测模型进行总体性能的计算能够提高计算的实时性。

本文所用燃气轮机总体性能修正方法为燃气轮机设计、性能预测及健康管理提供了高精度仿真工具,在对燃气轮机各部件截面参数进行修正时有较好的表现。未来研究可进一步探索动态工况下的实时修正技术,并融合数据-物理驱动模型以增强性能预测模型的泛化能力。

## 参考文献:

- [1] 刘大响,金捷,刘邓欢.数值仿真技术在航空动力研制中的地位 and 作用[J]. *航空动力学报*, 2022, 37(10): 2017-2024.  
Liu Daxiang, Jin Jie, Liu Denghuan. Position and function of numerical simulation technology in aero-engine development[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2022, 37(10): 2017-2024. (in Chinese)
- [2] 王富宁,杨晨,张小玉,等.耦合 17 级压气机通流模型的燃气涡轮发动机混合维度仿真研究[J]. *工程热物理学报*, 2024, 45(9): 2612-2621.  
Wang Funing, Yang Chen, Zhang Xiaoyu, et al. Hybrid-dimensional simulation of gas turbine coupled with 17-stage compressor through-flow model[J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2024, 45(9): 2612-2621. (in Chinese)
- [3] 王涛.变几何三轴式燃气轮机总体性能及控制规律研究[D].北京:中国科学院大学, 2019.  
Wang Tao. Characteristic and control law investigations on variable geometry triaxial gas turbine[D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, 2019. (in Chinese)
- [4] 董威,尹家录,郑培英,等.航空发动机及燃气轮机整机性能仿真综述[J]. *航空发动机*, 2023, 49(5): 8-21.  
Dong Wei, Yin Jialu, Zheng Peiying, et al. Review: engine-level performance simulation of aeroengine and gas turbines[J]. *Aero-engine*, 2023, 49(5): 8-21. (in Chinese)
- [5] Kayadelen H K, Ust Y. Thermodynamic, environmental and economic performance optimization of simple, regenerative, STIG and RSTIG gas turbine cycles[J]. *Energy*, 2017, 121(C): 751-771.
- [6] 焦洋.民用大涵道比涡扇发动机建模与控制研究[D].南京:南京航空航天大学, 2016.  
Jiao Yang. Research on modeling and control of civil turbofan engine with large bypass ratio[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016. (in Chinese)
- [7] 林新智.双轴燃气轮机性能仿真及故障特征研究[D].北京:北京化工大学, 2020.  
Lin Xinzhi. Research on performance simulation and fault characteristics of dual shaft gas turbine[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2020. (in Chinese)
- [8] Zhang Peng, Feng Kun, Liu Baoxia, et al. Operational data-based adaptive improvement method of gas turbine component characteristics for performance simulation[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2023, 37(12): 6691-6709.
- [9] Deng Weimin, Xu Yibing, Ni Ming, et al. Multi-fidelity simulation of gas turbine overall performance by directly coupling high-fidelity models of multiple rotating components[J]. *Journal of Thermal Science*, 2024, 33(4): 1357-1378.
- [10] Kurzke J. How to get component maps for aircraft gas turbine performance calculations[R]. ASME Paper 96-GT-164, 1996.
- [11] Tamiru A L, Hashim F M, Rangkuti C. Generating gas turbine component maps relying on partially known overall system characteristics[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2011, 11(11): 1885-1894.
- [12] Spina P R. Gas turbine performance prediction by using generalized performance curves of compressor and turbine stages[R]. ASME Paper GT2002-30275, 2002.
- [13] Kong C, Ki J. Components map generation of gas turbine engine using genetic algorithms and engine performance deck data[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2007, 129(2): 312-317.
- [14] Tsoutsanis E, Li Y G, Pilidis P, et al. Part-load performance of gas turbines: Part I a novel compressor map generation approach suitable for adaptive simulation[R]. ASME Paper GTIndia2012-9580, 2013.
- [15] 路绪坤.燃气轮机压气机特性曲线拟合研究[D].北京:中国科学院大学, 2021.  
Lu Xukun. Study on fitting characteristic curve of gas turbine compressor[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2021. (in Chinese)
- [16] 林京,张博瑶,张大义,等.航空燃气涡轮发动机故障诊断研究现状与展望[J]. *航空学报*, 2022, 43(8): 626565.  
Lin Jing, Zhang Boyao, Zhang Dayi, et al. Research status and prospect of fault diagnosis for gas turbine aeroengine[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(8): 626565. (in Chinese)
- [17] 俞明帅.航空发动机模型组态与修正技术研究[D].南京:南京航空航天大学, 2012.  
Yu Mingshuai. Research on configuration and modification technology of aero-engine model[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012. (in Chinese)
- [18] 王佳雯,黄向华,嵇润民.基于特性数据的燃气涡轮发动机修正方法[J]. *航空发动机*, 2024, 50(3): 114-121.  
Wang Jiawen, Huang Xianghua, Ji Runmin. Correction method of component characteristics for gas turbine based on characteristic data[J]. *Aeroengine*, 2024, 50(3): 114-121. (in Chinese)
- [19] 钟文城,汪勇,宋劼,等.一种面向航空发动机数学模型的新型修正方法[J]. *航空动力学报*, 2023, 38(11): 2776-2784.  
Zhong Wencheng, Wang Yong, Song Jie, et al. A new correction method for aero-engine mathematical model[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2023, 38(11): 2776-2784. (in Chinese)
- [20] 樊巍,施洋,曹铭栋,等.一种新的航空发动机总体性能稳态模型修正方法[J]. *燃气涡轮试验与研究*, 2020, 33(6): 28-31.  
Fan Wei, Shi Yang, Cao Mingdong, et al. A new aero-engine steady-state performance model modification method[J]. *Gas Turbine Experiment and Research*, 2020, 33(6): 28-31. (in Chinese)
- [21] 郑斐华.基于系统辨识的航空发动机建模研究[D].北京:中国科学院大学, 2018.  
Zheng Feihua. Research on aero-engine modeling based on system identification[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2018. (in Chinese)
- [22] 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 turbo-jet engine identification model based on genetic algorithms[J]. Aeroengine, 2015, 41(4): 24-28. (in Chinese)
- [23] 刘策. 基于智能优化机制的先进民用航空发动机性能模型偏差修正方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2023.
- Liu Ce. Research on deviation correction method of advanced civil aeroengine performance model based on intelligent optimization mechanism[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2023. (in Chinese)
- [24] Liu Zuming, Karimi I A. Gas turbine performance prediction via machine learning[J]. *Energy*, 2020, 192(C):116627
- [25] Goyal V, Xu M Y, Kapat J, et al. Prediction of gas turbine performance using machine learning methods[R]. ASME Paper GT2020-15232, 2020
- [26] Guan Jin, Wang Xusheng, Lv Xiaojing, et al. Multidimensional analysis and performance prediction of heavy-duty gas turbine based on actual operational data[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2023, 234: 121280.
- [27] Xiao Dasheng, Xiao Hong, Wang Zhanxue. IndRNN-based data-driven modeling integrated with physical knowledge for engine performance monitoring[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2025, 147(2): 021012.
- [28] 邹泽龙, 黄金泉, 周鑫, 等. VCE 身份证动态模型部件特性快速自动修正方法[J]. *航空动力学报*, 2024, 39(9): 20220680.
- Zou Zelong, Huang Jinqun, Zhou Xin, et al. Fast automatic correction method for component characteristics of the identification dynamic model of VCE[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2024, 39(9): 20220680. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)