

基于航空发动机工况的叶尖间隙智能预测方法

杨 阳, 张建超, 项 洋, 陆海鹰

(中国航空发动机集团有限公司 中国航空发动机研究院, 北京 101304)

摘 要: 在实际工程中保持航空发动机高效运行的有效措施之一是应用叶尖间隙主动控制技术, 其前提是建立精确的叶尖间隙模型以实现叶尖间隙预测。建立叶尖间隙的简化物理模型和数学模型, 将叶尖间隙计算转化为热变形与传热问题, 通过机器学习模型对发动机工况参数进行特征提取, 利用有效特征求解传热问题的边界, 从而实现基于发动机工况参数快速预测实时叶尖间隙。机器学习模型的十折交叉验证集的平均准确率为 98.9%, 叶尖间隙模型的验证误差为 4.3%, 得到了不同工况下的叶尖间隙计算结果和冷气流量大小变化规律, 计算耗时小于 0.03 s。

关 键 词: 空气系统; 叶尖间隙; 机器学习; 特征提取; 零维仿真

中图分类号: V233.93

文献标志码: A

Intelligent prediction method of tip clearance under different aero-engine operating conditions

YANG Yang, ZHANG Jianchao, XIANG Yang, LU Haiying

(Aero Engine Academy of China, Aero Engine Corporation of China, Beijing 101304, China)

Abstract: One of the effective measures to maintain efficient operation of aero-engine in practical engineering is to apply active tip clearance control technology, provided that an accurate tip clearance model is established for achieving tip clearance prediction. A simplified physical model and a mathematical model of tip clearance were established. The tip clearance calculation was transformed into a problem of thermal deformation and heat transfer. The operating parameters of the engine was extracted through machine learning model, and the boundary of heat transfer was solved using the effective features, thus realizing rapid prediction of real-time tip clearance based on the operating parameters of the engine. The cross validation accuracy of machine learning model was 98.9%, and the verification accuracy of the tip clearance model was 4.3%. The tip clearance calculation results under different working conditions and the change rule of the cold air flow rate were obtained, and the calculation time was less than 0.03 s.

Keywords: air system; tip clearance; machine learning; feature extraction; zero-dimensional simulation

航空发动机叶尖间隙(tip clearance)的获得与主动间隙控制(active clearance control, ACC)系统是未来高性能发动机的难点和热点问题之一^[1-2], 原因是叶尖间隙与发动机性能、安全息息相关^[3]。由于叶尖间隙测量设备易损坏、成本高, 目前主

要通过部件级试验和数值仿真获得叶尖间隙^[4-5], 但该分析方法存在以下局限性: ①输入条件为边界条件(如流量、温度), 没有从发动机整体角度分析叶尖间隙; ②分析时间较长, 难以满足发动机历程下多工况复杂运行环境实时调控要求。因

收稿日期: 2022-09-30

基金项目: 国家科技重大专项(2017-I-0005-0006)

作者简介: 杨阳(1995—), 男, 工程师, 硕士, 主要从事航空发动机空气系统方面的研究。E-mail: yangyang1@buaa.edu.cn

引用格式: 杨阳, 张建超, 项洋, 等. 基于航空发动机工况的叶尖间隙智能预测方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(7): 1583-1591. YANG Yang, ZHANG Jianchao, XIANG Yang, et al. Intelligent prediction method of tip clearance under different aero-engine operating conditions[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(7): 1583-1591.

此如何在整个发动机历程内快速准确地获得叶尖间隙是真实航空发动机 ACC 系统开发中亟待解决的问题。

目前国内外已经对叶尖间隙计算分析预估模型进行了充分的研究。国外, Pillidis 等^[6]针对双轴高压涡轮发动机, 将涡轮机匣(case)、叶片(blade)和轮盘(rotor)简化为简单二维结构, 并依据简化的涡轮部件采用有限元数值计算方法对叶尖间隙瞬态状态展开了研究分析。Peng 等^[7]提出了一种具有自回归误差修正和模糊调整的隐式主动广义预测控制, 在方法中运用发动机总体参数, 即转速 N 、涡轮前温度 T_4 、压气机出口温度 T_3 和压气机出口压力 p_3 作为参考点基准。Fei 等^[8]为了提高燃气轮机叶尖径向间隙机械动态装配的计算精度和效率, 提出了一种基于支持向量机的分布式协同概率设计方法。Chapman 等^[9]、Kratz 等^[10-11]提出了机匣、叶片和轮盘的一维简化模型, Steinetz 等^[12]设计了机械驱动的精确主动间隙控制系统。国内, 王鹏飞^[13]提出了准部件级的高压涡轮 ACC 系统试验验证方案, 理论推导了各流动元件的解析模型。朱之丽等^[14]给出了估算燃气轮机加、减速过程中叶尖间隙及效率随时间变化的简化方法。张少平等^[15]对发动机压气机径向间隙的影响因素和设计方法进行了研究。毛军逵团队^[16]提出了一种基于机匣热变形控制的叶尖间隙控制系统。

已有研究表明^[4, 17-18], 机器学习具有以下优点: ①强大的非线性映射特性。②学习和自适应特性。③快速计算能力^[19]。而航空发动机是一个复杂的、多变量的、非线性很强的系统, 因此用机器学习来建立发动机模型是具有独特优势的。本文在 Chapman 等^[9]所提出的机匣、叶片和轮盘的一维简化模型的基础上, 通过机器学习建立发动机工况与传热过程的联系, 以完成基于发动机工况对叶尖间隙进行智能快速预测。

1 研究方案

叶尖间隙预测方法的流程图如图 1 所示, 其中左侧为计算流程, 可以看出计算流程中包含两个计算模型: 机器学习模型和叶尖间隙计算模型, 输入参数为发动机工况参数, 输出参数为叶尖间隙, 中间计算参数为零件的边界条件, 实际计算流程为先通过机器学习模型求解传热边界条件, 在已知边界条件的前提下再通过叶尖间隙计算模

型求解叶尖间隙。右侧为输入输出条件的数据来源和模型说明, 机器学习中的有监督学习需要大量训练数据也就是输入与输出都已确定的样本, 采用总体性能计算程序生成输入数据(发动机工况参数), 采用空气系统计算程序生成输出数据(零件边界条件), 通过总体性能与空气系统变维度仿真以实现上述数据的匹配, 由此可见文中的机器学习模型实质上是对变维度仿真结果的一种代理模型。采用一维近似物理模型作为叶尖间隙的计算模型, 这样设置有两个目的: ①加快计算效率。②便于利用已有经验公式。在后续研究中可以针对特定元件进行实验以确定更高精度的经验公式。

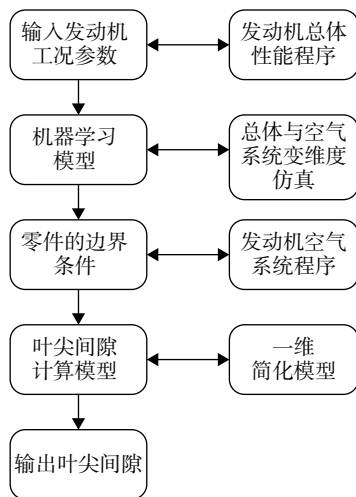


图 1 研究方案流程图

Fig. 1 Flow chart of research scheme

采用两个计算模型组合计算有以下原因: ①尽可能还原真实物理过程。②降低样本数据获取难度。实验数据样本获取难度较大, 如果采用仿真模型需要另外设置边界条件, 实际上重复了根据不同工况得到边界条件这一过程; 而且高精度的叶尖间隙模型所依赖的边界条件较多, 相比之下已有的空气系统计算程序和总体性能计算程序计算难度较低。③增强算法鲁棒性。避免直接通过机器学习模型求解叶尖间隙, 边界条件属于计算中间量, 物理意义相对更明确, 在前期设计阶段可以针对具体的边界条件分析机器学习模型是否计算准确。

2 机器学习模型构建

2.1 机器学习模型构建的总体思路

人工智能泛指让机器具有人的智力的技术, 这项技术的目的是使机器像人一样感知、思考、

做事、解决问题,具体到机器学习是指计算机通过观察环境,与环境交互,在吸取信息中学习、自我更新和进步,而神经网络是机器学习的一种方法,它基于神经网络,适用于音频、视频、语言理解等多个方面。常规机器学习算法的计算原理实质上是一种黑盒模型,首先通过大量数据对模型进行训练,之后运用训练好的模型对已有输入数据进行处理以得到输出数据。

实际工程中,冷却机匣、转子和叶片的气流来源于二次空气系统,因此求解传热边界条件可以转化为求解空气系统中特定位置的流动传热解。文中并没有采用求解空气系统的方法,而是采用机器学习模型直接根据发动机工况参数求解,这是基于以下理由:①空气系统程序计算时间较长(几分钟到十几分钟),而工程上的控制系统响应时间通常在1 s以内,尤其是在瞬态过程中发动机工况和动态叶尖间隙变化很快。②计算条件有限。空气系统程序需要完整准确的边界条件和元件参数作为计算条件,在本文所设想的叶尖间隙实时计算过程中,已知的只有机匣温度测点和发动机工况参数(转速、流量、压力、进气温度等),不具备充分的计算条件。③结果需求。本文重点是分析叶尖间隙,只需要得到冷却机匣、转子和叶片的气流参数,因此也不需要求解空气系统并得到所有计算结果。④非线性映射。由引言可知机器学习具备非线性映射等优点,适合用来拟合空气系统的非线性求解。因此本文通过机器学习模型直接根据发动机工况参数求解空气系统局部流动传热解(冷却机匣、转子和叶片的气流参数)。

本文采用某民用燃机低压空气系统作为研究对象,发动机总体性能计算程序基于 Simulink 平台,采用 S 函数完全自主构建,考虑工质变物性特征,采用牛顿拉夫逊算法迭代求解平衡方程,设计点参数与公开文献资料对比误差不大于 0.1%。空气系统计算程序基于流量残差法开发,主要应用于航空发动机空气系统及叶片内部流动及换热计算,该程序包含了航空发动机空气系统建模仿真所涉及的主要种类的元件,并且能够解析和求解由多条分支和元件组成的复杂空气系统流动网络。

采用换算转速(corrected speed)作为总体程序的计算工况范围,本文的换算转速范围为 0.6~1.0,通过非设计点计算和插值得到 100 个工况。取空气系统程序的机匣腔室节点的入口流量和总

温作为机匣边界条件,轮盘腔室节点的入口流量和总温作为轮盘边界条件,叶片流路的气膜冷却元件的入口总温作为叶片边界条件。因为本文的空气系统程序输入条件为民用燃机低压空气系统,所以叶片没有冷却结构,后续计算中不考虑叶片边界条件。

2.2 机器学习模型构建的具体模型

具体的机器学习算法为采用反向传播(back propagation, BP)训练策略的前馈神经网络(文中简称为 BP 神经网络),它是应用广泛的基础神经网络模型,本文中用于处理有监督学习(回归问题)。前馈神经网络的计算原理是神经网络的每个网络层会对输入数据进行处理并产生输出数据,多层神经网络叠加运算会产生强大的表达能力,从而能够模拟复杂非线性过程。BP 的概念来源于前向传播,前向传播是指神经网络中输入信号通过网络层节点向前(输出方向)传播产生输出信号的过程,而反向传播算法通过对输出信号进行评估形成损失函数,并将该信息沿网络层向后(输入方向)传播并计算梯度,以达到训练模型和优化网络参数的目的。

BP 神经网络输入参数为转速 N , 涡轮前温度 T_4 , 压气机出口温度 T_3 , 压气机出口压力 p_3 。值得注意的是在机器学习中数据和特征直接决定了模型和算法的质量,因此选取的计算输入参数要合理且具有实际意义。通常来说转速表征了发动机的整体工作状态,涡轮前温度 T_4 表征了发动机的做功能力和叶片及机匣所承受的燃气温度,压气机出口温度 T_3 会对空气系统的温度边界条件产生重要影响,压气机出口压力 p_3 会对空气系统的压力边界条件产生重要影响。

构建模型的前期工作包括数据预处理、网络结构设置和相关参数设置。因为本文的数据比较简单,所以数据预处理只对输入参数进行归一化处理。经过对比,网络结构设置为 3 层网络结构,过少的网络层计算效果不好,而过多的网络层精度提升有限,并且计算时间耗时过长,而且 BP 神经网络的参数会随着层数增加而增加,在训练数据有限的前提下,增加 BP 神经网络的层数会导致训练难度上升。采用 ReLU 作为激活函数,用于模拟非线性特征。经过对比设置动态调整学习率,实践中发现动态学习率能够较好地提升模型最终精度。设置完相关参数后,模型训练一般在 100 步内达到收敛。

3 叶尖间隙模型构建

3.1 叶尖间隙模型构建的总体思路

影响叶尖间隙的因素可以分为 3 类: ①零件(机匣、叶片、转子)变形,其特点是具有明确物理规律。②发动机间接影响因素,包括转、静子相对轴向位置变化、支点径向位置变化、装配和加工固有误差、振动、性能衰减,其特点是缺少明确的物理计算意义,通常无法直接计算,具体求解需要结合发动机整机状态和实际工程经验。③发动机外部影响因素比如机动载荷,该因素主要来源于飞机飞行状态变化。本文只研究零件变形,并通过近似物理模型直接求解。叶尖间隙包括稳态间隙和瞬态间隙。本文的传热计算模型为稳态模型,因此只计算稳态间隙。

叶轮机在工作状态下的热膨胀、热变形、离心载荷、气动负荷以及机动载荷等因素导致了零

件变形。一般来说,热变形和离心变形是两种最主要的变形方式,在稳态工作时,温度场对变形的影响非常大,通过研究某低压涡轮叶尖间隙,发现热变形占总变形的 80% 以上;而在瞬态过程如慢车到起飞阶段,因为转速快速上升,会产生较大的离心变形,因此本文只研究热变形和离心变形。

离心变形来源于离心力,因此在相关参数(弹性模量)确定的前提下只与转速有关,因此计算重点在热变形。在本文的一维简化前提下,可认为热变形只取决于平均温度和相关物性参数,而平均温度取决于传热方程,在传热方程形式确定后,再加上边界条件就可以使方程有解,并得到部件表面的稳态温度,通过平均得到机匣平均温度。因为一维模型的传热方程形式相对简单,所以求解热变形的关键是边界条件。上述思路的流程图如图 2 所示。

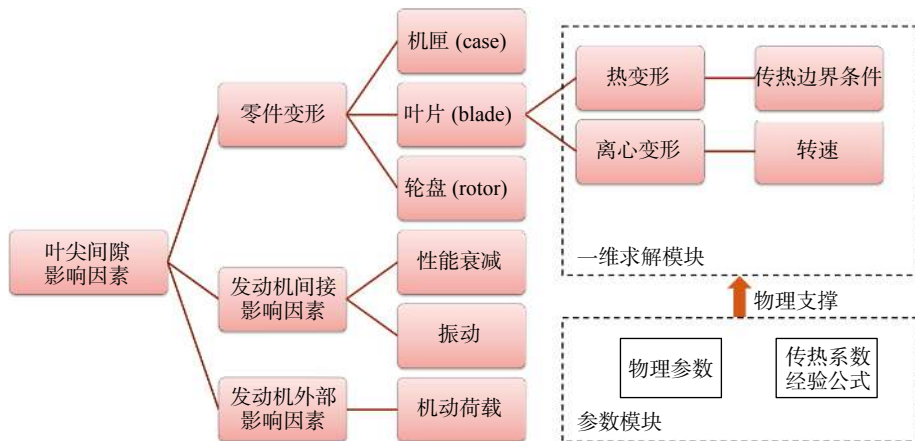


图 2 叶尖间隙简化模型与求解方法流程图

Fig. 2 Simplified model of tip clearance and flow chart of solution conditions

3.2 叶尖间隙模型构建的具体模型

计算模型分为两部分: 计算方法和物理简化模型, 计算方法的流程示意图如图 3 所示, 其中的稳态传热方程见式(1)。

$$\frac{t_{f1} - t_{w1}}{1/h_1} = \frac{t_{w1} - t_{w2}}{d/k} = \frac{t_{w2} - t_{f2}}{1/h_2} \quad (1)$$

式中下标 f1 指机匣内环的燃气, 下标 w1 指机匣内环表面, h_1 指机匣内环表面与燃气的表面传热系数, 下标 w2 指机匣外环表面, d 指机匣径向厚度, k 指机匣导热系数, 下标 f2 指机匣外环的燃气, h_2 指机匣外环表面与燃气的表面传热系数。

叶尖间隙的主要传热过程是冷却气流冷却固体壁面, 因此边界条件是第 3 类边界条件, 其中的

未知数有表面传热系数、主流和冷却气流的温度。本文采用的表面传热系数求解方法是在已知气流温度和流量的条件下根据对流换热经验公式得到

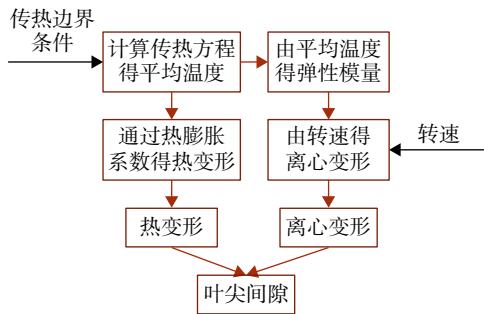


图 3 叶尖间隙计算方法流程图

Fig. 3 Flow chart of calculation method of tip clearance

表面传热系数 h_1 、 h_2 , 计算表面传热系数 h 运用了以下由相似原理所导出的公式:

$$\frac{h}{h_{\text{ref}}} = \left(\frac{T}{T_{\text{ref}}} \right)^a \cdot \left(\frac{M}{M_{\text{ref}}} \right)^b \quad (2)$$

式中下标 ref 表示基准条件下的物理量, 由经验公式或试验数据得到, 温度 T 、流量 M 为计算输入参数, a 、 b 为指定参数(可根据特定元件指定)。由式(2)可以看出为了求解表面传热系数 h 需要气流温度和流量这两个额外计算条件, 通过机器学习模型求解额外计算条件。

物理简化模型来源于 Chapman 等^[9]提出的一维模型, 并在其基础上提出了更符合实际发动机的改进。

机匣结构周向对称, 周向上温度均匀, 针对特定一级的转子, 可认为温度在轴向上差异较小, 只在径向上存在温度差异, 因此可以简化为一维圆筒壁。因为机匣属于静子, 不需要考虑离心力, 只用考虑热变形的影响。机匣结构根据具体材料的不同可具体细化为单层圆筒壁或多层圆筒壁, 更符合实际发动机的是两层结构(耐磨层与耐高温合金层)机匣, 本文仅做理论研究和探索, 采用单层圆筒壁模拟机匣传热过程。

将叶片简化为零维模型, 可采用气膜冷却效率公式求解叶片温度。在已知叶片平均温度的条件下, 可类似于上文机匣求解方法通过热膨胀系数求解热变形。在简化物理模型的基础上, 求解离心变形可通过转速求解离心力, 再通过弹性模量求解离心变形。

实际轮盘的结构和换热条件复杂, 本文出于简化边界条件以及提高计算效率的考虑对轮盘进行一维简化处理, 认为其是一维无限大等壁厚平板。在后续研究中, 可以对一维模型进行以下处理以更符合实际物理模型: 运用差分思想将轮盘在径向方向上分为多段, 在每一段上设置更符合实际情况的尺寸模型和边界条件, 靠近叶片的轮缘设置为带有内热源的一维模型, 中间位置设置为普通自由盘模型, 最底部的一段设置为传热面积变化较大的梯形模型, 并通过逐级累加求解总热变形和离心变形。

4 研究结果

4.1 总体程序和空气系统设置

经过总体程序和空气系统联算后得到的计算结果如图4和图5所示。从图4可以看出在低换

算转速范围内, 轮盘(rotor)流量近似于随转速增加而线性上升, 这是因为空气系统的流量来源于进出口压差, 而压差随着转速增加而增加。而在换算转速(0.9~1.0)范围内, 流量近似于抛物线顶点的形状, 随转速增加而加速减小, 这一现象的原因是冷却轮盘的流路来源于高压压气机中间级, 而出口处为低压涡轮中各级, 存在多个出口, 在转速达到一定程度后, 虽然高压压气机中间级总压随转速增加而上升, 但低压涡轮中各级的背压上升规律不一致。从图4也可以看到机匣(case)的冷却气流流量近似于随换算转速线性上升, 这也是因为压差随着转速增加而增加。

机匣和轮盘的冷却气流温度与换算转速对应关系如图5所示, 可以看出两者的冷却气流温度趋势都是随着转速上升, 然后近似于线性上升。这种线性趋势是因为冷却气流的温度取决于引气位置的总温, 而引气位置的总温来源于压气机的某一级, 因此可以认为此温度基本由压气机转速决定, 并且与转速呈线性关系。

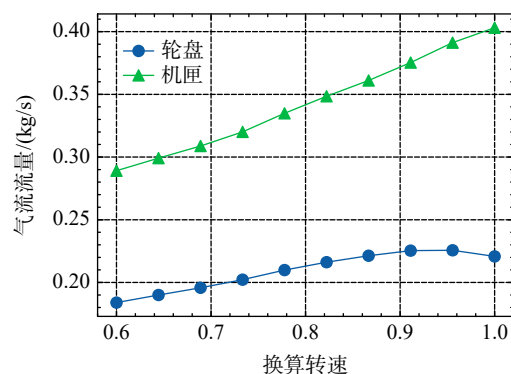


图4 冷却气流流量与换算转速对应关系

Fig. 4 Correspondence between cooling air mass flow and corrected speed

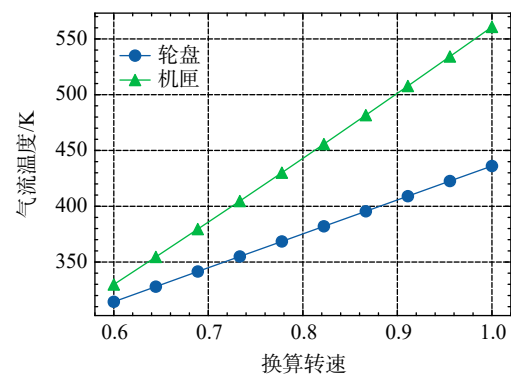


图5 冷却气流温度与换算转速对应关系

Fig. 5 Correspondence between cooling air temperature and corrected speed

4.2 机器学习计算结果

将上述数据集代入 BP 神经网络模型进行训练, 训练步数与模型误差(均方误差)的关系如图 6 所示, 可以看出误差呈波动减小的趋势, 在前 5 步误差波动很大, 所以此处需要更大的学习率, 而 70 步之后, 误差基本不再变化, 说明模型训练完成。

将文中第 4.1 节中的数据点代入训练好的 BP 神经网络模型进行验证, 轮盘冷气流量的计算结果如图 7 所示, 可以看出两者符合较好, 说明 BP 神经网络可以较好模拟发动机空气系统的非线性特性。

剩余计算结果如图 8~图 10 所示, 可以看到对于线性分布, BP 神经网络也有较好拟合效果。

在实际工程中, 测量点不可避免地带有误差, 进行十折交叉验证评估以模拟数据误差和数据量对预测模型的影响, 结果如图 11 所示。训练集的平均准确率为 99.3%, 验证集的平均准确率为 98.9%, 说明在本文模型中数据误差影响可以接受。可以

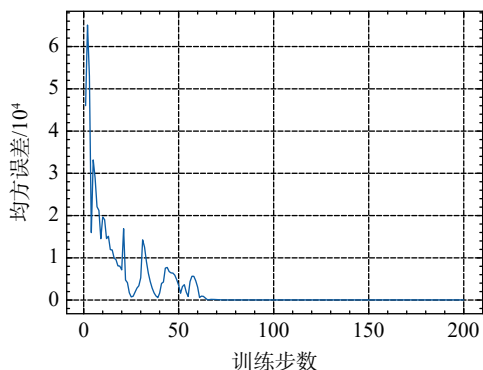


图 6 模型训练效果

Fig. 6 Model training effect

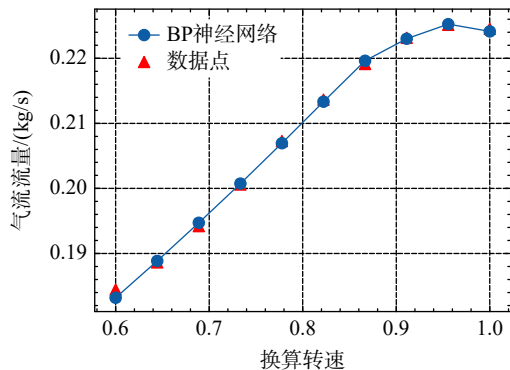


图 7 轮盘冷气流量的机器学习验证

Fig. 7 Machine learning verification of cooling air mass flow in rotor

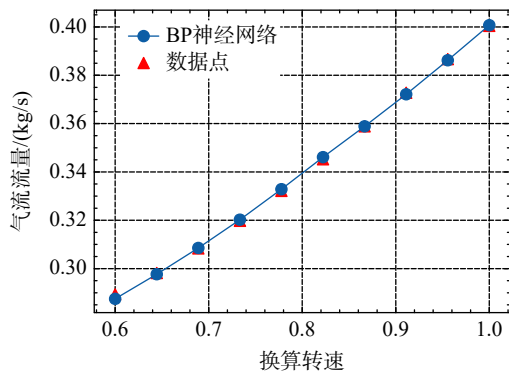


图 8 机匣冷气流量的机器学习验证

Fig. 8 Machine learning verification of cooling air mass flow in case

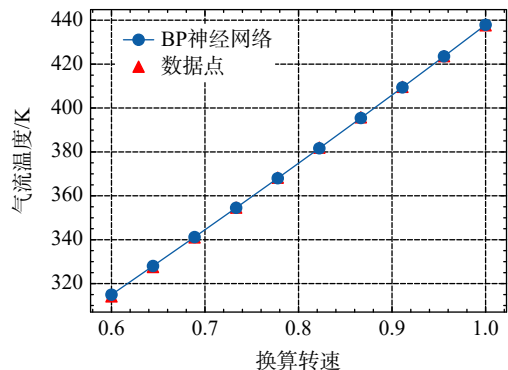


图 9 轮盘冷气温度的机器学习验证

Fig. 9 Machine learning verification of cooling air temperature in rotor

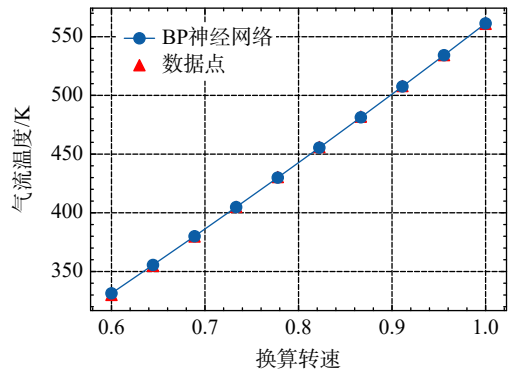


图 10 机匣冷气温度的机器学习验证

Fig. 10 Machine learning verification of cooling air temperature in case

看出验证集的波动幅度比训练集更大, 这很可能是因为验证集数据量更小, 说明输入数据减少会影响模型预测效果。

4.3 叶尖间隙计算模型验证

选用典型发动机模型(小直径、高转速的涡轴发动机高压涡轮模型)进行叶尖间隙计算模型

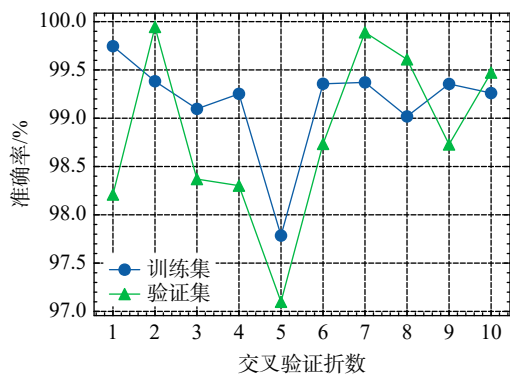


图 11 十折交叉验证评估结果

Fig. 11 Ten fold cross validation evaluation results

验证。数值模拟模型为二维轴对称模型,将其物理模型和边界条件简化为一维模型,并代入本文叶尖间隙计算模型中进行计算。值得注意的是原模型的边界条件直接给出了表面传热系数,而本文模型是通过流量和温度计算表面传热系数,为了保持一致在本文模型计算中直接给定了表面传热系数。

涡轴模型选用4个典型工作状态点作为计算条件:设计点(design point)、慢车(idling)、起飞(take off)、巡航(cruise),本计算程序以设计点为基准进行标定。本计算程序与数值模拟模型的计算结果相对误差如图12所示。叶尖间隙的平均相对误差为-4.3%,除了设计点相对误差很小,其余工况都存在一定误差,其中起飞的相对误差较小,这是因为起飞工况比较接近设计点工况,而机匣和轮盘在慢车和巡航状态的相对误差较大,叶片的相对误差却较小,这说明对机匣和轮盘的物理结构简化影响了计算精度。因此在后续研究中应当对一维简化模型进行一定改进以提升模型可信度。

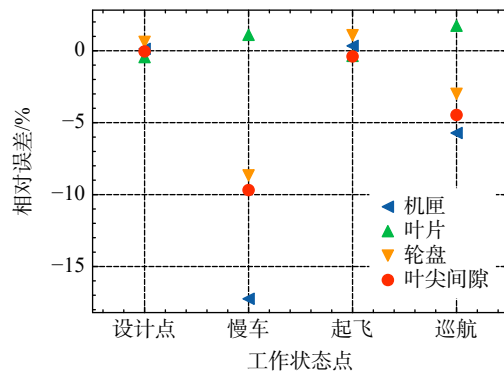


图 12 叶尖间隙计算模型与数值模拟模型的对比

Fig. 12 Comparison between tip clearance calculation model and numerical simulation model

4.4 叶尖间隙计算结果

经过上述研究,将随换算转速变化的边界条件代入叶尖间隙模型中进行计算。叶片选用低压涡轮进口温度作为定性温度,只计算离心变形,因此可认为随换算转速线性变化。机匣内环燃气温度和流量通过总体性能程序计算得到。机匣和轮盘径向相对坐标随换算转速变化规律如图13所示。可以看出两者都是近似于随换算转速增加而线性增加。这是因为在温度改变不大的情况下(见图5),零件材料物性变化不大,离心变形近似于随换算转速增加而线性增加。而热变形主要取决于冷却条件,由图5可知两者的冷却气流温度都是近似于随换算转速上升而线性增加,由图4可知两者的冷却气流流量在低转速范围也都是近似于随换算转速上升而线性增加,而轮盘的冷却气流流量在高换算转速区域的非线性变化对实际冷却效果影响不大。

本模型的叶尖间隙 $L_{\text{tip clearance}}$ 计算公式为

$$L_{\text{tip clearance}} = L_{\text{case}} - L_{\text{shroud}} - L_{\text{blade}} - L_{\text{rotor}} \quad (3)$$

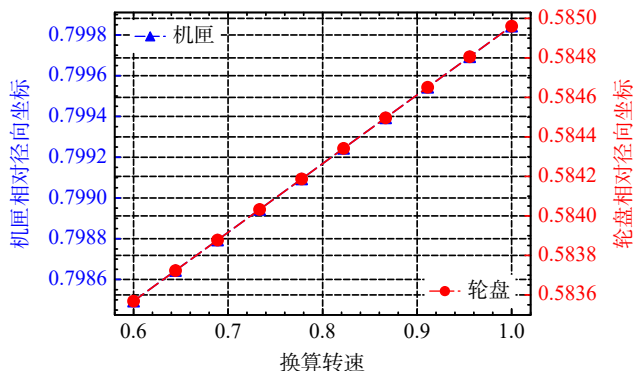


图 13 径向相对坐标与换算转速对应关系

Fig. 13 Correspondence between radial relative coordinates and converted speed

式中 L_{shroud} 为机匣外侧长度,本文取 0.067 5(径向相对坐标), L_{case} 、 L_{blade} 、 L_{rotor} 为上文所计算出的机匣、叶片和轮盘的径向相对坐标。叶尖间隙计算结果如图 14 所示,可以看出叶尖间隙随换算转速增大而减小,整体呈斜率逐渐放大的向下抛物线形状,这说明随着转速上升叶尖间隙在加速减小,这是因为随着换算转速增加,轮盘和叶片的热变形和离心变形之和增加速度大于机匣的热变形。该规律也说明了需要 ACC 系统以控制最大转速时的间隙大小。值得注意的是,虽然如图 13 所示的部件级径向伸长量近似于随换算转速线性增加,但叶尖间隙与换算转速之间的对应规律并不是线性变化的,这说明部件级径向伸长量相互组合后会形成一定规律,并且叶尖间隙变化量通常很微小,难以直接从部件长度上观察。

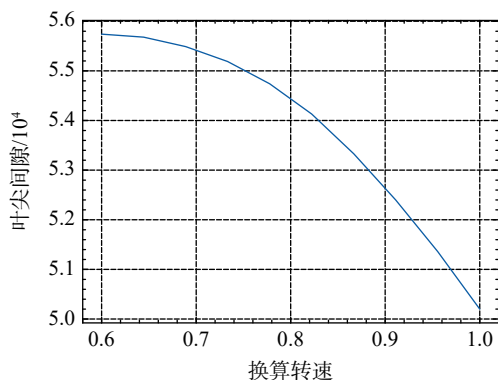


图 14 叶尖间隙与换算转速对应关系

Fig. 14 Correspondence between tip clearance and corrected speed

因为本文计算的热变形是稳态模型,计算结果相当于达到热平衡后的叶尖间隙,而在起飞这种工况迅速变化的情况下,需要计算瞬态热传导,下文对相同边界条件的瞬态模型进行定性分析。由于有热量传递和比热容的存在,在边界条件相同和温度升高的前提下瞬态的平均温度应当小于稳态,因此瞬态热变形应小于稳态热变形,而离心变形可认为随转速迅速变化,不存在瞬态和稳态之分。因此零件的离心变形保持不变,而总的热变形也就是受热影响的径向间隙变小,可以推断出在起飞过程中瞬态叶尖间隙应小于稳态叶尖间隙。

调整机匣的冷却气流量以模拟 ACC 系统控制叶尖间隙的效果,具体调节方案是将原本的机匣冷却流量增加 25% 和减少 25%。调整后的叶尖间隙与换算转速之间的对应规律如图 15 所

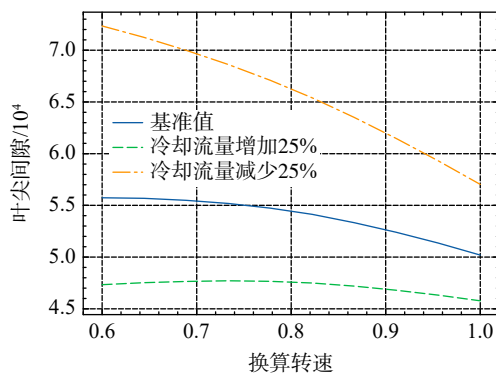


图 15 调整机匣冷气流量后的叶尖间隙变化规律

Fig. 15 Change rule of tip clearance after adjusting the cooling air mass flow of the casing

示。可以看出增加冷却流量后间隙尺度有所下降,但小工况(低换算转速)处叶尖间隙反而随着转速上升而略微增加,这说明在小工况处放大冷却流量会明显增强冷却效果,而随着转速增加冷却效果会减弱。可看出减少冷却流量后整体的间隙尺度有所上升,并且整体形状近似于随换算转速增加而线性下降,这说明冷却效果减弱后,叶尖间隙与机匣径向伸长量主要取决于转速。

4.5 计算效率分析

在前期准备工作中耗时较多的是机器学习中的训练模型,在模型参数和相关设置确定后,训练模型主要取决于训练轮数(epoch),在训练轮数为 100 时训练耗时为 5.95 s。

实际计算中耗时分为机器学习模型计算和叶尖间隙模型计算,通过计算发现机器学习模型平均耗时为 0.001 6 s,叶尖间隙模型平均耗时为 0.024 s,总耗时小于 0.03 s,满足工程中瞬态计算的要求,为后续开发瞬态模型提供了基础。并且发现机器学习模型耗时远小于叶尖间隙模型耗时,这是因为机器学习模型只进行线性代数运算。

值得指出的是计算耗时与硬件性能及编程语言有一定关系,目前计算过程在普通家用计算机上运行,后续如果在高性能工作站上运行,计算效率会提高,如果在小型电子设备上运行,计算效率可能会降低;后续计算中如果将编程语言换成更基础的语言如 C,计算效率可能会提高。

5 结 论

1) 训练机器学习模型,并对网络结构和学习率等相关参数进行了设置,测试数据的验证效果满足预期。

2) 验证叶尖间隙计算模型, 发现对机匣和轮盘的简化影响了计算精度, 因此在后续研究中应当改进一维简化模型以提升模型可信度。

3) 在叶尖间隙计算结果中发现部件级径向伸长量都与换算转速呈正相关联系, 而叶尖间隙随换算转速增大而减小, 整体呈斜率逐渐放大的向下抛物线形状, 表明随着转速上升叶尖间隙在加速减小。

4) 调整机匣的冷却气流流量以模拟 ACC 系统, 增加机匣冷却流量后叶尖间隙变小, 但在低转速附近叶尖间隙反而随着转速上升而增加。减小机匣冷却流量后叶尖间隙整体尺度变大, 并且与换算转速的线性相关性增加。

5) 总耗时小于 0.03 s, 满足工程需要。

参考文献:

- [1] 刘松龄. 燃气涡轮发动机的传热和空气系统[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2018.
- [2] 陈光. 航空燃气涡轮发动机结构设计[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1988.
- [3] 廉筱纯. 航空发动机原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2005.
- [4] 孙健国. 航空燃气涡轮发动机控制[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2014.
- [5] 漆文凯, 陈伟. 某型航空发动机高压涡轮叶尖间隙数值分析[J]. 南京航空航天大学学报, 2003, 35(1): 63-67.
QI Wenkai, CHEN Wei. Numerical analysis of tip clearance of high pressure turbine of an aeroengine[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2003, 35(1): 63-67. (in Chinese)
- [6] PILLIDIS P, MACCALLUM N R L. Models for predicting tip clearance changes in gas turbines[R]. NASA N83-229258, 1983.
- [7] PENG Kai, FAN Ding, YANG Fan, et al. Active generalized predictive control of turbine tip clearance for aero-engines[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(5): 1147-1155.
- [8] FEI Chengwei, BAI Guangchen. Distributed collaborative probabilistic design for turbine blade-tip radial running clearance using support vector machine of regression[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 49(1/2): 196-208.
- [9] CHAPMAN J W, GUO T H, KRATZ J L, et al. Integrated turbine tip clearance and gas turbine engine simulation[R]. AIAA-2016-5047, 2016.
- [10] KRATZ J L, CHAPMAN J W. Active turbine tip clearance control trade space analysis of an advanced geared turbofan engine[R]. AIAA-2018-4822, 2018.
- [11] KRATZ J L, CHAPMAN J W, GUO T H. A parametric study of actuator requirements for active turbine tip clearance control of a modern high bypass turbofan engine[R]. ASME Paper GT2017-63472, 2017.
- [12] STEINETZ B M, LATTIME S B, DECASTRO J A, et al. Evaluation of an active clearance control system concept[R]. AIAA-2005-3989, 2005.
- [13] 王鹏飞. 高压涡轮主动间隙控制系统的供气流路与机匣传热研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
WANG Pengfei. Research on air supply flow path and casing heat transfer of HP turbine active clearance control system[D]. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018. (in Chinese)
- [14] 朱之丽, 廖阔. 燃气轮机过渡过程中叶尖间隙估算及间隙变化对加速过程的影响[J]. 航空动力学报, 1995, 10(2): 66-67, 95-96.
ZHU Zhili, LIAO Kuo. Estimation of tip clearance during gas turbine transition and the effect of clearance change on acceleration process[J]. *Journal of Aerospace Power*, 1995, 10(2): 66-67, 95-96. (in Chinese)
- [15] 张少平, 苏廷铭, 罗秋生, 等. 航空发动机压气机径向间隙设计方法研究[J]. 燃气轮机试验与研究, 2011, 24(4): 25-27, 31.
ZHANG Shaoping, SU Tingming, LUO Qiusheng, et al. Research on design method of radial clearance of aeroengine compressor[J]. *Gas Turbine Test and Research*, 2011, 24(4): 25-27, 31. (in Chinese)
- [16] 刘兆颖, 毛军逵, 夏木云, 等. 叶尖间隙控制系统中横流效应的试验研究[J]. 推进技术, 2019, 40(9): 2030-2039.
LIU Zhaoying, MAO Junkui, XIA Muyun, et al. Experimental study on cross flow effect in tip clearance control system[J]. *Propulsion Technology*, 2019, 40(9): 2030-2039. (in Chinese)
- [17] 王立峰, 李正熙. 前向神经网络快速学习算法在发动机模型辨识中的应用[J]. 航空动力学报, 2003, 18(5): 705-708.
WANG Lifeng, LI Zhengxi. Application of fast learning algorithm of feedforward neural network in engine model identification[J]. *Journal of Aerodynamics*, 2003, 18(5): 705-708. (in Chinese)
- [18] 张鹏, 黄金泉. 航空发动机神经网络内模控制[J]. 航空动力学报, 2005, 20(6): 1061-1065.
ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Golden spring aeroengine neural network internal model control [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2005, 20(6): 1061-1065. (in Chinese)
- [19] 何清, 李宁, 罗文娟, 等. 大数据下的机器学习算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(4): 327-336.
HE Qing, LI Ning, LUO Wenjuan, et al. Overview of machine learning algorithms under big data[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2014, 27(4): 327-336. (in Chinese)

(编辑: 王碧琨)