

## 变循环发动机外涵道气流掺混特性建模研究<sup>\*</sup>

吴宋伟, 田 杰, 张天宏, 李凌蔚, 李佳翱

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

**摘 要:** 模式选择活门和前涵道引射器作为变循环发动机的关键几何部件, 用于改善发动机在稳态以及模式切换过程的部件匹配性能, 针对两者开度对外涵道气流掺混总压损失的影响开展研究。采用二维数值模拟方法, 对内部压缩系统流场进行了仿真分析, 得到了气流掺混的总压恢复系数在模式选择活门和前涵道引射器不同开度下的变化规律。以数值仿真结果作为建模研究的数据集, 提出一种基于贝叶斯优化的混合核极限学习机算法, 建立了总压恢复系数映射模型, 采用留一交叉验证方法对模型进行了评估。结果表明, 本文所提出的核极限学习机算法的均方根误差为 0.0094, 泛化效果相比多元线性回归模型提升约 70.6% 以上, 所建拟合模型预测的相对误差最大不超过 1.57%。

**关键词:** 变循环发动机; 前涵道引射器; 模式选择活门; 气流掺混; 总压恢复系数; 贝叶斯优化; 混合核极限学习机

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

文章编号: 1001-4055 (2022) 12-210546-09

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 210546

## Modeling Research on Bypass Flow Mixing Characteristics of Variable Cycle Engine

WU Song-wei, TIAN Jie, ZHANG Tian-hong, LI Ling-wei, LI Jia-ao

(College of Energy and Power, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** The mode selector valve and the forward bypass ejector are the key geometric components of the variable cycle engine, which are used to improve the engine's component matching performance in the steady-state and the mode transitioning process. Research is carried out on the influence of the two openings on the total pressure loss of the bypass flow mixing. A two-dimensional numerical simulation method was used, and the flow field of the internal compression system was simulated and analyzed. The change rule of the total pressure recovery ratio of flow mixing under different openings of the mode selector valve and the forward bypass ejector was obtained. Numerical simulation results were used as the data set for modeling research. A hybrid kernel extreme learning machine algorithm based on Bayesian optimization was proposed, and the total pressure recovery ratio mapping model was established. The leave-one-out cross-validation method was used to evaluate the model. The root mean square error of the kernel extreme learning machine algorithm proposed in this paper is 0.0094, and the generalization effect is improved by more than 70.6% compared with the multiple linear regression model. The relative error predicted by the fitting model is no more than 1.57%.

**Key words:** Variable cycle engine; Forward bypass injector; Mode selector valve; Air flow mixing; Total pressure recovery ratio; Bayesian optimization; Hybrid nuclear extreme learning machine

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2021-08-11; 修订日期: 2022-01-24。

基金项目: 国家自然科学基金 (51976089)。

作者简介: 吴宋伟, 硕士生, 研究领域为航空发动机建模、仿真与控制。

通讯作者: 张天宏, 博士, 教授, 研究领域为航空发动机建模、仿真与控制。

引用格式: 吴宋伟, 田 杰, 张天宏, 等. 变循环发动机外涵道气流掺混特性建模研究[J]. 推进技术, 2022, 43(12): 210546. (WU Song-wei, TIAN Jie, ZHANG Tian-hong, et al. Modeling Research on Bypass Flow Mixing Characteristics of Variable Cycle Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(12): 210546.)

## 1 引言

为满足第六代战斗机提出的全天候、远程作战、多任务等目标,发动机设计需要有效解决常规发动机在工作条件和性能需求上的矛盾<sup>[1]</sup>。变循环发动机(Variable Cycle Engine, VCE)通过调节关键几何部件的形状、位置,在整个飞行包线内均可满足最优的性能要求,兼顾宽涵道比调节范围和低外部安装损失两方面优势<sup>[2-3]</sup>。变循环发动机已经成为下一代军、民用超声速飞行器的首选动力装置,受到国内外的广泛关注。

从20世纪60年代至今,美国通用电气(General Electric, GE)公司先后探索了四代变循环发动机方案。在2007年以来制订的各项计划中,美国提出了新一代自适应循环发动机(Adaptive Cycle Engine, ACE)的概念<sup>[4]</sup>,可以有效提高推进效率和燃油效率,增强隐身能力。在结构方面,相比典型的双外涵变循环发动机,ACE增加了第三涵道、叶尖风扇(Fan on Blade, Flade),同时包含模式选择活门(Mode Selector Valve, MSV)、核心机驱动风扇级(Core Driven Fan Stage, CDFS)和前后面积可变涵道引射器(Forward/Rear Variable Area Bypass Injector, FVABI/RVABI)等关键几何部件,ACE的整体结构如图1所示。

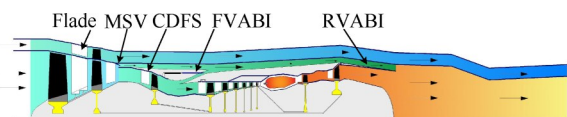


Fig. 1 Structure diagram of adaptive cycle engine

发动机进口气流通过前段风扇分别进入Flade涵道(第三外涵道)和前段风扇内涵,前段风扇内涵气流通过后段风扇分别进入发动机内涵道和FVABI外涵道(第二外涵道),来自CDFS的气流分别进入高压压气机(HPC)和CDFS外涵道(第一外涵道)。一般来说,MSV只有全开或者全闭两个位置。在单外涵工作模态(M1)下,MSV全闭,FVABI以单涵道的形式工作。在双外涵工作模态(M2)下,MSV全开,FVABI以引射器的形式工作,第一外涵道的高速气流对第二外涵道的低速气流起引射作用,两者掺混并流入RVABI,通过调整FVABI的位置改变第一和第二外涵道的流量,可实现发动机涵道比的调节。当第二外涵道打开时,FVABI本质上相当于一个面积可变的混合室。在以上两种工作模态下,均没有气流从第三外涵道通过。FVABI的设计为ACE提供了可变涵道比

的性能优势,但同时,改变FVABI会影响ACE的整机匹配性能,当FVABI位置调节不合理时,可能会导致不必要的气流掺混损失,甚至出现倒流的情况,大大影响发动机工作的稳定性。

国内自21世纪以来对变循环发动机开展了大量研究,大部分集中在部件级建模、机理分析、控制计划优化设计和多变量控制器设计等方面<sup>[5-8]</sup>,对关键几何部件的结构设计及调节特性也进行了相应的探索。其中,对变循环压缩系统特性匹配规律的研究多基于数学模型的仿真试验,一般主要根据气动热力学关系进行发动机总体性能的计算和分析。在计算MSV和FVABI性能时,往往考虑涵道面积变化带来的总压突扩损失以及使用动量定理来计算气流掺混总压损失的影响。但是这种方法计算结果不够精确,不利于分析发动机部件性能匹配的关系以及指导控制计划的制定,具有一定的局限性。CFD计算流体力学的方法具有较高的精度,能够反映在特定工况下发动机内部的流动细节,在ACE零维模型中引入CFD仿真得到的2-D特性,有利于提高零维模型计算的准确性和性能分析的可靠性。

在变循环发动机CFD数值计算方面,王元等<sup>[9]</sup>将对外涵道进行了二维流场计算,并基于支持向量机建立了MSV开度与外涵道沿程总压恢复系数的智能映射模型,但是其计算模型相对比较简单。王靖宇等<sup>[10]</sup>提出了一种增加波瓣混合器结构的FVABI设计方案,显著改善风扇外涵的流通能力,同时分析了流向涡对掺混效率的影响。刘宝杰等<sup>[11-12]</sup>通过对双外涵变循环发动机压缩系统进行简化模型和三维流场的计算,重点分析了第二外涵道倒流对系统匹配特性的影响,并总结验证了倒流判断准则。陈佳等<sup>[13]</sup>主要研究了FVABI面积比对外涵道主、次流掺混区域的影响。以上研究大部分重点关注第二外涵道可能存在的倒流问题,掺混机理分析方面也只单独研究FVABI开度对性能的影响,目前尚未有公开文献综合考虑MSV和FVABI对外涵道气流掺混的影响。在对MSV和FVABI进行部件级建模时,往往只考虑面积变化带来的总压突扩损失的影响。因此,有必要对变循环发动机外涵道气流掺混特性进一步分析并进行建模研究。

计算流体力学在一定程度上起到替代物理试验的作用,但是受到其复杂度和耗时等因素的限制,最终数据量往往不会很大,小样本学习问题依然存在。工程上针对这类问题一般采用插值计算、多元线性回归的建模方法,然而其泛化误差相对较大。近些

年来,支持向量机<sup>[14]</sup>(Support Vector Machine, SVM)、极限学习机(Electric Learning Machine, ELM)等方法对类似复杂非线性问题表现出了较好的泛化性能,并且ELM的优越性在很多工程实践中已经得到了验证,在航空发动机领域多用于参数预测及故障诊断方面<sup>[15-16]</sup>。核函数的引入以及各类优化算法的应用,可以在保留ELM优点的基础上进一步提高模型的预测能力。本文选用贝叶斯优化算法对混合核极限学习机的网络参数进行优化,进而用于发动机性能参数的建模研究。

本文旨在提出一种考虑MSV和FVABI气流掺混特性的精细化建模方法,对内部压缩系统进行简化建模,采用数值模拟的方法,重点研究了在稳态和模式切换过程中MSV和FVABI不同开度对掺混总压损失的影响。在此基础上,提出一种基于贝叶斯优化的混合核极限学习机(Bayesian Optimization-Kernel Electric Learning Machine, BO-KELM)算法,采用留一交叉验证方法评估对比不同模型,验证了BO-KELM算法的泛化能力和优越性,最终建立了外涵道气流掺混总压恢复系数的回归映射模型。

## 2 数值计算

基于高保真度仿真方法,构建外涵道气流掺混特性计算模型和ACE整机模型的耦合计算模型,实现对全工况下外涵道气流掺混特性的准确仿真。其关键在于基于CFD仿真模型计算MSV和FVABI在不同开度下的气流掺混特性,并进一步对特性数据进行回归建模,用于代替发动机零维整机模型中的经验公式,计算流程如图2所示。

### 2.1 压缩系统简化计算模型

本文主要针对ACE包含风扇、CDFS和高压压气机的内部压缩系统进行研究,其中还包括MSV和FVABI两个可调几何机构,如图3所示。结合国内研究现状,本文中MSV采用俯仰调节的方式,通过MSV的开合控制第二外涵道气流的流通,改变发动机的工作模式。FVABI采用左右伸缩调节的方式<sup>[17-18]</sup>,改变第一外涵道收缩通道的流通面积,从而调节第一、第二外涵道的流量匹配关系,实现涵道比的调节。

大部分文献中采用垂直于气流方向的有效面积来反映MSV或FVABI的开度,即图3中的 $A_{s1}$ 和 $A_{s2}$ 。为便于分析,将ACE双外涵工作模式下MSV和FVABI流通面积作为设计点,记为 $A_{des}$ ,其他状态下的开度 $\alpha$ 定义为对应的有效面积 $A_s$ 与设计点下的有效面积 $A_{des}$ 的比值,比如MSV全开为100%,全闭为0%。

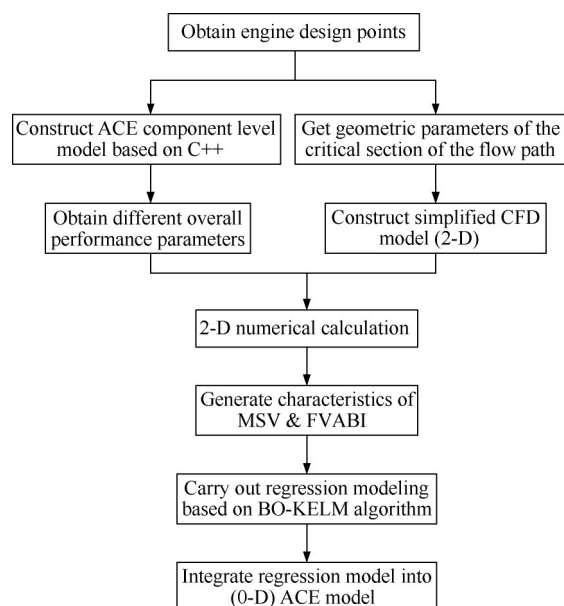


Fig. 2 Calculation process of modeling

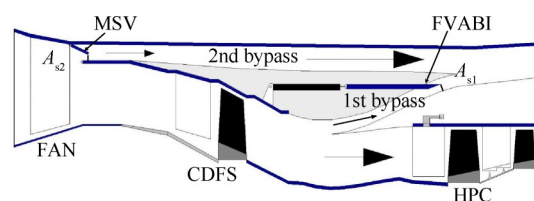


Fig. 3 Structure diagram of ACE internal compression system

针对内部压缩系统结构进行CFD数值仿真之前,要求建立相应的几何模型。表1给出了发动机在地面状态M2模态下的设计点,根据其整体性能估算得到各个关键几何截面的面积参数,同时参考GE专利<sup>[19]</sup>中FLADE ACE的构型,建立如图4所示2-D简化模型,在保留涵道结构和调节机构的基础上省略了实际的压缩部件,截面1~5分别对应风扇出口截面、CDFS进出口截面、高压压气机进口截面和外涵道出口截面。为了提高流场计算的准确性,将简化模型的实际流道均向外延伸了一部分,将原部件的截取位置由1'和5'移至1,5。

Table 1 Design point parameters of ACE

| Parameter               | Value   |
|-------------------------|---------|
| Altitude/km             | 0       |
| Mach number             | 0       |
| Working mode            | M2      |
| HPT total temperature/K | 1863.25 |
| Total pressure ratio    | 29.4    |
| Total bypass ratio      | 0.7     |
| Thrust/kN               | 96.71   |

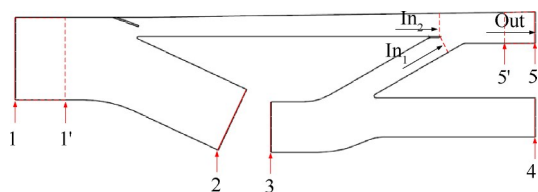


Fig. 4 Schematic diagram of simplified model

总压损失的来源主要包括粘性损失、流动分离损失、激波损失等,在研究的两涵道流动中,粘性损失是总压损失的决定因数,主要表现为管流沿程压力损失(附面层粘性相互作用)以及掺混损失(剪切层粘性相互作用)。开度的变化对沿程损失的影响较小,因此只考虑掺混作用的影响。在读取第一、第二外涵道出口截面的总压时,分别选择图 4 中  $In_1$  和  $In_2$  的位置读取,以最小化壁面沿程压力损失和激波损失对结果的干扰。本文中采用进出口截面流量加权平均计算总压参数,定义掺混总压损失系数为

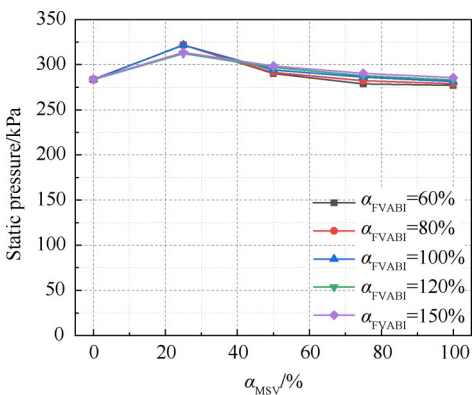
$$\sigma_{\text{pressure}} = \frac{\frac{1}{\dot{m}} \int p_{\text{out}}^* d\dot{m}_{\text{out}}}{\frac{1}{\dot{m}} \sum_{i=1}^2 \left( \int p_{\text{In}_i}^* d\dot{m}_{\text{In}_i} \right)} \quad (1)$$

2.2 数值计算方法

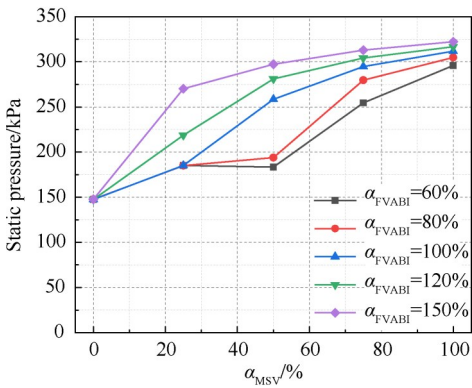
本文使用 ANSYS Fluent 商业软件进行数值仿真,采用 ICEM 进行结构化网格划分,在近壁面对网格进行加密处理,最终确定计算网格数约为 50 万,计算时设定流体为理想气体,动力粘度由 Sutherland 公式确定,采用有限体积法求解雷诺平均的 N-S 方程,空间离散格式为二阶迎风格式,湍流模型采用 RNG  $k-\varepsilon$  两方程模型,以期模拟压缩系统中第一、第二外涵道气流之间的掺混过程。

保持低压转子换算转速不变,改变 MSV 和 FVABI 的开度,基于 ACE 零维整机性能匹配模型进行非设计点总体性能仿真,获得不同工作位点下进出口截面的压力、温度等参数,作为边界条件的输入。在 CFD 计算前期,将 1,3 截面设置为压力进口边界条件,2,4,5 设置为压力出口边界条件。以 1,5 截面的静压为例,如图 5 所示,可以看到在不同开度下的非设计点位置,进口边界条件几乎不随开度变化影响,而出口的静压边界条件则变化显著。这是由于在外部飞行条件一定时,低压转子换算转速不变,发动机进气道捕获面积固定,整个低压风扇出口参数变化不大。而 MSV 和 FVABI 的调节改变了外涵道的涵道比,因此出口静压条件将显著变化。

由于无法精确设定两个涵道的流量分配,根据压力边界条件设置无法保证 CDFS 系统的流量匹配,



(a) Static pressure parameters of section 1



(b) Static pressure parameters of section 5

Fig. 5 Numerical calculation flow diagram of the simplified model

因此为保证整个模型的流量守恒,需要对 CFD 结果进行多次迭代计算,可分为预估和校准两部分。首先通过压力进口和压力出口边界条件得到预估流场;校准则根据 CDFS 部件的进出口流量守恒关系,将 CDFS 出口截面(3 截面)设置为流量进口边界,用预估流场的 CDFS 进口截面(2 截面)的流量进行赋值,重新计算,经过数次的迭代赋值,最终得到流量匹配的校准流场,完成计算。计算流程如图 6 所示。

2.3 计算结果与分析

分别在 MSV 开度为 0%, 25%, 50%, 75% 和 100% 的条件下,将 FVABI 开度  $\alpha$  设置为 60%, 80%, 100%, 120% 和 150%, 共 25 个工况点,对外涵道气流掺混的特性进行计算。

图 7(a)给出了设计点开度下的模型整场马赫数云图结果。由于设计点开度下的边界条件基于零维总体性能计算模型得到,未出现流动分离、大尺度回流等复杂流动,因此该结果涵盖了高低速粘性剪切、亚声速气流沿收缩流道加速降压等基本流动现象,具有代表性。整场气流流速平缓,第二外涵道马赫数偏低,在外涵道出口处经过第一外涵道出口高速

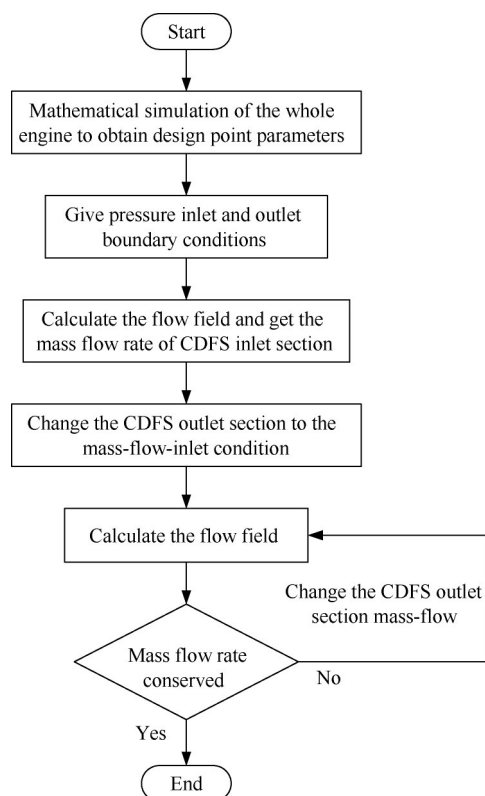


Fig. 6 Numerical calculation flow diagram of the simplified model

气流引射,速度增大。由图7(b)可以看出,外涵道出口存在典型的粘性剪切层流动现象,高低速气流在FVABI末端交汇并以恒定的扩散率向下游发展,展现出良好的自相似特性,混合层内动量、能量交换,导致气流掺混后总压损失。随着剪切层的发展,自相似区增大,垂直气流方向的速度梯度逐渐降低,掺混强度下降。

基于2.2节给出的数值计算方法,最终得到25组样本数据。图8给出了外涵道气流掺混的总压恢复系数在不同MSV和FVABI开度下的变化规律。

可以看出总压恢复系数随开度变化基本符合单调变化规律,即随着开度增大,总压恢复升高,同时呈现非线性的变化趋势。MSV的开度对总压恢复系数起主导性的影响,而FVABI开度的影响则次之。对于MSV开度较大时(75%以上),FVABI即使在一个极大的范围内变化,模型都能保持一个很高的总压恢复系数,而随着MSV开度降低直至关闭的过程,总压恢复系数整体呈现出较为显著的下降趋势。由于MSV开度对应于不同的发动机工作模式,M2工作模式适用于亚声速巡航模式,M1工作模式适用于超声速加速模式,不同的工作模式下的外涵道内整体总压恢复水平是不同的。换言之,发动机外涵道的

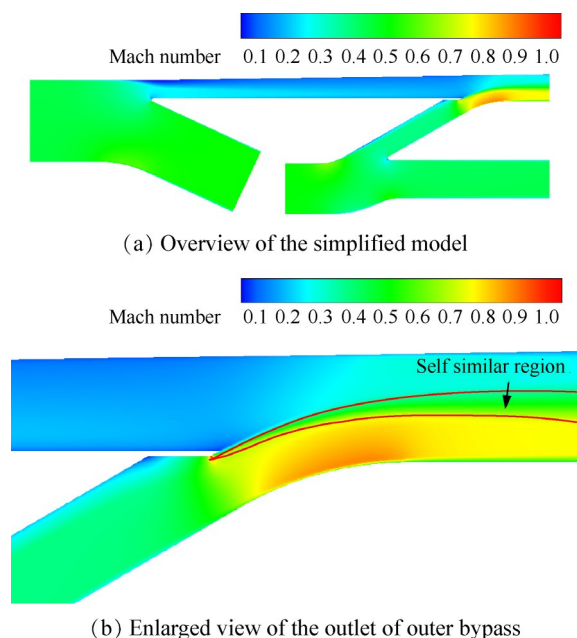
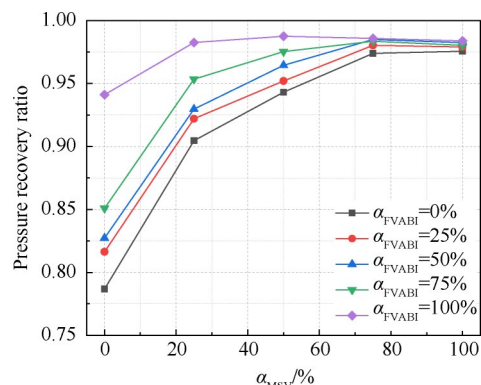
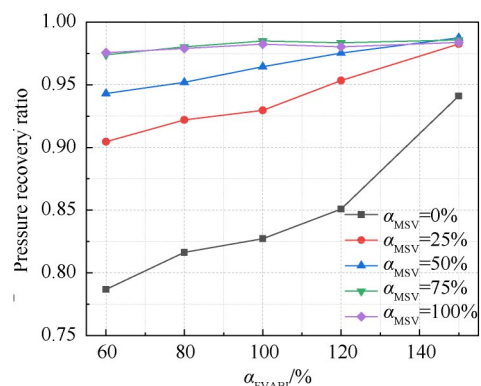


Fig. 7 Mach number contour of internal compression system at design point



(a) Variation related with MSV



(b) Variation related with FVABI

Fig. 8 Variation of the total pressure recovery ratio of the bypass flow mixing under different MSV and FVABI positions

总压恢复水平受发动机的工作模式影响极大,MSV全开状态下的总压恢复系数基本可以维持在0.98的总压恢复水平,而全关状态则低至0.85。而对于

25%~75% 的 MSV 开度内的工况点,在 FVABI 开度变化在 60%~120% 时,总压恢复系数呈现一个较好的线性变化规律,由于这些状态点在发动机实际工作中处于模态切换的中间过程状态点,因此这一总压恢复规律将对于模式切换有指导作用。但是鉴于计算的数据量有限,后续可以针对模式切换中间过程状态的总压恢复系数做进一步研究。

分析以上现象产生的原因,外涵道总压损失很大程度上是由粘性损失引起的,主要为第一外涵道中经 CDFS 压缩后的高能高速流体和第二外涵道的低速流的掺混损失。当 FVABI 开度一定时,随着 MSV 开度越大,低速流体流量变大,第二外涵道突扩损失减小,高速流对低速流的冲击掺混作用相对减弱,粘性剪切强度减弱,因此随着 MSV 开度增大,总压损失降低。当 MSV 开度一定时,随着 FVABI 开度增大,第一外涵道的出口气流速度减小,背压随之升高,掺混区两股气流在垂流方向上的速度梯度较小,粘性剪切效应较小,粘性剪切层变薄,总压损失降低;反之,FVABI 的开度减小,第一外涵道气流速度增大,较大的速度梯度导致掺混增强,总压损失增大,观察马赫数云图可以发现,当 FVABI 的开度低于 80% 后,由于挡板与壁面构成的收缩流道,可能造成气流出现局部超声速的情况,产生较大的速度梯度,因此总压损失较大。

综上所述,总压恢复系数都随着 MSV 和 FVABI 的开度变化而单调变化,开度越大,总压恢复系数越大,但是两者的影响能力不同,MSV 的开度变化起主要影响作用,而 FVABI 的开度变化则是次要影响因素,即 MSV 的开度变化决定该状态下的整体总压恢复水平,FVABI 的开度变化则会一定幅度上影响气流掺混的总压恢复系数,在 M1 模式下,FVABI 要始终保持较大的开度,以保证总压损失尽可能小。

3 算法介绍及建模

3.1 BO-KELM 算法推导

极限学习机(ELM)是一种单隐含层前向神经网络,由输入层、隐含层和输出层神经元之间全连接组成。核极限学习机(KELM)在 ELM 算法的基础上,应用 Mercer 定理,引入核矩阵,即

$$\Omega = HH^T = h(x_i)h(x_j) = K(x_i,x_j) \tag{2}$$

式中  $x_i$  为训练样本; $H$  为隐含层输出矩阵; $K(\cdot)$  为核函数,可以将低维空间非线性可分的数据映射到高维空间。

KELM 的输出函数可以定义为

$$f_{\text{KELM}}(\boldsymbol{x}) = h(\boldsymbol{x})\boldsymbol{H}^T(\boldsymbol{\Omega} + \frac{\boldsymbol{I}}{C})^{-1}\boldsymbol{T}$$
$$h(\boldsymbol{x})\boldsymbol{H}^T = [K(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_1),\cdots,K(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_N)]^T \tag{3}$$

KELM 可以在保留 ELM 特性的基础上,提高模型的预测能力。常见的核函数一般包括线性核、多项式核、径向基核和 Sigmoid 核等,如表 2 所示。

| Table 2 Different kernel function expressions |                                                                                                             |
|-----------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Method                                        | Kernel function                                                                                             |
| Linear kernel                                 | $K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) = \boldsymbol{x}_i^T\boldsymbol{x}_j$                                 |
| Polynomial kernel                             | $K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) = (a\boldsymbol{x}_i^T\boldsymbol{x}_j + c)^d$                        |
| RBF kernel                                    | $K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) = \exp(-\frac{\ \boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j\ ^2}{2\gamma^2})$ |
| Sigmoid kernel                                | $K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) = \tanh(a\boldsymbol{x}_i^T\boldsymbol{x}_j + c)$                     |

通过组合不同的核函数,构造一种满足 Mercer 条件的混合核函数,可以融合不同核函数的局部特性以解决复杂问题,以多项式核和径向基核混合为例,其表达式为

$$K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) = \lambda(a\boldsymbol{x}_i^T\boldsymbol{x}_j + c)^d + (1 - \lambda)\exp(-\frac{\|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j\|^2}{2\gamma^2}) \tag{4}$$

式中  $\lambda$  为混合核权重系数。

考虑到本文实例中的数据集样本输入输出关系较为连续,且不存在明显振荡,结合不同核函数的特性,本文选取多项式核和径向基核作为混合核函数的基函数,构建混合核极限学习机模型。

在采用 KELM 进行训练时,首先需要确定式(4)中众多的超参数,较为常用的有网格搜索(Grid Search)或随机搜索(Randomized Search)方法。然而,穷尽网格搜索伴随着超参数数量的增加,计算代价较大,容易出现维度爆炸的问题。随机搜索策略的提出虽然提高了一定的搜索效率,但是由于该策略下得到的结果往往具有随机性,容易忽略一些关键信息。贝叶斯优化通过参考前一时刻基于目标函数的评估结果不断更新建立概率模型,来推断最小化目标函数的值。该方法大大减少了调参所需的迭代次数,同时能够得到较好的性能。本文提出一种基于贝叶斯优化的混合核极限学习机算法,采用贝叶斯优化算法对 KELM 的超参数进行优化。

贝叶斯优化的目标函数设置为交叉验证得到的均方根误差,具体在下一节进行论述。超参数搜索的域空间设置为:

隐含层节点数  $l \in [1, 20]$ ,混合核权重系数  $\lambda \in [0, 1]$ ,正则化系数  $C \in [0.1, 10^5]$ ,多项式核函数

参数  $a \in [0.1, 10^5]$ ,  $c \in [0.1, 10^4]$ ,  $d \in [0, 10]$ , 径向基核函数参数  $\gamma \in [0.1, 10^5]$ 。

3.2 留一交叉对比验证

在机器学习建模时,通常将数据集分为训练集和测试集两部分,测试集用于最终训练模型的评估。然而最终模型与参数的确定很大程度上依赖于数据集的划分方法,结果经常会出现过拟合的情况。采用交叉验证方法,可以获取更多的数据信息,在一定程度上减弱数据划分不同对结果的影响,对最终模型的性能进行评估。

本文选用留一交叉验证 (Leave-One-Out Cross Validation, LOO-CV) 方法,其具体步骤:

Step 1: 假设训练集中样本数为  $N$ , 将全部训练集分为  $N$  个不相交的子集;

Step 2: 每次留出一个样本作为测试集,其余  $N-1$  个样本均作为训练集;

Step 3: 针对划分好的数据集,训练回归模型并在测试集中进行验证,得到均方根误差  $RMSE$  为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - y_i)^2} \quad (5)$$

式中  $n$  为测试集样本数,  $p_i$  为预测值,  $y_i$  为实际的标签值;

Step 4: 计算  $N$  次求得的  $RMSE$  的平均值,以此作为该模型的评估指标。

针对本文实例中的小样本数据集,采用 LOO-CV 方法可以对模型的泛化性能进行完整的评估,且最终得到的验证评估均值固定,排除了数据集划分带来的随机性。

3.3 掺混特性建模与分析

采用多元线性回归, ELM, KELM 和 BO-KELM 四种算法对数值模拟得到的 25 组样本数据进行建模,自变量为 MSV 和 FVABI 开度,因变量为掺混总压恢复系数。在参数选取方面采用贝叶斯优化对核函数超参数进行调优,其中 ELM 算法激活函数选择 Sigmoid 函数, KELM 算法核函数选择较为常用的 RBF 核函数。利用 LOO-CV 方法对不同的模型进行综合评估,最终评估指标结果见表 3。

从表 3 中可知, BO-KELM 算法的均方根误差  $RMSE$  最小,即泛化能力最好。引入 RBF 核函数未能有效提高 ELM 的泛化能力,对于核函数的选择当前未能形成一个明确的指导原则,需要基于先验知识并结合实际效果进行对比选择。利用混合核函数的方法,大大提高了 ELM 算法的综合性能,比多元线性回归算法的精度提高了约 70.6%。最终确定 BO-

KELM 算法的超参数寻优结果见表 4,可以看出多项式核在混合核中起主导作用。

Table 3 Regression prediction cross-validation results of each algorithm

| Algorithm                  | RMSE      |
|----------------------------|-----------|
| Multiple linear regression | 0.0319640 |
| ELM                        | 0.0271103 |
| KELM(RBF kernel)           | 0.0292921 |
| BO-KELM                    | 0.0094035 |

Table 4 BO-KELM hyperparameter setting

| Parameter                      | Value        |
|--------------------------------|--------------|
| Hidden layer nodes $l$         | 4            |
| Hybrid kernel weight $\lambda$ | 0.91         |
| Regularization coefficient $C$ | 41292.06     |
| RBF kernel $\gamma$            | 46095.48     |
| Poly kernel                    | $a$ 25965.71 |
|                                | $c$ 108.45   |
|                                | $d$ 4        |

基于表 4 参数对所有样本数据进行建模,在 MSV 和 FVABI 的设计域内选取异于原始样本点的位置对拟合模型的精度进行评估。MSV 开度分别设置为 10% 和 90%, FVABI 开度设置为 60%, 80%, 100%, 120% 和 150%, 组合构造 10 组不同的非设计点工况。将 CFD 数值计算结果与拟合模型获得的预测值进行对比,定义相对误差  $\delta$  为两者的绝对误差  $\Delta$  与 CFD 数值计算结果的比值,结果如图 9 所示。当 MSV 开度为 10%, FVABI 开度为 100% 时,  $\delta$  最大为 1.57%。由 2.3 节可知,在单外涵和双外涵工作模态转换的初期,总压恢复系数波动的范围相对较大,一定程度上影响了拟合模型的预测精度。在 MSV 开度为 90% 时,由于总压恢复系数变化更为平缓,预测精度较高,  $\delta$  最大不超过 0.8%。后续有必要针对 MSV 开度较小的位置进一步开展数值仿真研究并作为训练集,有利于提高模型拟合的精度。总的来说,验证了本文所建立的 BO-KELM 模型预测结果的准确性。

为不失一般性,验证所建总压恢复系数映射模型在全范围内计算的效果,分别在模式选择活门开度在 0%~100% 内, FVABI 开度在 60% ~ 150% 内每隔 10% 取一个值作为模型输入,基本涵盖变循环发动机运行过程中的所有工况点,计算输出结果如图 10 所示。可以看出,本文所建立的 BO-KELM 模型计算结果与 2.3 节中由数值仿真得到的变化规律基本一致,验证了所提方法的可行性。

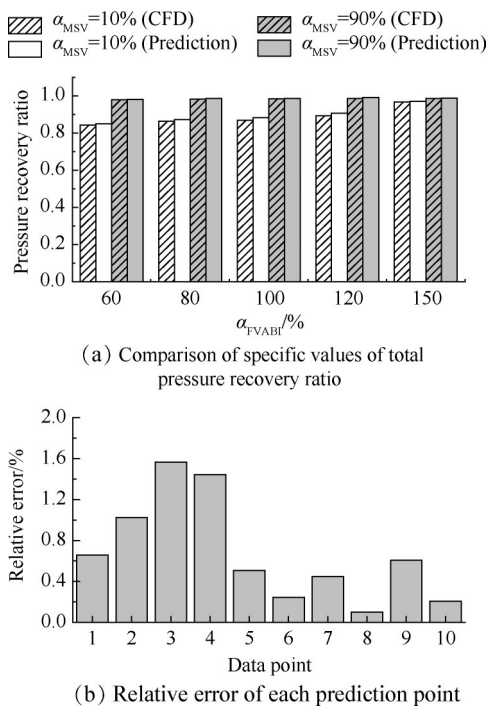


Fig. 9 Comparison between CFD numerical calculation and prediction calculation results

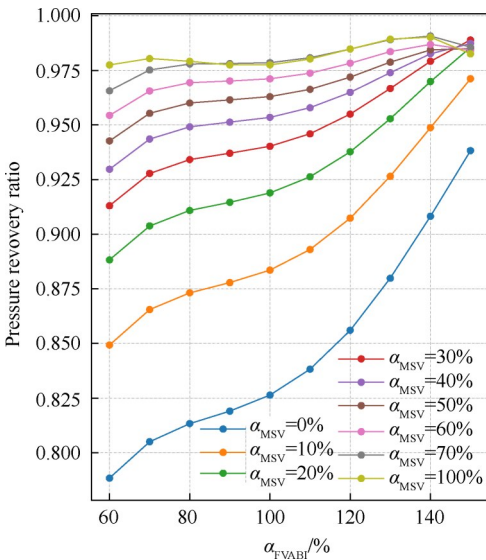


Fig. 10 Calculation results of the total pressure recovery ratio of flow mixing at different MSV and FVABI openings

将离线训练的总压恢复系数映射模型集成到零维发动机总体性能计算模型中,考虑到控制仿真的实时性需求,一般要求整机模型至少能够在 20ms 内达到收敛。对模型稳态求解进行重复性计算验证,CPU 采用 Intel(R) Core(TM) i7-9700,主频为 3.00GHz,16GB 内存。在相同条件下,集成总压恢复系数映射模型后单次计算耗时平均增加 1ms 左右,基本可以忽略不计。

综上所述,基于 CFD 仿真得到的二维特性,采用

BO-KELM 算法建立反映外涵道气流掺混的总压恢复系数映射模型,在不影响模型仿真求解步长的前提下集成到变循环发动机零维整机模型中,可以有效地反映不同 MSV 和 FVABI 开度对外涵道总压损失的影响,保证了其在全范围内具有良好的泛化能力。

4 结 论

本文针对 MSV 和 FVABI 开度对外涵道气流掺混总压损失的影响开展研究,提出了一种考虑外涵道气流掺混特性的精细化建模方法,得到如下结论:

(1) 针对 ACE 内部压缩系统进行二维数值仿真分析,外涵道气流掺混的总压恢复系数随着 MSV 和 FVABI 的开度变化而单调变化,开度越大,总压恢复系数越大,但是两者的影响能力不同。在 M1 模态下,FVABI 要始终保持较大的开度,以保证总压损失尽可能小。

(2) 提出了基于贝叶斯优化的混合核极限机 (BO-KELM) 算法,将其应用于外涵道气流掺混的总压恢复系数回归建模。通过 LOO-CV 方法进行综合评价,与多元线性回归等算法对比验证了 BO-KELM 算法的高精度泛化能力,均方根误差  $RMSE$  低至 0.0094,拟合模型预测的相对误差最大不超过 1.57%。

致 谢:感谢国家自然科学基金的资助。

参考文献

[ 1 ] Ballal D R, Zelina J. Progress in Aeroengine Technology (1939-2003) [J]. *Journal of Aircraft*, 2004, 41 (1) : 43-50.

[ 2 ] 方昌德. 变循环发动机[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2004(3): 1-5.

[ 3 ] Johnson J. Variable Cycle Engines-The Next Step in Propulsion Evolution[C]. *California: 12th Propulsion Conference*, 1976.

[ 4 ] Grant R. Adaptive Engines [J]. *Air Force Magazine*, 2012, 95(9): 62-65.

[ 5 ] Zheng J C, Chen M, Tang H L. Matching Mechanism Analysis on an Adaptive Cycle Engine[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2017, 30(2): 706-718.

[ 6 ] 郝 旺,王占学,张晓博,等. 变循环发动机模态转换建模及控制规律设计方法研究[J]. 推进技术, 2022, 43(1): 78-87. (HAO Wang, WANG Zhan-xue, ZHANG Xiao-bo, et al. Mode Transition Modeling and Control Law Design Method of Variable Cycle Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(1): 78-87.)

[ 7 ] 宋可染,陈玉春,贾琳渊,等. 基于梯度法和最大熵方法的变循环发动机加速控制规律设计[J]. 推进技

- 术, 2022, 43(5). (SONG Ke-ran, CHEN Yu-chun, JIA Lin-yuan, et al. Design of Variable Cycle Engine Acceleration Control Schedule Based on Gradient Method and Maximum Entropy Method[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(5).)
- [8] 贾琳渊, 陈玉春, 程荣辉, 等. 变循环发动机过渡态性能直接模拟方法[J]. 航空学报, 2020, 41(12): 57-69.
- [9] 王元, 张平平, 李秋红, 等. 变循环发动机建模方法研究及验证[J]. 航空动力学报, 2014, 29(11): 2643-2651.
- [10] 王靖宇, 张怀宝, 黄国平, 等. 采用射流掺混增强的前可调面积涵道引射器数值模拟[J]. 国防科技大学学报, 2019, 41(2): 69-74.
- [11] 刘宝杰, 王若玉, 于贤君. 模式选择阀开度对变循环压缩系统匹配的影响[J]. 工程热物理学报, 2020, 41(3): 562-572.
- [12] 刘宝杰, 王若玉, 梁彩云, 等. 变循环压缩系统涵道流动计算模型及模式转换倒流判据研究[J]. 推进技术, 2021, 42(9): 1976-1984. (LIU Bao-jie, WANG Ruo-yu, LIANG Cai-yun, et al. A CFD Model for Bypass Flow in Variable Cycle Engine Compression Systems and Criterion to Predict Flow Recirculation During Mode Transition[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2021, 42(9): 1976-1984.)
- [13] 陈佳, 胡文兵, 肖双强, 等. 面积比对前可变面积涵道引射器性能影响的数值研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2020, 33(6): 16-21.
- [14] 赵永平. 支持向量回归机及其在智能航空发动机参数估计中的应用[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- [15] 赵姝帆, 李本威, 钱仁军, 等. 基于粒子群核极限学习机的涡扇发动机加速过程模型辨识[J]. 推进技术, 2020, 41(10): 2358-2366. (ZHAO Shu-fan, LI Ben-wei, QIAN Ren-jun, et al. Turbofan Engine Model Identification of Acceleration Process Based on Particle Swarm Optimization Kernel Extreme Learning Machine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(10): 2358-2366.)
- [16] 陈强强, 戴邵武, 戴洪德, 等. 基于分解-粒化和优化极限学习机的燃油泵性能退化趋势预测[J]. 推进技术, 2020, 41(8): 1871-1879. (CHEN Qiang-qiang, DAI Shao-wu, DAI Hong-de, et al. Forecasting of Fuel Pump Performance Trend Based on Decomposition-Granulation and Optimized Extreme Learning Machine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(8): 1871-1879.)
- [17] 周红. 变循环发动机特性分析及其与飞机一体化设计研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2016.
- [18] 张鑫, 印雪梅, 高兴. 前涵道引射器的研究现状及发展趋势[J]. 航空动力, 2020(2): 61-63.
- [19] Johnson J E. Spillage Drag and Infrared Reducing FLADE Engine[P]. USA: 5404713, 1995-04-11.

(编辑:朱立影)