

基于机器学习方法的压气机落后角与 总压损失预测代理模型

马博文, 巫晓雄, 于 洋
(重庆交通大学 航空学院, 重庆 404100)

摘 要: 为了提高压气机特性预测的精度, 基于机器学习方法构建预测落后角与总压损失的代理模型。以一台两级压气机为研究对象, 基于多个转速工况下的流场实验数据和叶片几何参数建立了基元叶型数据库。通过灵敏度分析方法筛选出对落后角和总压损失影响最大的输入参数, 分别采用高斯过程回归和人工神经网络两种机器学习算法建立落后角与总压损失模型, 并引入贝叶斯优化算法搜索最佳模型超参数。对于人工神经网络面临的优化问题和泛化问题, 调整模型学习率和修正参数梯度以加速收敛, 同时采用正则化方法增强模型泛化能力。模型训练过程采用交叉验证策略以降低过拟合风险, 并将优化后的代理模型整合到通流程序中对压气机进行特性预测验证。对比表明, 低转速工况代理模型的压比特性预测误差显著低于经验模型, 其中人工神经网络建模改善最明显, 相比经验模型预测误差降低了 0.1。通过代理模型横向对比, 基于人工神经网络建立的代理模型比基于高斯过程的代理模型预测精度更高且鲁棒性更强。

关 键 词: 落后角; 损失模型; 代理模型; 机器学习; 人工神经网络

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

Surrogate model for deviation angle and total pressure loss prediction of compressor based on machine learning methods

MA Bowen, WU Xiaoxiong, YU Yang

(School of Aeronautics, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 404100, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of compressor performance, a surrogate model of deviation angle and total pressure loss based on machine learning methods was built. A two-stage compressor was used as the research object, and the elementary cascade database was established using experimental data of the flow field and the geometric parameters under multiple rotation speed conditions. The sensitivity analysis method was used to screen out the input parameters that have the greatest impact on the deviation angle and total pressure loss. Two machine learning algorithms, i.e.: Gaussian process regression and artificial neural network, were used to establish the deviation angle and total pressure loss model, and Bayesian optimization algorithm was introduced to search for the best hyperparameters of the model. For the optimization iteration and generalization problems faced by artificial neural networks, the Adam algorithm was introduced to adjust the model learning rate and modify the parameter gradient to accelerate the convergence. At the same time, the regularization method was used to enhance the generalization of the model. The cross validation scheme was used in model training process to reduce the risk of overfitting, and the optimal surrogate models were integrated into the throughflow program. The comparison of the calculation results showed, the total pressure ratio prediction error of the surrogate

收稿日期: 2022-09-30

作者简介: 马博文(1996—), 男, 硕士生, 主要从事叶轮机械气动热力学方面的研究。

通信作者: 巫晓雄(1990—), 男, 讲师, 博士, 主要从事叶轮机械气动热力学方面的研究。E-mail: wuxiaoxiong@cqjtu.edu.cn

引用格式: 马博文, 巫晓雄, 于洋. 基于机器学习方法的压气机落后角与总压损失预测代理模型[J]. 航空动力学报, 2023, 38(7): 1675-1690. MA Bowen, WU Xiaoxiong, YU Yang. Surrogate model for deviation angle and total pressure loss prediction of compressor based on machine learning methods[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(7): 1675-1690.

model on low speed conditions was significantly lower than that of the empirical model, among which the artificial neural network modeling had the most significant improvement, and the prediction error was reduced by 0.1 compared with the empirical model. Through comparison of surrogate models, the surrogate model based on artificial neural network had higher prediction accuracy and stronger robustness than the surrogate model based on Gaussian process.

Keywords: deviation angle; loss model; surrogate model; machine learning; artificial neural network

压气机的设计过程包括从一维总体设计、二维通流设计和三维详细设计3个阶段,其中每个阶段都需要对设计结果进行特性分析。尽管很早就被提出,二维通流计算方法作为压气机重要的设计工具,历经不断发展和改进,至今仍被广泛应用。通流计算方法对压气机性能的预测精度高度依赖经验关系式对损失、落后角和端壁区堵塞的估计。在多年的压气机设计过程中,研究人员通过实验手段积累了较多的平面叶栅的损失和落后角的真实吹风数据。从这一系列的实验散点数据到最终建立可以较为准确地预测损失与落后角的经验关系式经历了长时间的发展,在压气机设计中有着重要参考价值。

多年以来,国内外研究人员根据相关实验研究和规律总结,提出了多种损失和落后角的计算方法,并有效提升了对这两种参数的预测精度,比如计算设计状态下损失的 Koch-Smith^[1]模型,计算设计状态下落后角的 Carter 模型^[2]。除此之外,大部分被提出的非设计状态下的计算模型也可以满足工程应用的准确性要求。Dunham^[3]使用了基于环壁边界层原理和二次流原理的壁面解析模型,并将此模型和流线曲率程序相结合,预测了低速与高速多级压气机在设计和非设计条件下的总特性以及参数的径向分布。Koenig 等^[4]提出了一种改进的叶型损失和落后角模型,既可用于高负荷跨声速压气机上,也可用于亚声速压气机。采用该模型计算得到的激波损失和测量的激波损失有较好的一致性,计算结果同时表明叶型截面损失与进口马赫数关系不大,相对独立。Bloch 等^[5]发展了一种适用于在全工况范围计算任意形状超声速叶栅的损失和落后角模型,同 Koenig 一样,它也显示激波损失比叶型损失对进口马赫数更敏感。总损失大部分由弓形激波引起,随着流动角度的增大而显著增加。

在国外研究成果的基础上,国内学者针对压气机平面叶栅的损失与落后角模型开展了大量研

究。徐纲等^[6]提出了一种适用于双圆弧、多圆弧等超跨声叶型的非设计点损失与落后角模型,设计点采用 Swan^[7]的模型计算落后角,它与流线曲率法程序结合后计算获得的总特性、分级特性、流动参数均与实验值吻合较好。刘波等^[8]对现有落后角模型在平面叶栅设计状态下重新修正,结合 S_1 流场计算发展出一种适用于较大叶型弯角轴流压气机落后角预测模型。通过多组平面叶栅实验验证,该模型在计算非设计落后角时预测精度也有所提高。陶慧卿等^[9]针对平面叶栅传统经验损失及落后角模型缺少厚度分布修正项的问题,基于多元非线性回归分析方法对叶栅的损失及落后角模型进行修正,通过分析最大厚度位置系数影响下,修正模型所预测的叶栅攻角损失特性、落后角与攻角特性曲线的变化情况,证明修正后的模型计算精度与适用范围均得到提升。吴东润等^[10]提出了基于隐函数的非设计落后角模型,通过分析公开压气机实验数据发现,在叶片主流区域攻角与落后角的某个隐函数存在线性相关。因此只需找到该隐函数,利用该函数将非设计工况的载荷无量纲化,再通过较少的经验系数映射到非设计工况损失变化率上。通过与实验结果对比,该方法具有较强的通用性,适用于全叶高全工况的落后角设计。费腾等^[11]基于大量多圆弧叶栅的仿真结果获得了压气机叶栅特性,在此基础上建立了预测叶栅基准损失系数和基准落后角的神经网络模型,并传统非设计工况经验模型组合,将其应用在通流特性分析程序中,改善了全工况下压气机整机特性与流场细节的计算精度。

尽管基于平面叶栅实验数据的经验模型经过大量的数据拟合和规律总结,然而由于平面叶栅实验数据并不能完全反映压气机内的真实流动情况,对三维效应考虑不足,在压气机三维流动强烈的通道区域,经验模型依然存在一定的误差。针对平面叶栅实验数据的局限性和传统经验模型的不足之处,本文提取了一台两级轴流跨声速压

气机在多个运行工况下沿展向分布的实验数据,建立了基元叶型数据库,以此构造代理模型能够更全面且合理地考虑压气机流场三维特征对总压损失与落后角预估的影响。本文采用了高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)和人工神经网络(artificial neural network, ANN)两种机器学习方法训练代理模型预测压气机在所有工况下的落后角和总压损失,通过优化方法和训练策略改善模型的预测精度与泛化能力。随后将训练好的代理模型集成到通流计算程序中评估压气机性能和流场,对比分析经验模型与代理模型的计算结果。

1 模型预处理方法

1.1 代理模型构造流程

代理模型构造过程主要分为 3 步,如图 1 所示,分别如下:

1) 实验数据预处理,提取压气机实验数据构建基元叶型实验数据库,在此基础上采用相同的气动与几何参数为自变量,分别对总压损失和落后角进行敏感度分析,筛选出对总压损失和落后角影响最大部分自变量,作为后续代理模型的输入参数。

2) 训练模型并优化超参数,以上一步中确定的输入参数,基于 GPR 和 ANN 两种机器学习算法,分别训练落后角与总压损失代理模型,在训练过程中利用优化方法优化模型超参数。

3) 获得最终模型,用上一步得到的模型超参数训练出最优总压损失与落后角代理模型,将模型集成到通流特性计算程序中进行后续计算。接下来就该流程展开研究。

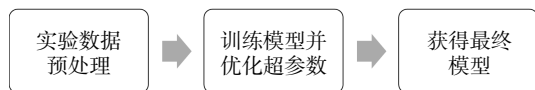


图 1 模型建立流程

Fig. 1 Steps of model training

1.2 压气机实验数据

压气机平面叶栅实验数据不能完全反映三维流动特性,影响模型预测精度。本文直接采用压气机叶片几何与流场实验数据构建基元叶型实验数据库,能够更全面且合理地考虑压气机流场三维特征对总压损失与落后角预估的影响。基于 NASA 在 20 世纪 70 年代末研制的两级风扇(TP1314)^[12]在多个转速和流量工况下的流场实验数据分别建立基元叶型实验数据库。其转子和

静子叶片都采用多圆弧叶型,流动特征具有相似性,因此可以将转子与静子的实验数据放在一起进行研究。该压气机的设计参数如表 1 所示,从它的实验报告中^[6],提取了该压气机 100%、80% 和 60% 转速(相对于设计转速)下分别从堵塞边界流量到失速边界流量共 12 个不同工况的流场实验数据。

表 1 TP1314 两级风扇设计参数

Table 1 Design parameters of a two-stage fan TP1314

设计变量	数值
总压比	2.4
绝热效率	0.846
设计流量/(kg/s)	33.248
转速/(r/min)	16 042.8
转子叶尖速度/(m/s)	405.3

通过在进口和每级静子叶片下游设置测量探针,并由测量结果反算转子出口气动参数,获得了每排叶片排从 5% 叶展到 95% 叶展非均匀分布的 11 组气动参数。结合与测量位置相对应的 11 组叶型截面几何参数,在所有工况下共提取了 528 组基元叶栅的实验数据,并以这些实验参数构建两级压气机数据库,如图 2 所示,转子与静子的样本参数分布用不同颜色表示。

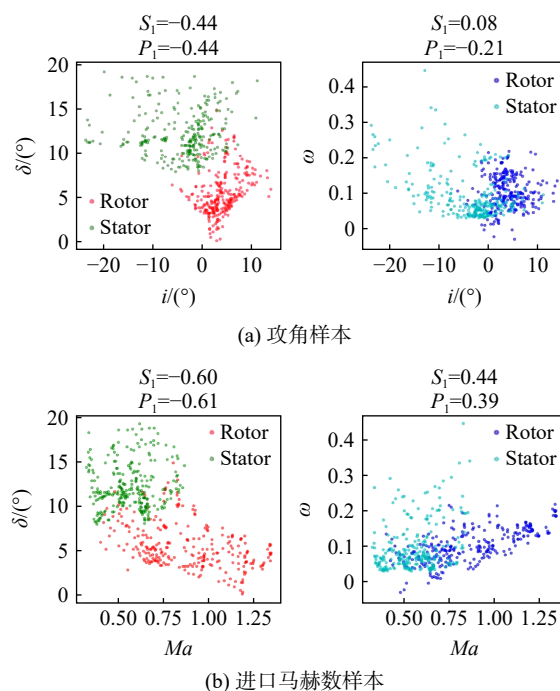


图 2 TP1314 压气机基元叶型实验数据库

Fig. 2 Elementary airfoil experimental database of the compressor TP1314

此处引入 Pearson 和 Spearman 两种相关系数表示各参数与目标变量之间的相关程度,用 P_i 代表 Pearson 相关系数,用 S_i 代表 Spearman 相关系数。 P_i 评估两个连续变量之间的线性关系, P_i 绝对值越接近 1, 则两变量间越线性相关。而 S_i 则评估两个连续或顺序变量之间的单调关系, S_i 越接近 1, 则表明两变量的单调性越高。根据变量与样本参数之间的相关系数绝对值, 该数据库中落后角 δ 与进口马赫数 Ma 存在较强的线性相关性, 总压损失 ω 则与攻角 i 存在较强的相关性。通过对比可以发现, 落后角最相关的特征参数与总压损失最相关的特征参数并不完全相同, 因此在基于数据库构建代理模型时, 需要分别针对落后角和总压损失模型选取合适的气动几何参数, 以减小其他非特征参数带来的误差。

参考传统经验模型所用的几何与气动参数, 并结合压气机基元叶型实验数据库, 选取了 7 个几何参数和 6 个气动参数作为代理模型的输入特征变量, 它们分别为: 无量纲展向位置 R_{span} 、安装角 γ 、稠度 t 、最大相对厚度 t_b/c 、最大厚度相对位置 a/c 、叶型弯角 θ 、前缘相对半径 r_{le}/c 、攻角 i 、进口气流角 β_1 、进口马赫数 Ma 、扩散因子 D 、轴向密流比 w 、雷诺数 Re 。代理模型的输出变量为总压损失 ω 和落后角 δ , 结构如图 3 所示。

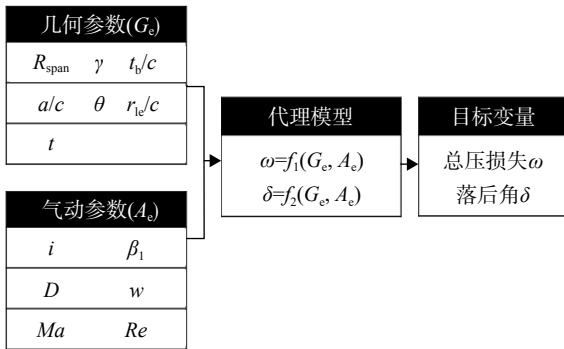


图 3 代理模型结构

Fig. 3 Surrogate model structure

1.3 特征变量筛选

为确保模型预测精度同时也降低模型复杂度, 这里采用 Morris^[13] 灵敏度分析方法筛选特征参数, 基于参数的基本效应分别筛选落后角与总压损失代理模型的输入特征参数, 下面简要介绍特征参数筛选过程。

以式(1)中函数 f 表示总压损失和落后角代理模型, 其中 X_i 分别代表 k 个特征参数, 包括叶型几何与气动参数, Y 代表需要预测的落后角或总压损失:

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_k) \quad (1)$$

模型的灵敏度因子可以通过样本在参数空间中构造一系列移动路径来计算。假设在路径生成过程中, 每个特征参数有 j 个不同水平特征参数。则特征参数空间 Ω 为 $k \times j$ 的矩阵。特征参数 X_i 的基本效应定义为

$$d_i(X) = \frac{Y(X_1, \dots, X_{i-1}, X_i + \Delta, X_{i+1}, \dots, X_k) - Y(X)}{\Delta} \quad (2)$$

$$\Delta \in \{0, 1/(j-1), 2/(j-1), \dots, 1\}$$

式中 X 为 Ω 中的任意值, 其移动后的点仍在 Ω 中。进一步地, 随机生成 r 个样本点 $X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(r)}$, 分别计算各样本点基本效应 $d_i(X^{(1)}), d_i(X^{(2)}), \dots, d_i(X^{(r)})$, 特征参数 X_i 的灵敏度因子 μ 和 σ 则由基本效应的均值和方差表示:

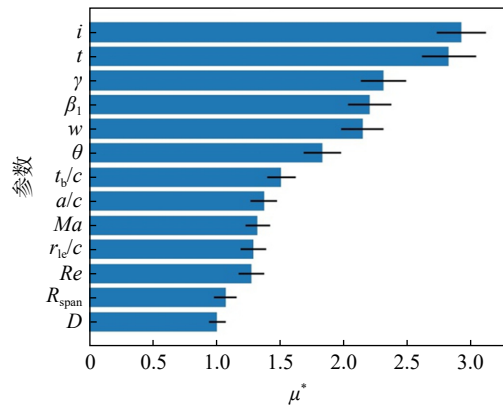
$$\mu = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r d_i(X^{(j)}) \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{j=1}^r [d_i(X^{(j)}) - \mu]^2} \quad (4)$$

将特征参数 X_i 按 μ 和 σ 大小排序, 两个灵敏度因子都低的特征参数可认为对目标变量的影响不大, 可在建立代理模型时忽略。当目标变量与某特征参数非单调相关时, 该特征参数可能会得出符号相反的 $d_i(X)$, 进而使得 μ 计算结果偏小。针对这一问题, 这里采用 $d_i(X)$ 的绝对值计算 μ^* :

$$\mu^* = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r |d_i(X^{(j)})| \quad (5)$$

在基元叶型实验数据库中, 由于无法获取特征参数与目标变量之间的精确函数表达式 f , 因此这里采用 Kriging 方法^[14] 来创建近似模型。如图 4 所示, 得到了各特征参数的灵敏度因子 μ 和 σ 。



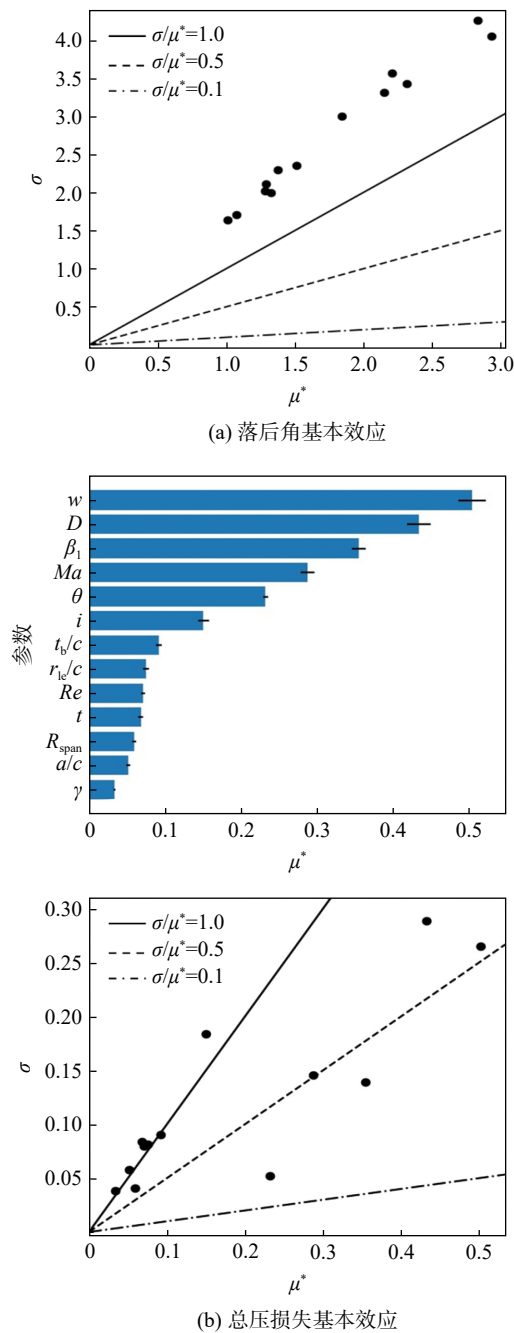


图 4 基元叶型数据库敏感度分析

Fig. 4 Sensitivity analysis of elementary airfoil database

图 4 中特征参数按照重要程度从大到小排序,并给出了与 μ^* 所对应的 σ 值,根据两种灵敏度因子可以分别确定出对落后角和总压损失影响最大的特征参数。以所有特征参数 μ^* 值总和的 90% 为阈值,对特征参数进行筛选,分布确定了落后角与总压损失代理模型的输入参数。

确定了落后角与总压损失代理模型的输入参数,列于表 2 中。

表 2 代理模型输入参数	
Table 2 Input parameters of surrogate model	
模型	输入参数
ω	$w, D, \beta_1, Ma, \theta, i, t_b/c, r_{te}/c, Re$
δ	$i, t, \gamma, \beta_1, w, \theta, t_b/c, a/c, Ma, r_{te}/c, Re$

2 机器学习与代理模型构造

2.1 GPR 与 ANN 建模

GPR^[15]是一种非参数的(即不受函数形式的限制)贝叶斯回归方法。相比于更复杂的监督学习方法,GPR 在小数据集上表现良好,并且能够提供预测的不确定性测量。本文所用基元叶型实验数据库包含一台两级压气机 528 个样本点,属于小数据集,且数据库样本维度为 13 个几何与气动参数,因此 GPR 方法适用于基于该数据库建立落后角与总压损失代理模型。

ANN^[16]作为一种鲁棒性强、准确性高的建模方法,已被广泛应用于解决包括压气机优化设计在内的各类工程问题。相比于 GPR,ANN 具有更强的非线性拟合能力。

这里介绍两种 ANN 中常用的几种激活函数:Sigmoid 函数和 Relu(rectified linear unit)函数。前者指一类 S 形曲线函数,特点为两端饱和,包括 Logistic 和 Tanh 函数;后者则是一类简单的斜坡函数。这 3 种激活函数的数学表达式和函数图像如图 5 所示。

Logistic 函数

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{6}$$

Tanh 函数

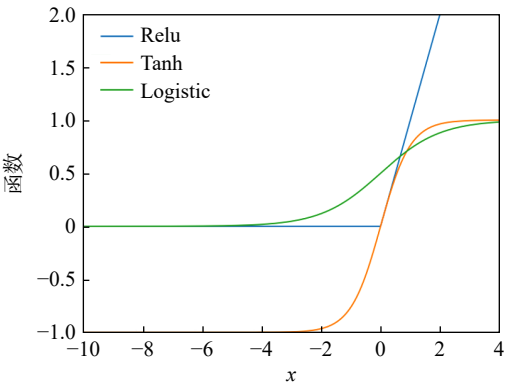


图 5 Logistic 函数和 Tanh 函数

Fig. 5 Functions of Logistic and Tanh

$$\tanh x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

Relu 函数

$$\text{relu}(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} = \max(0, x) \quad (8)$$

相比之下 Relu 函数的稀疏性更佳,只有大约一半神经元同时被激活。从优化方角度来讲,与 Sigmoid 型函数两端饱和相比,Relu 函数仅为左侧饱和,并且在 $x>0$ 时导数为 1。神经网络的梯度消失问题在一定程度上得到了缓解,同时梯度下降的收敛速度也加快。鉴于上述优点,本文中神经元激活函数采用 Relu 函数。在确定神经元后,可以将其作为网络节点来构建网络。

2.2 神经网络优化与正则化

尽管 ANN 学习算法具有很强的非线性学习能力,然而在处理具体问题时仍然存在两个难点:分别是优化问题和泛化问题。针对以上问题,本文引入了学习率调整、梯度估计修正和正则化方法来改善 ANN 的性能。

ANN 网络在参数学习过程中采用梯度下降法,以使最终的网络参数令模型的损失函数最小。以 ξ 表示网络参数 W_1 和 b , $f^*(x^*; \xi)$ 表示一个 ANN, x^* 为输入信号。基于小批量梯度下降法,使用第 τ 次迭代时损失函数关于 $\xi_{\tau-1}$ 的梯度来更新 ξ ,可表示为

$$g_{\tau}(\xi_{\tau-1}) = \frac{1}{K} \sum \frac{\partial L[y^*, f^*(x^*; \xi_{\tau-1})]}{\partial \xi_{\tau-1}} \quad (9)$$

$$\xi_{\tau} \leftarrow \xi_{\tau-1} - \alpha g_{\tau}$$

其中 K 为样本量个数, y^* 为样本观测值, α 为学习率,以 $\Delta \xi_{\tau} = -\alpha g_{\tau}$ 表示参数更新量,梯度 g_{τ} 和 $\Delta \xi_{\tau}$ 并不相同,前者代表参数移动方向,后者除方向外还包括移动距离。从 $\Delta \xi_{\tau}$ 表达式可以看出,调整学习率 α 和梯度 g_{τ} 都能影响网络参数优化速度。学习率 α 的确定对网络优化至关重要,取值过大会导致发散,过小则收敛速度慢,采用自适应学习率算法 RMSprop^[17] 对 α 进行动态调节。

ANN 由于其较强的拟合能力,通常在训练集上准确率可以达到非常高,导致模型过拟合。正则化方法通过限制模型复杂程度,有效避免模型过拟合,同时提高其泛化能力。本文引入 l_2 正则化来降低模型在训练集上过拟合的风险,具体为在损失函数最小化问题中加入一个包含 l_2 范数的罚函数项,如式(10)所示, λ^* 为正则化系数, N 为训练样本数量。

$$\xi^* = \arg \min_{\xi} \frac{1}{N} \sum_{\tau=1}^N L\{(y^*)^{\tau}, f^*[(x^*)^{\tau}; \xi]\} + \lambda^* l_2(\xi)$$

$$l_2(\xi) = \|\xi\|_2^2 = \sum_{\tau} \xi_{\tau}^2 \quad (10)$$

2.3 代理模型超参数寻优

为了获得最佳性能模型,还需对超参数(例如 GPR 的高斯噪声、ANN 的网络层数等)寻优。对于超参数组合的寻优,比较常用的策略有网格搜索、随机搜索和贝叶斯优化。

为了提高搜索效率,重点对重要超参数进行研究。同时本文采用更高效的启发类算法——贝叶斯优化^[18] 搜索最优超参数组合。本文采用了贝叶斯优化方法之一的顺序模型全局优化(sequential model-based global optimization, SMBO)算法^[19-20],该算法可根据当前已知超参数组合实验信息来预测下一个可能更优的超参数组合,通常用于损失函数计算代价较大的问题中^[21-22]。

假设超参数优化函数 y^T 服从高斯过程,则 $p(y^T|h)$ 为正态分布,SMBO 算法基于已有的 V 组超参数试验结果 $G = \{h_v, y_v^T\}_{v=1}^V$ 建立高斯过程模型,并计算 y^T 的后验分布 $p(m|y^T, G)$,对样本空间采样足够多便可获得越接近真实分布的 $p(y^T|h, G)$ 。然而超参数优化过程中评估样本的代价较高,需要使用尽可能少的样本令 $p(y^T|h, G)$ 接近真实分布,因此引入收益函数来计算样本给高斯过程建模带来的收益,收益越高则代表修正后的 $p(y^T|h, G)$ 越接近真实分布。

收益函数有多种定义形式,这里采用期望改进(expected improvement, EI)函数 E_i ,假设 $r^* = \min\{y_n^T, 1 \leq n \leq V\}$ 是当前样本集 G 中的最优值, EI 函数表示为

$$E_{i, r^*}(h) = \int_{-\infty}^{\infty} \max(r^* - y^T, 0) p(y^T|h, G) dy^T \quad (11)$$

从式(11)可以看出, E_i 为给定样本 h 的条件下,在模型 $p(y^T|h, G)$ 中的预测值 y^T 超过当前最佳值 r 的期望。 E_i 为非负函数,当 y^T 大于 r 时 E_i 为零,当 y^T 小于 r 时 E_i 为正,表明该样本有改进。将 E_i 的最大值对应最佳样本 h^* 加入样本集 G ,重复以上步骤, G 中最佳样本 h^* 则为最优超参数组合, SMBO 算法的原理如图 6 所示,图中 AI(acquisition function) 函数包括 EI 函数和 PI(probability of Improvement) 函数。

在超参数优化问题中,本文以最大化代理模型决定系数 R^2 作为优化目标, R^2 的定义为式(12),式中 y_s 代表总压损失与落后角实验值, $\bar{y}$ 为 y_s 的平

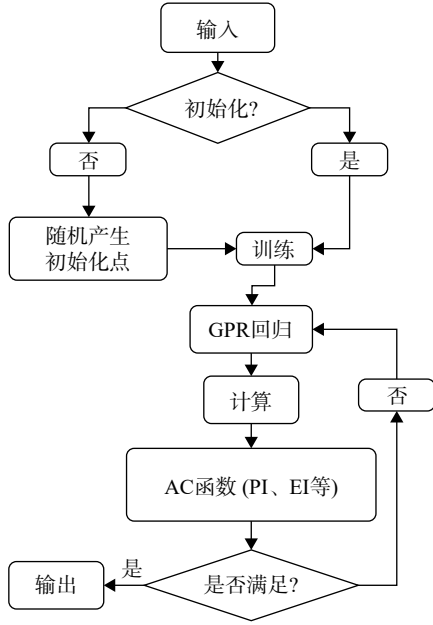


图 6 SMBO 算法流程

Fig. 6 Flowchart of SMBO algorithm

均值, f 为代理模型预测的总压损失与落后角。 R^2 可用于衡量连续变量预测准确率, R^2 越接近 1 代

表模型准确率越高, 代理模型需要以贝叶斯优化寻找与最大 R^2 值所对应的超参数组合。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_s - f)^2}{\sum_a (y_s - \bar{y})^2} \quad (12)$$

此外, 训练代理模型时为了避免过拟合发生, 通常将样本库分为训练集和测试集, 训练集用于训练代理模型, 测试集用于评估代理模型性能。这种方式尽管可以增强模型的泛化能力, 但由于测试集数据并未参与训练, 模型缺失了测试集信息变得不完整。针对这一问题, 本文引入交叉验证方法^[23], 在确保模型的泛化能力的同时, 也充分利用所有样本数据训练模型。交叉验证方法的原理如图 7 所示, 压气机基元叶型实验数据库被随机分为了数量相近的 5 组 (Fold 1~Fold 5), 其中 4 组作为训练集, 剩下 1 组作为验证集, 如此重复 5 次即可得到 5 个验证集的 R^2 , 各 R^2 的平均值作为模型性能的评估标准, 也作为贝叶斯优化的优化目标搜索最优超参数组合。

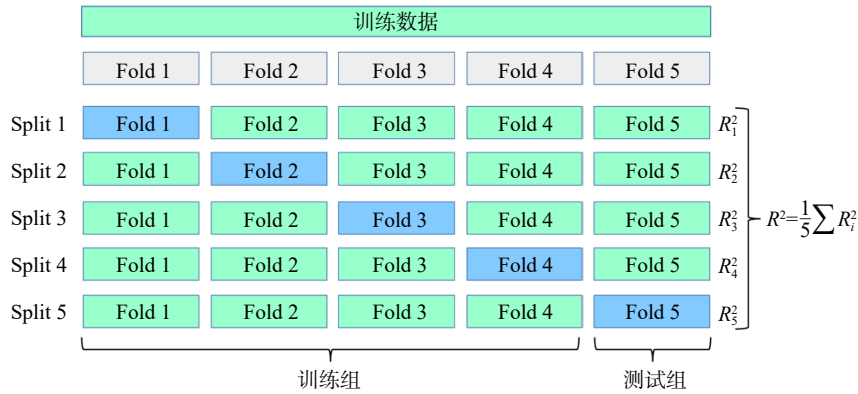


图 7 交叉验证原理示意图

Fig. 7 Schematic diagram of cross validation principle

3 通流程序及经验模型简介

3.1 基于流线曲率法的通流计算

1952 年, 吴仲华先生提出了两类流面理论^[24], 将复杂的三维流场求解简化成相互正交的二维流面的流场求解, 大幅降低了流场的求解难度。准三维流场分析需要考虑 S_2 流面上的轴对称流动和 S_1 流面上的 B2B (blade to blade) 流动。流线曲率法^[25]是求解这两种流面的常用计算方法, 将复杂的三维流动简化为准三维流面上求欧拉方程, 且合理假设流动是定常的、绝热无黏的、轴对称的。符号 m 代表子午流线, r' 为半径, q 表

示准正交任意曲线计算站, ω^* 为角速度, ϕ 为计算站上任意一点处切线与 r' 方向的夹角, m 与轴向夹角为流线倾角 φ , V_m 为子午速度, V_θ 为切向速度。控制方程组如下所示, 由径向平衡方程和质量连续方程组成 (其中转子焓 I 、熵 S 、流量为 Q 、温度为 T 、流体密度为 ρ), 定解条件为子午速度应为亚声速。

$$\frac{\partial V_m}{\partial q} = \frac{1}{V_m} \left(\frac{\partial I}{\partial q} - T \frac{\partial S}{\partial q} - \frac{V_\theta - \omega^* r'}{r'} \cdot \frac{\partial r V_\theta}{\partial q} \right) - V_m \left[\frac{\cos(\varphi + \phi)}{r_m} - \frac{\sin(\varphi + \phi)}{V_m} \cdot \frac{\partial V_m}{\partial m} \right] \quad (13)$$

$$Q = \int_{\text{hub}}^{\text{tip}} 2\pi r' \rho V_m \cos(\varphi + \phi) dq \quad (14)$$

本文所采用通流计算程序采用流线曲率法计算压气机流场^[26],其整体的结构如图 8,为了便于求解,直接把计算站放在叶片前后缘子午面的投影上,如图 9。随后给定边界条件,通过有限差分方法一直迭代求解离散控制方程直到流线的位置不再变化。控制方程中的熵 S 和环量 rV_θ 在每一步计算中的迭代通过下式定义的总压损失和落后角更新。

$$\omega = \frac{(p_{w2}^*)_{\text{id}} - (p_{w2}^*)}{p_{w1}^* - p_1} \quad (15)$$

$$\delta = \beta_2 - \beta_{2k} \quad (16)$$

式中 p_{w1}^* 为入口总压, p_1 为入口静压, $(p_{w2}^*)_{\text{id}}$ 表示出口等熵总压, p_{w2}^* 为出口实际总压。

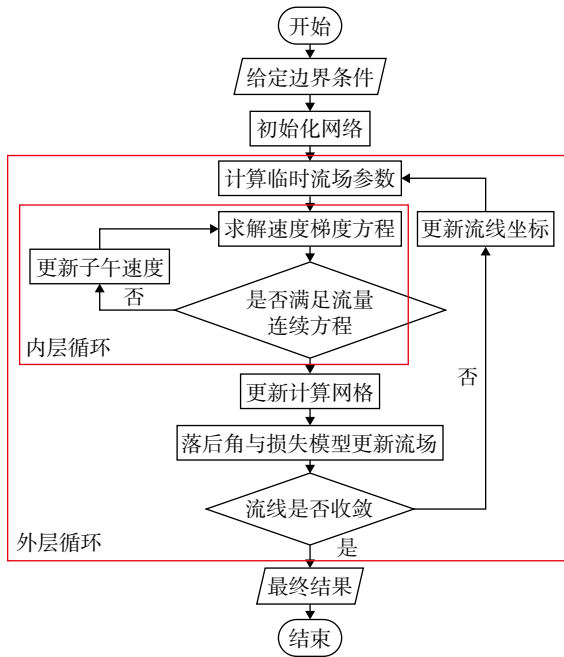


图 8 通流程序的结构

Fig. 8 Structure of through-flow program

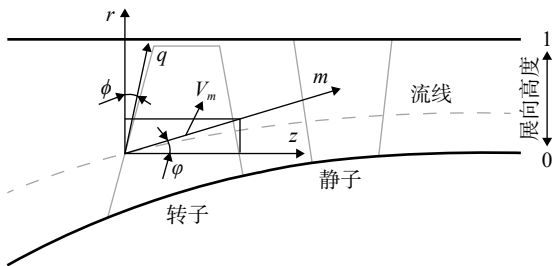


图 9 计算域示意图

Fig. 9 Schematic of computation domain

3.2 通流程序中的经验模型

由于无黏假设和轴对称流动,二维通流程序计算过程中需要人为引入叶片总压损失和落后角来模拟真实三维流动和黏性效应对压气机的影响,确保计算结果与真实流动情况相近。本通流程序中采用了一些成熟的经验模型计算落后角与总压损失,采用以下形式进行计算。

$$\delta = \delta^* + \delta_i + \delta_{\text{avdr}} \quad (17)$$

$$\omega_{\text{tot}} = \omega_{\text{prof}} + \omega_{\text{sh}} + \omega_{\text{sec}} \quad (18)$$

落后角 δ 分为 3 个部分的经验模型,分别是参考落后角 δ^* 、非设计落后角 δ_i ^[27]、修正量 δ_{avdr} ^[28]。总压损失 ω_{tot} 也分为 3 个部分经验模型,分别是叶型损失 ω_{prof} ^[1]、激波损失 ω_{sh} ^[29]、二次流损失 ω_{sec} ^[1]。

在非设计工况下,需要对某些参数进行修正。当攻角偏离最小攻角状态时, δ_i 的修正量采用如下形式的经验模型^[28]。其中 i 为攻角, i^* 为参考攻角。

$$\varepsilon^* = \theta - \delta^* + i^* \quad (19)$$

$$\lambda = \frac{i - i^*}{\varepsilon^*} \quad (20)$$

$$\delta_i = f(\lambda) \varepsilon^* \quad (21)$$

Koch-Smith^[1] 模型中采用 D_{eq} 计算叶型损失,求得最小损失动量厚度后再由马赫数、收缩比、雷诺数等参数修正,得到最小叶型损失 $\omega_{\text{prof,min}}$ 。

对于非设计工况下的叶型损失,在最小叶型损失的基础上计算,形式如下,其中 W 为攻角稳定工作范围, i_{min} 为最小攻角。

$$\omega_{\text{prof}} = \omega_{\text{prof,min}} \left[1 + \left(\frac{i - i_{\text{min}}}{W} \right)^2 \right] \quad (22)$$

4 算例:两级跨声速压气机特性分析

4.1 落后角与总压损失代理模型

基于两级跨声速压气机实验数据库,采用 GPR 算法分别对落后角与总压损失数据建立 GPR 代理模型,模型输入参数为表 3 中参数,采用交叉验证策略优化验证集 R^2 的平均值。通过 SMBO 算法对模型进行优化,获得最优超参数组合如表 3 最后两列所示,可以看出,落后角模型与总压损失模型的超参数存在显著差异,其中 σ_n^2 作为落后角与总压损失的观测误差,其量级与所对应的目标变量相关,而信号方差 σ_f^2 与 RBF 核长度

表 3 GPR 模型超参数搜索空间和最优超参数

Table 3 Hyperparameter search space and optimal hyperparameter of GPR model

超参数	下限	上限	落后角模型	总压损失模型
σ_f^2	1×10^{-6}	1×10^4	6.790 4	8.274×10^{-6}
l	1×10^{-4}	1×10^4	8.849 6	823.17
σ_n^2	1×10^{-7}	1×10^2	0.819 5	6.723×10^{-4}

尺度 l 的差别则决定了两个模型协方差矩阵的不同。图 10 分别展示了落后角与总压损失 GPR 模型的优化历史曲线,模型在经过短暂的迭代寻优后便来到了超参数最优解附近,并持续迭代结束。其中落后角 GPR 模型最优超参数对应的 R^2 为 0.936,高于总压损失模型的最优解 R^2 为 0.798。

取得最佳超参数组合后,将其代入模型中并基于整个两级压气机样本数据库训练落后角与总压损失 GPR 模型,并分别用实验数据进行验证,验证结果如图 11 所示。根据验证结果,依然采用 R^2 衡量模型准确率,落后角模型 R^2 达到 0.98,总压

损失模型 R^2 约为 0.95,表明落后角与总压损失 GPR 模型在整个样本集上的预测性能的结果是可靠的。

基于 ANN 分别对总压损失与落后角建立了 ANN 代理模型,ANN 模型的超参数包括学习率 α 、正则化系数 λ^* 、网络层数 L 和每层网络神经元数目 M_l ,图中 δ_{pre} 为落后角的预测值, ω_{pre} 为损失的预测值。模型超参数的寻优范围如表 4 中上下限所示,最后两列分别为落后角与总压损失 ANN 模型的最优超参数。ANN 并非网络层数越多性能就越好,由于对 ANN 模型采用了正则化措施,

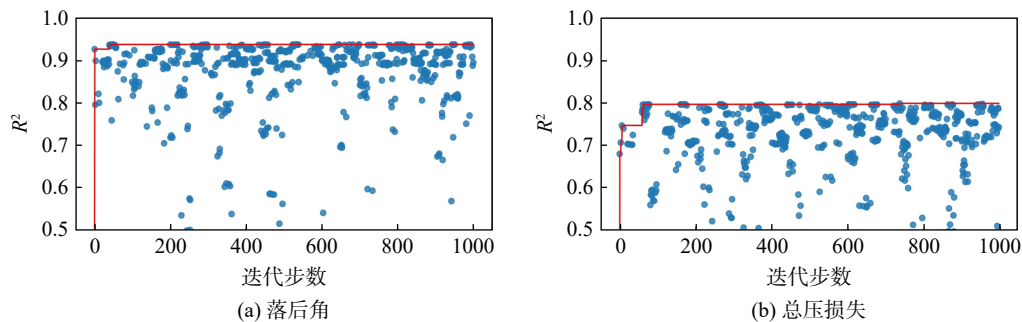


图 10 GPR 模型超参数优化曲线

Fig. 10 Hyperparameter optimization curve of GPR model

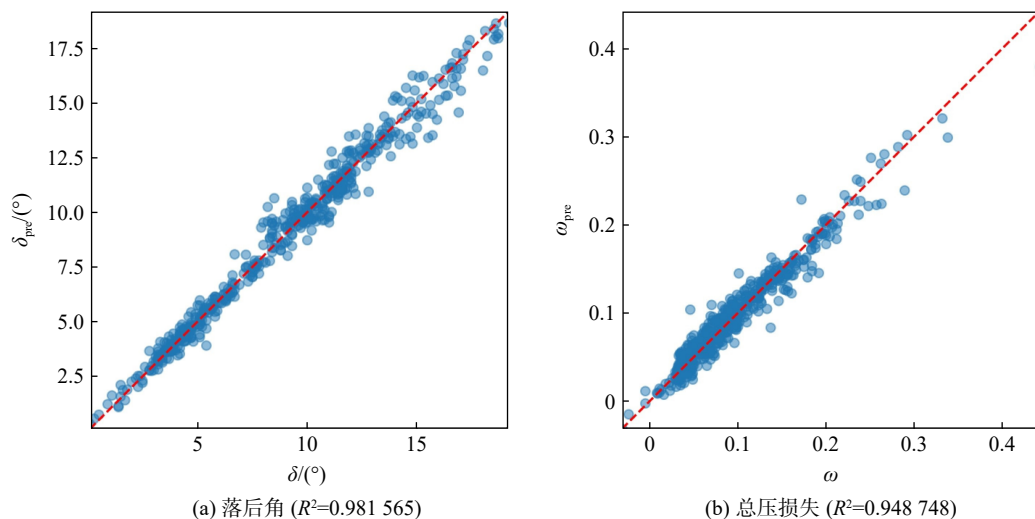


图 11 GPR 模型在整个样本集上的验证结果

Fig. 11 Validation results of GPR model on the whole sample set

表 4 ANN 模型超参数搜索空间和最优超参数
Table 4 Hyperparameter search space and optimal hyperparameter of ANN model

超参数	下限	上限	落后角模型	总压损失模型
α	1×10^{-5}	1×10^{-2}	6.777×10^{-4}	3.832×10^{-3}
λ	1×10^{-5}	1×10^{-1}	6.811×10^{-3}	7.131×10^{-3}
L	1	4	4	3
M_l	32	128	[90, 95, 46, 100]	[124, 69, 106]

模型尽可能地在提高预测精度的同时降低结构复杂度以避免过拟合,因此最优总压损失模型只包含了 3 层网络层。

图 12 展示了两种 ANN 模型的优化收敛曲线,总共迭代了 1 000 步,两者都在 100 步以内将模型的 R^2 提高至较高水平,在后续迭代过程中优化至全局最高点,对应各自最优超参数组合,其中落后角模型的 R^2 值最大为 0.935,总压损失模型的 R^2 值最大为 0.83。将集成了最优超参数组合的 ANN 模型在两级压气机全样本集上进行训练,模型的学习曲线如图 13 所示。从学习曲线可以看出,由于采用了 Adam 算法修正学习率与梯度,落后角与总压损失模型残差在 50 便下降到了收敛值附近,有效增强了 ANN 模型的鲁棒性。用实验数据库样本分别验证两个收敛后的 ANN 模型,将预测结果和实验数据进行对比,如图 14 所示。由

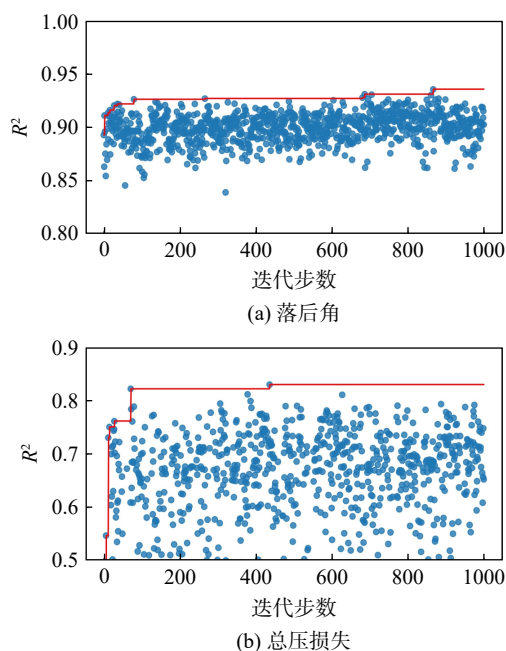


图 12 ANN 模型超参数优化曲线
Fig. 12 Hyperparameter optimization curves of ANN model

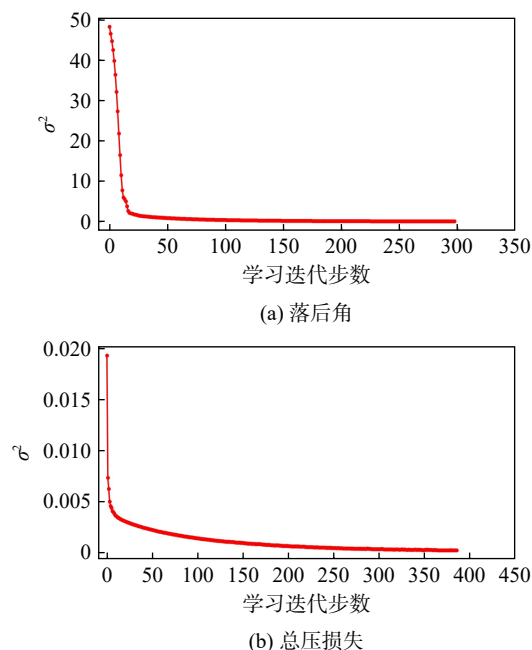


图 13 ANN 模型学习曲线
Fig. 13 ANN model learning curves

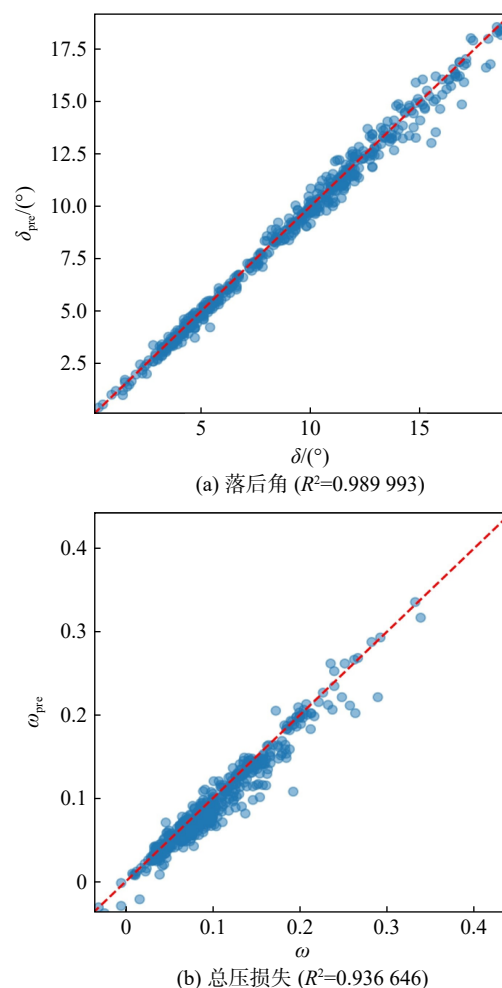


图 14 ANN 模型在整个样本集上的验证结果
Fig. 14 Validation results of ANN model on the whole sample set

图可知,两个模型在实验数据样本集上都有很高的预测精度,其中落后角模型的 R^2 值高约0.99,总压损失模型的 R^2 值高约0.94,与GPR模型 R^2 十分接近。

为验证落后角与总压损失代理模型在非样本点工况预测结果的合理性,以攻角为自变量,研究了在不同进口马赫数下,代理模型所计算的落后角与总压损失随攻角的变化,如图15所示。图中以第一级转静子叶片50%叶高处叶型截面为研究对象,选取了其进口马赫数从高到低3个工况下的实验数据,在各进口马赫数下固定其余参数,只改变攻角大小,改变范围为实验攻角 $\pm 5^\circ$ 。将所有工况代入代理模型中计算落后角与总压损失,得到了落后角与总压损失的攻角特性曲线。图中不同颜色代表不同进口马赫数,实线表示ANN模型,虚线表示GPR模型,星号则表示实验工况所对应的落后角与总压损失。

从落后角-攻角特性中可以看出,当攻角增大时,落后角也相应增大,表明落后角代理模型的

变化趋势与真实流场情况相符。对于转子叶片,工况涵盖了亚声速和超声速,随着进口马赫数升高,代理模型所计算的落后角随攻角增大的趋势变缓。由于转子工况基本位于正攻角范围,因此损失-攻角特性曲线只显示了右支,总压损失随攻角增大而增大,反映了转子通道中总压损失的真实变化情况。在静子中,来流均为亚声速,且存在负攻角工况,对于损失-攻角特性,代理模型的计算结果准确反映出了总压损失随负攻角增大的变化趋势。通过分析可以发现,落后角与总压损失的代理模型除了在样本工况具有较高的预测精度,还能合理地反映出变量随工况的变化趋势,其中ANN模型更接近实验结果。

4.2 总体特性预测结果

以两级压气机为研究对象,将基于GPR和ANN建立的落后角与总压损失代理模型整合到通流计算程序中,计算该压气机的总体特性,并与实验特性以及经验模型计算结果进行对比,如图16所示。该压气机提供3个转速共12个工况

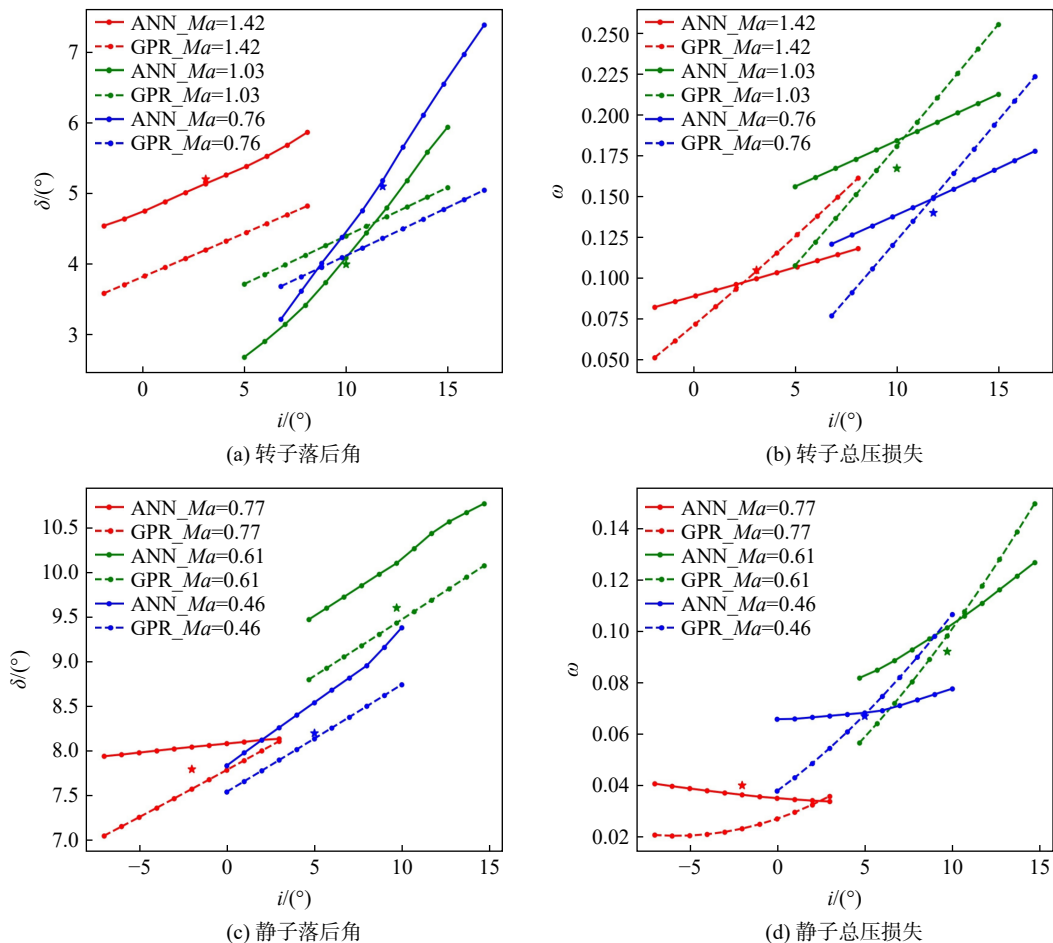


图15 代理模型落后角与总压损失计算结果随攻角的变化

Fig. 15 Results of deviation angle and total pressure loss of surrogate model changes with attack angle

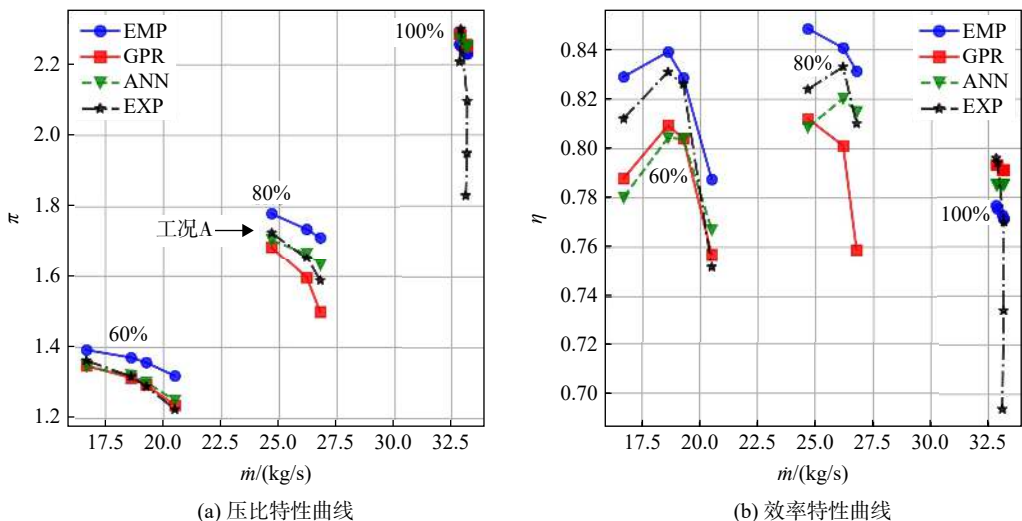


图 16 两级压气机特性计算结果
Fig. 16 Calculation results of two-stage compressor characteristics

下的实验特性值,故在对应实验工况的转速与流量条件下计算压气机特性以便于比较。

分别使用基于经验模型和两种代理模型的通流计算程序对该压气机进行计算,得到的总压比(π)和绝热效率(η)特性曲线如图 16 所示。根据实验数据,流量测量误差为 ± 0.3 kg/s,其误差限如图 16 所示。图中 EMP 代表经验模型计算结果,GPR 代表 GPR 代理模型计算结果,ANN 代表 ANN 代理模型计算结果,EXP 表示实验特性。从压比特性图中不难看出,该压气机在设计转速下失速裕度较小,压比特性曲线较陡,实验工况流量几乎没有变化,这导致以流量为输入量的通流计算程序不能较好地预估其堵塞工况的特性,但 3 种模型依然很好地预估了最高压比工况的总体特性。在 60% 转速下,ANN 与 GPR 计算结果与压比特性实验值基本一致,而经验模型计算压比略微高出实验值。对于效率特性的预测,在图中可以很明显地看到,3 种模型都存在一定程度的误差,其中经验模型误差偏高,而代理模型的计算误差偏低,以下对不同模型特性预测误差进行定量分析。

表 5 列出了各转速下经验模型与代理模型对总压比 π 和绝热效率 η 的预测误差,用方均根误差计算。图 17 将表 5 数据可视化,更直观地展示了几种模型的预测误差。100% 转速下由于通流计算程序无法很好地计算出近堵塞工况压气机特性的急剧变化,而该压气机由于失速裕度小,大部分工况都集中在堵塞边界,导致压比与效率在设计转速的平均计算误差较大。随着转速降低,各模型对压比的预测精度也有所提升,低转速工况

表 5 模型在各转速工况特性预测误差

Table 5 Prediction error of model characteristics at different speed conditions

转速/%	EMP		GPR		ANN	
	π	η	π	η	π	η
100	0.514 0	0.090 0	0.552 2	0.114 7	0.543 3	0.106 6
80	0.159 4	0.033 4	0.113 6	0.061 4	0.051 2	0.020 6
60	0.130 4	0.040 3	0.019 3	0.039 6	0.032 3	0.049 5

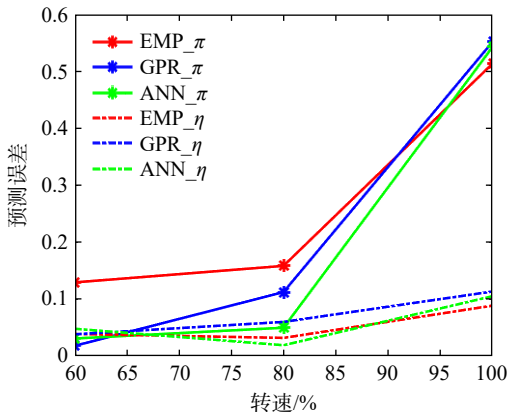


图 17 经验模型与代理模型误差
Fig. 17 Error of empirical model and surrogate model

代理模型的压比预测误差显著低于经验模型,其中 ANN 改善最明显。由于经验模型对压比的高估,导致效率计算结果也略偏高。代理模型对效率的预测误差在 100% 转速和 60% 转速的情况下与经验模型基本处于同一水平。

4.3 流场计算结果分析

以 80% 转速近失速工况(图 16 中工况 A)为例分析流场参数分布,表 6 列出了在工况 A 下所

表 6 工况 A 总压比和效率预测相对误差
Table 6 Relative error of total pressure ratio and efficiency prediction in working condition A

方法	π	相对误差/%	$\eta/\%$	相对误差/%
实验	1.726		82.4	
GPR	1.685	-2.38	81.2	-1.46
ANN	1.706	-1.16	80.85	-1.88
EMP	1.780 5	3.16	84.85	2.97

有模型的压比与效率计算结果以及相对计算误差, 3 种模型在该工况下都具有较高的预测精度, 压比误差均在 3.16% 以内, 效率误差不超过 2.97%, 具有较好准确度。其中经验模型对压比与效率的预测相对于实验值偏高, 代理模型预测结果则低于实验值。对比两种代理模型, ANN 的压比预测

结果更接近实验值, 准确度高较高, 而 GPR 的效率预测误差更低。

图 18 展示了工况 A 下落后角与总压损失展向分布计算值与实验的对比。从落后角对比图中可以看出, 无论是代理模型还是经验模型, 在一级转子和静子中都有很高的预测精度, 计算落后角与实验良好吻合, 对近端壁处的落后角变化情况也有所体现。而在第二级叶片排中, 由于预测误差的积累, 经验模型对转子和静子的落后角预测结果都出现了较大的偏差, 并且越向下游发展误差积累越大, 静子的落后角平均预测偏差高于转子, 因此该工况经验模型所计算的总压比偏离了实验值一段距离。代理模型则很好地弥补了这一不足, 在第二级叶片排中依旧表现优异, 无论是转子还是静子预测值都与实验保持了高度一致, 因此所计算的总压比与实验值基本重合。

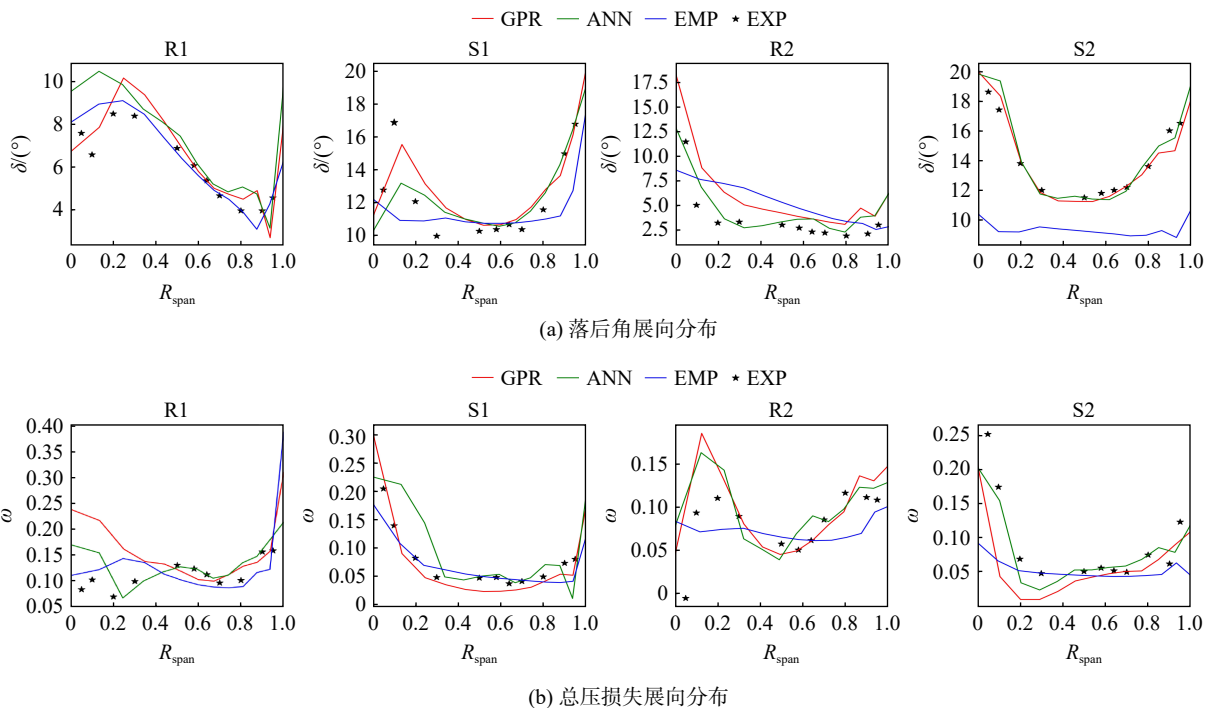


图 18 工况 A 落后角与总压损失计算与实验值对比

Fig. 18 Calculation and experimental comparison of deviation angle and total pressure loss in working condition A

而在总压损失分布图中, 由于该工况为失速边界工况, 流场相对不稳定, 总压损失系数在转子中的分布不太连贯, 这给模型计算增加了难度。尽管存在少量误差, 经验模型和代理模型在一级叶片排中都很好地反映出了转静子中总压损失的分布情况, 包括近端壁处的变化趋势。对于第二级叶片排中总压损失的预测, 经验模型在转子与静子上下近端壁区域低估了叶片总压损失, 相比之下代理模型更好地展现了总压损失在转静子

通道中沿展向的变化情况, 较经验模型有更高的准确性, 因此代理模型计算所得该工况下压气机绝热效率误差也更小。横向对比两种代理模型, 其中 ANN 模型对落后角和总压损失沿展向分布的预测相比 GPR 模型更吻合实验数据的变化。

图 19 展示了该工况下相对马赫数与总压的计算和实验值子午面分布云图, 图中用 L_1 和 L_2 表示两个方向的距离。从图中可以看出, 经验模型与代理模型计算所得相对马赫数分布情况十分

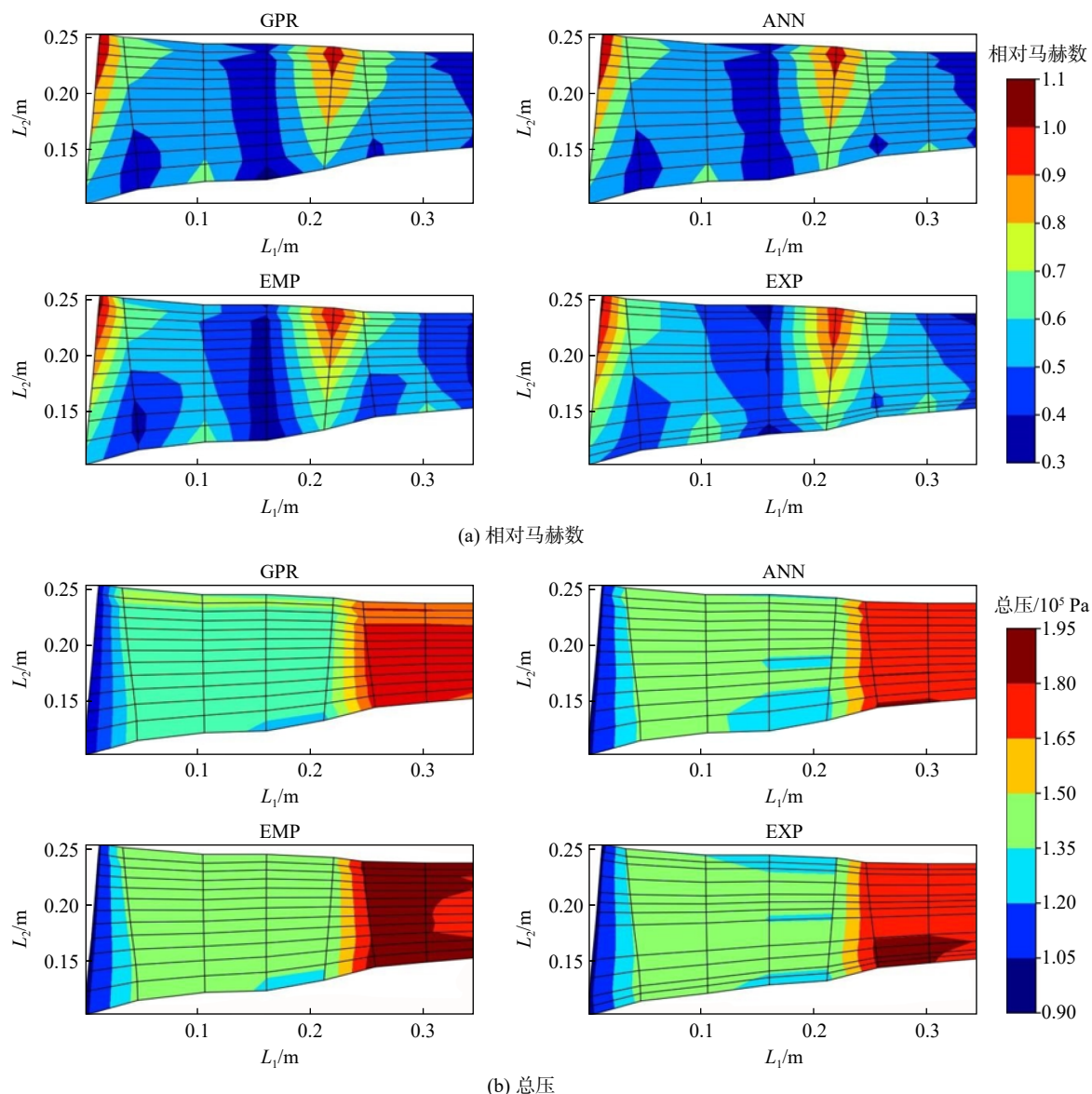


图 19 工况 A 模型预测结果子午面云图与实验对比

Fig. 19 Comparison of meridional contour between prediction and experiment in working condition A

接近,都准确复现了转子进口的高相对马赫数区域和静子出口的低相对马赫数区域,但经验模型的两级转子根部出口区域低速区比实验云图中相应区域范围更广,存在比代理模型更大的预测误差。通过总压云图对比分析可知,3种模型对第一级转静子叶片排流动的计算结果与实验吻合较好,但由于经验模型在第二级转子中对落后角较大的计算的误差,导致第二级转子出口总压分布与实验结果不符,静子中对总压损失的低估加剧了这一误差并向下游传递。相比之下代理模型在第二级叶片排中的总压分布预测结果与实验基本保持一致。

通过以上分析,无论是压气机整机特性还是流场细节,代理模型相对于经验模型都具有更高

的预测精度,尤其在后面级两者差异显著。究其原因主要有二:其一,由于跨声速压气机负荷高、流场复杂且三维效应强,流场参数与总压损失、落后角之间存在高度非线性的映射关系,在非设计工况下基于线性函数关系式的经验模型会产生较大的预测误差,而基于机器学习的代理模型擅长处理非线性问题,因此只要训练样本可信度高,所得到的模型预测精度也更高;其二,相比于单排转子叶片,多级压气机在计算时需考虑叶片以及级间匹配的影响,上游叶片的预测误差会随着计算传递到下游导致误差在下游累积,从经验模型预测结果沿展项分布情况即可看出,第二级的误差显著高于第一级。在通流特性计算中,总压损失与落后角预测误差不仅会使压气机特性计算

精度降低,还会严重影响程序稳定性,因此对于多级压气机更加需要改善总压损失与落后角的预测精度,除了修正传统经验模型,数据驱动的代理模型也提供了一种有效途径。

尽管本文所建立的代理模型相比于经验模型具有诸多优势,然而经验模型中包含了理论依据,更能体现流场的本质。而代理模型所采用的机器学习算法等数据挖掘技术更类似数学黑箱,虽然它具有更强的非线性关系拟合能力。因此,如何将两者的优势结合起来,为代理模型注入理论依据,将是总压损失与落后角预测模型下一步的研究方向。

5 结 论

为了提高压气机特性预测的精度,本文以真实压气机各工况下实验数据为训练样本构建了基元叶型实验数据库,并基于两种机器学习方法构建了预测压气机总压损失和落后角的代理模型。通过将代理模型集成到通流计算程序中与经验模型进行对比分析,可以得到以下结论:

1) 通过将 ANN 和 GPR 两种代理模型整合到通流计算程序中预测了一台两级压气机的特性,证明了两种模型的预测精度较经验模型有显著改善,尤其在经验模型预测误差较大的叶片近端壁区域和较大负荷工况下,两种代理模型都与实验值吻合更好。在 80% 近失速点工况下,相比于经验模型, GPR 模型将总压比误差降低了 24%,而 ANN 将误差降了 63%。通过代理模型横向对比可以看出, ANN 相对于 GPR 有更好的鲁棒性和更高的准确率。

2) 根据代理模型超参数优化寻优曲线,引入基于贝叶斯优化的 SMBO 启发式算法能够快速获得最优代理模型,显著降低模型超参数优化迭代次数。从代理模型在所有样本集上的验证结果可以看出,交叉验证训练策略有效降低了模型过拟合风险。

3) 本文引入了 Adam 算法修正模型的学习率和参数更新梯度,改善了 ANN 的收敛速度,使得模型的学习残差经过少数几次迭代便快速下降,显著缩短了神经网络的训练耗时。

4) 本文所采用的研究方法和计算流程适用于轴流压气机的落后角与总压损失预测,能提高通流程序对压气机性能的预测精度。但是由于公开压气机实验数据的报告较少,数据库样本量不

足,故本文仅采用了一台两级压气机来验证建立代理模型方法的可行性。对于不同类型的压气机,因其几何参数不同,采本文所生成代理模型并不一定适用,但建模方法和流程与本文一致。较小的实验数据样本量会增加代理模型的过拟合风险,因此要解决代理模型的通用性问题,还需扩大训练样本库规模,以及采用更合理的训练策略。

参考文献:

- [1] KOCH C, SMITH L. Loss sources and magnitudes in axial-flow compressors[J]. *Journal of Engineering for Power*, 1976, 98(3): 411-424.
- [2] CARTER A D S. The low speed performance of related aerofoils in cascade[J]. British NGTE Report No. R.55, 1949.
- [3] DUNHAM J. Compressor off-design performance prediction using an endwall model[R]. ASME Paper 96-GT-62, 1996.
- [4] KOENIG M W, HENNECKE D, FOTTNER L. Improved blade profile loss and deviation angle models for advanced transonic compressor bladings: Part II a model for supersonic flow[J]. *Journal of Turbomachinery*, 1996, 118(1): 81-87.
- [5] BLOCH G, COPENHAVER W, O'BRIEN W. A shock loss model for supersonic compressor cascades[J]. *Journal of Turbomachinery*, 1999, 121(1): 28-35.
- [6] 徐纲, 刘红, 李军, 等. 一种适用于超跨音叶型的非设计点损失和落后角模型[J]. *航空动力学报*, 1996, 11(1): 4-6.
XU Gang, LIU Hong, LI Jun, et al. A loss and deviation model for transonic axial compressor performance prediction[J]. *Journal of Aerospace Power*, 1996, 11(1): 4-6. (in Chinese)
- [7] SWAN W C. A practical method of predicting transonic-compressor performance[J]. *Journal of Engineering for Power*, 1961, 83(3): 322-330.
- [8] 刘波, 马乃行, 杨小东, 等. 适应较大叶型弯角范围的轴流压气机落后角模型[J]. *航空动力学报*, 2014, 29(8): 1824-1831.
LIU Bo, MA Naixing, YANG Xiaodong, et al. Deviation angle models suitable for wider range of blade profile camber in axial-flow compressor[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2014, 29(8): 1824-1831. (in Chinese)
- [9] 陶慧卿, 徐宁, 李润泽, 等. 基于多元非线性回归损失及落后角模型研究[J]. *热能动力工程*, 2022, 37(12): 38-46.
TAO Huiqing, XU Ning, LI Runze, et al. Research on loss and deviation angle model based on multivariate nonlinear regression[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2022, 37(12): 38-46. (in Chinese)
- [10] WU Dongrun, TENG Jinfang, QIANG Xiaoqing, et al. Development of an off-design deviation angle prediction model for full blade span in axial flow compressors[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part G Journal of Aerospace Engineering*, 2019, 233(9): 3170-3183.
- [11] 费腾, 季路成, 周玲. 神经网络模型在压气机通流特性分析中的应用[J]. *航空动力学报*, 2022, 37(6): 1260-1272.
FEI Teng, JI Lucheng, ZHOU Ling. Application of neural network model in compressor through-flow analysis[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2022, 37(6): 1260-1272. (in Chinese)
- [12] CUNNAN W S, STEVANS W, URASEK D C. Design and performance of a 427-meter-per-second-tip-speed two-stage fan having a 2.40 pressure ratio[R]. NASA TP-1314, 1978.
- [13] MORRIS M D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. *Technometrics*, 1991, 33(2): 161-174.
- [14] FORRESTER A, SOBESTER A, KEANE A. Engineering design

- via surrogate modelling: a practical guide[M]. Hoboken, US: John Wiley & Sons, 2008.
- [15] RASMUSSEN C E. Gaussian processes in machine learning[C]// Proceedings of the Summer School on Machine Learning. Berlin: Springer, 2003: 63-71.
- [16] HASSOUN M H. Fundamentals of artificial neural networks [M]. Cambridge, US: MIT Press, 1995.
- [17] TIELEMAN T, HINTON G. Lecture 6.5-rmsprop: divide the gradient by a running average of its recent magnitude[J]. COURSE: Neural Networks for Machine Learning, 2012, 4(2): 26-31.
- [18] LIANG Minfei, LI Zhenming, HE Shan, et al. Stress evolution in restrained GGBFS concrete due to autogenous deformation: bayesian optimization of aging creep[J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 324: 126690.1-126690.18.
- [19] BERGSTRA J, BENGIO Y. Random search for hyper parameter optimization[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2012, 13(2): 281-305.
- [20] BERGSTRA J, YAMINS D, COX D. Making a science of model search: Hyperparameter optimization in hundreds of dimensions for vision architectures[C]//International Conference on Machine Learning. New York: PMLR, 2013: 115-123. .
- [21] HUTTER F. Automated configuration of algorithms for solving hard computational problems[D]. Vancouver, Canada: University of British Columbia, 2009.
- [22] HUTTER F, HOOS H H, LEYTON-BROWN K. Sequential model-based optimization for general algorithm configuration[C]//Proceedings of the International Conference on Learning and Intelligent Optimization. Berlin: Springer, 2011: 507-523..
- [23] KOHAVI R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection[C]// International joint conference on Artificial intelligence. Burlington: Morgan Kaufmann Publishers Inc. 1995: 1137-1145.
- [24] WU C H. A general theory of three-dimensional flow in subsonic and supersonic turbomachines of axial, radial, and mixed-flow types [J]. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, 1952, 74(8): 1363-1380.
- [25] NOVAK R A. Streamline curvature computing procedures for fluid-flow problems[J]. *Journal of Engineering for Power*, 1967, 89(4): 478-490.
- [26] 巫骁雄, 刘波, 唐天全. 流线曲率法在多级跨声速轴流压气机特性预测中的应用[J]. *推进技术*, 2017, 38(10): 2235-2245. WU Xiaoxiong, LIU Bo, TANG Tianquan. Application of streamline curvature method for multistage transonic axial compressor performance prediction[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2017, 38(10): 2235-2245. (in Chinese)
- [27] CREVELING H F, CARMODY R H. Axial-flow compressor computer program for calculating off-design performance[R]. NASA CR-72472.
- [28] PACHIDIS V. Gas turbine advanced performance simulation[D]. Cranfield, UK: Cranfield University, 2006.
- [29] BOYER K M, O'BRIEN W F. An improved streamline curvature approach for off-design analysis of transonic axial compression systems[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2003, 125(3): 475-481.

(编辑: 陈 越)