耦合神经网络的流线曲率法在风扇/增压级性能预测中的应用

介　石，何中海，吴亚东
（上海交通大学 机械与动力工程学院，上海 200240）

摘要：风扇/增压级作为航空发动机的核心部件，其性能直接影响发动机整机的效率和推力输出。为满足现代航空风扇/增压级设计方法的更高需求，需要对传统的流线曲率(SLC)法改进和优化，采用神经网络对传统经验模型进行替代，通过人为构造叶栅流场数据集对神经网络模型进行训练，并在传统流线曲率法算法上耦合该模型以形成计算程序。利用该程序对风扇/增压级进行性能预测，并将计算结果和传统流线曲率法与3维数值模拟结果进行对比。结果表明：经改进后的流线曲率法，其预测结果相较于传统算法，精度平均提高约2%，从而实现了对流场的准确预测。

关键词：流线曲率法；风扇/增压级；性能预测；神经网络；航空发动机
中图分类号：V231.3　　**文献标识码：**A　　**doi：**10.13477/j.cnki.aeroengine.2025.06.004

Application of Streamline Curvature Method Coupled with Neural Network in Performance Prediction of Fan/Booster

JIE Shi, HE Zhong-hai , WU Ya-dong
（School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China）

Abstract: As a core component of aeroengine, the fan/booster directly affects the overall efficiency and thrust output of the aeroengine. To meet the increasing demands of modern fan/booster design methods, improvements and optimizations of the traditional streamline curvature (SLC) method are required. In this study, neural networks are employed to replace conventional empirical models. A blade-row flow-field dataset is artificially constructed to train the neural-network model, which is then coupled with the traditional SLC algorithm to form a computational program. This program is applied to predict the performance of a specific fan/booster, and the results are compared with those obtained by the traditional SLC method and by three-dimensional numerical simulations. The results show that the improved SLC method yields prediction accuracy about 2% higher on average than those of the traditional algorithm. Thereby a more accurate flow-field prediction is enabled.

Key words: streamline curvature method; fan/booster; performance prediction; neural network; aeroengine

0　引言

风扇/增压级在航空发动机中扮演着关键的角色，其性能直接影响发动机的工作效率和推力输出，因此风扇/增压级性能预测是设计过程中的关键环节。受制于风扇/增压级内部流动复杂性，性能预测方法往往面临精度和复杂度之间的权衡。在实际设计流程中，2维通流计算起着承上启下的关键作用：不仅能基于1维平均计算结果，还能为3维计算提供初始条件。流线曲率法作为一种经典的压气机通流分析方法[1]，基于全3维方程和一系列简化假设，通过对描述流场的数值方程求解来预测相关部件的性能[2]。然而，传统的流线曲率法在处理复杂的流动现象时存在一定局限性，例如难以准确捕捉非线性效应和3维流动变化[3]。随着人工智能技术的发展，基于神经网络的流线曲率法为风扇和增压级性能预测提供了新的思路[4]。该方法通过利用神经网络对复杂流场进行建模，能够更准确地捕捉非线性效应和3维流

收稿日期：2024-04-28　　**基金项目：**国家级研究项目资助
作者简介：介石(1999)，男，在读硕士研究生。

引用格式：*介石，何中海，吴亚东. 耦合神经网络的流线曲率法在风扇/增压级性能预测中的应用[J]. 航空发动机，2025，51(6)：34-41. JIE Shi，HE Zhonghai，WU Yadong . Application of streamline curvature method coupled with neural network in performance prediction of fan/booster[J]. Aeroengine，2025，51(6)：34-41.*

动变化,从而提高性能预测的准确性。并实现从几何参数及边界条件到流场参数的映射,最终完成对流场的高效建模和预测[5]。

在早期的研究中,Schmitz 等[6]在流线曲率法中,采用代理模型对落后角和损失模型进行替代,以提高流场分析的效率和准确性。近年来,人工神经网络、数字孪生和数据挖掘等技术逐渐被引入压气机乃至航空发动机设计体系中。Zhao 等[7]提出了基于多保真度的混沌克里金模型(MF PC-Kriging),在RAE2822翼型上的跨声速流上,该方法比传统的克里金方法计算效率和准确率更高;Esfahanian 等[8]采用卷积神经网络学习代理模型,有效地捕捉了流场中的空间和时间相关性,采用矢量遗传算法对112个几何参数的2级轴流式涡轮机进行优化,效率和功率分别提升了0.83%和1.02%;黄孟璇[9]将神经网络与流线曲率法相结合,有效提高了压气机性能预测的准确性。总体来看,尽管传统流线曲率法存在计算效率低、精度有限等问题,经验模型也面临适用性和更新难度等挑战,但新兴的数据驱动方法正为风扇/增压级性能预测带来新的可能性。

本文基于BP神经网络方法,设计了合适的神经网络模型,耦合以往成熟的正问题分析程序[10],对风扇/增压级进行计算校验,并与CFD计算结果对比,以探究基于神经网络的流线曲率法在风扇/增压级中的应用前景。

1　基于神经网络的流线曲率法

1.1　流线曲率法

在风扇/增压级中,内部气体的流动情况通常较为复杂:其流动状态为非定常流动,同时受流动工质粘性的影响,并且伴随着强烈的3维效应[11]。传统的流线曲率法为了方便求解,在分析计算过程中对内部气体状态和气流流动形式上进行了绝热、定常、无粘和轴对称的假设[12]。该方法采用在S2流面上布置2维离散计算网格的方法。其中,计算网格由轴向的流线和径向的计算站交错组成,每根流线和计算站相交叉的节点即为每一个网格点,在每一个网格点上求解经过假设简化后的流场控制方程组获得流场参数,从而得到整个流场。简化后的控制方程组如下

压力梯度方程为

$$\frac{\partial v_m}{\partial q}=\frac{1}{v_m}\left[\frac{\partial I}{\partial q}-T\frac{\partial S}{\partial q}-\left(\frac{C_\theta}{r}-\omega\right)\frac{\partial\left(rC_\theta\right)}{\partial q}\right]+v_m\left[\cos\left(\varphi-\phi\right)\frac{\partial\varphi}{\partial m}+\frac{\sin\left(\varphi-\phi\right)}{v_m}\frac{\partial v_m}{\partial m}\right]\tag{1}$$

式中:v_m为子午速度,m/s;I为转焓,kJ/kg;q为计算站方向;C_θ为绝对轴向速度,m/s;S为熵,kJ/kg;ω为实际转速,r/min;r为径向长度,m;m为流线方向;φ和ϕ分别为流线与轴向和计算站方向的夹角,(°);ρ为气流密度,kg/m^3。

流量连续方程为

$$G=\int_{\mathrm{Hub}}^{\mathrm{Tip}}2\pi r\rho v_m\cos\left(\varphi-\phi\right)\mathrm{d}q\tag{2}$$

流量连续方程表示从轮毂(Hub)到叶顶(Tip)处的积分。式(1)按照设计问题进行主方程的构建,一般采用此方法扩大方程求解中马赫数的限制,以用于求解跨声速工况流场。在求解该方程组时,首先,把2组控制方程进行离散处理,转换成关于子午速度的差分方程。根据同一计算站的上下节点之间的几何和气动参数迭代计算出子午速度。然后,根据求得的子午速度求出该网格点所需要的所有气动参数。在计算过程中,子午速度v_m通过式(1)沿计算站方向从轮毂向机匣处求解,再根据子午速度分布,结合式(2)求解质量流量。若求解出的流量不能保证质量守恒,则修改轮毂处子午速度初始值并重复求解过程直至收敛。

在风扇/增压级的计算[13]中,由于内外涵的存在,在预先设定好的初始流线迭代过程中,设置紧贴内涵上壁和外涵下壁的初始流线,自分流环前端分开,此后不再改变与上下壁面的间距。两流线分界点在初始设定之后作为确定轴向位置的计算站上的节点,位置不随迭代改变。

采用流线曲率法进行轴流压气机S2流面计算,程序流程[14]如图1所示。核心计算流程包括内部和外部2层循环。内部循环涉及计算站点的流量迭代,即求解站内控制方程组。外部循环则涉及整个子午面流场的流线坐标迭代。

首先,按照等环量面积原则确定初始流线的位置,确保每个流管的环形面积相等。各初始流线与沿径向分布的计算站点相互交错,构成初始计算网格。然后,在给定边界条件和初始条件后,开始内部循环。完成一次内部循环后,根据各站点求解的流管流量按

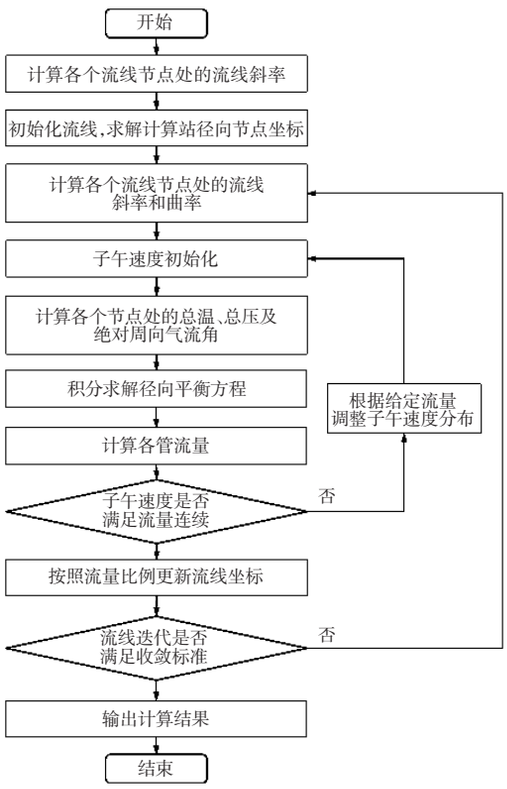


图1 程序计算流程

比例插值,求解新的流线与计算站点的交点,从而调整流线位置生成新的计算网格,完成一次外部循环[15]。若当前和上一次外部循环生成的流线坐标的相对误差满足精度要求,则迭代结束。最后,根据子午速度的控制方程组求解各节点的气动参数和压气机特性,完成整个正问题分析过程。

1.2 基于神经网络的代理经验模型

流线曲率法的控制方程建立在多重假设上,包括绝热、无黏和轴对称。黏性的影响通过引入阻塞边界层来进行修正。非定常流动和3维流动的效应则通过经验模型对气动参数进行预测来考虑。在轴流压气机的正问题分析程序中,主要采用基于大量低速叶栅试验数据总结出的落后角模型和总压损失模型,其他过程则作为二者的辅助求解模型。损失和落后角模型的修正主要体现在分析流程的外层循环中。在循环中,首先,根据落后角模型修正叶片尾缘气流出口角。然后,根据总压损失模型对气流流经叶片的压力变化进行修正。因此,在轴流压气机的正问题分析程序中,计算结果的准确程度和总压损失模型和落后角模型的准确程度高度相关[16]。因此,合适的经验模型能够给出较为可靠的总压损失系数和落后角值,从而得到更可信的压气机性能参数预测。然而,尽管基于平面叶栅试验数据建立的经验模型进行了大量的数据拟合和规律总结,仍然不能完全反映压气机内的真实流动情况。平面叶栅试验无法真实反映压气机3维特性强烈的通道区域的流动情况。另外,对试验数据进行统计和拟合的方法存在差异,因此对数据的挖掘和分析程度还有待研究。

BP神经网络是一种多层前馈神经网络,通过不断迭代调整网络权重和阈值来实现模式识别和函数逼近[17]。该网络结构通常包括输入层、多个隐藏层和输出层。在训练过程中,首先,将训练数据传递到网络的输入层;然后,通过网络的前向传播计算得到输出;接着,通过反向传播算法来调整网络中各层的权重和阈值,使得网络的输出尽可能接近期望输出。BP神经网络结构如图2所示。

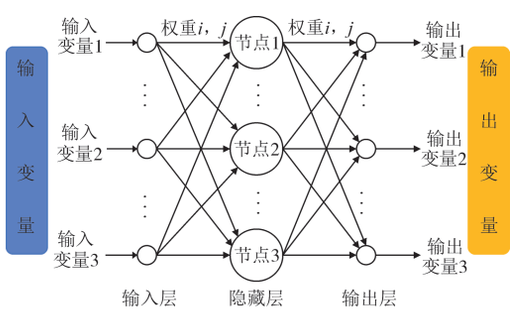


图2 BP神经网络结构

训练BP神经网络的过程包括以下步骤:首先,将训练数据输入到网络中,通过前向传播计算输出,并将输出与期望输出进行比较,得到误差;然后,通过误差进行反向传播,通过链式法则计算每个节点的误差贡献,然后根据误差调整各层之间的权重和阈值。重复进行这一过程,直到网络输出达到预期的精度为止。BP神经网络训练流程如图3所示。

1.3 神经网络的训练

在明确神经网络的基本原理和建立过程后,需要在合适的数据库的基础上对网络进行训练,建立起从流道几何参数和边界条件到通流气动参数的映射。为了更好地耦合风扇/增压级问题,分别对风扇和增压级叶型进行重新参数化,并将其在特定工况下的流动参数一起作为数据集进行训练,通过已知的输入参数得到实际损失参数,最终快速得到叶型的气动性能。

重新参数化过程是通过数学变量的取值变化来实现几何样本的重新生成过程,从迭代设计过的叶型中提取参数,作为数据集同样是这样的过程。类别形

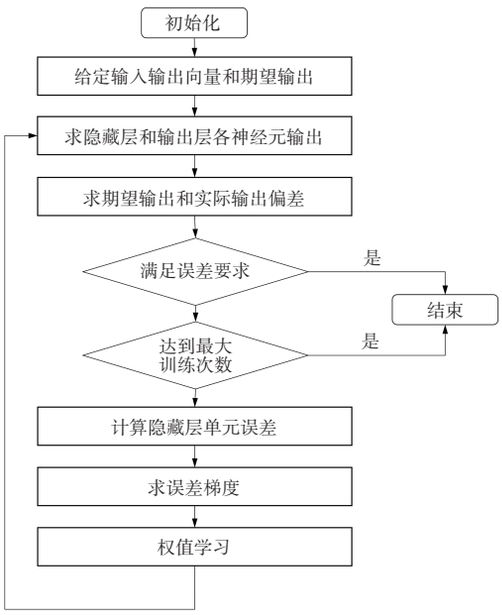


图3　BP神经网络训练流程

状函数变换(Class Shape Transformation,CST)方法已在多个领域得到广泛应用的参数化方法,特别是在翼型设计研究领域[18]。接下来介绍如何利用CST方法对风扇叶片和增压级叶片进行重新拟合,从而完成叶型数据集积累。

CST方法最早由Kulfan提出[19],在有关翼型的参数化研究中,通过采用类别函数和形状函数来描述特定几何外形。其形式为

$$\zeta(\psi) = C(\psi)S(\psi) + \psi\zeta_T \tag{3}$$

式中:$\psi = x/c$、$\zeta = y/c$,分别表示无量纲的长度坐标;c为弦长;ζ_T为叶型尾缘上下表面的厚度;$S(\psi)$可以采用多种方法进行定义,本文采用伯恩斯坦多项式

$$S(\psi) = \sum_{i=0}^{n} A_i \frac{n!}{i!(n-i)!}\psi^i(1-\psi)^{n-i} \tag{4}$$

式中:n为所采用的伯恩斯坦多项式总阶数;A_i为多项式的加权系数。

伯恩斯坦多项式组合如图4所示。从图中可见,在平均加权的情况下的所有项总和始终为1,因此CST方法的核心就是确定合适的加权系数对吸力面和压力面型线做多项式近似,也就是求解合适的A_i。

对风扇叶片50%叶高截面进行参数化得到的结果如图5所示。从图中可见,x/c为无量纲轴向位置,z/c为无量纲周向位置。采用不同阶多项式拟合叶型误差变化趋势如图6所示。从图中可见,x/c为无量纲轴向位置,$\delta z/c$为无量纲预测误差。CST方法很好地

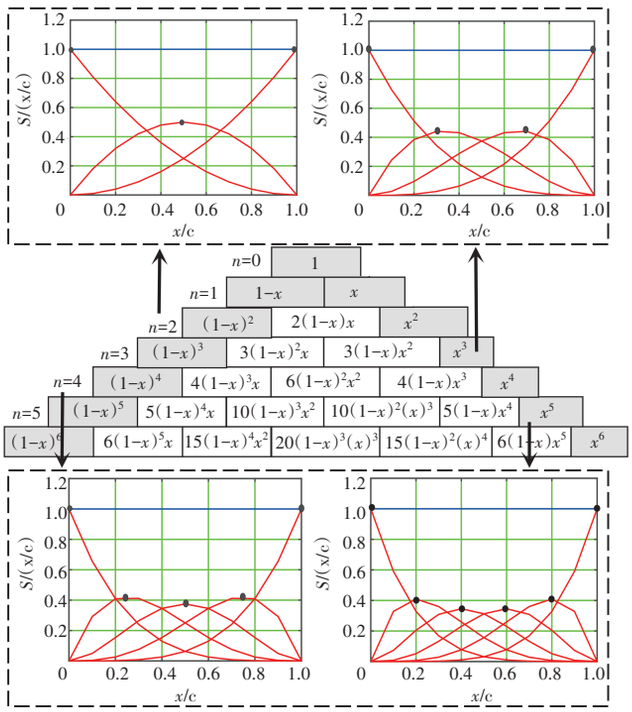


图4　伯恩斯坦多项式组合

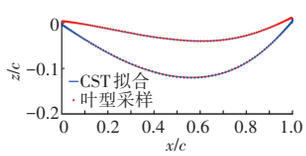


图5　风扇叶片截面重新参数化

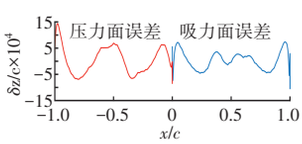


图6　风扇叶片截面重新参数化误差

还原了风扇叶型,可以用于提取叶型参数建立训练数据库。

在完成叶型参数化之后,再对从风扇和增压级叶片不同叶高截取出的2维叶型,在不同流动工况下的CFD计算结果中提取流场参数作为对应气动参数。采用MATLAB神经网络工具箱进行训练,该工具将BP神经网络做了高度封装,在数据库输入后,封装程序首先会将所有变量进行归一化处理(包括输入变量和输出变量),并且划分训练、检验和测试数据集。训练数据集用于训练网络模型;检验数据集用于监督模型训练防止出现过拟合;测试数据集不参与训练过程只参与对完成训练的网络的测试。具体选取的神经网络训练数据分布见表1。

将叶型参数集和气动参数集共同组成训练数据集,落后角与总压损失系数设置为输出参数,其余均设置为输入参数,按照流程(图3)对数据集进行训练,将前10个参数(表1)作为神经网络的输入,将落后角和总压损失系数分别作为网络的输出。综合考

表 1 神经网络训练数据分布

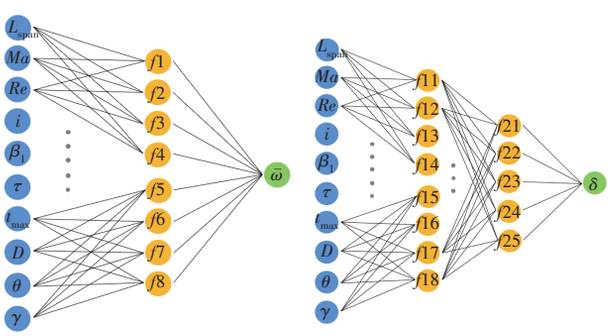
样本名称	叶型参数	样本名称	叶型参数
相对叶高 L_{span}	0~1	最大相对厚度 t_{max}	0.02~0.09
来流马赫数 Ma	0.18~0.65	叶型弯角 θ/(°)	12.50~35.30
雷诺数 Re	4.5×10^5~ 1.4×10^6	扩散因子 D	0.26~0.35
来流攻角 i/(°)	−15~20	安装角 γ/(°)	52.0~62.6
进气角 β_1/(°)	37~71	落后角 δ/(°)	4.8~16.4
叶栅中径稠度 τ	0.95~1.77	总压损失系数 $\bar{\omega}$	0.01~0.29

虑训练成本和预测精度 2 方面因素，本文研究数据集为一般简单数据集，按照经验一般不设置超过 3 个隐藏层，因此对总压损失系数进行预测的神经网络设置 1 个隐藏层，对落后角进行预测的神经网络设置 2 个隐藏层，再利用经验公式确定各隐藏层节点数目

$$P_{hide}=(P_{input}+l)^{0.5}+1\sim10 \tag{5}$$

式中：P_{hide} 为隐藏层节点数；P_{input} 为输入层节点数；l 为输出层节点数。

按照上述经验准则建立网络，既使预测结果满足一定误差范围，又简化了训练过程。得到相应网格结构，神经网络训练结构如图 7 所示。



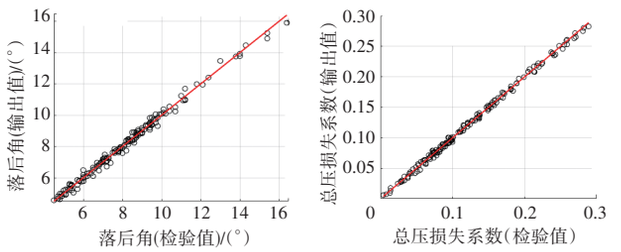
（a）总压损失系数神经网络结构　（b）落后角神经网络结构

图 7 神经网络训练结构

从图中可见，左侧均为输入参数（表 1），中间 f_{ij} 参数为隐含层各节点值。输出层 $\bar{\omega}$ 和 δ 则分别为总压损失系数和落后角。

为了对训练得到神经网络正确性进行检验，随机选取训练数据集中部分数据对网络输入输出进行验证，神经网络输出误差检验如图 8 所示。从图中可见，样本点预测误差集中在以对角线构成的窄误差带内，最大相对误差分别为 1.5% 和 3%，说明训练得到的该神经网络模型能够满足后续通流计算对 2 个参数的预测精度要求。

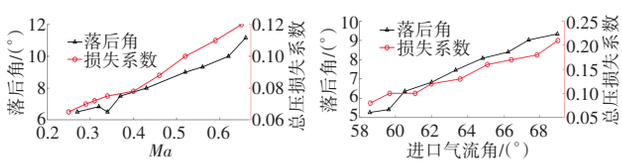
为了对训练得到神经网络的正确性进一步进行



（a）落后角输出验证　（b）总压损失系数输出验证

图 8 神经网络输出误差检验

检验，通过神经网络模型预测的叶栅特性曲线如图 9 所示。从图中可见，落后角和总压损失系数随入口绝对马赫数和入口气流角的变化趋势与一般叶栅理论和试验结果一致，可以作为参数代理模型进行计算。但是，基于 BP 神经网络的代理模型对流线曲率法使用的经验模型的提升仍然需要进一步分析验证。



（a）落后角和损失系数随进口马赫数变化　（b）落后角和损失系数随进口气流角变化

图 9 神经网络模型预测叶栅特性曲线

2 研究对象及 3 维模拟

在压气机正问题分析中，经常涉及到上下游的流场信息传递等过程。对于单流道而言，只需依照子午流道几何边界设置计算站和初始流线[20]。在之后的计算中，初始流线会根据流管内流量改变逐步调整流线上计算节点的径向位置最终达到收敛。而在现代航空发动机中，经常出现的风扇/压气机部件的内外涵结构，既涉及内外涵不同流道几何特征，又涉及从风扇出口到分流环前端处流线分离的流动，甚至还会涉及内涵压气机下游过渡段 S 弯的流动[21]。如何利用流线曲率法对不同流道中的流动进行计算分析，是一个值得深入研究的问题。

以风扇/增压级为研究对象，其中增压级为 1.5 级低压压气机。设计点参数为：总流量为 60.17 kg/s；风扇转速为 5000 r/min；风扇叶尖速度为 209 m/s；分流比为 2.0。其余具体设计参数见表 2。风扇/增压级内外涵子午流道截面如图 10 所示。

通过商业软件对设计工况点风扇/增压级流动进行计算，分别截取风扇/增压级 S1 流动截面和 S 弯

表 2　风扇/增压级设计参数

设计参数	风扇	外涵静子	内涵进口导叶	内涵转子	内涵出口导叶
转速/(r/min)	5000			5000	
叶尖速度/(m/s)	209			110	
叶片数	18	32	58	56	82
质量流量/(kg/s)	61.3	51		10.5	
总压比		1.108		1.14	

S2 流动截面流场,经过分析分别得到设计工况点 S 弯子午流道和风扇内涵 S1 流面速度分布和压力分布,如图 11 ~ 14 所示。

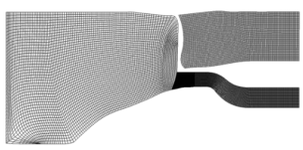


图 10　风扇/增压级内外涵子午流道截面

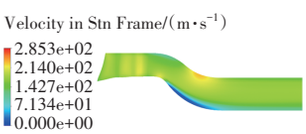


图 11　设计工况点 S 弯子午流道速度分布

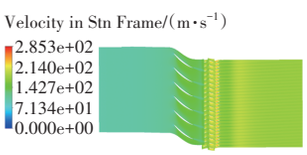


图 12　设计工况点风扇内涵 S1 流面速度分布

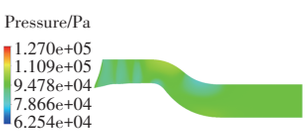


图 13　设计工况点 S 弯子午流道压力分布

图 14　设计工况点风扇-内涵 S1 流面压力分布

通过 CFD 3 维计算得到不同转速下内涵流动特性,风扇/增压级压比和级效率的流量特性曲线如图 15、16 所示。

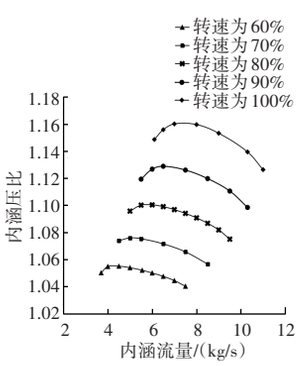


图 15　风扇/增压级压比-流量特性曲线

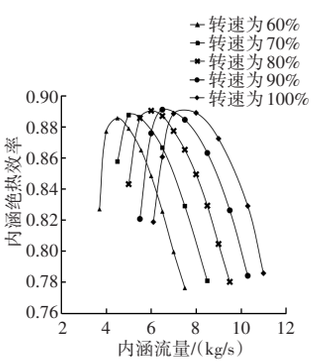


图 16　风扇/增压级效率-流量特性曲线

3　风扇/增压级性能预测对比

在 3 维 CFD 计算结果的基础上,继续对上述风扇/增压级的特定工况,利用改进后的通流计算程序进行计算校验。在该模型中,计算站的设置方法为,在每一叶排前、后缘设置计算站。在设置中一般以叶排前、后缘的倾斜程度来决定计算站的倾角。为了便于求解方程组,本次计算在垂直于轴向的方向上设置计算站。为了调整流线光顺,需要在风扇及内外涵进、出口附近适当设置辅助计算站,并对靠近分流环端部的计算站进行加密处理。

在计算流程(图 1)中设置初始流线,对轴流压气机沿端壁型线附加边界层即可得到边界流线。在对风扇/压气机设置初始流线时,同样按照设置堵塞因子的方法对边界层厚度进行预测,将机匣和分流环上端壁作为外涵流线边界;将分流环下端壁和轮毂作为内涵流线边界;分流环上下端壁流线之间设置 1% 流道宽度作为分界,气流流至分流环前端滞止。子午面上计算站设置和分流环端部加密情况如图 17 所示。其中,RF 表示风扇转子叶片位置,SF 代表出口导流叶片位置。

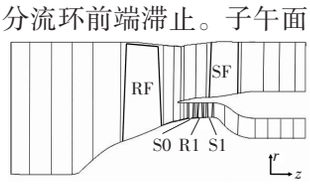


图 17　子午流道计算站设置和分流环端部加密情况

在设计转速为 100%、80%、60% 工况下,分别通过传统和改进后的流线曲率法进行通流计算,得到该风扇/增压机的内涵特性曲线。当外涵背压一定时,内涵流动的改变对外涵的性能影响有限[22]。因此,只取外涵工作点下的内涵特性曲线进行研究。在各转速下,圆形点线是 3 维 CFD 计算结果,方形和三角形点线分别是原始通流计算程序结果和基于神经网络的通流计算程序结果,风扇/增压级压比和效率特性曲线计算结果对比如图 18、19 所示。

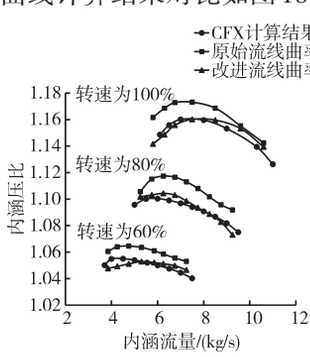


图 18　风扇/增压级压比特性曲线计算结果对比

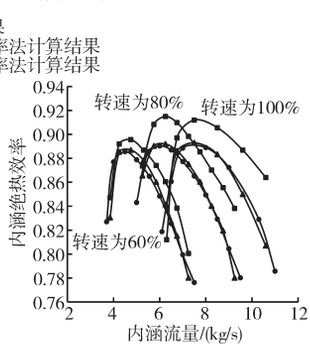


图 19　风扇/增压级效率特性曲线计算结果对比

从上面的结果可见,基于 BP 神经网络模型的正问题分析程序对该风扇/压气机的预测结果与初始的正问题分析程序的计算结果基本吻合。在 100% 转速的工况下,改进的正问题分析程序能够很好地预测近失速工况和近堵塞工况质量流量。在设计转速为 80%、60% 下,改进模型对近失速工况和近堵塞工况质量流

量的预测精度也几乎与设计工况下一致，说明该分析程序在较宽的工况范围内都有比较好的预测效果。

接下来对100%转速设计工况点下的流场流动细节进行对比分析。100%转速设计点内涵转子和内涵进口导叶的出口气流角在叶片尾缘处沿叶高的分布如图20、21所示。从图中可见，经改进的流线曲率法在不同叶高处计算出的出口气流角分布与3维CFD计算结果基本一致，最大误差不超过3%。

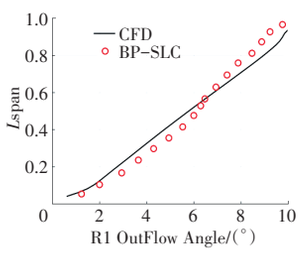


图20 设计点内涵转子出口气流角分布

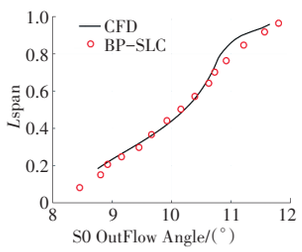


图21 设计点内涵进口导叶出口气流角分布

100%转速设计点内涵转子和内涵进口导叶的相对马赫数(静叶取为绝对)在叶片尾缘处沿叶高的分布如图22、23所示。从图中可见，流线曲率法在不同叶高处计算出的出口马赫数分布与3维CFD计算结果也基本一致，最大误差不超过2.2%，表现出良好的计算结果。

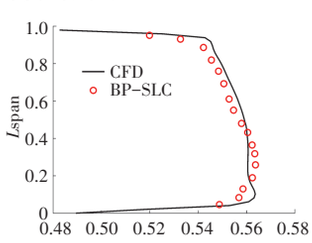


图22 设计点内涵转子出口相对马赫数分布

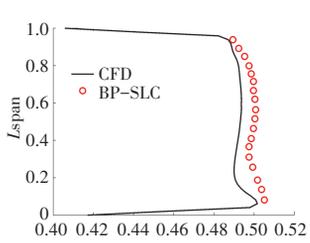
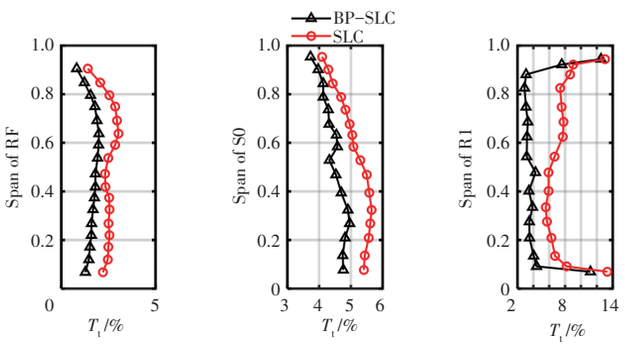


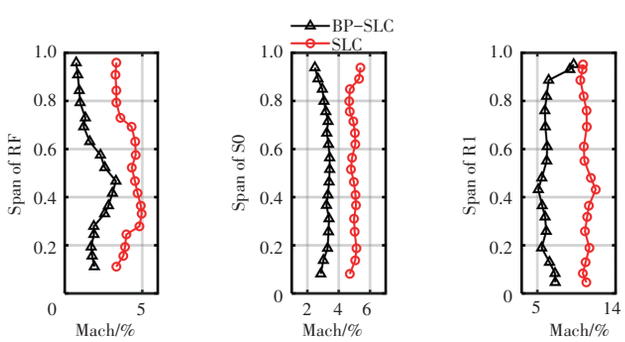
图23 设计点内涵进口导叶出口相对马赫数分布

最后对风扇/增压级内涵在非设计工况点(100%转速近失速工况)进行对比分析。在100%转速、流量为5.8 kg/s的工况下，风扇转子叶片位置(RF)、内涵进口静子(S0)、内涵转子(R1)尾缘总压和相对马赫数相对计算误差随叶高的分布如图24、25所示。分别将耦合流线曲率法的计算结果和传统流线曲率法的计算结果与全3维数值模拟结果的相对误差进行对比。从图中可见，经改进的流线曲率法计算结果相对误差比原始流线曲率法计算结果在全叶高范围内都要小，尤其在叶高中间的核心区域，经改进的流线曲率法和3维数值模拟结果更贴近，其总压和相对马赫数的最大相对误差均不超过5%。由于叶根和叶尖处存在强3维流动效应，在叶顶和叶根等处传统难以预测的区域，总压的最大相对误差不超过12%，相对马赫数不超过7%。总体而言，该方法相较于传统算法，其精度平均提升约2%，因此能给出更为精准地预测。



(a) RF (b) S0 (c) R1

图24 非设计工况风扇/增压级总压预测相对误差沿叶高分布



(a) RF (b) S0 (c) R1

图25 非设计工况风扇/增压级相对马赫数预测相对误差沿叶高分布

4 结论

(1)通过BP神经网络和CST参数化方法建立的落后角和总压损失系数代理模型具有预测精度高，应用范围广的特点，为现代风扇/增压级的性能预测任务提供了准确的基础支持。同时，该方法相比传统经验模型，对特定叶型在特定工况下，建立的气动参数代理模型具有实际意义和应用价值。

(2)通过采用风扇/增压机的100%、80%、60%设计转速工况，对经过改进的流线曲率法计算程序进行验证。结果表明，耦合了神经网络模型的流线曲率法相比于传统模型，实现了更高的气动性能预测精度。

(3)本文所设计的神经网络适用于风扇/增压级的气动参数预测。对于不同类型的风扇叶片和不同设计工况的增压级，可按需对本文采用的神经网络模型进行调整。受限于对已知叶型的重新参数化，针对

不同的压气机需要设计具有针对性的叶型流场数据库并进行模型训练。本文方法证明针对特定型号的风扇/增压级预测性能良好,而方法的泛化性和通用性有待研究与提升。因此,神经网络模型在风扇/增压级设计正问题和反问题中的应用需要未来进一步的研究。

参考文献:

[1] 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.

[2] 陈泽华.用于压气机性能计算的流线曲率法拓展研究[D].南京:南京航空航天大学,2014.
CHEN Zehua. Extended research on streamline curvature method for compressor performance calculation[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014.(in Chinese)

[3] 明亮,冯昊天,刘家兴,等.级间引气条件下轴流压气机特性预测方法[J].航空发动机,2023,49(5):34-39.
MING Liang, FENG Haotian, LIU Jiaxing, et al. Prediction method of axial flow compressor characteristics under interstage bleed conditions [J].Aeroengine, 2023, 49(5):34-39.(in Chinese)

[4] Hosein B, Vahid E, Alireza T, et al. Improved streamline curvature method for prediction of gas turbines performance[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2023, 49(2):2749-2766.

[5] 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 the analysis of compressor flow characteristics[J]. Journal of Aerodynamics, 2022, 37(6):1260-1272.(in Chinese)

[6] Schmitz A, Aulich M, Nicke E. Novel approach for loss and flow-turning prediction using optimized surrogate models in two-dimensional compressor design[R].ASME 2011-GT-45086.

[7] Zhao H, Gao Z H, Xia L.Efficient aerodynamic analysis and optimization under uncertainty using multi-fidelity polynomial chaos-Kriging surrogate model[J].Computers and Fluids, 2022, 246:105643.

[8] Esfahanian V, Izadi M J, Bashi H, et al. Aerodynamic shape optimization of gas turbines: a deep learning surrogate model approach[J].Structural and Multidisciplinary Optimization, 2024, 67(1):20-34.

[9] 黄孟璇.基于神经网络与遗传算法的压气机正问题优化设计研究[D].南京:南京航空航天大学,2018.
HUANG Mengxuan.Research on optimization design of compressor positive problem based on neural network and genetic algorithm[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.(in Chinese)

[10] Novak R A.Streamline curvature computing procedures for fluid-flow problems[J].Journal of Engineering for Power, 1967, 89(4):478-490.

[11] 王润禾,童歆,羌晓青,等.重型燃气轮机高雷诺数CDA叶型转捩特性数值计算[J].航空发动机,2023,49(5):136-142.
WANG Runhe, TONG Xin, QIANG Xiaoging, et al.Numerical calculation of controlled diffusion airfoils of transition characteristics for heavy-duty gas turbine at high Reynolds number[J]. Aeroengine, 2023, 49(5):136-142.(in Chinese)

[12] 胡江峰,竺晓程,杜朝辉.一种跨声速轴流压气机性能预测的数值方法[J].航空动力学报,2011,26(1):122-127.
HU Jiangfeng, ZHU Xiaocheng, DU Zhaohui. A numerical method for predicting the performance of transonic axial compressor[J]. Journal of Aerodynamics, 2011, 26(1):122-127.(in Chinese)

[13] Pazireh S, Defoe J J. A new loss generation body force model for fan/compressor blade rows: an artificial-neural-network based methodology[J].International Journal of Turbomachinery, Propulsion and Power, 2021, 6(1):5.

[14] 王剑.基于流线曲率法的周向弯曲叶片的性能计算[D].上海:上海交通大学,2012.
WANG Jian. Performance calculation of circumferential curved blade based on streamline curvature method[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012.(in Chinese)

[15] Hu F J, Zhu C X, Ouyang H, et al.Performance prediction of transonic axial compressor based on streamline curvature method[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2011, 25(12):3037-3045.

[16] Boyer K M. An improved streamline curvature approach for off-design analysis of transonic axial compression systems[J].Journal of Turbomachinery, 2003, 125(3):475-81.

[17] 鞠浩,王旭东,陆佳红,等.基于小样本神经网络与多约束的风力机翼型快速优化设计[J].热能动力工程,2022,37(11):176-184.
JU Hao, WANG Xudong, LU Jiahong, et al.Rapid optimization design of wind turbine airfoil based on small-sample neural network and multi-constraint[J].Thermal Power Engineering, 2022, 37(11):176-184.(in Chinese)

[18] Kulfan B M. Universal parametric geometry representation method[J]. Journal of Aircraft, 2008, 45(1):142-158.

[19] Kulfan B, Bussoletti J. "Fundamental"parameteric geometry representations for aircraft component shapes[R].AIAA-2006-6948.

[20] Li T, Wu Y D, Ouyang H. Performance prediction of transonic axial compressors using improved streamline curvature approach[J]. Fluid Dynamics, 2020, 55(1):121-132.

[21] 李斌,吴亚东,滕金芳,等.压气机中介机匣几何结构的试验验证[J].航空动力学报,2013,28(10):2326-2331.
LI Bin, WU Yadong, TENG Jinfang, et al.Experimental verification of the geometric structure of a compressor intermediate casing[J].Journal of Aerodynamics, 2013, 28(10):2326-2331.(in Chinese)

[22] 吴明峰,吕重阳,骆广琦,等.大涵道比涡扇发动机核心机试验性能评定方法[J].航空发动机,2023,49(6):127-134.
WU Mingfeng, LYU Chongyang, LUO Guangqi, et al.Research of high bypass ratio turbofan engine core test performance assessment method [J].Aeroengine, 2023, 49(6):127-134.(in Chinese)

(编辑:孙明霞)