

文章编号: 1000-8055(2022)06-1260-13

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20210105

神经网络模型在压气机通流特性 分析中的应用

费 腾¹, 季路成², 周 玲¹

(1. 北京理工大学 宇航学院, 北京 100081;
2. 清华大学 航空发动机研究院, 北京 100084)

摘 要: 为了解决通流特性分析程序中原始模型对压气机性能预测精度不足的问题, 提高压气机通流特性分析过程的可靠性, 基于对大量多圆弧叶栅的数值模拟结果建立了压气机叶栅性能数据库, 并以该数据库为依托, 采用神经网络建模方法建立了压气机叶栅基准损失系数和基准落后角模型。结果显示: 两模型对叶栅基准损失系数和基准落后角的预测精度均满足工程应用要求, 其精度分别为 ± 0.002 和 $\pm 1^\circ$ 。在对采用神经网络模型的通流特性分析程序校验过程中发现, 其无论对压气机整机性能还是对流动细节的预测精度上都获得了显著提高, 尤其是在主流区。此外从压气机整体特性上看, 基准损失系数和基准落后角精度的提高对非设计工况损失系数和落后角的预测精度影响是积极的。

关 键 词: 压气机; 通流特性分析; 神经网络; 损失系数; 落后角

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

Application of neural network model in compressor through-flow analysis

FEI Teng¹, JI Lucheng², ZHOU Ling¹

(1. School of Aerospace Engineering,
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Institute for Aero Engine, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: To solve the problem of insufficient prediction accuracy of the compressor performance by the original model in the through-flow analysis program, and to improve the reliability of the compressor through-flow analysis process, a compressor cascade performance database was established based on the numerical simulation results of a large number of multiple circular arc cascades. Based on this database, neural network modeling method was used to establish the baseline loss coefficient and baseline deviation angle models of compressor cascade. Results showed that, the prediction accuracy of the two models for the baseline loss coefficient and baseline deviation angle of cascade met the requirements of engineering applications, with the accuracy of ± 0.002 and $\pm 1^\circ$, respectively. During the verification process, it could be found that the neural network models significantly improved the prediction accuracy of both compressor's overall

收稿日期: 2021-03-09

基金项目: 国家自然科学基金(51676015)

作者简介: 费腾(1993—), 男, 博士, 主要从事叶轮机械气动热力学研究。

通信作者: 周玲(1988—), 女, 副研究员, 博士, 主要从事叶轮机械气动热力学研究。E-mail: lingzhou@bit.edu.cn

引用格式: 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.

performance and the flow details, especially at the core flow region. Moreover, the improvement of the accuracy of baseline loss coefficient and baseline deviation angle had a positive effect on the prediction accuracy of loss coefficient and deviation angle at off-design conditions.

Key words: compressor; through-flow analysis; neural network; loss coefficient; deviation angle

压气机作为航空发动机核心机之一具有工作环境恶劣、设计难度大等特点。在压气机设计体系中主要有3个阶段。第1个阶段是一维方案设计和分析,这一阶段从压气机总体性能出发,基于平均流线计算总级数、负荷流向分布、流路几何概要、速度三角形等关键指标;第2个阶段是通流设计和分析,这一阶段是整个设计体系的核心,Denton等^[1]曾指出通流分析方法是一种非常重要的压气机设计工具。通流设计和分析可以获得子午面上详细的流场参数,具有非常明确的设计导向性;第3个阶段是三维详细设计阶段,这一阶段通常结合各类优化方法完成最终的压气机设计过程。

理论上,通流特性分析环节可以完全由三维计算流体力学计算替代,这样可以获得更加详细和准确的流场信息,但同时也导致设计周期大幅延长,且设计人员很难从大量的三维流动信息中准确地找到设计方向,设计导向性不明显。当前,我国部分研究机构正是采用这样的压气机设计模式,其尚未完全掌握通流特性分析方法的使用。造成这一现象的主要原因在于通流特性分析过程中涉及到的大量经验模型均是基于早期低速低负荷压气机试验结果总结的,不能准确地预测现代中、高负荷压气机性能,需要依靠大量人工经验对各模型进行修正。

通流特性分析过程中,最佳攻角模型、基准损失系数模型和基准落后角模型是影响压气机性能预测的主要因素。其中最佳攻角参数用于标定叶栅最小损失工况,即基准工况。理想情况下,叶型在最佳攻角下工作时,损失达到最小且升阻比最大。但是,这两种情况绝大多数情况下不会同时满足。Lieblein^[2]和文献[3]中提到的Carter的最佳攻角模型分别针对上述理想情况中的前者 and 后者进行研究。使用最广泛的最佳攻角模型是Lieblein模型^[4],这一模型考虑了稠度、叶型弯角厚度分布等影响。其他很多预测最佳攻角的模型普遍是基于Lieblein模型改进的,如Levine^[5]提出了一种方法用来预估跨声速和超声速叶型的最佳攻

角。随后,Lieblein进一步发展了他自己的方法,考虑了进口马赫数的影响,但是其模型仍然仅适用于低马赫数的情况。Cetin等^[6]研究了双圆弧叶栅和多圆弧叶栅,并给出了一种考虑进口马赫数的最佳攻角预测模型。

基准落后角是确定非设计工况落后角的基础,Carter模型^[7]是应用最广泛的基准落后角模型。随后,Lieblein^[8]也系统地总结了一种预测基准落后角的模型,且精度明显高于Carter模型^[9]。但Lieblein模型是基于轴向速度密流比(axial velocity density ratio, AVDR)为1的叶栅试验结果建立的。Pollard和Gostelow^[10]对AVDR的影响进行了试验研究,在模型中引入了AVDR的影响因素。Cetin等^[11]研究了三维效应对落后角的影响,并对Carter模型进行了二次函数修正,以计及三维效应的影响。国内刘波等^[12]也对Carter落后角模型进行了相关修正,使其适用于更宽泛的弯角和稠度范围。Creveling和Carmody^[3]将落后角和气流转角联系在一起,但尚未计及进口马赫数和叶片负荷影响^[9]。Zimmey和Lappi^[13]对导叶叶型进行了试验研究,为建模提供了理论基础。Waltke^[14]根据这些试验数据总结了一种预测导叶落后角的模型。随后,Baniac等^[15]基于数值方法,总结了一个新的用于预估轴流压气机导叶落后角和损失系数的模型。

在基准损失系数模型的研究中,Lieblein和Roudebush^[16]通过对低速二维压气机叶栅的试验研究,提出叶型损失系数可以通过尾迹动量厚度来预估。该观点随后由Koch和Smith^[17]所证实。Lieblein^[18-19]继续他们的工作并且最终给出了尾迹动量厚度和叶片扩散因子 D 或者等效扩散因子 D_{eq} 的关系。接着,Swan^[20]给出了一种用于预估跨声速压气机叶型损失的模型。Monsarrat等^[21]基于试验数据总结了针对设计工况下的经验模型。Jansen和Moffatt^[22]定义了设计扩散因子,将设计工况下的叶型损失系数和叶片负荷联系在一起。之后,Oldham^[23]提出了一个预估双圆弧静叶叶型损失系数的简化模型,但由于数据点离散程度较

大,模型具有一定的不确定性。Pachidis等^[4]通过迭代求解的方式发展了一种快速而简单的预测叶型基准损失系数的方法。国内严汝群等^[24]研究了压缩性的影响,将损失模型拓展到高、亚声流动中。

相关经验模型的预测精度是决定通流特性分析过程是否可信的关键,以至于各国航空发动机巨头都将其视为核心机密。尤其最近几年,国外很少公开发表有关通流模型的研究,这对我国目前的通流特性分析程序的改进是一个很大的挑战。由于尚未明确这些经验模型的建模方法,贸然修正模型参数具有很大的不确定性。本文基于大量多圆弧(MCA)叶栅性能数值计算结果,采用神经网络方法建立叶栅基准损失系数和基准落后角模型,之后采用两台多级轴流压气机对其预测能力进行了详细校验。

1 多圆弧叶栅性能数据库

1.1 多圆弧叶栅参数化方法

多圆弧叶型中弧线由多段圆弧组成,因其对跨、超声速来流的工况适应性较强,广泛应用在跨声或超声压气机中。压气机中多圆弧叶型的中弧线普遍由两段圆弧组成,几何参数示意图如图1所示。

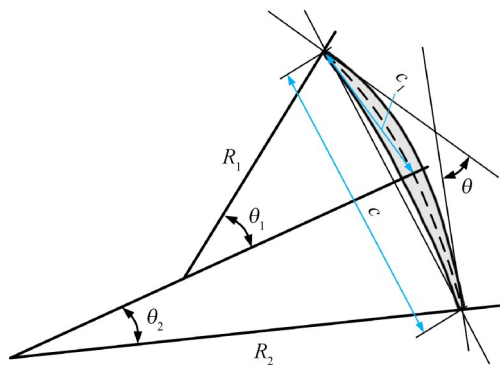


图1 多圆弧叶型几何参数示意图

Fig.1 Sketch of geometric parameters of MCA profile

图1中 c_1 为第1段圆弧弦长; c 为总弦长; R_1 、 R_2 和 θ_1 、 θ_2 分别表示两段圆弧的半径和弯度; θ 为叶型弯角。除这些基本参数外,多圆弧叶型还有一些个性参数,如前段圆弧弯角与总弯角之比(中弧线弯度比) m_θ 、前段圆弧弦长与总弦长之比(中弧线弦长比) m_c 以及厚度分布过渡点位置 m_t 。

影响多圆弧叶栅性能的参数很多,包括但不限于安装角、稠度、最大相对厚度、最大厚度位

置、进口马赫数、轴向密流比、雷诺数等。但在建模过程中,如果引入过多的自变量就势必增加建模难度,并且模型容易出现欠拟合现象。因此需要根据一些假设对上述参数进行取舍。其一,本次建模过程基于叶栅基准工况(最小损失工况),故进口气流角参数可以忽略;其二,来流马赫数主要影响亚声速叶栅的裕度及非设计工况性能,对基准损失系数和落后角的影响并不大,因此忽略进口马赫数的影响,统一将进口马赫数设置为0.5;其三,在工程应用中,前、尾缘半径的取值与其他叶型参数相关,因此这里不单独考虑前、尾缘半径的影响;其四,认为叶栅流动处于自模区,可暂时忽略雷诺数的影响,后期再对雷诺数进行修正;其五,轴向密流比首先设置为1,后期同样再对其进行修正。经过上述简化,影响多圆弧叶栅性能的设计参数及其常用取值范围如表1所示。

表1 简化后的多圆弧叶栅设计参数

Table 1 Simplified design parameters of MCA cascade

参数名称	取值范围
安装角 $\gamma/(^\circ)$	10~55
稠度 σ	1.0~2.2
叶型弯角 $\theta/(^\circ)$	10~62
最大相对厚度 $c_{\max}/\%$	6~11
最大厚度位置 $x_{\max}/\%$	30~60
中弧线弯度比 m_θ	0.3~0.7
中弧线弦长比 m_c	0.4~0.7
厚度分布过渡点 m_t	0.4~0.8

对表1中各设计变量的取值范围,采用拉丁超立方采样方法进行采样,以确保在有限的叶栅样本量下,各设计参数的分布均匀覆盖其所在的整个参数空间。根据最终的采样结果,使用多圆弧叶型造栅程序生成大量的多圆弧叶栅,并进行全工况的数值模拟,获得各叶栅的性能指标。

1.2 求解器校验和网格无关性验证

流场求解器采用课题组开发的平面叶栅计算程序TQ3DNS。该程序能够计及旋转、半径变化、流管厚度变化等准三维效应,可应用于风扇、压气机、涡轮叶栅的流场求解。

下面采用MAN GHH压气机^[25]第1级静叶根部截面(记为1-S1截面)进行流场求解器校验和

网格无关性验证。选择这一叶栅的原因为其设计进口马赫数为 0.62,与本次研究中的叶栅进口马赫数相近,并且该叶栅有充足的试验数据可用于计算结果对比。MAN GHH 1-S1 叶栅设计参数如表 2 所示。表中 Ma_1 和 Ma_2 分别为进口马赫数和出口马赫数, β_1 和 β_2 分别为进口气流角和出口气流角。

表 2 MAN GHH 1-S1 叶栅设计参数
Table 2 Design parameters of MAN GHH 1-S1 cascade

参数	设计值
Ma_1	0.62
Ma_2	0.42
$\gamma/(^\circ)$	30
$\beta_1/(^\circ)$	47
$\beta_2/(^\circ)$	20.6
σ	1.47

网格生成采用课题组开发的基于椭圆形泊松方程的叶轮级二维网格生成程序 T2Dgrid。该程序可生成周期性的 C 型网格。沿叶表方向记为 i' 方向,垂直于叶表方向记为 j' 方向。校验过程共采用 3 套网格拓扑结构,如表 3 所示,不同网格具有不同的节点数和第 1 层网格相对间距。

表 3 校验过程中的 3 套网格拓扑
Table 3 Three grid topologies in verification process

编号	网格节点数 ($i' \times j'$)	第 1 层网格相对间距
1	200×20	2.0×10^{-4}
2	250×30	1.0×10^{-4}
3	300×40	6.7×10^{-5}

数值计算的边界条件与文献[25]一致,进口总压为 101 325 Pa、总温为 288.15 K,通过改变出口背压将进口马赫数控制为 0.62。图 2 给出了不同网格拓扑下 MAN GHH 1-S1 叶栅的数值和试验结果对比。

由于网格 1 的网格量较低,且第 1 层网格相对间距较大,致其不能准确捕捉流动细节,计算误差与试验结果相差较大;网格 2 和网格 3 进一步提高了网格量并降低了第 1 层网格相对间距,这两套网格之间的计算结果几乎一致,且与试验结果吻合度较高,尤其在设计工况附近。说明采用网格 2 的拓扑结构已经可以满足计算精度要求。因

此本次研究中的全部叶栅的网格均采用网格 2 的拓扑结构。

图 3 和图 4 分别给出了设计工况(0° 攻角)和非设计工况($+5^\circ$ 攻角)下采用网格 2 计算获得的叶表等熵马赫数分布与试验结果的对比。

可见,设计工况等熵马赫数分布与试验结果一致性很好,非设计工况下吸力面由于来流攻角增加,前缘附近形成速度尖峰,流动迅速转捩并在 65% 弦长处形成湍流分离,导致计算结果和试验值存在一定误差,但也在可接受范围内。进一步说明网格 2 的拓扑结构是可以捕捉到主要流动细节的,并且 TQ3DNS 计算精度也是满足工程要求的。

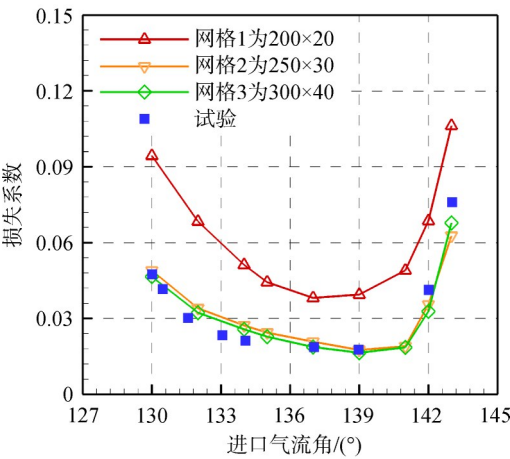


图 2 不同网格拓扑下 MAN GHH 1-S1 叶栅数值和试验结果对比

Fig.2 Comparison of simulation and experimental results of MAN GHH 1-S1 under different grid topologies

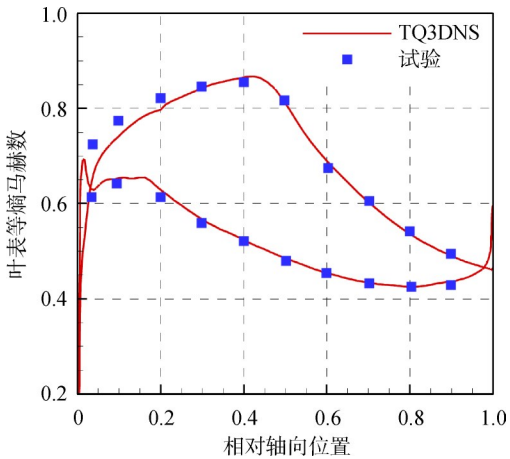


图 3 设计工况 MAN GHH 1-S1 叶表等熵马赫数分布
Fig.3 Isentropic Mach number distribution on surface of MAN GHH 1-S1 at design condition

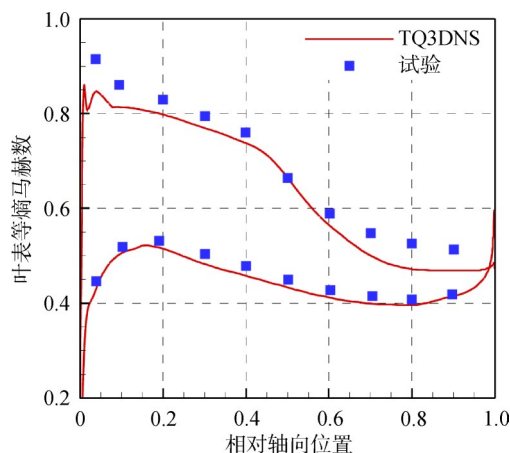


图4 非设计工况 MAN GHH 1-S1叶表等熵马赫数分布

Fig.4 Isentropic Mach number distribution on surface of MAN GHH 1-S1 at off-design condition

1.3 叶栅性能数据库构建

平面叶栅的攻角-损失系数曲线和攻角-落后角曲线(统称攻角特性曲线)是评估叶栅性能的重要指标。图5是典型亚声速压气机叶栅攻角特性曲线示意图。

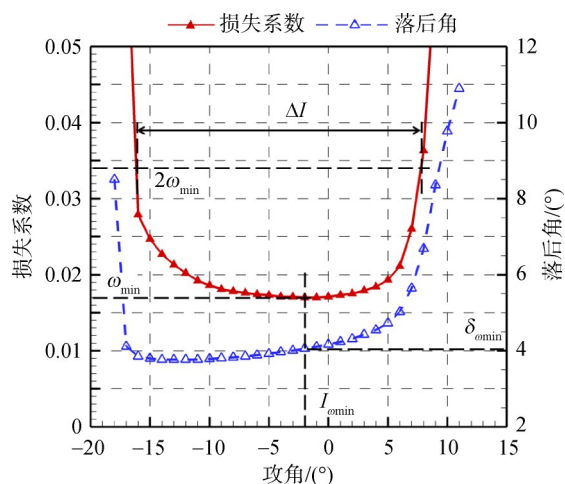


图5 典型亚声速压气机叶栅攻角特性曲线示意图

Fig.5 Sketch of incidence characteristic curve of a typical subsonic compressor cascade

图5中,最低损失系数对应的攻角称为“最佳攻角”,记为 $I_{\omega_{\min}}$;对于亚声速平面叶栅,其总损失全部来自叶型损失(含尾迹掺混损失)。通流特性分析过程中,非设计工况叶栅损失系数的确定是以图5中最小损失系数为基础,经一系列修正获得的,因此最佳攻角对应的损失系数 ω 也称“基准损失系数”,记为 $\omega_{\min}$;同样地,最佳攻角对应的落后角称作“基准落后角”,记为 $\delta_{\omega_{\min}}$ 。随着攻角逐渐远离最佳攻角,叶栅损失系数开始升高,当其达

到2倍最低损失系数时,即认为叶栅处于失速或堵塞状态。2倍最低损失系数内对应的攻角范围称为“可用攻角范围”,记为 ΔI 。

由于在样本叶栅设计参数采样过程中,各参数的选择是独立进行的,忽略了设计变量之间潜在的关联性,因此整个样本库中有一些叶栅是不符合工程实际的,例如有些叶型弯度很大(通常位于叶根截面),但其最大厚度却很小(通常出现于叶尖截面)。如果不将这些叶栅剔除掉,那么训练出来的模型很难应用在实际的压气机中。这里给出两条技术指标用于筛选叶栅样本库。其一,根据工程经验,叶栅落后角一般不超过 10° ,为保守起见,剔除计算结果中叶栅落后角大于 13° 的叶栅;其二,亚声速压气机叶栅的可用攻角范围普遍高于 5° ,因此剔除不满足可用攻角范围的叶栅。经过筛选后,最终保留下98条样本叶栅用于数据库的搭建,数据库中包含表1中全部8个叶栅设计变量以及图5中的基准损失系数和基准落后角两个关键性能指标。

2 神经网络模型

神经网络模型参照了动物体内神经网络的工作模式。本次研究采用目前应用最广泛的BP(back propagation)神经网络。BP神经网络指一种基于误差反向传播算法进行训练的多层前馈神经网络,其结构层次可分为输入层、隐藏层和输出层3部分,如图6所示。

输入层各单元分别为表1中的全部叶栅设计参数;输出层可表示为基准损失系数或基准落后角性能指标;隐藏层的作用是增加神经网络结构的复杂性,使其能更准确地预测各种复杂问题。理论已经证明,含有两个隐藏层的神经网络可以

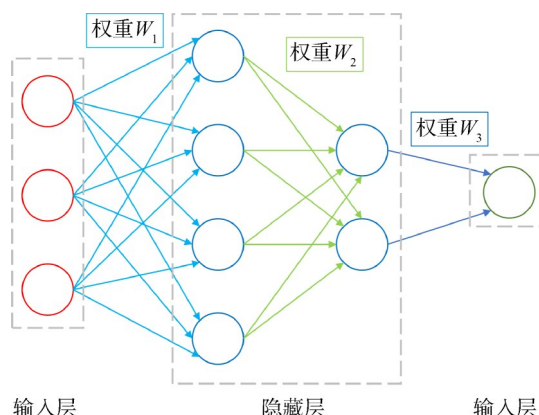


图6 典型神经网络结构示意图

Fig.6 Sketch of a typical neural network structure

逼近任意连续函数^[26];各单元之间的连线代表参数传递过程中的权重。

神经网络模型本身是高度非线性的,其非线性性质源于信号在神经元间传递过程中使用的激活函数 $h(x)$ 。各神经元获得的输入参数经相应的权重加权并累加后,作为激活函数的自变量 x ,激活函数的函数值作为该神经元的输出。对于如图7所示的单一神经元,其参数传递过程可由式(1)所示。

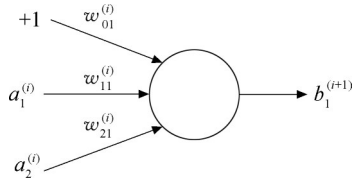


图7 单一神经元模型

Fig.7 Sketch of a single neural unit

$$b_1^{(i+1)} = h(w_{01}^{(i)} + a_1^{(i)}w_{11}^{(i)} + a_2^{(i)}w_{21}^{(i)}) \quad (1)$$

图7和式(1)中上角标 (i) 表示当前神经元位于网络的第 i 层; w_{jk} 为各输入变量对应的权重; a_j 为各输入参数; b_k 为输出参数。

经过多次尝试,采用双曲正切激活函数的神经网络模型对基准损失系数和基准落后角的预测精度最高,该激活函数表达式如式(2)所示,式中 e 为自然常数。

$$h(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

为避免信号之间存在数量级水平的差距,提高网络预测精度,在建立神经网络模型时应首先对输入和输出数据进行归一化处理,本次研究使用最大-最小归一化方法,如式(3)所示。式中 x_{nor} 为归一化后的参数值, x_{max} 和 x_{min} 分别为参数的最大值和最小值。

$$x_{\text{nor}} = \frac{x_i - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (3)$$

网络的预测过程是信号从输入层开始根据对应的权重值和激活函数,经隐藏层向输出层传递的过程;网络的训练过程相对复杂,是一个迭代过程,每次迭代中包含两步,首先进行信号正向传播,更新各神经元上的信号,这一过程中网络各权重参数不变。经过正向传播后,若神经元上的信号和期望的信号之间存在较大差异,则网络进行反向传播阶段。反向传播时信号从输出层向输入层传递,将误差分布在每一个神经元上,并使用梯度类算法对各权重值进行调整,逐渐降低网络误差,

提高网络预测精度。

对不同的实际问题,最佳神经网络结构也是不同的。目前还没有一种有效的方法确定最佳的神经网络结构。因此,建模时通常的做法是通过不断的尝试选择一种误差相对较小的神经网络结构。这种方法称为“试错法”。

2.1 基准损失系数模型

通过大量的尝试,采用含有一个隐藏层的神经网络模型对基准损失系数的预测精度最高,其神经网络结构示意图如图8所示。图中“+1”表示各层的偏置单元; $h_1 \sim h_7$ 为隐藏层中各神经元编号。

该网络对数据库中各叶栅基准损失系数的预测结果和数值计算结果误差分布如图9所示。图中各样本点均匀且紧密地分布在误差 $y=0$ 直线的两侧,且绝大部分分布在 ± 0.002 水平的误差带

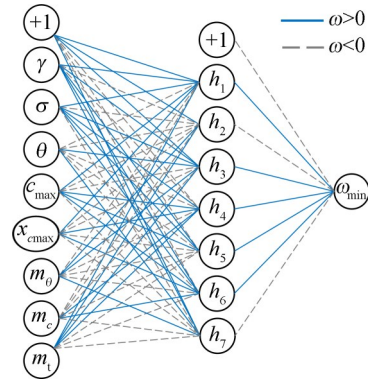


图8 基准损失系数神经网络结构示意图

Fig.8 Sketch of neural network structure of baseline loss coefficient

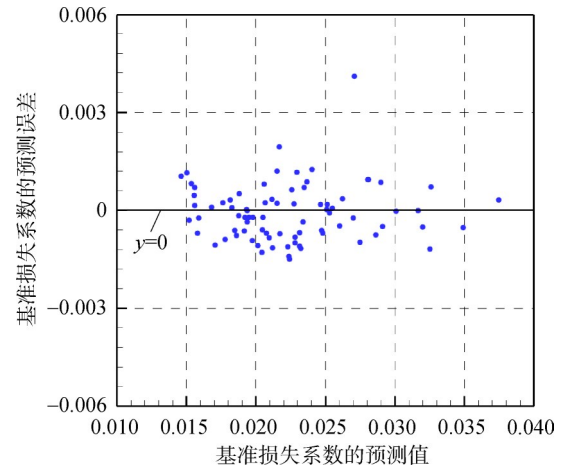


图9 神经网络模型对基准损失系数预测误差分布

Fig.9 Prediction error distribution of baseline loss coefficient by neural network model

内,说明该神经网络模型对叶栅基准损失系数的预测能力较强。

2.2 基准落后角模型

预测基准落后角的“最佳”神经网络结构示意图如图10所示。与基准损失系数模型不同,该网络含有两个隐藏层,可以间接表明基准落后角与叶栅各设计参数之间的非线性程度更大。隐藏层中 h_{ij} 表示第 i 个隐藏层中第 j 个神经元节点。

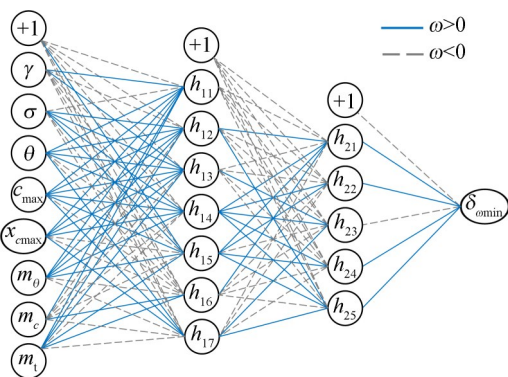


图10 基准落后角神经网络结构示意图

Fig.10 Sketch of neural network structure of baseline deviation angle

图11是基准落后角神经网络模型预测误差分布散点图。图中可见大量数据点均分布在 $\pm 1^\circ$ 水平的误差带内。神经网络模型再次表现出了其对高度非线性问题的强大预测能力。

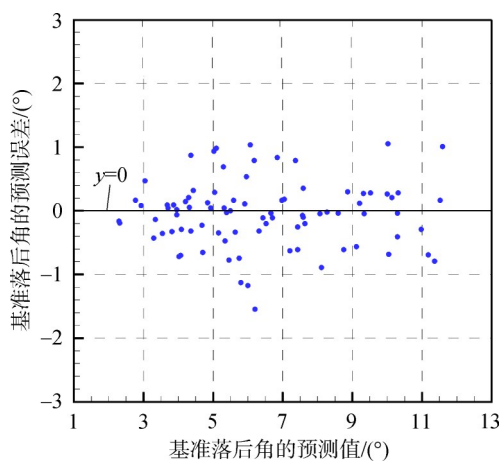


图11 神经网络模型对基准落后角预测误差分布

Fig.11 Prediction error distribution of baseline deviation angle by neural network model

3 模型应用与校验

3.1 模型应用

通流特性分析程序中,损失系数和落后角是

两个极为重要的参数,前者用于关联叶片前后的总压变化,后者用于确定叶排出口相对气流角,进而确定下一排叶片的进口条件。程序中,损失系数和落后角的计算步骤类似,即首先计算“基准”工况性能指标,然后根据实际流动条件进行修正。本次研究建立的神经网络模型就是用来预测“基准”工况性能指标的,故将该模型直接替换程序中相应的原始模型即可。值得注意的是,在原始模型体系下,损失系数和落后角模型中还有一人工修正项,用于帮助设计人员手动调整相应性能指标,弥补模型精度的不足。这样虽然可以有效提高通流特性分析过程的预测精度,但对设计人员的经验水平要求极高。在改进后的模型体系下,由于基准损失系数和基准落后角的预测精度明显提高,人工修正项的作用似乎并不显著。因此在接下来的校验过程中,为充分体现新模型体系的预测能力,任何转速线上任何工况点的人工修正项全部设置为0。此外,在校验的各个阶段,模型的各项参数全部保持一致,不进行任何调整,旨在验证模型在变工况下的预测能力。

下面分别采用两台多级压气机对改进后的通流特性分析程序进行校验。

3.2 通流特性分析校验

3.2.1 IDAC四级压气机

IDAC (inversely designed Aachen compressor)^[27]是德国亚琛工业大学设计的高速三级轴流压气机,其外径为3.87 m,设计质量流量为13.4 kg/s,设计压比为2.03,在100%转速设计工况下,第1级转叶最大相对马赫数为0.89,叶尖切向速度为345 m/s。IDAC中包含进口导叶(inlet guide vane, IGV)和6排转叶(记为R)、静叶(记为S),其子午流路示意图如图12所示,部分设计参数如表4所示。

通流特性分析边界条件的设置与文献[27]一致,进口给定均匀总压(101 325 Pa)、总温(288.15 K)以及轴向进气条件。沿流程共分布22个计算站,其中导叶前和末级静叶后面分别放置

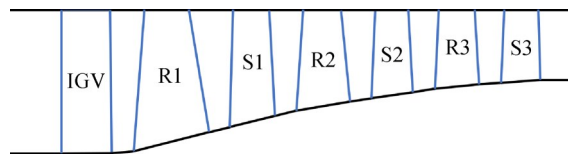


图12 IDAC三级压气机子午流路示意图

Fig.12 Sketch of meridional flow path of IDAC three-stage compressor

表 4 IDAC 三级压气机部分设计参数
Table 4 Part of design parameters of IDAC
three-stage compressor

参数	设计值	
	转叶	静叶
转速/(r/min)	17 000	0
叶尖转速/(m/s)	345	0
叶片数	25,31,39	38,40,42,46
叶尖间隙/mm	<3	0
质量流量/(kg/s)	13.4	
总压比	2.03	

3 个过渡站,其余计算站均设置在叶片前、尾缘处;沿展向方向共设置 12 条流线,除轮毂和机匣处的流线外,其余各流线根据计算过程中流动参数的变化而调整位置,保证各流管中质量流量守恒。

图 13 是 IDAC 在 100% 转速和 84% 转速下整机特性曲线。图中实心散点是试验结果,空心散点是 Numeca 计算结果,两者之间存在着较大误差。Li 等^[27]也对该压气机进行了数值模拟,无论其采用自编求解器 SURF 还是商业软件 ANSYS CFX,获得的计算结果均与试验相差甚远,且与本文中 Numeca 计算结果一致。他们给出了

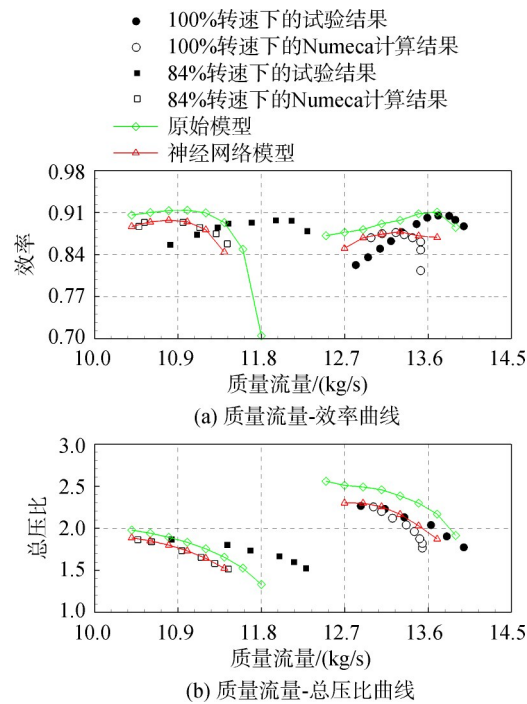


图 13 IDAC 整机特性曲线图
Fig.13 Characteristic curve of IDAC

计算和试验之间误差的两个主要来源:其一,试验过程中气流经蜂窝状整流格栅以及一 90°弯管后进入试验段,来流畸变明显,但试验中并未测量畸变大小,因此数值模拟时只能采用均匀边界条件;其二,出于当时的试验目的,试验数据采集位置仅集中在叶片环形通道上部,并未完整采集整个通道内的流动数据。这样一来,试验结果本身的参考意义不大,故校验过程中采用 Numeca 计算结果作为参照对比各模型的预测精度。

总体来看,基于神经网络模型的通流特性分析程序对 IDAC 的预测结果与 Numeca 结果更为接近。在 100% 转速下,神经网络模型对失速质量流量的预测比 Numeca 计算结果偏低约为 1.5%,对堵塞质量流量的预测偏高约为 1.5%;在 84% 转速下,神经网络模型对失速和堵塞边界的预测几乎与 Numeca 计算结果吻合。原始模型的预测结果普遍较差,尤其在 100% 转速时,其对峰值效率高估约为 4%,对总压比高估约为 14%。此外,在各转速下,原始模型对失速和堵塞边界的预测也和计算结果相差甚远。

图 14 和图 15 分别为 100% 转速峰值效率点各转叶、静叶出口总压分布。总压的变化可反映出压气机各级的做功能力。

在第 1 级中,气流刚刚流经 2~3 排叶片(含导叶),流动结构比较稳定,因此原始模型和神经网络模型的预测结果之间的差异不大,均与 Numeca 计算结果吻合;第 2 级中,气流流经 4~5 排叶片,模型之间的差异开始出现,神经网络模型的预测结果与 Numeca 计算结果更为接近,而原始模型对总压的预测呈偏高的趋势,尤其在机匣附近,并

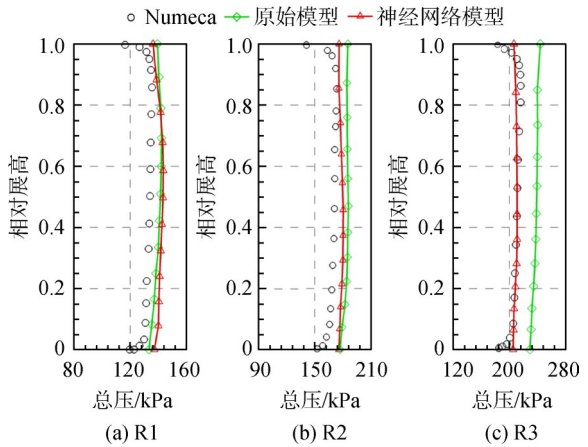


图 14 100% 转速峰值效率点各转叶出口总压分布
Fig.14 Total pressure distribution at rotor outlet,
100% rotating speed, peak efficiency

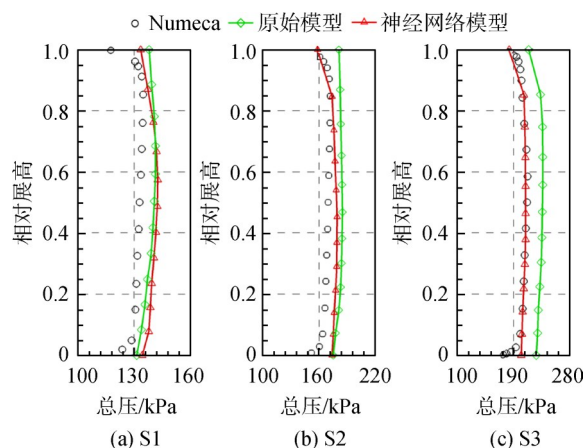


图 15 100% 转速峰值效率点各静叶出口总压分布

Fig.15 Total pressure distribution at stator outlet,
100% rotating speed, peak efficiency

且预测误差也开始向后排积累;到了第3级,气流已经流经6~7排叶片,原始模型在之前各排中的误差积累效应更为明显,导致总压预测误差进一步加大。而神经网络模型的预测结果仍然与Numeca计算结果保持良好的一致性。因此,在多级压气机中,各排叶片性能预测误差会沿流程逐渐积累。若要提高通流特性分析过程的准确性,就需要尽可能减小模型在各排叶片中的预测误差。

通流计算过程中,各计算站间的总压是通过总压损失系数进行关联的,如式(4)所示。

$$p_0^{n,m} = p_0^{n,m-1} - \omega_n (p_0^{n,m-1} - p^{n,m-1}) \quad (4)$$

式中 p_0 为总压; p 为静压; m, n 分别表示第 m 条计算站和第 n 条流线; ω_n 为第 n 条流线对应的叶栅总压损失系数,这一系数对叶栅出口总压影响最为直接。表5给出了原始模型和神经网络模型对3个静叶总压损失系数的预测结果。

表5 各经验模型对静叶总压损失系数的预测结果

Table 5 Prediction results of each empirical model on
total pressure loss coefficient of stator blades

模型	总压损失系数		
	S1	S2	S3
原始模型	0.032	0.031	0.070
神经网络模型	0.042	0.054	0.073

在第1级静叶后,气流刚刚经过少数几排叶片,流动相对稳定,虽然原始模型和神经网络模型预测稍有偏差,但对总压分布还没有显著的影响;第2级静叶后,原始模型预测损失系数明显低于

神经网络模型,导致其高估了出口总压;第3级静叶的情况比较特殊,由于IDAC在设计状态下末级静叶就已经发生较大分离,虽然神经网络模型提高了对叶型基准损失系数的预测能力,但该叶排内二次流损失是占据主导地位的,因此神经网络模型与原始模型的预测结果基本一致。不过,从图15中可以发现,即使两模型对第3级静叶的损失系数预测基本一致,但两模型预测的总压分布曲线却有很大差异。因为从第2级开始,原始模型误差积累效应就逐渐明显,最终影响了末级静叶的性能预测精度。可见在多级压气机中,最致命的误差不一定来自某一具体叶片,而是来自各排叶片上误差的逐渐积累效应。

除总压外,温度和速度也是通流特性分析中的关键性能参数。在迭代求解过程中,子午速度是各节点中最先更新的参数,其他流动参数都是基于子午速度进行求解的。图16和图17分别为100%转速峰值效率点各转叶、静叶出口马赫数分布。模型对马赫数的预测可以间接反映其对速度和温度的预测能力。

总体上,神经网络模型相比于原始模型更接近Numeca计算结果,尤其是在主流区域内。说明改进后的基准损失系数和基准落后角模型可以明显改善通流特性分析程序对温度和速度的预测能力。从图17中可见,自第2级静叶后,原始模型开始逐渐低估静叶出口马赫数。结合图15中的总压分布可以肯定,原始模型对IDAC三级压气机整机性能的预测偏差主要来自第2级静叶及其后排叶片的误差积累效应。这种误差的积累首先引起了原始模型对子午速度的低估,进而导致

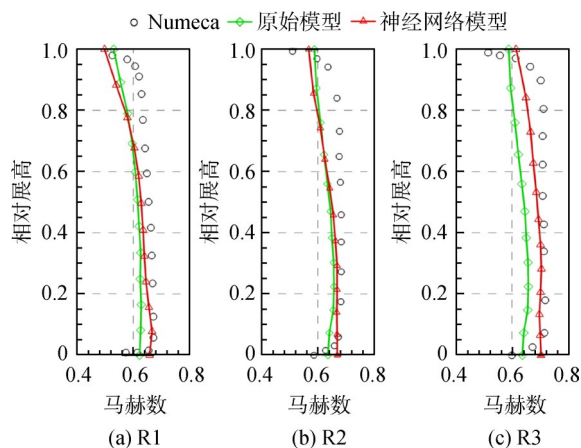


图 16 100% 转速峰值效率点各转叶出口马赫数分布

Fig.16 Mach number distribution at rotor outlet,
100% rotating speed, peak efficiency

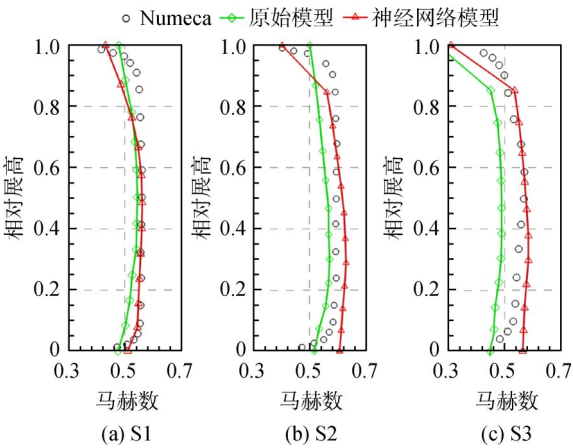


图 17 100% 转速峰值效率点各静叶出口马赫数分布
Fig.17 Mach number distribution at stator outlet,
100% rotating speed, peak efficiency

各叶片来流攻角的增加,叶片负荷水平也随之高估。因此在图 13 中,原始模型对总压比的预测偏高。

在端壁区域,尤其是机匣附近,虽然神经网络模型相比原始模型精度有所提高,但和 Numeca 计算结果仍有较大差异。这说明基准损失系数和基准落后角预测精度的提高不足以弥补原始端区模型(如环壁附面层模型、二次流模型、激波模型等)引起的误差,这些模型在以后的研究中仍需进一步改进和完善。

图 18 是 100% 转速峰值效率点各转叶出口气流角分布。在第 2 级转叶之前,流动相对缓和,在第 1 级转叶和第 2 级转叶后原始模型和神经网络模型的差异并不明显。在第 3 级转叶中,流动复杂程度有所提高,加之前几排叶片的误差积累效应,原始模型对落后角的预测精度大幅下降,导致

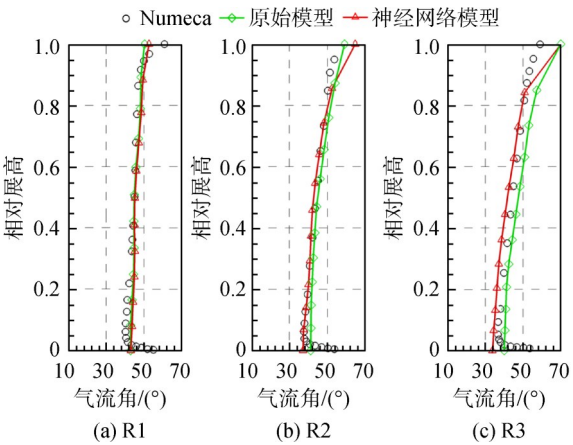


图 18 100% 转速峰值效率点各转叶出口气流角分布
Fig.18 Flow angle distribution at rotor outlet,
100% rotating speed, peak efficiency

气流角严重偏离 Numeca 计算结果。而神经网络模型由于预测精度较高,误差积累效应不显著,因此即便在第 3 级转叶中,气流角的预测结果也和 Numeca 计算结果具有较好的一致性。

3.2.2 某四级高负荷压气机

本节采用某四级高负荷轴流压气机^[28](含进口导叶)对改进后的通流特性分析程序进行校验,以验证其对高负荷压气机性能的预测能力。该四级压气机包含进口导叶共 9 排叶片,其子午流路示意图如图 19 所示。

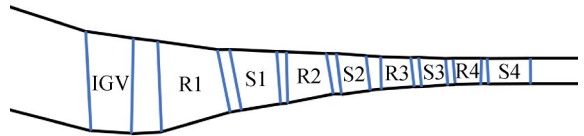


图 19 某四级压气机子午流路示意图
Fig.19 Sketch of meridional flow path of a
four-stage compressor

该压气机较为详细的试验结果尚未公开,因此校验过程全部参照 Numeca 计算结果进行,其与试验结果具有一定的一致性^[28],对比结果也是具有参考意义的。从计算结果看,这台高负荷压气机峰值效率约为 0.85,总压比约为 7,表 6 给出了其部分设计参数。

表 6 某四级压气机部分设计参数
Table 6 Part of design parameters of a
four-stage compressor

参数	设计值	
	转叶	静叶
转速/(r/min)	12 037	0
叶片数	37,53,75,79	71,101,117,87
质量流量/(kg/s)	约 27.4	
峰值效率	约 0.85	
总压比	约 7.0	

通流特性分析中,进口给定总温(288.15 K)、总压(101 325 Pa)和轴向进气条件。沿展向共设置 12 条流线,沿流向设置 27 个计算站,其中导叶前和末级静叶后均设置 3 个过渡站,其余计算站布置在各叶片前、尾缘处。

图 20 是神经网络模型对该四级压气机 100% 转速时的预测结果与 Numeca 计算结果的对比。可见两者之间具有较高的一致性,尤其是在峰值

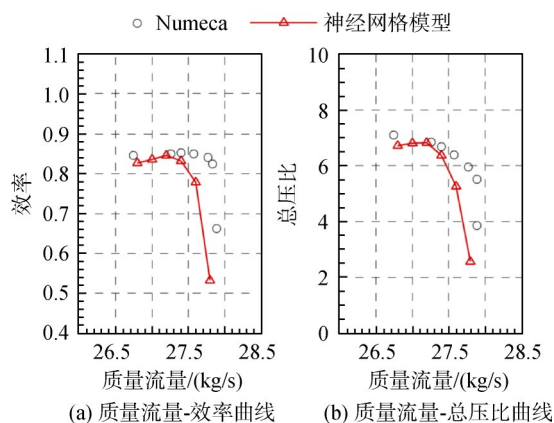


图 20 某四级压气机整机特性曲线图

Fig.20 Characteristic curve of a four-stage compressor

效率和失速边界的预测上。特性曲线上误差较大的区域出现在峰值效率点和堵塞边界之间的质量流量范围内,在这一区域中,神经网络模型预测的效率和压比都低于 Numeca 计算结果。

图 21 给出了设计工况下第 1 级转叶、第 3 级转叶和末级(第 4 级)静叶出口子午速度分布情况。这 3 排叶片分别取自压气机前、中、后部,对整机性能的描述具有一定的代表性。子午速度是通流特性分析过程中最先更新的流动参数,其余各性能的计算均与子午速度直接相关。由图 21 可见,在主流区(0.2~0.8 展高)内,神经网络模型对各排叶片后子午速度的预测与 Numeca 计算结果吻合较好。在末级静叶出口处,0.5 展高以上的预测精度较高,而 0.5 展高以下预测精度出现一

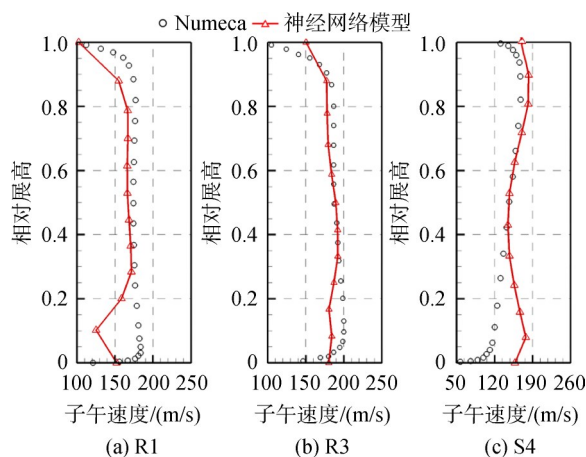


图 21 某四级压气机 100% 转速峰值效率点出口子午速度分布

Fig.21 Meridional velocity distribution of a four-stage compressor at blade outlet, 100% rotating speed, peak efficiency

定偏差。这是因为在迭代过程中,程序首先确定中间流线上的子午速度,然后再根据不同流线位置的气流角计算其余位置上的子午速度。图 22 给出了相应叶片出口气流角分布情况。在末级静叶出口 0.5 展高以下,气流角的预测与 Numeca 计算结果开始出现明显的偏差,因此导致图 21 中末级静叶出口相应位置的子午速度预测结果偏离严重。

图 23 和图 24 分别是 3 排叶片出口总温和总压分布。神经网络模型对主流区内总温和总压的预测精度都比较高,而端壁区域内依然存在一定的误差,特别是对总温的预测上。

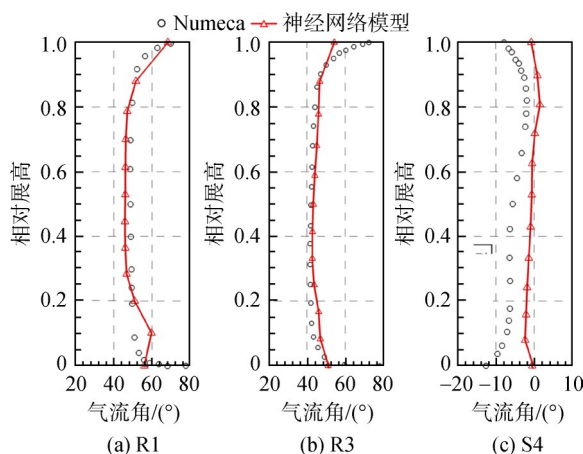


图 22 某四级压气机 100% 转速峰值效率点出口气流角分布

Fig.22 Flow angle distribution of a four-stage compressor at blade outlet, 100% rotating speed, peak efficiency

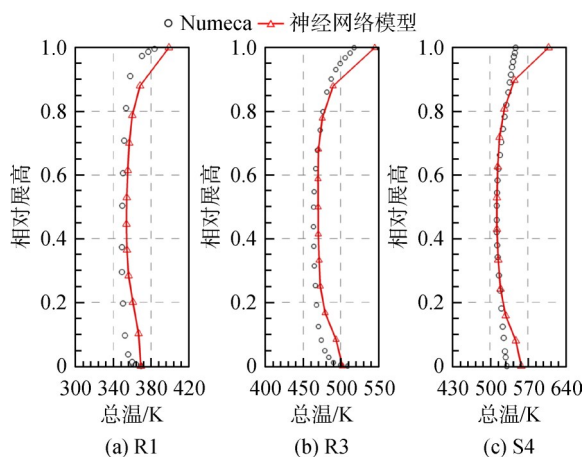


图 23 某四级压气机 100% 转速峰值效率点出口总温分布

Fig.23 Total temperature distribution of a four-stage compressor at blade outlet, 100% rotating speed, peak efficiency

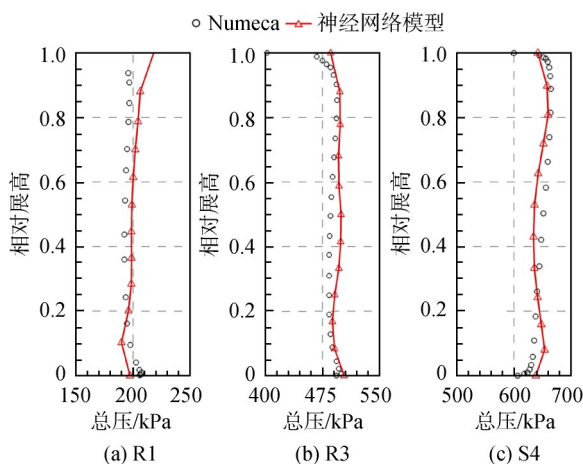


图24 某四级压气机100%转速峰值效率点出口
总压分布

Fig.24 Total pressure distribution of a four-stage
compressor at blade outlet, 100% rotating speed,
peak efficiency

由式(4)可知,总压预测精度与叶型截面的总压损失系数直接相关,说明基于MCA叶栅性能数据库建立的神经网络模型对高负荷压气机中基元叶栅性能的预测精度同样很高。

4 结 论

本次研究通过对大量多圆弧叶栅性能的计算建立了叶栅性能数据库,然后基于这一数据库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,并将其应用在通流特性分析程序中。通过对两台多级压气机的对比较验,可以获得以下结论:

1) 基于神经网络模型的基准损失系数和基准落后角模型预测精度分别为 ± 0.002 和 $\pm 1^\circ$,满足工程应用要求。

2) 改进后的通流特性分析程序对压气机性能预测精度明显提高,特别是在主流区内。而端壁区中由于流道结构复杂,预测精度提升并不显著。

3) 基准损失系数和基准落后角模型精度直接影响非设计工况损失系数和落后角的预测能力,对压气机整机性能预测精度的提高具有重要影响。

4) 在多级压气机中,各叶片排性能指标预测误差会逐渐向下游积累,最终影响整体性能的评估。这是多级压气机性能预测过程中所面临的最主要的误差来源。

参考文献:

- [1] DENTON J D, DAWES W N. Computational fluid dynamics for turbomachinery design[J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 1998, 213(2):107-124.
- [2] LIEBLEIN S. Aerodynamic design of axial-flow compressors VI-experimental flow in two-dimensional cascades[R]. NACA-RM-E55K01a, 1965.
- [3] CREVELING H F, CARMODY R H. Axial-flow compressor computer program for calculating off-design performance[R]. NASA CR-72472, 1968.
- [4] PACHIDIS V, PILIDIS P, TEMPLALEXIS I, et al. An iterative method for blade profile loss model adaptation using streamline curvature[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2007, 130(1):183-193.
- [5] LEVINE P. The two dimensional inflow conditions for a supersonic compressor with curved blades[R]. AFB TR 55-387, 1956.
- [6] CETIN M, UCER A S, HIRSCH C H, et al. Application of modified loss and deviation correlations to transonic axial compressors[R]. AGARD-R-745, 1987.
- [7] CARTER A D S. The low speed performance of related aerofoils in cascades[R]. ARC-CP-29, 1950.
- [8] LIEBLEIN S. Incidence and deviation-angle correlations for compressor cascades[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(3):575-584.
- [9] PACHIDIS V. Gas turbine advanced performance simulation[D]. Cranfield, UK: Cranfield University, 2006.
- [10] POLLARD D, GOSTELOW J P. Some experiments at low speed on compressor cascades[J]. Journal of Engineering for Power, 1967, 89(3):427-436.
- [11] CETIN M, HIRSCH C, SEROVY G K, et al. An off-design loss and deviation prediction study for transonic axial compressors[R]. ASME Paper 89-GT-324, 1989.
- [12] 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)
- [13] ZIMMEY C M, LAPPI V M. Data for design of entrance vanes from two-dimensional tests of airfoils in cascade[R]. ACR No. L5G18, 1945.
- [14] WALTKE U. Meridional flow field simulation in axial compressors using the finite element method[D]. Hanover, Germany: University of Hanover, 1995. (in German)
- [15] BANIAC M, PETROVIC M V, WIEDERMANN A. A new loss and deviation model for axial compressor inlet guide vanes[J]. Journal of Turbomachinery, 2014, 136(7): 1-13.
- [16] LIEBLEIN S, ROUDEBUSH W H. Theoretical loss rela-

- tions for low-speed two-dimensional-cascade flow[R]. NACA TN 3662, 1956.
- [17] KOCH C C, SMITH L H. Loss sources and magnitudes in axial-flow compressors[J]. Journal of Engineering for Power, 1976, 98(3):411-424.
- [18] LIEBLEIN S. Analysis of experimental low-speed loss and stall characteristics of two-dimensional compressor blade cascades[R]. NACA RM E57A28, 1957.
- [19] LIEBLEIN S. Loss and stall analysis of compressor cascades[J]. Journal of Basic Engineering, 1959, 81(3):287-397.
- [20] SWAN W C. A practical method of predicting transonic-compressor performance[J]. Journal of Engineering for Power, 1961, 83(3):322-330.
- [21] MONSARRAT N T, KEENAN M J, TRAMM P C. Single-stage evaluation of highly-loaded high-Mach-number compressor stages[R]. NASA CR-72562, 1969.
- [22] JANSEN W, MOFFATT W C. The off-design analysis of axial-flow compressors[J]. Journal of Engineering for Power, 1967, 89(4):453-462.
- [23] OLDHAM R K. Some design data for double circular arc compressor blading[R]. NGTE Notes NT.589, 1965.
- [24] 严汝群, 钱肇琰. 高亚音速二元叶栅损失的理论和实验研究[J]. 工程热物理学报, 1981, 2(1):20-27.
- YAN Ruqun, QIAN Zhaoyan. Theoretical analysis and experimental study on loss of high subsonic two-dimensional cascade[J]. Journal of Engineering Thermalphysics, 1981, 2(1):20-27. (in Chinese)
- [25] STEINERT W, EISENBERG B, STARKEN H. Design and testing of a controlled diffusion airfoil cascade for industrial axial flow compressor application[J]. Journal of Turbomachinery, 1991, 4(10):583-590.
- [26] ISMAILOV V E. On the approximation by neural networks with bounded number of neurons in hidden layers[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2014, 417(2):963-969.
- [27] LI Y L, SAYMA A. Numerical investigation of VSVs mal-schedule effects in a three-stage axial compressor[R]. GT 2014-25145, 2014.
- [28] 张珂璠. 叶轮机端区流动控制措施研究[D]. 北京:北京理工大学, 2018.
- ZHANG Yufan. Research on flow control methods in the endwall region of turbomachinery[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2018. (in Chinese)

(编辑:张雪、秦理曼)