

损失及落后角代理模型在多级轴流 压气机特性预测中的应用^{*}

韩昌富, 刘 波, 张博涛

(西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710129)

摘 要: 为了提高轴流压气机设计能力, 进而提高发动机的特性, 需要掌握一种能够较好预测轴流压气机的压比、效率等特性的方法。结合运用三元流动理论和传统损失落后角模型计算出的压气机流场数据, 利用正则化径向基函数神经网络取代经验公式搭建了一种新的损失及落后角模型, 计算了E³十级高压压气机的特性; 并分别研究了不进行正则化和进行正则化对损失及落后角预测的影响与其对压气机效率和压比特性预测的影响。结果表明, 在多级压气机中, 在训练样本区分转静子、区分转速、区分工况条件下, 使用正则化的径向基神经网络代理模型在大部分情况下能够较好地预测损失、落后角及多级压气机整体特性, 但是对沿叶高分布的损失及落后角预测能力还有待提高。

关键词: 轴流压气机; 代理模型; 损失; 落后角; 特性预测; 三维流动

中图分类号: V231.3

文献标识码: A

文章编号: 1001-4055 (2020) 07-1493-09

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 190222

Application of Loss and Deviation Surrogate Models on Prediction of Multistage Axial Compressor Characteristics

HAN Chang-fu, LIU Bo, ZHANG Bo-tao

(School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: In order to improve the design capability of axial compressor and characteristics of the engine, researchers need to master a method which can better predict pressure ratio and efficiency of axial compressor. Combining the data of compressor flow field calculated by theory of three-dimensional flow and empirical loss and deviation angle formulas, a new loss and deviation angle model was established by using regularized radial basis function neural network instead of empirical formulas, and the characteristics of E³ 10-stage high pressure compressor were calculated. The effects of non-regularization and regularization on loss and deviation angle prediction were studied, respectively, as well as the influence of compressor efficiency and pressure ratio prediction was investigated. The results showed that in a multistage compressor, under the conditions of distinguishing rotor and stator, rotating speed and operating conditions, the regularized radial basis function neural network surrogate model could better predict the loss and deviation angle and overall characteristics of a multistage compressor in most cases. However, this kind of work could not have a satisfying performance on the prediction of loss and deviation angle from shroud to hub.

^{*} 收稿日期: 2019-04-13; 修订日期: 2019-09-05。

基金项目: 国家自然科学基金 (51676162; 51790512)。

作者简介: 韩昌富, 硕士生, 研究领域为叶轮机械气动设计。E-mail: hanchangfu@mail.nwpu.edu.cn

通讯作者: 刘 波, 博士, 教授, 研究领域为先进叶轮机械气动设计与实验。E-mail: liubo704npu@126.com

引用格式: 韩昌富, 刘 波, 张博涛. 损失及落后角代理模型在多级轴流压气机特性预测中的应用[J]. 推进技术, 2020, 41(7): 1493-1501. (HAN Chang-fu, LIU Bo, ZHANG Bo-tao. Application of Loss and Deviation Surrogate Models on Prediction of Multistage Axial Compressor Characteristics [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(7): 1493-1501.)

Key words: Axial flow compressor; Surrogate model; Loss; Deviation angle; Characteristics predict; Three-dimensional flow

1 引 言

随着计算机技术的发展和更高水平压气机设计能力的需求,计算流体力学作为一种行之有效的设计方法在航空发动机领域得到了广泛应用^[1]。然而,受制于网格数量,湍流模型与众多经验公式,全三维数值模拟虽然能够得到详细的流场信息,特性预估结果也相对准确,但是计算量大,计算周期长,对计算机硬件要求高,在工程实践尤其是多级压气机的设计研发中应用面临诸多困难。因此,在采用常规方式设计压气机的最初阶段,基于两类流面理论的准三维设计体系在工程设计中仍然被普遍使用。在过去,大多数准三维设计工具都是通过经验公式来预测叶型的性能,损失落后角模型也是根据众多平面叶栅实验数据和相关参数拟合得到的半经验关系式。由于平面叶栅和压气机中的真实流动情况差距较大,一套经验公式只适用于获得这些公式的叶型,并且模型建立的时间都比较早,面对现在高马赫数、高负荷和偏离较远的非设计工况下压气机性能的预测大多是不准确的,较为通用的损失和落后角模型尚未得到充分发展。随着近年来机器学习技术突飞猛进的进步,人工智能凭借其得天独厚的优势在压气机研究领域也有了一些尝试性应用。

1999年,清华大学徐纲等^[2]利用BP神经网络,以TP-1314, TM-2658, TM-3447, TM-3345, TP-1338和N-33230六台轴流压气机的部分数据作为训练样本,对TP-1314和TP-1493两台轴流压气机的损失与落后角进行了预测,代理模型计算结果与实验值吻合很好。

2002年,意大利帕多瓦大学的 Ernesto Benini等^[3]首先使用准三维CFD方法计算静子叶栅和转子叶栅的数据,并使用这些数据搭建训练样本库,进一步针对某型号带有进口导叶的10级压气机,利用级叠加法和人工神经网络技术组合的方式对其特性进行了预测,探究了简单神经网络在压气机特性预测中应用的可能性。

2011年,德国宇航院的 Andreas Schmitz等^[4]提出了基于叶型数据库和代理模型的叶型特性预测方法。使用基于DLR推进技术研究所开发的自动优化器AutoOpti和MISES求解器创建和储存了 10^6 个样本点作为训练样本库,使用贝叶斯神经网络计算了

RIG250四级轴流压气机的特性,计算结果与三维CFD计算结果吻合较好。

2013年,东北大学 Fei Chu等^[5]针对多级离心压气机,分别建立了加性混合模型和乘性混合模型,并将神经网络模型与力学模型相结合,用人工神经网络模型来提高力学模型的精度。在测试中,分别使用数值仿真结果与实验数据中的两组数据来训练神经网络模型,并比较了混合模型、纯神经网络模型与纯力学模型三种模型的性能,得出加性和乘性混合模型都比纯力学模型表现出更好的性能,尤其是乘性混合模型;并且混合模型精度要略高于纯神经网络模型。

2017年,西北工业大学唐天全^[6]以某两级风扇实验数据为训练样本,利用BP神经网络模型与RBF神经网络模型代替S2计算程序中的传统损失和落后角模型,对其转静子损失、落后角沿叶高分布及风扇特性进行了预测,预测结果与实验结果吻合较好,且RBF神经网络的预测结果在多数情况下要略优于BP神经网络。

本文提出了一种新的方法,利用广义径向基神经网络关联压气机特性与仿真模拟数据,得到了一种新的损失和落后角代理模型,并尝试应用在多级压气机特性预测中。

2 计算模型

2.1 流线曲率法与传统损失和落后角模型

准三维流动理论是由我国叶轮机械专家吴仲华先生在20世纪50年代提出的^[7],把三维流动通过两族流面的概念将一个三维问题简化成为两个二维问题,并通过一定的合理简化假设,将子午流面上的二维问题进一步简化为一维方程组。结合合理的损失和落后角模型,在子午面上利用流线曲率法就可以较为准确地预测轴流压气机的特性。在本文程序计算中涉及的传统损失和落后角模型包括:Johnsen参考攻角、参考落后角模型^[8]、Herrig边界攻角模型^[9]、非设计状态落后角模型^[10-11]、损失模型^[12-13]、Miller激波模型^[14]、Hearsey二次流损失模型等^[11]。详细的模型介绍可参考文献[15]。

2.2 代理模型

在给定的来流条件下,能否准确地预测气体流过叶片时的损失和落后角是压气机初步设计过程中

面临的主要困难。因此需要建立叶型性能与叶型几何条件、气流流动状态之间的函数关系,在不降低预测精度与算法稳定性的前提下引入可以使用更多流动参数和叶型几何参数的代理模型。图 1 所示为使用代理模型预测损失和落后角的基本原理。

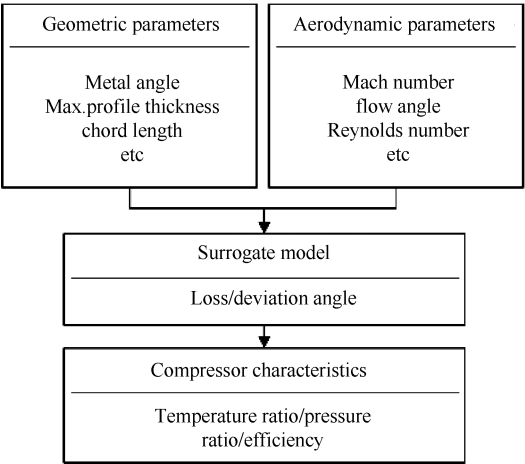


Fig. 1 Principle of surrogate model

输入内容包含叶型的一些几何和气动参数,代理模型的输出是对应的损失和落后角,这样的结果参与到流线曲率法的主程序中求解压气机特性。使用代理模型的主要原因是这种建立在面向数据库基础上的神经网络模型具有良好的泛化能力,能够找到已有数据之间的关系并推测未知数据的能力。

代理模型的建立与应用主要包含三个基本步骤^[4]:

(1)创建包含随机样本,用于神经网络训练的数据库。在压气机试验中能够直接间接测量到的参数很多,但并不是所有参数都对损失或落后角有影响。过多的参数不仅会延长训练网络的时间,也会使网络变得敏感,最终对预测的损失和落后角带来较大偏差;过少的参数会带来较大的信息损失,直接导致预测结果偏离期望值。在这种情况下,随机样本的特征选取了 6 种几何参数和 4 种气动参数。使用自行开发的利用流线曲率法计算轴流压气机特性的 S2 程序获得流场参数。

(2)建立代理模型。目前广泛地在机器学习领域中得到使用的神经网络模型有:BP 模型,RBF 模型,SVM 模型,卷积神经网络,等等,不同的模型根据应用领域与目的有着各自独特的优势。本文采用了广义径向基函数神经网络(RBF)作为代理模型,并分别对网络的未正则化与正则化进行了探究。

(3)在特性计算程序中加入训练好的模型。训

练好的代理模型通过新的工作状态下输入的几何形状和流动条件对损失和落后角进行预测,再得到级的压比、效率、温比、环量等分布,进而求出整台压气机的特性。

2.2.1 样本数据库

训练样本包括 10 个输入参数与 2 个输出参数,如表 1 所示。

在整个压气机计算网格中,每一个叶片排都由从叶尖到叶根的 12 条流线分割,并在叶片前后缘形成计算站,利用 S2 程序计算收敛时这些结点上的相关参数,计算即可得到样本中的损失和落后角。本文的损失系数以转子为例,是进口动压头定义的损失系数;落后角是出口气流角与叶片后缘几何角的夹角。构成该数据库时,为了在 12 维参数空间中找到函数关系,需要在这个空间中有大量的采样点。采样点应该包含从叶根到叶尖、从第一级到最后一级全部位置,为了避免采样区域稀疏对代理模型训练造成负面影响,应当尽可能地使采样点均匀分布。同时,在做代理模型预测时应当区分转速、转静子以及工作流量,以便能够达到更好的预测效果^[6]。在本文中每一个流量下都拥有 480 个采样点。多个流量下的样本根据对应的压气机工作状况构成不同的流量分区预测总样本。

Table 1 Sample input and output

Input parameter		Output
Geometry	Aerodynamic	
Span	Incidence angle	Loss
β_{st}	β_{in}	Deviation angle
τ	Ma_{in}	
T_{max}/C	D	
C		
Camber		

表中 Span 为相对叶高; C 为弦长; β_{st} 为叶片安装角; τ 为稠度; T_{max}/C 为叶片最大厚度比弦长;Camber 为叶型弯角;Incidence angle 为气流冲角; β_{in} 为进口气流角; Ma_{in} 为来流马赫数; D 为扩散因子;Loss 为损失;Deviation angle 为落后角。

2.2.2 广义径向基函数神经网络

径向基函数 RBF 神经网络^[16]是一种三层前馈神经网络,包含输入层、隐层和输出层,采用 Gauss 函数作为基函数。图 2 所示的是本文采用的广义径向基函数概念的网络图。

使用 k -means 算法生成样本的聚类中心,网络的

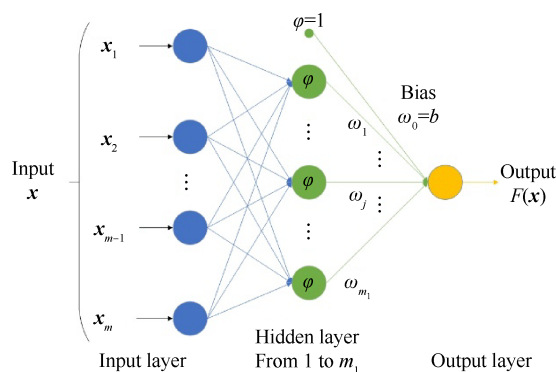


Fig. 2 Generalized RBF neural network

预测结果即解 $F(\mathbf{x})$ 的数学描述为

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{m_1} \omega_i \varphi(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i) \quad (1)$$

式中 $F(\mathbf{x})$ 为通过神经网络预测得到的结果, ω_i 表示对应聚类中心的权重系数, $\mathbf{x}$ 表示输入向量, 包括上文中提到的与损失和落后角预测相关的 10 个输入参数, $\mathbf{t}_i$ 表示聚类中心, $\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i)$ 是径向基函数, 基函数采用高斯函数形式, 即

$$\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i) = G(\|\mathbf{x} - \mathbf{t}_i\|) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{t}_i\|^2\right) \quad (2)$$

式中 σ_i 为基函数扩展常数。权值向量的解可以表示为

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{G}_0)^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{d} \quad (3)$$

式中 $\mathbf{G}$ 代表 Green 函数, $\mathbf{G}_0$ 是由与聚类中心相关的量构成的一个 $m_1 \times m_1$ 的矩阵, $\mathbf{d}$ 是期望响应, 即训练样本中的损失和落后角构成的向量, λ 是正则化系数, 当 $\lambda=0$ 时, 即对应不使用正则化。求解式(3)得出权值矩阵 $\hat{\mathbf{w}}$, 即可根据程序传递的新输入得到对应的损失与落后角。

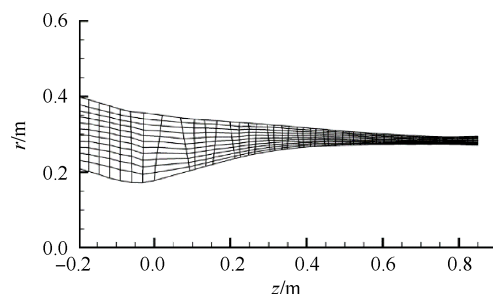
3 计算结果

3.1 E³ 十级高压压气机网络

E³ 十级高压压气机是 20 世纪 70~80 年代 NASA 和 GE 公司联合设计的一款十级高压压气机, 设计流量 53.5 kg/s, 设计压比 22.6, 设计效率 86.1%。用于 S2 程序计算的网路如图 3 所示。

3.2 不同正则化系数损失、落后角预测结果

为了探究不同正则化系数对损失和落后角预测的影响, 分别对 100%, 95%, 90% 和 85% 转速下正则化系数分别为 0, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1.0, 10.0, 100.0, 1000.0 的预测情况进行了计算, 并获得了以 L_2 范数表示的误差折线图, L_2 范数越小, 表明网络的代

Fig. 3 E³ meridional flow mesh

价函数越小, 预测结果越好, 预测值越接近期望值。如图 4 所示, 图中选取三组不同转速、不同流量下的转静子损失和落后角预测情况作为代表, 横坐标为正则化系数 λ 的对数值, 纵坐标为 L_2 范数。 L_2 范数是一种统计学中的数学概念, 定义为

$$\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2} \quad (4)$$

式中 x_i 表示每一个代理模型预测结果与样本中损失及落后角的欧式空间距离, 损失与落后角拥有各自的 L_2 范数。

图 4 中展示的依次是 100% 转速条件下第一级静子近堵塞点、100% 转速条件下第一级转子近失速点两种情况下以 L_2 范数形式表示的损失和落后角误差。

图中红色点表示预测损失和落后角时不使用正则化的 L_2 范数的大小, 绿色点表示正则化后取得的最小 L_2 范数的值并标记取得最小值的正则化系数位置, 蓝色线表示不同正则化系数下预测结果所取得的 L_2 范数。正则化系数对神经网络预测结果的影响很大, 选取合适的正则化系数有利于得到最优的预测结果。根据流量、转静子、预测损失或是预测落后角的不同, 最优的正则化系数和 L_2 范数也不一样, 选用最佳正则化系数对预测误差的影响也有着显著的差异, 部分情况改善程度有限, 部分情况对预测精度有很大的改变。因此在预测压气机特性的时候应当根据流量、转静子和预测损失、预测落后角来分别设置不同正则化系数。

图 5 展示的是对从对应工况的训练样本中选取出来的 20 个随机样本点, 使用最佳的正则化系数之后与不使用正则化方式进行损失和落后角预测结果的对比, 仍然选取和前文图 4 相同的工况和展示顺序。

图 5 中, 红色线表示预测结果与样本中包含的损失和落后角信息相一致的情况, 标号为 RBF 的蓝色点表示未使用正则化的预测结果, 标号为 R-RBF 的

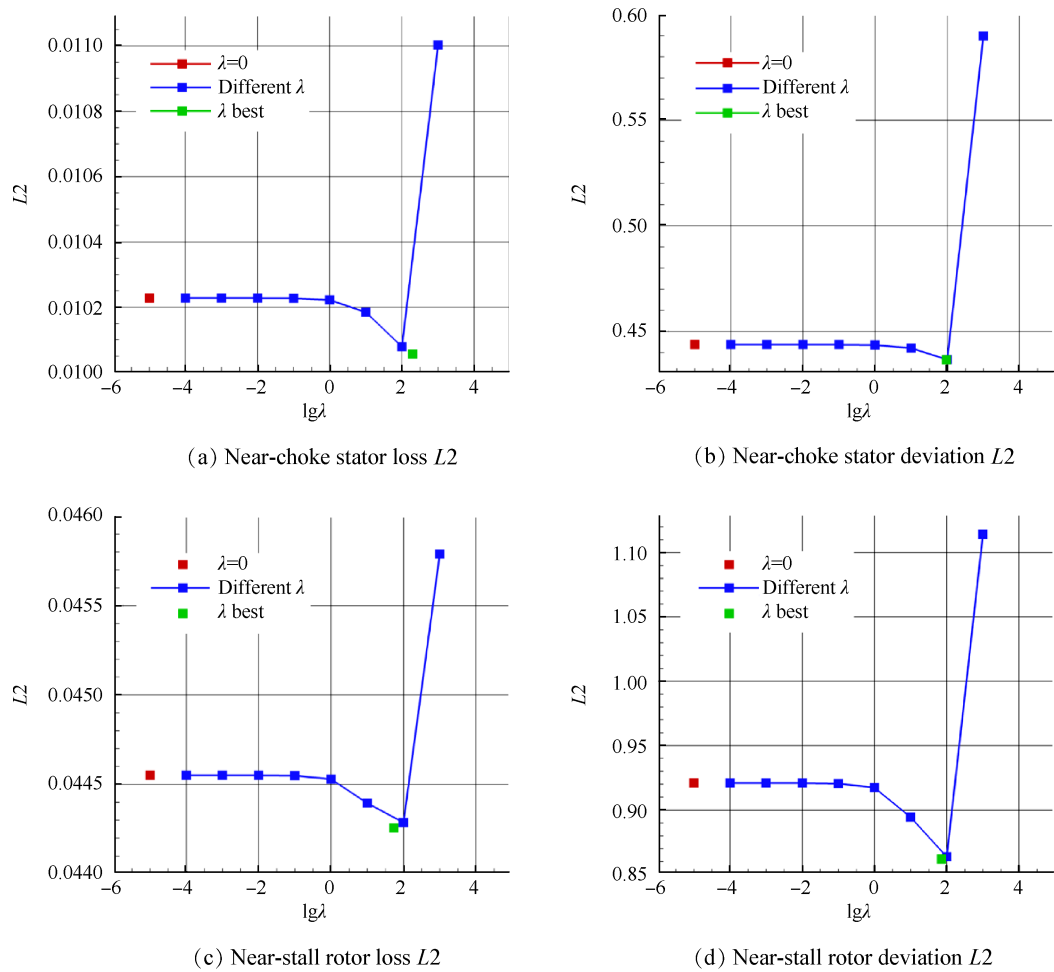


Fig. 4 L_2 norm of loss and deviation with different $\lg\lambda$ at 100% rotating speed

绿色点表示使用使 L_2 范数达到最小值的最优正则化系数时的损失和落后角结果。对于同一个样本对应的蓝色与绿色两个点,点到红色线的距离越近,则说明预测结果与期望值越接近,模型效果越好。可以看出,大部分使用正则化网络预测的结果要比不使用正则化的预测结果要更好。

表 2 和表 3 分别对应 100% 转速近堵塞点静子损失和落后角以及 100% 转速近失速点转子损失和落后角正则化与未正则化的结果。其中的绝对误差值表示代理模型预测结果与样本库中对应值差值的绝对值,相对误差值为绝对误差值与样本库中对应差值的比。下面列出正则化与未正则化的预测误差在具体数值上的差异。

表 2 和表 3 中左栏从第二行到最后一行分别表示:最大绝对损失、最小绝对损失、最大相对损失、最小相对损失、最大绝对落后角、最小绝对落后角、最大相对落后角与最小相对落后角这 8 个误差类型的数值,落后角的单位是($^{\circ}$)。从这两张表中可以看出,

Table 2 100% rotating speed near-choke stator regularized/non-regularized

Error type	Non-regularized	Regularized
Max.abs.loss	0.1687	0.1682
Min.abs.loss	0.0015	0.0003
Max.rel.loss	0.8299	0.7156
Min.rel.loss	0.0348	0.0038
Max.abs.dev/($^{\circ}$)	4.3861	4.2554
Min.abs.dev/($^{\circ}$)	0.0845	0.0100
Max.rel.dev/($^{\circ}$)	0.8727	0.6001
Min.rel.dev/($^{\circ}$)	0.0069	0.0018

相对于不使用正则化,正则化的预测结果精度普遍较高,对损失和落后角预测,最大绝对误差、最小绝对误差、最大相对误差与最小相对误差都有着普遍的减小。但是在个别工况存在着正则化后误差反而增大的情况,这可能是几何参数与气动参数的随机性产生的不合理组合导致的。

图 6 中展示的是提取 100% 转速及 53.5kg/s 流量下不同模型计算得到的从第一级到最后一级转子的

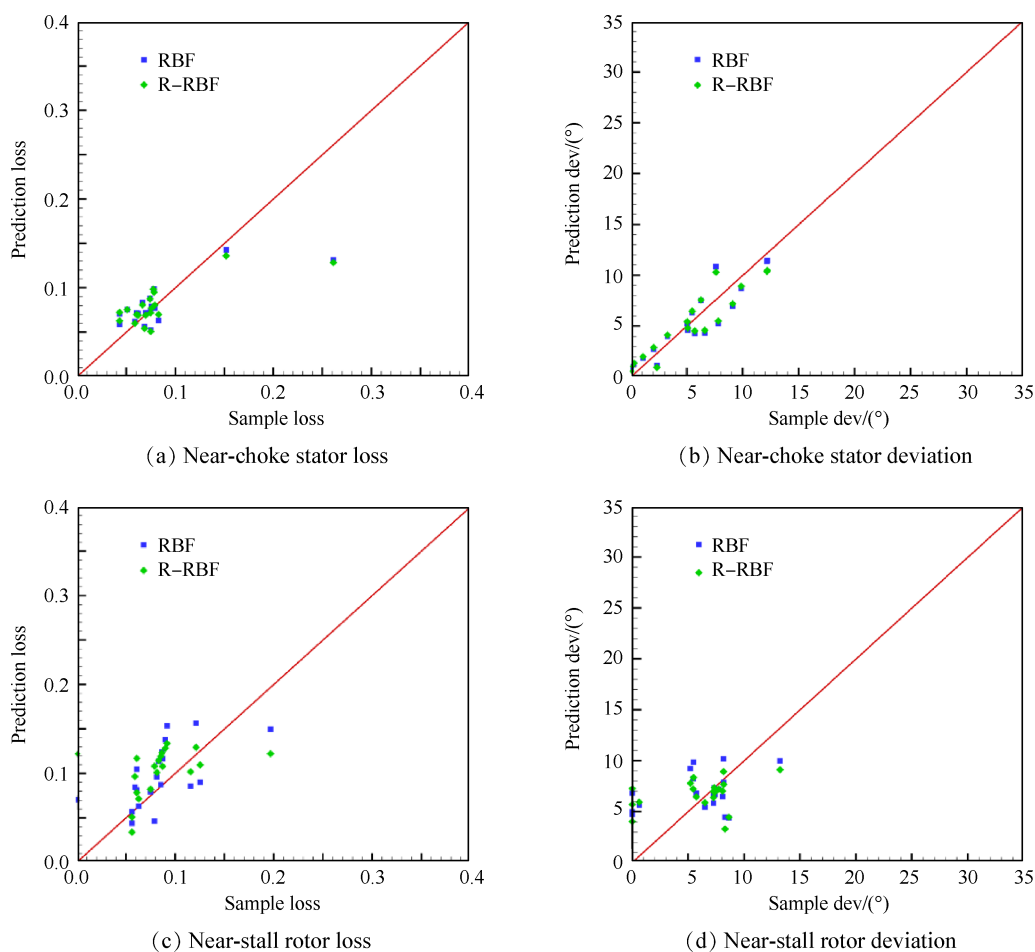


Fig. 5 Comparison between predicted results and samples in 20 random points loss and deviation at 100% rotating speed

Table 3 100% rotating speed near-stall rotor regularized/non-regularized

Error type	Non-regularized	Regularized
Max.abs.loss	0.8463	0.8445
Min.abs.loss	0.0003	0.0008
Max.rel.loss	4.6843	4.5567
Min.rel.loss	0.0044	0.0016
Max.abs.dev/(°)	7.1346	7.6185
Min.abs.dev/(°)	0.7459	0.3191
Max.rel.dev/(°)	0.7506	0.6361
Min.rel.dev/(°)	0.0598	0.0273

100个样本的损失与落后角图。图中红色点表示损失和落后角的期望输出,即样本中所含有的损失与落后角的信息,绿色与蓝色点分别代表使用最优正则化系数与不使用正则化时损失和落后角预测结果。对于大部分点来说,采用正则化方式的预测精度普遍优于不使用正则化,这说明在同一流速下,正则化的径向基神经网络代理模型能够更为准确地预测每一级的损失和落后角。两幅图的结果都显示对于中间级,代理模型的预测结果较好,但是对于前面级与后

面级来说预测效果有一定差距,尤其是不进行正则化的时候。这说明对于当前采用的神经网络在多级压气机预测中应用时,可以尝试根据按级来划分训练样本,进一步提高损失和落后角的预测精度。

图7~10分别表示某一流量下沿叶高方向代理模型的损失和落后角预测分布。

图7~10中,红色线表示利用传统经验公式计算得到的某一级损失和落后角沿展向的分布,即训练样本中的损失与落后角。蓝色与绿色线分别表示使用最优正则化系数和不使用正则化时对应叶高处代理模型预测的损失和落后角。在图7中,各个临界点的代理模型的计算结果和损失和落后角的期望值大部分是吻合的,不论是前面级还是后面级,相比于传统损失和落后角模型,在低转速下神经网络依旧能够通过学习其它转速流量规律,正则化的预测结果在绝大部分预测点都要更靠近期望值。但是在图9中,代理模型预测结果与经验模型的径向分布并不太好,这是因为,根据RBF神经网络算法原理,代理模型会反映样本中大量数据的特征,但是其外推能力较弱,这就导致对于近堵塞或近失速点(拥有训练

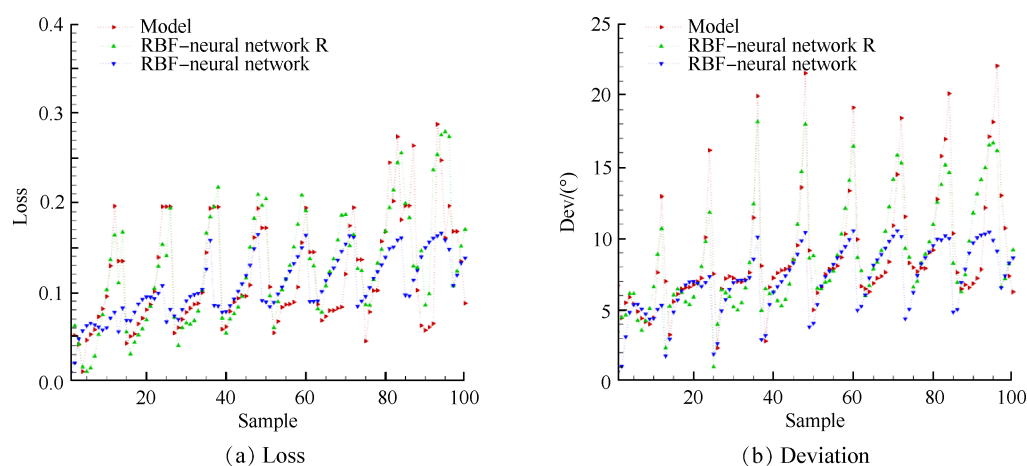


Fig. 6 100% loss and deviation with 100% rotating speed and 53.5kg/s rotor

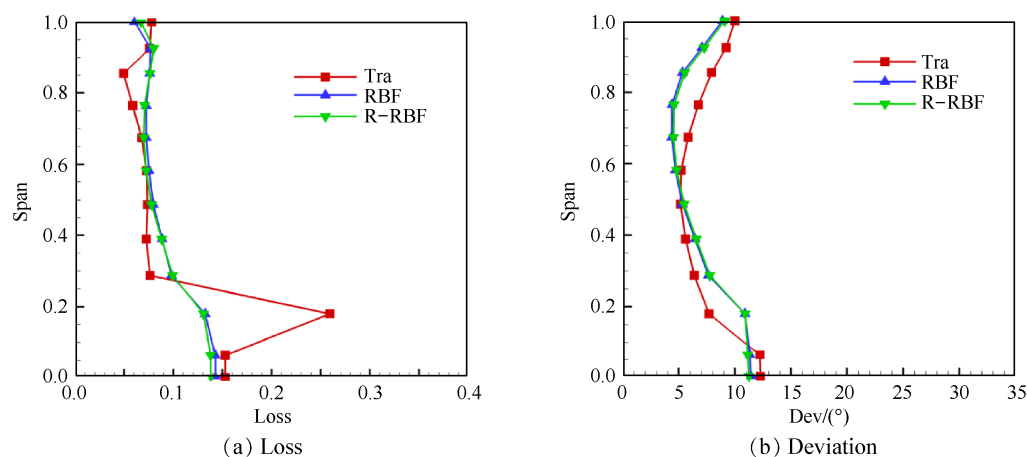


Fig. 7 Near-choke first stage stator loss and deviation from shroud to hub with 100% rotating speed and 55.3kg/s

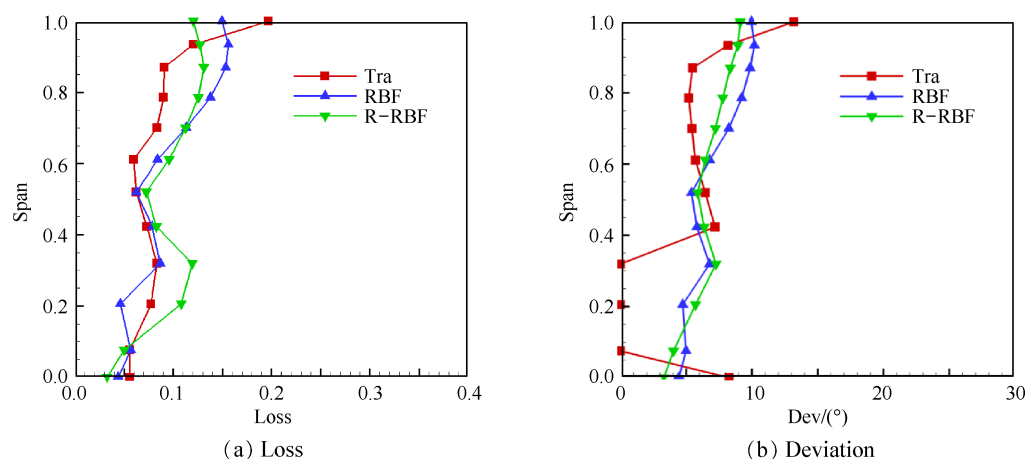


Fig. 8 Near-stall first stage rotor loss and deviation from shroud to hub with 100% rotating speed and 50.0kg/s

样本较少),其流场特征与其它工况下样本(拥有训练样本较多)相比处于信息劣势的地位,这就会形成图9和图10的结果,这两个工况下的级性能特征可能会被在样本中占多数的非边界工况或其它级的特性规律替代。

3.3 压气机性能预测对比

为了说明正则化径向神经网络相较于未正则

化网络的优势,有必要将所有的预测结果在压气机特性预测图中进行对比。

图11中红线表示使用传统损失和落后角模型的计算结果,蓝线与绿线分别表示未正则化与使用最优正则化系数条件下的预测结果。图11(a)所示为100%,95%,90%和85%转速下的压比图,图11(b)所示为100%,95%,90%和85%转速下的效率图。从整

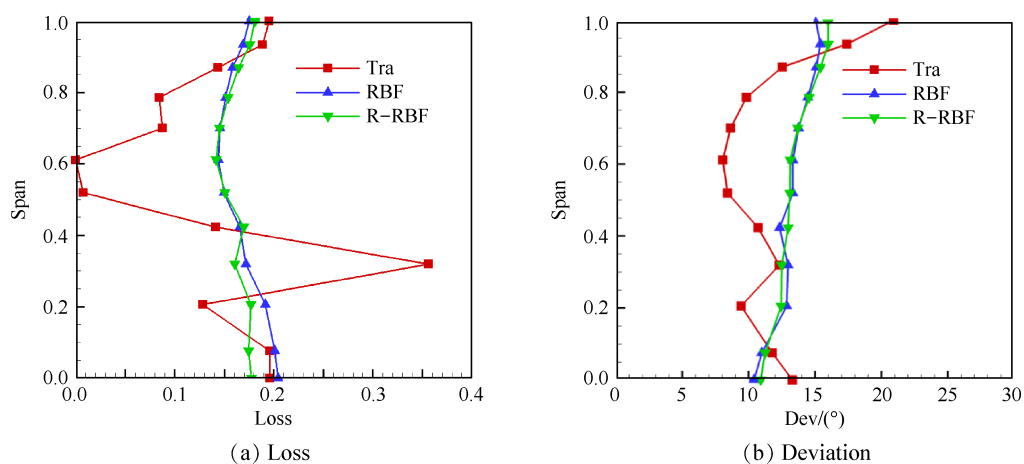


Fig. 9 Near-choke last stage rotor loss and deviation from shroud to hub with 100% rotating speed and 50.0 kg/s

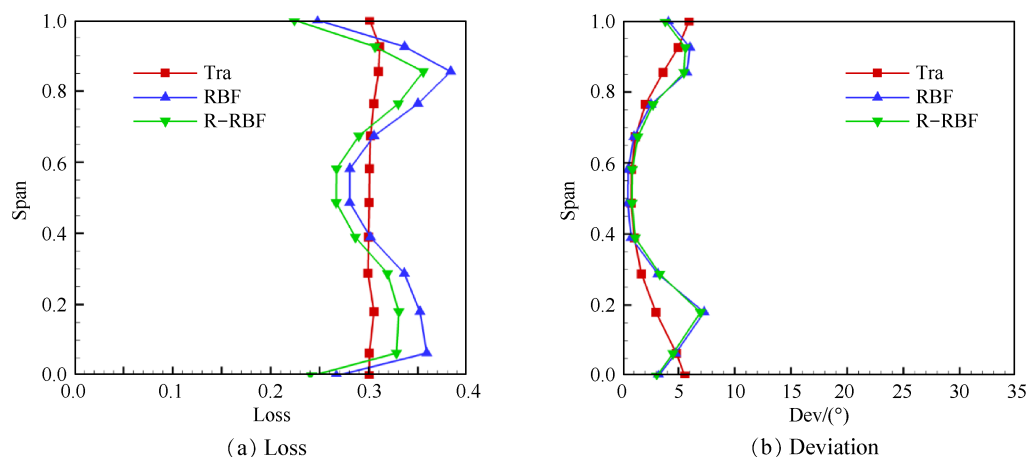


Fig. 10 Near-choke last stage stator loss and deviation from shroud to hub with 85% rotating speed and 27.1 kg/s

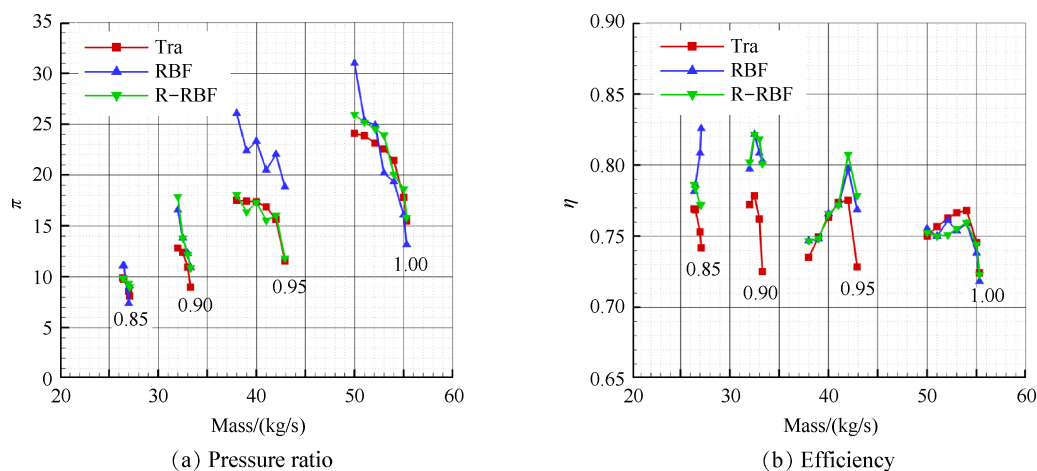


Fig. 11 Performance map under three kinds of loss and deviation models

体的特性曲线上看,明显使用正则化的预测结果和训练样本中的结果更加接近,吻合得更好。需要指出的是,由于受到当前S2程序的限制,该十级压气机的样本质量较差,因此直接使用该样本对整机特性计算会带来严重的不收敛问题,因此需要适当放宽计算收敛条件(同一转速下正则化与非正则化收敛

条件相同),这就会导致图8中类似95%转速下,未经正则化的RBF神经网络会与期望值偏离极大,而使用正则化后压比预测精度得到很大改善。这是因为正则化能够有效降低预测结果的代价函数,使得损失与落后角在整体计算中更接近期望值,进而得出更加准确的结果。

4 结 论

(1)使用人工神经网络搭建损失和落后角模型在一定程度上能够正确参与压气机各级叶片损失、落后角和整体特性的预测工作,并且相比于未经正则化的径向基神经网络,正则化的径向基神经网络能够得到更为准确的预测结果。

(2)建立了面向多级压气机的叶型数据库,每一个流量下都包含480个样本点用于训练神经网络。样本本身的准确度对预测结果的精度有着极大的影响,低质量的样本库会对特性预测带来严重干扰。

(3)建立多级轴流压气机训练样本库时,按照计算设置的流量点来严格区分训练样本库中包含的流动信息,是保证计算能够收敛和计算准确性的重要手段,尤其是在样本包含信息数量较大的情况下。

(4)不同样本对应的转静子最优正则化系数不同,在计算时需要根据 $L2$ 范数大小单独确定当前计算下的正则化系数,否则会使结果偏差增大或计算发散。

致 谢:感谢国家自然科学基金资助。

参考文献

- [1] Denton J D, Dawes W N. Computational Fluid Dynamics for Turbomachinery Design[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 1998, 213(2): 107-204.
- [2] 徐 纲,袁 新. 神经网络的非设计点损失落后角模型在流场诊断中的应用[J]. *工程热物理学报*, 1999, 20(1): 49-52
- [3] Ernesto Benini, Andrea Toffolo. Axial-Flow Compressor Model Based on a Cascade Staking Technique and Neural Networks[C]. *ASME GT* 2002-30443.
- [4] Andreas Schmitz, Marcel Aulich, Eberhard Nicke. Novel Approach for Loss and Flow-Turning Prediction Using Optimized Surrogate Models in Two-Dimensional Compressor Design[R]. *ASME GT* 2011-45086.
- [5] Fei Chu, Fuli Wang, Xiaogang Wang. A Hybrid Artificial Neural Network-Mechanistic Model for Centrifugal Compressor [J]. *Neural Computing & Applications*, 2014, 24(6): 1259-1268.
- [6] 唐天全. 压气机二维性能预测模型的研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2018.
- [7] Wu C H. A General Theory of Three-Dimensional Flow in Subsonic and Supersonic Turbomachines of Axial-Radial, and Mixed-Flow Types[R]. *NASA-TN*-2604, 1952.
- [8] Johnsen I A, Bullock R O. Aerodynamic Design of Axial-Flow Compressors[R]. *NASA-SP*-36, 1965.
- [9] Emery J C, Herrig L J, Erwin J R, et al. Systematic Two-Dimensional Cascade Tests of NACA 65-Series Compressor Blades at Low Speeds[R]. *NASA-TN*-3916, 1957.
- [10] Boyer K M. An Improved Streamline Curvature Approach for Off-Design Analysis of Transonic Compression Systems [D]. *Virginia: Virginia Polytechnic Institute and State University*, 2001.
- [11] Hearsey R M. Program HT0300 NASA 1994 Version [R]. *NASA-TN*-81569, 1994.
- [12] Pachidis V, Pilidis P, Templatis I, et al. Prediction of Engine Performance under Compressor Inlet Flow Distortion using Streamline Curvature [R]. *ASME GT* 2006-90806.
- [13] Swan W C. A Practical Method of Predicting Transonic Compressor Performance[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1961, 83(3): 322-330.
- [14] Miller G R, Lewis G W, Hartmann M J. Shock Losses in Transonic Compressor Blade Rows[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1961, 83(3): 235-241.
- [15] 巫骁雄. 跨音速压气机特性预测的损失和落后角模型研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2012: 15-35.
- [16] Simon Haykin. 神经网络与机器学习[M]. 申富饶, 译. 北京: 机械工业出版社, 2011.

(编辑:史亚红)