

文章编号: 1000-8055(2023)07-1592-12

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220611

基于 ResNet 数据驱动的压气机叶型优化

杜 周^{1,2}, 马玉林¹, 徐全勇², 吴 锋³, 冯旭栋³

(1. 辽宁工程技术大学 力学与工程学院, 辽宁 阜新 123000;

2. 清华大学 航空发动机研究院, 北京 100084;

3. 中国航发四川燃气涡轮研究院, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 为提高用于叶型优化设计 ResNet 深度学习模型的泛化性, 对一种适用于亚声速和跨声速的压气机叶型进行了参数化设计。叶型基于 Matlab 进行几何模型构建, 设计变量为叶型最大厚度、最大厚度位置、栅距和叶型尾缘与轴向的夹角, 几何模型通过 Pointwise 软件进行批量网格划分, 网格量级为 30 万, 通过 OpenFOAM 流体仿真软件进行批量计算。最终通过 4 个设计变量参数化建模后进行仿真得到了叶型流场仿真数据集, 该数据集包含 22 331 个叶型仿真算例, 可为 ResNet 深度学习模型提供训练集和测试题, 有助于提高模型的泛化性。

关 键 词: 机器学习; 压气机叶型; Matlab; 计算流体力学 (CFD); OpenFOAM

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

Optimization of compressor blade profile based on ResNet data drive

DU Zhou^{1,2}, MA Yulin¹, XU Quanyong², WU Feng³, FENG Xudong³

(1. School of Mechanics and Engineering,

Liaoning Technical University, Fuxin Liaoning 123000, China;

2. Institute for Aero Engine, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. Sichuan Gas Turbine Establishment,

Aero Engine Corporation of China, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: To improve the generalizability of the ResNet deep learning model used for optimal design of the blade profile, a parametric design of a compressor blade profile suitable for subsonic and transonic speeds was carried out. The blade profile was constructed based on the geometric model in Matlab, and the design variables included the maximum thickness of the blade profile, the position of the maximum thickness, the mesh distance and the angle between the trailing edge of the blade profile and the axial direction, and the geometric model was meshed in batch by Pointwise software with a mesh size of 300 000, and simulation was carried out by OpenFOAM fluid simulation. The final simulation was performed by parametric modeling of 4 design variables to obtain the fluid simulation dataset of blade profile, which contained 22 331 simulation cases of blade profile and can provide training and test datasets for ResNet deep learning models, helping to improve the generalization of the model.

收稿日期: 2022-08-23

基金项目: 国家科技重大专项(J2019-V-0001-0092, J2019-V-0013-0108)

作者简介: 杜周(1996—), 男, 博士生, 主要从事流体仿真与人工智能相结合的领域研究。

通信作者: 徐全勇(1980—), 男, 副教授, 博士, 研究领域为航空发动机气动热力学。E-mail: xuquanyong@tsinghua.edu.cn

引用格式: 杜周, 马玉林, 徐全勇, 等. 基于 ResNet 数据驱动的压气机叶型优化[J]. 航空动力学报, 2023, 38(7): 1592-1603. DU Zhou, MA Yulin, XU Quanyong, et al. Optimization of compressor blade profile based on ResNet data drive[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(7): 1592-1603.

Keywords: machine learning; compressor blade profile; Matlab; computational fluid dynamics (CFD); OpenFOAM

近年来,飞机燃气涡轮动力装置用的压气机的主要形式是轴流式压气机。压气机的主要功用是利用轴功来提高空气的总压或滞止压力^[1]。压气机叶片设计在发动机设计过程中是很重要的一个部分,压气机主要由两部分组成,旋转的部分称之为转子,其中转子排通过增加旋流速度将能量传递给流体。静止不动的部分称之为静子,静子排去除转子形成的旋流,将动能转换为静压,并为进入下一个转子的流体建立适当的旋流速度。对于多级压气机来说,气流顺序通过每一级,重复增压过程。

直接对多级轴流压气机进行设计研究是非常困难和复杂的,因此还需要对轴流压气机进行简化设计,忽略掉级与级之间的相互干扰和匹配问题,可以认为级是多级轴流压气机的基本单元,进一步假设气流在级内部的流动是沿着不同半径的圆柱面或者回转面流动时,又可以将级内部的三维空间流动转化为一组不同圆柱面上的二维流动,而且不同圆柱面上的气流流动的性质是相同的,圆柱面上的二维流动称之为“基元流动”。无论是静子还是转子,基本形状都是类似的,压气机叶片造型的基本理论是把一个空间的叶片看作由叶片的许多高度堆叠起来的,叶型也就是叶片的横截面形状,类似于飞机机翼的翼型^[2]。

在压气机气动设计的初始阶段,需要根据给定的设计要求进行叶型的设计,以保证预期的流动状态。在压气机的设计过程中,需要设计师对叶栅的几何参数和气动性能有足够的了解,叶栅的设计过程中首先需要对叶型的几何参数进行设计,确定之后还需要对决定叶型位置的几何参数进行设计,几何参数与叶栅的气动性能相对应的设计过程大部分需要依托设计师的经验来完成,而机器学习的出现使人工智能代替设计师完成设计工作成为了可能。机器学习可以解决一些人为设计和使用时确定性程序难以解决的应用问题,在几十年的发展过程中,机器学习大量借鉴了关于人脑、统计学以及应用数学等其他学科的专业知识。在近几十年里,机器学习在不同行业均获得了飞速的发展,在流体力学领域也得到了广泛的应用,例如流体力学方程模型的构建、湍流系数修正和气动优化设计等一系列的经典问题^[3-6]。

机器学习在航空领域也进行了很多研究,在整机三维仿真、发动机故障诊断和健康检测等方面都有所涉及^[7-9]。而作为机器学习的一种,深度学习使机器学习更接近于初始的目标——人工智能,深度学习目前在语音识别、图像识别领域取得了相当的成果。深度学习的优势在于处理非线性、动态特征具有较好的学习能力,目前已经在流场重构、翼型优化等方面开展了许多相关的研究。目前深度学习与翼型外流场相关研究较多,包括翼型气动系数预测、翼型气动力计算和翼型设计等^[10-13]。

压气机叶型与翼型结构相类似,但实现深度学习与压气机叶型设计相关文献较少,究其原因因为压气机实验数据较难获得,而深度学习依赖大量样本数据,样本数据不足导致深度学习模型泛化性较低。在足够数据的支撑下,以深度学习为基础的叶型优化设计是一种新的方式^[14]。但现场飞行数据较难获取,叶栅风洞实验也同样存在实验成本高,实验周期长等缺点,使用计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)是一种可以获取足够数据的方式,另外还可以与现有的实验数据进行数据同化,提高仿真数据的精度。在叶型设计过程中为提高叶型设计的精确度,使其可以应用于工程实际,叶栅流场气动仿真往往需要高密度的流场网格,这导致了流场的数据量会随着网格密度的增加而增加,使用叶栅流场气动图像数据进行叶型分析需要尽可能多地保存数据,特别是叶型周围流场分布,高精度的叶栅流场图像包含数据量会比较大,传统的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的网络深度较浅,捕获大数据量图像的能力稍显不足。2016年,He等^[15]提出了深度残差网络(deep residual network, ResNet),ResNet是一种深度学习框架,它的诞生推动了深度学习领域的发展,解决了CNN的网络退化问题,并提高了网络深度,ResNet对二维图像数据强大的自适应特征提取能力,可以有效提取叶型流场二维图像中的多层次的隐含特征,ResNet在叶栅气动参数预测方面已经取得了部分成果^[16]。

为解决 ResNet 深度学习模型应用于压气机叶型优化设计过程中数据样本量较少、模型的泛

化性较低的问题,本文提出一种叶型仿真数据库设计方案,首先通过 Matlab 进行叶型流体域参数化几何设计,建立样本的几何数据库,将 Matlab 生成的几何文件导出至网格划分软件 Pointwise 进行批量的网格划分,最后使用 OpenFOAM (open field operation and manipulation) 软件进行叶型的批量计算,建立与几何模型数据库相对应的流场仿真计算结果,建立一套应用于 ResNet 深度学习的叶型气动计算的数据库。

1 ResNet 深度学习模型

CNN 是深度学习的一种,是一种包含卷积计算的前馈神经网络模型,它广泛应用在图像识别领域,而 ResNet 的出现解决了传统 CNN 网络发展所遇到的瓶颈——网络退化问题。正常情况下,随着网络深度的增加,网络准确率会提高,但事实上,随着网络深度达到一定深度,准确率会达到饱和状态,然后就迅速下降。ResNet 引入残差学习来避免简单层数堆叠导致的卷积神经网络的退化问题,使神经网络可以理论上无限提高层数来提高准确率,使模型更容易优化。当 $H(x) = x$ 为任务的最优映射,传统的 CNN 直接拟合这个最优映射,这会比较困难,而在 ResNet 中,模型期望网络拟合的是一个残差映射 $F(x) = H(x) - x$,此时原最优映射 $H(x)$ 可以表示为 $H(x) = F(x) + x$ 。因此,在 ResNet 的训练过程中,网络只需要拟合确定函数 $F(x) = 0$,即完成了一个恒等映射 $H(x) = x$,这样比直接学习 $H(x) = x$ 这个映射要容易得多。ResNet 的基本残差单元如图 1 所示^[15],图中 relu 表示非线性激活函数。

为了发挥叠层所带来的优势,神经网络的激活函数必须使用非线性函数。在 ResNet 中采用的激活函数是非线性激活函数 relu,相较于其

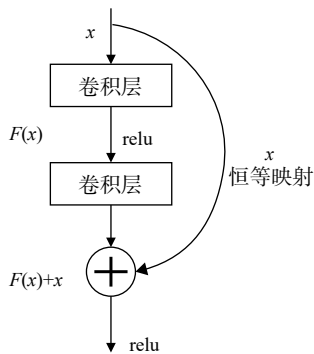


图 1 ResNet 的基本残差单元

Fig. 1 Basic residual element of ResNet

他的激活函数没有饱和区,避免了梯度爆炸和梯度消失问题。relu 计算简单,活跃度的分散性使得神经网络整体计算成本下降,实际收敛速度快。relu 可以表达为如下形式:

$$f_{\text{activate}}(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases} \quad (1)$$

利用 ResNet 对叶型进行优化设计,方案流程如图 2 所示。

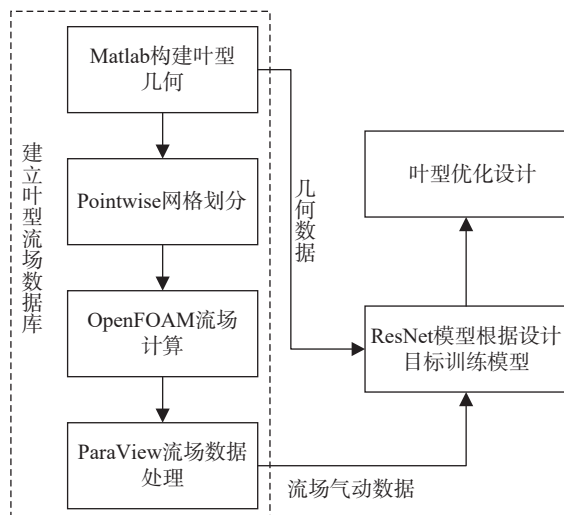


图 2 叶型优化设计流程图

Fig. 2 Flow chart for blade profile optimization design

2 研究对象

2.1 叶型中弧线模型

在叶型的造型过程中,首先应确定叶型的中弧线,一般的压气机叶型为弧形中线,叶型结构如图 3 所示^[17],虚线表示为中弧线,中弧线方程的最大挠度的位置距离叶片前缘的横纵距离可以分别用 a 和 b 表示, c 表示为弦长, χ_1 表示叶片前缘角, χ_2 表示叶片尾缘角。中弧线方程需要满足的

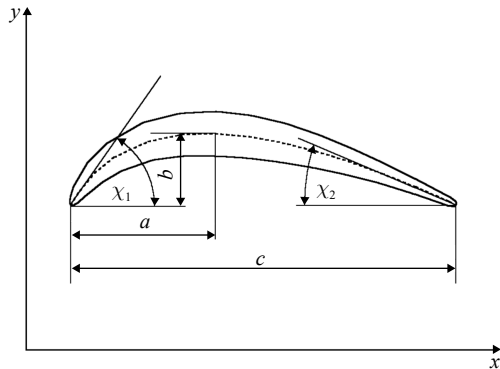


图 3 抛物线型中弧线

Fig. 3 Parabolic-arc mean camberline

控制方程如下:

$$y(0) = 0 \quad (2)$$

$$y(c) = 0 \quad (3)$$

$$y(a) = b \quad (4)$$

$$y'(a) = 0 \quad (5)$$

中弧线方程的曲线使用抛物线的一般2阶方程生成,可以写成如下形式:

$$Ax^2 + 2\sqrt{AE}xy + By^2 + Cx + Dy + E = 0 \quad (6)$$

在中弧线方程中存在5个系数 A 、 B 、 C 、 D 、 E , 其中的一个系数是任意的,例如可以用同时除以 B 的方式去消除任意一个系数,则剩余4个系数,将约束方程式(2)~式(5)带入中弧线方程后,中弧线方程可以表示为

$$x^2 + \frac{c-2a}{b}xy + \frac{(c-2a)^2}{4b^2}y^2 - cx - \frac{c^2-4ac}{4b}y = 0 \quad (7)$$

在叶型的设计过程中,需要先指定叶型弯角 θ 或叶片前缘角 χ_1 和叶片尾缘角 χ_2 , 叶型弯角等于叶片前缘角和叶片尾缘角之和,即 $\theta = \chi_1 + \chi_2$ 。对式(7)进行微分,并在 $x=0$ 和 $x=c$ 处求导可得

$$\tan \chi_1 = \frac{4b}{4a-c} \quad (8)$$

$$\tan \chi_2 = \frac{4b}{3c-4a} \quad (9)$$

由式(7)~式(9)可以得到如式(10):

$$\frac{b}{c} = \frac{\sqrt{1 + (4 \tan \theta)^2 [a/c - (a/c)^2 - 3/16]} - 1}{4 \tan \theta} \quad (10)$$

由式(10)可以看出, θ 和 a/c 的比例定义了中弧线的弧度比例,在压气机叶型设计的过程中,应限制叶片前缘角和叶片尾缘角小于 90° , 即 $0.25 < a/c < 0.75$ 。本文中弧线设计是先确定叶片前缘角和叶片尾缘角,中弧线上设计点的切线与设计点的横坐标存在线性关系,进而确定中弧线设计点纵坐标。

2.2 叶型厚度分布模型

中弧线类似于叶型的“骨架”,叶型的厚度分布方程可以覆盖在叶型的中弧线方程上,下面数学证明的厚度分布用于高亚声速或超声速范围的叶型,在实际使用中被证明叶型是具有较高性能

的^[18]。厚度分布的设计参数如图4所示,其中 t_1 和 t_2 分别为叶片前缘和尾缘的小圆厚度, x_T 为最大厚度位置, T 为最大厚度, y_1 和 y_2 分别为最大厚度前缘、尾缘的叶型厚度的一半。

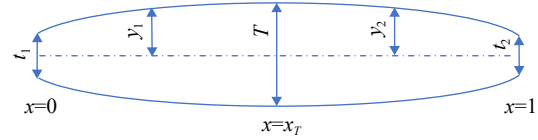


图4 厚度分布

Fig. 4 Thickness distribution

当 $x < x_T$ 时,叶型的厚度分布方程为

$$y_1 = \hat{a}x^3 + \hat{b}x^2 + \hat{c}x + \hat{d} \quad (11)$$

$$y'_1 = 3\hat{a}x^2 + 2\hat{b}x + \hat{c} \quad (12)$$

$$y''_1 = 6\hat{a}x + 2\hat{b} \quad (13)$$

当 $x > x_T$ 时,叶型的厚度分布方程为

$$y_2 = \hat{e}(x-x_T)^3 + \hat{f}(x-x_T)^2 + \hat{g}(x-x_T) + \hat{h} \quad (14)$$

$$y'_2 = 3\hat{e}(x-x_T)^2 + 2\hat{f}(x-x_T) + \hat{g} \quad (15)$$

$$y''_2 = 6\hat{e}(x-x_T) + 2\hat{f} \quad (16)$$

式中 $(\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}, \hat{d}, \hat{e}, \hat{f}, \hat{g}, \hat{h})$ 均为系数。当 $x_T \geq 0.5$ 时,边界条件如下:

当 $x = 0$ 时

$$y_1 = \frac{t_1}{2} \quad (17)$$

$$y''_1 = 0 \quad (18)$$

当 $x = x_T$ 时

$$y_1 = y_2 = \frac{T}{2} \quad (19)$$

$$y'_1 = y'_2 = 0 \quad (20)$$

$$y''_1 = y''_2 \quad (21)$$

当 $x = 1.0$ 时

$$y_2 = \frac{t_2}{2} \quad (22)$$

通过边界条件,可以得到当 $x_T \geq 0.5$ 时, $(\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}, \hat{d}, \hat{e}, \hat{f}, \hat{g}, \hat{h})$ 的系数方程如下:

$$\hat{a} = -\frac{(T/2) - t_1}{2x_T^3} \quad (23)$$

$$\hat{b} = 0 \quad (24)$$

$$\hat{c} = \frac{3[(T/2) - t_1]}{2x_T} \quad (25)$$

$$\hat{d} = t_1 \quad (26)$$

$$\hat{e} = \frac{3[(T/2) - t_1]}{2x_T^2(1-x_T)} - \frac{(T/2) - t_2}{(1-x_T)^3} \quad (27)$$

$$\hat{f} = -\frac{3[(T/2) - t_1]}{2x_T^2} \quad (28)$$

$$\hat{g} = 0 \quad (29)$$

$$\hat{h} = \frac{T}{2} \quad (30)$$

当 $x_T < 0.5$ 时, 边界条件如下:

当 $x = 0$ 时

$$y_1 = \frac{t_1}{2} \quad (31)$$

当 $x = x_T$ 时

$$y_1 = y_2 = \frac{T}{2} \quad (32)$$

$$y'_1 = y'_2 = 0 \quad (33)$$

$$y''_1 = y''_2 \quad (34)$$

当 $x = 1.0$ 时

$$y_2 = \frac{t_2}{2} \quad (35)$$

$$y''_2 = 0 \quad (36)$$

通过边界条件, 可以得到当 $x_T < 0.5$ 时, $(\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}, \hat{d}, \hat{e}, \hat{f}, \hat{g}, \hat{h})$ 的系数方程如下:

$$\hat{a} = -\frac{(T/2) - (t_1/2)}{x_T^3} - \frac{3[(T/2) - (t_2/2)]}{2x_T(1-x_T)^2} \quad (37)$$

$$\hat{b} = \frac{3[(T/2) - (t_2/2)]}{(1-x_T)^2} - \frac{3[(T/2) - (t_1/2)]}{x_T^2} \quad (38)$$

$$\hat{c} = \frac{3[(T/2) - (t_1/2)]}{x_T^3} - \frac{3x_T[(T/2) - (t_2/2)]}{2(1-x_T)^2} \quad (39)$$

$$\hat{d} = \frac{t_1}{2} \quad (40)$$

$$\hat{e} = \frac{(T/2) - (t_2/2)}{2(1-x_T)^3} \quad (41)$$

$$\hat{f} = \frac{3[(t_2/2) - (T/2)]}{2(1-x_T)^2} \quad (42)$$

$$\hat{g} = 0 \quad (43)$$

$$\hat{h} = \frac{T}{2} \quad (44)$$

2.3 叶型几何模型建立

叶型的参数化表达方法有多项式拟合法、正交奇函数法、特征参数描述法等。这些方法通过控制系数和设计变量能够准确地设计出叶型形状, 从而满足设计需求^[19]。本文使用 Matlab 软件对叶型中弧线方程和厚度分布方程的数学描述进行程序编写, 并导出几何文件。叶片前缘角设计角度为 50° , 气流角度同样为 50° , 攻角为 0° , 叶片尾缘角在 $-10^\circ \sim 10^\circ$ 范围内以 1° 为区间建立了 21 个值, 最大厚度位置在 $0.2 \sim 0.6$ m 的范围内以 0.05 m 为区间共建立了 9 个值, 最大厚度在 $0.04 \sim 0.08$ m 的范围内以 0.005 m 为区间建立了 9 个值, 叶片与叶片间的距离称之为栅距, 栅距在 $0.4 \sim 1$ m 的范围内以 0.05 m 为区间建立了 13 个值, 在合理的设计范围内共建立出 $21 \times 9 \times 9 \times 13 = 22\,113$ 个叶型算例, 设置的变量如表 1 所示。

表 1 算例变量统计

Table 1 Example variable statistics

变量	最小值	最大值	区间	间断点个数
叶片尾缘角/ $^\circ$	-10	10	1	21
最大厚度/m	0.04	0.08	0.005	9
最大厚度位置/m	0.2	0.6	0.05	9
栅距/m	0.4	1	0.05	13

除了要对叶型的中弧线方程和厚度分布方程进行程序编写以外, 前缘、尾缘小圆的设计以及几何文件的导出也是程序编写的难点。图 5 是其中的 3 个案例, 展示了在其他条件相同, 最大厚度位置分别在 0.2 、 0.4 、 0.6 m 的厚度分布曲线。图 6 分别为 3 个案例的叶型轮廓图。其他条件相同, 最大厚度位置分别为 0.2 、 0.4 、 0.6 m 处, 上下圆弧分别有 101 个设计点。流体计算域如图 7 所示, 流体域的入口宽度即为栅距的长度, 展示的栅距为 0.8 m。通过 Matlab 代码将坐标数据处理转换为网格划分软件 Pointwise 所能识别的几何文件, 前缘和尾缘小圆设计如图 8 所示, 前缘和尾缘小圆设计直径为 0.01 m, 在前缘和尾缘小圆位置分别建立了 20 个设计点。

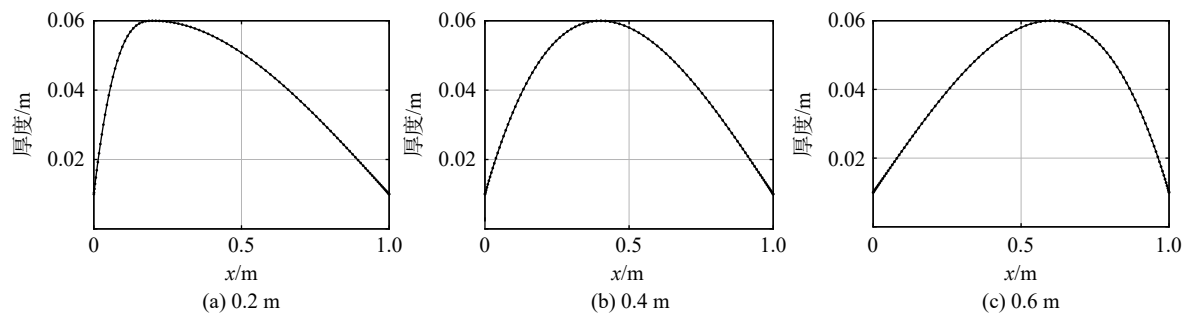


图 5 3 种不同最大厚度位置的叶型厚度分布曲线图

Fig. 5 Blade profile thickness distribution curves for three different maximum thickness positions

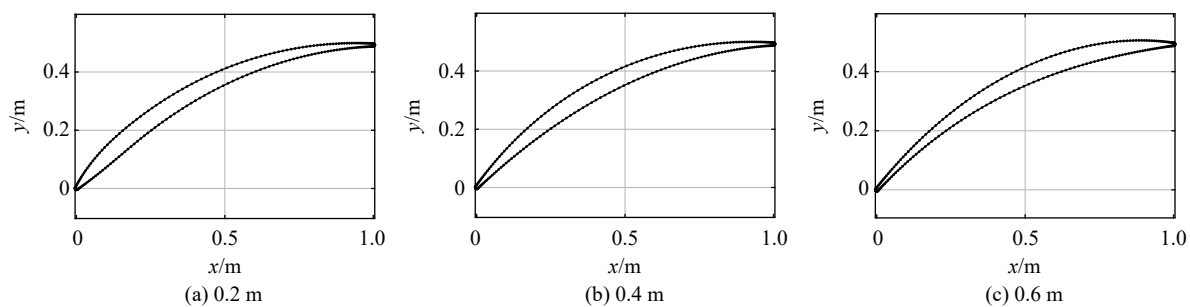


图 6 3 种不同最大厚度位置的叶型轮廓图

Fig. 6 Blade profile for three different maximum thickness positions

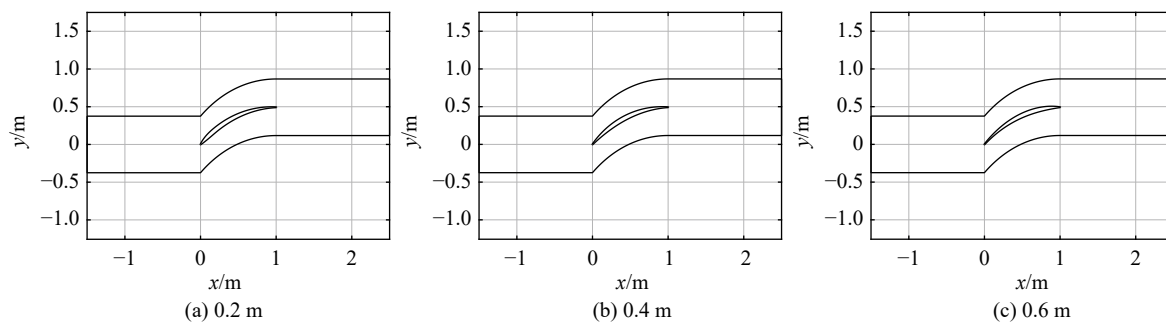


图 7 3 个算例的流体域几何

Fig. 7 Fluid domain geometry for three examples

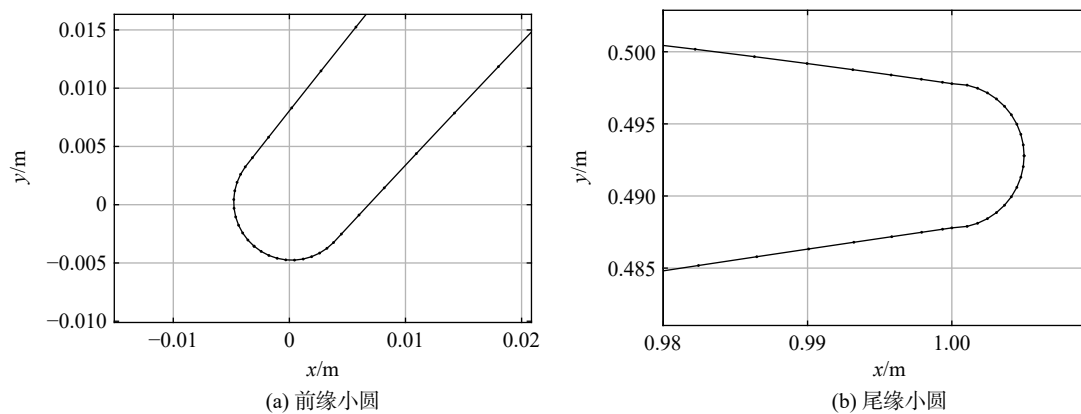


图 8 叶片前缘和尾缘轮廓

Fig. 8 Profile of leading and trailing edges of blades

3 压气机叶型流场网格划分

流场域几何文件需要进行网格划分后才可以进行仿真计算。将 Matlab 生成的叶型几何文件导入到网格划分软件 Pointwise, 它具有先进的自动生成网格技术和灵活的手动生成网格技术, 这为叶型批量化网格划分提供了便利。Pointwise 不仅可以生成优秀的非结构网格和结构网格, 还可以生成高质量的混合网格。将 Matlab 所生成的几何文件导入至 Pointwise 不仅可以实现精确识别, 并可以导出多种 CFD 软件数据类型。由于后续仿真软件选择为 OpenFOAM, 可以生成 OpenFOAM 计算使用的网格文件的软件较少, Pointwise 是少数能够生成 OpenFOAM 所需要的网格文件的软件之一。

因为几何文件较多, 需要通过脚本的方式控制软件识别几何文件生成网格数据文件, Pointwise 可以通过使用 GeidgenGlyph 解释型语言自动化控制程序生成批量网格数据文件。网格划分采用非结构网格划分方法, 如图 9 所示。Pointwise 所独有的 T-Rex 网格优化技术, 可以将完全的非结构网格进行优化, 使非结构网格转化为混合网格, 混合网格大部分为结构化网格, 少部分为非结构网格。图 10 为 T-Rex 网格优化技术优化过的网格, T-Rex 网格技术优化过的混合网格质量很高, 结构相对于完全非结构网格来说相对简单, 并有效减少了网格数量, 这样可以相对容易实现流体区域的计算, 并可以提高计算精度。

由于叶型附近为高雷诺数流动, 需要在叶型周围布置边界层, 网格采用 O 型分布, 前缘和尾

缘小圆网格边界层如图 11 所示, 因此设置第 1 层边界层厚度为 10^{-6} m, 边界层网格设置为 40 层, 增长率为 1.2。

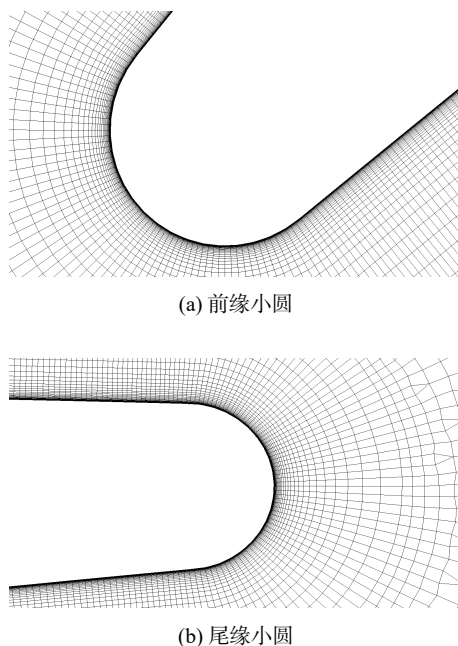


图 11 前缘和尾缘的边界层网格

Fig. 11 Boundary layer mesh of leading and trailing edges

4 实验验证与数值计算

4.1 数值方法介绍

OpenFOAM 为免费使用的开源软件, 是一个面向对象的计算流体力学类库, OpenFOAM 程序底层完全由 C++ 编写, 并且该软件只能在 Linux 环境下运行。OpenFOAM 通过 C++ 语言进行编程, 充分利用了类的抽象、封装和继承的特点, 进行了模块化编程, 节省了代码的使用, 提高了利用率, 层次构架良好, 具有可维护性, 而且使用灵活, 模块之间相互独立。

OpenFOAM 的使用流程与其他商业软件类似, 如图 12 所示, 主要分为 3 个过程: 前处理、求解和后处理。在前处理阶段, Pointwise 软件可以直接生成 OpenFOAM 可以识别的网格类型。在求解阶段, 可以自主选择求解器进行计算, 并且其中所有的设置都是 C++ 语言操纵完成的, 如有需要可以自主开发求解器。在后处理阶段, 不仅有自带的 ParaView 可以使用, 并且可以将求解结果导出成 Tecplot 等其他后处理软件可识别的文件格式, 可以将后处理的叶型数据文件提供给 ResNet 深度学习模型进行训练。

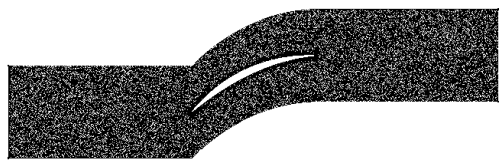


图 9 处理前的非结构网格

Fig. 9 Unstructured mesh before processing

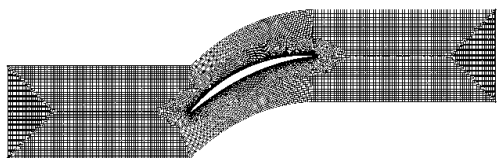


图 10 使用 T-Rex 处理过的流体域网格

Fig. 10 Fluid domain mesh processed using T-Rex

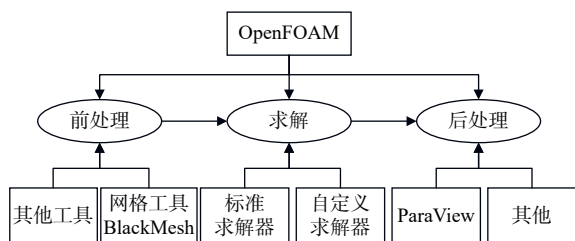


图 12 OpenFOAM 的计算流程

Fig. 12 Calculation process of OpenFOAM

4.2 CA-2 压气机叶型实验验证

为证明 OpenFOAM 软件仿真计算的准确性, 将对比文献中的实验数据对进行算例验证, 验证所使用的叶型形状选择为 CA-2 压气机叶型^[20-21]。CA-2 压气机实验是在有高负荷的级联压气机上进行的。算例文件也是使用 Pointwise 网格划分软件完成划分, 并同样使用了 T-Rex 技术, 算例的网格数目为 10 万。CA-2 压气机叶型流体域网格如图 13 所示, 在叶型区域设置了边界层, 按照实验的边界条件进行流体仿真。边界条件如下: 进口总压为 105 000 Pa, 出口静压为 102 087 Pa, 总温为 313 K, 进口气流角度设置为 49.5°, 与实验情况一致。

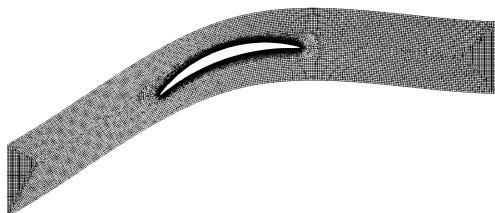
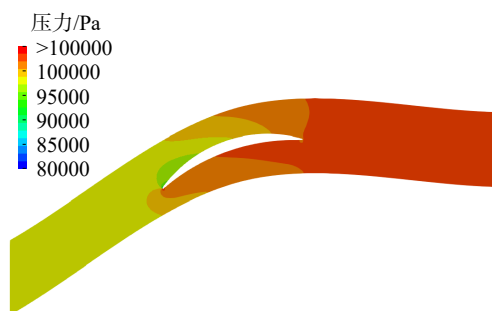


图 13 CA-2 压气机叶型网格

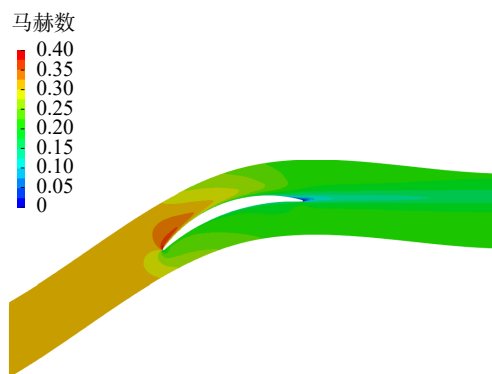
Fig. 13 Blade profile mesh of CA-2 compressor

图 14(a) 和图 14(b) 分别为经 OpenFOAM 计算、ParaView 后处理后的压力云图和马赫数云图。从压力云图可以看出, 进口静压为 97 000 Pa, 出口静压边界条件预设的 102 087 Pa, 该叶型的静压增长了约 5 000 Pa。OpenFOAM 计算的压力云图和马赫数云图和文献中的实验对比重合度都较高, 且从马赫数云图可以看出, 进口马赫数为 0.35, 出口马赫数为 0.2, 对比实验数据后进一步验证了仿真的准确性。

图 15 为网格数为 10 万的 OpenFOAM 的仿真结果与实验结果的压力恢复系数对比, 压力恢复系数的符号为 C_p 。可以看出在 10 万网格量级的情况下, 在 CA-2 叶型的叶盆与叶背处存在一定误差, 这可能是由于网格密度较低导致, 因此



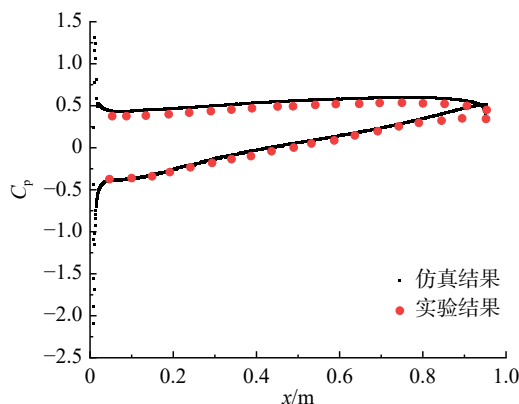
(a) 压力云图



(b) 马赫数云图

图 14 CA-2 叶型仿真结果

Fig. 14 Simulation results of CA-2 blade profile

图 15 CA-2 叶型 OpenFOAM 仿真结果和实验结果的 C_p 对比Fig. 15 C_p comparison of OpenFOAM simulation results and experimental results of CA-2 blade profile

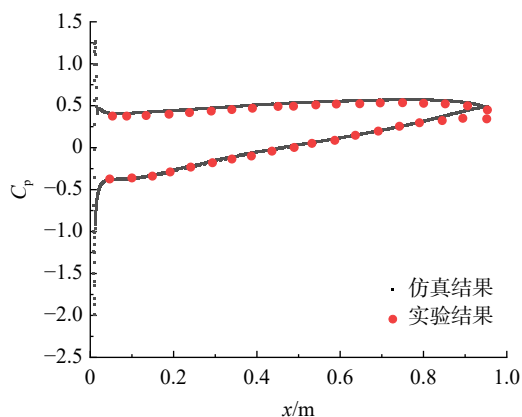
计算结果存在误差, 但是从图中可以看出, CA-2 叶型的叶盆和叶背上的压力分布趋势与实验数据是接近的, 下一步需要进行网格无关性验证, 进一步验证 OpenFOAM 计算的准确性。

4.3 网格无关性验证

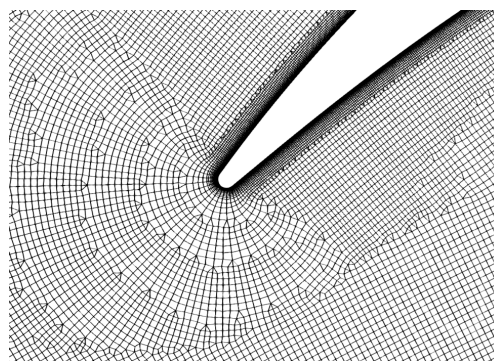
为了继续验证仿真的准确性, 需要对网格进行加密, 网格密度会影响计算精度, 由于算例较多, 网格数目的增加也会对计算资源需求有所影响, 在大部分情况下, 网格加密到一定程度后, 计

算结果变化已经相当小了。但是随着网格的加密,计算机浮点运算造成的舍入误差也会增加,因此需要找到一个计算精度与计算资源之间的合适的网格密度。下面对 3 种网格数量的叶片在同一种工况下的 C_p 分布进行对比分析,3 种网格数目分别为 20 万、30 万、50 万,叶型网格同样采用 O 型分布,计算步长统一为 4 000 步。

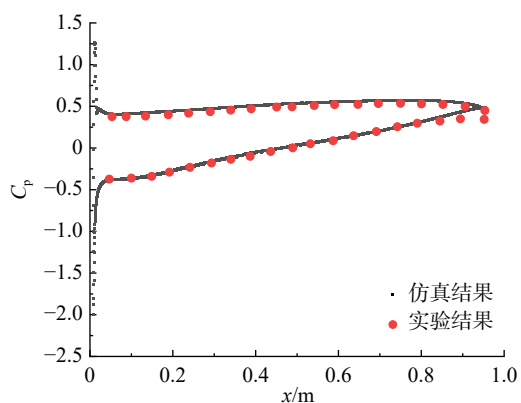
图 16 为 3 种网格的仿真计算结果,包括 3 种网格叶型周围的 C_p 分布和对应的叶片前缘小圆的网格分布。通过将 20 万、30 万和 50 万网格数与 10 万网格数的 C_p 进行对比可以看出,随着网格数增加到 30 万,数值仿真的结果与实验值的误差也在减小,当网格数增加到 50 万时,可以看出存在较大的误差。



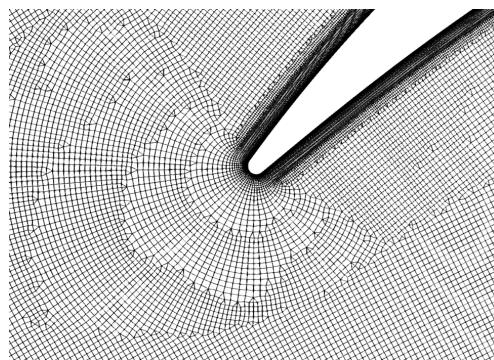
(a) 20万网格 C_p



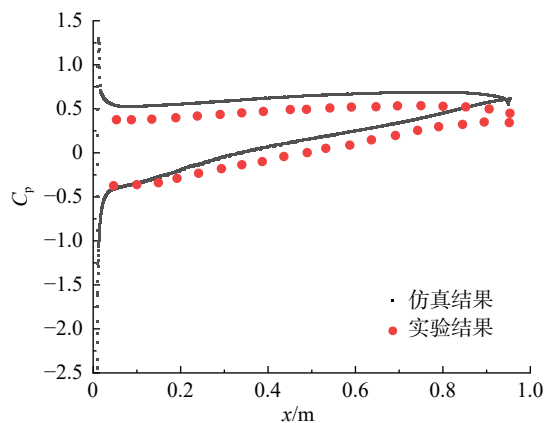
(b) 20万网格前缘分布



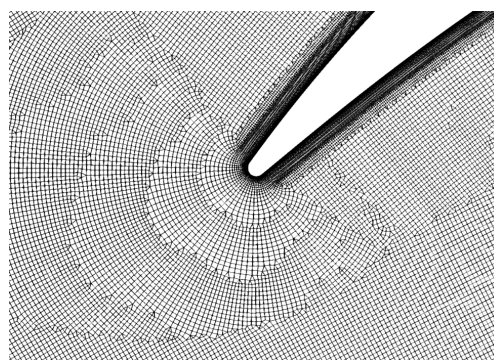
(c) 30万网格 C_p



(d) 30万网格前缘分布



(e) 50万网格 C_p



(f) 50万网格前缘分布

图 16 3 种网格数的叶型 C_p 分布与网格前缘分布

Fig. 16 Blade profile C_p distributions and mesh leading edge distributions of three meshes

图 17 分别为 20 万、30 万和 50 万网格下的压力云图和马赫数云图, 对比 3 种网格的压力云图可以看出该叶型增压效果较好, 20 万网格和 30 万网格的压力云图压力分布相似, 且与前文中 10 万网格的 CA-2 算例的压力云图相接近, 在 50 万网格在压力出口处出现了低压区, 且相对应的 50 万网格马赫数云图可以看出, 气流出口处出现速度混乱区, 由于时间步长同样设置了 4 000, 这可能是由于计算机浮点运算造成的舍入误差较大, 50 万网格在 4 000 时间步长下计算未收敛。

图 18 对比了 50 万网格算例的每 1 000 步的压力云图, 从图中可以看出, 叶型尾缘压力分布在 1 000 步时较为混乱, 随着时间推进, 混乱区域

逐渐向压力出口处移动, 但最终 4 000 步的时间步长计算无法收敛, 需要更长的时间步长去计算, 且 50 万网格量级较大, 计算较慢, 因此为节约计算资源, 且减小计算误差, 保证计算精度, 最终确定叶型网格量级为 30 万, 虽然与实验结果存在一定偏差, 但总体符合精度要求。

4.4 叶型流场批量化求解

在对算例进行验证以及对网格无关性验证后, 需要对 Pointwise 中批量划分的网格进行批量化的求解, 计算边界条件如下: 进口边界总压为 101 325 Pa, 总温为 288 K, 进口气流角度为 49.5° , 出口边界静压为 90 000 Pa, 叶型边界为“zeroGradient”, 上下边界为“cyclicAMI”, 为循环边界条件。

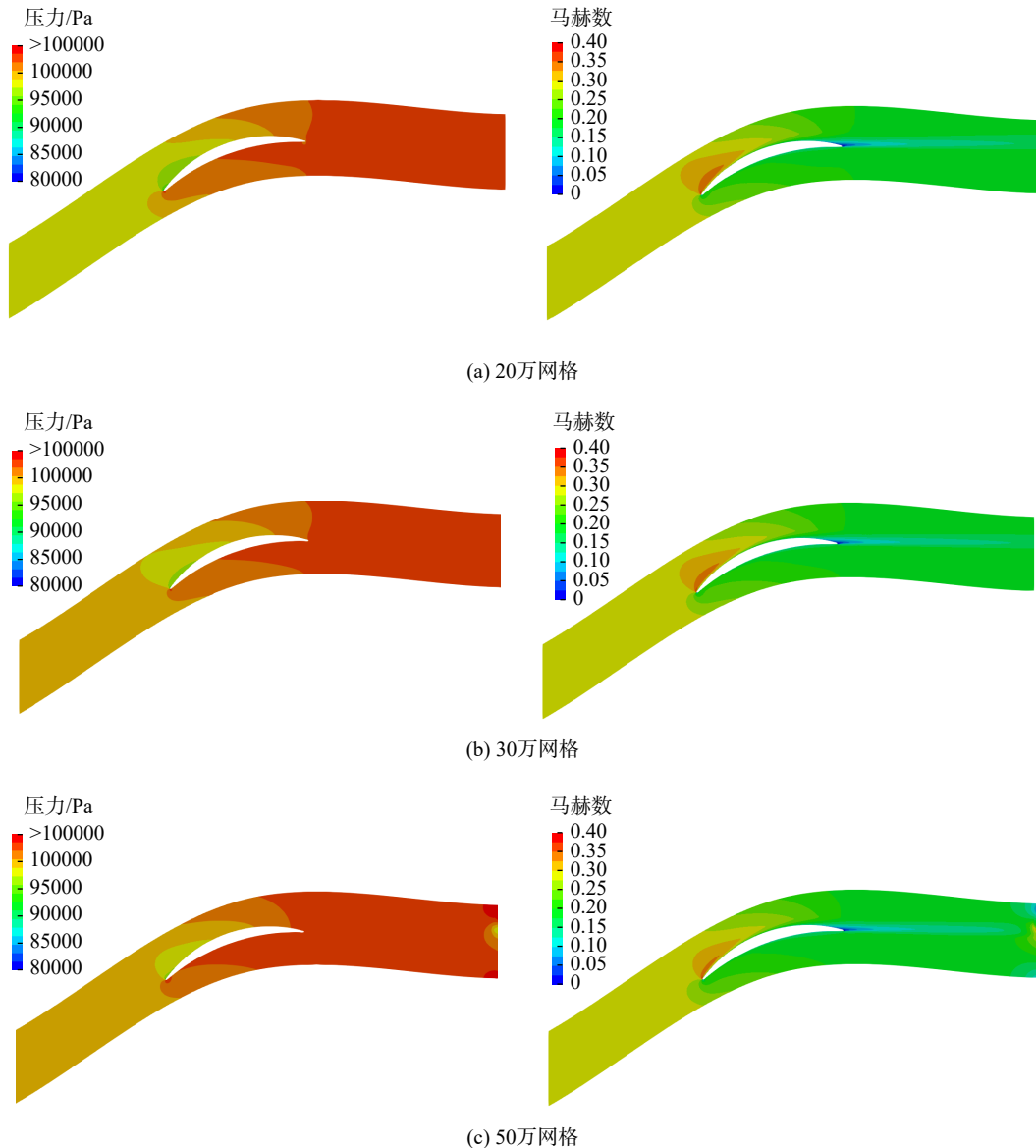


图 17 3 种网格数的压力云图和马赫数云图

Fig. 17 Pressure and Mach number clouds of three meshes

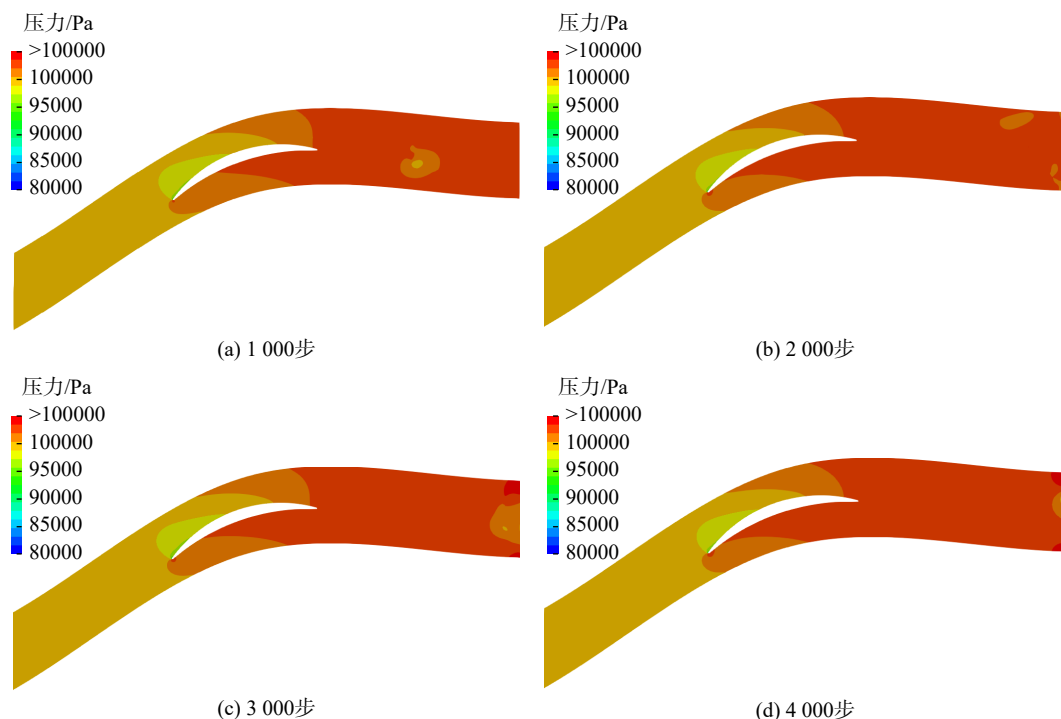


图 18 50 万网格每 1 000 步的计算的压力云图

Fig. 18 Pressure clouds of 500 000 meshes per 1 000 steps

图 19 为所有算例中某一叶型的求解的压力云图和马赫数云图,从图中可以看出,该叶型栅距较窄,长度为 0.4 m。从压力云图可以看出,最大厚度位置在叶片前缘,叶片进口处静压为 84 000 Pa,出口处静压为 90 000 Pa,相对静压增加为 6 000 Pa,在叶盆处存在高压区,静压强度为 92 000 Pa,这是由于叶片尾缘金属角较小,阻碍气体流动,因此存在高压区。从马赫数云图可以看出,进口马赫数为 0.6 左右,出口马赫数为 0.4 左右,在叶片前缘处存在高速区,马赫数为 0.7,在叶片尾部存在明显的气流低速区轨迹,该算例的叶片尾缘角为 -10° ,且最大厚度位置靠近叶片前缘部分,出口气流马赫数较低,而对于叶盆部分造成很大负担,该叶型容易造成叶片承受不住压力而断裂等情况。在压气机叶型设计过程中,压气机较容易出现喘振现象,这是压气机叶型设计中需要考虑的一部分,图 19 中叶片尾缘角相对过小,在叶栅部分容易出现严重的气流分离,导致气流的压力升高,进而高压气体容易产生回冲趋势,一旦进口的气流不足以抵抗回冲气流的趋势时,气体会出现部分倒流现象,导致分离区迅速扩大,叶栅部分会承受来自两部分的气流,形成淤积堵塞,使进口气流暂时中断,叶片在发动机扭力作用下还会旋转,叶栅部分的气流进而会存在周期性的气流分离、流动状态,因此在压气机叶型设计的过程中,

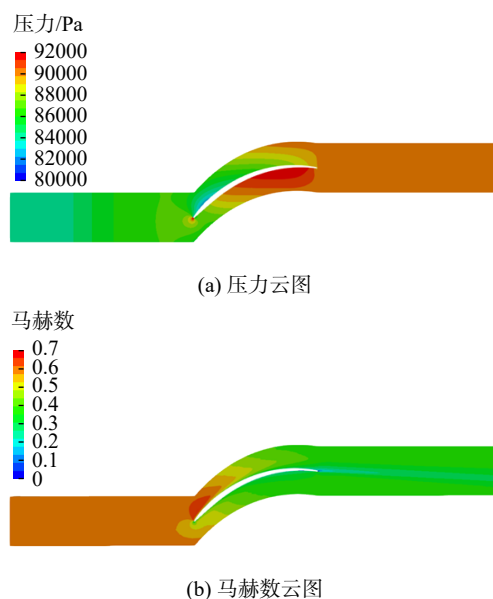


图 19 某一案例的压力云图和马赫数云图

Fig. 19 Pressure and Mach number clouds of a particular case

需要考虑到喘振的发生,本文叶型设计为尽可能涵盖更多叶型,为在下一阶段的 ResNet 深度学习模型训练涵盖尽可能多的流场分布情况。

批量计算是在无锡超算神威平台下完成,批量计算的叶型仿真结果可以通过 ParaView 后处理软件获取计算数据,还可以转成 Tecplot 可识别的文件格式进行结果的后处理,可通过这种方式对 22 113 个叶型建立流体仿真数据库。

5 结 论

本文基于 Matlab 对一种适用于高亚声速或超声速范围叶型的数学模型进行了建立, 并批量导出了几何文件, 基于 Pointwise 的 T-Rex 技术批量完成了网格划分, 使用 OpenFOAM 进行了流场计算, 在计算之前完成了算例验证和网格无关性验证, 验证了 OpenFOAM 叶型流场计算的准确性, 最终确定了网格的量级为 30 万, 使用 Linux 平台对算例进行了计算。批量计算输出的结果可以作为 ResNet 深度学习模型的数据库, 为提高用于叶型优化设计的 ResNet 深度学习模型的泛化性提供数据支持。

参考文献:

- [1] 秦鹏. 轴流压气机气动设计[M]. 北京: 国防工业出版社, 1975.
- [2] 胡骏. 航空叶片机原理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.
- [3] 阎军, 许琦, 张起, 等. 人工智能在结构拓扑优化领域的现状与未来趋势[J]. 计算力学学报, 2021, 38(4): 412-422.
YAN Jun, XU Qi, ZHANG Qi, et al. Current and future trends of artificial intelligence in the field of structural topology optimization[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2021, 38(4): 412-422. (in Chinese)
- [4] 张伟伟, 寇家庆, 刘溢浪. 智能赋能流体力学展望[J]. 航空学报, 2021, 42(4): 524689.1-524689.46.
ZHANG Weiwei, KOU Jiaqing, LIU Yilang. Prospect of artificial intelligence empowering fluid mechanics[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 524689.1-524689.46. (in Chinese)
- [5] 尹宇辉, 杨普, 张宇飞. 基于机器学习的湍流建模研究[R]. 杭州: 中国力学大会, 2019.
- [6] 张伟伟, 朱林阳, 刘溢浪, 等. 机器学习在湍流模型构建中的应用进展[J]. 空气动力学学报, 2019, 37(3): 444-454.
ZHANG Weiwei, ZHU Linyang, LIU Yilang, et al. Progresses in the application of machine learning in turbulence modeling[J]. Acta Aeronautica Sinica, 2019, 37(3): 444-454. (in Chinese)
- [7] 徐启华, 师军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2005, 20(2): 298-302.
XU Qihua, SHI Jun. Aero-engine fault diagnosis based on support vector machine[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 298-302. (in Chinese)
- [8] 金东海, 梁栋, 刘晓恒, 等. 航空发动机整机周向平均稳态仿真方法[J]. 航空动力学报, 2022, 37(11): 2598-2616.
JIN Donghai, LIANG Dong, LIU Xiaoheng, et al. Steady state simulation method of whole aero-engine based on circumferentially averaged method[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(11): 2598-2616. (in Chinese)
- [9] 谢寿生, 樊思齐. 自适应变结构神经网络在航空发动机故障诊断上的应用[J]. 航空动力学报, 1997, 12(4): 367-370.
XIE Shousheng, FAN Siqi. Application of adaptive variable neural network to aeroengine failure diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 1997, 12(4): 367-370. (in Chinese)
- [10] FONT B, WEYMOUTH G D, NGUYEN V T, et al. Deep learning of the spanwise-averaged Navier-Stokes equations[J]. Journal of Computational Physics, 2021, 434(10): 110199.1-110199.25.
- [11] 陈海, 钱伟祺, 何磊. 基于深度学习的翼型气动系数预测[J]. 空气动力学学报, 2018, 36(2): 294-299.
CHEN Hai, QIAN Weiqi, HE Lei. Aerodynamic coefficient prediction of airfoils based on deep learning[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2018, 36(2): 294-299. (in Chinese)
- [12] 姚琳. 机器学习在翼型优化问题中的应用[J]. 航天标准化, 2020, 179(1): 43-47.
YAO Lin. Application of machine learning in airfoil optimization problem[J]. Aerospace Standardization, 2020, 179(1): 43-47. (in Chinese)
- [13] 廖鹏, 姚磊江, 白国栋, 等. 基于深度学习的混合翼型前缘压力分布预测[J]. 航空动力学报, 2019, 34(8): 1751-1758.
LIAO Peng, YAO Leijiang, BAI Guodong, et al. Prediction of hybrid airfoil leading edge pressure distribution based on deep learning[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(8): 1751-1758. (in Chinese)
- [14] 陈海昕, 邓凯文, 李润泽. 机器学习技术在气动优化中的应用[J]. 航空学报, 2019, 40(1): 52-68.
CHEN Haixin, DENG Kaiwen, LI Runze. Utilization of machine learning technology in aerodynamic optimization[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(1): 52-68. (in Chinese)
- [15] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[R]. Las Vegas, US: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [16] 杜周, 徐全勇, 宋振寿, 等. 基于深度学习的压气机叶型气动特性预测[EB/OL]. [2022-09-23]. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=3uoqIhG8C45S0n9fL2suRadTyEVl2pW9UrhT-DCdPd656v2WvdV0bJ853b6ZyauyhzTAJGro7r6jl6zgN3sn11UPTzegKJzp9&uniplatform=NZKPT>.
- [17] AUNGIER R. Axial-flow compressors: a strategy for aerodynamic design and analysis[M]. New York: The American Society of Mechanical Engineers, 2003.
- [18] WENNERSTROM A J. Design of highly loaded axial-flow fans and compressors[M]. Wilder, US: Concepts ETI Incorporation, 2000.
- [19] KULFAN B M. Universal parametric geometry representation method[J]. Journal of Aircraft, 2008, 45(1): 142-158.
- [20] FOTTNER L. Test cases for computation of internal flows in aero engine components[M]. Paris, France: Advisory Group for Aerospace Research and Development, 1990.
- [21] STARK U, HOHEISEL H. The combined effect of axial velocity density ratio and aspect ratio on compressor cascade performance[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1981, 103(1): 247-255.

(编辑: 秦理曼)