

El、Scopus 收录 中文核心期刊

基于人工神经网络的非结构网格尺度控制方法

王年华,鲁 鹏,常兴华,张来平,邓小刚

UNSTRUCTURED MESH SIZE CONTROL METHOD BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Wang Nianhua, Lu Peng, Chang Xinghua, Zhang Laiping, and Deng Xiaogang

在线阅读 View online: https://doi.org/10.6052/0459-1879-21-334

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于机器学习的非结构网格阵面推进生成技术初探

PRELIMINARY INVESTIGATION ON UNSTRUCTURED MESH GENERATION TECHNIQUE BASED ON ADVANCING FRONT METHOD AND MACHINE LEARNING METHODS

力学学报. 2021, 53(3): 740-751

基于人工神经网络的湍流大涡模拟方法

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-BASED SUBGRID-SCALE MODELS FOR LARGE-EDDY SIMULATION OF TURBULENCE 力学学报. 2021, 53(1): 1-16

基于人工神经网络的亚格子应力建模

SUBGRID-SCALE STRESS MODELING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK 力学学报. 2021, 53(10): 2667–2681

基于离散单元法和人工神经网络的近壁颗粒动力学特征研究

CHARACTERIZATION OF NEAR-WALL PARTICLE DYNAMICS BASED ON DISCRETE ELEMENT METHOD ANDARTIFICIAL NEURAL NETWORK 力学学报. 2021, 53(10): 2656-2666

基于人工神经网络的声子晶体逆向设计

INVERSE DESIGN OF PHONONIC CRYSTALS BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS 力学学报. 2021, 53(7): 1992–1998

黏性边界层网格自动生成 AUTOMATIC VISCOUS BOUNDARY LAYER MESH GENERATION 力学学报. 2017, 49(5): 1029–1041



关注微信公众号,获得更多资讯信息

2021 年 10 月

机器学习在力学模拟与控制中的应用专题

基于人工神经网络的非结构网格尺度控制方法"

王年华*,2) 鲁 鹏[†],** 常兴华^{††} 张来平^{††} 邓小刚***

*(中国空气动力研究与发展中心空气动力学国家重点实验室,四川绵阳 621000) †(西南科技大学信息工程学院,四川绵阳 621010) **(重庆文理学院智能制造工程学院,重庆 402160) ^{††}(国防科技创新研究院无人系统技术研究中心,北京 100071) ***(军事科学院,北京 100091)

摘要 网格自动化生成和自适应是制约计算流体力学发展的瓶颈问题之一, 网格生成质量、效率、灵活性、自动化程度和鲁棒性是非结构网格生成的关键问题. 在非结构网格生成中, 网格空间尺度分布控制至关重要, 直接影响网格生成质量、效率和求解精度. 采用传统的背景网格法进行空间尺度分布控制需要在背景网格上 求解微分方程得到背景网格上的尺度分布, 再将网格尺度从背景网格插值到真实空间点, 过程十分繁琐且耗时. 本文从效率和自动化角度提出两种网格尺度控制方法, 首先发展了基于径向基函数 (RBF) 插值的网格尺度控 制方法, 通过贪婪算法实现边界参考点序列的精简, 提高了 RBF 插值的效率. 同时, 还采用人工神经网络进行网 格尺度控制, 初步引入相对壁面距离和相对网格尺度作为神经网络输入输出参数, 建立人工神经网络训练模型, 采用商业软件生成二维圆柱和二维翼型非结构三角形网格作为训练样本, 通过训练和学习建立起相对壁面距 离和相对网格尺度的神经网络关系. 进一步实现了二维圆柱、不同的二维翼型的尺度预测, RBF 方法和神经网 络方法的效率与传统背景网格法相比提高了 5~10 倍, 有助于提高网格生成的效率. 最后, 将方法推广应用于各 向异性混合网格尺度预测, 得到的网格质量满足要求.

关键词 人工神经网络, 网格生成, 网格尺度, 背景网格法, 径向基函数

中图分类号: V211.3 文献标识码: A doi: 10.6052/0459-1879-21-334

UNSTRUCTURED MESH SIZE CONTROL METHOD BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK¹⁾

Wang Nianhua^{*, 2)} Lu Peng^{†, **} Chang Xinghua^{††} Zhang Laiping^{††} Deng Xiaogang^{***}

* (State Key Laboratory of Aerodynamics, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, Sichuan, China)

[†] (School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, Sichuan, China)

(School of Intelligent Manufacturing Engineering, Chongqing University of Arts and Science, Chongqing 402160, China)

^{††} (Unmanned Systems Research Center, National Innovation Institute of Defense Technology, Beijing 100071, China)

**** (Academy of Military Sciences, Beijing 100091, China)

Abstract Automatic mesh generation and adaptation are bottleneck problems restricting computational fluid dynamics (CFD). Grid quality, efficiency, flexibility, automation level, and robustness are several key issues in grid generation.

²⁰²¹⁻⁰⁷⁻¹² 收稿, 2021-08-16 录用, 2021-08-17 网络版发表.

¹⁾ 国家重大专项 (GJXM92579) 和空气动力学国家重点实验室创新基金 (SKLA190104) 资助项目.

²⁾ 王年华, 助理研究员, 主要研究方向: 计算流体力学、非结构网格生成. E-mail: nhwang@skla.cardc.cn

引用格式: 王年华, 鲁鹏, 常兴华, 张来平, 邓小刚. 基于人工神经网络的非结构网格尺度控制方法. 力学学报, 2021, 53(10): 2682-2691 Wang Nianhua, Lu Peng, Chang Xinghua, Zhang Laiping, Deng Xiaogang. Unstructured mesh size control method based on artificial neural network. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(10): 2682-2691

Mesh size control is significant in unstructured mesh generation which directly impacts the mesh quality, efficiency, and solution accuracy. Controlling mesh size by the background grid method requires mesh size defined on a background mesh by solving differential equations and interpolating from background mesh to specific location, which is very tedious and time-consuming in traditional unstructured grid generation. In this paper, two novel mesh size control methods are proposed in terms of efficiency and automation level. Firstly, radial basis function (RBF) interpolation was developed to control mesh size. In order to improve the efficiency of RBF interpolation, the greedy algorithm was applied to reduce the list of reference nodes. Meanwhile, an artificial neural network (ANN) is used to control the mesh size, relative wall distance, and relative mesh size are introduced as input and output parameters for the ANN. Training models are established and samples (2D cylinder and airfoil grids) are generated by commercial software. The relationship is established between wall distance and mesh size by machine learning. Several meshes are generated with the aforementioned three methods, the results demonstrate that the RBF method and the ANN method are 5-10 times more efficient than the background mesh method, which contributes to efficiency improvement of the grid generation process. Finally, the ANN method is extended to mesh size control of anisotropic hybrid grids, which also obtained meshes of good quality.

Key words artificial neural network, mesh generation, mesh size function, background mesh method, radial basis function

引 言

网格生成是计算流体力学 (computational fluid dynamics, CFD) 数值计算的第一步, 也是未来 CFD 六大重要研究领域之一^[1-2]. 在现代 CFD 应用过程中, 自动生成复杂构型的高质量网格 (包括网格自适应) 依然是一个重大挑战性问题. 自动化程度和网格质量是网格生成过程中最重要的两个问题^[3-4]. 据统计, 网格生成通常占据整个计算周期大约 60% 的人力时间, 高度自动化的网格生成方法无疑可以很大程度节约 CFD 计算周期内的人工成本.

网格空间尺度分布控制在网格生成中至关重 要,对于网格质量和流动求解精度影响较大.通常希 望在几何曲率大、流动梯度大等重点区域加密网 格,而在非重点区域则希望网格尽可能稀疏并均匀 过渡.传统的非结构网格尺度控制方法主要有:函数 指定法、插值类方法、背景网格法和根据流场特征 进行自适应等.

函数指定法适用于简单问题的全场网格尺度控制,比如可以指定线性函数控制翼型的网格尺度分布;或用于局部网格尺度控制,比如可以指定几何级数或指数函数对局部网格进行加密^[5].

采用背景网格法^[6-9]进行网格尺度控制,需要先 用规则的矩形结构网格或采用较稀疏的非结构网格 覆盖全计算域,在计算域内分布一定的"点源""线 源"或者"面源"等局部网格分布控制参数,将这些源 视作离散的"热源", 求解热传导方程 (泊松方程), 得 到的稳态解即为全计算域的尺度控制参数分布^[6]. 或者根据局部几何特征 (曲率、狭缝、窄边等信 息)确定局部网格尺度, 再在背景网格上求解网格尺 度满足的梯度限制方程, 将局部网格尺度光滑到全 场, 得到背景网格上的网格尺度分布^[7-9]. 在生成网 格时, 根据控制空间中某点在矩形背景网格中所处 的单元, 通过背景网格的尺度分布插值得到该点处 的网格尺度.

除此之外,还有一些学者提出一些其他形式的 背景网格法.如 Deister 等^[10]提出由最大最小尺度及 最大曲率角对几何进行栅格化,计算得到局部网格 尺度,并存储在自适应的背景笛卡尔网格上.Quadros 等^[11-12]提出采用几何体离散骨架的几何临近信息、 特征尺寸、边界曲率来测量几何复杂度,并根据几 何复杂度生成点源,根据点源确定网格尺度分布,最 终将网格尺度存储在叉树结构的笛卡尔背景网格 上.Ruiz-Girones 等^[13]提出通过在背景网格上求解 一种新的非线性方程来控制四边形网格尺度,等等.

径向基函数 (radial basis function, RBF)^[14-15] 可 用于数据插值, 在已知边界上的网格尺度后, 可用 RBF 方法将边界网格尺度插值到内场, 采用贪婪算 法还可以一定程度提高 RBF 插值的效率, 是一种简 单高效的插值类尺度控制方法.

根据流动特征物理量的梯度量等判据进行网格 自适应^[16-17] 也是控制网格尺度分布的一种有效方 法,能够根据流场变化控制网格疏密,在梯度大的区域生成更密的网格,能够更精细地捕捉流动特征,具有更高的计算精度和适应性,是来重要发展方向之一[18].

近年来,基于人工神经网络的深度学习方法在 工业社会甚至流体力学领域得到广泛研究和应用^[19-21]. 大数据驱动的人工智能方法成为除理论分析、数值 计算和实验技术以外一种新的研究范式,为各个领 域带来了新的研究思路和方法.

在网格生成领域,经过多年的工程实践,已经积 累了大量各种类型的网格数据,这些数据包含了网 格生成规则及技术人员在网格生成方面的知识和经 验,是天然的机器学习训练样本.通过机器学习对网 格生成规则进行学习,可以简化传统算法,提高网格 生成效率^[22].而网格尺度分布的控制也需要技术人 员根据对流动问题的分析和经验合理确定,采用机 器学习方法对网格尺度分布进行控制,有望减少人 工工作量和对人工经验的依赖.

本文从网格质量、效率、灵活性和自动化程 度4个方面综合分析各类网格尺度控制方法的优缺 点.为了克服传统背景网格插值法效率低、自动化 程度不高等方面的不足,本文从效率和自动化程度 角度提出两种网格尺度控制方法.首先将 RBF 插值 方法应用于网格尺度控制,采用贪婪算法对 RBF 插 值参考点序列进行精简,实现高效的 RBF 网格尺度 分布控制方法.进一步将提出一种采用人工神经网 络进行非结构网格尺度控制的方法,通过引入相对 壁面距离和相对网格尺度,初步确定合理的神经网 络输入输出参数,建立人工神经网络训练模型,采用 商业软件生成二维圆柱和二维翼型非结构三角形网 格作为训练样本,通过训练和学习建立起相对壁面 距离和相对网格尺度之间的映射关系,进而实现不 同密度的二维圆柱、不同二维翼型在不同远场大小 情况下的网格尺度分布控制.

1 基于背景网格法的尺度控制方法回顾

背景网格法可采用规则的笛卡尔直角结构网格、非规则的非结构网格或者自适应笛卡尔网格^[9], 各种类型的背景网格各有优缺点,由于规则结构网格求解和插值效率较高而得到广泛使用.

在背景网格上布置"点源"、"线源"或者"面源" 等局部网格分布控制参数,通过求解热传导方程,得 到稳态解即为全流场的尺度控制参数分布^[5].该方 法能够生成分布均匀的网格,且能更灵活地考虑流动局部特征对网格分布的影响.

1.1 背景网格法

以二维问题为例, 网格尺度 S 满足如式 (1) 所示的稳态热传导方程 (泊松方程), 以确保尺度源项的作用在物理空间内光滑分布.

$$\frac{\partial^2 S}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 S}{\partial y^2} = G \tag{1}$$

式中 G 为源项, 定义如式 (2) 所示

$$G_{i,j} = \sum_{n=1}^{N} \Psi_n(S_{i,j}J_n - I_n)$$
(2)

式中下标"i", "j"代表背景网格节点, N 为热源总数, Ψ_n 为第n 个源的强度因子, 函数 $I_n \gtrsim J_n$ 分别定义如下

$$I_n = \begin{cases} S_n / r_n^2, & \text{nodal source} \\ \frac{1}{|l_n|} \int_{l_n} \frac{f(l)}{r^2(l)} dl, & \text{line source} \end{cases}$$
(3)

$$J_n = \begin{cases} 1/r_n^2, & \text{nodal source} \\ \frac{1}{|l_n|} \int_{l_n} \frac{1}{r^2(l)} dl, & \text{line source} \end{cases}$$
(4)

式中*S*和*f*为在各源处的尺度,*r*为背景网格节点到 源的距离, *l*₁为线源长度.

文献 [5] 还提出了考虑方向性的网格密度控制 方法,可以通过改变源的强度函数来实现,具体可参 考文献,本文不再赘述.

因此,采用背景网格法进行网格尺度控制的步骤为:

(1) 在矩形背景网格上采用中心差分离散泊松 方程;

(2) 采用 Gauss-Seidel 超松弛迭代求解离散的 泊松方程,得到背景网格上的网格尺度分布;

(3) 在网格生成过程中, 根据当地位置在背景网 格中插值得到当地网格尺度, 用于控制网格生成过程.

1.2 背景网格法网格生成实例

本节采用二维圆柱、NACA0012 翼型和 30P30N 多段翼型作为考核算例,对背景网格法进行实例测 试.本文算例中采用的三角形网格生成算法为作者 发展的基于 ANN (artificial neural network) 的阵面推 进法^[22],该方法在传统阵面推进法的基础上,通过引 入 ANN 进行生成模式判断和新点预测,减少了相交

第 10 期

(1)将几何边界离散成初始阵元;

(2) 从最小阵面出发,自动选择网格模板点,人 工神经网络根据网格模板判断生成模式并预测新点 坐标;

(3) 根据生成模式、新点坐标和局部网格尺度 生成新网格单元;

(4) 判断新单元是否合适, 合适则更新数据结构;

(5)回到步骤 2,直至所有面变成非活跃面,整个 计算域被网格填满.

图 1~图 3 给出了 3 个算例点源设置示意图和 生成的网格,图中蓝色圆点即为点源所在位置.3 个 算例人工设置的点源数量分别为 12,24 和 44. 图中 背景网格仅作为示意,实际背景网格节点数量需要 根据边界网格尺度进行调整,以确保对网格尺度分 布场的分辨率和插值精度.比如对于在前后缘网格 尺度较小的翼型,背景网格必须足够密才可以有效 反映出空间网格尺度的变化.

在本文三个算例中,背景网格规模分别为 51×51, 301×301 和 401×401.由于是在背景网格上迭代求 解泊松方程,因此背景网格的网格数量直接决定了 迭代求解的效率.

图中结果显示,在人工设置合适的点源参数后,



图 1 圆柱算例点源设置及网格生成情况

Fig. 1 Nodal source settings and corresponding triangular mesh over a 2D cylinder



图 2 NACA0012 算例点源设置及网格生成情况

Fig. 2 Nodal source settings and corresponding triangular mesh over NACA0012 airfoil



Fig. 3 Nodal source settings and corresponding triangular mesh over 30P30N airfoil

可以在背景网格上得到恰当的网格尺度分布.

要说明的是本文暂未采用线源,实际上线源可 以看作按线段排列的具有一定强度分布的点源集 合,因此在处理本文的简单问题时,只采用点源进行 网格尺度的控制,用以说明背景网格法的优缺点.

2 基于 RBF 方法的尺度控制方法

径向基函数是一种常用的插值函数,常用于网格变形的插值^[14-15, 23-24],如图 4 所示即为用 NACA-0012 翼型的 S 型启动来模拟鱼的游动过程,采用 RBF 插值方法将物面的变形插值到空间来生成动网格. RBF 插值方法也可以用于网格尺度的插值控制,在已知边界网格尺度的情况下,求得插值系数矩阵,可将边界尺度插值到整个计算域.



2.1 基于贪婪算法的 RBF 插值方法

RBF 插值方法是比较成熟的插值方法,对于一个变量场,如网格变形情况下的位移场,或网格尺度控制情况下的网格密度场,可以用 RBF 插值公式表示为

$$f(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^{N} w_i \varphi(\|\mathbf{r} - \mathbf{r}_i\|)$$
(5)

其中, N 为参考点数目, $f(\mathbf{r})$ 为某待求点的函数值

报

(网格尺度), r 为待求点的位置矢量, r_i 为参考点的 位置矢量, φ 为 RBF 基函数, $||r - r_i||$ 为参考点与待求 点之间的欧氏距离. w_i 为第 i 个参考点的权重系数.

以网格尺度分布控制为例,权重系数满足

$$\begin{pmatrix} Sp_1 \\ \vdots \\ Sp_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi_{11} & \cdots & \varphi_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{N1} & \cdots & \varphi_{NN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix}$$
(6)

式中*Sp*为各个参考点的网格尺度,参考点通常为边界点,也即边界网格尺度.基函数的类型包括全域型基函数和紧支型基函数,具体可以参考文献 [14-15, 23-24],本文不再赘述.

权重系数的求解通常需要求解系数矩阵的逆, 在参考点数目较大时,会导致求解效率较低,因此可 以引入贪婪算法对参考点进行精简.

基于贪婪算法的 RBF 方法的步骤可简要归纳为:

(1) 初始参考点集为空集, 随机取一边界点作为 初始参考点;

(2) 根据参考点, 采用 RBF 插值计算其他边界 点处的网格尺度;

(3) 由于参考点数目太少, RBF 插值得到的边界 网格尺度与给定值存在一定误差, 找出误差最大的点;

(4) 若误差最大的点不为已有参考点,则将该点 做为新参考点加入参考点序列,否则重新任选一点 加入参考点序列;

(5) 重复步骤(2)~(4), 直到最大误差或者参考 点数目满足要求, 确定最终参考点序列;

(6) 根据最终参考点序列进行 RBF 插值, 得到 空间所有位置的网格尺度分布.

2.2 RBF 方法网格生成实例

本节仍然采用二维圆柱、NACA0012 翼型和 30P30N 多段翼型作为考核算例,对 RBF 方法进行 实例测试. 算例中所采用的三角形网格生成算法仍 为基于 ANN 的阵面推进法,具体可参考文献 [22].

RBF 基函数取为 Wendland's C0, 紧支半径取为 计算域范围大小的 1/4. 网格尺度控制对尺度插值误 差的要求不高,本文以尺度的最大相对误差不超过 5% 为标准,进行参考点序列精简,表1给出了采用 贪婪算法对参考点进行精简的结果,结果显示对于 翼型算例,精简序列后参考点数量至少减少一半, RBF 插值的耗时也减少了近一半,在保证了插值效 果的同时提高了插值效率.

表1 RBF 方法参考点的数目及插值耗时

Table 1 Number of reference nodes and time consumption on

interpola	tion
-----------	------

Case	No. of Ref. nodes		Time consumption/s	
	original	selected	original	selected
cylinder	145	12	1.07	0.16
NACA0012	306	142	2.17	1.44
30P30N	340	162	2.39	1.81

图 5~图 7 给出了精简后的参考点的位置及根据精简参考点进行尺度控制生成的非结构网格. 结果显示 RBF 方法能够根据边界网格尺度插值得到空间的网格尺度, 插值得到的网格尺度分布过渡均匀. 由于初始参考点的选择是随机的, 参考点的分布具有一定的随机性, 但是均能够保证插值误差满足要求.



图 5 圆柱算例精简后的参考点及网格生成情况 Fig. 5 Reference nodes corresponding triangular mesh over a 2D cylinder



图 6 NACA0012 算例精简后的参考点及网格生成情况 Fig. 6 Reference nodes and corresponding triangular mesh over NACA0012 airfoil



图 7 30P30N 算例精简后的参考点及网格生成情况 Fig. 7 Reference nodes and corresponding triangular mesh over 30P30N airfoil

3 基于人工神经网络的尺度控制方法

基于人工神经网络的深度学习具有较强的非线 性拟合能力,能够通过现有样本数据的训练识别出 数据中隐含的非线性映射关系.网格尺度分布实际 上是一个关于几何特征、流场特征的非线性映射, 如图 8 所示,几何特征(物面曲率、狭缝、细小结构 等)可以直接影响网格尺度分布,几何特征也可以决 定流动特征(梯度量等),从而间接决定网格分布.不 同几何外形的网格尺度分布不同,同一几何外形在 不同来流条件(流场特征)情况下,网格尺度分布也 不同.





流场特征与几何外形、来流条件和边界条件相 关,目前采用机器学习方法进行流场预测是一个热 点研究问题^[25-26]. 而根据流场特征确定网格分布则 可以根据网格自适应的相关准则进行,也可以采用 机器学习的方法进行^[27]. 本文初步考虑几何外形对 网格分布的影响,采用 ANN 建立几何特征与网格尺 度分布之间的关系.

3.1 ANN 输入输出参数

Chedid 和 Najiar 等^[28] 曾尝试用 ANN 建立起网 格密度与几何特征之间的关系,如图 9 所示,神经网 络输入考虑了空间点 g_i 到边界点的最小距离δ₁,次 小距离δ₂ 及其对应的夹角a^{*}和a^{**} 及到夹角对应两 边的投影距离 j_{1a}, j_{1b}, j_{2a}和 j_{2b}共 8 个输入参数,输 出该空间点处的网格密度,定义为一定大小区域内 节点的数量.该方法能够较为全面地反映空间点与 边界之间的几何关系 (距离及投影距离),以及空间 点对应的边界处的几何特征 (夹角、曲率),但计算 量较大不利于提高尺度控制效率,同时由于无法网 格局部加密控制,失去了对网格尺度控制的灵活性, 因此优势并未得到发挥.



图 9 文献 [28] 中神经网络的输入参数 Fig. 9 Input parameters for the artificial neural network in Ref. [28]

为提高效率,本文初步选择最小壁面距离 wdist 作为输入参数,网格尺度 Sp 作为输出参数.为提高 ANN 的泛化性,其输入输出参数通常需要进行归一 化操作,本文采用计算域的大小 L_{r_d},远场边界网格 尺度 L_{r_f} 和物面边界网格尺度 L_{r_w} 对输入输出进行 分别归一化.

同时,由于从物面到远场,网格尺度变化较大, 网格尺度相对值可能在 10³ 量级以上,为尽量缩小 输入输出的值域范围,提高 ANN 训练效果,本文对 输入输出参数进行开根号.此外,在物面附近网格尺 度变化快,需要同时考虑物面参考值和远场参考值 进行归一化,具体输入输出参数形式如表 2 所示.

表 2 ANN 输入输出模型



3.2 训练方法及参数

本文基于 Matlab 神经网络训练工具设计全连 接的人工神经网络, 网络含有1个输入层, 1个隐藏 层, 1个输出层. 输入层含有1个神经元, 输出层含 有1个神经元, 隐藏层的神经元数量为10个, 激活 函数采用 Sigmoid 函数, 损失函数为均方误差函数, 训练方法采用 Levenberg-Marquardt 反向传播方法, 该方法比常规的梯度下降反向传播算法训练效率更 高, 具体可以参考文献 [29]. 神经网络的结构如图 10 所示.



力



选择二维圆柱网格和 NACA0012 翼型网格作 为训练样本,如图 11 所示,网格面个数分别为 4295, 3950,每个网格面对应一组样本数据点.网格训练样 本按 70%,15% 和 15% 的比例随机划分为训练集、 测试集和验证集,图 12 给出了在翼型三角形网格训 练集上的 Loss 值及在验证集上的预测精度收敛历 程.结果显示:经过 120 次迭代后,Loss 值及预测误 差均下降到了 0.00158 左右.



图 12 训练 Loss 值和精度收敛历程



3.3 ANN 预测结果

报

基于前述的 ANN 训练结果, 分别预测生成了 不同密度的二维圆柱网格、NACA0012 密网格、 RAE2822 翼型以及三段翼型, 在物面附近和远场均 取得了较好的效果, 同时还能适应不同远场大小的 情况, 如图 13 所示. 算例中所采用的三角形网格生 成算法仍为基于 ANN 的阵面推进法, 具体可参考文 献 [22].

同时,本文还将 ANN 应用于各向异性混合网格 尺度控制,各向异性四边形采用层推进逐层推进生 成^[30-32],而各向同性三角形采用基于 ANN 的阵面推 进生成^[22]. 层推进的推进方向、多方向推进数量均 采用 ANN 预测,同时在凹角处考虑局部推进步长, 避免网格相交,具体方法细节可以参考文献 [30]. 为 与各向同性网格尺度控制相一致,本文将层推进生 成的最后一层网格作为虚拟物面,用于计算最小壁



(a) 不同密度的二维圆柱网格 (a) 2D cylinder with different mesh density





(b) NACA0012 翼型 (b) NACA0012 airfoil







面距离,作为 ANN 控制网格尺度的输入参数.另外, 层推进的网格尺度控制仍然采用指定物面第一层网 格高度和增长率的方式给定.图 14 给出了 NA0012 翼型和 30P30N 三段翼型的生成结果.由图中结果



Fig. 14 Mesh size controlled by ANN model for anisotropic hybrid grids

可见, 网格分布均匀合理, 网格质量满足要求, 说明本文发展的 ANN 方法可应用于各向异性混合网格的尺度控制.

4 背景网格法、RBF 方法与 ANN 方法的 比较

本文分别采用3种方法生成了几个典型几何外 形的非结构网格,其网格生成质量、生成效率、尺 度控制灵活性、自动化程度等情况存在一定差别, 本节对3种方法进行对比分析.

从网格质量的角度,在网格尺度较小的部位,如 翼型前后缘、狭缝等,背景网格法要求加密背景网 格,以分辨最小网格尺度,而 RBF 方法和 ANN 方法 不依赖于背景网格,因此在尺度较小的部位得到的 尺度分布控制效果比采用矩形背景网格要好.

从自动化程度和灵活性角度,采用在背景网格 上设置点源控制网格分布,对分布的控制最为灵活, 能够根据几何特征和流场特征预先设置点源来改变 网格分布.而背景网格法需要人工设置点源,本文算 例中,在远场和翼型附近人工设置数十个点源,每个 点源人为给定强度、位置等参数,需要一定的经验, 自动化程度较低.而 RBF 方法和 ANN 方法只需要 给定离散的边界节点,就可以得到空间网格尺度分 布,自动化程度相对较高,但是灵活性较低.

从网格生成效率的角度,背景网格法需要在笛 卡尔网格上迭代求解泊松方程,在背景网格很密时, 求解效率较低.而 RBF 方法虽然需要求解矩阵的逆, 但在引入贪婪算法之后,参考点数量减少, RBF 方法 的效率得到提高. ANN 方法虽然需要求解最小壁面 距离,但壁面距离的值并不需要十分精确,因此可以 采用一些近似求法,也可以达到更高的效率.

表 3 给出了 3 种方法在生成网格过程中尺度控制所耗费的时间,由于每种方法生成的网格单元数存在一定差异,因此表中也给出了网格单元数量.

表33种方法控制网格尺度耗时对比

Table 3 Efficiency comparison of the three methods

Case	Background mesh method	RBF method	ANN method	
	(s/cell)	(s/cell)	(s/cell)	
cylinder	0.60/2889	0.16/2427	0.44/2875	
NACA0012	5.31/4680	1.44/4840	0.82/4390	
30P30N	14.77/6121	1.81/6050	1.03/4752	

背景网格法耗时基本由背景网格的规模及点源的数量决定.在本文三个算例中,背景网格规模为51×51,301×301和401×401,点源的数量大致为20个,因此在采用背景网格法时,翼型算例耗时明显增加.

由表 3 中数据可见, 在背景网格数量较少时, 背景网格法的效率较高, 但是随着背景网格数量和点源数量的增加, 背景网格法效率明显下降. 相较于传统背景网格法, RBF 方法和 ANN 方法的耗时明显减少, 耗时仅为背景网格法耗时的 1/10~1/5, 网格尺度控制效率相应提高了 5~10 倍. 而且, 在外形相对复杂的情况下, ANN 方法展现了更好的控制效率. 可以预见, 在三维复杂外形情况下, ANN 的控制效果和效率会更高.

5 总结与展望

本文提出了一种采用 ANN 进行网格尺度分布 控制的方法,初步确定了合理的神经网络输入输出 参数,基于 Matlab 建立人工神经网络模型,采用商 业软件生成二维圆柱和 NACA0012 翼型非结构三 角形网格作为网格密度训练样本,通过训练和学习 建立起壁面距离和网格尺度的映射关系,实现了不 同密度的二维圆柱和不同二维翼型的网格尺度预 测.同时,发展了基于 RBF 方法的网格尺度控制方 法,采用贪婪算法对插值参考点序列进行精简,将 RBF 插值效率提高了一倍.

与传统背景网格法相比,基于 ANN 方法和 RBF 方法的网格尺度预测效率提高 5~10 倍,有助于进一 步提高网格生成效率.最后将基于 ANN 的网格尺度 控制方法拓展应用于各向异性混合网格的尺度控 制,得到的网格质量满足要求,证明了方法的实用性.

展望 ANN 方法在尺度分布控制领域的应用前 景,在以往的 CFD 研究和工程实践中,已经积累了 大量各种类型的网格,其中包含了网格尺度分布信 息.对己有的网格数据按照几何外形进行分类,训练 得到可以处理不同类别几何外形的神经网络,在需 要对新的几何外形进行网格尺度控制时,只需选择 已经训练好的该类别的神经网络即可高效快速完成 尺度控制.进一步还可以考虑流场特征 (来流条件), 对神经网络的适用范围进行细分,使得其能够同时 考虑几何外形和流场特征进行尺度控制.

可以进一步考虑物面几何曲率、局部特征尺

寸(窄边、狭缝)等参数,提高神经网络的泛化性,同时研究通过神经网络进行流场预测,并根据流场特征进行网格自适应.

参考文献

- 张来平, 常兴华, 赵钟等. 计算流体力学网格生成技术. 北京: 科学 出版社, 2017 (Zhang Laiping, Chang Xinghua, Zhao Zhong, et al. Mesh Generation Techniques in Computational Fluid Dynamics. Beijing: Science Press, 2017 (in Chinese))
- 2 Slotnick J, Khodadoust A, Alonso J, et al. CFD vision 2030 study: a path to revolutionary computational aero-sciences. 2014, NASA/CR– 2014-218178
- 3 Chawner JR, Taylor NJ. Progress in geometry modeling and mesh generation toward the CFD vision 2030//AIAA Aviation Forum, June, 2019, Texas
- 4 Baker TJ. Mesh generation: art or science. *Progress in Aerospace Science*, 2005, 41(1): 29-63
- 5 Pirzadeh S. Advanced unstructured grid generation for complex aerodynamic applications. *AIAA Journal*, 2010, 48(5): 904-915
- 6 Pirzadeh S. Structured background grids for generation of unstructured grids by advancing front method. *AIAA Journal*, 1993, 31(2): 257-265
- 7 Chen JJ, Liu ZW, Zheng Y, et al. Automatic sizing functions for 3D unstructured mesh generation. *Proceedia Engineering*, 2017, 203: 245-257
- 8 Chen JJ, Xiao ZF, Zheng Y, et al. Automatic sizing function for unstructured mesh generation. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2017, 109: 577-608
- 9 Persson P. Mesh size functions for implicit geometries and PDEbased gradient limiting. *Engineering with Computers*, 2006, 22: 95-109
- 10 Deister F, Tremel U, Hassan O, et al. Fully automatic and fast mesh size specification for unstructured mesh generation. *Engineering with Computers*, 2004, 20: 237-248
- 11 Quadros WR, Shimada K, Owen SJ. Skeleton-based computational method for the generation of a 3D finite element mesh sizing function. *Engineering with Computers*, 2004, 20: 249-264
- 12 Quadros WR, Vyas V, Brewer M, et al. A computational framework for automating generation of sizing function in assembly meshing via disconnected skeletons. *Engineering with Computers*, 2010, 26: 231-247
- 13 Ruiz-Girones E, Roca X, Sarrate J. Preserving isotropic element size functions in adaptivity, quadrilateral and hexahedral mesh generation. *Advances in Engineering Software*, 2013, 65: 168-181
- 14 Rendall T, Allen CB. Efficient mesh motion using radial basis functions with data reduction algorithms. *Journal of Computational Physics*, 2009, 228(17): 6231-6249
- 15 Rendall T, Allen CB. Reduced surface point selection options for efficient mesh deformation using radial basis functions. *Journal of Computational Physics*, 2010, 229(8): 2810-2820
- 16 张扬,张来平,赫新等. 基于自适应混合网格的脱体涡模拟. 航空 学报, 2016, 37(12): 3605-3614 (Zhang Yang, Zhang Laiping, He Xin, et al. Detached eddy simulation based on adaptive hybrid grids. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(12): 3605-3614 (in Chinese))

- 17 Mavriplis DJ. Unstructured grid techniques. Annual Review of Fluid Mechanics, 1997, 29: 473-514
- 18 Chawner JR, Michal TR, Slotnick JP, et al. Summary of the 1st AI-AA geometry and mesh generation workshop (GMGW-1) and future plans//2018 AIAA Aerospace Sci-ences Meeting. 2018: 0128
- 19 张伟伟, 寇家庆, 刘溢浪. 智能赋能流体力学展望. 航空学报, 2021, 42(4): 26-71 (Zhang Weiwei, Kou Jiaqing, Liu Yilang. Prospect of artificial intelligence empowered fluid mechanics. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 26-71 (in Chinese))
- 20 谢晨月, 袁泽龙, 王建春等. 基于人工神经网络的湍流大涡模拟方 法. 力学学报, 2021, 53(1): 1-16 (Xie Chenyue, Yuan Zelong, Wang Jianchun, et al. Artificial neural network-based subgrid-scale models for large-eddy simulation of turbulence. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(1): 1-16 (in Chinese))
- 21 张珍, 叶舒然, 岳杰顺等. 基于组合神经网络的雷诺平均湍流模型 多次修正方法. 力学学报, 2021, 53(6): 1532-1542 (Zhang Zhen, Ye Shuran, Yue Jieshun, et al. A combined neural network and multiple modification strategy for Reynolds-averaged Navier-Stokes turbulence modeling. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(6): 1532-1542 (in Chinese))
- 22 王年华, 鲁鹏, 常兴华等. 基于机器学习的非结构网格阵面推进生 成技术初探. 力学学报, 2021, 53(3): 740-751 (Wang Nianhua, Lu Peng, Chang Xinghua, et al. Preliminary investigation on unstructured mesh generation technique based on advancing front method and machine learning methods. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(3): 740-751 (in Chinese))
- 23 Zhang LP, Chang XH, Duan XP, et al. Applications of dynamic hybrid grid method for three-dimensional moving/deforming boundary problems. *Computers & Fluids*, 2012, 62: 45-63

- 24 Zhao Z, Chang XH, He L, et al. An efficient large-scale mesh deformation method based on MPI/OpenMP hybrid parallel radial basis function interpolation. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, 33(5): 1392-1404
- 25 Sekar V, Jiang QH, Shu C, et al. Fast flow field prediction over airfoils using deep learning approach. *Physics of Fluids*, 2019, 31(5): 057103
- 26 Zhu LY, Zhang WW, Kou JQ, et al. Machine learning methods for turbulence modeling in subsonic flows around airfoils. *Physics of Fluids*, 2019, 31(1): 015105
- 27 Fidkowski KJ, Chen GD. Metric-based, goal-oriented mesh adaptation using machine learning. *Journal of Computational Physics*, 2021, 426: 109957
- 28 Chedid R, Najjar N. Automatic finite-element mesh generation using artificial neural networks—Part I: Prediction of mesh density. *IEEE Transactions on Magnetics*, 1996, 32(5): 5173-5178
- 29 Hagan MT, Menhaj M. Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(6): 989-993
- 30 Lu P, Wang NH, Chang XH, et al. An automatic isotropic/anisotropic hybrid grid generation technique for viscous flow simulations based on an artificial neural network. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2021.05, in press
- 31 Pirzadeh S. Unstructured viscous grid generation by the advancing layers method. *AIAA Journal*, 1994, 32(8): 1735-1737
- 32 甘洋科, 刘剑飞. 黏性边界层网格自动生成. 力学学报, 2017, 49(5): 1029-1041 (Gan Yangke, Liu Jianfei. Automatic viscous boundary layer mesh generation. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2017, 49(5): 1029-1041 (in Chinese))