

基于神经网络的减阻沟槽壁面形状优化

李超群¹, 唐 硕¹, 李 易¹, 耿子海^{2,3}

(1. 西北工业大学 航天学院, 西安 710072;

2. 西北工业大学 航空学院, 西安 710072;

3. 中国空气动力研究与发展中心 低速空气动力研究所, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 针对沟槽外形减阻问题,采用基于神经网络的方法对沟槽壁面形状进行外形优化。模型采用槽道流动模型,控制方程为黏性不可压缩 Navier-Stokes(NS)方程,流动求解采用直接数值模拟(DNS)方法,对于对流项的离散采用紧致 4 阶中心格式,对黏性项的离散采用 4 阶中心格式,时间推进采用 3 阶 Runge-Kutta 格式。在神经网络优化过程中,约束方程为不可压 NS 方程,采用基于在线学习的自适应控制器,使用基于抑制展向切应力的控制律,控制量的产生由壁面变形提供。优化结果表明,壁面最大减阻效果可达 17.41%。对于优化后的壁面,湍流强度降低了 19.68%,同时壁面的涡量与雷诺切应力亦有所降低。由于湍流流动非定常,因此优化得到的壁面形状亦是时变的,但变化的过程中整体上仍呈现流向沟槽的形状。

关 键 词: 神经网络; 槽道流动; 壁面形状优化; 减阻沟槽; 流动控制

中图分类号: V211.3

文献标志码: A

Sub-optimization of riblet shape based on neural networks

LI Chaoqun¹, TANG Shuo¹, LI Yi¹, GENG Zihai^{2,3}

(1. School of Astronautics,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Aeronautics,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

3. Low Speed Aerodynamics Institute,

China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: For the riblet drag reduction, a neural network-based method was used to optimize the shape of the riblet surface. This work employed the channel flow model and the governing equations were the viscous incompressible Navier-Stokes (NS) equations. The turbulent flow inside the channel was resolved by the direct numerical simulation (DNS) method. According to the numerical method, a compact fourth-order central scheme was used for the discretization of the convective term, a fourth-order central scheme was applied to the discretization of the viscous term, and a third-order Runge-Kutta scheme was employed for the time advancement. In the neural network sub-optimization process, the constraint equation was the incompressible NS equation, and an adaptive controller based on online learning was used. In the optimization procedure,

收稿日期:2021-11-30

基金项目:装备预研

作者简介:李超群(1995—),男,博士生,主要从事微结构壁面减阻与优化研究。

通信作者:李易(1984—),男,副教授,博士,主要从事飞行器设计研究。E-mail:dr_liyi@nwpu.edu.cn

引用格式:李超群,唐硕,李易,等. 基于神经网络的减阻沟槽壁面形状优化[J]. 航空动力学报,2022,37(3):639-648. LI Chaoqun, TANG Shuo, LI Yi, et al. Sub-optimization of riblet shape based on neural networks[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(3):639-648.

the control law was based on weakening the spanwise shear stress, and the control quantities were provided by the wall deformation. The optimization results demonstrated that the maximum wall drag reduction reached 17.41%. For the wall optimization, the turbulence intensity was reduced by 19.68%, besides, the vorticity and Reynolds shear stress at the wall also declined. Since the turbulent flow was unsteady, the shape of the optimized wall also varied with time, but the overall shape of the riblets still illustrated a streamwise riblet-like configuration.

Key words: neural networks; channel flow; shape sub-optimization; drag-reducing riblet; flow control

减阻增升对于提升飞行器的性能具有重要意义,而流动控制可有效改善其阻力特性^[1],其中以沟槽壁面为代表的微结构壁面减阻是流动控制中的有效方式之一^[2]。

对于流向沟槽减阻,先后有诸多实验对沟槽的减阻机理以及最佳外形进行了研究。Walsh^[3-4]进行了大量的实验发现当壁面微结构可抑制近壁面的湍流脉动,并且当沟槽无量纲高度(h^+)和宽度(s^+)为15时,沟槽壁面减阻效果可达8%,此时为最佳减阻效果。Luchini等^[5]通过对实验数据进行分析,提出了一种可以评估边界层与沟槽壁面相互作用的数学模型。常跃峰等^[6]通过热线法测量了沟槽表面的速度分布,结果表明沟槽壁面能够减小壁面摩擦应力,能够控制缓冲区之内的湍流流动。王晋军等^[7]通过实验发现流向涡的横向运动被抑制,壁湍流强度减弱。Cui等^[8]通过对边界层测量发现沟槽使得流向涡的数目减小。王二丹等^[9]通过高时间分辨率粒子图像测速技术(TRPIV)对超疏水壁面的流动就进行测量,发现发卡涡展向涡头俯仰角较小,近壁区相干结构的发展受到抑制。

对于实际的外形,沟槽壁面仍有良好的减阻效果。Sundaram等^[10]与Subashchandar等^[11]发现沟槽壁面对NACA 0012翼型以及GAW(2)翼型具有良好的减阻效果。Zhang等^[12]通过大涡模拟对覆有沟槽的Eppler E374翼型进行数值模拟,结果表明沟槽可以降低翼型总阻力,而其压差阻力分量有所增加。张子良等^[13]采用基于滑移边界的壁面模化方法对沟槽边界进行了建模,沟槽壁面使得黏性底层增厚,提升了翼型的气动性能。

对于沟槽减阻机理的研究,直接数值模拟方法是一项重要手段。针对近壁面湍流流动,Jiménez等^[14]提出了槽道湍流模拟所需最小尺寸,Carlson等^[15]使用最小槽道模型对壁面湍流进行了模拟,Kim等^[16]对槽道流动进行了直接数值模

拟(DNS),其中摩擦雷诺数 $Re_\tau=180$,该工作证明了槽道流动可以较精确地解析平板壁面湍流流动。对于沟槽的减阻机理与近壁面湍流特点,Choi等^[17],Chu等^[18]以及Goldstein等^[19]采用DNS对覆有沟槽面的槽道流动进行了解析,发现槽道模型可以有效地模拟并对比沟槽与光滑平面的近壁面湍流情况,同时DNS可以获得沟槽壁面精确的湍流统计数据。

流向涡与湍流边界层的摩擦力增长有关,由于流向涡与展向切应力有关,Choi等^[20]提出了一种基于展向速度法向导数的控制律,该控制律采用壁面吹/吸气的方式实现;控制律的实现需要壁面与流动发生相互作用,因此非光滑壁面与流动的作用也可以成为一种控制力,基于该思想,Endo等^[21]采用变形壁面的方法提供所需控制量,使得减阻效果达到12%,优化后的壁面局部呈现出流向沟槽的形状。Kang等^[22]采用Choi等^[20]提出的控制方法,通过壁面变形产生相应的控制力,这种方法虽然产生了型阻,但此时黏性阻力占比较大,因而该壁面整体上仍然产生减阻效果。这些控制方法均通过施加法向速度的方式来抵消流向涡的涡量,进而抑制近壁面的动量输运,达到抑制湍流流动提高减阻效果的目的。

湍流流动中流场是非定常的,基于壁面展向切应力的控制律产生的控制过程也是非定常的,因此这种方法优化出的控制量也是非定常的。此时这种方法优化得到的壁面形状也会随着改变,因此这种方法是一种主动控制方法,而非被动控制方法。

对于解决优化问题与预测问题,机器学习方法发挥着越来越重要的作用。Lee等^[23]基于神经网络采用该控制律对壁面吹/吸气进行研究,其结果均表明采用该控制律可使减阻效果达到20%~25%。同样地,Han等^[24]采用卷积神经网络的方法对槽道湍流吹/吸气减阻进行了研究,最

高减阻效果可达19%。可以发现通过一定的控制律可以使平板的阻力大大降低。Rabault等^[25]使用深度强化学习方法对圆柱流动进行了主动控制,发现减阻效果可达8%。Viquerat等^[26]使用深度学习的方法对变形机翼进行了直接优化以获得增升效果。

为有效降低壁面阻力,本文采用微结构壁面的方法对湍流进行抑制。基于Choi等^[20]提出的控制方法,采用神经网络的方法对控制律与减阻效果进行学习训练,以优化壁面形状。

本文首先对控制方法与槽道流动模型进行介绍;然后对神经网络优化模型进行分析;随后对优化结果进行对比;最后分析了优化后壁面湍流流动的统计数据,并进行总结。

1 数值方法

本节对优化过程中涉及的流场求解方法进行描述,给出了流动控制方程、计算格式、计算区域与控制律等相关内容。

1.1 控制方程

流体的流动可以使用NS方程与能量方程进行描述,但对于本文所研究的低速黏性不可压缩流动,控制方程由连续方程以及动量方程构成。本文针对微分形式的控制方程,使用有限差分法求解。求解前,使用槽道模型的半高度 δ 、密度 ρ_1 、槽道中线速度 U_1 和动力黏度 μ_1 对NS方程进行无量纲化处理。

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_i}{\partial t} + u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} &= -\frac{\partial p}{\partial x_j} + \frac{1}{Re} \cdot \frac{\partial^2 u_i}{\partial x_j^2} \\ \frac{\partial u_i}{\partial x_i} &= 0 \end{aligned} \quad (1)$$

其中 x_j 为空间坐标(使用 δ 进行无量纲化); u_i 为瞬时速度矢量的 x 分量、 y 分量以及 z 分量(使用 U_1 进行无量纲化); p 为压强(使用 $\rho_1 U_1^2$ 进行无量纲化); Re 为雷诺数,且定义为 $Re = \rho_1 U_1 \delta / \mu_1$ (基于槽道半高度与中心线处的速度), t 为时间。

1.2 计算格式

本文研究对象为低速黏性不可压缩流动,需要对近壁面的湍流进行精确解析,同时计算过程中需要耦合神经网络进行优化求解,因此本文采用高阶格式提高求解精度。分别在空间离散、时间推进、黏性项离散采用4阶、3阶与4阶格式。

不妨令 f 表示速度的任一分量,对于对流项的离散,本文采用紧致4阶中心格式^[27-28],即

$$\frac{1}{4} f'_{i-1} + f'_i + \frac{1}{4} f'_{i+1} = \frac{3}{2} \frac{f_{i+1} - f_{i-1}}{2\Delta h} \quad (2)$$

其中 f_i 表示节点 i 处的速度值, f'_i 表示速度的1阶导数, Δh 表示空间步长。

时间推进格式采用3阶TVD(total variation diminishing)型Runge-Kutta格式,即

$$\begin{aligned} f^{(1)} &= f^n + \Delta t L(f^n) \\ f^{(2)} &= \frac{3}{4} f^n + \frac{1}{4} f^{(1)} + \frac{1}{4} \Delta t L(f^{(1)}) \\ f^{n+1} &= \frac{1}{3} f^n + \frac{2}{3} f^{(2)} + \frac{2}{3} \Delta t L(f^{(2)}) \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $f^{(1)}$ 、 $f^{(2)}$ 表示中间步的速度值, f^n 、 f^{n+1} 分别表示第 n 和第 $n+1$ 时间步的速度值, Δt 表示时间步长, $L(f)$ 代表离散方程的右端项。

对于黏性的离散,采用4阶中心格式,即

$$f_i'' = \frac{-f_{i-2} + 16f_{i-1} - 30f_i + 16f_{i+1} - f_{i+2}}{12(\Delta h)^2} \quad (4)$$

其中 f_i'' 表示速度的2阶导数。

1.3 计算区域

为解析沟槽近壁面湍流,本文采用槽道流动模型,如图1所示。本文模拟中,基于槽道半高度的雷诺数 $Re=5000$,该槽道模型的尺寸为 $L_x \times L_y \times L_z = 2\pi\delta \times 2\delta \times \frac{1}{2}\pi\delta$,其中 L_x 、 L_y 和 L_z 分别代表槽道的流向、法向和展向尺寸;上壁面位于 $y=\delta$ 处,下壁面由于经过优化之后形状发生改变,其优化前的基准平面所在位置为 $y=-\delta$ 。该尺寸大于Jiménez等^[14]所提出的最小尺寸,并且该尺寸也大于文献[17-19]中DNS计算所采用的尺寸,故可以认为该尺寸满足该雷诺数下湍流模拟所需最小尺度。网格节点分布为 $301 \times 201 \times 151$,其中流向与展向采用均匀网格,法向采用双曲正切网格。沿流向网格尺寸为 $\Delta x^+ = 0.98$;沿展向网格尺寸为 $\Delta z^+ = 0.49$;在法向上近壁面无量纲尺寸为 $\Delta y^+ = 0.91$ 。

在该模型中, x 方向(流向)与 z 方向(展向)为周期边界,即

$$\begin{cases} \phi|_{x=0} = \phi|_{x=L_x} \\ \phi|_{z=0} = \phi|_{z=L_z} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\phi|_{x=0}$ 与 $\phi|_{x=L_x}$ 分别表示流场在入口与出口的物理量, $\phi|_{z=0}$ 与 $\phi|_{z=L_z}$ 分别表示槽道模型左侧壁面与右侧壁面的物理量。

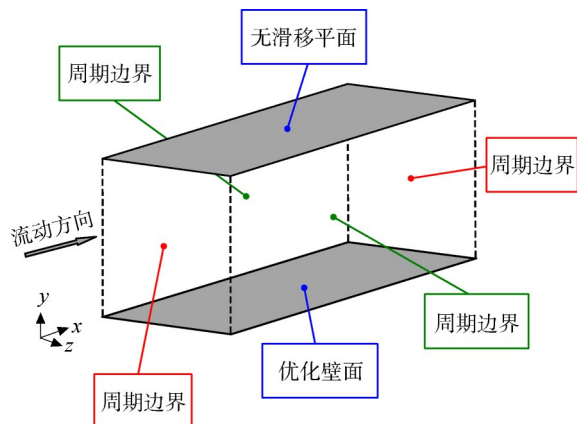


图1 槽道流动模型

Fig.1 Channel flow model

上壁面为不施加控制无滑移平面,满足如下条件:

$$u_i = 0 \quad (6)$$

下壁面为控制施加壁面,由于壁面形状是非定常,下壁面任意一点的法向位置为

$$y_{lw} = -\delta + \Delta y \quad (7)$$

其中 y_{lw} 表示下壁面任意位置处的法向坐标, Δy 表示优化过程中的壁面变形量。

变形的过程中,壁面仅沿法向变形,因而壁面存在法向速度,不满足通常的无滑移壁面条件,即

$$\begin{cases} u_1 = u_3 = 0 \\ u_2 = \frac{\partial y}{\partial t} \end{cases} \quad (8)$$

1.4 控制方法

Lee等^[23]基于壁面吹/吸的方式提出了一种简便的控制方法,如图2所示。该方法通过识别流向涡诱导的流体法向运动并加以控制以实现湍流的抑制。

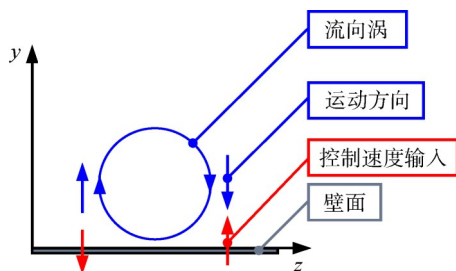


图2 法向速度控制律示意图

Fig.2 Schematic plot of control law for normal component of velocity

该方法针对流向涡,流向涡两侧的运动速度方向相反,在流体向下运动的一侧施加向上的法

向速度,在流体向上运动的一侧施加向下的法向速度,通过这种方式以削弱甚至抵消流向涡的旋转,进而抑制湍流。

Lee等^[23]采用的是直接吹/吸的方式产生法向的速度进而对流动进行控制,与之不同,在本文中,则是通过壁面运动的方式产生法向的控制速度。因此本文中依然采用文献[20]中的控制方法,该控制方法可表述为

$$\hat{v}_{i,k} = C \sum_{l=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} W_l \frac{\partial w}{\partial y} \bigg|_{i,k+l} \quad (9)$$

其中 $\hat{v}_{i,k}$ 表示法向控制速度的大小; C 为决定控制速度幅值的比例因子; i, k 分别表示节点的流向与展向位置; l 为控制所用节点相对位置; N 表示控制点临近的点的数目; W_l 表示临近点对应的权重,代表了不同的点对控制速度影响程度。不同节点的权重可由如理论优化值确定,如下:

$$W_l = A \frac{1 - \cos(\pi l)}{l} \quad (10)$$

其中 A 为决定权重幅值的比例因子。

2 神经网络优化

本文工作采用神经网络优化的方式对控制律与控制效果进行优化,本节对所采用的神经网络模型、训练数据以及训练过程进行展示与讨论。

2.1 神经网络模型

在本节,对一个适用于学习壁面切应力与壁面运动之间的相关性的神经网络模型进行了构建,通过学习已有的湍流流动数据来构建壁面切应力与壁面变形之间的关系。神经网络模型有离线型(off-line)与在线型(on-line)学习模型,由于本文求解的湍流流动为非定常流动,因此更适合采用在线模型进行优化求解,该模型与数值计算耦合求解过程如图3所示。

本文基于PyTorch平台,耦合计算流体力学(CFD)数值求解,基于已有流场数据,采用神经网络对控制律进行优化。其中优化模型产生的输出作为输入耦合到DNS求解器中,随后DNS求解器求解所得流场数据一方面作为反馈输入至优化模型中的优化算法,另一方面直接输入神经网络模型中,随后产生新的控制量。其中神经网络采用的是两层完全连接的模型,每层包含512个神经元。优化模式采用在线优化模式,由于流场为非定常,因此在该控制模式中的权重在求解过程中会发生相应的变化,但是会在一定数目的时

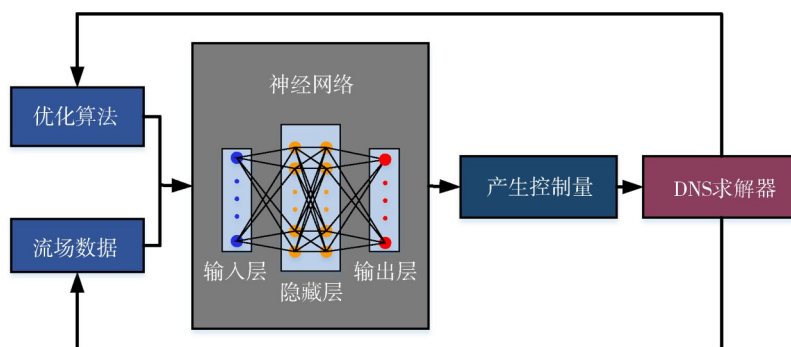


图3 神经网络优化模型示意图

Fig.3 Schematic presentation of sub-optimization model using neural networks

间步之后趋于稳定。

2.2 训练数据

Lee等^[23]与Lorang等^[29]进行壁面吹/吸控制时的训练数据为施加控制的数据,但是Han等^[22]采用的是完全发展的湍流流场作为训练数据,其结果表明未施加控制的湍流流场作为训练数据并不影响神经网络的优化结果,因此本文采用未施加控制的流场数据作为训练数据。该训练数据同样采用文中第1.2节的数值格式通过直接数值模拟得到,但此时,上、下壁面均为无滑移平面。为表明该完全发展的槽道湍流的有效性 with 准确性,将所得数据与Kim等在文献[16]中所得数据进行对比,对比内容为壁面上方平均流向速度 u^+ 与均方根速度脉动(root-mean-square velocity fluctuations) u_{rms} 、 v_{rms} 与 w_{rms} 分布,如图4所示。

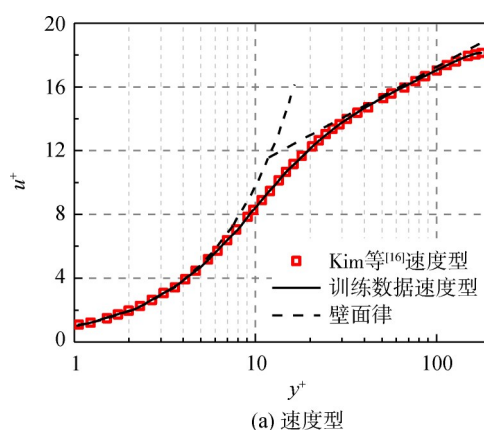
通过该图可以发现,本文所用的槽道湍流数据与Kim等^[16]以及壁面律符合程度较好,表明所采用槽道模型的尺寸满足模拟完全发展的湍流,该槽道模型可应用于湍流的模拟与优化;同时,表明该数据品质良好,可以作为训练数据进行优化问题分析;并且该求解器具有较高精度,可用于壁湍流解析。对于该优化问题,本文采用5 000组时间间隔为 $\Delta t = 0.001$ 的数据集作为训练数据。

2.3 训练与学习

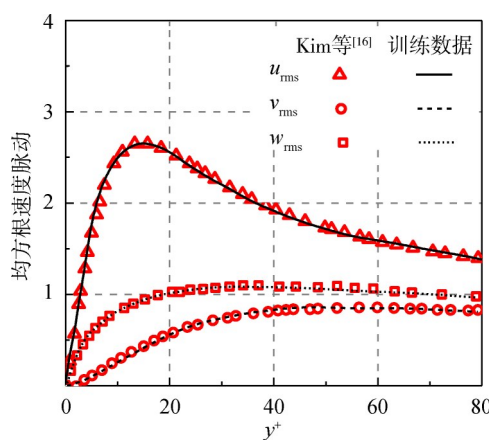
平板槽道流动作为神经网络学习的输入数据,输出数据为优化后的流场数据。在壁面形状优化过程中,对于下壁面的所有网格点均进行数值优化,本文采用的误差函数如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j \sum_k e^{\lambda |v_{jk}^{des}|} (v_{jk}^{des} - v_{jk}^{net})^2 \quad (11)$$

其中 E 为误差函数; v_{jk}^{net} 为神经网络输出的速度值; v_{jk}^{des} 为期望速度分布,该值通过采用Choi等^[20]提出的主动控制方法求得,以此作为优化工作的



(a) 速度型



(b) 湍流强度

图4 训练数据速度型、湍流强度与Kim等^[16]数据对比Fig.4 Comparison of velocity profile and turbulence intensity of training data with Kim, et al.^[16]

目标速度场分布; $e^{\lambda |v_{jk}^{des}|}$ 为权重,该权重采用指数加权的方式,并且期望值越大,权重越高。根据Lee等^[23]的结果, $\lambda = 5$ 为最优结果,因此在本文中,参考该值,取 $\lambda = 5$ 。

本文对权重分布分别为 5×1 、 7×1 与 9×1 的情况进行了优化。通过神经网络,使得输出流

场值与期望流场差量最小化。

3 优化结果

本节对优化后的结果进行展示,给出了收敛后的权重分布,通过壁面剪切率来判定计算过程的收敛性,并给出了在不同权重下的减阻优化结果。

3.1 权重分析

由于本文采用的是在线的优化模式,权重在优化的过程中发生改变,经过一定的时间之后,权重便趋于稳定。权重初始值由式(10)得到,稳定后的权重如图5所示。其中,不同情况的权重均使用理论最优权重中的最大值进行无量纲化。

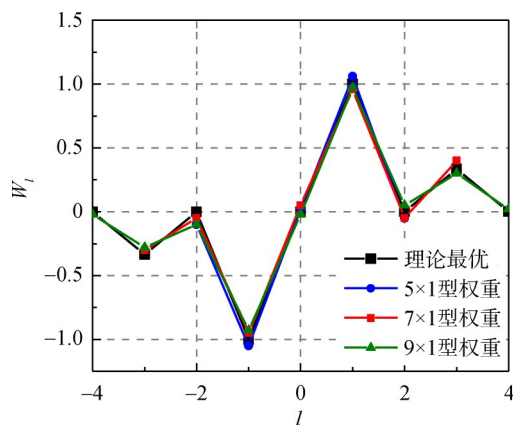


图5 神经网络权重

Fig.5 Weights in neural networks

通过图5可以发现,经过在线优化之后,新的权重在原权重的基础上发生改变,但是与原权重较为接近。

3.2 壁面剪应力

对于不同数目的权重,优化过程中的壁面剪切率 $(\partial u / \partial y)_w$ 收敛过程如图6所示,可以发现施加优化之后,流场在30个时间步长内便趋于稳定,因此可以认为优化后的流场已经处于统计平衡状态。同时,从该图中可以发现,与光滑壁面相比,优化后的壁面剪切率整体有所下降。

3.3 减阻效果

对于变形壁面的减阻效果,采用如下公式评估:

$$\eta = \frac{D_n - D_f}{D_f} \times 100\% \quad (12)$$

其中 η 为减阻率; D_n 为神经网络优化后壁面的阻力; D_f 为平板壁面的阻力。那么, $\eta < 0$ 对应减阻

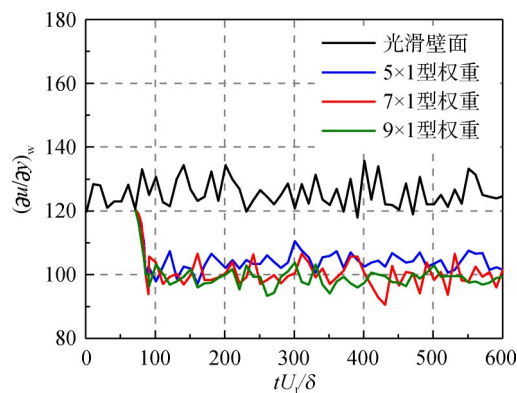


图6 壁面剪切率随时间变化

Fig.6 Variation of wall shear rate with time

效果;若 $\eta > 0$,则对应增阻效果。本文优化过程中壁面形状发生了改变,因此 D_n 包含了黏性阻力与压差阻力。

经过优化后的对比结果如表1所示。

表1 优化结果

Table 1 Results of optimization

情况	权重	减阻效果/%
A	5×1	-16.54
B	7×1	-17.41
C	11×1	-17.32

如表1所示,在采用神经网络控制的情况下,阻力有明显降低,并且在采用7×1型权重的情况下,减阻效果可达17.41%,下文对该情况中的优化结果进行分析。

4 优化结果分析

本节对优化所得流场情况进行详细分析。对于无控壁面与优化壁面,在流场的统计特性达到稳定时,开始记录用于分析流场统计特性的数据。本节针对500个无量纲时间步长(tU_f/δ)内的流场结果进行统计,随后讨论和分析了速度型、自相关系数、湍流强度、涡量分布、雷诺切应力等特性,最后展示了优化过程中的壁面形状。

4.1 自相关系数

自相关系数表示不同位置处的速度的自相关程度,对于完全发展的湍流,相对位置足够远的物理量应当是独立的,即不具有自相关性。因此对于湍流流动,自相关性系数是描述以及衡量湍流是否完全发展的一个重要参数^[30]。此处自相关性指的是脉动量的自相关性,以流向速度沿展向的

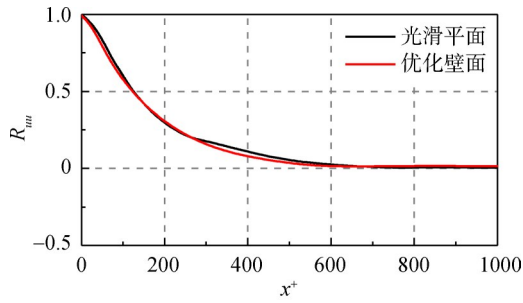
自相关性系数为例,其定义为

$$R_{uu}(z, z + \Delta r) = \frac{\overline{u'(x, y, z)u'(x, y, z + \Delta r)}}{\overline{u'(x, y, z)^2}} \quad (13)$$

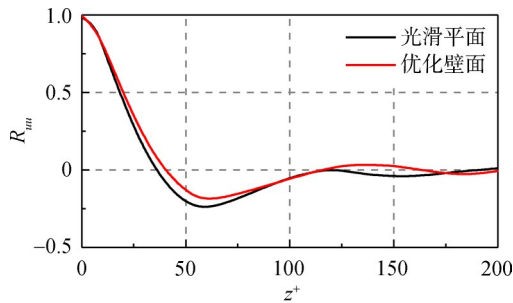
其中 $R_{uu}(z, z + r)$ 为流向速度脉动的自相关系数, x, y, z 为流场的空间位置, Δr 为沿展向的距离, $\overline{u'(x, y, z)^2}$ 为 (x, y, z) 处流场的速度脉动的2阶矩, $\overline{u'(x, y, z)u'(x, y, z + \Delta r)}$ 为流场中 (x, y, z) 处与 $(x, y, z + \Delta r)$ 处流向速度脉动量乘积的系综平均。对于其他速度分量沿法向或展向的自相关性系数定义相似。

由式(13)可以发现,该系数绝对值小于1(根据 Schwarz 不等式),并且其绝对值越接近1,说明二者自相关性越强,反之越弱,当其值为0时,说明两处速度脉动不具有统计意义上的自相关性。

通过对流场数据分析,以流向速度沿流向和展向的自相关性系数为例,不施加控制的平面湍流(光滑平面)与施加控制的平面湍流(优化壁面)的自相关性如图7所示,其中横轴为流向位置(如图7(a)所示)与展向位置(如图7(b)所示),纵坐标为流向速度脉动的自相关系数 R_{uu} 。图7中绘



(a) 沿流向分布



(b) 沿展向分布

图7 流向速度沿流向与展向的自相关性($y^+ = 20$)

Fig.7 Correlations of streamwise velocity in streamwise direction and spanwise direction ($y^+ = 20$)

制了离开壁面无量纲高度 $y^+ = 20$ 处的自相关性变化情况。

从图7中可以发现,对于不施加控制与施加控制的槽道湍流情况,流向速度的自相关性在流向与展向上均趋于0,这表明所采用计算区域的尺寸对于模拟该情况足够大,并且槽道中的湍流流动也已完全发展。

4.2 速度型

根据文献[17],边界层的变化会反映沟槽的减阻情况,当沟槽产生减阻效果时通常对应较厚的边界层,并且速度型尤其是对数区会有所抬升。因此,本节对平面流动与施加控制之后的流动进行对比,如图8所示(使用壁面摩擦速度进行无量纲化)。由于施加控制之后,壁面的形状会随时间发生改变,对于该情况,边界层的起始位置从壁面变形所达到的最高点处开始测量。

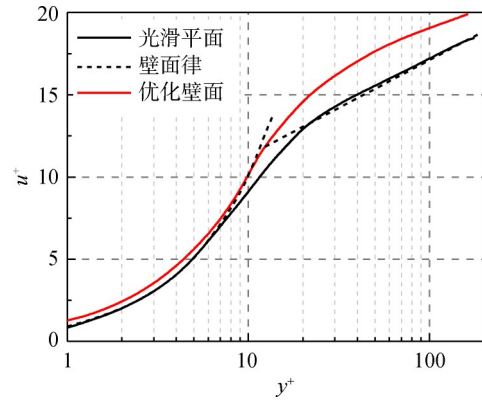


图8 优化后平面速度型

Fig.8 Velocity profile on wall after sub-optimization

从图8中可以发现,与平面流动相比,当施加控制之后,壁面产生减阻效果,速度型有所抬升,并且对数区抬升程度较大。由于测量的起始位置位于壁面变形过程中的最顶端,则该处的速度值平均后其值大于0。

4.3 湍流强度

湍流强度是表征湍流脉动剧烈程度的量,通过对比不同壁面湍流强度值可以得到优化壁面对湍流脉动的抑制效果,本节对比了无控制壁面与优化壁面处3个速度分量(u_{rms} 、 v_{rms} 与 w_{rms})的脉动强度,其中湍流强度采用壁面切应力进行无量纲化,如图9所示。

从图9中可以发现,经过优化之后,壁面的湍流强度均有较大下降,其中流向速度上湍流强度下降程度最大,为19.68%,并且在法向与展向上,

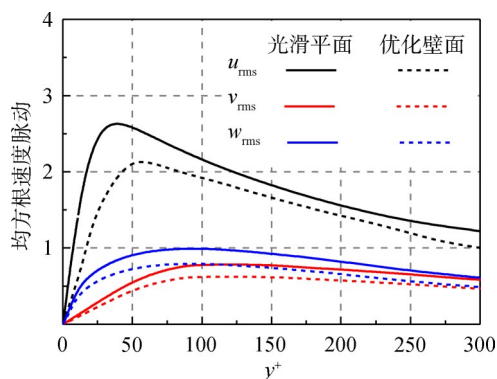


图9 优化后平面湍流强度

Fig.9 Turbulence intensity on wall with control

湍流强度各降低了 18.37% 与 17.74%。因此施加控制之后的优化平面,可有效抑制壁面湍流强度。

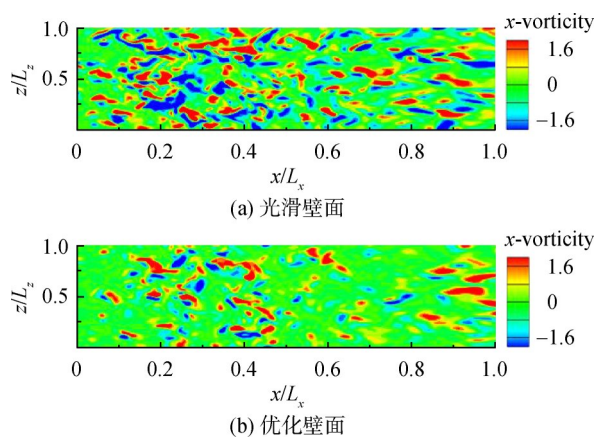
4.4 涡量

涡量是表征流体旋转运动的重要参量之一,其定义为速度的旋度,即

$$\boldsymbol{\omega} = \nabla \times \boldsymbol{v} \quad (14)$$

其中 $\boldsymbol{\omega}$ 为涡量,分量为 $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$; $\boldsymbol{v}$ 为速度矢量,分量为 (u, v, w) 。

为显示施加控制之后壁面对流体旋转的抑制效果,未施加控制与施加控制情况下的流向涡量的分布情况如图 10 所示。

图10 光滑壁面与优化壁面近壁区涡量分布($y^+=18$)Fig.10 Contours of magnitude of vorticity near smooth surface and wall after sub-optimization ($y^+=18$)

由图 10 中涡量分布可以发现,在近壁面处,涡量大幅降低。由于涡量与湍动能的产生密切相关,涡量的削弱也导致湍动能产生的下降,进而导致黏性阻力下降。

为详细地显示控制壁面对流动旋转的抑制,引入涡量脉动的均方根用以衡量涡量脉动的强度

(见图 11,其中 u_τ 为壁面摩擦速度)。

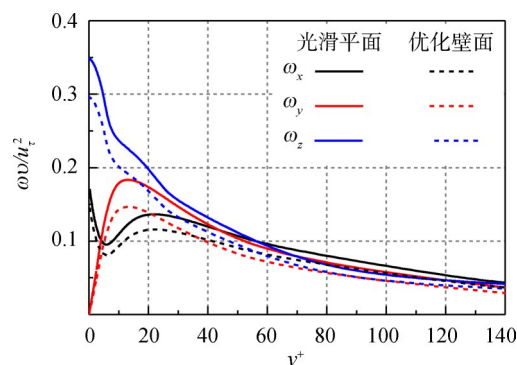


图11 壁面涡量脉动强度分布

Fig.11 Intensity of vorticity fluctuation profile on the wall

从图 11 中可以发现流向、法向和展向涡量脉动强度均得到明显抑制,该控制方法可有效降低壁面的涡量,削弱流场的旋转程度,并且根据式 (15)可知,流向涡量为

$$\omega_x = \frac{\partial w}{\partial y} - \frac{\partial v}{\partial z} \quad (15)$$

在近壁面处流向涡主要由 $\frac{\partial w}{\partial y}$ 决定,并且采用

基于展向剪应力的控制律可以达到良好的控制效果^[21],因此该方法采用基于展向速度法向导数的控制律是合理的。

4.5 雷诺切应力

雷诺切应力定义为速度的协方差,即 $-\langle u'v' \rangle$ 。雷诺切应力与湍动能的产生有关, $-\langle u'v' \rangle$ 大于 0 代表湍动能的产生,而 $-\langle u'v' \rangle$ 小于 0 则表示湍动能的消减。因此通过对比雷诺切应力的分布以显示优化壁面对湍动能的影响,光滑平面与优化后的平面的雷诺切应力分布如图 12 所示。

对比可以发现,施加控制之后雷诺切应力大

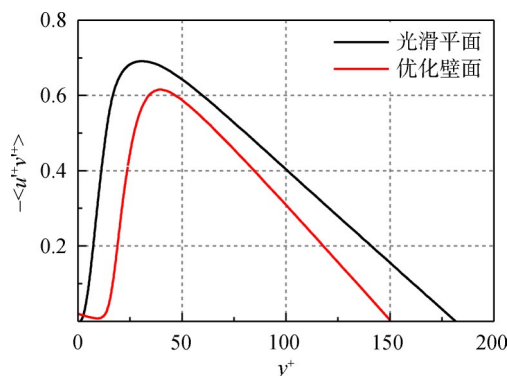


图12 壁面雷诺切应力分布

Fig.12 Reynolds shear stress on wall

幅下降,其峰值处下降8.42%。由于雷诺切应力与湍动能的产生有关,因此雷诺切应力的下降亦会削弱湍动能的产生。

由雷诺切应力的表达式可知,不同符号的 u' 与 v' 会产生不同的雷诺切应力,因此雷诺切应力可以分为4个分量: $Q_1, u' > 0, v' > 0$; $Q_2, u' < 0, v' > 0$; $Q_3, u' < 0, v' < 0$; $Q_4, u' > 0, v' < 0$ 。可以发现 Q_2 与 Q_4 分量促进湍动能的产生,而 Q_1 与 Q_3 分量则抑制湍动能的产生。光滑平面与优化壁面的雷诺切应力分量如图13所示。

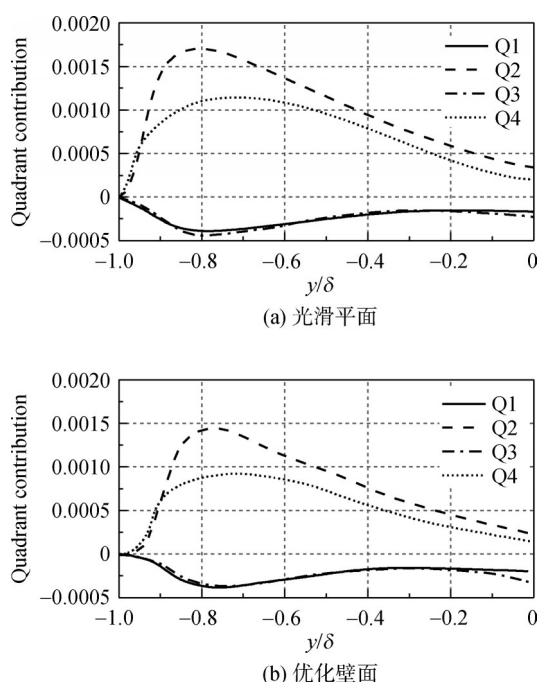


图13 光滑平面与优化壁面雷诺切应力各分量分布情况

Fig.13 Four quadrants of Reynolds stress on smooth surface and wall with sub-optimization

可以发现对湍动能产生密切相关的 Q_2 与 Q_4 分量有明显降低,其中 Q_2 分量降低14.7%,这极大地抑制了湍动能的产生,降低湍流脉动,使阻力降低。

4.6 壁面形状

本文采用的是基于 $\frac{\partial w}{\partial y}$ 的控制律对壁面形状进行优化。对于完全发展的湍流,流场为非定常状态,因此优化后的壁面形状亦呈现非定常的特征。本节对壁面形状进行了展示,图14展示了控制过程中某时刻的壁面形状。

从图14中可以发现,壁面形状随时间变化,即呈现非定常特征,但壁面形状在变化过程中整体上仍然呈现流向沟槽的形式,这与文献[21]得



图14 优化后某时刻壁面形状

Fig.14 Shape of wall of with control at a certain time with sub-optimization

到的结果相似。虽然呈现流向沟槽的形式,但这种方法与传统的流向沟槽减阻的原理不同,传统的流向沟槽的减阻是被动控制方法,而本文所使用方法是一种主动控制方法。

5 结论

本文采用神经网络对槽道流动壁面进行减阻控制,主要结论如下:

本文采用4阶格式求解NS方程,基于抑制流向涡的控制律,通过神经网络,优化壁面形状,使得优化后的壁面的阻力降低17.41%。

由于所需的控制量,即法向速度由壁面运动提供,并且同时由于流动的非定常性,优化后的壁面形状亦为非定常的。但其整体呈现出流向沟槽的特性,因此采用的是基于控制流向涡的控制率。

通过对优化后的流场的统计分析发现,壁面速度型有所抬升,并且湍流强度降低19.68%,壁面处涡量亦有所下降,流向涡的旋转被显著抑制。

参考文献:

- [1] 陈迎春,张美红,张森,等.大型客机气动设计综述[J].航空学报,2019,40(1):522759.1-522759.7.
CHEN Yinchun, ZHANG Meihong, ZHANG Miao, et al. Review of large civil aircraft aerodynamic design[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(1):522759.1-522759.7.(in Chinese)
- [2] 胡海豹,宋保维,刘占一,等.基于湍流边界层时均速度分布的脊状表面减阻规律研究[J].航空动力学报,2009,24(5):1040-1047.
HU Haibao, SONG Baowei, LIU Zhanyi, et al. Research about the characteristic of drag reduction over riblets surface based on average velocity profile in the turbulent boundary layer[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(5): 1040-1047.(in Chinese)
- [3] WALSH M J. Riblets as a viscous drag reduction technique [J]. AIAA Journal, 1983, 21(4):485-486.
- [4] WALSH M J. Effect of detailed surface geometry on riblet drag reduction performance[J]. Journal of Aircraft, 1990, 27(6): 572-573.
- [5] LUCHINI P, MANZO F, POZZI A. Resistance of a grooved surface to parallel flow and cross-flow[J]. Journal of

- Fluid Mechanics, 1991, 228:87-109.
- [6] 常跃峰, 姜楠. 沟槽壁湍流多尺度相干结构实验研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23(5):788-795.
CHANG Yuefeng, JIANG Nan. Experimental study on coherent structure passive control and drag reduction in turbulent boundary layer with grooved surface[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(5):788-795. (in Chinese)
- [7] 王晋军, 陈光. 沟槽面湍流边界层近壁区拟序结构实验研究[J]. 航空学报, 2001, 22(5):400-405.
WANG Jinjun, CHEN Guang. Experimental studies on the near wall turbulent coherent structures over riblets surfaces [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2001, 22(5):400-405. (in Chinese)
- [8] CUI G Y, PAN C, WU D, et al. Effect of drag reducing riblet surface on coherent structure in turbulent boundary layer [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(11):2433-2442.
- [9] 王二丹, 田海平, 张静娴, 等. 超疏水壁面湍流边界层减阻机理的 TRPIV 实验[J]. 航空动力学报, 2016, 31(12):2870-2877.
WANG Erdan, TIAN Haiping, ZHANG Jingxian, et al. TRPIV experimental investigation of drag-reduction mechanism in turbulent boundary layer over super hydrophobic surfaces[J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 31(12):2870-2877. (in Chinese)
- [10] SUNDARAM S, VISWANATH P R, RUDRAKUMAR S. Viscous drag reduction using riblets on a NACA 0012 airfoil to moderate incidence[J]. AIAA Journal, 1996, 34(4):676-682.
- [11] SUBASHCHANDAR N, RAJEEV K, SUNDARAM S. Drag reduction due to riblets on a GAW(2) airfoil[J]. Journal of Aircraft, 1999, 36(5):890-892.
- [12] ZHANG Y F, CHEN H X, FU S, et al. Numerical study of an airfoil with riblets installed based on large eddy simulation [J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 78:661-670.
- [13] 张子良, 张明明. 仿生减阻翼型的气动性能[J]. 航空动力学报, 2021, 36(8):1740-1748.
ZHANG Ziliang, ZHANG Mingming. Aerodynamic performance for bionic drag-reducing airfoil[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(8):1740-1748. (in Chinese)
- [14] JIMÉNEZ J, MOIN P. The minimal flow unit in near-wall turbulence[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1991, 225:213-240.
- [15] CARLSON H, LUMLEY J. Active control in the turbulent wall layer of a minimal flow unit[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1996, 329:341-371.
- [16] KIM J, MOIN P. Application of a fractional-step method to incompressible Navier-Stokes equations[J]. Journal of Computational Physics, 1985, 59(2):308-323.
- [17] CHOI H, MOIN P, KIM J. Direct numerical simulation of turbulent over riblets[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1993, 255:503-539.
- [18] CHU C D, KARNIADAKIS E G. A direct numerical simulation of laminar and turbulent flow over riblet-mounted surfaces[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1993, 250:1-42.
- [19] GOLDSTEIN D, HANDLER R, SIROVICH L. Direct numerical simulation of turbulent flow over a modeled riblet covered surface[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1995, 302:333-376.
- [20] CHOI H, MOIN P, KIM J. Active turbulence control for drag reduction in wall-bounded flows[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1994, 262:75-110.
- [21] ENDO T, KASAGI N, SUZUKI Y. Feedback control of wall turbulence with wall deformation[J]. International Journal of Heat and Fluid Flow, 2000, 21(5):568-575.
- [22] KANG S, CHOI H. Active wall motions for skin-friction drag reduction[J]. Physics of Fluids, 2000, 12(12):3301-3304.
- [23] LEE C, KIM J, BABCOCK D, et al. Application of neural networks to turbulence control for drag reduction[J]. Physics of Fluids, 1997, 9(6):1740-1747.
- [24] HAN Bingzheng, HUANG Weixi. Active control for drag reduction of turbulent channel flow based on convolutional neural networks[J]. Physics of Fluids, 2020, 32(9):095108.1-095108.13.
- [25] RABAULT J, KUČHTA M, JENSEN A, et al. Artificial neural networks trained through deep reinforcement learning discover control strategies for active flow control[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2019, 865:281-302.
- [26] VIQUERAT J, RABAULT J, KUHNLE A, et al. Direct shape optimization through deep reinforcement learning [J]. Journal of Computational Physics, 2021, 428:110080.1-110080.12.
- [27] LELE S K. Compact finite difference schemes with spectral-like resolution[J]. Journal of Computational Physics, 1992, 103(1):16-42.
- [28] SHAH A, FAYYAZ H, RIZWAN M. Fourth-order central compact scheme for the numerical solution of incompressible Navier-Stokes equations[J]. International Journal of Computer Mathematics, 2017, 94(12):2492-2507.
- [29] LORANG LV, PODVIN B, Le QUÉRE P. Application of compact neural network for drag reduction in a turbulent channel flow at low Reynolds numbers[J]. Physics of Fluids, 2008, 20(4):045104.1-045104.13.
- [30] POPE S B. Turbulent flows[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.

(编辑: 张 雪、秦理曼)