

三色掩膜单彩色相机三维 PIV 粒子 三视角图像提取研究

张勇, 丁俊飞*, 刘逸群, 梁晓艺, 田海平

太原理工大学 航空航天学院, 晋中 030600

摘要:三色掩膜单彩色相机三维 PIV 技术通过三色掩膜光学元件调制彩色相机成像光路, 将颜色信息与视角信息相结合, 使彩色感光芯片的 RGB 三通道分别记录示踪粒子的三视角图像, 从而实现单相机三维流场测量。彩色相机通常采用带有 Bayer 掩膜的单传感器获取彩色图像, 要获得完整的示踪粒子三通道信息, 需要还原 Bayer 图像中缺失的颜色分量, 即进行去马赛克处理以提取三视角图像。本文分别采用高质量线性插值(HQLI)算法、基于梯度的无阈值(GBTF)算法和基于 U-Net++ 神经网络的深度学习算法对粒子 Bayer 图像进行去马赛克处理; 基于图像评价指标及对粒子重构质量 Q 的影响, 评价 3 种算法的三视角图像提取质量; 通过对人工合成高斯涡环三维流场进行仿真实验, 分析 3 种算法的测量误差; 通过零质量射流实验对实验粒子图像进行去马赛克处理, 并分析瞬态速度场结果。结果表明, 相较于传统的 HQLI 和 GBTF 算法, 基于 U-Net++ 神经网络的深度学习算法能更有效地提取粒子三视角图像, 降低测量误差。

关键词:三色掩膜 PIV 技术; 单台彩色相机; Bayer 图像去马赛克

中图分类号: V211.71

文献标识码: A

Research on trichromatic mask for 3D PIV particle image extraction using a single color camera from three views

ZHANG Yong, DING Junfei*, LIU Yiqun, LIANG Xiaoyi, TIAN Haiping

College of Aeronautics and Astronautics, Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China

Abstract: The trichromatic mask single-color camera 3D PIV technology uses an optical trichromatic mask element to modulate the imaging light path of a color camera, combining color information with perspective information. This enables the RGB channels of the color-sensitive chip to record images of tracer particles from three perspectives, achieving single-camera 3D flow field measurements. Color cameras typically use a single sensor with a Bayer mask to capture color images. To obtain complete three-channel information of tracer particles, the missing color components in the Bayer image must be restored through demosaicing to extract the three-perspective images. This paper employs High Quality Linear Interpolation (HQLI) algorithms, Gradient Based Threshold Free (GBTF) algorithms, and deep learning algorithms based on U-Net++ neural networks to demosaic particle Bayer images. The quality of three-perspective image extraction by these three algorithms is evaluated using image evaluation metrics and the impact on particle reconstruction quality Q . Simulation experiments on artificially synthesized Gaussian vortex 3D flow fields are conducted to analyze the impact of these algorithms on measurement error. Zero-Net Mass Flux (ZNMf) jet experiments are utilized to study the demosaicing of experimental particle images and analyze the results of transient velocity fields. The results demonstrate that, compared to traditional algorithms (HQLI, GBTF), the deep

收稿日期: 2024-07-01; 修回日期: 2024-08-23; 录用日期: 2024-09-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(12102284, 12332017, 12172242); 山西省基础研究计划项目(20210302124262); 春晖计划项目(202200257)

* 通信作者 E-mail: dingjunfei@tyut.edu.cn

引用格式: 张勇, 丁俊飞, 刘逸群, 等. 三色掩膜单彩色相机三维 PIV 粒子三视角图像提取研究 [J]. 实验流体力学, 2026, 40(3): 88-99.

ZHANG Y, DING J F, LIU Y Q, et al. Research on trichromatic mask for 3D PIV particle image extraction using a single color camera from three views[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2026, 40(3): 88-99.

learning algorithm based on U-Net++ neural networks can more effectively extract three-perspective images of particles, thereby reducing measurement error.

Keywords: trichromatic mask PIV technique; a single-color camera; Bayer image demosaicing

0 引言

粒子图像测速(Particle Image Velocimetry, PIV)技术^[1]从平面二维(two-dimensional two-component, 2D-2C)测量发展到全体积三维(three-dimensional three-component, 3D-3C)测量,为探索流体的运动规律和特性提供了更强大、更全面的工具^[2-3]。3D-3C PIV 技术能够进行瞬态三维速度场测量,从而更全面地揭示流体运动的细节与结构^[4]。然而,3D-3C 测量时往往需要增加相机数量以获取更多的拍摄视角,这增加了实验系统的复杂性,给受限空间内的三维流场测量带来了挑战。

面对这些挑战,研究者们积极探索各种解决方案。Gao 等^[5]在单个相机与被测流场之间加装了 1 个三棱面特效透镜,光线经该透镜 3 个棱面折射后,将相机感光芯片分为 3 个区域,3 个区域分别记录粒子的 3 个视角图像,从而模拟多相机不同视角的成像效果。该技术虽然极大简化了系统组成及实验操作,但其公共成像区域不足相机成像区域的

1/3,导致有效测量区域受限,无法进行完整画幅测量。光场 PIV 技术^[6]采用集成微透镜阵列的单台光场相机对体照明示踪粒子进行成像,获得粒子光场图片。虽然该技术可实现完整画幅测量,但微透镜阵列会导致单个视角图像分辨率呈数量级下降,无法实现全分辨率测量,且感光芯片分辨率要求极高,难以进行高频响流场测量。彩虹 PIV 技术^[7]利用色彩连续变化的光平面组成体光源照亮示踪粒子,通过彩色相机记录颜色编码的粒子深度信息。该技术要求光源照射方向与相机光轴保持近似垂直,以实现颜色与深度之间良好的单一映射关系,这限制了其在有限光学窗口场景中的应用。

Zhang 等^[8]提出的三色掩膜 PIV 技术实现了单台相机的 3D-3C 速度场测量。其成像原理如图 1 所示:通过三色掩膜透光孔调制彩色相机成像光路,将颜色信息与视角信息相结合,使感光芯片的 RGB 三通道分别对示踪粒子的三视角图像进行完整画幅、全分辨率记录。这有效降低了对相机分辨率的要

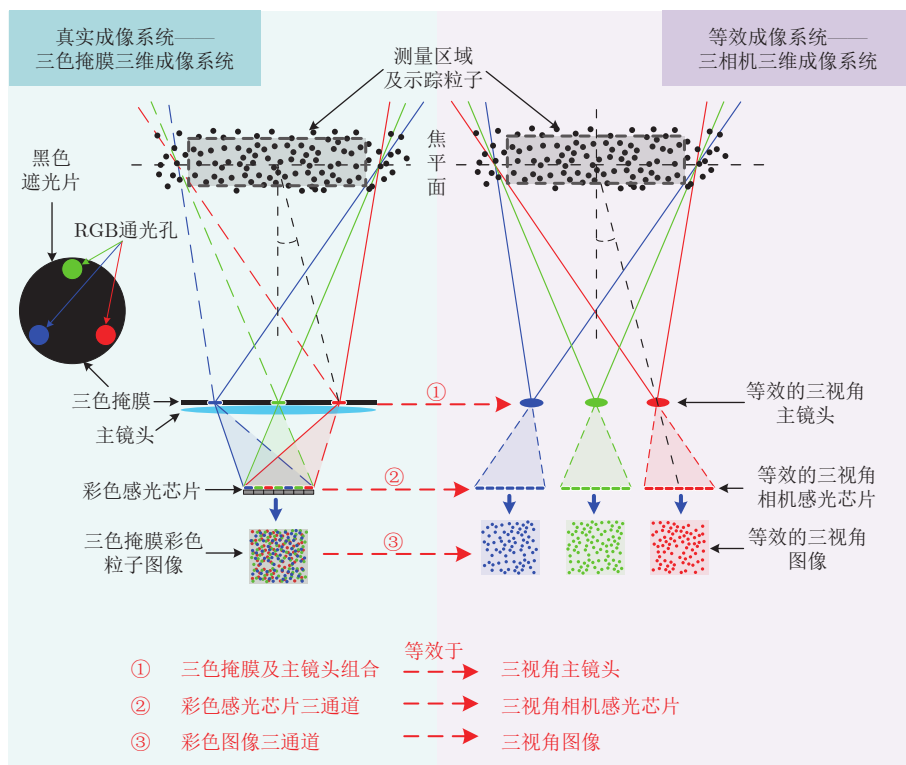


图 1 三色掩膜成像原理图

Fig. 1 Schematic diagram of trichromatic mask imaging principle

求,提升了采样频率。在此过程中,高质量的粒子三视角图像提取对提高速度场测量精度至关重要。

理想情况下,彩色相机的每个像素应配备3个图像传感器,分别记录红、绿、蓝3种波段的信息。然而,高昂的制造成本与复杂的设计限制了三传感器彩色相机的普及。目前,大多数彩色相机采用单个图像传感器记录色彩信息,即在传感器表面覆盖一层彩色滤波阵列(Color Filter Array, CFA)来采集图像。以最常见的 Bayer CFA 为例^[9](如图2所示),CFA由1组滤色片按阵列排列而成,每个像素位置只允许1种颜色分量通过。这样,每个像素只能记录1种颜色分量,而缺失其他2种,从而生成原始马赛克图像。对马赛克图像中每个位置所缺失的色彩信息进行重建,就称为图像的去马赛克。由于三色掩膜 PIV 技术将色彩信息与视角信息结合在一起,如何从粒子马赛克图像中重建高质量的全彩色图像至关重要。

Ramanath 等^[10]提出了最近邻域算法,该算法通过复制最近像素的采样值来插值缺失的像素值。

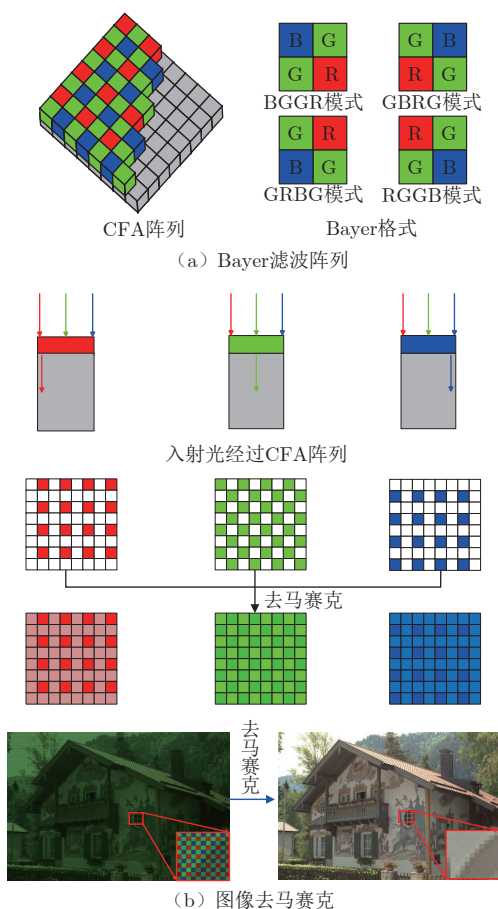


图2 Bayer CFA 阵列和图像去马赛克过程

Fig. 2 Bayer CFA array and image demosaicing process

以红色采样点为例,在 2×2 的邻域内,将采样点处的红色灰度值复制到其他3个缺失红色值的位置,以完成色彩恢复。这种方法在图像边缘会引入明显的颜色误差,不适用于高质量的色彩恢复需求。双线性插值算法^[11]对最近邻域算法进行了改进,在图像 3×3 邻域内进行类似平均的计算。这种算法在颜色变化缓慢的光滑区域表现良好,但在细节纹理或颜色变化明显的边缘位置会引入拉链伪影。3次插值算法则在 7×7 的邻域上计算,与双线性插值算法类似,采用2个卷积核分别对缺失信息进行估计。3次插值算法虽然对伪影有一定改善,但成像质量仍不尽如人意。Malvar 等^[12]提出了高质量线性插值(High Quality Linear Interpolation, HQLI)算法,利用不同颜色通道之间的相关性来扩展和改进线性插值算法。该算法使用 5×5 邻域,先对相应颜色通道的邻近像素取平均值,再将其与根据其他通道信息计算出的校正项相加。尽管与线性插值算法和3次插值算法相比,其计算复杂度增加不多,但该方法被证明优于许多更复杂的非线性方法,且显著减少了边缘伪影。然而,HQLI算法未考虑图像的边缘方向,在细节纹理和高频区域可能出现错误。基于对细节纹理的考虑,Zhang 等^[13]提出了基于方向线性最小均方误差估计的去马赛克算法:计算相邻像素在水平和垂直方向上的颜色差异,并在线性最小均方误差框架下对这些估计值进行最佳组合。Pekkucuksen 等^[14]提出的基于梯度的无阈值插值(Gradient-Based Threshold-Free Color Filter Array Interpolation, GBTF)算法对 Zhang 等^[13]的算法进行了优化:将每个邻近像素都纳入给定的局部窗口以改进颜色差异估计,并将南北方向与东西方向解耦分别考虑。该方法利用图像梯度信息决定插值方式,不受阈值选择的影响。

基于深度学习的去马赛克算法能够从大量数据集中提取图像特征,通过不断迭代寻找原始图像与马赛克图像之间的映射关系,从而获得更好的去马赛克效果。受 Bayer 图案中绿色像素量是红、蓝像素量之和的2倍这一事实启发,Tan 等^[15]提出了一种基于 CNN 的两阶段去马赛克网络:第一阶段重建 G 通道的中间估计,第二阶段在重建的 G 通道引导下重建 R 和 B 通道。该算法去马赛克重建精度高,但网络结构复杂、参数多、运行速度慢,不适合实际应用。Kokkinos^[16]提出了一种基于残差网络的联合去马赛克与去噪网络,新颖的结构设计使其即便在

较小的训练集上也能训练出良好的模型。虽然 Kokkinos 认为该网络的参数量少于其他性能更优的算法,但网络中大量的跨层连接导致其运行时间并不占优势,甚至长于一些参数量更大的网络。此外,该算法需要对输入图像先进行双线性插值,这使其也不适用于边缘计算的实际应用。Wang 等^[17]提出的基于 U-Net++神经网络的去马赛克算法通过引入密集连接块并使用深度可分离卷积,充分利用图像自身特征之间的相关性进行计算,在显著减少参数量的同时取得了优异的性能。

大多数商业相机的去马赛克算法是保密的,其结果在细节上往往存在模糊、伪影等缺陷^[18]。此外,这些算法大多针对自然场景开发,并不适用于粒子图像的去马赛克。

鉴于此,本文采用高质量线性插值算法、基于梯度的无阈值算法以及基于 U-Net++神经网络的去马赛克算法,对 Bayer 格式为 GRBG 的粒子图像进行去马赛克处理研究;通过人工合成高斯涡环三维流场的仿真实验,分析 3 种算法对测量误差的影响;并通过低雷诺数零质量射流实验,探索 3 种去马赛克算法在实际测量中的适用性。

1 计算方法与评价

1.1 高质量线性插值算法

HQLI 算法在双线性插值的基础上结合了不同通道之间的相关性,并在计算中增加了二阶拉普拉斯梯度校正。具体计算方法以在红色位置 $r_{i,j}$ 估计缺失的绿色信息 $\hat{G}_{i,j}$ 为例:

$$\hat{G}_{i,j} = \hat{G}_{\text{BI}(i,j)} + \alpha \Delta_R(i,j) \quad (1)$$

式中: $\hat{G}_{\text{BI}(i,j)}$ 为该位置绿色分量的双线性插值结果; α 为增益因子,用于控制梯度校正量; $\Delta_R(i,j)$ 为已知的红色通道灰度梯度。 $\Delta_R(i,j)$ 可由二阶拉普拉斯算子计算:

$$\Delta_R(i,j) \triangleq R_{i,j} - \frac{1}{4} \sum R_{i+m,j+n}, \quad (m,n) \in \{(0,-2), (0,2), (-2,0), (2,0)\} \quad (2)$$

式中, $R_{i,j}$ 为红色位置 $r_{i,j}$ 的灰度值。对于在绿色位置 $g_{i,j}$ (其灰度值用 $G_{i,j}$ 表示) 处插值缺失的红色分量 $\hat{R}_{i,j}$, 以及在蓝色位置 $b_{i,j}$ 处插值缺失的红色分量 $\hat{R}_{i,j}$, 其计算方法与式(1)类似,但需利用周围已知信息进行梯度校正计算。

增益参数采用 Wiener 算法确定。Wiener 算法

是一种信号处理技术,通过估计线性滤波器系数,使输出信号与目标信号之间的均方误差达到最小。算法原作者使用 Kodak 数据集计算了二阶统计量,并以 1/2 的整数次幂近似 Wiener 系数,从而确定增益参数的取值。

1.2 基于梯度的无阈值算法

对于 Bayer 格式为 GRBG 的图像(图 3)来讲,GBTf 算法首先对绿色通道进行插值,随后计算色差图。在红色像素位置,水平和垂直方向的绿色灰度插值分别记为 $\tilde{G}_{i,j}^H$ 和 $\tilde{G}_{i,j}^V$, 其表达式为:

$$\tilde{G}_{i,j}^H = \frac{(G_{i,j-1} + G_{i,j+1}))}{2} + \frac{(2R_{i,j} - R_{i,j-2} - R_{i,j+2}))}{4} \quad (3)$$

$$\tilde{G}_{i,j}^V = \frac{(G_{i-1,j} + G_{i+1,j}))}{2} + \frac{(2R_{i,j} - R_{i-2,j} - R_{i+2,j}))}{4} \quad (4)$$

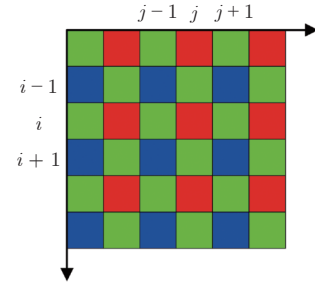


图 3 原始 Bayer 图像
Fig. 3 Raw Bayer image

在红色像素位置,红色分量为原始采样值,绿色分量为缺失量,由式(3)~(4)插值计算得到。对于绿色像素位置,红色和蓝色分量在水平及垂直方向上的插值方式与式(3)~(4)类似。以红绿色差计算为例,完成第一轮插值后,可结合原始像素值与方向插值结果,分别得到水平和垂直方向的红绿色差结果:

$$\begin{aligned} \tilde{\Delta}_{g,r}^H(i,j) &= \begin{cases} \tilde{G}_{i,j}^H - R_{i,j}, & \text{若}(i,j) \text{ 为红色像素位置} \\ G_{i,j} - \tilde{R}_{i,j}^H, & \text{若}(i,j) \text{ 为绿色像素位置} \end{cases} \\ \tilde{\Delta}_{g,r}^V(i,j) &= \begin{cases} \tilde{G}_{i,j}^V - R_{i,j}, & \text{若}(i,j) \text{ 为红色像素位置} \\ G_{i,j} - \tilde{R}_{i,j}^V, & \text{若}(i,j) \text{ 为绿色像素位置} \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\tilde{\Delta}_{g,r}^H(i,j)$ 和 $\tilde{\Delta}_{g,r}^V(i,j)$ 分别表示像素位置 (i,j) 处水平和垂直方向的红绿色差计算结果。水平和垂直方向的蓝绿色差计算可采用与式(5)类似的方法。完成色差计算后,即可得到水平和垂直方向的色差图,如图 4 所示。

下一步结合方向色差,形成最终目标像素值估计 $\tilde{\Delta}_{g,r}(i,j)$:

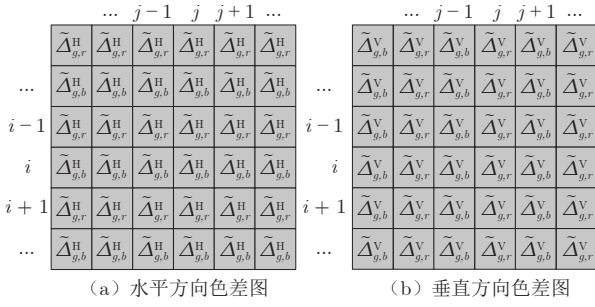


图4 水平和垂直方向色差图

Fig. 4 Horizontal and vertical color difference maps

$$\begin{aligned} \tilde{\Delta}_{g,r}(i,j) = & \left[\omega_N \cdot \mathbf{f} \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^V(i-4:i,j) \right. \\ & + \omega_S \cdot \mathbf{f} \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^V(i:i+4,j) \\ & + \omega_E \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^H(i,j-4:j) \cdot \mathbf{f}^T \\ & \left. + \omega_W \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^H(i,j:j+4) \cdot \mathbf{f}^T \right] \cdot \frac{1}{\omega_T} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\omega_T = \omega_N + \omega_S + \omega_E + \omega_W$$

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} / 5$$

式中: ω_N 、 ω_S 、 ω_E 、 ω_W 分别表示上、下、右、左 4 个方向的权重; ω_T 为 4 个方向权重之和, 用以对加权后的色差估计进行归一化, 以确保输出幅度不随权重绝对数值的变化而发生偏移。每个方向的权重通过该方向局部窗口内的色差梯度计算得到。以 5×5 窗口为例:

$$\begin{aligned} \omega_N &= 1 / \left(\sum_{a=i-4}^i \sum_{b=j-2}^{j+2} D_{a,b}^V \right)^2, \omega_S = 1 / \left(\sum_{a=i}^{i+4} \sum_{b=j-2}^{j+2} D_{a,b}^V \right)^2 \\ \omega_W &= 1 / \left(\sum_{a=i-2}^{i+2} \sum_{b=j-4}^j D_{a,b}^H \right)^2, \omega_E = 1 / \left(\sum_{a=i-2}^{i+2} \sum_{b=j}^{j+4} D_{a,b}^H \right)^2 \end{aligned} \quad (7)$$

其中梯度 $D_{i,j}^V$ 、 $D_{i,j}^H$ 的定义为:

$$\begin{aligned} D_{i,j}^V &= \left| \tilde{\Delta}_{i-1,j}^V - \tilde{\Delta}_{i+1,j}^V \right| \\ D_{i,j}^H &= \left| \tilde{\Delta}_{i,j-1}^H - \tilde{\Delta}_{i,j+1}^H \right| \end{aligned} \quad (8)$$

最后, 将估计的色差加回可用的目标像素(红色或蓝色), 得到目标绿色像素值 $\tilde{G}_{i,j}$:

$$\begin{aligned} \tilde{G}_{i,j} &= R_{i,j} + \tilde{\Delta}_{g,r}(i,j) \\ &\text{或} \\ \tilde{G}_{i,j} &= B_{i,j} + \tilde{\Delta}_{g,b}(i,j) \end{aligned} \quad (9)$$

计算蓝色像素位置缺失的红色信息和红色像素位置缺失的蓝色信息, 采用文献 [19] 所提出的插值方式; 对于绿色位置上的红色和蓝色像素, 在其最近的 4 个邻域上采用双线性插值。

1.3 基于 U-Net++ 神经网络的去马赛克算法

本文采用的深度学习去马赛克算法为 Wang

等 [17] 提出的紧凑高质量图像去马赛克神经网络, 该网络基于 U-Net++ 结构设计, 由图像特征提取和图像重构 2 个部分组成, 如图 5 所示。网络输入为尺寸 $2H \times 2H$ 的原始 Bayer 粒子图像(单通道), 在进入网络之前, 根据 GRBG 采样模式将像素重新排列, 转化为 $H \times H$ 的四通道图像, 4 个通道分别对应 Bayer 最小重复单元中 4 个不同颜色采样位置, 各通道空间尺寸均为 $H \times H$ 。这种输入形式将图像中的局部 Bayer 采样信息转换为通道维度上的特征表达, 便于网络学习不同采样位置之间的颜色相关性。图 5 中, 白色框内为图像特征提取部分, 包括各层级的高斯平滑操作(红色箭头)和特征提取模块(绿色节点); 灰色框内为图像重构部分, 包含通道连接操作(白色圆圈)、重构节点(蓝色节点)及最终的转置转换(蓝色箭头)。网络通过连接不同尺度的特征图逐级完成图像重构, 并输出 L1、L2、L3 这 3 个层级的去马赛克结果。

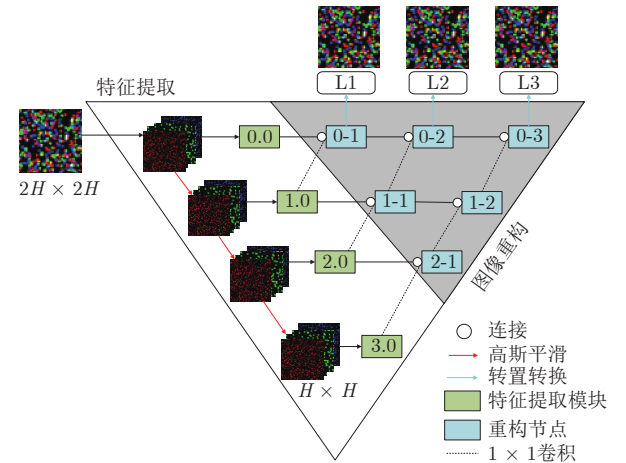


图5 U-Net++ 网络结构

Fig. 5 U-Net++ network architecture

模型训练所用损失函数(Loss function)分为 2 个阶段。初始的 10 次迭代(epoch)中, 采用结构相似性指标(Structural Similarity Index Measurement, SSIM)作为损失函数(记为 L_{SSIM}), 以帮助网络快速学习图像的结构信息; 10 次迭代后, 切换为均方误差(Mean Squared Error, MSE)损失(记为 L_{MSE}), 使网络逐步学习图像的细节。由于 U-Net++ 网络包含 3 层输出(L1、L2、L3), 训练时需将 3 层输出的损失结合起来作为最终损失函数 L :

$$L = \begin{cases} L_{SSIM_1} + L_{SSIM_2} + L_{SSIM_3}, & i_{epoch} \leq 10 \\ L_{MSE_1} + L_{MSE_2} + L_{MSE_3}, & i_{epoch} > 10 \end{cases} \quad (10)$$

式中: i_{epoch} 为训练的迭代轮次; 下标 1、2、3 分别对

应 L1、L2、L3。

采用 U-Net++ 神经网络的优势在于：这种深度监督训练方式可获得不同层次的输出，并能从完整模型中选择一个子网络，以在去马赛克的计算成本与精度之间取得权衡。该网络使用高斯平滑层替代池化层，扩大输入拼接图像的接受域并保持图像尺寸不变，并在每一层开始处插入采用深度可分离卷积的密集连接单元，以在较少模型参数下充分提取拼接图像的特征。网络输入前，拼接图像被排列为 RGGB 四通道形式，并根据所在网络层级经相应次数的高斯核模糊。通过融合不同尺度的特征图来增强模型的表达能力和性能，每一层的特征映射与前一层及下一层的特征映射进行连接，然后逐层通过重建节点，直至最顶层，最终作为 L1、L2 和 L3 输出。

1.4 算法评价

本文采用彩色峰值信噪比 (Color Peak Signal-to-Noise Ratio, CPSNR) 和 SSIM 来评估去马赛克算法对粒子 Bayer 图像色彩重建的效果。

彩色峰值信噪比 (记为 $P_{\text{SNR,C}}$) 越高，图像重建质量越好，即与原始图像的差异越小。 $P_{\text{SNR,C}}$ 是各颜色通道峰值信噪比的均值，即：

$$P_{\text{SNR,C}} = \frac{1}{3}(P_{\text{SNR,R}} + P_{\text{SNR,G}} + P_{\text{SNR,B}}) \quad (11)$$

式中：下标 R、G、B 分别表示彩色图像的红、绿、蓝 3 个通道。单通道的峰值信噪比 P_{SNR} 定义为：

$$P_{\text{SNR}} = 10 \cdot \lg \frac{A_{\text{MAX}}^2}{e_{\text{MSE}}} \quad (12)$$

式中： e_{MSE} 为 2 幅图像间的均方误差； A_{MAX} 为图像像素的最大可能值，对于常见的 8 位图像， A_{MAX} 通常取 255。

结构相似性指标 (f_{SSIM}) 从亮度、对比度和结构 3 个角度衡量 2 幅图像的相似性，能更好地反映人眼所感知的图像质量。 f_{SSIM} 取值范围为 0~1，1 表示 2 幅图像完全相同，0 表示完全不同。其定义式为：

$$f_{\text{SSIM}}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (13)$$

式中： x 、 y 为 2 幅图像的对应块； μ_x 、 μ_y 和 σ_x 、 σ_y 分别为 x 、 y 的均值和方差； σ_{xy} 为 x 与 y 的协方差； C_1 和 C_2 是用于维持数值稳定的常数。

2 仿真分析

2.1 粒子三视角图像分离评价

合成图像使用分辨率为 1000 像素 × 1000 像

素、像素尺寸为 0.004 mm 的三色掩膜相机，3 个掩膜孔中心的外接圆半径为 32 mm。利用光线追踪技术生成体校准图像，将三维示踪粒子投影到二维图像平面上，获得三色掩膜三视角的映射矩阵。随后，在测量体积内随机生成一组粒子，通过相机映射矩阵计算每个视角下粒子的投影，确定粒子中心的图像坐标。在这些坐标上施加高斯分布，生成直径约为 3 像素的粒子图像。对每个视角重复上述过程，得到三色掩膜全彩色粒子图像。本节合成图像的粒子浓度为 0.05 ppp (particles per pixel)。在训练基于 U-Net++ 神经网络的去马赛克算法时，选取 5000 张模拟粒子图像作为网络输入，经过 300 次迭代，得到去马赛克网络模型。

在合成三色掩膜全彩色粒子图像后，生成 Bayer 格式的 mosaic 图像，并分别使用 3 种算法进行去马赛克处理。采用 CPSNR 和 SSIM 评价 3 种算法的色彩重建质量，结果见表 1。可以看出，基于 U-Net++ 的神经网络算法在 CPSNR 和 SSIM 上均优于传统算法。图 6 中的图像细节也表明，基于 U-Net++ 网络的去马赛克结果更好地还原了真实粒子的位置和相应像素的灰度值。

表 1 去马赛克质量
Table 1 Demosaicing quality

算法	$P_{\text{SNR,C}}/\text{dB}$	f_{SSIM}
HQLI	17	0.74
GBTf	14	0.58
基于 U-Net++ 的神经网络	31	0.95

此外，对去马赛克粒子图像进行残差分析，计算并分析残差图像的均值和标准差。残差图像均值用于评估去马赛克处理引入的系统性偏差，标准差则用于衡量残差的变异程度，从而进一步验证去马赛克效果的稳定性。表 2 给出了残差图像的均值和标准差。结果显示，经基于 U-Net++ 的神经网络算法去马赛克处理后的粒子图像，其残差均值和标准差均低于其他 2 种算法，表明该算法在稳定性方面优于另外 2 种算法。

为模拟真实实验场景中的粒子图像，本研究引入了不同强度的随机噪声，分别为粒子峰值强度的 10%、25% 和 40%。对加噪数据集集中的图像计算灰度平均值，将其作为背景进行去噪处理，再对去噪后的图像进行去马赛克处理。图 7 展示了去马赛克处理结果，相应的结构相似性指标见表 3。结果表明，基于 U-Net++ 的神经网络算法在抗噪能力上表现出明

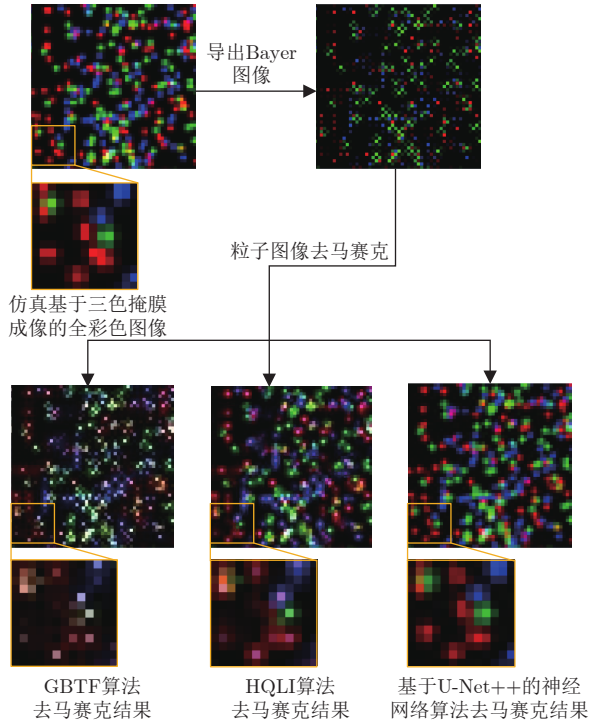


图6 仿真粒子图片去马赛克结果

Fig. 6 Demosaicing results of simulated particle images

表2 残差图像的均值与方差

Table 2 The mean and variance of the residual map

算法	残差图像均值	残差图像标准差
HQLI	6.8	16.1
GBTF	9.2	21.0
基于U-Net++的神经网络	3.3	7.8

$$Q = \frac{\sum_{V_X, V_Y, V_Z} E_1(V_X, V_Y, V_Z) \cdot E_0(V_X, V_Y, V_Z)}{\sqrt{\sum_{V_X, V_Y, V_Z} E_1^2(V_X, V_Y, V_Z) \cdot \sum_{V_X, V_Y, V_Z} E_0^2(V_X, V_Y, V_Z)}} \quad (14)$$

式中: V_X 、 V_Y 、 V_Z 分别表示三维重构空间中沿 X 、 Y 、 Z 方向的体素坐标索引(其中, X 和 Y 为像平面坐标轴方向, Z 为相机景深方向); $E_0(V_X, V_Y, V_Z)$ 为人工合成粒子场在体素 (V_X, V_Y, V_Z) 处的真实分布值; $E_1(V_X, V_Y, V_Z)$ 为 MLOS-SMART 重构后同一位置处的粒子分布值。利用 HQLI、GBTF 和基于 U-Net++ 的神经网络算法分别对模拟粒子图像进行色彩重建, 再将重建后的粒子图像进行 MLOS-SMART 三维重构, 计算粒子重构质量 Q 值。

Q 值计算结果见图 8。人工合成原始全彩色粒子场图像经 MLOS-SMART 三维重构后, Q 值为 0.52; U-Net++ 去马赛克处理后所计算的 Q 值为 0.45。结果表明, U-Net++ 网络模型提取的三视角图

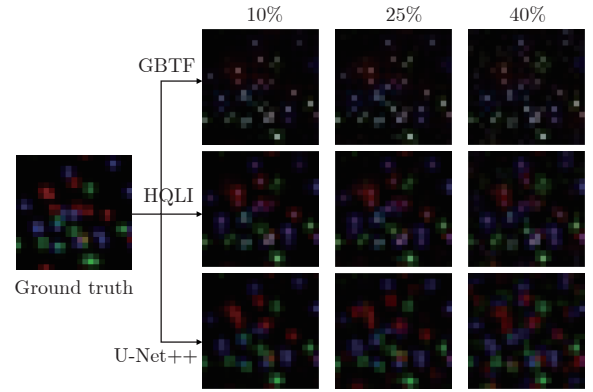


图7 去噪后图像去马赛克处理结果

Fig. 7 The result of demosaicing applied to the denoised image

表3 噪声对算法性能的影响

Table 3 The impact of noise on algorithm performance

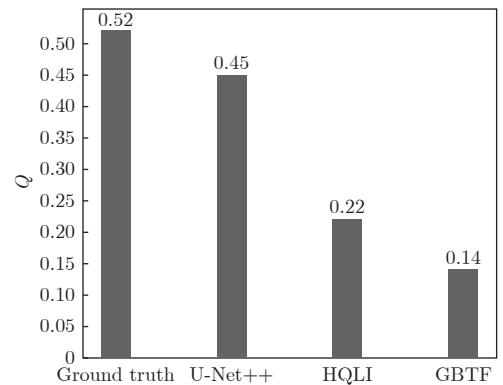
算法	Noise(10%)	Noise(25%)	Noise(40%)
HQLI	0.64	0.61	0.53
GBTF	0.46	0.44	0.38
基于U-Net++的神经网络	0.82	0.73	0.58

显优势。随着噪声强度的增大, 其结构相似性指标值虽有所下降, 但仍优于 HQLI 和 GBTF 算法。

2.2 粒子三维重构质量影响

采用 MLOS-SMART (Multiplicative Light of Sight-Simultaneous MART)^[20] 算法对提取的粒子三视角图像进行三维重构, 获取 3 种算法所提三视角图像的三维重构质量 Q 值^[21]。 Q 值表示粒子重构分布矩阵与真实分布矩阵的相似程度, 即:

像重构质量优于传统算法, 且与全彩色三视角图像的重构质量非常接近。

图8 Q 值计算结果Fig. 8 Q value calculation result

2.3 人工合成高斯涡环三维流场仿真实验研究

通过人工合成高斯涡环速度场进行速度场测量精度分析。人工合成高斯涡环流场的涡核为直径 1.4 mm 的圆，位于中心平面 $Z = 0$ mm 处。速度大小 d 的表达式为：

$$d = \left\| \begin{matrix} u \\ v \\ w \end{matrix} \right\| = \frac{0.03R}{l} e^{-R/l} \quad (15)$$

式中： R 为粒子与涡核的距离， l 为涡宽度尺度（本文 $l = 0.3$ mm）； u 、 v 、 w 为速度矢量在 X 、 Y 、 Z 方向上的分量。最大粒子位移为 2.9 体素。测量区域尺寸为 $4 \text{ mm} \times 4 \text{ mm} \times 0.8 \text{ mm}$ 。在测量区域内以 0.05 ppp 的示踪粒子浓度随机均匀播撒 50000 个粒子，合成三色掩膜粒子图像。

粒子三维速度场由多重网格三维互相关计算获得，第一重和第二重网格互相关窗口大小分别为 $64 \text{ 体素} \times 64 \text{ 体素} \times 64 \text{ 体素}$ 和 $32 \text{ 体素} \times 32 \text{ 体素} \times 32 \text{ 体素}$ ，重叠因子为 50%。计算结果经 $3 \times 3 \times 3$ 中值滤波器检测，异常值通过线性插值替换。图 9 左图为仿真涡环流场的速度矢量及涡量为 0.065 的等值面，右图为 $X = 0$ mm 处 Y - Z 截面的速度场和涡量场。

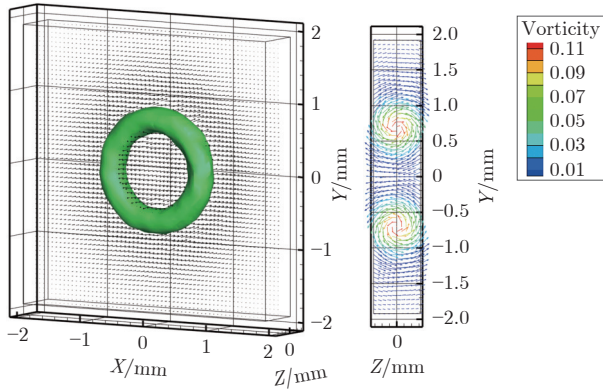
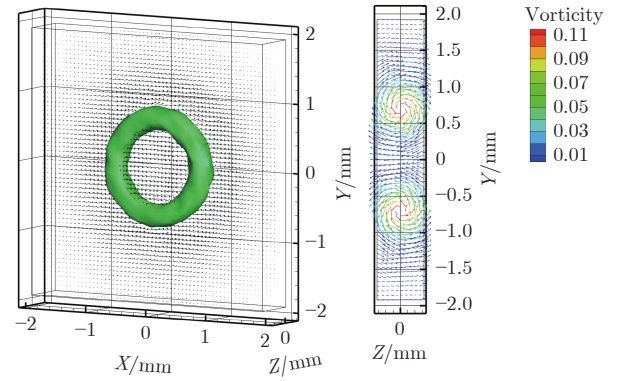


图 9 人工合成流场涡量场

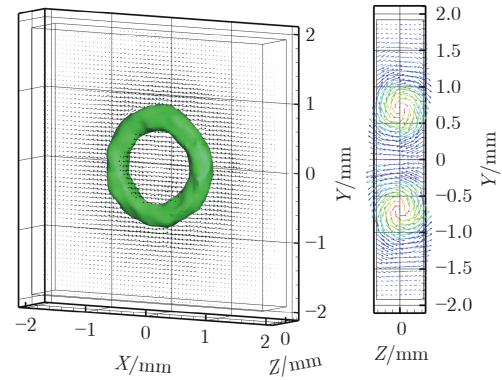
Fig. 9 Vorticity field of artificially synthesized flow field

图 10(a) 为真实图像人工合成流场测量结果。图 10(b)~(d) 依次给出了以基于 U-Net++ 的神经网络、HQLI 和 GBTF 算法去马赛克图像作为输入时的人工合成流场测量结果。可以看出，基于 U-Net++ 的去马赛克算法能够较准确地还原涡环流场结构，而 2 种传统算法（HQLI 算法和 GBTF 算法）的测量结果则与真实流场存在较大偏差。

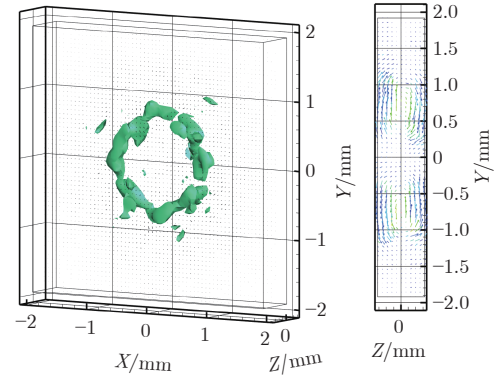
在不同质量插值图像输入条件下，速度场 u 、 v 、



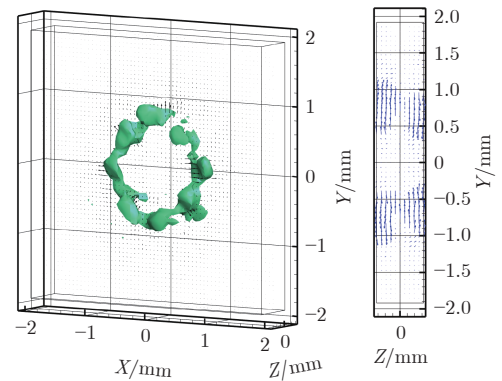
(a) 真实图像人工合成流场测量结果



(b) 基于 U-Net++ 的神经网络算法去马赛克图像人工合成流场测量结果



(c) HQLI 算法去马赛克图像人工合成流场测量结果



(d) GBTF 算法去马赛克图像人工合成流场测量结果

图 10 不同输入图像下的人工合成流场测量结果对比

Fig. 10 Comparison of artificial flow field measurement results under different input images

w 测量误差的累积分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 曲线如图 11 所示。由不同质量图像计算得到的速度分量 u 和 v , 其误差累积分布函数曲线几乎完全重合。但基于 HQLI 和 GBTF 算法处理的图像, 速度测量误差明显偏大, 在 w 方向尤为突出, 其中 80% 速度矢量的绝对误差分别达到 1.5 体素和 1.8 体素。基于 U-Net++ 算法结果的误差控制效果明显优于传统插值图像, w 方向上 80% 速度矢量的绝对误差仅为 0.4 体素。误差散点图如图 12 所示, u 和 v 的误差以零误差点为中心聚集, 正负两侧整体对称。由于粒子重构会在景深方向被拉长, 低质量图像容易在景深方向引入较多重构错误。但从 CDF 曲线和误差散点图来看, 基于 U-Net++ 的神经网络去马赛克算法结果与真实图像输入的结果十分接近, 在粒子图像去马赛克方面表现优异。

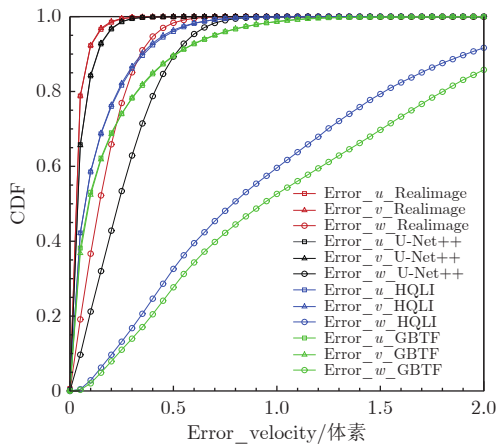


图 11 u, v, w 测量误差的累积分布函数

Fig. 11 Cumulative distribution function of u, v, w measurement errors

3 零质量射流实验分析

2.3 节通过人工合成高斯涡环场研究了不同去马赛克算法对测量结果的影响, 结果表明基于 U-Net++ 神经网络的去马赛克算法在测量误差方面优于传统算法。考虑到真实实验拍摄中存在环境噪声和光照亮度不足等因素, 对实验粒子图像进行去马赛克具有一定挑战性。本节利用零质量射流实验验证去马赛克算法在三色掩膜 PIV 中的实用性。

实验中采用三波段白光激光器, 光束功率为 3 W, 3 个波长分别为 450、532 和 650 nm。将定制三色掩膜安装在 ZEISS Milvus 2/100M 镜头前, 并与 Revealier M120 彩色相机连接, 搭建了三色掩膜成像系统, 如图 13 所示。相机分辨率为 1024 像素 $\times$ 1280

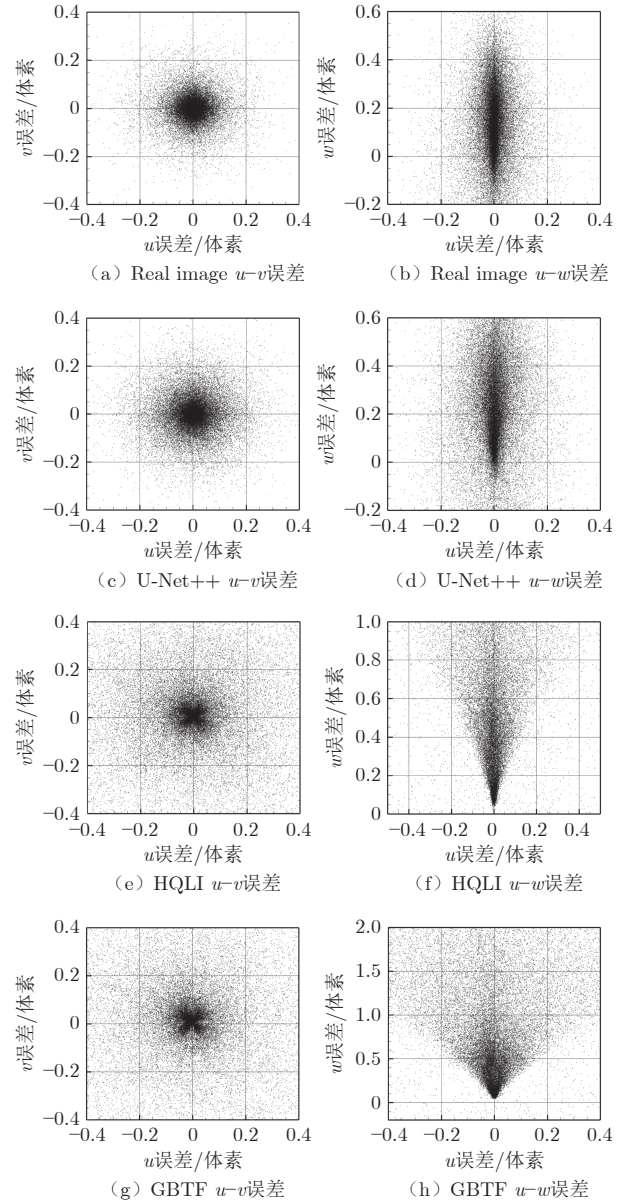


图 12 u, v, w 的测量误差散点图

Fig. 12 Scatter plots of measurement error of u, v, w

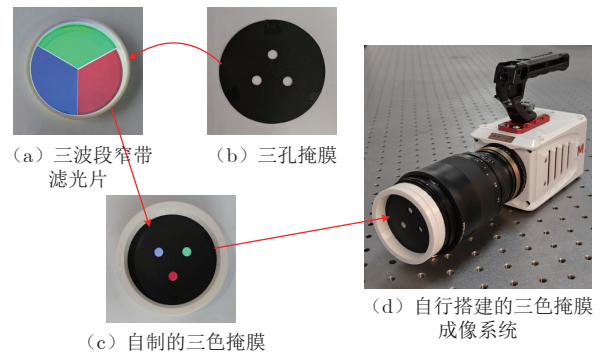


图 13 三色掩膜成像系统

Fig. 13 Trichromatic mask imaging system

像素, 像元尺寸为 $10 \mu\text{m} \times 10 \mu\text{m}$ 。

实验装置如图 14 所示, 水箱由厚 15 mm 的亚

克力板制成, 尺寸为长 1000 mm、宽 500 mm、高 500 mm。活塞半行程设定为 13 mm, 驱动频率为 0.25 Hz, 实验的斯特劳哈尔数为 0.77, 雷诺数为 32。射流圆形喷嘴直径 $D = 10$ mm, 测量区域位于喷嘴左侧 $0.1D$ 处, 测量体积为沿 X 、 Y 、 Z 方向分布的 $2.0D \times 2.0D \times 0.4D$ 。采用直径为 $20\text{ }\mu\text{m}$ 、密度为 1.03 g/cm^3 的聚酰胺示踪粒子, 粒子浓度约为 0.04 ppp, 实验拍摄时相机帧率设定为 150 帧/s。

记录实验粒子图像后, 选用传统算法中表现较好的 HQLI 算法与基于 U-Net++ 神经网络的去马赛克算法进行比较, 重点分析两者对实验结果的处理效果, 考察射流的速度分布和 Z 方向涡量。三视角图像提取结果如图 15 所示。图 15(a) 中粒子像素大

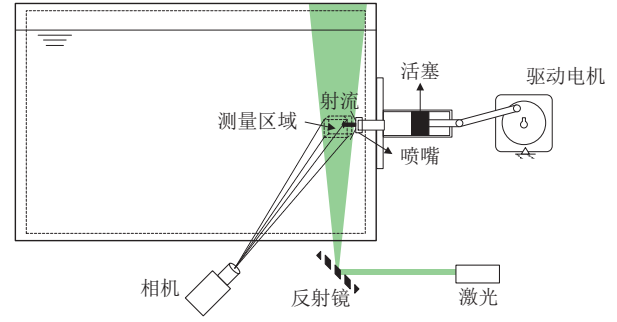


图 14 零质量射流实验装置图

Fig. 14 Zero-net mass flux jet experimental setup

小大多控制在 4 像素 $\times$ 4 像素范围内, 且与图 15(b) 相比, 粒子像素的灰度值控制得更好, 过曝像素点较少。

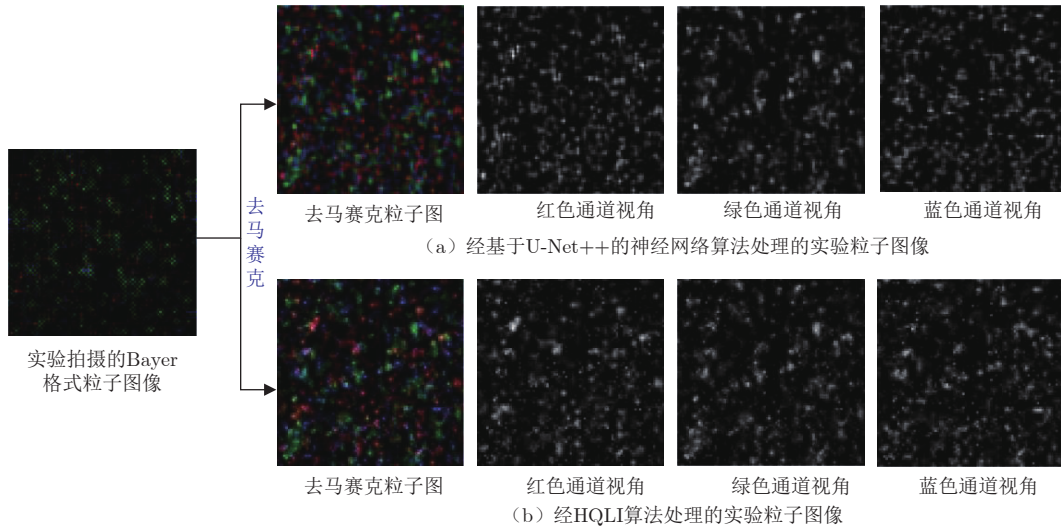


图 15 实验粒子图片去马赛克以及三视角分离图

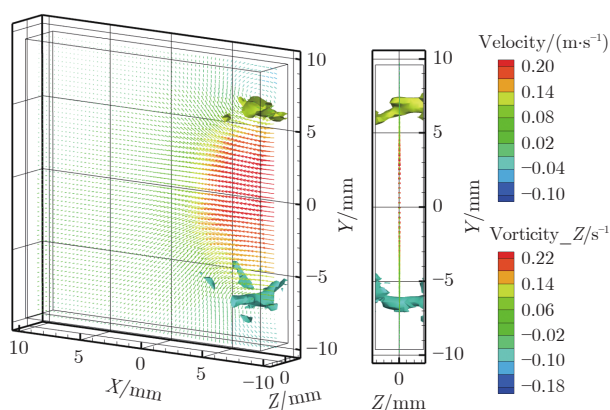
Fig. 15 Demosaicing of experimental particle images and separation of three perspectives

在 MLOS-SMART 三维重构过程中, 测量区域被离散为 $1000 \times 1000 \times 200$ 个体素, 体素分辨率为 $-0.004\text{ mm} \times 0.004\text{ mm} \times 0.004\text{ mm}/M^3$ (M 为镜头放大倍率, 取 -0.5), 松弛因子 μ 设置为 2.0, 共进行 100 次迭代。瞬时速度场通过多网格三维互相关算法计算获得, 第一层网格窗口大小为 64 体素 $\times$ 64 体素 $\times$ 64 体素, 第二层网格窗口大小为 32 体素 $\times$ 32 体素 $\times$ 32 体素, 重叠率为 50%。对重构结果进行 $3 \times 3 \times 3$ 中值滤波处理, 并对异常值进行了线性插值替换。

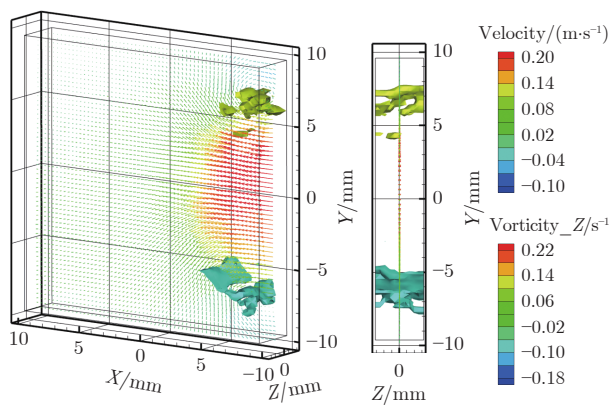
图 16 为 2 种算法最终计算得到的瞬态速度场。图中箭头代表速度矢量, 其长度与速度大小成正比, 颜色表示速度值分布; 等值面则根据 Z 方向涡量绘制。与人工合成高斯涡环速度场的测量结果类似, 经 HQLI 算法计算得到的涡量结构不完整。参考

Zhong 等^[22] 的零质量射流测量结果, 基于 U-Net++ 的神经网络去马赛克所得结果对应的涡量更为完整, 速度分布也基本正确。

对于不可压缩流体, 其散度为零 ($\nabla \cdot \mathbf{u} = 0$), 即 $\partial u / \partial X + \partial v / \partial Y + \partial w / \partial Z = 0$ 。散度误差通过 $\partial u / \partial X$ 与 $-(\partial v / \partial Y + \partial w / \partial Z)$ 的联合概率密度函数 (JPDF) 表示, 数据偏离零散度线 (即各分量相等的线) 的程度反映了散度的大小, 散度可通过分量间的 Pearson 相关系数 Q_{div} 进行量化^[23]。计算得到的联合概率密度如图 17 所示, 经基于 U-Net++ 的神经网络算法提取的三视角图像最终计算出的 Q_{div} 为 0.77, 而经 HQLI 算法提取的三视角图像获得的 Q_{div} 为 0.63。这表明, 由基于 U-Net++ 的神经网络算法计算提取的三视角图像结果更接近实际情况。此外, Worth 等^[23] 通过层析 PIV 结果计算得到的 Q_{div} 为 0.66,



(a) 基于U-Net++的神经网络算法



(b) HQLI算法

图 16 零质量射流瞬态速度场

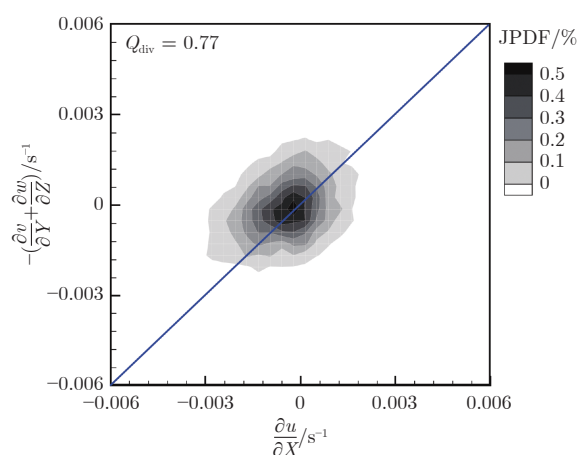
Fig. 16 Zero-net mass flux jet transient velocity field

Ganapathisubramani 等^[24]通过 Stereo-PIV 结果计算得到的 Q_{div} 为 0.82。本研究中三色掩膜 PIV 所得的 Q_{div} 略高于层析 PIV 的 Q_{div} ，这可能是由于所测流场的三维流动特性不同。

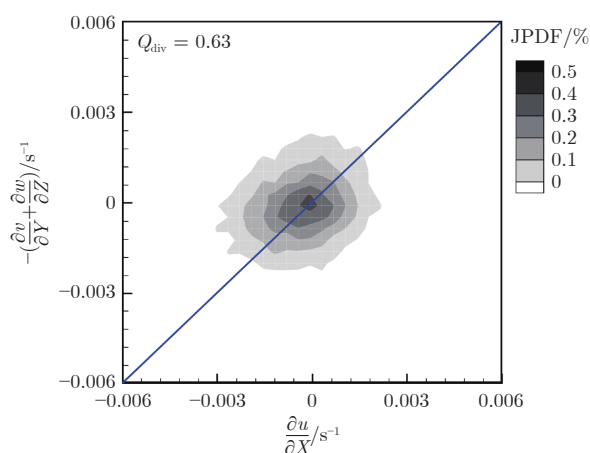
4 结 论

本文分别采用 HQLI、GBTF 和基于 U-Net++ 的神经网络算法，对三色掩膜 PIV 的粒子 Bayer 图像进行去马赛克研究，完成了粒子图像的三视角提取。利用 CPSNR 和 SSIM 评价了三视角图像的提取质量；计算了不同算法提取的三视角图像的粒子重构质量 Q 值；通过人工合成高斯涡环三维流场的仿真实验，分析了 3 种算法对测量误差的影响；并利用零质量射流三维测量实验，研究了真实实验中粒子图像的三视角提取效果，分析了瞬态速度场的结果。主要结论如下：

1) 基于 U-Net++ 神经网络的去马赛克算法能够有效处理粒子 Bayer 图像，完成三色掩膜 PIV 技术中的三视角提取，且在 CPSNR 和 SSIM 上均优于传统方法，粒子三维重构质量 Q 值也与全彩色图像的



(a) 基于U-Net++的神经网络算法



(b) HQLI算法

图 17 $\partial u/\partial X$ 与 $-(\partial v/\partial Y + \partial w/\partial Z)$ 的联合概率密度函数图Fig. 17 JPDF between $\partial u/\partial X$ and $-(\partial v/\partial Y + \partial w/\partial Z)$

重构质量十分接近。

2) 人工合成高斯涡环三维流场仿真表明，三视角图像提取质量对测量误差有显著影响。基于 U-Net++ 的神经网络去马赛克算法提取的三视角图像与真实三视角图像接近，重构的三维流场涡结构较为完整，测得的速度误差最小，其中在 Z 方向有 80% 的速度矢量误差绝对值仅为 0.4 像素。

3) 在低雷诺数零质量射流实验中，与传统算法相比，基于 U-Net++ 的神经网络去马赛克算法提取的三视角图像在粒子像素大小和灰度值分布上更符合粒子成像规律，能够更准确地还原粒子三视角图像，所测流场结果与 Zhong 等^[22] 的零质量射流测量结果更为相近。

参考文献：

- [1] ADRIAN R J. Twenty years of particle image velocimetry[J]. *Experiments in Fluids*, 2005, 39(2): 159-169. doi: 10.1007/s00348-005-0991-7
- [2] 王振斌, 文慧霞, 张雷. PIV 测速系统特性及应用趋势[J]. 中国科

- 技信息, 2020(22): 43-44.
- WANG Z B, WEN H X, ZHANG L. Characteristics and application trend of PIV speed measurement system[J]. China Science and Technology Information, 2020(22): 43-44.
- [3] ADRIAN R J, WESTERWHEEL J. Particle image velocimetry[M]. Cambridge: Cambridge university press, 2011.
- [4] GAO Q, WANG H P, SHEN G X. Review on development of volumetric particle image velocimetry[J]. Chinese Science Bulletin, 2013, 58(36): 4541-4556. doi: 10.1007/s11434-013-6081-y
- [5] GAO Q, WANG H P, WANG J J. A single camera volumetric particle image velocimetry and its application[J]. Science China Technological Sciences, 2012, 55(9): 2501-2510. doi: 10.1007/s11431-012-4921-7
- [6] 丁俊飞, 许晟明, 施圣贤. 光场单相机三维流场测试技术[J]. 实验流体力学, 2016, 30(6): 50-58.
- DING J F, XU S M, SHI S X. Light field volumetric particle image velocimetry[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2016, 30(6): 50-58. doi: 10.11729/sytlx20160141
- [7] XIONG J, AGUIRRE-PABLO A A, IDOUGHI R, et al. RainbowPIV with improved depth resolution—design and comparative study with TomoPIV[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(2): 025401. doi: 10.1088/1361-6501/abb0ff
- [8] ZHANG Y, DING J F, LIANG X Y, et al. A volumetric particle image velocimetry technique based on single color camera with trichromatic mask[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2024, 37(11): 217-231. doi: 10.1016/j.cja.2024.09.003
- [9] BAYER B E. Color imaging array: DE19762608998[P]. 1976-09-16.
- [10] RAMANATH R, SNYDER W E, BILBRO G L, et al. Demosaicking methods for Bayer color arrays[J]. Journal of Electronic Imaging, 2002, 11(3): 306-315. doi: 10.1117/1.1484495
- [11] HOU H, ANDREWS H. Cubic splines for image interpolation and digital filtering[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1978, 26(6): 508-517. doi: 10.1109/TASSP.1978.1163154
- [12] MALVAR H S, HE L W, CUTLER R. High-quality linear interpolation for demosaicking of Bayer-patterned color images[C]//Proc of the 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 2004. doi: 10.1109/ICASSP.2004.1326587
- [13] ZHANG L, WU X L. Color demosaicking via directional linear minimum mean square-error estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2167-2178. doi: 10.1109/TIP.2005.857260
- [14] PEKKUCUKSEN I, ALTUNBASAK Y. Gradient based threshold free color filter array interpolation[C]//Proc of the 2010 IEEE International Conference on Image Processing. 2010: 137-140. doi: 10.1109/ICIP.2010.5654327
- [15] TAN R, ZHANG K, ZUO W, et al. Color image demosaicking via deep residual learning[C]//Proc of the 2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. 2017.
- [16] KOKKINOS F, LEFKIMMIATIS S. Deep image demosaicking using a cascade of convolutional residual denoising networks[M]//Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2018: 317-333. doi: 10.1007/978-3-030-01264-9_19
- [17] WANG S Y, ZHAO M X, DOU R J, et al. A compact high-quality image demosaicking neural network for edge-computing devices[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3265. doi: 10.3390/s21093265
- [18] WANG Z Y, GAO Q, WANG J J. A triple-exposure color PIV technique for pressure reconstruction[J]. Science China Technological Sciences, 2017, 60(1): 1-15. doi: 10.1007/s11431-016-0270-x
- [19] PALIY D, KATKOVNIK V, BILCU R, et al. Spatially adaptive color filter array interpolation for noiseless and noisy data[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2007, 17(3): 105-122. doi: 10.1002/ima.20109
- [20] ATKINSON C, SORIA J. An efficient simultaneous reconstruction technique for tomographic particle image velocimetry[J]. Experiments in Fluids, 2009, 47(4): 553-568. doi: 10.1007/s00348-009-0728-0
- [21] ELSINGA G E, SCARANO F, WIENEKE B, et al. Tomographic particle image velocimetry[J]. Experiments in Fluids, 2006, 41(6): 933-947. doi: 10.1007/s00348-006-0212-z
- [22] ZHONG S, JABBAL M, TANG H, et al. Towards the design of synthetic-jet actuators for full-scale flight conditions[J]. Flow, Turbulence and Combustion, 2007, 78(3): 283-307. doi: 10.1007/s10494-006-9064-0
- [23] WORTH N A, NICKELS T B, SWAMINATHAN N. A tomographic PIV resolution study based on homogeneous isotropic turbulence DNS data[J]. Experiments in Fluids, 2010, 49(3): 637-656. doi: 10.1007/s00348-010-0840-1
- [24] GANAPATHISUBRAMANI B, LAKSHMINARASIMHAN K, CLEMENS N T. Determination of complete velocity gradient tensor by using cinematographic stereoscopic PIV in a turbulent jet[J]. Experiments in Fluids, 2007, 42(6): 923-939. doi: 10.1007/s00348-007-0303-5



作者简介:

张 勇(2000—), 男, 山西吕梁人, 硕士研究生。研究方向: 三维流场测试技术、图像处理。

E-mail: yong_zhang@mail.nwpu.edu.cn

(编辑: 秦虹)