

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.12614859

基于几何感知与像素精确可调超分辨率的 航空孔轴结构位姿测量方法*

周 崑¹, 褚文敏¹, 赵 鹏²

(1. 南京工业职业技术大学航空工程学院 南京 210023; 2. 南京航空航天大学机电学院 南京 210016)

摘 要: 航空航天大型结构装配是制造过程中的关键环节, 其中孔轴连接作为常见构型, 其位姿测量精度直接影响装配质量。传统视觉测量方法受图像分辨率限制, 尤其在远距离工作条件下, 精度难以满足高要求。此外, 现有超分辨率技术在工业测量中应用较少, 且缺乏针对孔轴图像特性的优化方法。为此提出一种基于几何感知与像素精确可调超分辨率的航空孔轴结构位姿测量方法。首先, 针对孔轴图像特性, 优化图像退化策略, 构建专用超分辨率数据集。其次, 设计几何感知与像素精确可调超分辨率网络, 通过引入低阶适配器 (LoRA) 和基于上下文损失与边缘增强梯度方差损失的损失函数, 实现像素级保真度和几何结构质量的平衡。在位姿计算方面, 提出花键特征提取算法, 并建立基于正向投影几何距离和混合积的位姿优化模型, 以解决加工误差导致的几何偏差。试验结果表明, 该方法将位置测量精度从 0.008 mm 提升至 0.003 mm 水平, 姿态测量精度从 0.14° 提升至 0.07°, 且测量稳定性显著提高。实际应用中, 该方法成功用于直升机升力系统装配, 调姿精度优于 0.05 mm, 装配耗时小于 30 min, 验证了其有效性和实用性。

关键词: 航空孔轴结构; 自动化装配; 图像超分辨率; 特征检测; 位姿优化

中图分类号: TH166 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

A method for measuring the pose of aerospace hole-shaft structures based on geometry perception and pixel precisely adjustable super-resolution

Zhou Kuai¹, Chu Wenmin¹, Zhao Peng²

(1. School of Aeronautical Engineering, Nanjing University of Industry Technology, Nanjing 210023, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The assembly of large aerospace structures is a critical step in the manufacturing process, with hole-shaft connections being a common configuration, and the accuracy of their pose measurement directly affects assembly quality. Traditional visual measurement methods are limited by image resolution, especially under long-distance working conditions, making it difficult to meet high accuracy requirements. Furthermore, existing super-resolution technologies are rarely used in industrial measurement and lack optimization methods specifically for the characteristics of hole-shaft images. This article proposes a pose measurement method for aerospace hole-shaft structures based on geometry-aware and pixel-accurate adjustable super-resolution. First, an image degradation strategy is optimized to address the characteristics of hole-shaft images, and a dedicated super-resolution dataset is constructed. Second, a geometry-aware and pixel-accurate adjustable super-resolution network is designed, achieving a balance between pixel-level fidelity and geometric structure quality by introducing low-rank adapters (LoRA) and a loss function based on context loss and edge enhancement gradient variance loss. For pose calculation, a spline feature extraction algorithm is proposed, and a pose optimization model based on forward projection geometric distance and hybrid product is established to address geometric deviations caused by manufacturing errors. Experimental results show that this method improves the position measurement accuracy from 0.008 mm to 0.003 mm and the attitude measurement accuracy from 0.14° to 0.07°, while significantly enhancing measurement stability. In practical applications, this method

收稿日期: 2026-01-15 Received Date: 2026-01-15

* 基金项目: 江苏省高等学校自然科学研究项目 (24KJB460020)、江苏省航空智能制造与数字化健康管理技术工程研究中心开放基金项目 (ZK25-03-15) 资助

has been successfully used in helicopter lift system assembly, achieving an attitude adjustment accuracy better than 0.05 mm and an assembly time of less than 30 minutes, verifying its effectiveness and practicality.

Keywords: aerospace hole-shaft structure; automated assembly; image super-resolution; feature detection; pose optimization

0 引言

航空航天装备的制造过程包括零件制造、装配和试验三大阶段,其中装配阶段是采用相应的装配工艺装备,将大量的零部件按照图纸或三维模型、技术条件、工艺规划等要求进行组合成高一级部件或产品的过程,通常可以进一步地划分为组件装配、部件装配和总装(整机装配)。航空航天大型结构的尺寸巨大、结构复杂、组成零件数量多,其装配技术难度大,周期长,以飞机装配为例,装配工作量通常占到产品制造总工作量的50%以上^[1-2]。航空航天大型结构装配作为装备部装和总装的重要环节,装配质量对产品的最终性能、可靠性都有着重要影响。传统上,航空航天大型结构装配主要采用人工操作方式,依靠专用型架或吊装,凭工人目视进行手工装配。这种装配方法不仅精度差、效率低,并且对工人的操作经验和技术水平要求高,即便如此,装配过程中也很容易产生干涉碰撞进而损伤部件,已经无法满足现代航空航天装备生产高精度、高效率和高可靠性的需要^[2]。

孔轴是航空航天大型结构分离部件间连接的主要构型之一,如直升机升力系统的花键连接装配,航空结构孔轴的位姿测量精度直接影响装配质量^[3]。近年来,数字化测量辅助装配技术(measurement aided assembly, MAA)逐渐被应用于航空航天大型结构装配中^[4],采用激光跟踪仪、激光雷达、室内全球定位系统(indoor global positioning system, iGPS)等设备测量分布于部件上的位姿控制点来获得部件的位姿状态,极大提高了对接装配的质量和效率。这些测量方法(设备)各有优缺点,各自擅长的应用场景也各不相同。视觉测量凭借体积小、环境适应性好等优势在诸如直升机升力系统的花键连接装配中更加适宜^[5]。

图像的分辨率直接影响了视觉测量的精度,而提高图像分辨率通常需要改进用于成像的硬件设备,这样做一方面会带来高昂的成本,另一方面即使拥有高分辨率的图像采集设备,拍摄远距离的目标时也同样会面临低分辨率的问题。在航空结构孔轴装配位姿测量过程中,由于被测对象和装配设备的尺寸较大,往往在较大的工作距离(大于1 m)上进行测量。近年来,深度学习技术得到了广泛发展,图像超分辨率作为其中一项的经典图像处理技术,当前应用仅局限于智能监控^[6]、医学成像^[7]、遥感^[8]等少数领域,在基于视觉的位姿测量领域的应用较少^[9]。究其原因:1)当前缺乏相应的训练数据集,

现有的数据集图像与待测对象图像之间存在较大差异,导致实际使用效果较差^[10];2)现有的超分辨率网络结构要么参数过多^[11],无法满足工业应用的效率要求,要么无法满足严格的测量精度要求^[12]。

基于视觉的位姿计算的前提是从图像中检测到所需特征,特征检测的准确度决定了位姿计算结果的精度,航空结构孔轴图像中的特征种类较多,包括角点、线段、椭圆、花键等。现有的角点^[13-15]、椭圆特征检测方法^[16-18]较多,而对于航空孔轴图像中广泛存在的花键特征的检测方法却几乎没有。同时,航空结构孔轴图像具有典型的圆形特征,基于圆形特征的位姿计算方法与基于点特征和直线特征的传统位姿计算方法相比,需要的特征较少,而且在识别和抗遮挡方面也很有优势。因此,近年来许多研究者对基于圆形特征的位姿计算方法进行了研究^[5,19]。但是,上述空间圆位姿估计方法基于理论数学模型,由于被测目标存在加工误差等因素造成的几何偏差,需要对求得的位姿进一步优化,以进一步提高测量精度。航空孔轴结构为典型的回转体,Dhome^[20]提出了一种面向回转体的迭代优化策略,首先离散回转体理论外轮廓,再将离散点投影到二维图像上,建立投影线段和实际成像线段的对应关系,最后使用Lowe算法^[21]优化回转体的空间位姿参数,该方法将3D模型投影到2D平面上,属于反向投影法,其优化效果与回转体外轮廓的离散密度相关,低密度效率高,但精度不佳,高密度有较高的精度,但是运算量过大,不适用于位姿的实时测量。

为了解决上述问题,在图像超分辨率重建方面,本文重新创建了孔轴位姿测量任务相关的图像超分辨率数据集,以提升深度学习网络对孔轴图像的超分辨率能力;进一步的,针对孔轴图像特点,设计了面向孔轴位姿视觉测量的深度学习网络,以提高孔轴超分辨率图像的位姿测量精度。在位姿测量方面,针对航空孔轴图像中广泛存在的花键特征,本文提出了一种特征提取算法,进一步的,设计了基于正向投影几何距离和混合积的位姿优化模型,对初始位姿进一步优化,以提高测量精度。本文创新点总结为:

1)优化了图像退化策略,构建了航空孔轴超分辨率数据集;

2)设计了基于上下文损失和边缘增强梯度方差损失的损失函数,提出了几何感知与像素精确可调超分辨率重建方法,并通过试验确定了最佳的参数;

3)提出了航空孔轴花键特征提取方法,设计了基于正向投影几何距离和混合积的位姿优化模型。

1 航空孔轴超分辨率数据集构建

1.1 航空孔轴图像特性分析

许多学者在提出新的超分辨率重建网络的同时会公布数据集供其他学者使用,以方便比较各自超分辨率网络的优异性。目前国内外已经形成了大量专门用于超分辨率重建的公共数据集,例如 Set5^[22]、Set14^[23]、Urban100^[24]、DIV2K^[25]等。这些数据集中的图像内容种类繁多,有人像、动植物、自然景观、建筑、生活中常见的景象甚至动漫图像等。这些图像来自合成数据集,因为其中的低分辨率图像由对应的高分辨率图像通过高斯模糊、双三次降采样等方式人为退化生成。相应地,包含使用真实相机拍摄获得的成对高分辨率图像和低分辨率图像的数据集被称为真实数据集。

虽然 Guo 等^[26]证明了使用真实数据集训练的超分辨率网络相比使用合成数据集,拥有更好的超分辨率效果。但是一方面真实数据集构建所需的环境较为严苛,构建容量较大的真实数据集难度很大^[26];另一方面,真实数据集绕不开配准的问题,即将低分辨率图像与对应的高分辨率图像逐像素对齐,如果配准存在误差,则会对图像超分辨率效果造成极大影响^[27]。综上,提高人为的图像退化模型效果,逼近图像真实退化模型,以构建满足特定超分辨率任务需求的合成数据集,是现在超分辨率数据构建的主流方向^[28]。

因此,在孔轴位姿测量场景中,有必要建立孔轴图像超分辨率数据集,以更好地模拟出在孔轴位姿视觉测量中的情况,最终获得较好的孔轴图像超分辨率结果。在构建数据集之前,首先对航空孔轴图像特性进行分析,典型航空孔轴图像如图 1 所示。

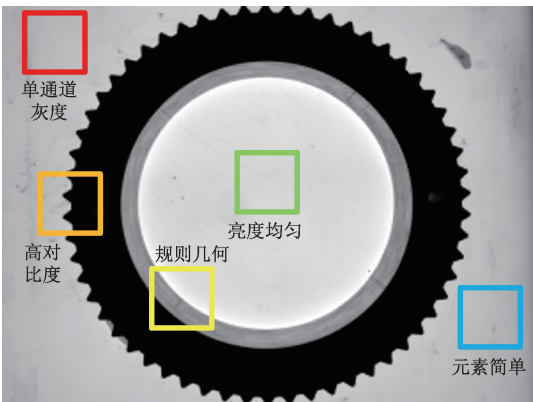


图 1 典型航空孔轴图像

Fig. 1 Typical aerospace hole-shaft image

观察图 1,可以明确航空孔轴图像的独特属性:

- 1) 单通道灰度:退化时无需考虑色彩失真,专注亮度信息;
- 2) 高对比度:黑白分明,边缘锐利,对模糊敏感;
- 3) 规则几何:圆形孔洞、直线边缘,需要保持几何精度;
- 4) 元素简单:元素数量有限,图像中语义信息相对简单;
- 5) 亮度均匀:工业光源下,亮度相对均匀,噪声模式特殊。

1.2 航空孔轴数据集构建

Wang 等^[28]设计了一个高度复杂且逼真的数据合成流程,用于生成训练数据。其通过一个精心设计的退化模型,对高分辨率图像进行人工降质,从而得到配对的低分辨率-高分辨率图像对。上述流程建立在经典退化模型之上,并进行了关键的高阶扩展,以模拟真实世界中复杂的图像质量下降过程,通过上述方法生成的 Real-ESRGAN 数据集成功地用纯合成数据模拟了真实世界的复杂图像退化,并在真实世界超分辨率任务上取得了突破性的性能。本文受到 Real-ESRGAN 的启发,根据航空孔轴图像特性,设计了航空孔轴图像的退化模型,如图 2 所示。

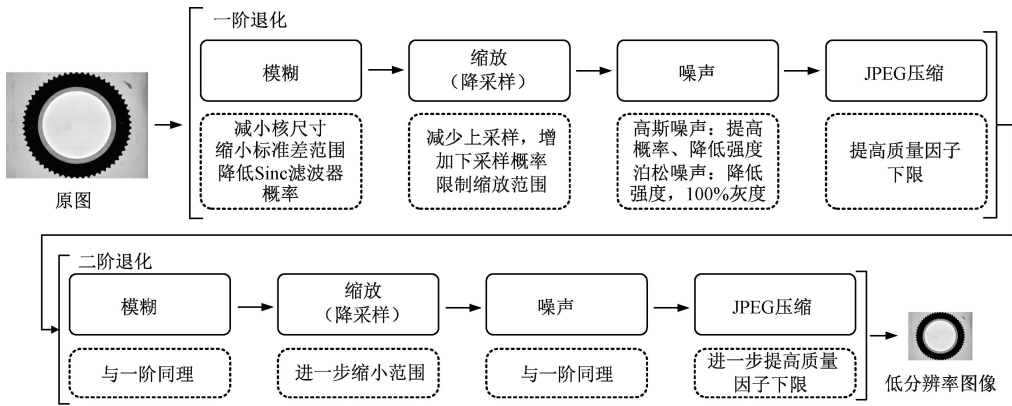


图 2 航空孔轴图像的退化模型

Fig. 2 Degradation model of aerospace hole-shaft images

图 2 设计的航空孔轴图像退化模型包括一阶退化和二阶退化,每一阶退化都包括模糊、缩放、噪声、联合图像专家组(joint photographic experts group, JPEG)压缩 4 个流程。在退化模型中,对这 4 个流程的预设参数进行修改,以适应航空孔轴图像特性,具体修改为:

- 1) 模糊优化,保护几何结构:各向异性高斯模糊核会破坏圆形的回转对称性,故去除各向异性高斯核,仅保留各向同性高斯核,避免引入方向性失真,在此基础上,减少核尺寸,减少标准差范围。由于 Sinc 滤波器产生的振铃效应会破坏图像的清晰边缘,故大幅降低 Sinc 滤波器概率;
- 2) 缩放优化,保持边缘锐度:过度缩放会破坏图像的精细几何特征,故应减少上采样,增加下采样概率,限制缩放范围;
- 3) 噪声优化,适配工业相机特性:由于通用自然图像的噪声强度过大,而工业相机噪声通常为高斯主导,强度较低但始终存在。提高高斯噪声的概率,大幅降低强度,完全使用灰度噪声,以匹配图像的单通道特性。降低泊松噪声的强度;
- 4) JPEG 压缩优化,减少块效应:低质量压缩会产生明显块效应,破坏边缘。提高 JPEG 压缩的质量因子下限。

通过上述航空孔轴图像退化模型,构建出的航空孔轴图像超分辨率数据集如图 3 所示。

2 几何感知与像素精确可调超分辨率重建

2.1 网络训练原理

对于高精度的位姿计算任务,提高图像的像素分辨率无疑可以提高最终的位姿计算精度,但是如果一味的

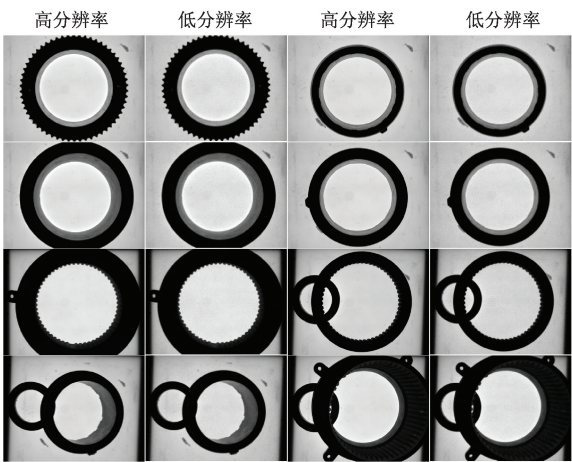


图 3 航空孔轴图像超分辨率数据集
Fig. 3 Aerospace hole-shaft image super-resolution dataset

追求像素分辨率而忽视了图像中待测目标的几何结构特征,反而会适得其反。所以只有找寻到图像的像素分辨率与图像中目标的几何结构质量之间的平衡,才可以取得最佳的位姿测量结果。最近,基于先验扩散模型的图像超分辨率取得了令人瞩目的成绩^[29-30],但现有方法在训练中往往针对某个单个目标进行优化,难以在图像的像素级保真度和几何结构质量之间取得平衡,同时不同的待测目标,对于超分辨率结果的偏好也各不相同。鉴于此,本文受像素级和语义级超分辨率(pixel-level and semantic-level adjustable super-resolution, PiSA)^[31]启发,提出了一种可调节的超分辨率模型——几何感知与像素精确可调超分辨率,仅需经过一次训练过程,便可以在推理过程中自由调节像素级和几何感知的超分辨率效果,而无需重新训练。网络训练原理如图 4 所示。

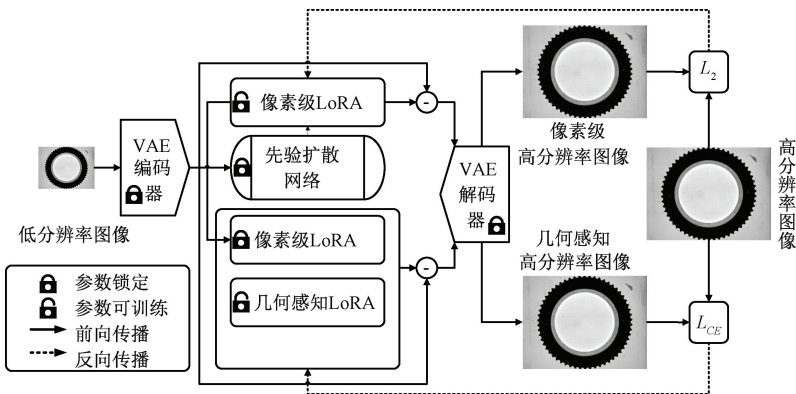


图 4 几何感知与像素精确可调超分辨率训练原理
Fig. 4 Geometry perception and pixel precisely adjustable super-resolution training principle

几何感知与像素精确可调超分辨率网络并非从零设计,而是在公开预训练的 Stable Diffusion 2.1-base 扩散模型^[32]基础上,引入了两个可以训练的低阶适配器(low-rank adapter, LoRA)——像素级 LoRA 和几何感知 LoRA。网络基础骨架采用 Stable Diffusion 2.1-base 配套的预训练变分自编码器(variational autoencoder, VAE)与解码器,权重取自 Stable Diffusion 官方开源预训练权重,训练过程中保持锁定,以复用海量数据学习的图像先验知识。LoRA 模块的秩设置为 4、采用高斯分布初始化,该基础参数与分步训练策略均参考 PiSA-SR 方法^[31],仅需微调极少参数即可适配航空孔轴图像的超分辨率任务。

几何感知与像素精确可调超分辨率的训练包括两个阶段:

第 1 阶段训练像素级 LoRA,此时锁定预训练的扩散网络模型参数。像素级 LoRA 使用 L_2 损失作为损失函数,能有效促使模型输出在像素值上接近真实的高分辨率图像,从而平滑噪声、锐化边缘,但结果往往会过于平滑,缺乏生动细节,此阶段输出像素级超分辨率图像。

第 2 阶段训练几何感知 LoRA,首先将第 1 阶段训练好的像素级 LoRA 锁定,然后引入并训练几何感知 LoRA。几何感知 LoRA 使用的损失函数是针对航空孔轴图像设计的基于上下文损失和边缘增强梯度方差损失的损失函数,可以有效保证图像的几何结构特征,此阶段输出几何感知超分辨率图像。

2.2 基于上下文损失和边缘增强梯度方差损失的损失函数

基于上下文损失和边缘增强梯度方差损失的损失函数包含有 3 个损失函数,分别为平均绝对误差损失 L_1 ,上下文损失 L_c 和边缘增强梯度损失 L_E 。

虽然均方误差损失 L_2 能够最大化网络生成的超分辨率图像的峰值信噪比,但是 Lim 等^[33]通过试验证明了平均绝对误差损失 L_1 相比均方误差损失 L_2 提供了更强的使网络收敛的性能。故使用平均绝对误差损失 L_1 以加速网络收敛,并保证网络基础的超分辨率重建性能。

为了保证图像在超分辨率过程中的几何结构质量,本文引入了上下文损失 L_c 。上下文损失 L_c 由 Mechrez 等^[34]提出,首先定义了一对图像之间的相似性度量,即相似度,其核心思想是将每张图像均表示为一组高维特征点,如果两张图像的对应点集是相似的,则认为这两张图像是相似的,反之亦然。将源图像 P 视为特征点 $p_{ii=1}^N$ 的集合,将目标图像 Q 视为特征点 $q_{jj=1}^M$ 的集合。为每个特征 q_j 找到与之最相似的特征 p_i ,然后将所有 q_j 特征的相应相似度相加,便得到了两张图像 P 和 Q 之间的上下文相似性:

$$CX(P, Q) = \frac{1}{N} \sum_j \max_i CX_{ij} \quad (1)$$

其中, CX_{ij} 为特征 p_i 和 q_j 之间的相似度,将在下文定

义, N 为特征点数。首先令 d_{ij} 为 p_i 和 q_j 之间的余弦距离,有:

$$d_{ij} = \left(1 - \frac{(x_i - \mu_y) \cdot (y_j - \mu_y)}{\|x_i - \mu_y\|_2 \|y_j - \mu_y\|_2} \right) \quad (2)$$

其中, $\mu_y = 1/N \times \sum_j y_j$, 认为当 $\forall k \neq j$ 时, 满足 $d_{ij} \ll d_{ik}$, 便认为 p_i 和 q_j 是相似的。将距离 d_{ij} 归一化得到 $\tilde{d}_{ij}$:

$$\tilde{d}_{ij} = \frac{d_{ij}}{\min_k d_{ik} + \varepsilon} \quad (3)$$

ε 被固定设为 10^{-5} , 通过取幂将距离转换为相似度:

$$\omega_{ij} = \exp\left(\frac{1 - \tilde{d}_{ij}}{h}\right) \quad (4)$$

$h > 0$, 为带宽常数, 最终的上上下文相似度 CX_{ij} 被定义为:

$$CX_{ij} = \omega_{ij} / \sum_k \omega_{ik} \quad (5)$$

现在比较图像 P 和 Q , 预先通过某个感知网络 Φ (本文使用 ImageNet 数据集预训练的 VGG19 网络^[35], 权重取自 PyTorch 官方开源预训练权重, 用于提取图像高维特征以计算上下文损失) 从图像中提取特征, 将从感知网络 Φ 第 l 层提取到的图像 P 和 Q 的特征分别表示为 $\Phi_l(P)$ 和 $\Phi_l(Q)$, 上下文损失 L_c 被定义为:

$$L_c = -\ln(CX(\Phi_l(P), \Phi_l(Q))) \quad (6)$$

此外, 由于边缘信息对于后续的特征检测、位姿计算过程至关重要, 为了在网络生成的超分辨率图像中保留明显的边缘信息, 除 L_1 损失和 L_c 损失之外, 本文还设置有边缘增强的梯度方差损失 L_E 。 L_E 损失由 Wang^[36] 受梯度方差损失启发提出。首先将真实高分辨率图像 I_{HR} 和生成的超分辨率图像 I_{SR} 转化为灰度图像 G_{HR} 和 G_{SR} , 使用 Sobel 和 Laplacian 滤波器来分别各自计算梯度图, 并将梯度图展开为不重叠的尺寸为 $n \times n$ 的图像块, 以形成维度为 $n^2 \times (hw/n^2)$ 的矩阵 G_x 、 G_y 、 G_{lap} 和 G_{LoG} , 而矩阵方差图中的第 i 个元素计算为:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^{n^2} (G_{i,j} - \bar{G}_i)^2}{n^2 - 1} \quad (7)$$

其中, $\bar{G}_i$ 是第 i 个图像块的平均值, 分别计算高分辨率图像 I_{HR} 和超分辨率图像 I_{SR} 的方差度量 v_x 、 v_y 、 v_{lap} 和 v_{LoG} , 根据参考的梯度方差损失, 最终得到不同滤波器对应的梯度方差损失:

$$L_x = E_{I_{SR}} \|v_x^{SR} - v_x^{HR}\|_2 \quad (8)$$

$$L_y = E_{I_{SR}} \|v_y^{SR} - v_y^{HR}\|_2 \quad (9)$$

$$L_{lap} = E_{I_{SR}} \|v_{lap}^{SR} - v_{lap}^{HR}\|_2 \quad (10)$$

$$L_{LoG} = E_{I_{SR}} \|v_{LoG}^{SR} - v_{LoG}^{HR}\|_2 \quad (11)$$

其中, 符号 $E \|\cdot\|_2$ 表示欧几里得范数, 即 L_2 范数, 将它们相加, 以提高边缘信息增强的普适鲁棒性, 得到边

缘增强的梯度方差损失 L_E :

$$L_E = L_x + L_y + L_{lap} + L_{LoG} \quad (12)$$

最终得到本文设置的基于上下文损失和边缘增强梯度方差损失的损失函数 L_{CE} :

$$L_{CE} = \lambda_1 L_1 + \lambda_C L_C + \lambda_E L_E \quad (13)$$

其中, λ_1 、 λ_C 、 λ_E 为各自的权重系数,关于 3 个权重系数数值的确定,本文参考 Wang^[36] 的设置,由于平均绝对误差损失 L_1 用于保证网络基础的超分辨率重建性能,

故设置为较大的 0.6;上下文损失 L_C 用以提高图像数据的几何结构质量,故设置为 0.2;边缘增强梯度损失 L_E 用以进一步增强超分辨率图像的边缘特征,故设置为较小的 0.05。

2.3 网络推理过程

训练完成之后,两个 LoRA 模块的参数可以合并到原始的先验扩散模型中。几何感知与像素精确可调超分辨率的推理过程非常高效且灵活,如图 5 所示。

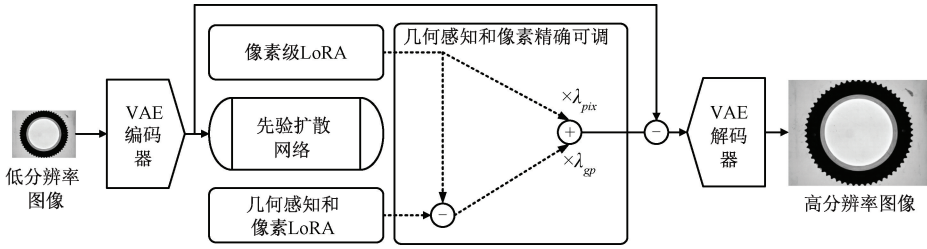


图 5 几何感知与像素精确可调超分辨率推理过程

Fig. 5 Geometry perception and pixel precisely adjustable super-resolution inference process

图 5 中的虚线部分即几何感知和像素精确可调,使用者在网络推理时可以通过两个引导参数进行调节,来定制输出效果。其中, λ_{pix} 用于调节像素级效果, λ_{gp} 用于调节几何感知效果。推理阶段不同参数的调节结果如图 6 所示。

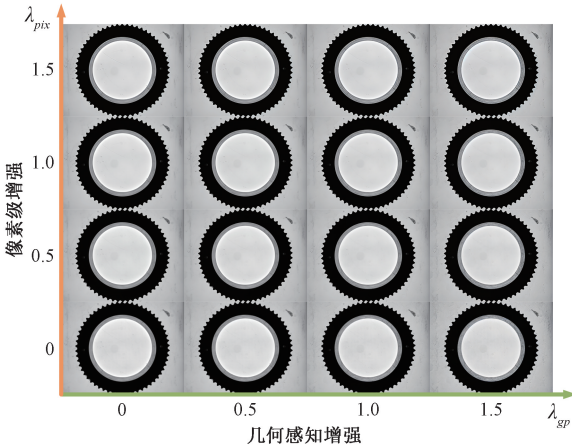


图 6 推理阶段不同参数的调节结果

Fig. 6 Adjustment results of different parameters during the inference process

观察图 6,随着 λ_{pix} 的提高,图像中的噪声和伪影逐渐减少,但是过度增强像素级效果会使超分辨率图像过于平滑;随着几何感知效果的提高,图像中的几何结构信息越来越清晰,但是太高的 λ_{gp} 可能会带来一些虚假的结构特征。关于如何实现二者之间的平衡,以提高最终的位姿测量精度,将在试验部分进行着重说明。

3 航空孔轴位姿计算

3.1 孔轴图像特征分析

完成孔轴图像的超分辨率重建之后,接下来还需要对图像进行特征提取,利用提取到的特征,方可进行位姿计算。而在图像特征提取之前,需要对孔轴图像中存在的特征进行分析。直升机升力系统图像中出现的特征种类较多,具有代表意义,故本文以直升机升力系统中的主桨毂和主旋翼轴图像为例,对孔轴图像中的特征进行分析,如图 7 所示。

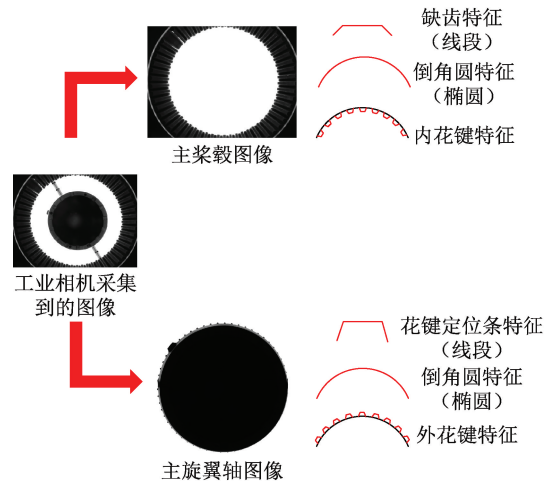


图 7 孔轴图像特征分析

Fig. 7 Hole-shaft image feature analysis

工业相机采集到的原始图像经超分辨率重建后包括主桨毂图像和主旋翼轴图像,分别对二者进行分析,可以发现主桨毂图像中存在缺齿特征、倒角圆特征、内花键特征,主旋翼轴图像中存在花键定位条特征、倒角圆特征、外花键特征。缺齿特征和花键定位条特征可以抽象为线段特征,而倒角圆特征是典型的椭圆特征,国内外提取线段特征和椭圆特征的算法较多,不再赘述,接下来以主旋翼轴图像为例,针对其中的花键特征进行检测和提取。

3.2 花键特征提取

花键特征提取,即提取内外花键齿顶点所在椭圆的特征,以用于位姿估计。以 Zhou 等^[3]提出的角点检测方法为基础,提出了花键特征提取方法。本方法中花键感兴趣区域(region of interest, ROI)由算法自动选取,无需测量人员手动交互选择;在航空孔轴自动化装配流程中,装配工艺、设备布局与相机安装位置均已完成标准化设计,相机相对孔轴结构的工作距离、成像视场范围均被预先固定,孔轴及花键结构在图像中的成像位置、尺寸区间可通过装配工艺参数精准预判。基于该装配工艺先验条件,算法首先对超分辨率重建后的图像进行边缘检测与圆形几何特征粗定位,结合固定工作距离对应的成像比例,锁定孔轴中心与花键的径向分布范围;随后以孔轴中心为基准,按照花键标准结构尺寸自动划定仅包含目标花键的有效 ROI,剔除背景与无关干扰区域。完成 ROI 自动划分后,使用角点检测方法提取 ROI 内的花键角点;受花键齿形轮廓灰度变化平缓影响,检测结果同时包含目标齿顶点与干扰齿根点,混合角点分布如图 8(a)所示。为精准剔除齿根点、保留齿顶点,本文设计基于椭圆拟合的双迭代筛选算法,其核心几何依据为:航空花键的所有齿顶点共面且分布于同一理论椭圆轨迹上,而齿根点更靠近孔轴中心,必然落在该齿顶椭圆的内部。具体迭代筛选过程为:

- 1) 首轮椭圆拟合:将 ROI 内全部检测角点采用 Ellfit 算法^[37]拟合,得到逼近真实齿顶轨迹的初始椭圆;
- 2) 首轮点筛选:根据几何位置关系,剔除所有落在该拟合椭圆内部的点(齿根点),仅保留椭圆外部的候选齿顶点;
- 3) 次轮椭圆拟合:对首轮筛选后的候选点再次进行椭圆拟合,进一步修正齿顶椭圆的拟合精度;
- 4) 次轮点筛选:再次剔除椭圆内部残留的少量干扰点,完成迭代优化。

试验表明,经上述两轮迭代后,可完全剔除齿根干扰点,仅保留纯净的花键齿顶点,筛选结果如图 8(b)所示。

由于花键齿顶点相较于花键定位条/缺齿并不明显,故角点检测会多检测出齿根点。为去除齿根点,设计 ROI 点集迭代算法,将检测到的全部角点拟合使用 Ellfit

算法^[37]拟合为椭圆,去除所有落在椭圆内的点,再进行第 2 次椭圆拟合,去除落在椭圆内的点。试验中,经过两轮迭代,便可完成去除多余齿根点,只保留齿顶点,如图 8 所示。

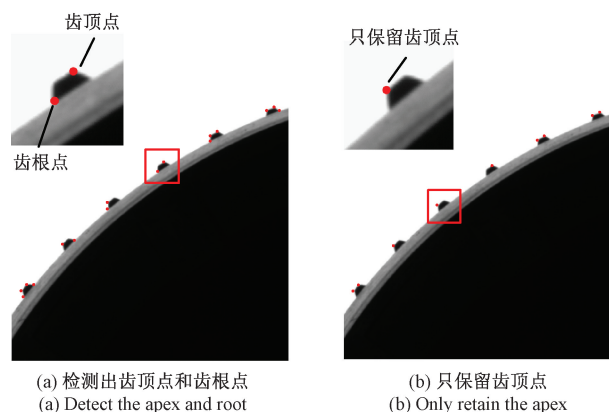


图 8 多检测出的齿根点

Fig. 8 Multiple detected gear root points

观察图 8(b),经两轮迭代筛选后,虽已剔除全部齿根点,但受齿形边缘灰度波动、角点检测局部极值响应影响,单个花键齿上仍会检测出多个离散齿顶点,且位置随机分布,无法直接表征齿顶的真实中心位置。此时若直接将全部离散齿顶点拟合为椭圆,获取椭圆圆心(u_0, v_0),若直接将该椭圆的参数作为花键检测结果输出,会因点集冗余与位置偏差导致特征提取精度显著下降,难以满足航空孔轴高精度位姿测量要求。

为解决上述问题,进一步锁定花键齿顶的唯一中心特征,本文提出基于像素灰度和距离双重判定的齿顶中点提取策略,通过灰度特征区分齿形与背景、通过距离特征筛选最远点,精准定位单齿齿顶中点,具体实现流程与图 9 对应为:

- 1) 齿形区域提取:以单个离散齿顶点为中心绘制圆形区域,确保区域完整包裹对应花键齿的全部齿形轮廓,如图 9(a)所示;
- 2) 灰度阈值判定:利用花键齿与工业背光背景的强大灰度差异,设定灰度阈值筛选圆内像素,完整提取齿形边缘点集;
- 3) 距离排序筛选:以迭代拟合得到的齿顶椭圆圆心(u_0, v_0)为基准,计算所有齿边点到圆心的欧氏距离,保留距离最远的前 $2n$ 个点作为齿顶点对(n 为花键总齿数),如图 9(b)所示;
- 4) 中点计算:对 n 组齿顶点对分别求取几何中点,得到唯一表征齿顶位置的 n 个齿顶中点,如图 9(c)所示。

最终,使用 Ellfit 拟合提取到的全部齿顶中点,获取花键椭圆,完成花键特征提取,如图 10 所示。完整的花键特征提取流程如图 11 所示。

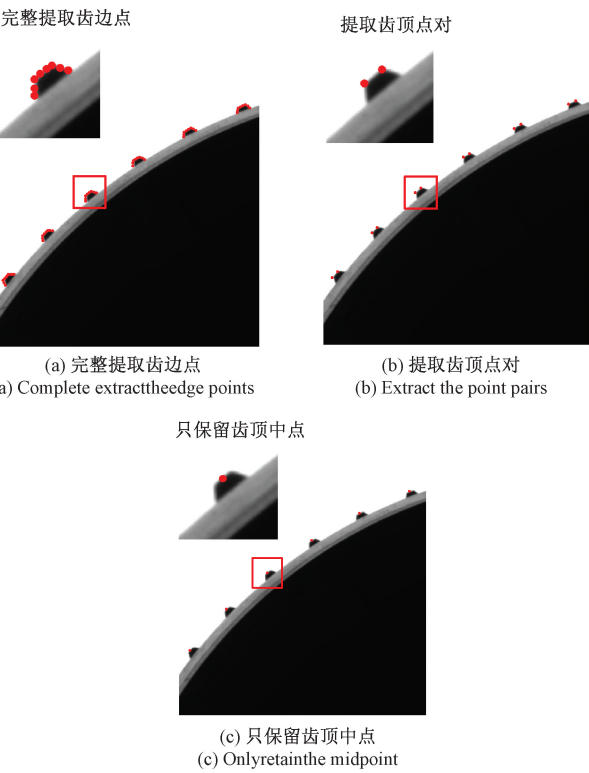


图 9 齿顶中点提取策略

Fig. 9 Gear tip midpoint extraction strategy

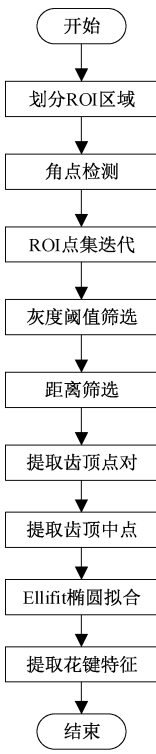


图 11 花键特征提取流程

Fig. 11 Process of spline feature extraction

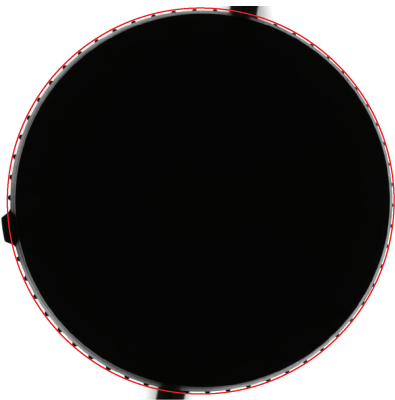


图 10 花键特征提取示例

Fig. 10 Example of spline feature extraction

3.3 基于正向投影几何距离和混合积的位姿优化模型

航空孔轴位姿计算所需的全部特征提取完毕后,使用位姿计算方法便可以计算出目标在相机坐标系下的位置和姿态。本文使用 Safae-rad 等^[38]在 1992 年提出的基于解析几何的空间圆位姿估计方法,通过获得的像平面上椭圆的方程和预先标定得到的相机内参。最终计算出空间圆支撑平面的法向量和空间圆圆心坐标。随后,使用 Zhou 等^[3]提出的基于线圆特征权重的真实解估计方法,解决基于单目视觉的空间圆位姿估计二义性问题。

获得初始位姿数据之后,进行正向投影空间圆位姿测量优化。首先将图像平面椭圆边缘点投影到三维空间,随后计算投影点到空间圆圆心的几何距离与相邻投影点之间组成向量的混合积,联立获得优化目标函数,最终完成位姿优化,其原理如图 12 所示。

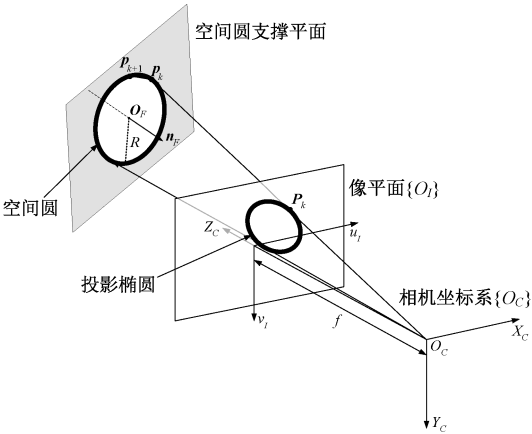


图 12 位姿优化原理

Fig. 12 Pose optimization principle

如图 12 所示, O_f 表示空间圆圆心, n_f 为空间圆支撑平面法向量, 空间圆半径为 R 。 P_k 为空间圆在图像平面上的椭圆投影边缘上一点, 其在像平面的像素坐标为

$(u_k, v_k)^T$, 将其向三维空间映射至空间圆边缘, 得到 $\mathbf{p}_k$, 同样 $\mathbf{p}_{k+1}$ 也是空间圆边缘上一点。有:

$$\mathbf{p}_k = \begin{bmatrix} (u_k - u_0)d_u \\ (v_k - v_0)d_v \\ f \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, d_u 和 d_v 表示单个像素在相机 u 轴和 v 轴上实际宽度 (单位为 mm)。由于 $\mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{k+1}$ 和 $\mathbf{O}_F$ 三点在同一条直线上, 通过几何相似关系, 可得到:

$$\frac{\mathbf{p}_k}{\mathbf{p}_{k+1}} = \frac{(\mathbf{n}_F)^T \cdot \mathbf{O}_F}{(\mathbf{n}_F)^T \cdot \mathbf{p}_{k+1}} \quad (15)$$

$$\mathbf{p}_k = \frac{(\mathbf{n}_F)^T \cdot \mathbf{O}_F}{(\mathbf{n}_F)^T \cdot \mathbf{p}_{k+1}} \mathbf{p}_{k+1} \quad (16)$$

由于 $\mathbf{p}_k$ 为空间圆边缘上一点, 有:

$$\|\mathbf{p}_k - \mathbf{O}_F\| - R = 0 \quad (17)$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示矢量欧式范数。又因为 $\mathbf{p}_{k+1}$ 也是空间圆边缘上一点, 向量 $\mathbf{p}_k, \mathbf{p}_{k+1}$ 在空间圆支撑平面上。同理, $\mathbf{p}_{k+1}, \mathbf{p}_{k+2}$ 和 $\mathbf{p}_{k+2}, \mathbf{p}_{k+3}$ 均在空间圆支撑平面上, 有:

$$\mathbf{p}_k \mathbf{p}_{k+1} \cdot (\mathbf{p}_{k+1} \mathbf{p}_{k+2} \times \mathbf{p}_{k+2} \mathbf{p}_{k+3}) = 0 \quad (18)$$

由于孔轴加工误差等因素, 无法保证 $\mathbf{p}_k$ 准确位于空间圆边缘之上, 即式 (17) 和 (18) 均不严格成立, 以此分别建立距离误差函数和混合积误差函数:

$$e_{1,k} = \|\mathbf{p}_k - \mathbf{O}_F\| - R = \left\| \frac{(\mathbf{n}_F)^T \cdot \mathbf{O}_F}{(\mathbf{n}_F)^T \cdot \mathbf{p}_k} \mathbf{p}_k - \mathbf{O}_F \right\| - R \quad (19)$$

$$e_{2,k} = \mathbf{p}_k \mathbf{p}_{k+1} \cdot (\mathbf{p}_{k+1} \mathbf{p}_{k+2} \times \mathbf{p}_{k+2} \mathbf{p}_{k+3}) \quad (20)$$

最终, 构建孔轴位姿优化目标函数:

$$\text{Min} \psi(\mathbf{O}_F, \mathbf{n}_F) = \sum_{k=1}^N (e_{1,k})^2 + \sum_{k=1}^N (e_{2,k})^2 \quad (21)$$

其中, N 为空间圆边缘点数量, $\mathbf{O}_F = [x_F \ y_F \ z_F]^T$ 。

引入角度参数 θ_F 和 φ_F 表示 $\mathbf{n}_F$, 以满足单位化约束:

$$\mathbf{n}_F(\theta_F, \varphi_F) = \begin{bmatrix} \sin \theta_F \sin \varphi_F & \sin \theta_F \cos \varphi_F & \cos \theta_F \end{bmatrix}^T \quad (22)$$

额外规定 $k > N - 3$ 时, 有:

$$e_{2,N-2} = \mathbf{p}_{N-2} \mathbf{p}_{N-1} \cdot (\mathbf{p}_{N-1} \mathbf{p}_N \times \mathbf{p}_N \mathbf{p}_1) \quad (23)$$

$$e_{2,N-1} = \mathbf{p}_{N-1} \mathbf{p}_N \cdot (\mathbf{p}_N \mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_1 \mathbf{p}_2) \quad (24)$$

$$e_{2,N} = \mathbf{p}_N \mathbf{p}_1 \cdot (\mathbf{p}_1 \mathbf{p}_2 \times \mathbf{p}_2 \mathbf{p}_3) \quad (25)$$

以上参数均根据估计结果确定初值, 最终使用

Levenberg-Marquardt 方法, 完成位姿参数的优化。

4 试 验

4.1 几何感知和像素精确可调参数确定

首先需要通过试验确定超分辨率重建中几何感知和像素的精确可调参数。由于本研究中图像超分辨率的最

终目的是提高孔轴的位姿测量精度, 故接下来通过试验不同几何感知和像素参数对于提高位姿测量精度的作用效果, 来确定最终用于实际位姿测量的参数组合。

由于难以获得目标高精度的位姿真实值, 因此无法直接评判位姿测量得到的位姿精度。但是, 位姿的变化量却是可以获得的, 并且在实际装配过程中, 决定最终装配精度的其实就是对位姿变化量的测量精度, 故搭建如图 13 所示的试验平台, 以检验不同几何感知和像素参数对于提高孔轴位姿测量精度的作用效果。

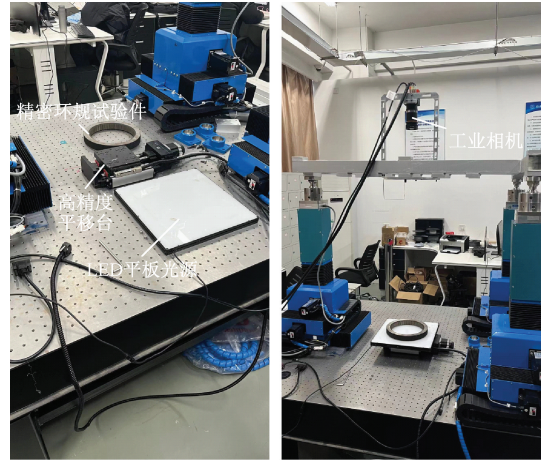


图 13 位姿测量精度试验平台

Fig. 13 Pose measurement accuracy test platform

如图 13 所示, 经过精密加工的环规试验件, 用于替代实际装配过程中的航空孔轴结构; 高精度平移台, 配有光栅尺, 绝对定位精度高达 $1 \mu\text{m}$ 。在试验过程中, 工业相机保持静止, 从上至下依次将环规试验件、发光二极管 (light emitting diode, LED) 平板光源、高精度平移台固定在一起, 环规试验件和 LED 平板光源可跟随高精度平移台一同运动, LED 平板光源为工业相机提供了背光光源, 使得工业相机能够采集到清晰的环规试验件图像。

在单次试验中, 首先使用工业相机采集环规试验件图像, 然后驱动高精度平移台移动 1 mm 的距离, 再次采集环规试验件图像。使用前后采集的两张照片, 可以分别计算出运动前后环规试验件在相机坐标系下的位姿, 继而可以计算出前后运动的距离, 根据欧氏空间的距离不变性, 将通过图像计算出的距离作为实际测量值, 将平移台移动的理论距离作为真实值, 将二者的差值作为位姿测量误差。通过修改几何感知和像素精确可调参数, 获取不同的超分辨率图像, 随后再分别使用位姿计算算法得到目标在相机坐标系下的位姿。每组参数的上述步骤共重复 10 次, 最终记录平均值作为位姿测量精度, 结果如表 1 所示。

表 1 参数确定位姿测量精度结果

Table 1 Parameters determine pose measurement accuracy results (mm)

λ_{pix}	λ_{gp}			
	0	0.5	1.0	1.5
0	0.006 6	0.004 7	0.003 9	0.005 6
0.5	0.005 3	0.003 1	0.002 5	0.004 6
1.0	0.004 1	0.002 9	0.003 5	0.005 3
1.5	0.005 6	0.004 8	0.004 3	0.005 9

观察表 1,像素级 LoRA 和几何感知 LoRA 的设置,有效提高了超分辨率图像的位姿测量精度,但如果一味的增加 λ_{pix} 和 λ_{gp} 这两个参数的数值,图像位姿测量精度反而有所下降,故需要找寻两个引导参数之间的平衡方可实现最佳的位姿测量精度。当 λ_{pix} 和 λ_{gp} 均处于 0.5~1.0 时,位姿测量精度均优于 0.003 5 mm,故在 0.5~1.0 对引导参数进一步细分,结果如表 2 所示。

表 2 细分的位姿测量精度结果

Table 2 Subdivided pose measurement accuracy results (mm)

λ_{pix}	λ_{gp}		
	0.50	0.75	1.00
0.50	0.003 1	0.003 2	0.002 5
0.75	0.003 3	0.002 7	0.002 3
1.00	0.002 9	0.003 8	0.003 5

观察表 2,当 λ_{pix} 和 λ_{gp} 均处于 0.5~1,位姿测量精度均比较接近,当 λ_{pix} 取 0.75, λ_{gp} 取 1 时,位姿测量精度最佳,故将几何感知和像素精确可调参数分别设置为 1 和 0.75。

4.2 超分辨率有效性试验

接下来,通过超分辨率有效性试验,来验证本文提出的超分辨率方法对于提高位姿测量精度的有效性。在试验过程中,将本研究提出的几何感知与像素精确可调超分辨率与不使用图像超分辨率的原图,通过线性插值的超分辨率图像一同比较。首先通过位姿测量精度试验平台对三者的位置测量精度进行试验,试验结果如表 3 和图 14 所示。

表 3 位置测量精度试验的平均值和标准差

Table 3 Mean and standard deviation of position measurement accuracy test (mm)

试验对象	平均值	标准差
原图,不使用图像超分辨率	0.007 636	0.003 268
使用线性插值进行超分辨率	0.007 837	0.003 018
几何感知和像素精确可调	0.002 341	0.001 043

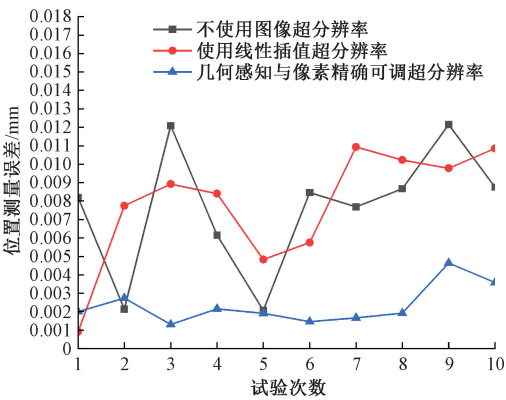


图 14 有效性试验中的位置测量精度试验结果
Fig. 14 Position measurement accuracy test results in the effectiveness test

同样,为了进一步验证三者的姿态测量精度,利用如图 15 所示的高精度摆动台,搭建和图 13 相类似的姿态测量精度试验平台。

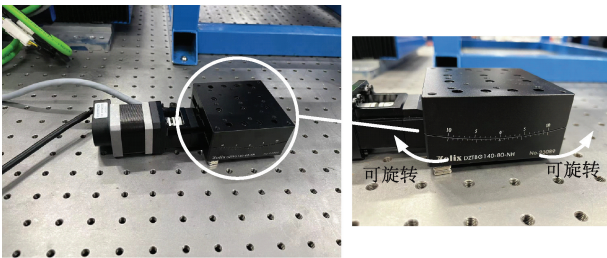


图 15 高精度摆动台
Fig. 15 High-precision swing table

高精度摆动台的绝对定位精度达到 0.01°,在单次试验中,首先使用工业相机采集环规试验件图像,然后驱动高精度摆动台摆动 0.1°,再次采集环规试验件图像。使用前后采集的两张照片,可以分别计算出运动前后环规试验件在相机坐标系下的位姿,继而可以计算出前后摆动的角度,将通过图像计算出的角度作为实际测量值,将摆动台摆动的理论距离作为真实值,将二者的差值作为姿态测量误差。相应的试验结果如表 4 和图 16 所示。

表 4 姿态测量精度试验的平均值和标准差

Table 4 Mean and standard deviation of attitude measurement accuracy (°)

试验对象	平均值	标准差
原图,不使用图像超分辨率	0.130 156	0.030 379
使用线性插值进行超分辨率	0.137 110	0.028 055
几何感知和像素精确可调	0.065 782	0.012 487

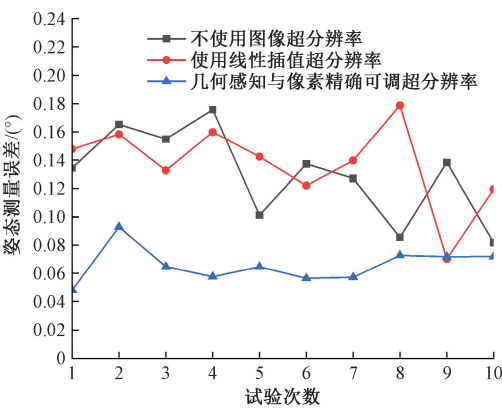


图 16 有效性试验中的姿态测量精度试验结果
Fig. 16 Attitude measurement accuracy test results in effectiveness test

分析上述试验结果,使用本文提出的图像超分辨率重建方法,将孔轴图像的位置测量精度从 0.008 提升至 0.003 mm 水平,将姿态测量精度从 0.14° 提升至 0.07° 水平,同时使测量结果更加稳定,直观表明了本文超分辨率方法对于提高位姿测量精度的有效性。

4.3 位姿优化有效性试验

下面开展仿真试验,以验证位姿优化方法的有效性。具体而言,将空间圆半径 R 设置为 80 mm,花键线段长 d 设置为 12 mm,花键线段所在圆半径 R_s 设置为 95 mm,将相机内参分别设置为: $u_0 = 4\,608, v_0 = 3\,500, f = 50$ mm, 像元尺寸 $3.2\,\mu\text{m} \times 3.2\,\mu\text{m}$,分辨率 $9\,216 \times 7\,000$;同时,将空间圆圆心的在相机坐标系下的坐标固定为 $(0,0,500)$, 旋转向量中的 x 分量 n_x 和 z 分量 n_z 均被设置为 0,将 y 分量 n_y 逐渐从 -0.1 rad 提升至 0.6 rad,步长为 0.1 rad。此外,同样将不同程度的高斯噪声添加在成像边缘的坐标上,标准差在 $1 \sim 2$ 。不同位姿状态下的仿真花键特征和椭圆特征如图 17 所示。

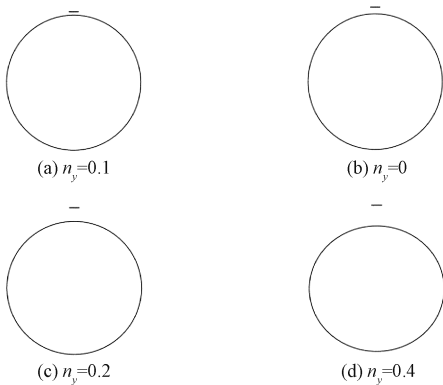
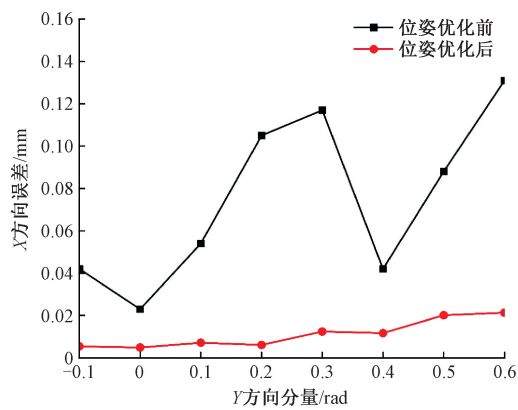
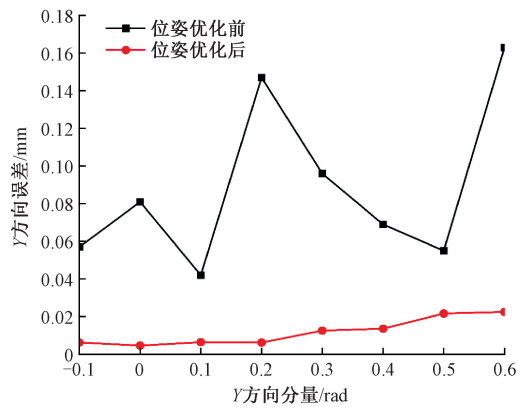


图 17 不同位姿状态下的仿真花键定位条特征和椭圆特征
Fig. 17 Simulated spline positioning bar features and elliptical features under different pose states

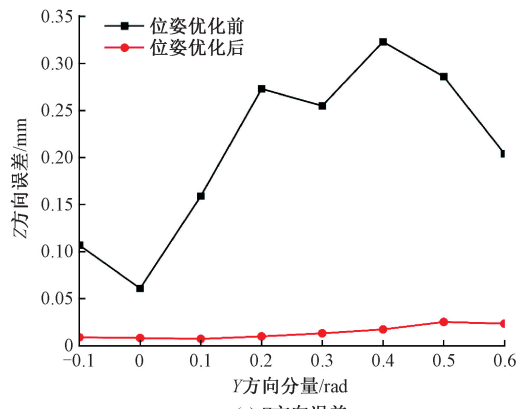
位姿优化算法有效性的验证通过对比使用本文提出的位姿优化算法后得到的位姿计算误差和没有使用位姿优化得到的位姿计算误差来实现,位姿计算误差由位姿计算结果和真实值(仿真设置值)相减得到,如图 18 所示。图 18 中的结果证明了本研究提出的位姿优化方法的有效性,此外,随着 Y 方向分量的增加,位姿优化后的测量误差也缓慢增加。故需在待测目标与相机光轴之间的夹角较小的情况下进行测量,以保证最优的测量精度。



(a) X方向误差
(a) X-errors



(b) Y方向误差
(b) Y-errors



(c) Z方向误差
(c) Z-errors

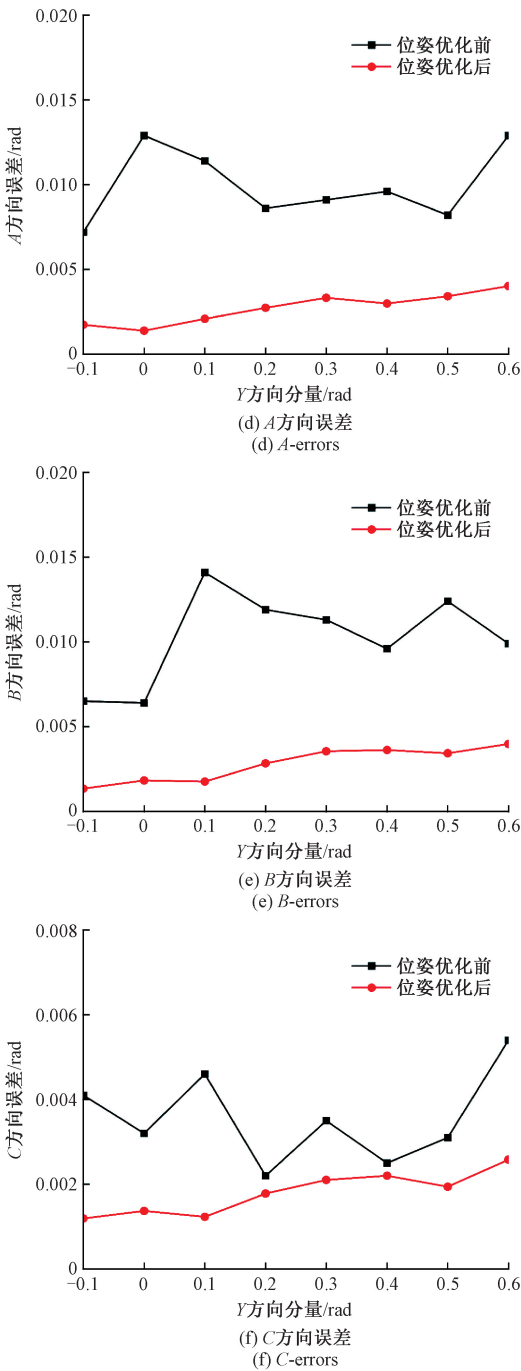


图 18 位姿优化有效性试验结果

Fig. 18 Results of the effectiveness test of pose optimization

4.4 实际应用

通过开展相关课题研究,本文研究成果已成功应用于某型号中型直升机和某型号大型直升机升力系统的自动化装配,实际装配现场如图 19 所示。

如图 19 所示,在升力系统实际装配现场,由于升力系统实物尺寸较大,采用一台龙门式并联机器人作为执

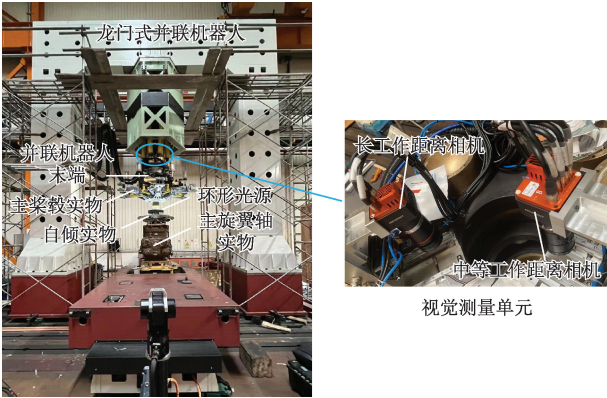


图 19 直升机升力系统实际装配现场

Fig. 19 Helicopter lift system actual assembly site

行机构,其末端可以进行六自由度的运动。在装配过程中,主旋翼轴位置固定,由并联机器人末端分别夹持自动倾斜器和主桨毂,依靠安装在末端动平台上的视觉测量单元进行位姿测量并引导完成安装。视觉测量单元包括一台长工作距离相机和一台中等工作距离相机,分别用于测量距离 1 000 mm 的主桨毂和距离 2 000 mm 的自倾/主桨毂的位姿,相机分别安装在两台高精度平移台之上,需要采集图片时,平移台将相机推动至动平台正中间,完成采集后再退回。

基于本文研究成果,直升机升力系统实际装配最终实现调姿精度优于 0.05 mm,完整装配流程耗时小于 30 min,完成装配后的直升机升力系统如图 20 所示。



图 20 完成装配后的直升机升力系统

Fig. 20 The helicopter lift system after assembly

5 结 论

本文通过系统研究,解决了航空孔轴结构位姿测量中的测量精度。主要贡献包括:优化了图像退化模型,构建了面向孔轴特性的超分辨率数据集;提出了可调超分辨率网络,允许用户在推理阶段灵活平衡像素级和几何感知效果;开发了花键特征提取方法和位姿优化模型,提高了特征检测和位姿计算的精度。

试验部分通过仿真和实际平台验证了方法的有效性。超分辨率参数优化试验确定最佳引导参数,位姿优化模型显著降低了测量误差,尤其在较小夹角条件下表现最优。实际应用表明,该方法在直升机升力系统自动化装配中实现了高精度调姿,提升了装配效率。

未来工作可进一步探索超分辨率网络的自适应参数调节机制,并扩展方法至其他复杂结构装配场景,以推动航空航天智能制造的发展。

参考文献

- [1] 褚文敏,周蒯,滕利臣. 大型结构调姿机构末端重心校准方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(11): 367-381.
CHU W M, ZHOU K, TENG L CH. Terminal centroid calibration method for large component adjustment mechanism[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(11): 367-381.
- [2] 赵欢,葛东升,罗来臻,等. 大型构件自动化柔性对接装配技术综述[J]. 机械工程学报, 2023, 59(14): 277-297.
ZHAO H, GE D SH, LUO L ZH, et al. Survey of automated flexible docking assembly technology for large-scale components[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(14): 277-297.
- [3] ZHOU K, HUANG X, LI SH G, et al. 6-D pose estimation method for large gear structure assembly using monocular vision [J]. Measurement, 2021, 183: 109854.
- [4] 褚文敏,周蒯,滕利臣. 基于分布式三维力传感器的装配接触力测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 30-41.
CHU W M, ZHOU K, TENG L CH. Assembly contact force measurement method based on distributed threedimensional force sensor [J]. Chinese Journal of

- Scientific Instrument, 2024, 45(11): 30-41.
- [5] ZHOU K, CHU W M, ZHAO P, et al. Automated assembly of large-scale aerospace components: A structured narrative survey of emerging technologies[J]. Sensors, 2026, 26(8): 2294.
- [6] ZHU K P, GUO H, LI S, et al. Online tool wear monitoring by super-resolution based machine vision[J]. Computers in Industry, 2023, 144: 103782.
- [7] XIAO H G, YANG ZH Y, LIU T Q, et al. Deep learning for medical imaging super-resolution: A comprehensive review [J]. Neurocomputing, 2025, 630: 129667.
- [8] QI Y L, LOU M, LIU Y M, et al. Advancing image super-resolution techniques in remote sensing: A comprehensive survey [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2026, 231: 68-100.
- [9] ZHOU K, HUANG X, LI SH G, et al. Improving pose estimation accuracy for large hole shaft structure assembly based on super-resolution [J]. Review of Scientific Instruments, 2023, 94(6): 065104.
- [10] SONG T, YANG K L, MENG F, et al. Tropical cyclone image super-resolution via multimodality fusion[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications, 2025, 21(4): 131.
- [11] WANG X T, YU K, WU SH X, et al. ESRGAN: Enhanced super-resolution generative adversarial networks[C]. Computer Vision-ECCV 2018, 2019: 63-79.
- [12] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4681-4690.
- [13] DENG X L, DENG J. Adaptive corner detection algorithm using auto-correlation directional gradient matrix [J]. Expert Systems with Applications, 2026, 299 (B): 130021.
- [14] ALIFDAL A, BOUDA B. Enhanced corner detection using neighborhood-based gradient estimation in the Harris-Stephens framework[C]. 2025 IEEE 8th Congress on Information Science and Technology, 2025: 29-34.
- [15] 孔盛杰,黄翔,周蒯,等. 基于机器视觉的齿形结构齿顶圆检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 247-255.

- KONG SH J, HUANG X, ZHOU K, et al. Detection method of addendum circle of gear structure based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 247-255.
- [16] SCITOVSKI R, SABO K, NIKIĆ P, et al. A new efficient method for solving the multiple ellipse detection problem[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 222: 119853.
- [17] JIA Q, FAN X, YANG Y, et al. Characteristic mapping for ellipse detection acceleration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 2568-2579.
- [18] LIU CH CH, CHEN R, CHEN K, et al. Ellipse detection using the edges extracted by deep learning[J]. Machine Vision and Applications, 2022, 33(4): 63.
- [19] CHENG Y SH, TIAN ZH, NING D H, et al. Computer vision-based non-contact structural vibration measurement: methods, challenges and opportunities[J]. Measurement, 2025, 243: 116426.
- [20] DHOME M, LAPRESTÉ J T, RIVES G, et al. Spatial localization of modelled objects of revolution in monocular perspective vision [C]. Computer Vision-ECCV 90, 1990: 475-485.
- [21] LOWE D. Perceptual Organization and Visual Recognition[M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [22] BEVILACQUA M, ROUMY A, GUILLEMOT C, et al. Low-complexity single-image super-resolution based on nonnegative neighbor embedding [C]. 23rd British Machine Vision Conference, 2012: 135.
- [23] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations [C]. International Conference on Curves and Surfaces, 2010: 711-730.
- [24] HUANG J B, SINGH A, AHUJA N. Single image super-resolution from transformed self-exemplars [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 5197-5206.
- [25] AGUSTSSON E, TIMOFTE R. NTIRE 2017 challenge on single image super-resolution: Dataset and study [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2017: 126-135.
- [26] GUO Y H, WU X L, SHU X. Data acquisition and preparation for dual-reference deep learning of image super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 4393-4404.
- [27] CHANTAS G K, GALATSANOS N P, WOODS N A. Super-resolution based on fast registration and maximum a posteriori reconstruction [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7): 1821-1830.
- [28] WANG X T, XIE L B, DONG CH, et al. Real-ESRGAN: Training real-world blind super-resolution with pure synthetic data [C]. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 1905-1914.
- [29] WANG J Y, YUE Z SH, ZHOU SH CH, et al. Exploiting diffusion prior for real-world image super-resolution[J]. International Journal of Computer Vision, 2024, 132(12): 5929-5949.
- [30] MOSER B B, SHANBHAG A S, RAUE F, et al. Diffusion models, image super-resolution, and everything: A survey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 36(7): 11793-11813.
- [31] SUN L CH, WU R Y, MA ZH Y, et al. Pixel-level and semantic-level adjustable super-resolution: A dual-LoRA approach[C]. 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2025: 2333-2343.
- [32] ROMBACH R, BLATTMANN A, LORENZ D, et al. High-resolution image synthesis with latent diffusion models[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 10684-10695.
- [33] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2017: 136-144.
- [34] MECHREZ R, TALMI I, ZELNIK-MANOR L. The contextual loss for image transformation with non-aligned data [C]. Computer Vision-ECCV 2018, 2018: 768-783.
- [35] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. ArXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [36] WANG Y. Edge-enhanced feature distillation network for efficient super-resolution[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 777-785.
- [37] PRASAD D K, LEUNG M K H, QUEK C. ELLiFit: An

unconstrained, non-iterative, least squares based geometric ellipse fitting method [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(5): 1449-1465.

- [38] SAFAEE-RAD R, TCHOUKANOV I, SMITH K C, et al. Three-dimensional location estimation of circular features for machine vision [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1992, 8(5): 624-640.

作者简介



周蒯(通信作者),2018 年于中国石油大学(北京)获得学士学位,2024 年于南京航空航天大学获得博士学位,现为南京工业职业技术大学讲师,主要研究方向为飞机数字化装配、机器视觉、深度学习。

E-mail: 2024101500@niit.edu.cn

Zhou Kuai (Corresponding author) received his B. Sc. degree from China University of Petroleum in 2018, his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2024. He is currently a lecturer at Nanjing University of Industry Technology. His main research interests include aircraft digital assembly, machine vision and deep learning.



褚文敏,2016 年于北京工业大学获得硕士学位,2021 年于南京航空航天大学获得博士学位,现为南京工业职业技术大学副教授,主要研究方向为飞机数字化装配、数字化测量、机器人控制。

E-mail: 2022101354@niit.edu.cn

Chu Wenmin received his M. Sc. degree from Beijing University of Technology in 2016, his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2021. He is currently an associate professor at Nanjing University of Industry Technology. His main research interests include aircraft digital assembly, digital measurement and robot control.



赵鹏,2023 年于南京航空航天大学获得硕士学位,现为南京航空航天大学博士研究生,主要研究方向为飞机数字化装配、视觉测量。

E-mail: zhaopeng@nuaa.edu.cn

Zhao Peng received his M. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2023. He is currently a Ph. D. candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include aircraft digital assembly and vision measurement.