

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514387

# 基于改进 RPM-Net 和多约束装配面权重分配的 装配精度预测方法\*

邹鑫<sup>1,2</sup>, 项四通<sup>1,2</sup>, 王逸航<sup>1,2</sup>, 杨建国<sup>3</sup>

(1. 宁波大学机械工程与力学学院 宁波 315211; 2. 宁波市微纳运动与智能控制重点实验室 宁波 315211;  
3. 上海交通大学机械与动力工程学院 上海 200240)

**摘要:**在机械系统中,装配误差是影响整机运行精度和综合性能的关键因素之一。然而,目前在装配误差预测方面,存在预测值与实际值相差较大的问题,这严重影响了机械系统的装配质量和后续性能优化。针对这一问题,提出了一种基于改进鲁棒点匹配网络(RPM-Net)和多约束装配面权重分配的装配精度预测方法。在零件配合误差获取方面,通过采用点云配准技术对装配面点云进行高精度对齐,以获取装配面之间的几何关系和误差信息。在配准过程中,通过将注意力机制嵌入RPM-Net框架,加强了网络对重要特征信息的关注,有效抑制了配准陷入局部最优的风险,显著提升了装配面点云的配准精度,为后续的误差传递分析提供了更加可靠的数据基础。在零件配合误差传递方面,依据各装配面对末端位姿的影响程度,对构成多约束的装配面旋量进行加权求和,对非重复约束旋量进行复合运算。这种处理方式能够保证预测结果可以全面考虑各装配面旋量的影响,避免了传统方法中因忽略某些装配面旋量而导致的预测偏差,进而提升装配精度预测的准确性。实验结果表明,该方法在空间5个自由度上的预测偏差与实际值偏差被精准锁定在 $2\ \mu\text{m}$ 和 $4\times 10^{-5}\ \text{rad}$ 以内,相较于传统串联方法和代数运算方法能够更准确地反映实际装配情况,为后续提高装配精度提供了有效的模型参考。

**关键词:**点云测量;点云配准;权重分配;多约束装配;装配精度

**中图分类号:** TH161 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.3550

## Assembly accuracy prediction method based on improved RPM-Net and multi-constraint assembly surface weight allocation

Zou Xin<sup>1,2</sup>, Xiang Sitong<sup>1,2</sup>, Wang Yihang<sup>1,2</sup>, Yang Jianguo<sup>3</sup>

(1. Faculty of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China; 2. Ningbo Key Laboratory of Micro-nano Motion and Intelligent Control, Ningbo 315211, China; 3. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** In mechanical systems, assembly errors are one of the key factors affecting the operational accuracy and overall performance of the entire machine. However, at present, in the prediction of assembly errors, there is a problem that the predicted values differ greatly from the actual values, which seriously affects the assembly quality and the subsequent performance optimization. Aiming at this problem, an assembly accuracy prediction method based on an improved RPM-Net and multi-constraint assembly surface weight distribution is proposed. In terms of obtaining the fit error of parts, the point cloud registration technology is adopted to precisely align the point cloud of the assembly surface, so as to obtain the geometric relationship and error information between the assembly surfaces. During the registration process, by embedding the attention mechanism into the RPM-Net framework, the network's focus on important feature information is enhanced. This effectively suppresses the risk of registration falling into local optimum, significantly improves the registration accuracy of the assembly point cloud, and provides a more reliable data basis for the subsequent error transmission analysis. In terms of the error transmission of part fit, based on the influence degree of the end pose of each assembly surface, the torsors of the assembly surfaces that constitute multiple constraints are weighted and summed, and the torsors of non-repetitive constraints are

收稿日期: 2025-08-15 Received Date: 2025-08-15

\* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52175470)、宁波自然科学基金重点项目(2022J074)资助

compounded. This processing method enables comprehensive consideration of the torsors of each assembly surface, avoiding the prediction deviation caused by ignoring certain assembly surface torsors in traditional methods, and thereby improving the accuracy of assembly precision prediction. The experimental results show that the deviations between the predicted and actual values in the five degrees of freedom in space are precisely bounded within  $2\ \mu\text{m}$  and  $4 \times 10^{-5}$  rad. Compared with the traditional series method and algebraic operation method, the proposed method more accurately reflects actual assembly situation, providing an effective model reference for the subsequent improvement of assembly accuracy.

**Keywords:** point cloud measurement; point cloud registration; weight allocation; multi-constraint assembly; assembly accuracy

## 0 引 言

在现代制造业中,随着制造技术的不断进步,零部件的加工精度显著提升,为复杂机械设备的高性能制造奠定了坚实基础。然而,复杂机械设备的整体精度并非仅由制造精度决定,装配过程中的精度控制同样至关重要<sup>[1-4]</sup>。装配误差不仅直接影响零部件之间的几何配合关系,还制约了设备在运行过程中的动态性能、稳定性以及长期可靠性<sup>[5-6]</sup>。为此,如何在精密加工的基础上,通过科学的预测方法提前预测装配精度,已成为现代制造业亟待攻克的难题,这同样也是真正实现设备高性能制造的关键所在。

在进行装配精度预测时,装配误差的表示方法以及装配误差传递方法的选择是影响最终预测结果的核心因素。对于装配误差的表示,模型需要能够准确地反映零部件在实际装配过程中的几何偏差特征<sup>[7]</sup>,包括形状误差和方向误差等,对这些误差的精确定量描述是在后续的装配精度分析时的基础。

传统的装配误差表示方法主要基于一维或二维的误差描述<sup>[8]</sup>,例如通过简单的线性尺寸偏差或平面内的位置偏差来表征零部件之间的装配误差。然而在实际装配时,该过程发生于三维空间中,仅通过一维或二维的装配误差表示方法无法充分考虑零部件在三维空间中的姿态偏差。随着机械结构复杂性的提升、装配精度要求的提高和误差传递累积的需要,一维和二维的误差表示方法所展示出的局限性愈加显著。因此,需要发展更先进的三维误差表示方法,以全面、准确地描述装配误差,并支持复杂的误差传播分析和优化。刘检华等<sup>[9]</sup>总结了当前较为典型的公差建模方法,主要包括多色集合模型、小位移旋量模型、公差映射(tolerance-map, T-Map)模型<sup>[10]</sup>等,为装配精度分析提供了多样化的理论基础。其中,小位移旋量模型因其以六维旋量统一表达刚体三维位置与角度误差,并可以在装配链中进行高保真传递与累积而被广泛关注。在该旋量的获取上,Mu等<sup>[11]</sup>在考虑制造误差和载荷变形的基础上,通过最小二乘法对变形点云数据进行拟合,得到了各配合面的旋量。然而,拟合变形点云相较于点云配准技术,因其缺少迭代机制,往往表现出

精度和鲁棒性不足的缺陷。为此,Shen等<sup>[12]</sup>在研究圆柱体零件时,在Schleich等<sup>[13]</sup>肤面模型研究的基础上,通过模态分解法和非高斯随机场对系统偏差和随机偏差进行模拟,并使用最近点迭代(iterative closest point, ICP)算法对圆柱配合面进行配准,以得到装配偏差旋量。然而,传统ICP算法因其算法自身的限制,易陷入局部最优的情况。因此,为提高点云配准的效果,张体广等<sup>[14]</sup>研究形状误差对精密装配的影响时提出改进ICP点云数据配准技术,并结合粒子群优化算法得到了零件精密装配的最佳接触状态,以实现末端装配旋量的预测。此外,亦有研究借助深度学习框架,实现了从点云数据到装配误差的端到端直接映射。Shang等<sup>[15]</sup>结合几何分布误差模型和点云深度学习,提出了自通道交叉注意力点云网络,通过端到端的方式实现了高精度的同轴度预测。Wu等<sup>[16]</sup>提出了空间嵌入式Transformer,其将空间信息整合到Transformer中,借助配合面点云,实现了对航空发动机同轴度的高精度预测。

在上述研究方法中,无论是传统ICP亦或其改进算法,本质上仍采用的是硬分配的点云匹配策略,依然难以得到全局最优。而端到端的同轴度点云映射模型同样也面临着难以对多零件耦合装配体的末端误差进行有效预测的难题。为解决上述难题,研究汲取了鲁棒点匹配网络(robust point matching network, RPM-Net)利用软分配策略在点云间构建映射来缓解了局部最优的思想,并进一步在其基础上嵌入了注意力机制,以此来替代ICP方法得到小位移旋量。该方法一方面抑制了结果陷入局部最优,另一方面以更精细的方式提取特征并预测退火参数,提升配准精度。同时,其也适用于多零件耦合装配体的末端误差预测。

装配误差的传递方法决定了这些误差如何在装配过程中通过零部件之间的约束关系进行传递和累积,进而影响最终装配体的精度表现。合理的误差传递方法能够有效提高装配精度预测的准确性和可靠性,为优化装配工艺、提高产品质量提供有力支持。阎艳等<sup>[17]</sup>在分析零件几何误差对装配精度影响过程中,用矩阵微分法建立了灵敏度分析模型并通过齐次坐标变换进行了误差传递。刘亮<sup>[18]</sup>在研究航空发动机转子装配精度预测过程中,分别通过齐次坐标变换和机器学习的方式,构建出了

航空发动机转子的刚性堆叠模型与机器学习弹性模型两套装配精度预测体系。石嵩等<sup>[19]</sup>提出了一种综合考虑粗糙表面接触配合的装配误差传递分析方法,其通过改进传统齐次变换矩阵模型进行误差传递,提高了航空发动机多级转子装配精度预测的准确性。Aoufi 等<sup>[20]</sup>提出了一种结合统一-雅克比-旋量模型和蒙特卡洛模拟的框架,分析并优化了凸轮夹紧装置的装配精度。然而,在上述研究中,装配链的误差传递只考虑了串行连接,这与实际装配过程中零件之间存在多个面配合的情况相悖。为此,Liu 等<sup>[21]</sup>提出了一种虚拟功能元方法,通过简化并联连接链并引入不变度效应,显著提高了复杂装配结构中装配偏差的预测精度。Chen 等<sup>[22]</sup>通过相交或复合操作,将局部并联模型等效转换为串联模型。刘检华等<sup>[23]</sup>通过求和、求交运算对改进多面体模型中的串并联部分进行装配偏差的累计计算,实现综合考虑表面形貌与受力变形的装配精度分析。Jin 等<sup>[24]</sup>从主次基准角度,将局部并联链转化为点接触模型,进而实现了对航空发动机转子同轴度偏差的准确预测。刘刚<sup>[25]</sup>以卧式加工中心 Z 轴进给系统为例,提出了第 2 类局部并行连接计算方法,并得到了验证。Shen 等<sup>[26]</sup>结合了雅克比-旋量模型和非高斯曲面模型的优势,并将代数运算的方法由局部并联拓展至全局并联,为相关领域的研究开辟了新的道路。然而,目前对于全局并联的研究较少,相关的理论和应用都还有很大的发展空间。

尽管上述方案考虑了并联情况,但其中采用的研究方法,如取极值的代数运算方法依然停留于统计算法,在面对确定偏差时存在局限;基于主次基准的点接触模型,会不可避免地忽略掉次基准中部分旋量,而这些被忽略的旋量往往在实际装配中会通过装配链的传递被放大,进而对末端位姿产生重要影响,导致预测值和实际值产生偏差。为此,研究提出一种基于多约束装配面权重分配的方法。其通过对重复约束量进行权重分配,对非重复约束量进行旋量整合,将装配面的旋量信息完整纳入预测过程,使结果更契合实际工况。

综上,提出了一种基于改进 RPM-Net 和多约束装配面权重分配的装配精度预测方法。该方法首先基于组件模型确定配合面,继而用三坐标与线激光技术采集实物点云,随后利用改进 RPM-Net 提取配合误差,最后依据装配关系完成旋量权重分配,从而求得旋转轴末端误差。该方法贡献主要包括:

1) 在装配误差表示方面,提出了一种融合注意力机制的改进 RPM-Net 点云配准方法,以此得到小位移旋量。在寻找对应点时,摒弃了传统 ICP 的硬分配模式,转而采用更具灵活性与适应性的软分配方式,避免了陷入局部最优情况的发生。此外,通过在 RPM-Net 的基础上嵌入注意力机制,以更有效地进行特征提取和退火参数

预测,提高配准精度。

2) 在装配误差传递方面,提出了一种考虑多约束装配面权重分配的装配精度预测方法。对于重复约束量,依据该装配面对最终装配结果的影响程度进行权重分配;对于非重复约束量,通过复合运算进行旋量整合,确保最终预测结果全面考虑了所有装配面旋量的影响,使预测流程更符合实际工况,进而提高末端位姿的装配预测精度。

## 1 零件表面形貌建模与分析

### 1.1 点云特征测量方案

在现代工业制造与质量检测领域,点云特征测量技术发挥着至关重要的作用,它能够精准地获取物体表面的三维数据。点云测量技术按是否接触被测面分为两类:以三坐标为代表的接触式测量,其通过接触待测物体表面构建点云,精度高且稳定,但易划伤表面;以线激光为代表的非接触式,其通过扫描即可捕获高密度数据,适用于复杂或难触曲面,但由于其依赖于光学传感器捕捉激光光带图像,因此容易受到环境光的干扰,可能存在噪声点等,需要进行去噪处理。

研究以一个轴承座支撑组件为例展开分析,如图 1 所示。该组件主要由 4 类零件组成,分别为基座、轴承座、轴承和旋转轴,常见于各种工业和机械领域,如机床、发动机、电动机等。测量时,通过采用线激光测量技术与三坐标测量技术相结合的方法,对该组件的配合面点云进行提取。其中,线激光测量设备选用了 LJ-X8060,其重复精度能够达到亚微米级别,可为高精度测量提供了有力保障。

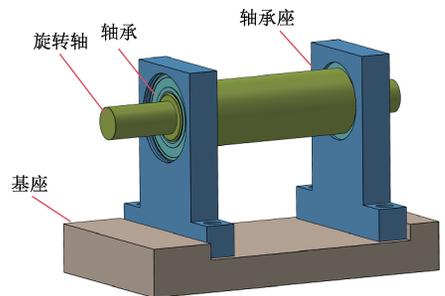


图 1 轴承座支撑组件三维模型

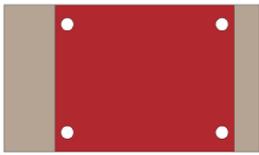
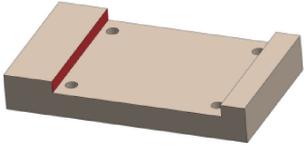
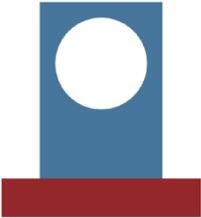
Fig. 1 3D model of the bearing housing support assembly

根据组件模型,可以分析得到各零件中参与装配定位的配合面。对于各配合面,测量方案如表 1 所示。

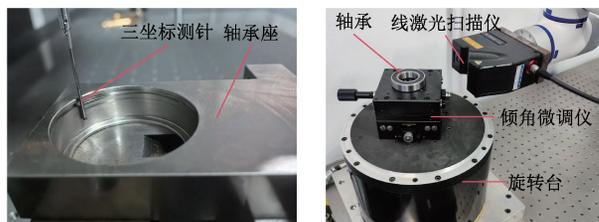
对于基座两侧的凸台结构,若采用线激光对其进行扫描,将会使得凸台侧面与线激光扫描仪的摆放位置之间存在一定的角度偏差,这一偏差的存在将会造成得到的点云图像出现压缩现象,使扫描结果产生误差,故采用

表1 各配合面的测量方案

Table 1 Measurement schemes for each mating surface

零件	线激光测量	三坐标测量
基座		
轴承座	 	
轴承	 	
旋转轴		

三坐标测量的形式;对于轴承座与轴承内圈和轴肩,由于在测量时对反射光线存在遮挡,若采用线激光扫描,容易使得到的点云图像不全,故同样采用三坐标测量的形式,如图2(a)所示。而对于其他配合面,则可通过线激光测量的方式快速、精确地得到扫描结果,如图2(b)所示。



(a) 三坐标测量  
(a) CMM measurement

(b) 线激光测量  
(b) Line laser measurement

图2 接触与非接触式点云测量

Fig. 2 Contact and non-contact point cloud measurement

## 1.2 点云特征的提取分割

在使用线激光扫描点云时,环境光的干扰常常是无法避免的,这往往会使得最终得到的扫描数据中存在一些噪声点,进而干扰后续的配准操作,造成配准精度的下降。为此,需要对得到的扫描数据进行滤波、去噪操作<sup>[27-29]</sup>。

对于与零件主体点云偏离程度大的点云噪点,采用

直通滤波的方法进行去噪,即通过对原始点云进行分析以得到其三维的阈值  $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $y_{\max}$ 、 $z_{\min}$  和  $z_{\max}$ ,并根据阈值在各方向上对原始点云进行裁剪,去除不需要的部分,从而保证直通滤波后的点云满足  $P_{\text{cloud}} = \{P_i | x_{\min} \leq x_i \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y_i \leq y_{\max}, z_{\min} \leq z_i \leq z_{\max}\}$ 。

在进行初次滤波后,为进一步改善点云质量,又采用统计滤波与半径滤波相结合的方法对裁剪后的点云进行再次去噪。对于点云中任意点  $P_i(x_i, y_i, z_i)$ ,其与  $k$  个邻域点  $P_j(x_j, y_j, z_j)$  的平均距离如式(1)所示。

$$d_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (1)$$

设该平均距离服从高斯分布,则可据此设置阈值,如式(2)所示。

$$L = \mu \pm s \cdot \sigma, \quad s \in N \quad (2)$$

其中,  $\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i$ ;  $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2}$ ;  $s$  为标准差倍数。通过比较  $d_i$  与  $L$ ,可判断该点是否保留。当  $d_i > L$  时,该点去除;反之,则保留。该结果一定程度上依赖于邻域点个数的取值和标准差倍数的设置,通过对二者调整可使结果达到最优。在确定最优参数  $k$  后,将其作为半径滤波的近邻点阈值,则可实现点云的进一步处理。最后,采用双边滤波算法,以实现点对云的平滑去噪,结果如图3所示。

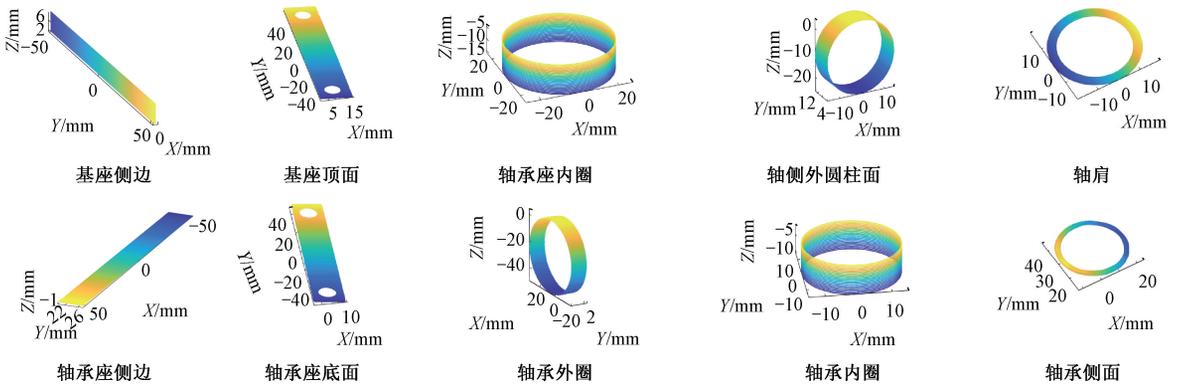


图 3 各装配面去噪后的点云

Fig. 3 The denoised point cloud of each assembly face

## 2 基于改进 RPM-Net 的点云配准

### 2.1 RPM-Net 的软分配优势

在点云配准中,硬分配和软分配是两种关键的匹配策略。硬分配将源点云中的每个点唯一地分配到目标点云中的一个对应点,形成一对一的精确匹配关系。在传统 ICP 迭代配准过程中,采用的就是硬分配的方式。该方式在计算效率上有一定优势,但由于其确定性,往往也成为了导致点云配准陷入局部最优的重要原因之一,如图 4(a) 所示。与之相对应的,则是软分配策略,如图 4(b) 所示。

软分配在点云迭代过程中的点与点之间的对应关系并非是简单的一一对应,相反,源点云中的每个点可以与目标点云中的多个点建立关联,并依据各自的概率来确定对应关系。在 RPM-Net<sup>[30]</sup> 的迭代配准过程中采用的即为该方法。并且,其在算法的迭代过程中通过双随机约束和归一化的退火机制,逐步将配准从较为模糊的软

对应关系向明确的硬对应关系过渡,有效缓解了噪声和初始条件对优化过程的干扰,在一定程度上缓解了由硬对应关系带来的局部最优问题,进而有效提升配准的精度和可靠性。

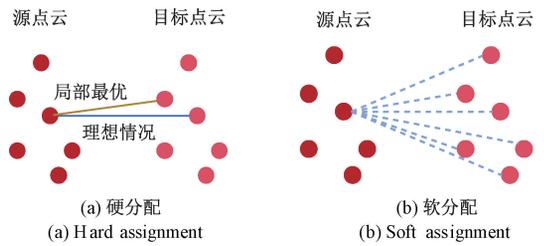


图 4 点云配准策略

Fig. 4 Point cloud registration strategy

### 2.2 改进 RPM-Net 模型

#### 1) 改进特征提取模块

RPM-Net 旨在通过学习点云的空间坐标和局部几何特征,实现鲁棒点匹配。其网络架构如图 5 所示。

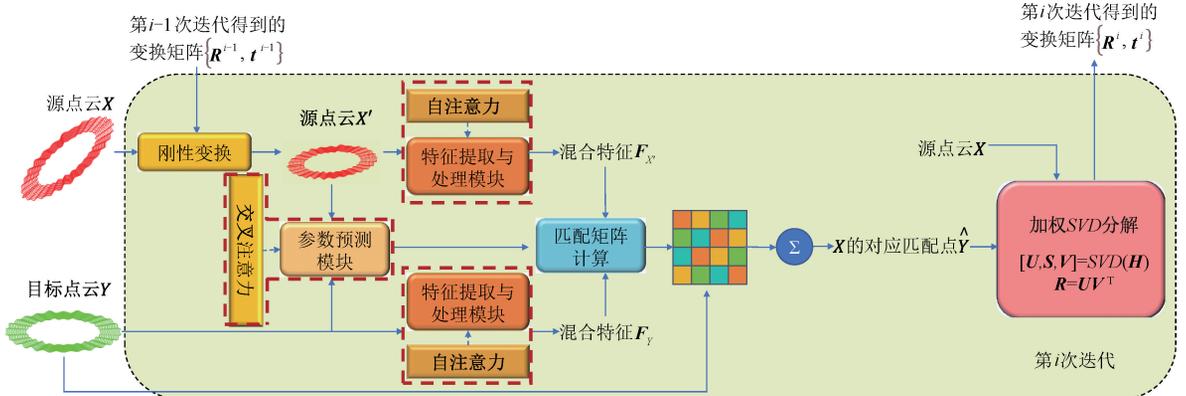


图 5 改进 RPM-Net 框架

Fig. 5 Improved RPM-Net framework

该网络主要包括特征提取与处理模块、参数预测模块和匹配矩阵的计算这3大部分。其中,特征提取与处理模块主要从点云中的每个点的空间坐标和局部几何属性中提取得到混合特征。为增强了点云数据的特征表示,研究引入了自注意力机制,以帮助识别点云中不同点之间的相互关系;参数预测模块主要根据点云当前配准状态动态预测用于匹配矩阵计算中的关键参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 。为更好地分析源点云和目标点云中对应点之间的联系,研究引入了交叉注意力机制,以提高配准的鲁棒性和被设置参数的准确性;匹配矩阵计算模块则是根据特征提取模块得到的混合特征和参数预测模块预测的参数 $\alpha$ 和 $\beta$ ,计算源点云和目标点云之间的匹配矩阵,以表示点之间的对应关系。

在进行特征提取时,为提高配准过程中对噪声和离群点的鲁棒性,增强模型对局部结构的感知能力,研究对特征提取与处理模块进行了改进,如图6所示。

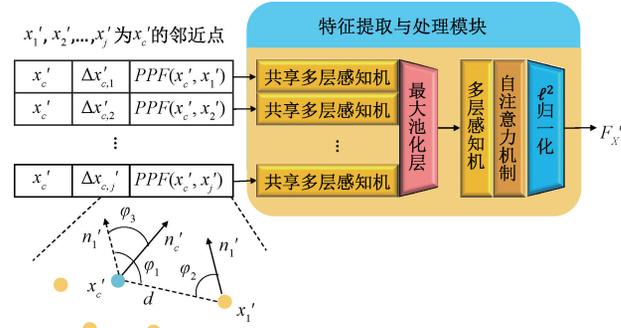


图6 特征提取与处理模块

Fig. 6 Feature extraction and processing module

对于用于配准的点云中的任一点,其混合特征如式(3)所示。

$$F'_c = f_\theta(x'_c, \{\Delta x'_{c,i}\}, \{PPF(x'_c, x'_i)\}) \quad (3)$$

其中, $x'_c$ 表示质心绝对位置, $\Delta x'_{c,i}$ 表示邻近点在以质心作为原点的坐标系下的位置,如式(4)所示。

$$\Delta x'_{c,i} = x'_i - x'_c \quad (4)$$

$PPF(x'_c, x'_i)$ 则结合了质心点和邻近点的法线角度关系和距离关系,用于描述质心与邻近点之间的局部几何特征,如式(5)所示。

$$PPF(x'_c, x'_i) = (\angle(n'_c, \Delta x'_{c,i}), \angle(n'_i, \Delta x'_{c,i}), \angle(n'_c, n'_i), \|\Delta x'_{c,i}\|_2) \quad (5)$$

在改进RPM-Net中, $f_\theta$ 用以表示特征提取结构。在该过程中,共享的多层感知机(multilayer perceptron, MLP)层会对上述初始特征进行处理,以得到更深层次的信息。而最大池化层将会对得到的信息进行下采样操作,提取能够表征该点局部区域显著特征的向量,在减少特征维度的同时保留关键信息。随后,对这些保留得到的关键信息进一步MLP处理,可以学习到更高层次的特

征表示。在此之后,加入了自注意力模块,其内部结构如图7所示。

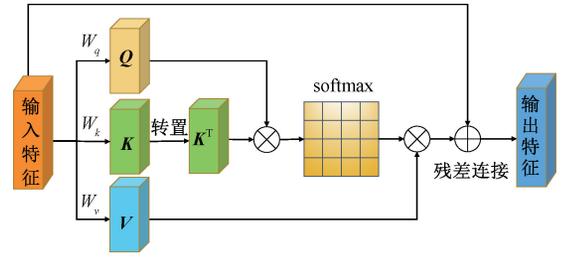


图7 自注意力模块

Fig. 7 Self-attention module

该模块首先通过3个不同的卷积层分别提取查询(query,  $Q$ )、键(key,  $K$ )和值(value,  $V$ )向量。然后,通过计算查询和键之间的点积,生成注意力分数,并通过softmax函数对结果进行归一化处理,得到每个点对其他点的注意力权重。这些权重用于加权值向量,以此得到新的特征表示,如式(6)所示。

$$Attention(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (6)$$

最后,得到的结果经历残差连接,不仅使输出特征保留了原始特征信息,同时缓解了梯度消失的问题,以提高特征提取的效果。

自注意力模块的引入增强了点云数据的特征表示,使网络能够识别点云中不同点之间的相互关系。在经历自注意力模块分析后,最后通过归一化得到最终配准所需的混合特征向量。这一混合特征向量凝聚了丰富的信息,可用于代替坐标特征进行配准操作,如式(7)所示。

$$m_{jk} \leftarrow e^{-\beta(\|F'_j - F'_k\|_2 - \alpha)} \quad (7)$$

改进RPM-Net以混合特征取代了坐标特征,有助于算法更准确地建立点云之间的对应关系,也在一定程度上缓解了配准过程中陷入局部最优的情况,提高了配准的精度和鲁棒性。

## 2) 改进参数预测模块

RPM-Net作为一种先进的点云配准方法,其思想依然源于传统的RPM算法。然而,与之不同的是,在传统RPM算法中,离群参数 $\alpha$ 和退火参数 $\beta$ 作为经验参数针对不同的点云数据需要手动进行调优。这是一个试错的过程,需要多次尝试不同的参数组合,以找到最适合特定云数据的设置,这不仅会消耗大量的时间,而且由于参数的调整依赖于操作者的经验和直觉,缺乏客观的标准,往往会导致配准的结果不是最优解。相比之下,RPM-Net的离群参数和退火参数则是利用深度学习模型自动从点云数据中学习和提取特征,然后基于这些特征进行预测得到。

为更好地分析源点云和目标点云中对应点之间的联系,在原始 RPM-Net 的基础上引入了交叉注意力机制,如图 8 所示。

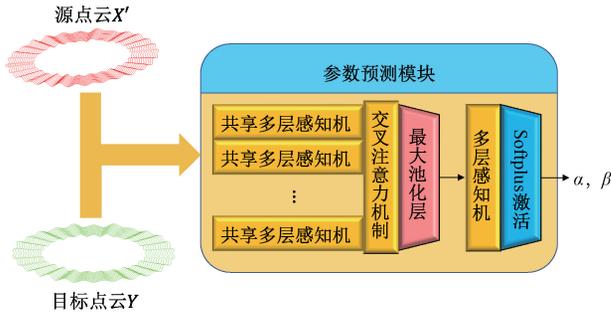


图 8 参数预测模块

Fig. 8 Parameter prediction module

在交叉注意力模块中,输入的特征经过前期共享多层感知机处理,具有更深层次的数据信息。随后,其被重新划分为源点云和目标点云,这种划分允许模型分别处理和理解两个点云的特征,使得源点云和目标点云可以分别通过查询和键的线性变换以得到它们对应的向量。对得到的上述向量进行点积、归一化操作后,可以获得其相应的注意力权重,该权重反映了源点云中每个点对于目标点云中每个点的关系。利用这些权重对目标点云的值向量进行加权求和,从而可以得到经过交叉注意力增强的点云特征。这一过程使得改进后的 RPM-Net 能够更加关注目标点云中对应源点云特征有重要影响的部分,进而更准确地捕捉两者之间的对应关系,提高点云配准的精度和鲁棒性。

最后,将源点云特征和经过交叉注意力增强后的目标点云特征进行重新拼接,以进行后续的参数预测操作,如图 9 所示。

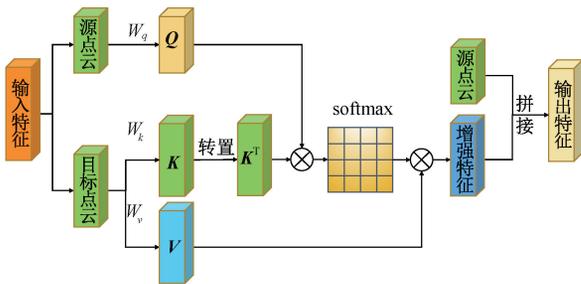


图 9 交叉注意力模块

Fig. 9 Cross-attention module

这种基于数据驱动的参数预测方法不仅能够提高配准的精度和鲁棒性,还能增强算法对不同点云数据的自适应能力。此外,通过网络预测退火参数还能够实现参数的动态调整,使得算法在不同的配准阶段都能保持最

佳性能,进一步提升了点云配准的整体效果。

### 3) 匹配矩阵求解

最后,依据退火参数和点云特征可以计算相应的匹配矩阵,实现源点云和目标点云的对应,如图 10 所示,并通过加权奇异值分解 (weighted singular value decomposition, weighted-SVD) 求解得到最佳的旋转矩阵  $R$  和平移向量  $t$ 。

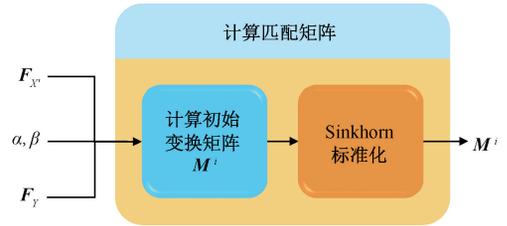


图 10 匹配矩阵计算

Fig. 10 Correspondence matrix calculation

## 2.3 点云配准结果对比

为验证该方法的准确性,研究在 ModelNet40 标准数据集上开展了训练和测试。该数据集共包含 40 个类别的三维点云数据,为保障对比实验的公平性,选取与 RPM-Net 相同的前 20 个类别作为训练集与验证集,其余类别作为测试集。最终,共使用 5 112 个数据进行训练,1 202 个数据进行验证,1 266 个数据进行测试,并以改进倒角距离作为评价指标,结果如表 2 所示。实验结果证明,注意力机制的融合使得 RPM-Net 在无噪声、高斯噪声和部分可见 3 种条件下的误差均有所降低,配准精度得到了提升。

表 2 改进倒角距离对比

Table 2 Comparison of improved chamfer distance

方法	无噪声	高斯噪声	部分可见
ICP	0.002 975 0	0.003 08	0.015 30
RPM-Net	0.000 003 4	0.000 63	0.000 85
改进 RPM-Net	0.000 001 6	0.000 61	0.000 83

另外,为进一步验证该方法在实测点云中的有效性,选取图 3 中所测得的 5 组不同形态的点云作为示例,对其添加高斯噪声,模拟实际装配中两片配合面点云不一致的情形。随后分别使用 ICP、有噪声版本的 RPM-Net 和改进 RPM-Net 以相同的迭代次数与原始点云进行配准处理,以得到配准后两点云的重叠度,如表 3 所示。

由以上结果可得,改进 RPM-Net 在点云配准效果上相较于 ICP 和原始 RPM-Net 均有所提升。

表3 重叠度对比

Table 3 Comparison of overlap degree (%)

方法	基座侧面	基座顶面	轴承座内圈	轴侧柱面	轴肩
ICP	87.8	88.6	90.1	89.8	88.3
RPM-Net	94.9	95.3	97.1	96.8	96.4
改进 RPM-Net	98.5	97.3	97.5	97.1	98.1

### 3 基于雅克比-旋量模型的多约束解决方法

#### 3.1 雅克比-旋量模型

雅克比-旋量模型是一种用于三维公差分析的数学模型,其巧妙地融合了雅克比矩阵的传递特性和旋量模型的多自由度表达能力,广泛应用于装配分析。在装配分析时,装配偏差传递主要分为两类:一种是两个功能元件之间的接触传递,称为接触功能元件(contact function element, CFE);另一种是单个功能元件内部的传递,称为内部功能元件(internal function element, IFE)。通过这种分类,可精确追踪偏差路径,实现装配偏差预测。

雅克比矩阵作为该模型的重要组成部分之一,能够将初始零件和中间零件的微小制造误差传递到系统末端。对于任意功能元件,其表示如式(8)所示。

$$[J]_{FEi} = \begin{bmatrix} [R_0^i]_{3 \times 3} \cdot [R_{Pi}]_{3 \times 3} & \vdots & [W_i^i]_{3 \times 3} \cdot ([R_0^i]_{3 \times 3} \cdot [R_{Pi}]_{3 \times 3}) \\ \dots & \vdots & \dots \\ [0]_{3 \times 3} & \vdots & [R_0^i]_{3 \times 3} \cdot [R_{Pi}]_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $[R_0^i]_{3 \times 3}$  表示第  $i$  个坐标系相对于全局参考坐标系的方向;  $[R_{Pi}]_{3 \times 3}$  表示公差域方向与公差分析方向之间的关系;  $[W_i^i]_{3 \times 3}$  是一个斜对称矩阵,表示第  $i$  个坐标系相对于第  $n$  个坐标系的位置关系,其表示如式(9)所示。

$$[W_i^i]_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 0 & dz_i^n & -dy_i^n \\ -dz_i^n & 0 & dx_i^n \\ dy_i^n & -dx_i^n & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,  $dx_i^n = dx_n - dx_i$ ,  $dy_i^n = dy_n - dy_i$ ,  $dz_i^n = dz_n - dz_i$ 。

旋量模型作为另一重要组成部分,能够将刚体在空间中的位置和姿态以数学表达式的形式精确表达。该模型通过将小位移量的位置和角度合并在一起进行计算,使得运算变得更方便,其表示如式(10)所示。

$$\delta FE_i = [\delta u_i \quad \delta v_i \quad \delta w_i \quad \delta \alpha_i \quad \delta \beta_i \quad \delta \gamma_i]^T \quad (10)$$

其中,  $\delta u_i$ 、 $\delta v_i$  与  $\delta w_i$  表示第  $i$  个功能元件对在  $x$ 、 $y$  与  $z$  这 3 个方向的位置误差;  $\delta \alpha_i$ 、 $\delta \beta_i$  与  $\delta \gamma_i$  表示第  $i$  个功能元件对绕  $x$ 、 $y$  与  $z$  轴的角度误差。

在得到上述表达式后,便可以准确计算出在  $n$  个功能元件对构成的装配链中,每个功能元件对的偏差如何共同作用并影响整体的功能需求(function requirement, FR),表达式如式(11)所示。

$$FR = \begin{bmatrix} \delta u \\ \delta v \\ \delta w \\ \delta \alpha \\ \delta \beta \\ \delta \gamma \end{bmatrix}_{FR} = [[J]_{FE1} \quad \dots \quad [J]_{FE_n}] \times \begin{bmatrix} [\delta u_1 \\ \delta v_1 \\ \delta w_1 \\ \delta \alpha_1 \\ \delta \beta_1 \\ \delta \gamma_1]_{FE1} \\ \dots \\ [\delta u_n \\ \delta v_n \\ \delta w_n \\ \delta \alpha_n \\ \delta \beta_n \\ \delta \gamma_n]_{FE_n} \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

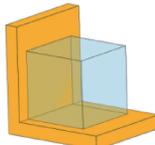
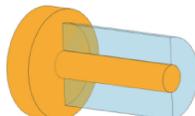
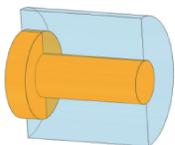
从式(11)中可以看到,由于整个系统的雅克比矩阵和各功能元件对旋量是通过一种串联的方式进行组合的,因此该表达式仅适用于链式装配流程。

#### 3.2 多约束解决方法

3.1 节中阐述了在链式装配流程中,不同功能元件的偏差都会对输出件的末端位姿产生影响。然而,在实际装配过程中,零件之间的连接往往并非仅仅是简单的串行关系,其间不可避免地存在着局部并联的情况。常见的并联如表 4 所示。

表4 常见局部并联

Table 4 Common local parallel connection

序号	局部并联图解	局部并联类型
1		平面-平面
2		平面-柱面
3		柱面-柱面

在实际装配过程中,若仅以 3.1 节的方法进行链式计算,必然会造成预测精度的降低。如图 11 所示,直角

支撑架与立方体零件之间存在多个面的配合。按照传统的装配链计算方法,两零件之间的装配传递链如图 12 所示,这往往会导致在计算装配误差的过程中,出现对直角支撑架侧面约束忽略的情况,这一疏忽很可能会导致装配预测精度的降低。

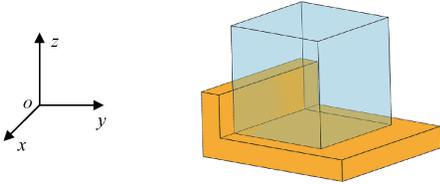


图 11 直角支撑架与立方体零件配合

Fig. 11 Assembly of right-angle bracket and cubic component

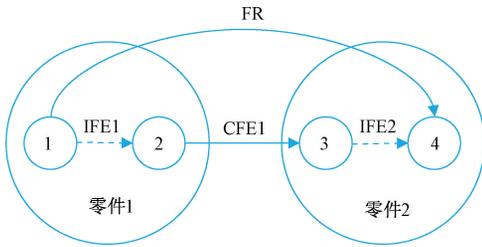


图 12 链式装配链

Fig. 12 Chain-type assembly chain

为解决由于并联造成的装配误差,研究结合装配基准对误差结果的影响程度,提出了一种基于误差影响的加权并联处理方法。在此,引入并行功能元件(parallel function element, PFE)的概念,即当两零件接触配合过程中同时存在两个及以上的配合面产生配合误差时,将其中一个作为并行功能元件。由此得到的装配链如图 13 所示。

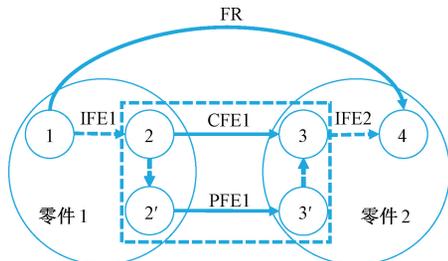


图 13 局部多约束装配链

Fig. 13 Local multi-constraint assembly chain

其中,直角支撑架底面与立方体零件之间的配合误差可以表示为  $E_1 = [0 \ 0 \ \delta w_1 \ \delta \alpha_1 \ \delta \beta_1 \ 0]^T$ ,侧面与立方体零件之间的配合误差可以表示为  $E_2 = [0 \ \delta v_2 \ 0 \ \delta \alpha_2 \ 0 \ \delta \gamma_2]^T$ ,二者均对立方体零件施加了约束,构成了局部多约束的情形。由上述配合误差中可以看到,在绕  $x$  轴转动的方向上,直角支撑架的底面和侧面均对立

方体零件产生了约束,如果简单地将两个重复约束量相加作为最终的预测值,则会出现约束量被重复计算的情况,可能导致最终的预测结果被过度放大,从而偏离实际的偏差范围;若将二者中的极小量作为最终预测量,则可能因忽略了较大值而造成最终预测值过于保守,亦可能偏离实际偏差值。为此,研究提出了一种基于多约束装配面的权重分配方法。对于此例中的多约束装配面,可分别计算其底面和侧面的装配误差对最终位姿的总影响程度,并依据该影响程度对重复约束量分配权重,进行加权求和,以得到最终误差值。如式(12)~(14)所示。

$$U_i = J_i \times E_i \tag{12}$$

$$S_i = \| U_i \|_2 = \sqrt{\delta u_i^2 + \delta v_i^2 + \delta w_i^2 + \delta \alpha_i^2 + \delta \beta_i^2 + \delta \gamma_i^2} \tag{13}$$

$$\omega_i = \frac{S_i}{S_{total}} = \frac{S_i}{\sum_{i=1}^n S_i} \tag{14}$$

其中,  $U_i$  表示配合误差  $E_i$  经过误差传递后对末端位姿的影响;  $S_i$  通过对  $U_i$  进行 2-范数求和以获取装配面  $i$  的配合误差对于末端位姿误差的影响程度;最终,通过归一化的方式求得各配合面误差对功能需求的影响权重  $\omega_i$ 。

在得到以上权重后,即可通过对重复约束量进行加权操作,如式(15)所示。

$$\delta \alpha = \omega_1 \cdot \delta \alpha_1 + \omega_2 \cdot \delta \alpha_2 \tag{15}$$

对于独立变量,由于每个变量仅存在单个面的约束,而不受其他面的影响,则可通过组合运算的方式进行计算,即取两个偏差的局部最大值。

最终,该直角支撑架和立方体零件所形成的局部多约束误差如式(16)所示。

$$U = \begin{bmatrix} 0 \\ \delta v_2 \\ \delta w_1 \\ \delta \alpha \\ \delta \beta_1 \\ \delta \gamma_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \delta v_2 \\ \delta w_1 \\ \omega_1 \cdot \delta \alpha_1 + \omega_2 \cdot \delta \alpha_2 \\ \delta \beta_1 \\ \delta \gamma_2 \end{bmatrix} \tag{16}$$

基于多约束装配面的权重分配方法在处理局部多约束的情况时,一方面,以加权的形式同时考虑了两对装配面的重复约束量,在理论上既不会将预测结果过度放大,也不会使预测结果过于保守;另一方面,其组合了独立变量,将局部多约束问题巧妙地转化为新的串行连接,在简化计算的同时有效保证装配预测精度。最后,该方法同样可推广至全局并联问题的研究中。

## 4 案例研究

### 4.1 装配链分析

为了进一步验证所提出的方法的准确性,本章以

第2章的轴承座支撑组件为例,对其进行预测结果和实测结果的对比分析。为简化计算,研究中各配合面均视

为刚性,即不考虑装配时变形影响。组成组件所需的零件公差如图14所示。

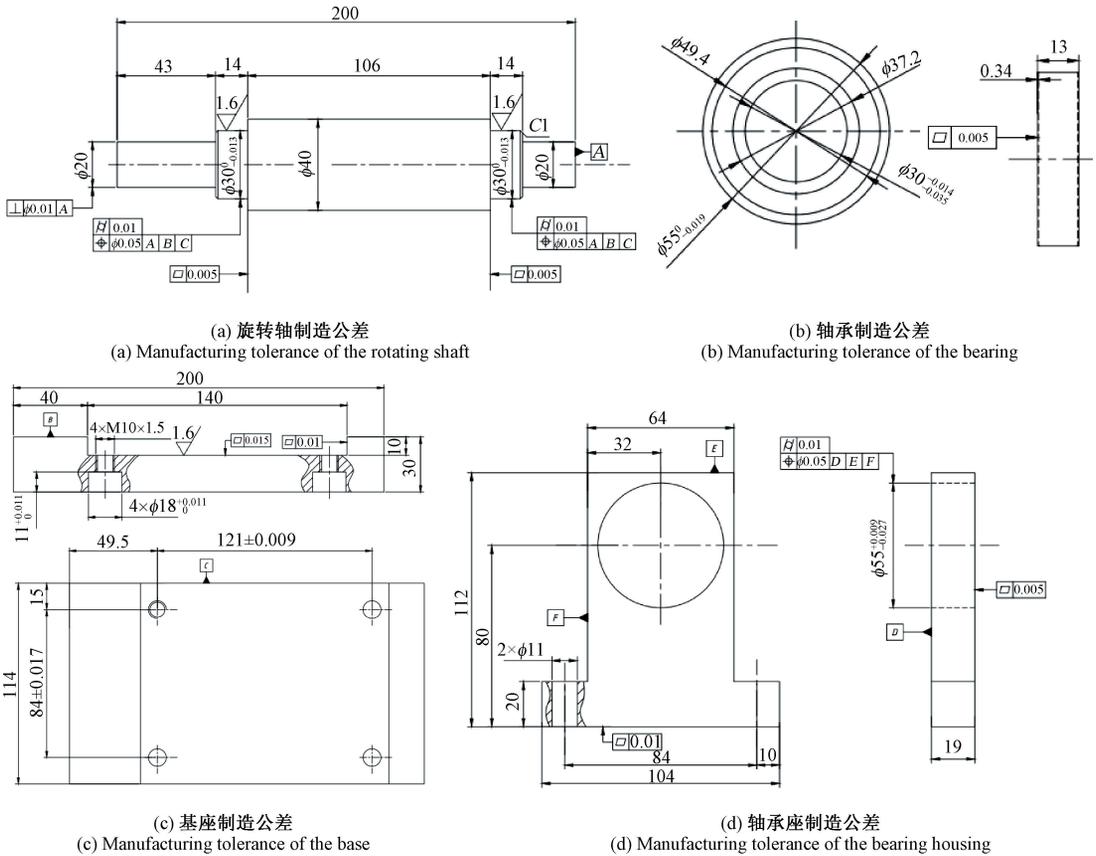


图14 构成轴承座支撑组件的零件公差

Fig. 14 Tolerances of the parts constituting the supporting assembly of the bearing housing

在装配过程中,旋转轴末端的位姿精度是至关重要的,其直接影响到整个组件的性能和功能。在机床上,轴末端的位姿精度将直接影响被加工工件的加工质量;在电动机中,轴末端的位姿精度将影响电动机转矩的均匀性和稳定性,进而影响动力传递的效率和可靠性,同时长期存在的位姿误差还将对电动机的寿命产生一定的影响。因此,为研究旋转轴末端在实际加工时的位姿精度,将轴的左端假定为输出端,并将其相对于全局坐标系0的位姿定义为功能需求,如图15所示。

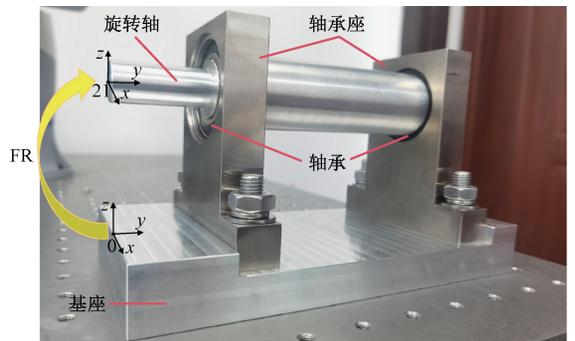


图15 轴承座支撑组件功能需求

Fig. 15 Functional requirements of the bearing housing support assembly

该位姿的准确性受到多种因素的影响,包括基座、轴承座、轴承以及旋转轴本身在制造和装配过程中产生的误差。这些误差通过配合面进行传播和累积,进而对旋转轴末端的精确定位产生影响。构成组件的各零件局部坐标系如图16所示,在该图中,详细地展示了各个零件的相对位置和装配关系。

端,对轴末端的位姿产生影响,因此该组件还存在着全局并联的情况。其对应的装配关系图如图17所示。

为了能使零件之间更好地定位,基座与轴承座之间、轴承与轴之间均存在局部多约束的情况。另外,由于两侧轴承座和轴承的误差均会通过旋转轴传递累积至轴

从图17中可以看到,整个组件的局部多约束分别为CFE1和PFE1、CFE2和PFE2、CFE5和PFE3、CFE6和PFE4;组件中的两条串联约束链IFE1-CFE1-IFE3-

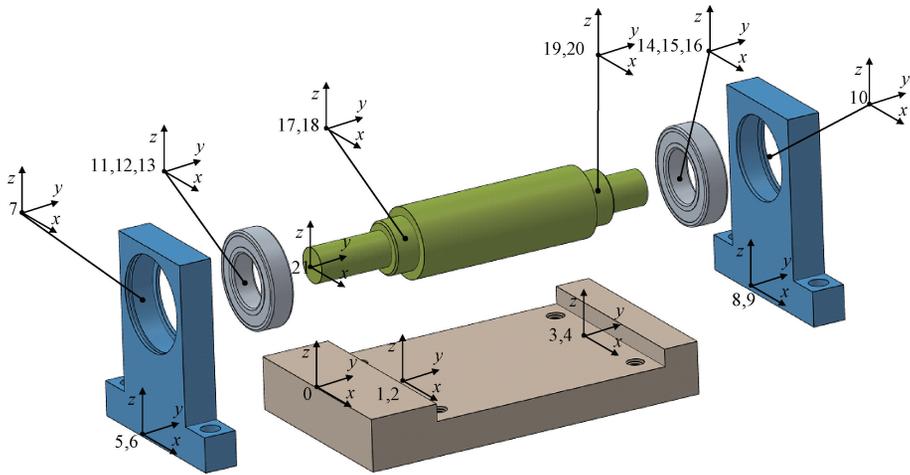


图 16 各零件局部坐标系

Fig. 16 Local coordinate systems of each part

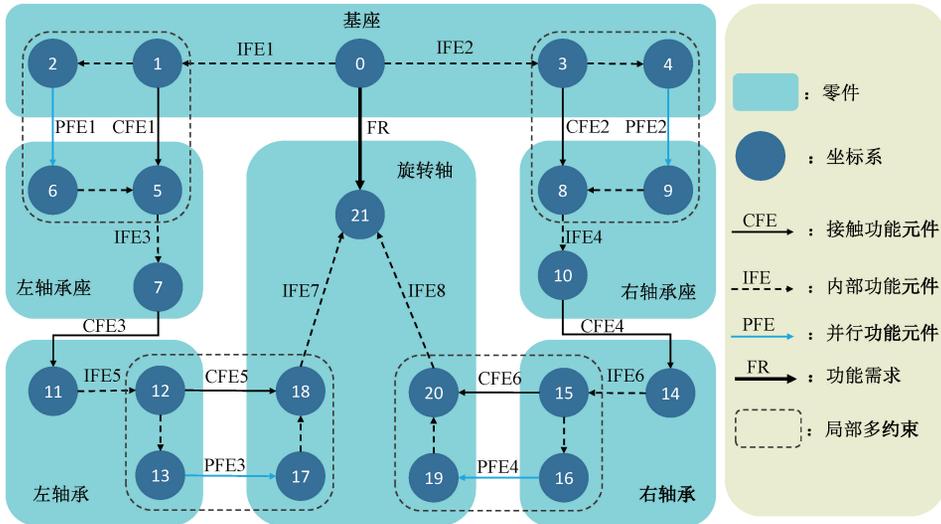


图 17 轴承座支撑组件的装配关系图

Fig. 17 Assembly relationship diagram of the bearing housing support assembly

CFE3-IFE5-CFE5-IFE7 和 IFE2-CFE2-IFE4-CFE4-IFE6-CFE6-IFE8 构成了全局并联。

#### 4.2 实验与结果分析

为了验证所提出的基于误差影响的加权并联处理方法的有效性,该节还将通过传统的仅考虑串联的计算方法和取局部极小值的代数运算方法对轴端位姿进行预测,并将所有预测结果与实际值进行对比分析。

在该研究中,基于各配合面的局部坐标系,可以得到各功能元件的雅克比矩阵,如表 5 所示。

此外,通过采用改进 RPM-Net 对进行去噪后的点云进行配准可以得到各接触配合面之间的配合误差。其中,对于内部功能元件的配准,则可借理想点云模型得

到。随后,即可依据式(12)~(14)得到相应的权重因子,如表 6 所示。对各配合误差进行加权计算,进而得到最终轴端预测值。

在对实际结果进行测量时,采用三坐标测量技术,对旋转轴末端进行精确测量,从而获取其圆心坐标,如图 18 所示。在此基础上,通过将旋转轴末端的点云数据与理想模型进行配准,进一步准确地确定其姿态。

为更加全面评估该方法的可靠性,研究将权重分配得到的结果与传统仅考虑串联的方法和取局部极小值的代数运算方法得到的结果进行了比较,如表 7 和图 19 所示。其中直观展示了不同预测方法下的轴端位置误差( $\delta u, \delta v, \delta w$ )和轴端角度误差( $\delta \alpha, \delta \gamma$ )及相应的实测值。

表5 雅克比矩阵  
Table 5 Jacobian matrix

序号	矩阵
$J_1$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 80 & 49.5 \\ 0 & 1 & 0 & -80 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -49.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_2$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 80 & 170.5 \\ 0 & 1 & 0 & -80 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -170.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_3$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 49.5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -49.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_4$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 170.5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -170.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_5$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 49.5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -49.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_6$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 170.5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -170.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_7$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$J_8$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

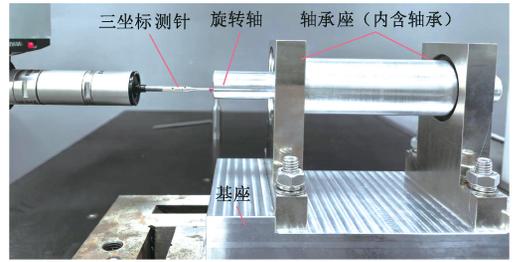
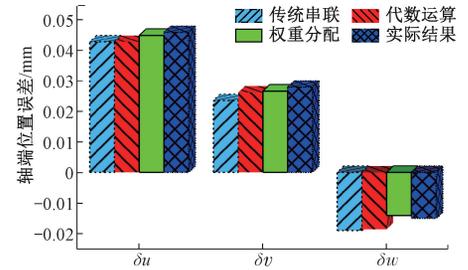
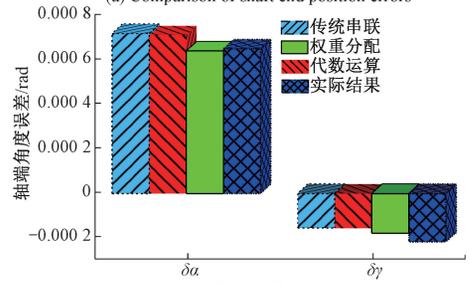


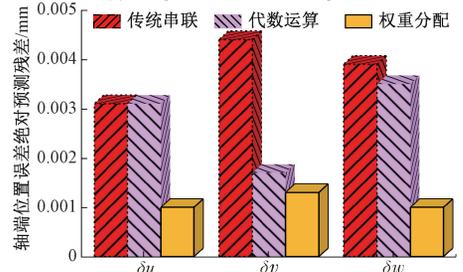
图18 三坐标测量轴承座支撑组件末端位姿  
Fig. 18 Measurement of the end pose of the bearing housing support assembly by CMM



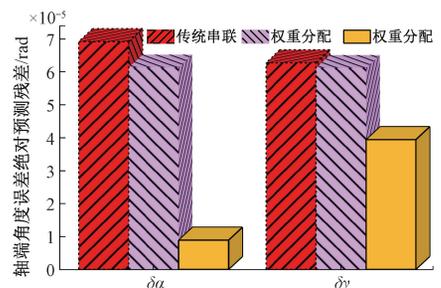
(a) 轴端位置误差对比  
(a) Comparison of shaft end position errors



(b) 轴端角度误差对比  
(b) Comparison of shaft end angle errors



(c) 轴端位置误差绝对预测残差  
(c) Absolute prediction residuals for shaft end position errors



(d) 轴端角度误差绝对预测残差  
(d) Absolute prediction residuals for shaft end Angle errors

图19 不同计算方法结果与残差对比  
Fig. 19 Comparison of results and residuals of different calculation methods

表 6 各装配面间配合误差及权重分配

Table 6 Fitting errors and weight distribution between each assembly surface

装配面名称	配合误差	局部多约束权重	全局并联权重
$E_{\text{左轴承座-基座}}$	$[0; 8.690 \times 10^{-3}; 0; -2.511 \times 10^{-4}; 0; -3.033 \times 10^{-4}]$	0.62	
	$[0; 0; -2.068 \times 10^{-3}; -1.973 \times 10^{-4}; 1.556 \times 10^{-4}; 0]$	0.38	
$E_{\text{左轴承-左轴承座}}$	$[1.928 \times 10^{-2}; 0; 1.944 \times 10^{-2}; 1.645 \times 10^{-3}; 0; 3.080 \times 10^{-5}]$		0.50
$E_{\text{轴-左轴承}}$	$[0; 2.371 \times 10^{-3}; 0; -3.178 \times 10^{-6}; 0; -1.476 \times 10^{-4}]$	0.34	
	$[1.490 \times 10^{-2}; 0; -1.383 \times 10^{-2}; -6.605 \times 10^{-6}; 0; -1.659 \times 10^{-4}]$	0.66	
$E_{\text{右轴承座-基座}}$	$[0; 2.517 \times 10^{-4}; 0; -2.643 \times 10^{-4}; 0; -8.245 \times 10^{-5}]$	0.57	
	$[0; 0; -1.655 \times 10^{-3}; -2.034 \times 10^{-4}; 1.688 \times 10^{-4}; 0]$	0.43	
$E_{\text{右轴承-右轴承座}}$	$[1.789 \times 10^{-2}; 0; 2.139 \times 10^{-2}; 1.004 \times 10^{-4}; 0; 2.993 \times 10^{-4}]$		0.50
$E_{\text{轴-右轴承}}$	$[0; 4.412 \times 10^{-3}; 0; -3.042 \times 10^{-5}; 0; -8.501 \times 10^{-5}]$	0.53	
	$[1.823 \times 10^{-2}; 0; -1.421 \times 10^{-2}; -6.142 \times 10^{-5}; 0; -1.860 \times 10^{-4}]$	0.47	

表 7 不同方法的计算结果

Table 7 The calculation results of different methods

计算方法	$\delta u/\text{mm}$	$\delta v/\text{mm}$	$\delta w/\text{mm}$	$\delta \alpha/\text{rad}$	$\delta \gamma/\text{rad}$
传统串联	0.042 7	0.023 5	-0.019 0	$7.198\ 0 \times 10^{-4}$	$-1.551\ 0 \times 10^{-4}$
代数运算	0.042 7	0.026 2	-0.018 6	$7.119\ 6 \times 10^{-4}$	$-1.566\ 6 \times 10^{-4}$
权重分配	0.044 8	0.026 6	-0.014 1	$6.417\ 5 \times 10^{-4}$	$-1.784\ 4 \times 10^{-4}$
实际结果	0.045 8	0.027 9	-0.015 1	$6.506\ 4 \times 10^{-4}$	$-2.178\ 4 \times 10^{-4}$

从上述对比结果可以看出,该方法计算得到的轴端位姿误差在空间 5 个自由度上的绝对预测残差在  $2\ \mu\text{m}$  和  $4 \times 10^{-5}\ \text{rad}$  以内。相较于传统串联运算方法和代数运算方法,其在位置预测准确度上最大提升了约  $3\ \mu\text{m}$ ,在角度预测准确度上最大提升了约  $5 \times 10^{-5}\ \text{rad}$ 。由此表明,针对旋转轴末端位姿,该方法相较于现有方法更能反映实际装配情况。

## 5 结 论

针对机械装配精度预测中存在的误差表示不精确与传递模型不贴合实际等问题,研究提出了一种基于改进 RPM-Net 和多约束装配面权重分配的装配精度预测方法,通过对轴承座支撑组件的案例研究,验证了方法的有效性与先进性。主要贡献与结论为:

1) 在装配误差表示方面,提出了一种融合注意力机制的改进点云配准方法,通过将注意力机制嵌入 RPM-Net 框架,以更精细的方式提取特征并预测退火参数,更深层次地提取点云中点对的关系,有效抑制了配准陷入局部最优的风险,显著提升了装配面点云的配准精度。

2) 在装配误差传递方面,提出了一种基于权重分配的多约束装配误差传递方法,依据配准得到的误差对结

果的影响程度对多约束误差旋量进行加权求和,对非重复约束旋量进行复合运算,确保了预测结果能够全面考虑各装配面旋量的影响,准确反映了实际装配工况中的误差累积效应。

3) 实验结果表明,此研究得到的轴端位姿误差在空间 5 个自由度上的预测值与实际值偏差被精准锁定在  $2\ \mu\text{m}$  和  $4 \times 10^{-5}\ \text{rad}$  以内,相较于传统串联运算方法和代数运算方法,预测准确度有一定程度的提升,验证了该方法的可行性和有效性,为装配精度的预测提供了有效工具。同时,为后续装配误差的补偿提供了模型参考。

## 参考文献

- [1] 刘志峰,陈继民,李迎,等. 数控机床线轨装配精度建模及控制方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2025, 55(5): 1536-1543.  
LIU ZH F, CHEN J M, LI Y, et al. Modeling of CNC machine tool line rail assembly accuracy and its control method[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2025, 55(5): 1536-1543.
- [2] 刘检华,夏焕雄,巩浩,等. 精密装配的内涵、技术体系和发展趋势[J]. 机械工程学报, 2023, 59(20): 436-450.  
LIU J H, XIA H X, GONG H, et al. Connotation,

- technical system and development trend of precision assembly[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(20): 436-450.
- [ 3 ] ZHANG M W, LIU D T, LIU Y M. Recent progress in precision measurement and assembly optimization methods of the aero-engine multistage rotor: A comprehensive review[J]. *Measurement*, 2024, 235: 114990.
- [ 4 ] LIU SH, YU H D. A novel fuzzy algorithm for assembly precision management[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2024, 135: 790-806.
- [ 5 ] JIA K, WANG H, REN D X, et al. A general mathematic model framework for assembly process driven digital twin of assembly precision [ J ]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2024, 77: 196-211.
- [ 6 ] 郭飞燕, 闫群, 张永亮, 等. 飞机复材结构几何-物理装配状态对服役性能的影响[J]. *航空学报*, 2025, 46(12): 32-65.
- GUO F Y, YAN Q, ZHANG Y L, et al. Influence of assembly geometric and physical properties of aircraft composite structure on service performance [ J ]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, 46(12): 32-65.
- [ 7 ] GUO F Y, ZHANG Y L, SONG CH J, et al. Identification and precise optimization of key assembly error links for complex aviation components driven by mechanism and data fusion model[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2025, 64: 103059.
- [ 8 ] CHEN H, JIN S, LI ZH M, et al. A comprehensive study of three dimensional tolerance analysis methods[J]. *Computer-Aided Design*, 2014, 53: 1-13.
- [ 9 ] 刘检华, 孙清超, 程晖, 等. 产品装配技术的研究现状、技术内涵及发展趋势[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(11): 2-28.
- LIU J H, SUN Q CH, CHENG H, et al. The state-of-the-art, connotation and developing trends of the products assembly technology[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(11): 2-28.
- [ 10 ] 肖欢, 朱永国, 刘春锋, 等. 基于 T-Map 的飞机部件交点轴线公差转化方法 [ J ]. *中国机械工程*, 2019, 30(13): 1558-1567.
- XIAO H, ZHU Y G, LIU CH F, et al. Tolerance conversion of aircraft component intersection axes based on T-Map [ J ]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30(13): 1558-1567.
- [ 11 ] MU X K, WANG Y L, YUAN B, et al. A new assembly precision prediction method of aeroengine high-pressure rotor system considering manufacturing error and deformation of parts[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61: 112-124.
- [ 12 ] SHEN T H, LU C. Assembly accuracy analysis of cylindrical parts based on skin model shapes considering form deviations and local surface deformations [ J ]. *Precision Engineering*, 2023, 80: 256-273.
- [ 13 ] SCHLEICH B, ANWER N, MATHIEU L, et al. Skin model shapes: A new paradigm shift for geometric variations modelling in mechanical engineering [ J ]. *Computer-Aided Design*, 2014, 50: 1-15.
- [ 14 ] 张体广, 张发平, 阎艳, 等. 基于数据配准的零件精密装配最佳接触状态研究[J]. *兵工学报*, 2018, 39(1): 127-136.
- ZHANG T G, ZHANG F P, YAN Y, et al. Research on the best contact state of precision assembly based on data registration[J]. *Acta Armamentarii*, 2018, 39(1): 127-136.
- [ 15 ] SHANG K, WU T Y, JIN X, et al. Coaxiality prediction for aeroengines precision assembly based on geometric distribution error model and point cloud deep learning[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2023, 71: 681-694.
- [ 16 ] WU T Y, SHANG K, JIN X, et al. Spatially embedded transformer: A point cloud deep learning model for aero-engine coaxiality prediction based on virtual measurement[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2024, 62: 102900.
- [ 17 ] 阎艳, 王戈, 张发平, 等. 基于误差传递模型的精密装配几何误差灵敏度分析[J]. *北京理工大学学报*, 2017, 37(7): 682-686.
- YAN Y, WANG G, ZHANG F P, et al. Precision assembly geometric error sensitivity analysis based on the error transformation model for precision assembly [ J ]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2017, 37(7): 682-686.
- [ 18 ] 刘亮. 基于机器学习的航发转子装配精度预测与优化[D]. 大连:大连理工大学, 2021.
- LIU L. Prediction and optimization of the assembly accuracy of aeroengine rotors based on machine learning [ D ]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.
- [ 19 ] 石嵩, 刘检华, 巩浩, 等. 考虑粗糙表面接触配合的航空发动机多级转子装配误差传递建模[J]. *机械工程学报*, 2023, 59(17): 208-219.
- SHI S, LIU J H, GONG H, et al. Modeling of error transfer in multistage rotors assembly of aero engine considering rough surface contact[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(17): 208-219.
- [ 20 ] AOUIFI B, AMEDDAH H, SLAMANI M, et al. An advanced framework for tolerance analysis of clamping devices integrating unified Jacobian-Torsor model, monte carlo simulation, and bootstrap technique[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 134(5): 2319-2336.

- [21] LIU SH, YU H D, XIA Z K, et al. A new virtual functional element method for deviation prediction of assembled structures with parallel connection chain[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2024, 48: 42-54.
- [22] CHEN H, JIN S, LI ZH M, et al. A solution of partial parallel connections for the unified Jacobian-Torsor model[J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 91: 39-49.
- [23] 刘检华, 张志强, 夏焕雄, 等. 考虑表面形貌与受力变形的装配精度分析方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(3): 207-219.
- LIU J H, ZHANG ZH Q, XIA H X, et al. Assembly accuracy analysis with consideration of form defects and surface deformations[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(3): 207-219.
- [24] JIN S, DING S Y, LI ZH M, et al. Point-based solution using Jacobian-Torsor theory into partial parallel chains for revolving components assembly[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 46: 46-58.
- [25] 刘刚. 汽轮机三维装配系统的精度预测与分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2024.
- LIU G. Research on accuracy prediction and analysis of three-dimensional assembly system of steam turbine[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2024.
- [26] SHEN T H, LU C. An assembly accuracy analysis approach of mechanical assembly involving parallel and serial connections considering form defects and local surface deformations[J]. Precision Engineering, 2024, 88: 44-64.
- [27] 李茂月, 马康盛, 王飞, 等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 55-66.
- LI M Y, MA K SH, WANG F, et al. Research on the preprocessing method of blade point cloud based on structured light on-machine measurement[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 55-66.
- [28] 夏长久, 王远洋, 江磊. 螺尖丝锥几何参数快速非接触测量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 235-245.
- XIA CH J, WANG Y Y, JIANG L. Research on fast non-contact measurement method for geometric parameters of spiral point taps[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 235-245.
- [29] 何赞泽, 郭猜, 郭隆强, 等. 基于视觉语义约束的激光雷达大目标尺寸测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 244-254.
- HE Y Z, GUO C, GUO L Q, et al. A large target size

measurement method of LiDAR based on visual semantic constraints[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8): 244-254.

- [30] YE W Z J, LEE G H. RPM-Net: Robust point matching using learned features[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11821-11830.

## 作者简介



邹鑫, 2024年于浙江海洋大学获得学士学位, 现为宁波大学机械与力学学院在读研究生, 主要研究方向为精密加工与测试。  
E-mail: 460991763@qq.com

**Zou Xin** received his B.Sc. degree from Zhejiang Ocean University in 2024. He is currently a master's student in the Faculty of Mechanical Engineering and Mechanics at Ningbo University. His main research interest includes precision machining and measurement.



项四通(通信作者), 分别在2011年和2016年于华东理工大学和上海交通大学获得学士学位和博士学位, 现为宁波大学机械与力学学院教授、博士生导师, 主要研究方向为精密加工与测试, 多轴数控机床误差测量、建模与补偿。

E-mail: xiangsitong@nbu.edu.cn

**Xiang Sitong** (Corresponding author) received his B.Sc. degree from East China University of Science and Technology in 2011, received his Ph.D. degrees from Shanghai Jiao Tong University in 2016. He is currently a professor and Ph.D. advisor in the Faculty of Mechanical Engineering and Mechanics at Ningbo University. His main research interests include precision machining and testing, multi-axis CNC machine tool error measurement, modeling and compensation.



杨建国, 1982年于上海交通大学获得学士学位, 1992年于上海交通大学获得硕士学位, 1998年于上海交通大学与美国密歇根大学获得博士学位, 现为上海交通大学机械与动力工程学院教授, 主要研究方向为精密加工与测量以及数控补偿控制。

E-mail: jgyang@sjtu.edu.cn

**Yang Jianguo** received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Shanghai Jiao Tong University in 1982 and 1992, respectively, and Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University and the University of Michigan, USA in 1998. He is currently a professor in the School of Mechanical and Power Engineering at Shanghai Jiao Tong University. His main research interests include precision machining and measurement, as well as CNC compensation control.