

# 船舶大构件几何特征建模及装配干涉检测方法

顾世民<sup>1</sup> 刘金锋<sup>1\*</sup> 钱天龙<sup>2</sup> 景旭文<sup>1</sup> 王学敏<sup>2</sup> 毛包晨<sup>1</sup>  
沈 阳<sup>2</sup> 陈 宇<sup>1</sup>

1.江苏科技大学机械工程学院,镇江,212000  
2.扬州中远海运重工有限公司,扬州,225200

**摘要:**船舶构件制造和装配中的制造误差与装焊变形影响肋板拉入装配的成功率和效率。提出了基于几何特征的船舶大尺寸构件快速建模及装配干涉检测方法。该方法先定义装配特征,再利用改进的 ASPacNet 准确识别装配特征,接着进行局部重建与拼接,最后通过时间域间断配合间隙计算方法检测装配干涉。实验显示,该方法在船舶大尺寸构件上的建模效率较传统方法提高 66.01%,建模均方根误差为 0.206 mm,干涉检测准确率达 98.81%,能有效减少试装,为船舶大构件高效装配提供新技术手段。

**关键词:**装配特征识别;快速建模;船舶大尺度构件;肋板拉入装配;精度检测

中图分类号:U671.99

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.07.026

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Geometric Feature Modeling and Assembly Interference Detection Method for Large Ship Components

GU Shimin<sup>1</sup> LIU Jinfeng<sup>1,\*</sup> QIAN Tianlong<sup>2</sup> JING Xuwen<sup>1</sup> WANG Xuemin<sup>2</sup>  
MAO Baochen<sup>1</sup> SHEN Yang<sup>2</sup> CHEN Yu<sup>1</sup>

1.Jiangsu University of Science and Technology,Zhenjiang,Jiangsu,212000

2.COSCO Shipping Heavy Industry(Yangzhou) Co.,Ltd.,Yangzhou,Jiangsu,225200

**Abstract:** Manufacturing errors and welding deformations in manufacturing and assembly of ship components affected the success rate and efficiency of rib plate pulling-in assembly. Therefore, a rapid modeling and assembly interference detection method for large ship components was proposed based on geometric features. The method defined assembly features, used the improved ASPacNet to accurately identify the assembly features, carried local reconstruction and splicing out, and detected assembly interference through a time-domain intermittent fit clearance calculation method. Experiments show that the modeling efficiency of the method for large ship components is 66.01% higher than that of traditional methods, the root mean square error of modeling is as 0.206 mm, and the interference detection accuracy reaches 98.81%. It may effectively reduce trial assembly and provide a new technical means for the efficient assembly of large ship components.

**Key words:** assembly feature recognition; rapid modeling; large-scale components of ship; rib pull-in assembly; precision detection

### 0 引言

大型船舶的生产大多采用分段建造法,即在工艺设计阶段将船体分段,分段制造车间生产所需分段,并于船台完成分段的合拢和总装,从而完成全船的建造。装配是将各型构件、组立和分段组成船舶的纽带。分段由大量典型组立构成,组立装配时间在全船制造时间中的占比较高<sup>[1]</sup>。船舶建造过程中,由于船舶分段建造误差、钢板焊接变形、人工测量误差等因素影响,分段装焊后的实

际尺寸与设计尺寸有偏差<sup>[2]</sup>,无法一次装配成功,需要经过多次修整调配才能完成装配。组立装焊精度的管理与控制影响成品质量及生产效率,因此装配检测是船舶建造的重要环节。

如何恰当预测组立装配间隙并量化控制装配间隙的合理容差范围尚缺乏相关理论和方法的支持。作为船体肋板装配过程中的先进工艺,拉入法是采用外力将带有骨材贯穿孔的肋板沿骨材长度方向拉入的装配方法<sup>[3]</sup>。

采用数字化方法对产品装配过程进行虚拟仿真已成为解决产品装配精度问题的关键方法<sup>[4]</sup>。构建装配过程的数字孪生模型,实现零部件之间的虚拟分析和验证,能有效解决装配存在的问

收稿日期:2024-05-20

基金项目:国家自然科学基金(52371324,52075229);船舶总装建造数字化船厂研究与示范项目(CBG01N23-05-01)

题<sup>[5]</sup>。快速获取模型的三维信息是实现智能制造的基础。随着三维激光扫描技术的日益普及,点云数据因其获取速度快、信息含量丰富、应用前景广阔而被广泛用于船舶领域<sup>[6]</sup>。为解决船舶舱室容积测量问题,杨泽鑫等<sup>[7]</sup>基于随机采样一致性(RANSAC)算法拟合平面,依次分割出船舱构件点云。陈尚伟等<sup>[8]</sup>采用改良的 PointNet++ 点云网络对分段点云数据中的合拢面开展智能识别,取得了理想的识别效果。吕超凡等<sup>[9]</sup>针对不同特征模型提出一种基于点云深度学习的加工特征识别方法,有效识别模型中的单一特征和相交特征。倪崇本等<sup>[10]</sup>基于表面法向一致性和高斯混合模型识别船舶板架结构,提取了船舱点云中的平面特征。刘建成等<sup>[11]</sup>采用 DBSCAN 密度聚类算法识别外板点云,能有效去除船舶外板三维点云数据中的干扰点云。朱帅臣等<sup>[12]</sup>通过改进的点云边界轮廓特征提取方法准确提取平直板边界特征。MIAO 等<sup>[13]</sup>提出一种基于三维点云的舱口识别方法,将点云投影到球面坐标并将投影后的点云转换为二维图像,再通过图像识别技术识别舱口。LI 等<sup>[14]</sup>改进基于三维点云的舱口识别方法<sup>[13]</sup>,将船舶点云投影到二维平面,根据舱口特征提取投影点云的水平和垂直直线特征来识别舱口。许少秋等<sup>[15]</sup>根据设计图纸,采用点云匹配方法识别绑扎特征的位置,在混合现实环境中重建特征。郭志飞等<sup>[16]</sup>基于 B 样条曲线对曲板测量点云进行重构和点云加密,计算了测量点云偏差。DUAN 等<sup>[17]</sup>利用神经网络对三维散射点云进行预拟合,绘制了船体表面的数学模型,基于双线性插值算法,将数学模型转化为非均匀有理 B 样条曲面,实现了船体表面的重建。上述针对船舶点云的研究集中于平面构件的识别,以及点云关键特征信息的定位与参数测量,对子构件的识别与提取,以及组立装配检测的研究较少。

全站仪能有效检测构造简单的小组立装配质量。船体组立具有尺度大、复杂度高的特点,传统方法往往无法获得组立的全貌,影响了组立的装配效率。组立的装配体规格多且几何特征显著。针对此特点,笔者提出一种基于几何特征的船舶大尺度构件快速建模及装配干涉检测方法,通过识别提取船体组立的几何装配特征点云来构建装配特征模型,通过融合关键点拼接装配特征模型和理论模型来构建以装配检测为目的的组立装配模型,通过计算运动过程中装配面的配合间隙来确定组立装配过程是否会出现装配干涉。

## 1 组立模型的重建方法

一次完成密集点云的建模耗时耗力,通常的做法是将模型分块后分别重建。针对船体组立的特性,提出一种将关键装配特征与局部模型拼接的大尺度模型重建方法。通过梳理肋板拉入装配的工艺流程,确定船舶大尺度构件拉入装配时干涉产生的原因,定义影响拉入法装配船舶大尺度构件的典型装配特征;采用改进 ASPacNet 网络识别船舶大尺度构件的装配特征;基于“分割-局部重建-拼接”策略完成装配特征驱动的船舶大尺度构件快速建模。

### 1.1 组立装配约束分析

构件装配过程中,肋板与底板能否成功拉入是一个复杂问题,它涉及多个因素的相互作用。目前,针对肋板拉入装配的精度检测主要通过测量构件关键点实现。尽管测量设备的检测精度日益提高,但基于关键点的检测仍未能有效减少拉入装配干涉的问题。为此对组立装配约束进行全面分析,确定影响肋板装配的主要因素即肋板姿态控制和肋板装配间隙,如图 1 所示。

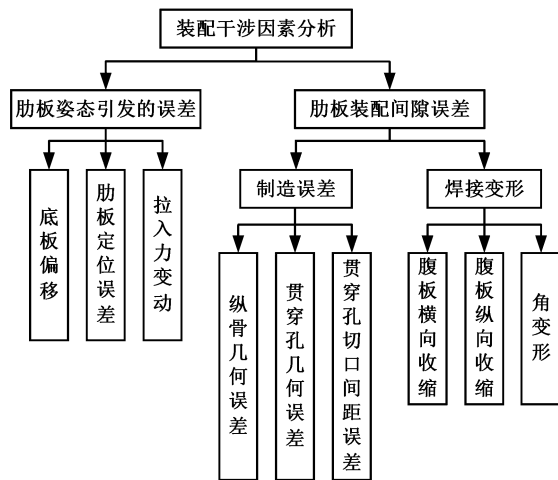


图 1 肋板装配干涉因素分析

Fig.1 Analysis of interference factors in rib assembly

底板的位移、拉入力的变化、设备的同步率等因素影响肋板的姿态。实际装配过程中,操作人员可凭借丰富经验和专业技能,对这些引发肋板姿态变化的因素加以调整,因此阻碍肋板拉入装配实施的主要原因并非肋板姿态变化引起的误差。拉入装配作业前,需使用焊机、切割机、吊车等设备完成纵骨的制作和肋板的切割。然而,纵骨和肋板的尺寸偏差导致装配间隙始终难以满足容差要求。引起装配间隙超差的原因有纵骨和肋板的制造误差、纵骨焊接时受热导致的焊接变形。

受切割精度、定位精度、人工习惯等因素的影

响,纵骨和肋板的尺寸有一定的偏差,特别是肋板的切口间距和贯穿孔尺寸、纵骨的外形尺寸等。由于切割坡口或设备精度的影响,肋板切口的实际位置可能会偏离理论切口中心线,以基准边为测量起点,分别测出肋板梁孔间距和实际间隙尺寸,计算出偏移后的梁孔相对于基准线左右两侧间隙的分配数值,并判断切口是否满足装配条件。如图2所示, $\Delta C$ 为梁孔制造偏差; $C_i$ 为第 $i$ ( $i=1, 2, \dots, n; n$ 为贯穿孔的数量)个贯穿孔间隙的实际尺寸; $C_{bi}$ 为第 $i$ 个贯穿孔间隙的理论标记尺寸; $A_i$ 为测量起点到梁孔中心线实际间距; $a_{i0}$ 为测量起点到梁孔中心线理论间距, $\Delta C_-$ 、 $\Delta C_+$ 分别为梁孔左右边界到中心线实际间隙尺寸。

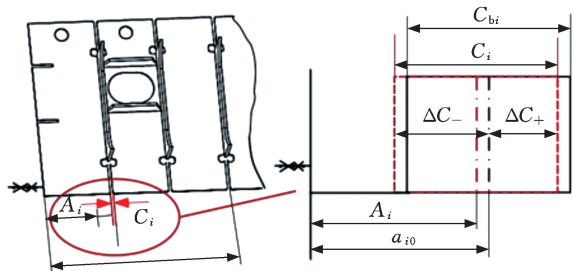


图2 肋板梁孔尺寸偏差示意图

Fig.2 Schematic diagram of dimension deviation of rib beam hole

焊接过程中,由于高温作用和冷却收缩,纵骨和肋板会产生变形,导致实际尺寸与设计尺寸产生较大偏差。组立焊接阶段,焊接导致的纵骨纵向弯曲变形是引起装配间隙超差的主要原因。如图3所示,在焊接应力作用下,纵骨腹板可能产生纵向变形。肋板从起始位置移至最终位置的过程中,肋板开孔与纵骨的装配间隙连续变化。仅在某一特定位置满足拉入装配的公差要求并不能确保整个装配过程均符合公差标准,因此,获取整个装配过程中的装配间隙并进行装配分析显得尤为必要。

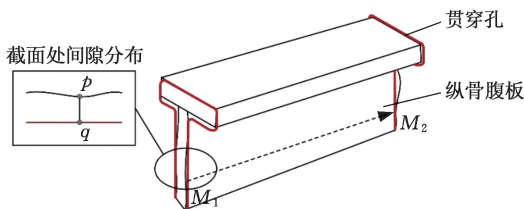


图3 纵骨的纵向焊接变形示意图

Fig.3 Schematic diagram of longitudinal welding deformation of longitudinal bone

综上所述,装配间隙控制是肋板拉入装配的核心,它决定了肋板能否与船体底板顺利配合。纵骨的外形尺寸、切口间距、贯穿孔尺寸的精确测量对控制装配间隙至关重要。肋板和与之配合纵骨的尺寸偏差可能导致装配的干涉,影响整体的

装配质量。除了严格控制肋板和纵骨的制造精度外,还需测量焊接后的纵骨形位尺寸,这是因为焊接导致的纵向弯曲变形也会对装配间隙产生影响。

## 1.2 构件装配特征识别

肋板拉入装配的关键影响因素是装配间隙的偏差。装配间隙偏差主要与底板上装焊的型材以及肋板贯穿孔相关。据此,将肋板拉入装配的特征定义为装配过程中可能引起干涉的相互作用部件。

组立装配是将两个或多个子构件与底板组合成一个组立的过程。船舶组立规格多、形状复杂,通常由不同尺寸的型材和片体构件组成。球扁钢、角钢、T形钢等型材剖面形状固定,差异主要为尺寸。片体主要由数块平直板拼接组成,其差异主要体现在贯穿孔位置。

结合历史工艺知识和专家经验分析装配过程中的各类部件,确定组立的装配特征,具体可分为3个步骤。首先通过梳理历史工艺知识,收集并分析过去船舶建造过程中肋板拉入装配的相关数据,找出常见干涉问题和失败原因;然后组织专家访谈,了解肋板装配中的实践经验和解决方案,并总结成系统化的装配知识库;最后基于历史数据和专家经验,定义装配过程中可能引起干涉的特征,并进行分类整理,构建装配特征实例库,为后续训练装配特征点云识别模型提供数据集。分析结果对模型设计的支撑体现在以下几点:①对于构建好的数据集,利用标注的历史数据和专家经验确保数据的准确性,通过数据增强技术提高数据集的多样性和泛化能力;②在模型训练与优化阶段,设计适合点云数据的特征提取器,训练模型并调整参数,以提高识别的准确率和鲁棒性;使用评估指标如平均精度(mean accuracy, MA)和平均交并比(mean intersection over union, MIoU)进行性能评估;③将训练好的模型用于实际的装配检测,实现肋板装配特征的自动识别、装配间隙计算、装配优化,提高装配成功率和效率。构件装配特征实例分析及数据库的建立过程如图4所示。

点云采样中,PointNet++<sup>[18]</sup>通过最远点采样(farthest point sampling, FPS)保持点云样本的均匀性。FPS作为一种固定的采样策略,在处理点云数据时可能无法充分适应数据的多样性和复杂性,限制了其对复杂场景和细节信息的处理能力。PointNet++在PointNet的基础上采用局部特征提取的方法,提高了识别复杂场景和细节信息的能力,但仍缺乏对点之间空间位置关系的学习。

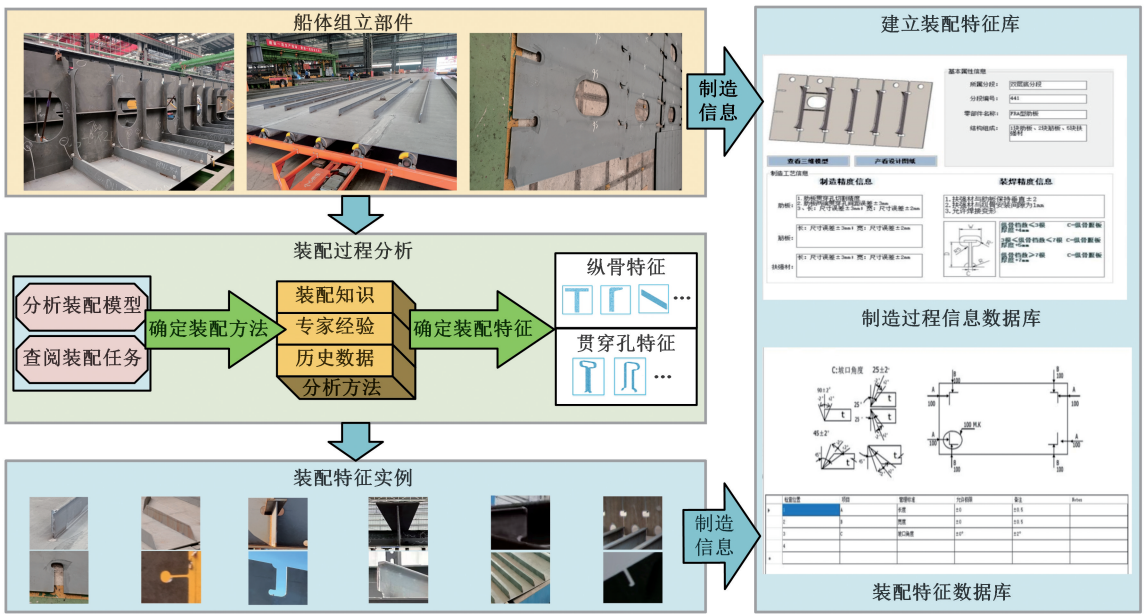


图 4 构件装配特征实例分析及数据库的建立

Fig.4 Example analysis of component assembly features and database establishment

为应对点云中的噪点影响并更好学习点云特征,本文在 PointNet++的基础上提出一种基于融合自适应采样和位置自适应卷积的 ASPacNet,如图 5 所示。与 PointNet++架构类似,ASPacNet 的编码器由 4 个 Set Abstraction 模块组成,每个 Set Abstraction 模块由自适应采样层、分组层、PAConv 层组成,在减小输入点云规模的同时提取点云局部的几何结构。解码器采用 4 个

Feature Propagation 模块,通过逆向插值上采样的方法拓展编码器输出的特征向量,从而将特征映射至初始点云的维度,恢复点云的高维信息。为有效保持点云的原始坐标和低层次特征,保留 PointNet++架构中的跳跃链接机制。点云数据依次经过编码器和解码器处理后,得到的点云特征矩阵将被输入到全连接层,用于预测每个点的分类。

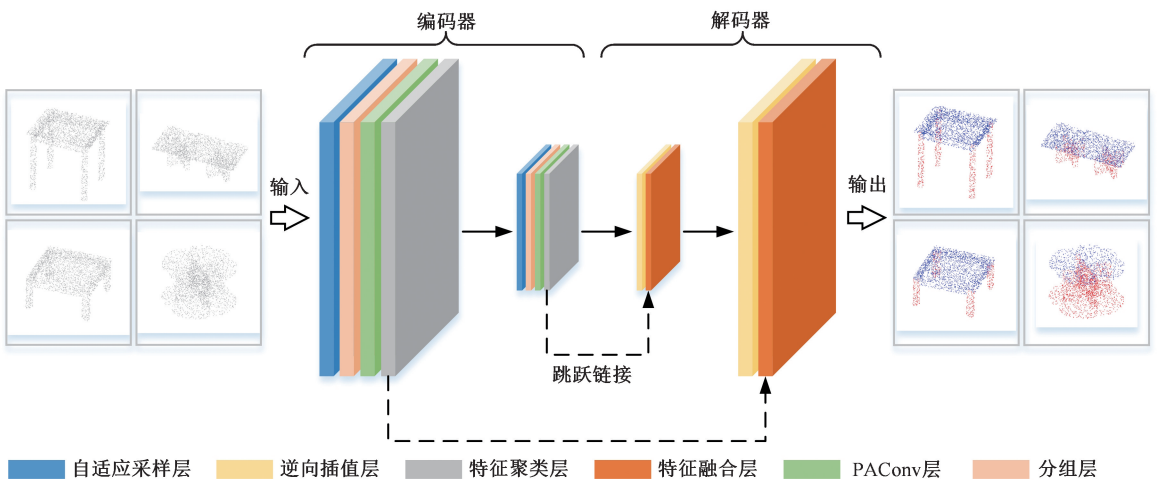


图 5 ASPacNet 网络结构示意图

Fig.5 Schematic diagram of ASPacNet network structure

本文在 PointNet++模型的基础上调整模型深度、采样半径、提取特征数量,采用位置自适应卷积(PAConv)替换原有的多层感知机来提取点云特征。为提高点云识别网络对噪点的鲁棒性,本文参考 PointASNL<sup>[19]</sup>,采用自适应采样的方法对 FPS 得到的初始采样点重新加权,自适应调整每个采样点的偏移,抑制离群点的干扰。引入注

意力机制,在原有点云网络架构上添加一个加权临界点层,将每个点对全局最大池化的影响程度作为主要考量因素,运用注意力机制过滤全局点云,剔除不重要的点,并通过不同的权重保留重要的点。

首先使用 FPS 对原始点集  $p$  进行下采样,将获得的相对均匀的点组成可能包含噪点的原始采

样点集  $P_s$ 。  $P_s$  的特征集合为  $F_s$ ,  $P_s$  中的采样点  $x_i$  对应的特征为  $f_i$ 。 通过 KNN(K-nearest neighbors) 查询为下采样得到的每个点查找邻近点。 假设点  $x_i$  的邻点坐标集合为  $\{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,k}\}$ , 对应的邻点特征集合为  $\{f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,k}\}$ , 然后通过自注意力增强邻点特征:

$$f_{i,k} = \text{Max}(R(x_{i,k}, x_{i,j}) \text{MLP}(x_{i,j})) \quad (1)$$

$$R(x_{i,k}, x_{i,j}) = \text{softmax}(\boldsymbol{\varphi}^T(f_{i,k})\boldsymbol{\theta}(f_{i,j}))/\sqrt{D'} \quad (2)$$

其中,  $\text{Max}(\ast)$  为最大池化函数;  $\text{MLP}(\ast)$  为多层感知机; 函数  $R(\ast)$  用来衡量两点之间的相似性;  $\boldsymbol{\varphi}, \boldsymbol{\theta}$  为独立的一维卷积, 将维度由  $D$  升至  $D'$ 。 之后再使用逐点  $\text{MLP}(\ast)$  和  $\text{softmax}(\ast)$  获得每个点的对应特征权重向量:

$$\mathbf{W}_p = \text{softmax}(\text{MLP}_p(f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,k})) \quad (3)$$

$$\mathbf{W}_f = \text{softmax}(\text{MLP}_f(f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,k})) \quad (4)$$

式中:  $f_{i,k}$  为第  $k$  个邻域点的特征向量。

$\text{softmax}(\ast)$  作用于向量 (MLP 的输出), 将其转换为概率分布。 最后利用得到的权重对采样点  $x_i$  的所有邻点特征进行加权求和, 得到点  $x_i$  邻点新的特征:

$$\boldsymbol{\Phi}_i^* = \sum_{k=1}^K \mathbf{W}_p^T \boldsymbol{\Phi}_{i,k} \quad (5)$$

$$f_i^* = \sum_{k=1}^K \mathbf{W}_f^T f_{i,k} \quad (6)$$

式中:  $\boldsymbol{\Phi}_i^*, f_i^*$  分别为新生成的坐标和特征;  $\boldsymbol{\Phi}_{i,k}, f_{i,k}$  分别为点  $x_i$  的第  $k$  个邻点的坐标和特征。

利用得到的权重对采样点  $x_i$  的所有邻点特征进行加权求和, 得到点  $x_i$  邻点新的特征之后, 每个邻点的特征包含邻域范围内所有点的一些信息, 即自适应采样之后的点特征。

PAConv 是点云分割中解决点云不规则和稀疏问题的一种方法。 PAConv 的网络结构灵活, 可作用于分割任务。 首先定义  $M$  个权重矩阵  $\mathbf{B}_m$  集合  $B = \{\mathbf{B}_m \mid m = 1, 2, \dots, M\}$ , 然后设计一个 ScoreNet (用于计算归一化系数向量的网络模块)。 计算中心采样点  $p_i$  与相邻点  $p_j$  之间的相对位置向量, 该 ScoreNet 基于计算所得的相对位置信息输出一个归一化的系数向量:

$$S_{m,ij} = \alpha(\iota(p_i - p_j)) \quad (7)$$

其中,  $\iota(\ast)$  为多层感知器实现的非线性函数;  $\alpha(\ast)$  为归一化函数;  $p_i - p_j$  为输入点云的位置关系向量。 将集合  $B$  中的权重矩阵与 ScoreNet 预测出的相应系数进行组合, 得出 PAConv 的卷积核函数:

$$K(p_i, p_j) = \sum_{m=1}^M (S_{m,ij} \mathbf{B}_m) \quad (8)$$

PAConv 根据点的相对位置关系自适应学习卷积核的系数, 因此 PAConv 替换 MLP 可更好地表征点云的局部特征和权重。 PAConv 通过动态数据驱动的方式构造卷积核, 而不依赖预定义的网格, 可更灵活处理点云的复杂空间变化和几何结构。

为与已有的点云识别方法进行比较与分析, 本文采用平均精度 (MA) 和平均交并比 (MIoU) 来评估网络性能。 平均精度  $A_m$  用于评估分割结果的整体正确性:

$$A_m = \sum_{i=1}^N T_i^p / \sum_{i=1}^N (T_i^p + F_i^p + F_i^N) \quad (9)$$

式中:  $T^p, F^p, F^N$  分别为所有类别中真正例、假正例和假负例的总和。

交并比是衡量 2 个集合重叠程度的指标:

$$I_{u,c} = \frac{T_c^p}{T_c^p + F_c^p + F_c^N} \quad (10)$$

式中:  $I_{u,c}$  为第  $c$  个类别的交并比。

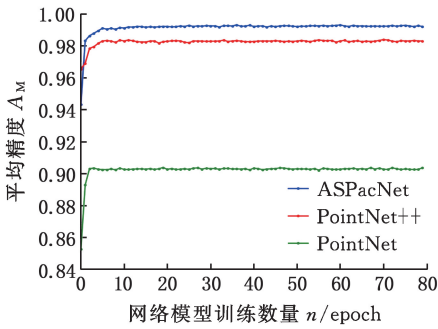
对于点云分割任务, 交并比可衡量预测分割结果与真实标签之间的重叠程度, 则平均交并比为

$$\tilde{I}_U = \frac{1}{N} \sum_{c=1}^N I_{u,c} \quad (11)$$

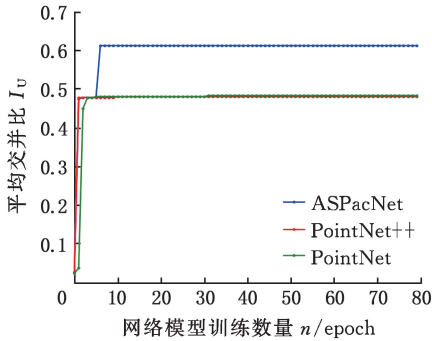
实验的系统环境为 Windows11, 使用 Anaconda 进行软件的环境管理, 创建了包含 python3.6、pytorch 等软件库的虚拟环境。 采用 GPU 版本进行模型训练, 因此安装 CUDA 12.0 来调用 GPU 的相关驱动程序。 从训练集和测试集的每个样本随机选择 1024 个点, 采用 Adam 梯度下降优化器训练网络, 初始学习率设为 0.001, 训练集和测试集的批量大小均设为 8, 共训练 80 个 epoch。 算法测试过程中, 每次迭代都会对验证集的 MA 和 MIoU 进行评估, 以衡量模型性能。 比较本算法与 PointNet、PointNet++ 算法的 MA 和 MIoU 在验证集上的表现, 对比结果如图 6 所示。

自制数据集的实验结果表明, ASPacNet 在 2 个指标上都表现出较好的性能, ASPacNet 的 MIoU 比 PointNet++ 有显著提升。 这可能是因为位置自适应卷积能更好捕捉点云的空间结构和细节信息。 ASPacNet 的识别精度达到 98.81%, 比 PointNet++ 网络提高 0.75%, 验证了本文方法的可行性。

将 ASPacNet 网络模型用于船舶构件装配特征识别数据集, 实验结果如图 7 所示。 从实际采集的点云可看出, 大尺度底板构件在扫描时存在一定的遮挡而难以清晰识别, 几乎全部呈现灰色半透明状态。 从 ASPacNet 网络模型识别标记的点云可看出, 底板、肋板等构件被不同颜色清晰标



(a) 平均精度



(b) 平均交并比

图 6 不同网络在构件装配特征识别上的平均精度和平均交并比

Fig.6 MA and mIoU of different networks on component assembly feature recognition

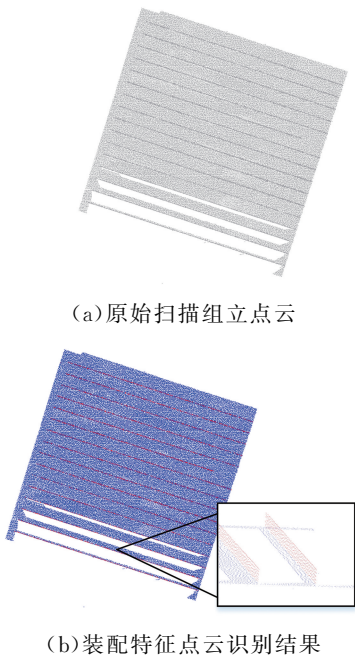


图 7 点云模型预测效果的可视化

Fig.7 Visualization of the predictive effect of the point cloud model

记,对船舶大尺度构件进行了精确的识别与分割,构件的轮廓和特征更加突出和易于辨识。

### 1.3 装配特征的重建与拼接

#### 1.3.1 RANSAC 平面分割

识别提取后的装配点云中的点数量仍然巨

大,重建过程耗时费力,且装配特征点云边界区域样点的拓扑近邻信息缺失,难以实现相邻重建模型的正确拓扑拼接。分割法可将复杂点云数据分割成更小且易于处理的部分,模型的边线和角点拥有良好的几何特性,是实现建模、量测、定位的基本元素。船舶组立的装配面通常是不同尺寸的类型材和片体的平整表面,基于聚类的区域分割是对具有高相似性特征的数据点进行统计分类,因此采用 RANSAC 算法通过反复随机选择点集来拟合平面,直到找到最佳拟合平面。通过调整阈值、平面数量和迭代次数可从复杂的点云中分割出不同的小区域。为点云附着不同颜色以区分装配面有助于后续的重建和拼接。

RANSAC 算法在点云中提取平面的步骤如下。在点云中随机选择 3 个点,然后根据选取的 3 个点计算平面模型参数  $A \sim D$ ,基于这些参数得到一个采样平面,其方程为

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (12)$$

计算剩余点到平面的距离。如果距离小于阈值  $t_d$ ,则将该点放入内部点集;随后计算内部点集的点数。再次从当前剩余的点云数据中随机选择 3 个点重复上述计算平面参数、划分内部点集等过程,以寻找最优的平面拟合(即内部点最多的平面),直到迭代次数达到阈值  $t_n$ 。迭代过程中,选取最多内点对应的平面为最终估计平面。删除点云数据中属于最终估计平面的点,然后以剩余的点云数据重复上述随机选点、计算平面参数等过程,没有剩余点表示完成了点云的多平面分割。多平面分割流程如图 8 所示,分割效果如图 9 所示。

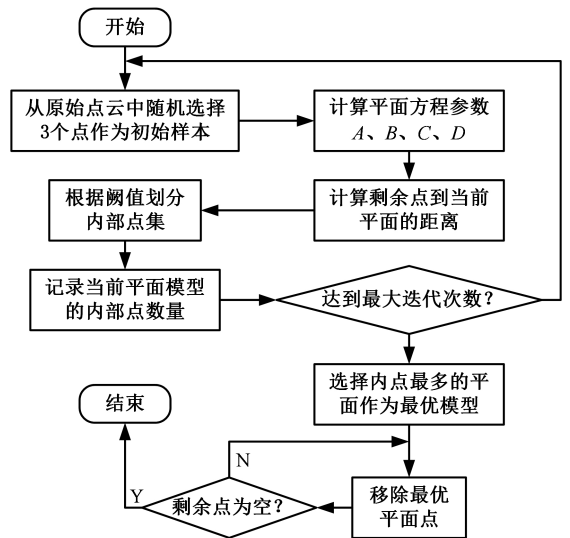


图 8 多平面分割流程

Fig.8 Multi-plane segmentation process

上述操作可保证对组立装配特征中的大部分平面进行有效的聚类分割,且聚类时间在可接受范围内。

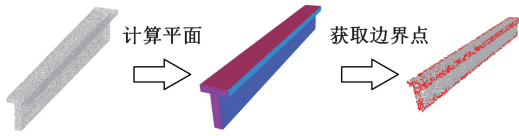


图 9 RANSAC 分割长方体点云平面

Fig.9 RANSAC segmented rectangular point cloud plane

## 1.3.2 拟合平面投影

分割出来的小区域若为平面,则采用特定方法单独重建。点云分割阶段已被确定为平面的小区域,可采用拟合平面投影法建模,具体如下:首先利用拟合平面和投影算法将三维点云映射到平面上,得到二维点云数据;然后在平面上进行 Delaunay 三角剖分,构建一个二维网格;最后将二维网格的拓扑结构信息投影回三维空间,构建出基于二维点集信息映射的三维网格模型。上述建模过程是迭代进行的,通过不断调整和优化,可得到准确的局部重建模型。此时,相邻拟合平面在连接处会形成一条明显的交界线即拟合平面的边界。

为获得各个拟合平面的边界轮廓线,采用拟合点云投影的方法,将拟合平面  $\alpha$  投影到与之相连的拟合平面  $\beta$  以获得装配特征点云拟合面的边界线。假设不在拟合平面  $\alpha$  上的点  $l$  坐标为  $(x_0, y_0, z_0)$ ,该点在  $\beta$  上的投影点  $l'$  坐标为  $(x_t, y_t, z_t)$ 。因为投影点与当前点的连线与平面  $\beta$  垂直,根据垂直约束条件, $y_t, z_t$  满足下述条件:

$$y_t = B_\beta(x_t - x_0)/A_\beta + y_0 \quad (13)$$

$$z_t = C_\beta(x_t - x_0)/A_\beta + z_0 \quad (14)$$

将式(13)、(14)代入式(9)即可解得点  $(x_0, y_0, z_0)$  在平面  $\beta$  上的投影坐标:

$$\left. \begin{aligned} x_t &= \frac{(B_\beta^2 + C_\beta^2)x_0 - A_\beta(B_\beta y_0 + C_\beta z_0 + D)}{A_\beta^2 + B_\beta^2 + C_\beta^2} \\ y_t &= \frac{(A_\beta^2 + C_\beta^2)y_0 - B_\beta(A_\beta x_0 + C_\beta z_0 + D)}{A_\beta^2 + B_\beta^2 + C_\beta^2} \\ z_t &= \frac{(B_\beta^2 + A_\beta^2)z_0 - C_\beta(A_\beta x_0 + B_\beta y_0 + D)}{A_\beta^2 + B_\beta^2 + C_\beta^2} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

得到投影点坐标后,采用凸包算法拟合所提取点云。

如图 10 所示,基于边线约束的点云重建法首先搜索边线点云附近的平面边界点,从平面边界点云中寻找位于以边线点云为中心、特定距离阈值范围内的点。将边线点云中相邻的两个点与从平面边界点云中筛选出的一个合适的平面边界点构成三角网格,以边线方向为生长方向,将边线与平面边界之间的点集区域按照区域生长的方式将三角网格缝合起来。然后利用平面投影法对平面点云进行表面重建。最后利用边线对平面模型进

行拼接完成点云重建。具体方法如下:对于不含边线的分块点云重建,首先利用最小二乘法将点云拟合成平面  $ax + by + cz + d = 0$ ,其中,  $(a, b, c)$  为拟合平面的法向量,  $d$  为常数。再将点云投影到拟合平面,根据式(13)、式(14)得到投影后的坐标:

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ z'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} - \frac{a(x_i - \bar{x}) + b(y_i - \bar{y}) + c(z_i - \bar{z})}{a^2 + b^2 + c^2} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中:  $(x_i, y_i, z_i)$  为点  $P_i$  的坐标;  $(x'_i, y'_i, z'_i)$  为点  $P_i$  在拟合平面上投影后的坐标。

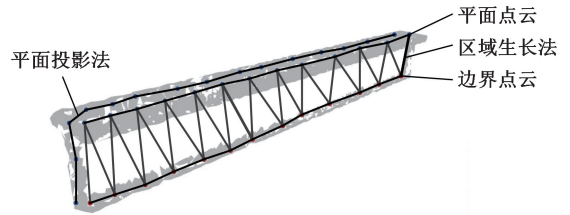


图 10 基于边线约束的点云重建示意图

Fig.10 Schematic of point cloud reconstruction based on edge constraints

在拟合平面上对二维点集进行 Delaunay 三角剖分的过程如下:

1) 基于平面点集中所有点的坐标在各个坐标轴上的取值范围,确定 4 个顶点,并以此构建初始包围盒。

2) 在初始包围盒的对角线两端构造 2 个三角形。设初始包围盒为矩形,4 个顶点依次为  $E, F, G, H$  (按顺时针或逆时针顺序),其中,  $EG$  和  $FH$  为对角线。连接对角线  $EG$ ,构造“超级三角形”  $EFG$  和  $EGH$ ,并将它们加入三角形集合,即 Delaunay 三角剖分过程中,存储所有已生成三角形的数据集合。在后续逐点插入过程中,不断加入新生成的三角形,该集合最终存储满足 Delaunay 条件的所有三角形。

3) 对平面点集中的所有点按照其  $X$  坐标从小到大进行排序,若  $X$  坐标相同,则按  $Y$  坐标从小到大排序,以便按照顺序逐个处理每个点。

4) 逐点插入,即按照 3) 排好的点的顺序,对于排序后的每个点,遍历三角形集合(步骤 2)中构建的三角形集合),找出那些外接圆(三角形集合里每个三角形的外接圆)包含当前点(每轮处理中,被选取的点)的三角形并进行标记,删除标记三角形之间的公共边,将当前点与所有标记三角形的顶点相连,形成新的三角形,并将这些新三角形加入三角形集合。

5) 重复 4),直至平面点集中的所有点均通过 4)的操作被用于更新三角形集合。

6) 移除初始的超级三角形及相关的三角形, 完成三角剖分, 得到满足 Delaunay 条件的最终三角剖分结果。

完成 Delaunay 三角剖分后, 将二维点集的拓扑结构信息投影至三维点云, 构建基于二维点集信息映射的三维网格模型。整个基于平面投影法的 Delaunay 三角剖分及三维网格模型构建过程如图 11 所示。

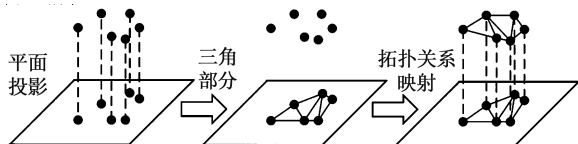


图 11 平面投影法示意图

Fig.11 Schematic diagram of plane projection method

边线重建首先需从平面点云中寻找与边线最近的点, 选取相邻的 2 个边线点和一个与这两个边线点距离之和最小的平面点构成三角网格, 将这个网格作为种子三角形。将三角网格的边加入生长边集合, 遍历生长边集合, 将当前生长边 2 个顶点各自的 K 邻域点所构成的点集作为选取第三点的范围, 根据筛选判定原则找到第三点, 并将其与当前生长边组成新的三角形。若新三角形的非生长边没有相邻的三角形, 则将新三角形的非生长边加入生成边集合。反复上述操作, 直至遍历生长边集合。生长边集合遍历完成后, 边线重建工作即完成。边线重建的具体生长过程如图 12 所示。

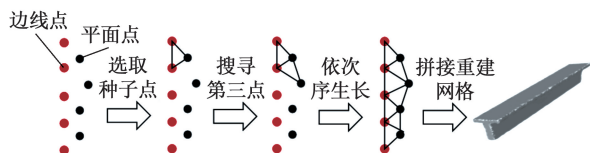


图 12 边线重建生长过程示意图

Fig.12 Schematic diagram of the growth process of borderline reconstruction

完成边线与区域点云的重建后, 拼接重建边线和重建表面。若拼接部位存在空隙, 则再次采用区域生长法进行网格补充, 重建模型。

### 1.3.3 重建模型的拼接

拼接重建的装配特征模型与理论模型, 将模型拼接面的关键角点定义为理论模型的检测特征点。以理论模型的目标匹配点集为引导, 寻找重建装配面中与目标匹配点最近的点, 完成重建模型与理论模型的拼接。重建模型与理论数模的精确匹配是装配误差分析的重要前提。重建模型坐标系与理论模型的设计坐标系不统一, 因此重建模型与理论模型的位姿配准是数字化检测的关键。采用 ICP 算法拼接模型。基于 ICP 算法迭

代调姿, 使距离偏差最小:

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{q}_i - \mathbf{R}\mathbf{p}_i - \mathbf{T}\|^2 \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{p}_i = [x_i \ y_i \ z_i]^T$  为重建模型的关键角点的坐标,  $i = 0, 1, \dots, n$ ;  $n$  为匹配点对的索引上限;  $\mathbf{q}_i$  为  $\mathbf{p}_i$  在理论模型上的匹配角点的坐标;  $\mathbf{R}, \mathbf{T}$  分别为待求的旋转矩阵与平移向量。

利用奇异值分解法和四元组法找出重建模型装配面角点与理论模型匹配点集的空间变换矩阵, 每一次迭代都会计算目标函数的值, 多次迭代直至目标函数达到预设的精度要求。对于含有多个装配特征的模型, 依次将各装配特征模型的坐标统一到全局坐标系下, 然后进行拼接, 得到完整的三维模型。

本文的模型合并方法基于布尔运算原理, 其中, 合并是指将大尺度构件中的装配特征重建模型与非特征模型合并形成一个新模型; 差运算是指从大尺度构件设计模型中去除与重建的装配特征模型重合的部分, 并将剩余的三维模型构成一个新模型。

首先, 定义装配特征模型  $M_1$  和非装配特征模型  $M_2$  在空间中的坐标表示, 假设每个模型在空间中由一组具有对应关系的匹配点构成的集合来表示, 记为  $P_{M_i} = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}$ , 匹配点  $p_{in} (i = 1, 2, \dots, n)$  表征模型在空间中的位置和特征信息。则  $M_1$  和  $M_2$  的拼接关系可通过一个同时包含平移和旋转变换的矩阵  $\mathbf{Q}$  来描述, 矩阵  $\mathbf{Q}$  能将  $M_1$  中的点映射到  $M_2$  对应的拼接位置。若  $M_1$  是基准模型,  $M_2$  是需要拼接的模型, 则基于坐标拼接的模型合并过程如下:

- 1) 对  $M_1$  和  $M_2$  的点云模型建立包围盒, 获取不同点云包围盒的位置关系;
- 2) 根据  $M_1$  和  $M_2$  的位置关系, 计算变换矩阵  $\mathbf{Q}$ ;
- 3) 利用变换矩阵  $\mathbf{Q}$  将  $M_2$  中的每个点进行变换, 从而将点云模型  $M_2$  变换到与点云模型  $M_1$  对应的位置上;
- 4) 基于包围盒关系, 让  $M_2$  与  $M_1$  尽可能贴合;
- 5) 执行布尔合并, 将  $M_2$  与  $M_1$  合并为新模型  $M_{\text{new}}$ ;

经过上述方法处理得到的拼接模型见图 13。

## 2 组立装配检测方法

如图 14 所示, 肋板拉入装配工艺能显著减少补板的焊接量、大幅度提高肋板的装配效率。然而, 由于肋板的 T 形切口仅比骨材截面大 2~

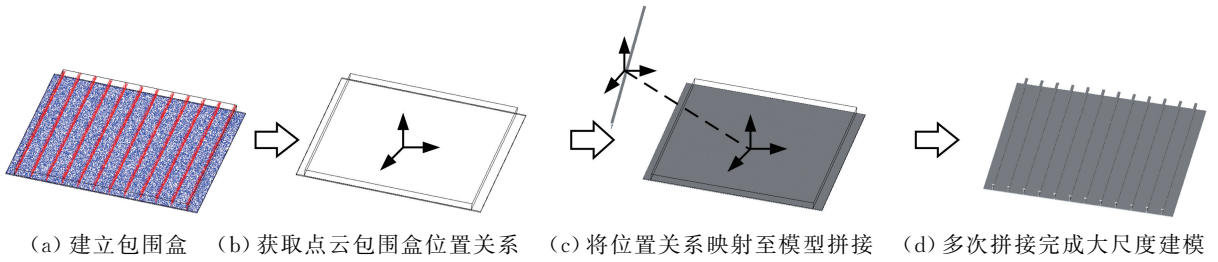


图 13 基于坐标匹配的模型拼接示意图

Fig.13 Schematic diagram of model stitching based on coordinate matching

3 mm, 累计的零部件制造误差及焊接变形会导致装配干涉发生。肋板拉入装配时,常以人工经验为标准反复试装修配,严重影响船体肋板装配的效率和成本。因此,必须测量肋板装配中骨材与肋板贯穿孔间的配合间隙和干涉分布来控制装配质量。

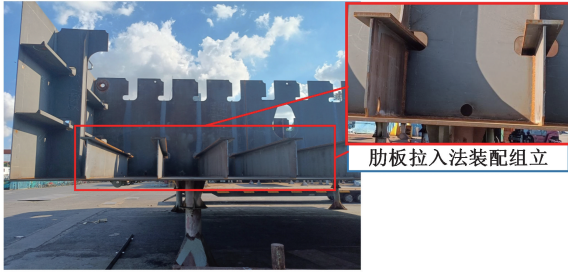


图 14 肋板拉入装配的组立示意图

Fig.14 Schematic assembly diagram of rib pull-in assembly

判断肋板和纵骨在装配时是否存在干涉,首先计算装配过程中的装配间隙,并确认其是否满足容差要求。骨材较长且每个位置的间隙分布都不一致,因此直接计算两个装配面间的距离难保证装配的顺利进行。为此,本文提出基于时间域的间断配合间隙计算方法,具体而言,为更准确地计算装配间隙,让肋板在时间域 $[t_0, t_n]$ 内沿固定轨迹相对骨材运动,并将时间域分割成 $n$ 个时间步。在时间步 $g$ 内,将肋板表达为垂直于装配方向的多个平行截面,将一系列平行截面组成的集合记为 $\{I_i | i = m, m + 1, \dots, n\}$ 。之后,计算截面 $I_i$ 处的骨材腹板面与肋板贯穿孔间的配合间隙。

给定某一时刻,存在两个空间曲面 $S_1$ 与 $S_2$ ,假设曲面 $S_1$ 为封闭曲面,对于曲面 $S_1$ 上的任意一点 $p$ ,在曲面 $S_2$ 上寻找与 $p$ 点最近的点 $q$ ,则曲面 $S_1$ 与曲面 $S_2$ 的距离为点 $q$ 到曲面 $S_1$ 的距离。 $q$ 点的求解过程如下:

$$q = \arg \min_{q \in S_2} \| p - q \| \quad (18)$$

进一步,通过几何约束(点 $q$ 处法向量 $n_q$ 与向量 $p - q$ 共线)可得

$$p - q = \kappa n_q$$

式中: $\kappa$ 为任意数; $n_q$ 为单位法向量。

曲面 $S_2$ 在点 $q$ 处的单位法向量 $n_q$ 与点 $q$ 到点 $p$ 的矢量 $p - q$ 的方向相同或相反。两者间的数学关系为

$$p - q = \epsilon n_q \quad (19)$$

其中, $\epsilon = 0$ 表示点 $q$ 在曲面 $S_1$ 上; $\epsilon > 0$ 表示向量方向相同,点 $q$ 在曲面 $S_1$ 外; $\epsilon < 0$ 表示向量方向相反,点 $q$ 在曲面 $S_1$ 内。肋板上某点 $q$ 到曲面 $S_1$ 的间隙为

$$v = n_q \cdot (p - q) \quad (20)$$

装配间隙如图 15 所示。

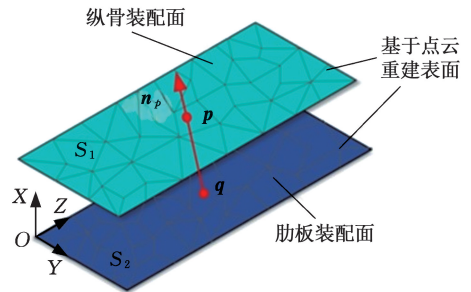


图 15 装配间隙的距离

Fig.15 Distance of assembly clearance

间隙公差标志定义为

$$F = \begin{cases} 0 & T^v \leq v \leq T^u \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中: $F$ 为间隙公差标志;0表示间隙在公差范围 $[T^v, T^u]$ 内;1表示间隙超出公差范围; $T^v$ 为间隙公差的下限(最小值); $T^u$ 为间隙公差的上限(最大值)。

根据间隙公差标志可以推断出实际的配合情况:正间隙表示非接触状态,即装配结构不干涉;负间隙( $v < 0$ ,点 $q$ 位于曲面内部)表示干扰状态,即装配不可行。

经过位姿变换函数 $\delta_A(p)$ 后,肋板上 $p$ 点与骨材配合面上新的最近点 $q_{new}$ 的间隙变为

$$v_1 = n_q^{new} \cdot (\delta_A(p) - q_{new}) \quad (22)$$

式中: $q_{new}$ 为最近点 $q_{new}$ 的位置向量; $n_q^{new}$ 为最近点 $q_{new}$ 处的法向量。

由式(22)可知,当肋板因外界干扰(如振动、外力作用等)发生微小的位姿改变之后,需要重新计算 2 个配合面的装配间隙,所以位姿变换 $\delta_A(p)$ 的优化是一个反复迭代的过程。

### 3 方法验证

#### 3.1 大尺度组立的重建

为验证大尺度组立重建方法的有效性,本文在船厂薄板制造车间对某型分段进行了三维激光扫描,扫描设备为徕卡 P40 三维激光扫描仪。该分段由 12 根纵骨组成,贯穿孔与骨材腹板的配合面间隙容差为 $[0,3]$ mm,扶强材与骨材面板的配合面间隙容差为 $[0,1]$ mm,其他区域的配合面间隙容差为 $[0,2]$ mm。车间环境复杂,非扫描目标物体和扫描目标分段相关构件的遮挡会影响模型重建的质量。为保证点云的端到端连接和碎片轮廓特征的完整性,扫描方案为多站扫描。图 16 所示为组立点云的扫描获取过程。

基于改进的 PointNet++,对底板点云数据进行分割,提取底板的装配特征点云数据。利用聚类优化算法将底板的装配特征点云划分为若干个聚类平面。使用凸包算法计算并提取每个平面的边界点。连接边界点并拟合平面,以重建装配特

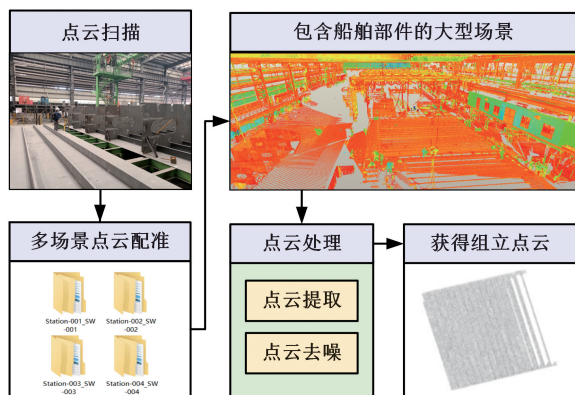


图 16 获取组立扫描点云

Fig.16 Obtaining a grouped scanning point cloud

征模型。检索对应装配体的拓扑特征,并在数据库中导出相应的理论模型。将纵骨的理论模型与底板模型进行布尔减运算,获得去除装配特征的底板模型。导入重建的特征模型,并根据特征模型的角点和重心坐标拼接重建的特征模型与设计模型的特征,完成大尺度组立的重建,具体过程如图 17 所示。

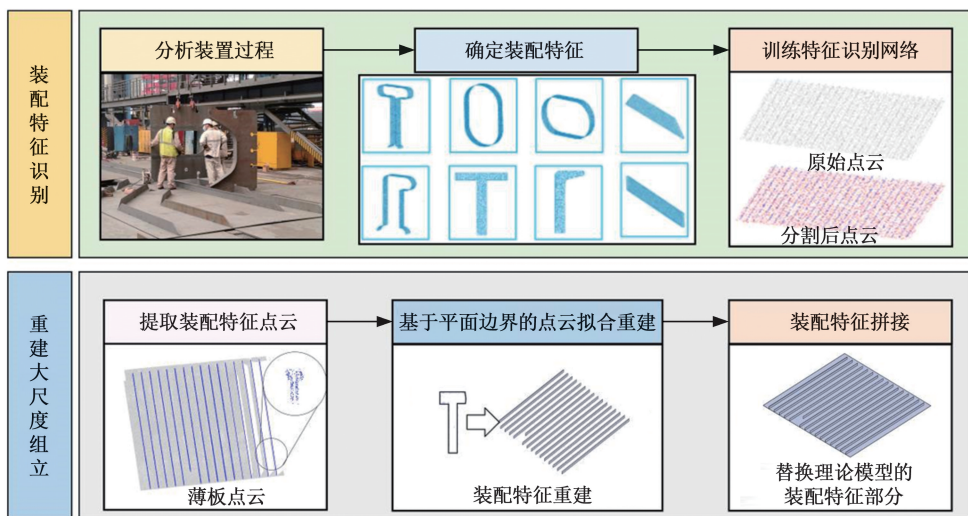


图 17 大尺度组立重建过程

Fig.17 Large-scale group reconstruction process

#### 3.2 拼接建模的质量评估

快速构建高质量模型对船舶建造至关重要。船舶建造初期,引入能准确反映船舶构件形貌细节的三维模型进行装焊过程仿真,为装焊人员解决潜在的装焊问题提供支撑,减少返工和建造成本,保证船舶生产节拍和产品质量。因此,评估船舶大尺度构件的建模方法时,模型的构建效率和质量是主要的评价依据。

##### 3.2.1 构件建模效率的评估

基于点云数据的船舶大尺度构件建模过程中,“大尺度”不仅描述构件的尺寸,也指点云包含数百万甚至数千万的点。点的数量是衡量数据处

理难度的一个重要指标,点越多,数据处理的挑战越大。因此,在评估船舶大尺度点云建模的效率时,点的数量是一个关键的考虑因素。

大尺度构件点云建模普遍采用的均一尺度法虽能确保模型的整体精度,但过度细化会增加计算量和处理时间,并在面对构件局部特征时缺乏灵活性,难以针对特定区域进行优化。为提高船舶大尺度构件的建模效率,本文基于“分割-重建-拼接”的策略,提出装配特征驱动的船舶大尺度构件快速建模方法。以扫描获取的某分段大尺度底板构件为研究对象,通过建模效率对比实验验证本方法在提高船舶大尺度构件建模效率上的有

效性。

大尺度构件建模效率评估的重点是处理大尺度构件时的效率,因此假设建模方法均能生成无孔洞模型,即 Geomagic 逆向建模只考虑点云三角网格化的用时。

本文方法的建模用时主要由点云识别时间、装配特征点云重建时间、模型拼接时间构成。模型拼接时间可控制在 60 s 内,因此在建模用时对比中,本文方法的模型拼接所需时间须考虑,为客观反映 2 种方法在处理大尺度构件建模时的真实效率,将本文建模方法用时增加 60 s 的结果作为比较用时。

图 18 所示为两种建模方法在不同数量点云的建模用时。当重建模型中的点数小于 300 万时,本文方法用时长,且时差随点的减少而逐渐拉大;重建模型中的点数大于 300 万时,基于“分割-重建-拼接”策略的快速建模方法优势开始体现,总体建模用时开始小于 Geomagic 建模用时;重建模型中的点数为 630 万时,Geomagic 建模用时陡然增加,比 520 万个点的建模用时增加 102.11%,而本文方法在相同条件下,时间效率提高 66.01%,体现出显著的优势。

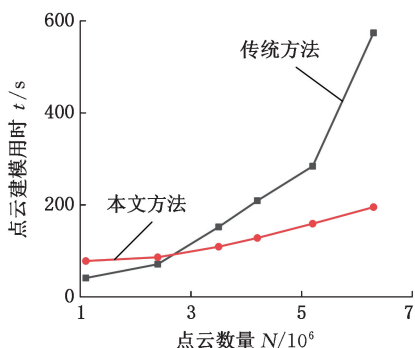


图 18 针对不同数量点云的建模用时比较

Fig.18 Comparison of modelling time for different number of point clouds

三维激光扫描获取的船舶大尺度构件数据通常包含大量的点云信息。传统的点云建模方法建模慢,严重限制了传统点云建模方法在船舶建造中的应用效率和实用性。本文方法通过有效分割特征点云、点云重建和多模型拼接合并,不仅大幅度提高了重建速度,也确保了建模结果的精确度和质量,使船舶大尺度构件三维模型的快速构建成为可能。

### 3.2.2 构件模型精度评估

船舶大尺度构件的模型精度对装配仿真的准确度起决定作用,因此重建模型能否准确反映构件的形貌信息十分重要。为反映点云数据与其重建模型的一致性,将均方根误差和最大

偏差作为船舶大尺度构件快速建模方法的精度评定标准,通过计算重建模型与真实点云对应点之间的差异(重建模型点与原始点云对应点之间的三维坐标偏差)来展现重建模型误差的大小和分布:

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2} \quad (23)$$

式中: $n$  为样本数量(重建模型与原始点云之间成功匹配的点对总数); $d_i$  为重建模型点与原始点云对应点之间的三维欧氏距离。

利用大尺度拼接生成的模型与扫描点云进行精度误差分析。如图 19 所示,重建误差被有效控制,最大偏差为 0.32 mm。通过计算重构曲面与点云数据之间的偏差,得出拼接获得的大尺度构件的均方根误差为 0.206 mm。船舶装配仿真允许模型存在 1 mm 误差,因此本文方法的建模误差可接受,且不会对装配仿真的准确度产生显著的负面影响,具有一定的可行性和有效性。

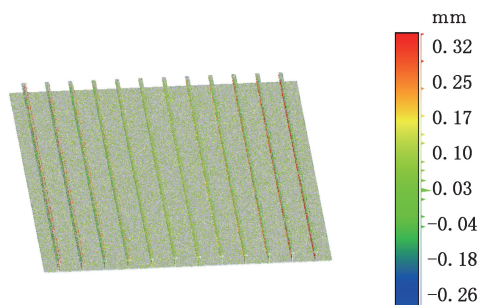


图 19 拼接建模的精度分析

Fig.19 The precision analysis of splicing modeling

### 3.3 装配干涉检测

为计算多构件间的配合间隙,依据设计路径和位姿变换进行运动仿真。在运动过程中计算每一步位姿下的配合间隙,再利用预先设计的装配检测方法读取与处理这些配合间隙,以优化步长。装配干涉检测界面如图 20 所示,其中,步长选择需平衡计算精度与效率,考虑实际工况、配合面特征和装配路径复杂度。步长应小于间隙容差和配合面特征尺寸,以确保装配精度和可行性。复杂路径需更小的步长以提高精度,避免干涉。为获取装配过程任意位置的间隙,采用基于时间域的间断配合间隙计算方法,将肋板表达为垂直于装配方向的平行截面集合,计算各截面处的配合间隙。采用基于时间域的间断配合间隙计算方法能准确捕捉装配过程中各截面处配合间隙的动态变化,为装配过程的精确控制提供可靠依据。



图 20 装配干涉检测界面

Fig.20 Assembly Interference Detection Interface

将纵骨方向作为设计装配路径,装配路径长度设定为 4 m,从路径起点沿纵骨方向进行装配仿真。取步长  $s=0.2$  m(沿着装配路径每前进 0.2 m 进行一次计算),模拟仿真运动过程,计算步长  $s_i (i=1,2,\dots,n)$  处的配合面装配间隙。为较好地反映装配路径上配合面间隙的变化情况,从装配路径起点(0 m 处)开始,以 0.2 m 为步长逐步推进进行间隙计算,同时重点选取 1 m、2 m、3 m、4 m 关键位置处的配合面间隙进行分析,这些位置能较为全面地体现装配路径上间隙变化的特征,如表 1 所示,其中,理论间隙为 3 mm,容差范围为 $[0,6$  mm]。

表 1 装配间隙测量结果

Tab.1 Assembly clearance measurement results mm

肋骨编号	间隙 1	间隙 2	间隙 3	间隙 4
1	2.565	0.169	5.452	6.980
2	3.107	3.502	0.750	5.366
3	5.311	5.290	4.270	2.199
4	-0.731	4.365	2.249	4.321
5	0.599	-0.184	2.272	1.198
6	5.216	3.091	3.477	3.340
7	7.044	4.178	4.975	0.809
8	4.316	5.331	4.040	4.994
9	6.001	0.878	-0.725	4.535
10	-2.975	0.185	3.405	-2.532
11	5.031	5.179	3.055	5.230
12	4.123	4.543	3.986	4.123

以此间隙为基础,设置初始化参数,并求解肋板发生微小位姿变换的旋转变换矩阵  $R$  和平移向量  $T$ ,则 4 个截面肋板位姿变换引起的间隙增量如表 2 所示,其中,  $X_N$ 、 $Y_N$ 、 $Z_N$  分别为肋板配合面法向量在  $X$  向、 $Y$  向、 $Z$  向的分量,  $\Delta$  为间隙变化量,表示位姿变换引起的配合间隙变化,  $\Delta > 0$  表示间隙增大,  $\Delta < 0$  表示间隙减小。

根据表 2 所示的获取的间隙增量,重新计算优化后的装配间隙。如表 3 所示,调整后的肋板与骨材在装配过程中仍有一处产生装配干涉(位于第 1 根纵骨,共 12 根),其余位置的间隙均满足容差要求。由船体肋板的装配运动形式可知,平移量是引起肋板装配间隙变化的主要原因,且横向平移量  $d_h$  越大,产生的间隙增量越大。

表 2 间隙增量

Tab.2 Gap increments mm

编号	1	2	3	4
X	1.243	-1.421	-0.434	2.045
Y	0.124	0.454	0.642	0.435
Z	0	1000	2000	4000
$X_N$	0.990	0.127	0.058	0.086
$Y_N$	-0.121	0.094	0.094	-0.086
$Z_N$	-0.069	-0.086	-0.031	-0.143
$\Delta$	1.243	-1.421	-0.434	2.045

表 3 调整后的装配间隙测量结果

Tab.3 Measured results of assembly clearance after adjustment mm

编号	间隙 1	间隙 2	间隙 3	间隙 4
1	3.808	-1.251	5.018	3.808
2	4.528	3.068	2.795	4.528
3	5.745	5.335	3.270	2.745
4	0.776	3.365	2.249	3.776
5	1.499	0.184	2.272	0.599
6	4.526	3.091	3.177	5.216
7	4.948	3.178	4.775	5.043
8	4.316	4.331	3.304	4.316
9	5.001	1.878	0.725	5.001
10	0.795	1.185	2.495	1.095
11	3.031	4.179	2.055	4.031
12	2.830	2.923	3.523	4.231

考虑到船体肋板装配中组立的制造误差,根据拉入法装配工艺进行虚拟装配和配合间隙检测。通过比较仿真值、实测值、调整后的装配间

隙,验证装配检测方法的有效性。

仿真是数字化建模和仿真计算得到的参数或性能指标,它基于理想化的模型参数和预设的边界条件,用于预测和评估实际装配过程的可能结果。实测值是直接测量得到的参数或性能指标,它反映了装配过程的真实情况。优化值是通过优化算法调整模型参数后重新计算得到的参数或性能指标,旨在使装配过程更加高效、精确,减少装配干涉和误差。由图21可以发现,仿真值基本向实测值收敛,优化后,间隙2的某处实测值为 $-1.236\text{ mm}$ ,出现干涉。

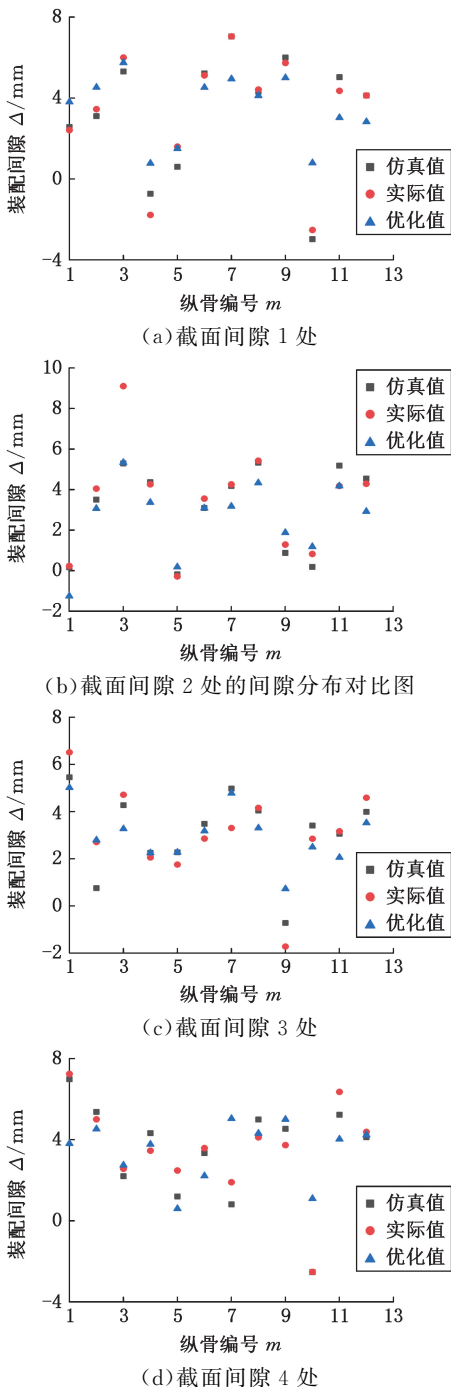


图21 不同截面的间隙分布

Fig.21 Gap distribution of different cross-sections

## 4 结论

针对船体几何模型无法应用实测数据,虚拟装配结果无法指导实际装配的问题,提出一种基于几何特征的船舶大尺度构件快速建模及装配干涉检测方法,通过分析组立装配过程,确定了装配约束特征,建立了由历史数据组成的装配特征库。对装配特征进行点采样以构建装配特征的点云数据集。训练优化后的点云分类网络来提取装配特征点云;利用聚类算法对点云数据中拟合出的每个平面进行分割,通过对分割后的平面进行拟合,再将拟合结果进行投影,以此构建装配特征模型。根据局部装配模型的关键角点匹配理论模型的点形成以装配检测为目的的组立几何模型。通过计算运动过程中装配面的配合间隙确定干涉产生的位置。某船体组立的实验结果表明,重建模型能有效确定装配间隙及干涉位置,为船舶装配检测提供了一种新思路。

未来的工作应集中在以下方面:①针对长肋板装配过程中的受力弯曲,建立基于物体物理特性的虚拟运动仿真,解决具有力学变形等约束条件下的装配间隙控制问题;②研究基于局部特征的船体部件逆向建模方法,缩短模型构建所需的时间。

### 参考文献:

- [1] 杨润党, 续爱民, 甄希金, 等. 船舶薄板平面分段产线技术发展及应用现状[J]. 船舶工程, 2022, 44(10):16-23.  
YANG Rundang, XU Aimin, ZHEN Xijin, et al. Development and Application Status of Ship Thin Plate Plane Sectional Production Line Technology [J]. Ship Engineering, 2022, 44(10):16-23.
- [2] 王传何, 蔡秋艳, 刘杰强, 等. 面向肋板拉入装配的设备集成监测与智能维护系统研究[J]. 船舶工程, 2023, 45(4):144-151.  
WANG Chuanhe, CAI Qiuyan, LIU Jieqiang, et al. Study on Equipment Integrated Monitoring and Intelligent Maintenance System for Floor Pull-in Assembly [J]. Ship Engineering, 2023, 45(4):144-151.
- [3] 王进锋, 喻正昌, 李丽. 肋板拉入法工艺研究[J]. 船舶标准化工程师, 2015, 48(5):27-29.  
WANG Jinfeng, YU Zhengchang, LI Li. Technical Research of Floor Pulled-in Method [J]. Ship Standardization Engineer, 2015, 48(5):27-29.
- [4] 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 Jianhua, SUN Qingchao, CHENG Hui, 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.
- [5] 肖龙辉, 裴志勇, 徐文君, 等. 船体结构数字孪生技术及应用[J]. 船舶力学, 2023, 27(4):573-582.  
XIAO Longhui, PEI Zhiyong, XU Wenjun, et al. Digital Twin Technology and Its Application in Ship Structural Field [J]. Journal of Ship Mechanics, 2023, 27(4):573-582.
- [6] 韩玉超, 彭飞, 王中, 等. 点云在船舶建造领域的应用进展与展望[C]//中国造船工程学会. 2022年数字化造船学术交流会议论文集. 上海, 2022:265-270.
- [7] 杨泽鑫, 程效军, 李泉, 等. 平面舱壁类型的船舱点云分割方法[J]. 中国激光, 2017, 44(10):1010006.  
YANG Zexin, CHENG Xiaojun, LI Quan, et al. Segmentation of Point Cloud in Tank of Plane Bulkhead Type[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10):1010006.
- [8] 陈尚伟, 汪骥, 刘玉君, 等. 基于 PointNet++ 的船体分段合拢面智能识别方法[J]. 船舶工程, 2019, 41(12):138-141.  
CHEN Shangwei, WANG Ji, LIU Yujun, et al. Intelligent Recognition of Block Erection Surface Based on PointNet++ [J]. Ship Engineering, 2019, 41(12):138-141.
- [9] 吕超凡, 黄德林, 刘天元, 等. 基于点云深度学习的加工特征识别方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(3):752-762.  
LYU Chaofan, HUANG Delin, LIU Tianyuan, et al. Manufacturing Feature Recognition Based on Point Cloud Deep Learning[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(3):752-762.
- [10] 倪崇本, 李志月, 杨荣淇. 基于法向一致性的船体板架结构点云识别[J]. 船舶工程, 2022, 44(2):123-127.  
NI Chongben, LI Zhiyue, YANG Rongqi. Recognition of Hull Point Cloud Basing on the Normal Consensus[J]. Ship Engineering, 2022, 44(2):123-127.
- [11] 刘建成, 程良伦, 刘斯亮. 一种优化的船体外板三维点云数据提取方法[J]. 船舶工程, 2015, 37(8):74-78.  
LIU Jiancheng, CHENG Lianglun, LIU Siliang. Optimization of Hull Outer Steel Plate Three-dimensional Extraction Method for Point Cloud Data [J]. Ship Engineering, 2015, 37(8):74-78.
- [12] 朱帅臣, 刁俊通. 大型船舶平直板零件尺寸柔性测量方法[J]. 应用激光, 2021, 41(5):1070-1076.  
ZHU Shuaichen, XI Juntong. Flexible Measurement Method for Size of Straight Plate Parts of Large Ships [J]. Applied Laser, 2021, 41(5):1070-1076.
- [13] MIAO Yang, LI Changan, LI Zhan, et al. A Novel Algorithm of Ship Structure Modeling and Target Identification Based on Point Cloud for Automation in Bulk Cargo Terminals[J]. Measurement and Control, 2021, 54(3/4):155-163.
- [14] LI Yuan, LI Zhan, YANG Yipeng, et al. A Fast Recognition Algorithm of Ship Hatch in Bulk Cargo Terminal Based on Point Cloud Contour Extraction[J]. Measurement and Control, 2023, 56(1/2):228-236.
- [15] 许少秋, 余扬帆, 郭俊林, 等. 基于大场景三维点云的集装箱船关键绑扎特征识别与重建[J]. 船舶工程, 2022, 44(6):127-133.  
XU Shaoqi, YU Yangfan, GUO Junlin, et al. Identification and Reconstruction of Key Lashing Features of Container Ships Based on Large Scene 3D Point Cloud [J]. Ship Engineering, 2022, 44(6):127-133.
- [16] 郭志飞, 张勇, 张敬芳, 等. 曲板加工点云数据重构和自动调型技术[J]. 船舶工程, 2022, 44(10):22-26.  
GUO Zhifei, ZHANG Yong, ZHANG Jingfang, et al. Reconstruction and Automatic Shaping Technology of Bending Plate Processing Point Cloud Data [J]. Ship Engineering, 2022, 44(10):22-26.
- [17] DUAN Wenyang, ZHANG Peixin, HUANG Limin, et al. Ship Hull Surface Reconstruction from Scattered Points Cloud Using an RBF Neural Network Mapping Technology [J]. Computers & Structures, 2023, 281:107012.[LinkOut]
- [18] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space [C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, 2017:5105-5114.
- [19] YAN Xu, ZHENG Chaoda, LI Zhen, et al. PointASNL: Robust Point Clouds Processing Using Nonlocal Neural Networks with Adaptive Sampling [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, 2020:5588-5597.

(编辑 张洋)

作者简介: 顾世民, 男, 2000年生, 硕士研究生。研究方向为船舶智能制造使能技术。E-mail:1464485340@qq.com。刘金锋\* (通信作者), 男, 1987年生, 副教授, 博士研究生导师。研究方向为船舶智能制造关键使能技术。发表论文42篇。出版专著2部。E-mail:liujinfeng@just.edu.cn。

#### 本文引用格式:

顾世民, 刘金锋, 钱天龙, 等. 船舶大构件几何特征建模及装配干涉检测方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(7):1636-1649.

GU Shimin, LIU Jinfeng, QIAN Tianlong, et al. Geometric Feature Modeling and Assembly Interference Detection Method for Large Ship Components [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(7):1636-1649.