

朱劲松, 王多吴, 杨瑞鹏. 基于点云数据的钢箱节段数字化预拼装方法[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2024, 44(6): 47-58.

ZHU Jin-song, WANG Duo-wu, YANG Rui-peng. Digital pre-assembly method for steel box segments based on point cloud data[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2024, 44(6): 47-58.

DOI:10.19721/j.cnki.1671-8879.2024.06.005

基于点云数据的钢箱节段数字化预拼装方法

朱劲松^{1,2,3}, 王多吴², 杨瑞鹏²

(1. 天津大学 水利工程智能建设与运维全国重点实验室, 天津 300350; 2. 天津大学 建筑工程学院, 天津 300350; 3. 天津大学 滨海土木工程结构与安全教育部重点实验室, 天津 300350)

摘要:为快速完成预制桥梁钢箱节段制造误差检查和预拼装,提出一种基于三维激光扫描点云模型的钢箱节段数字化预拼装方法。首先,基于三维激光扫描技术,对钢箱节段建立三维足尺点云模型并进行点云数据预处理获取完整无噪节段点云;然后,开发点云边界快速提取算法与针对边界点云的平面投影算法,实现三维足尺点云模型边界点云自动提取和预拼装截面点云数据降维。接着,开发点云边界特征角点自动提取算法,并提出基于特征角点的钢箱节段预拼装截面配准拼接方法和截面预拼装效果评价指标,评估截面预拼装效果。最后,采用某系杆拱桥拱肋钢箱模拟点云进行方法对比和精度验证;采用实验室钢箱节段现场扫描实测点云模型进行方法验证。研究结果表明:在模拟试验条件下,提出的方法与传统虚拟预拼装方法对比可实现识别钢箱结构最大 0.02 mm 制造尺寸误差的高效高精度模拟截面虚拟预拼装;在现场试验条件下,构件最小尺寸为 8 mm、扫描距离为 10 m 时,提出的算法可将预拼装精度控制到 1 cm。该方法可为桥梁预制节段数字化预拼装提供参考与算法支撑。

关键词:桥梁工程;智能建造;数字化预拼装;激光点云;质量检查

中图分类号:U445.4

文献标志码:A

文章编号:1671-8879(2024)06-0047-12

Digital pre-assembly method for steel box segments based on point cloud data

ZHU Jin-song^{1,2,3}, WANG Duo-wu², YANG Rui-peng²

(1. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Intelligent Construction and Operation, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 2. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China;

3. Key Laboratory of Coast Civil Structure Safety of Ministry of Education,

Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: In order to complete manufacturing error inspection and pre-assembly swiftly for prefabricated bridge steel box segments, a novel digital pre-assembly method utilizing 3D laser scanning point cloud models was introduced. At first, 3D laser scanning measurement technology was used to create the steel box segments' foot-scale point cloud models, which were then improved using pre-processing techniques to reduce noise and maintain integrity. Subsequently, a

收稿日期:2024-06-19

基金项目:国家自然科学基金项目(52378310)

作者简介:朱劲松(1975-),男,安徽池州人,教授,博士研究生导师,E-mail:jszhu@tju.edu.cn.

rapid boundary extraction algorithm and a planar point cloud projection algorithm was developed, enabling automatic boundary delineation of the 3D foot-scale point cloud models and facilitating dimension reduction of preassembled cross-sectional data. Additionally, an automatic feature corner point extraction algorithm for boundary point clouds was presented, as well as a method for aligning preassembled cross-sections of steel box segments using these feature points. This approach also included new evaluation indices to assess the pre-assembly's efficacy. Finally, the digital pre-assembly method's feasibility and accuracy were demonstrated, through method comparison and accuracy verification, using simulated point clouds from steel box segments of arch ribs in a specific tied arch bridge, and on-site scanning experiments validated the method's practicality. The results show that this method achieves efficient and high-precision virtual pre-assembly of steel box segments with a maximum manufacturing dimension error of 0.02 mm, outperforming traditional methods under simulated conditions. Pre-assembly accuracy from on-site scanning point cloud data can reach up to 1 cm, with a scanning distance of 10 m and a minimum component size of 8 mm. This method provides a substantial reference and algorithmic support for the digital pre-assembly of prefabricated bridge segments. 7 tabs, 12 figs, 22 refs.

Key words: bridge engineering; intelligent construction; digital pre-assembly; laser point cloud; quality inspection

0 引言

大型钢结构桥梁以其结构形式复杂、模板制作困难等原因常采用工厂预制节段构件、现场拼装施工的建造方式。预制钢构件首先在工厂内分段制作,经过尺寸质量检查合格后运输至工地进行安装。对于采用提升法安装的构件,常在提升过程中进行变形监测,以保证提升就位后变形误差在允许范围内^[1]。针对预制钢节段的尺寸质量检查,国内外多采用全站仪、卷尺等对标记点进行人工测量;针对预制钢节段的拼装检查,国内外多采用厂内实体预拼装方法或基于图像处理的传统方法进行数字化预拼装。这些方法存在耗时长,成本高,主观性强及精度低的特点^[2]。以预拼装为主题,使用中国知网数据库查找了 2015 年至今预拼装领域相关文献,对部分文献进行人工筛选剔除后,对文献关键词聚类分析。结果表明,人们越来越关注钢结构桥梁在设计、制作、施工等方面的线形、工序、精度控制等问题。目前,使用三维激光扫描测量预制钢节段构件曲线形态进行钢结构数字化预拼装、施工工序控制和反馈设计成为预拼装领域研究热点。

为改善以人工为主的尺寸质量检查和预拼装方法,基于三维激光扫描的数字化预拼装技术,以自动化、高精度、造价低的特性逐渐被广泛使用。三维激光扫描技术可以快速获取钢构件的三维点云模型,

具有速度快、精度高、非接触、全天候等优点。Kim 等基于三维激光扫描测量技术,提出了自动提取桥梁主梁尺寸和估算两拼装节段在日常热载荷作用下的三维相对位移的方法,完成了斜拉桥悬臂拼装时合龙段准确下料和拼装任务^[3]。然而该方法过度依赖完整的节段 BIM 模型,研究成果泛化能力不强。闵岚等采用三维建模技术,设计了基于全站仪测量特征点坐标的模拟预拼装流程,对比了关键点拼装误差,提高了钢结构的制作质量和拼装效率^[4-5]。然而该研究成果仅依赖于全站仪的三维测点坐标,较传统方法尺寸检测和拼装效率提高不大。吴文清等针对施工环境下激光扫描点云的质量现状,研究了逆向建模结构的特征点定义及提取算法,提出了一种针对预制混凝土梁构件几何特征、可适应于不同点云质量的自动逆向建模方法,实现了预制混凝土桥梁的虚拟预拼装^[6]。该方法仅进行了初步探索,自动化程度较低。Hao 提出了基于螺栓连接构件的虚拟拼装程序和方法,取代了传统的工厂内拼装方法,介绍了典型数据测量方法和模型建立方法,通过实桥试验验证了算法的可行性^[7]。该方法借助了专业数据处理软件,存在人为选点操作的主观性和一定的软件操作难度。周绪红等使用随机采样一致性算法、霍夫变换算法等图像处理算法智能提取二值化点云图像边界进行边界直线拟合及角点提取。该方法不能完全利用点云外边界处的三维点位信

息,且拟合效果易受点云密度的影响,处理时间相对较长,对技术能力要求较高^[8]。毛伟琦等基于迭代最近点和最小二乘法等原则实现了桁段虚拟拼装,但该方法未考虑构件拼接方向,同时需分步骤进行大量重复计算,效率较低^[9]。朱爱珠等采用随机采样一致性算法和迭代最近邻算法完成了钢箱节段预拼装,但数据预处理过程较为繁琐且过度依赖人工操作^[10]。

基于上述问题,本文提出一套基于三维激光扫描的钢箱节段数字化预拼装方法。首先,利用三维激光扫描获取待拼装钢箱构件三维足尺点云模型,开发点云边界快速提取算法识别点云外边界轮廓,设计平面投影算法完成待拼装截面提取及点云数据降维。其次,基于穷举方法设定目标精度参数后,计算截面点云外边界轮廓线并提取特征角点。最后,基于改进四点一致集算法和迭代最近邻算法完成待拼装截面尺寸质量检查和预拼装。通过计算机模拟试验,验证本文算法相对于传统图像处理数字化预

拼装方法具有更高的精度。通过设计钢箱节段三维激光扫描预拼装试验证明该算法在效率、精度和自动化程度方面的优势。

1 预拼装方法

针对预制钢箱节段尺寸质量检查与预拼装任务,本文方法及数据维度转换情况如图 1 所示。首先,采用三维激光扫描技术获取待拼装钢箱节段点云足尺模型,并进行点云数据预处理。其次,将预处理后的点云作为输入数据,基于点云边界快速提取算法获得点云外边界轮廓,基于随机一致性算法和坐标变换原理将边界三维点云数据映射至平面二维点云,完成平面点云提取和姿态调整^[11-12],点云数据维度降至二维;基于穷举方法计算截面边界直线并完成特征角点识别提取。最后,基于改进四点一致集算法和迭代最近邻算法完成特征角点配准,实现截面尺寸质量检查和钢箱节段预拼装^[13-14]。

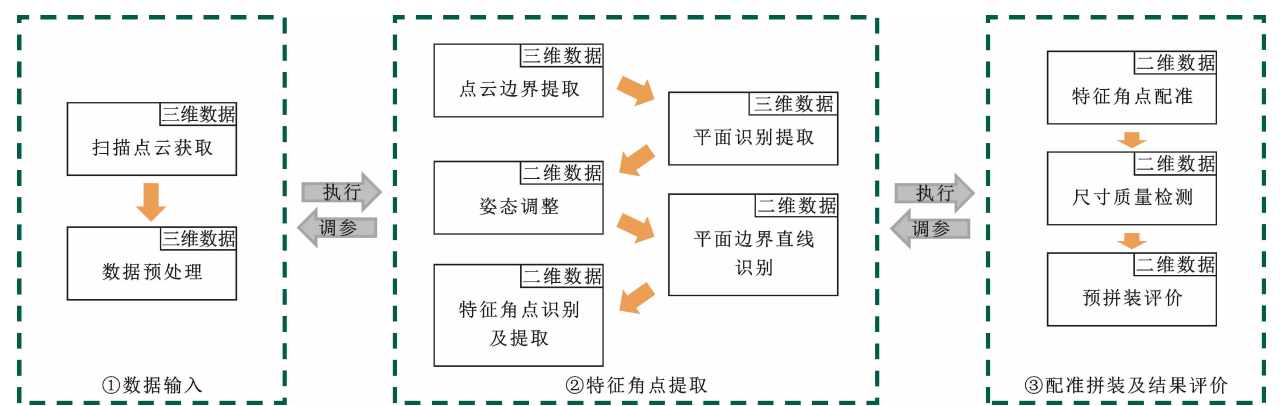


图 1 预拼装方法

Fig. 1 Pre-assembly method

1.1 数据输入

采用三维激光扫描测量手段对预制钢箱节段建立各测站三维足尺点云模型,基于专业点云处理软件实现各测站点云拼接、滤波降噪和降采样,并使用切片法获取预拼装截面部分点云作为算法输入数据^[15]。

1.2 特征角点提取

开发点云边界快速提取算法识别提取预拼装截面点云边界,对获取的边界点云进行平面识别和姿态调整,将数据维度降至二维;采用两点法穷举计算并筛选边界直线、边界直线取交点得到特征角点。

1.2.1 基于 k 维树算法的四步点云边界快速提取算法

采用 k 维树算法组织点云数据^[16],对三维点云数据以某坐标维度方差最小原则按二叉树结构划分节点,直至完成三维点云数据划分。基于此,最近邻检索任一节点的 k 个近邻点并形成 k 个近邻向量,求和初步判定该节点是否为边界点;对初步边界点设置控制角度参数和边界点指标进一步精细判定。具体步骤如下:

步骤 1,对源点云建立 k 维树结构,最近邻检索寻找任一节点 $P_0(x_0, y_0, z_0)$ 的 k 个近邻点 $P_{0i}(x_{0i}, y_{0i}, z_{0i})$;以 P_0 为起点,近邻点 P_{0i} 为终点按

式(1)构造 k 个近邻向量。采用式(2)单位化近邻向量并求和,以节点单位近邻向量求和结果不为 0 初步寻找边界点。边界点和非边界点近邻向量分布特征如图 2 所示。

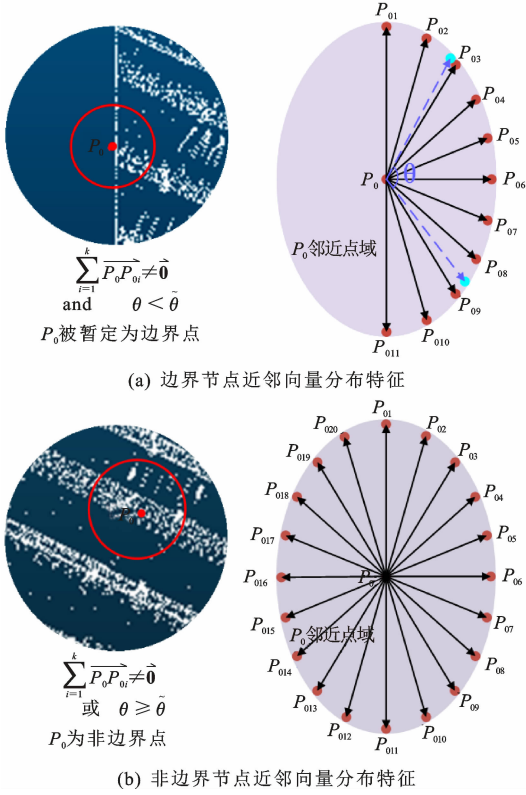


图 2 节点近邻向量分布特征

Fig. 2 Characteristics of distributions of point nearest neighbour vectors

$$\overrightarrow{P_0 P_{0i}} = (x_{0i} - x_0, y_{0i} - y_0, z_{0i} - z_0) \quad (1)$$

$$\overrightarrow{P_0 P_{0i}} = \frac{\overrightarrow{P_0 P_{0i}}}{|\overrightarrow{P_0 P_{0i}}|} \quad (2)$$

步骤 2,经步骤 1 得到初步边界点云,采用 k -means 算法对 P_0 及邻近点 P_{0i} 构成的近邻向量进行聚类,将向量聚成 2 类,计算 2 类向量中心夹角 θ ,如图 2(a)所示。若 θ 大于人为设定的控制角度参数 $\bar{\theta}$ ($\bar{\theta}$ 依据边界点云密度设置为 $\pi/2 \sim \pi$,密度较大时应从较大角度开始选择,依据边界提取效果调参),则进入步骤 3 继续进行判别,否则认定 P_0 是非边界点,此步剔除靠近边界的内侧点。

步骤 3:依式(3)构造并计算 P_0 的边界点判别指标 B_{P_0} ;当 B_{P_0} 大于设定阈值时,认定 P_0 是边界点。经步骤 2 得到 n 个边界点判别指标 B_{P_i} 并计算得到全部边界点判别指标均值 \bar{B} 和标准差 σ ,设定

阈值按 3σ 原则确定,见式(3)~式(6),即

$$B_{P_0} = \frac{1}{k} \left| \sum_{i=1}^k \overrightarrow{P_0 P_{0i}} \right| \quad (3)$$

$$\bar{B} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n B_{P_i} \quad (4)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (B_{P_i} - \bar{B})^2}{n}} \quad (5)$$

$$B_{P_0} - \bar{B} > 3\sigma \quad (6)$$

步骤 4,循环执行步骤 1~步骤 3,得到边界点指标均值 \bar{B} 、边界点个数 n 及边界点云,依据可视化点云效果,以边界点云为源点云再次进行循环,直至点云边界清晰可见,考虑后续算法需穷举计算边界直线且计算次数为 C_n^2 ,时间复杂度为 $O(n)$,边界点个数应适当。

1.2.2 基于随机采样一致性算法和坐标转换原理的平面点云姿态调整

边界点云提取后仍为三维数据,难以描述其边界直线。采用随机采样一致性算法识别并提取预拼装截面点云,按空间平面方程 $Ax + By + Cz = 0$ 获取平面参数;基于坐标变换原理将截面点云映射至 $z=0$ 平面,使三维边界点云数据降至二维^[17-18]。坐标变换原理见式(7)

$$U^T = R_{3 \times 3} V^T + T_{3 \times 1} \quad (7)$$

式中: U 和 V 均为 n 行 3 列的坐标矩阵; R 为 3 行 3 列的旋转矩阵; T 为 3 行 1 列的平移矩阵。

在数据降维过程中,使用截面空间法向量和 z 坐标轴方向向量计算旋转矩阵 R ,平移向量 T 由旋转后的点云质心高度决定。

1.2.3 基于 k -means 聚类的角点提取

边界点提取并完成数据降维后,使用两点法在平面点云中穷举计算并筛选边界直线。将斜率近似,经过点近似的直线归为相同线类并通过均值合并得到全部边界直线,提出边界直线计算指标评价直线拟合优劣程度,指标及计算方法见表 1。求取直线交点,使用 k -means 聚类算法计算各类别点中心^[19],应用基于二维平面点云的半径滤波算法滤除非关键交点,得到预拼装截面特征角点,即

$$P_{DE} = \max(D_{L_i}) \quad (8)$$

$$S_{TD} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (D_{L_i} - \frac{1}{n} \sum D_{L_i})^2} \quad (9)$$

式中: D_{L_i} 为 P_i 点到拟合边界直线的距离; P_{DE} 、 S_{TD}

表 1 边界直线计算指标

Tab. 1 Indicators for calculation of boundary straight lines

边界直线指标	备注
点距离直线极值 P_{DE}	式(8)
点距离直线标准差 S_{TD}	式(9)
内点(直线上)包含率 I_R	精度控制下所有拟合直线经过点总数 n' 与平面点云总点数的比
全过程计算时长 T/s	直线穷举算法耗时

分别为点距离直线的极值和标准差。

1.3 配准拼装及结果评价

采用开发改进的四点一致集算法以及迭代最近邻算法并计算对应 2 个预拼装截面边界特征角点的坐标变换矩阵,完成特征角点配准。基于特征角点及坐标变换矩阵,完成截面尺寸质量检查和截面数字化预拼装。

1.3.1 改进的四点一致集算法粗配准

基于特征角点,设计适用于二维平面点数据配准的四点一致集算法^[20]。其基本原理为假设点云 P 、 Q 分别为二维平面源点云和二维平面目标点云,从源点云 P 中选取不共线的 4 个点 $\{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ 作为配准点基,如图 3 所示。计算点基连线在预拼装截面内的一个交点 i_1 ,计算比例因子 k_1, k_2 。由 k_1, k_2 取得 Q 中待拼装截面内两点连线的疑似交点 j_1, j_2 ,当 j_1, j_2 距离小于等于人为设定的极小值 ϵ (ϵ 理论上应为 0)时, P 中 $\{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ 四点与 Q 中 $\{q_1, q_2, q_3, q_4\}$ 四点粗配准完成,认为 P 与 Q 粗配准完成。

1.3.2 迭代最近邻算法精配准

基于粗配准的两平面点云,采用改进的基于点云的迭代最近邻算法精配准^[21]。改进迭代最近邻算法增加预拼装截面法向量作为控制要素,使得截面拼装时能避免因节段点云主要方向相同而导致两段点云重合的问题,如图 4 所示。在完成四点一致集粗配准的基础上,使用迭代最近邻算法可快速找

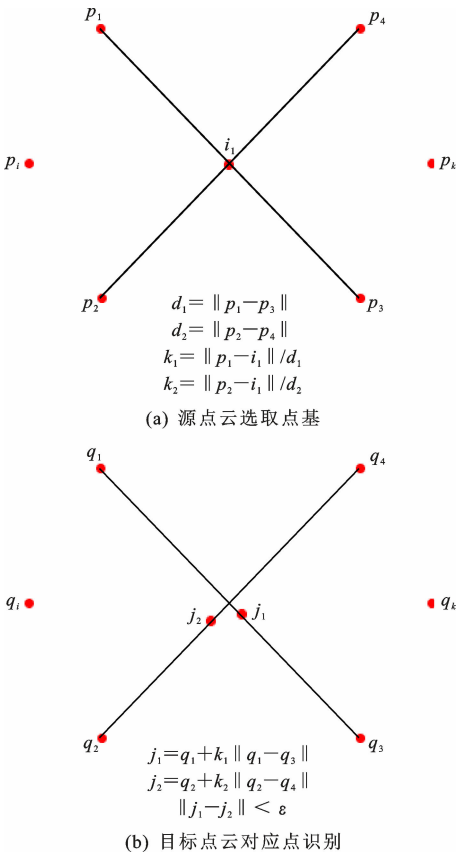


图 3 改进的四点一致集算法识别平面对应点

Fig. 3 Improved 4-points congruent sets algorithm to identify planar counterparts

到 2 个点云模型的邻近点对,并以距离平方和为目标函数,优化直至迭代完成或目标函数值达到设定值输出坐标转换矩阵。

1.3.3 数据质量结果评价

数据质量结果评价包含 2 个方面:预拼装截面几何尺寸质量检查与对应截面预拼装效果评价。本文提出的尺寸检测方法以设计图纸信息为先验数据,自动识别钢构件尺寸并计算各对应尺寸误差的均方根误差^[22]。基于特征角点建立预拼装截面计

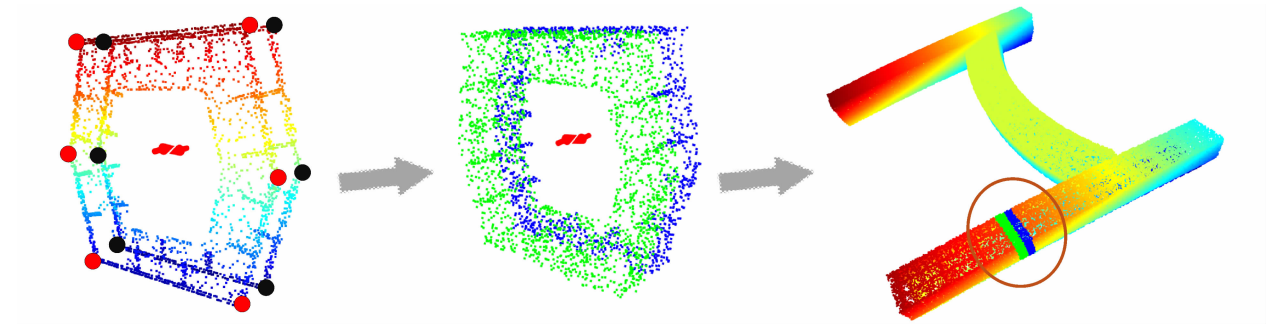


图 4 增加法向量要素控制配准方向

Fig. 4 Adding normal vector elements to control alignment direction

算指标评价数字化拼装效果,指标及计算方法见表 2。

表 2 截面预拼装计算指标

Tab. 2 Indicators for calculation of section preassembly		
截面预拼装计算指标	对应角点对准误差 C_{PE}	对应角点对准误差均方根误差 R_{MSE}
备注	式(10)	式(11)

C_{PE} 、 R_{MSE} 计算如下

$$C_{PE} = |I_{i_2} - J_{i_2}| \tag{10}$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum |I_{i_2} - J_{i_2}|^2} \tag{11}$$

式中: m 为二维特征角点数量;矩阵 I 存储待拼装 1 号截面特征角点;矩阵 J 存储待拼装 2 号截面特征角点; i_2 为经过四点一致集和迭代最近邻算法配准已确定为对应角点索引。

2 模拟验证

2.1 数据输入

选取某系杆拱桥钢箱拱圈拼装节段的 CAD 图纸信息生成设计截面点云,并使用高斯模糊算法处理,获得含噪点的高斯模糊和双边模糊截面点云,以此作为输入数据进行尺寸质量检查和预拼装。其中高斯模糊截面基于相同标准差 0.5 mm 对设计截面

X 、 Y 单轴数据进行高斯模糊得到,双边模糊截面基于相同标准差 1 mm 对 X 、 Y 单轴数据进行高斯模糊得到,名称仅用作区分截面,模糊结果如图 5 所示。

2.2 特征角点提取

2.2.1 点云边界提取

基于 k 维树算法的四步点云边界快速提取算法,分别以设计截面点云、模糊截面点云为源点云,构建 k 维树数据结构,最近邻检索寻找任一节点 50 个近邻点,构造近邻向量;依据可视化边界提取效果设置控制角度参数 $\bar{\theta}$ 为 $3\pi/4$;循环迭代源点云提取边界,提取结果如图 6 所示。

2.2.2 姿态调整

点云姿态调整的目的是通过坐标变换将拟合的平面点云数据维度从三维降至二维。由于模拟基于 CAD 图纸的二维截面数据,因此可忽略本步骤。

2.2.3 特征角点识别及提取

采用穷举法计算平面点云各边界直线方程 $Mx + Ny + W = 0$,并求取方程参数(M 、 N 、 W)和直线交点。基于原始平面点云,对交点集合采用半径滤波滤除非关键交点。采用 k -means 聚类算法,得到特

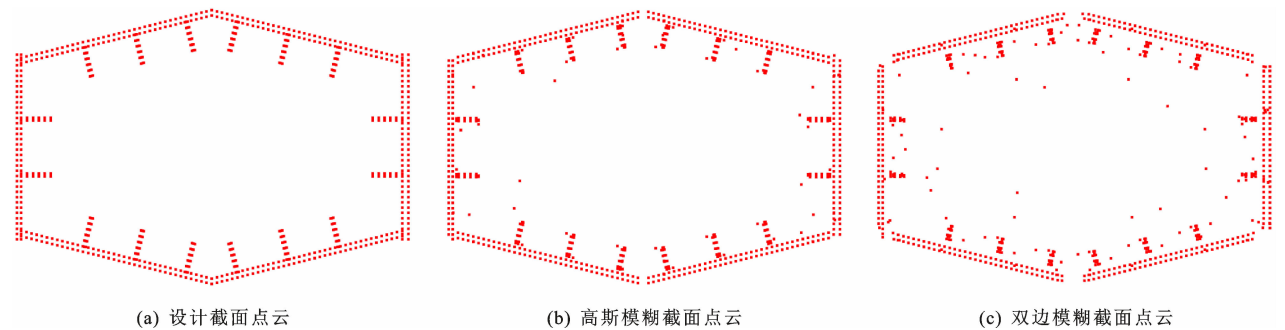


图 5 截面点云模糊处理
Fig. 5 Cross-section point cloud blurring

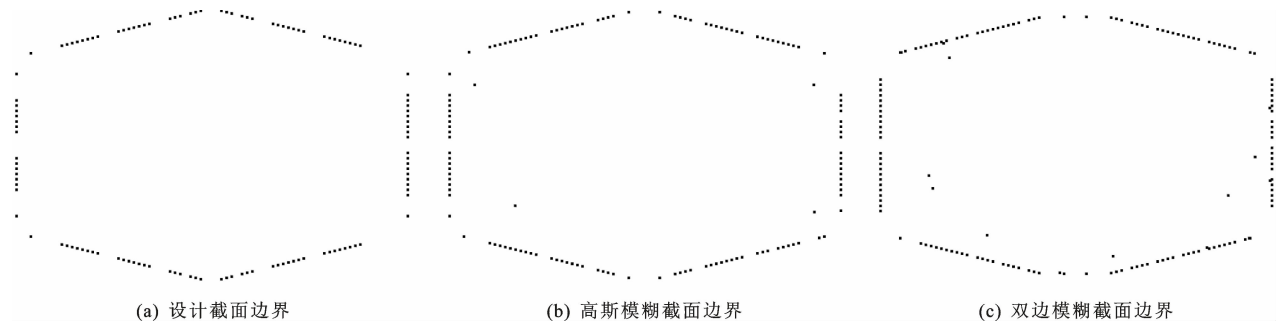


图 6 截面点云边界提取结果
Fig. 6 Extraction of cross-section point cloud boundaries

征角点,如图 7 所示。边界直线编号由索引 0 开始与特征角点索引按顺时针旋转一一对应,如图 7(a)中, L_0 为点 $P_0 \sim P_1$ 形成的直线, L_1 为点 $P_1 \sim P_4$ 形成的直线, L_2 为点 $P_4 \sim P_5$ 形成的直线,以此类推。边界直线指标计算结果见表 3。

根据以上边界识别数据,在高斯模糊情形下,边界识别直线与设计截面边界直线识别完全一致;在双边模糊情形下,边界识别直线基本一致,其中点到识别直线最大距离不超过 0.131 mm,反映了穷举法边界识别在精度控制方面的优越性。同时,设计、高斯模糊、双边模糊截面边界直线点距离极值和标准差指标均小于 1 mm,即表明该方法既具有穷举法高精度识别特性,又保证了识别

误差的稳定性。但由各截面内点包含率下降和整体运算时长呈递增特点知,在噪声点较多的情况下,穷举法的运算效率将会下降。因此,在保障识别精度的条件下,需控制边界识别算法输出的边界点个数以提高求解效率。

2.2.4 角点识别算法评价

除手动从既有点云中指定边界特征角点使用专业点云处理软件进行预拼装外,一般使用基于霍夫变换算法进行图像处理的数字化预拼装方案。采用本文前述边界快速提取算法提取边界点云,对同一边界点云使用霍夫变换算法和本文所提穷举算法提取边界直线和角点,并计算边长,如图 8 所示,这里与上述边界角点识别结果的坐标轴范围不同的原因

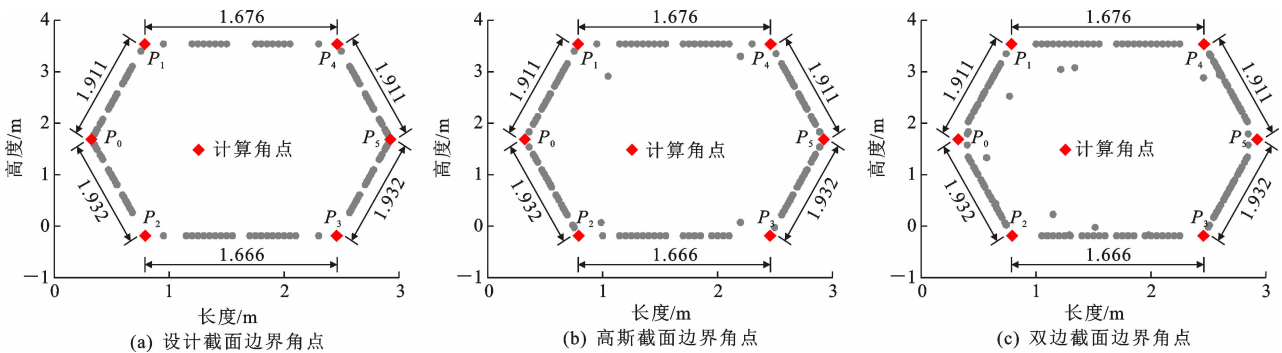


图 7 穷举法边界角点识别结果

Fig. 7 Identification results of boundary corner points by exhaustive algorithm

表 3 各类型截面边界直线指标

Tab. 3 Straight-line indicators for each type of cross-section boundaries							
截面类型	边界直线编号	边界直线指标(M、N、W)	P_{DE}/mm	S_{TD}/mm	$n/\text{个}$	I_R	T/s
设计截面	L_0	(-4,1, -390.35)	3.36×10^{-5}	1.41×10^{-11}	22	22/122	5.45
	L_1	(0,1, -3 543.14)	1.68×10^{-4}	0.00×10^0	16	16/122	
	L_2	(4,1, -13 400.24)	8.99×10^{-6}	2.27×10^{-13}	22	22/122	
	L_3	(-4,1, 10 021.96)	7.25×10^{-5}	6.54×10^{-12}	21	21/122	
	L_4	(0,1, 184.86)	1.68×10^{-4}	0.00×10^0	20	20/122	
	L_5	(4,1, -2 987.93)	1.15×10^{-4}	4.33×10^{-14}	21	21/122	
高斯截面	L_0	(-4,1, -390.35)	3.36×10^{-5}	1.30×10^{-11}	23	23/134	7.07
	L_1	(0,1, -3 543.14)	1.68×10^{-4}	0.00×10^0	20	20/134	
	L_2	(4,1, -13 400.24)	8.99×10^{-6}	3.12×10^{-13}	23	23/134	
	L_3	(-4,1, 10 021.96)	7.25×10^{-5}	6.50×10^{-12}	23	23/134	
	L_4	(0,1, 184.86)	1.68×10^{-4}	0.00×10^0	18	18/134	
	L_5	(4,1, -2 987.93)	1.15×10^{-4}	4.94×10^{-14}	23	23/134	
双边截面	L_0	(-4,1, -390.44)	2.81×10^{-2}	1.39×10^{-3}	22	22/157	10.96
	L_1	(0,1, -3 543.14)	1.68×10^{-4}	0.00×10^0	24	24/157	
	L_2	(4,1, -13 399.83)	9.99×10^{-2}	1.34×10^{-3}	24	24/157	
	L_3	(-4,1, 10 021.56)	1.31×10^{-1}	6.96×10^{-3}	24	24/157	
	L_4	(0,1, 184.86)	1.68×10^{-4}	0.00×10^0	22	22/157	
	L_5	(4,1, -2 987.85)	2.72×10^{-2}	1.36×10^{-3}	23	23/157	

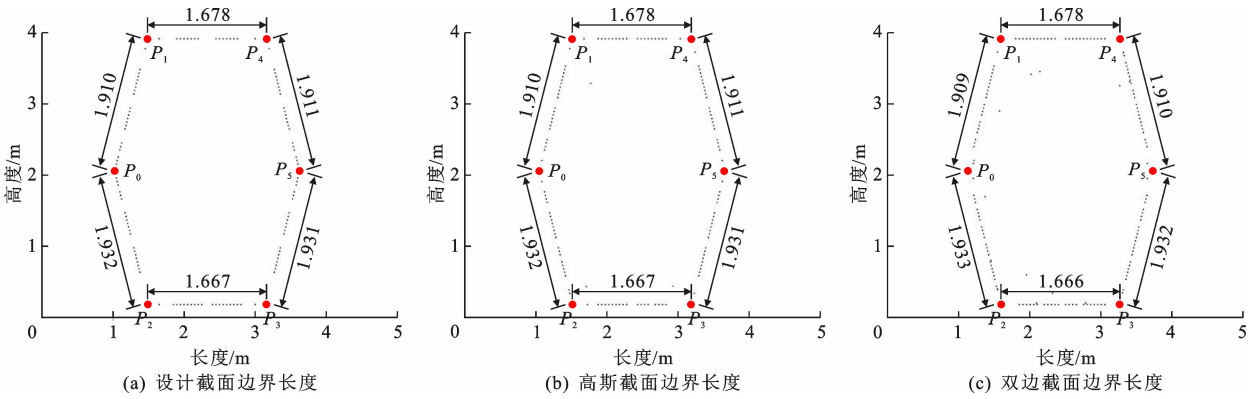


图 8 霍夫变换算法边界角点识别结果

Fig. 8 Identification results of boundary corner points by Hough transformation algorithm

为霍夫变换算法只能进行图像识别,而二维图像不可以存在负值和小数维度的像素坐标,因此在不改变原始点相对位置情况下对所有点进行了平移和取整操作。对比由穷举算法和霍夫变换算法计算得到的截面尺寸,结果见表 4。

由于霍夫变换算法识别直线实质上是使用图像处理获得边界直线点的像素坐标,受像素坐标假连续性影响,该法较难控制边界直线和角点的识别精度。依据 R_{MSE} 结果,基于同一边界点云使用穷举算法的边长尺寸识别精度较传统霍夫变换算法明显提高,基本达到 0 误差;依据尺寸结果,基于穷举算法的特征角点结构尺寸识别误差可控制在 0.02 mm 以内,优于

霍夫变换算法。穷举法识别边界直线和角点运算时间较长,但如以合理边界点个数进入计算获得秒级响应结果仍可被接受。因此,穷举算法在预拼装工作中表现出了高效率 and 精准配准的特性。

2.3 配准拼装及结果评价

使用改进的四点一致集和迭代最近邻算法两两配准上述截面特征角点,进行尺寸质量检查和预拼装。设计截面数据与模糊截面数据进行拼装可模拟截面尺寸数据检查;模糊截面拼装可模拟实际施工两节段同一截面预拼装,各截面预拼装结果如图 9 所示,数字化预拼装效果用预拼装截面计算指标进行评价,见表 5。

表 4 截面尺寸识别误差

Tab. 4 Errors in identification of cross-section dimensions

截面	方案	L_0 /mm	L_1 /mm	L_2 /mm	L_3 /mm	L_4 /mm	L_5 /mm	R_{MSE} /mm	T/s
设计截面	穷举算法	1 911.06	1 676.08	1 911.06	1 931.68	1 666.08	1 931.68	0.00	5.19
	霍夫变换算法	1 910.33	1 678.21	1 910.69	1 931.49	1 667.07	1 931.94	1.02	0.52
高斯截面	穷举算法	1 911.06	1 676.08	1 911.06	1 931.68	1 666.08	1 931.68	0.00	6.85
	霍夫变换算法	1 910.23	1 677.79	1 910.89	1 931.20	1 667.26	1 931.96	0.94	0.53
双边截面	穷举算法	1 911.06	1 676.06	1 911.06	1 931.68	1 666.06	1 931.68	0.01	10.88
	霍夫变换算法	1 908.96	1 678.08	1 909.69	1 932.44	1 666.43	1 933.23	1.49	0.52
设计值		1 911.06	1 676.08	1 911.06	1 931.68	1 666.08	1 931.68		

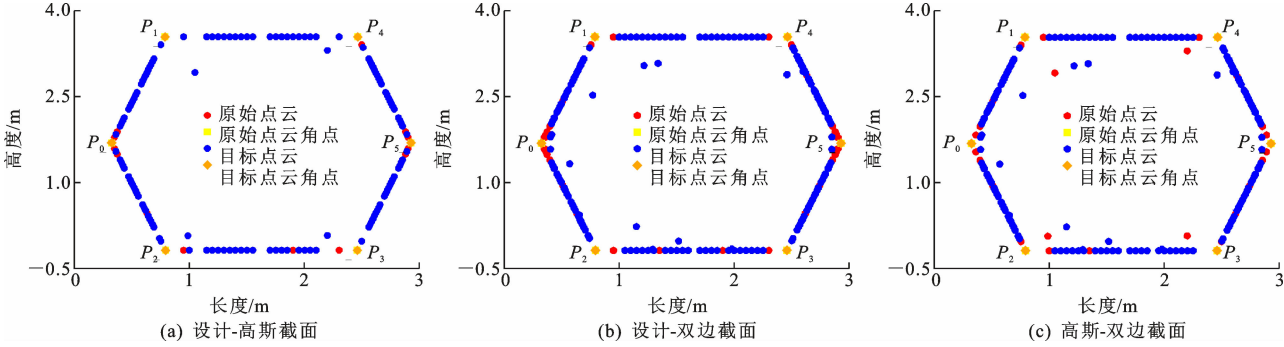


图 9 截面预拼装

Fig. 9 Cross-sections pre-assembly

表 5 截面预拼装指标
Tab. 5 Cross-sections pre-assembly indicators

指标	C_{PE}/mm		
	设计-高斯截面	设计-双边截面	高斯-双边截面
ΔP_0	3.440×10^{-12}	0.01	0.01
ΔP_1	4.560×10^{-12}	0.00	0.00
ΔP_2	3.100×10^{-12}	0.01	0.01
ΔP_3	5.000×10^{-12}	0.01	0.01
ΔP_4	5.080×10^{-12}	0.01	0.01
ΔP_5	1.578×10^{-12}	0.01	0.01
R_{MSE}	0.000×10^0	0.01	0.01

根据截面预拼装指标计算结果,3 个截面两两互拼的最大对应角点对准误差和均方根误差最大为 0.01 mm。由于角点一般为截面边界直线的两端点,边界直线上的各对应点对距离最大不会超出对应角点对准误差极大值。因此在 0.01 mm 误差下,上述两两截面可完成拼装。同时,由表 4、表 5 和图

6 可知,双边模糊截面在噪点较多导致边界直线内点包含率(IR 指标)较低的情况下,仍可高效高精度完成预拼装。

3 实例验证

3.1 数据输入

采用 Leica P50 地面三维激光扫描仪对 2 个钢箱节段进行扫描测量,获取左右对应截面进行预拼装试验,如图 10(a)所示。扫描模式采用自定义视场角度,最远扫描距离 10 m,水平分辨率为 1 mm@10 m,垂直分辨率为 5 mm@10 m。采用基于法向量的分割算法分离地面点云,如图 10(b)所示;使用统计、半径滤波算法,进行离群点去除,同时体素下采样节段点云,如图 10(c)所示;使用随机采样一致性算法拟合提取两截面点云为输入数据,如图 10(d)所示。

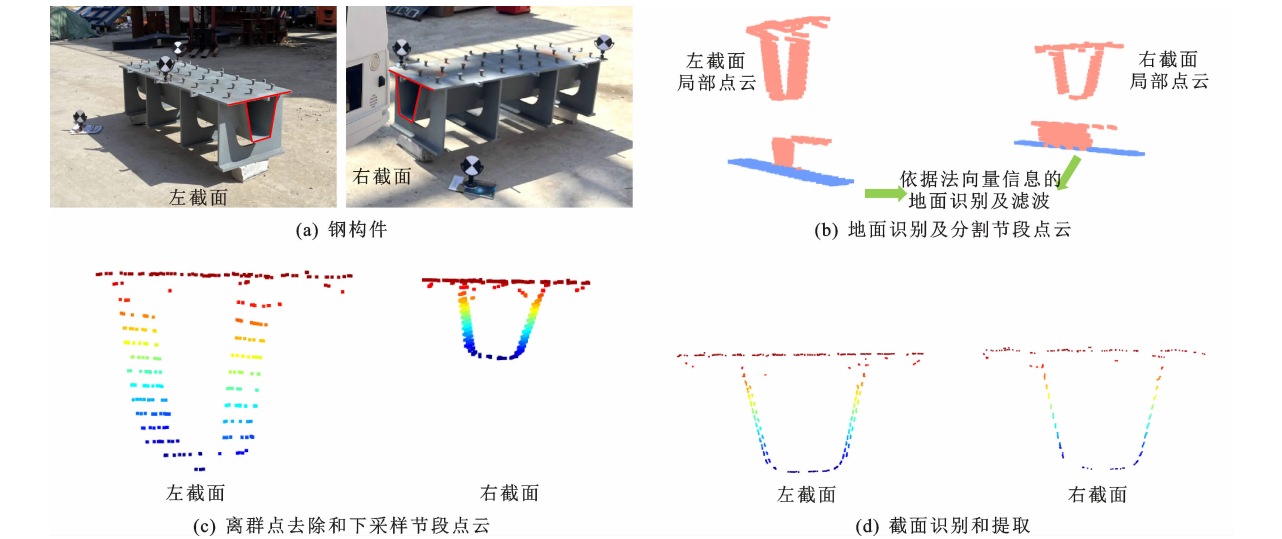


图 10 点云数据预处理
Fig. 10 Data preprocessing of point cloud

3.2 特征角点提取

使用四步点云边界提取算法提取截面边界点云,手动删除部分点以提高计算效率,使用穷举算法计算边界直线,边界直线指标记录见表 6。表 6 中直线参数对应角点顺时针旋转两两连线计算得到,如 L_0 为点 $P_0 \sim P_2$ 形成的直线, L_1 为点 $P_2 \sim P_3$ 形成的直线, L_2 为点 $P_3 \sim P_1$ 形成的直线, L_3 为点 $P_1 \sim P_0$ 形成的直线。求取边界直线交点,滤除非关键交点,使用 k -means 聚类得到特征角点,如图 11 所示。由于钢箱截面悬臂部分扫描质量差异,角点识别算法未能考虑悬臂部分。

3.3 配准拼装及结果评价

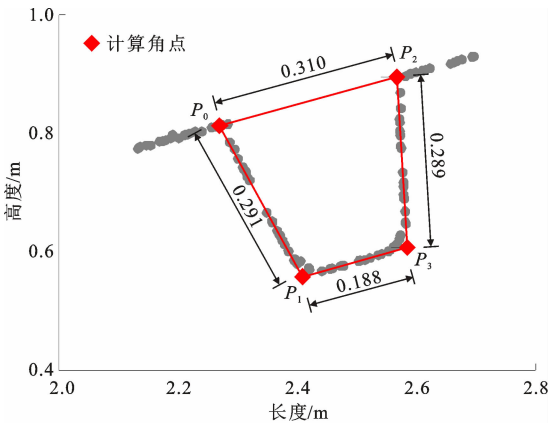
以左截面数据作为源点云,右截面数据作为目标点云进行数字化预拼装;使用改进的四点一致集和迭代最近邻算法配准特征角点,配准过程及对应角点对准均方根误差如图 12 所示。

值得注意的是,扫描点云质量对算法精度有较大影响,本次扫描的钢箱节段肋板处厚度仅为 0.008 m,可能存在漏扫情况,因此导致预拼装时最大对应角点对准误差为 0.011 m。由对应角点对准误差和均方根误差可知,左、右截面在 1 cm 精度下可快速准确完成预拼装。截面预拼装计算指标见表 7。

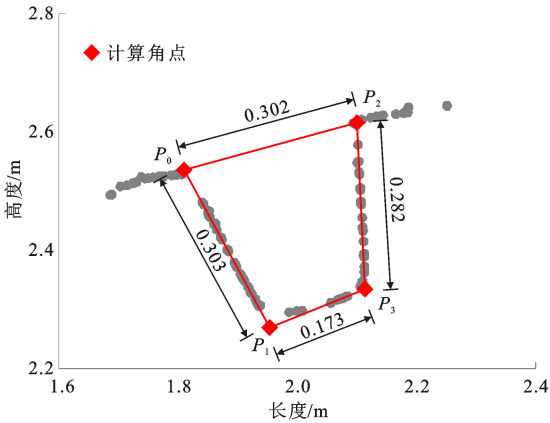
表 6 预拼装截面边界直线指标

Tab. 6 Straight-line indicators for pre-assembly cross-sections boundaries

截面类型	边界直线编号	边界直线指标(M、N、W)	P_{DE}/mm	S_{TD}/mm	$n/\text{个}$	I_R	T/s
左截面	L_0	(-0.273, 1, -0.194)	6.11×10^{-3}	1.09×10^{-3}	33	33/91	2.363
	L_1	(17.060, 1, -44.706)	3.68×10^{-3}	1.09×10^{-3}	17	17/91	
	L_2	(-0.279, 1, 0.115)	9.17×10^{-3}	2.66×10^{-3}	14	14/91	
	L_3	(1.843, 1, -4.996)	7.33×10^{-3}	1.63×10^{-3}	24	24/91	
右截面	L_0	(-0.275, 1, -2.04)	9.46×10^{-3}	3.05×10^{-3}	28	28/91	2.527
	L_1	(20.376, 1, -45.414)	7.87×10^{-3}	2.14×10^{-3}	22	22/91	
	L_2	(-0.406, 1, -1.476)	8.79×10^{-3}	3.07×10^{-3}	8	8/91	
	L_3	(1.855, 1, -5.893)	7.11×10^{-3}	1.51×10^{-3}	32	32/91	



(a) 左截面边界特征角点



(b) 右截面边界特征角点

图 11 截面特征角点识别提取

Fig. 11 Identification and extraction of cross-section feature corner points

4 结 语

(1)提出了基于 kd-tree 算法的四步点云边界快速提取算法,高效完成点云边界的自动提取。

(2)基于平面点云,首次使用两点法穷举计算边界直线,高精度完成特征角点提取。

(3)改进适用于平面点云的四点一致集算法和迭代最近邻算法,提出了基于特征角点的智能拼装方法。

(4)提出了一套系统的预制桥梁钢构件数字化预拼装算法方案,并证明了该方法的可行性和有效性。

(5)在未来的技术研究和应用中,将进一步考虑智能减少穷举边界直线的运算次数,优化边界提取效率;考虑非规则直线边界的识别方法,完善预拼装算法在曲边截面上的应用;考虑构件在各施工工况下的结构变形,对构件变形进行全过程建造追踪,建立基于数字孪生理论的大型复杂钢结构智能数字化预拼装方法。

参考文献:

References:

[1] 齐宏拓,刘界鹏,程国忠,等. 基于点云数据的大型复杂钢结构智能化施工方法[J]. 土木工程学报, 2024, 57(1):65-75.

QI Hong-tuo, LIU Jie-peng, CHENG Guo-zhong, et al. Intelligent construction of large and complex steel structure based on point cloud data[J]. China Civil Engineering Journal, 2024, 57(1): 65-75.

[2] 梁 栋,赵 恺,马印怀,等. 基于 3D 激光扫描的钢桥塔节段虚拟装配方法[J]. 桥梁建设, 2021, 51(3): 62-71.

LIANG Dong, ZHAO Kai, MA Yin-huai, et al. Virtual steel pylon segments assembly method based on 3D laser scanning[J]. Bridge Construction, 2021, 51(3): 62-71.

[3] KIM D, KWAK Y, SOHN H. Accelerated cable-stayed bridge construction using terrestrial laser scanning [J]. Automation in Construction, 2020, 117:103269.

[4] 闵 岚,汪 泱,冯 骏. 钢结构计算机模拟预拼装技术的应用[J]. 工业建筑, 2013, 43(增 1): 722-723,713.

MIN Lan, WANG Yang, FENG Jun. Application of

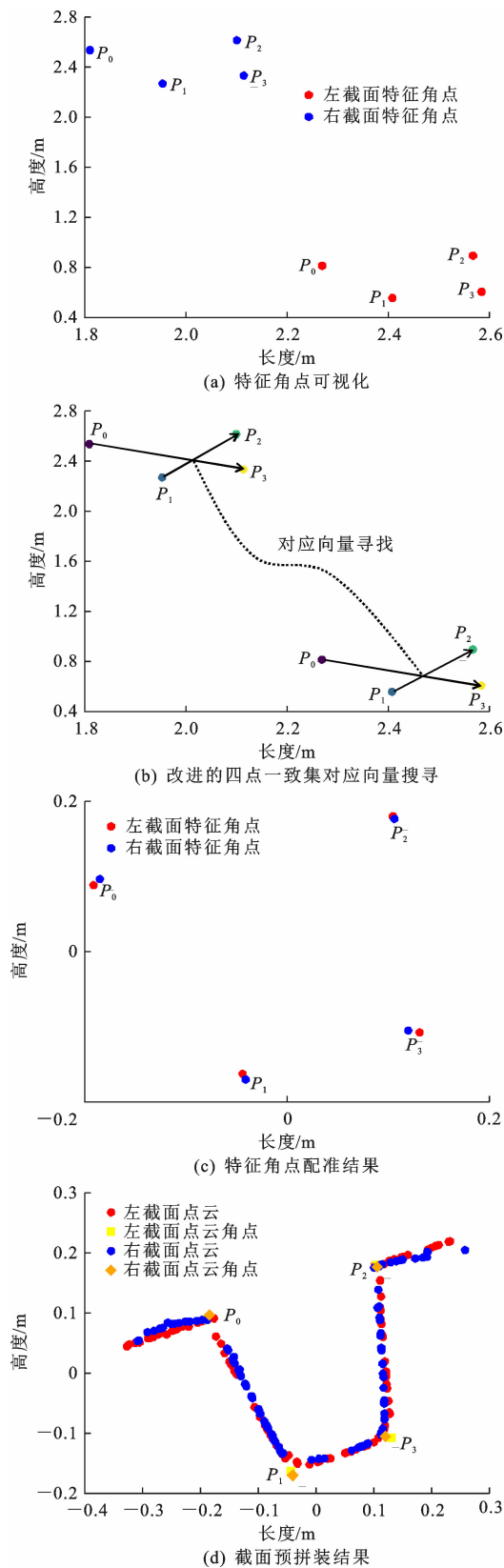


图 12 截面预拼装

Fig. 12 Cross-sections pre-assembly computer simulation pre-assembly technology of steel structure[J]. Industrial Construction, 2013, 43(S1): 722-723,713.

表 7 钢箱节段截面预拼装指标

Tab. 7 Cross-sections pre-assembly indicators of steel box segments m

特征点或指标	P_0	P_1	P_2	P_3	R_{MSE}
C_{PE}	0.011	0.008	0.004	0.011	0.009

[5] 刘晓光,潘永杰. 虚拟预拼装技术在钢桁梁中的应用研究[J]. 铁道建筑,2020,60(1):1-6.
LIU Xiao-guang,PAN Yong-jie. Application of virtual pre-assembly technology for steel truss girder [J]. Railway Engineering,2020,60(1):1-6.

[6] 吴文清,刘泓佚,王新雅,等. 基于点云疏密度分类的混凝土梁逆向建模方法[J]. 长安大学学报(自然科学版),2022,42(6):23-32.
WU Wen-qing,LIU Hong-yi,WANG Xin-ya, et al. Reverse modeling method for concrete beam based on classifications of density of point cloud[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition),2022, 42(6):23-32.

[7] HAO Z. Virtual assembly technology on steel bridge members of bolt connection[C]//GCMCE. Proceedings of the 2017 Global Conference on Mechanics and Civil Engineering. Paris: Atlantis Press, 2017: 270-274.

[8] 周绪红,刘界鹏,程国忠,等. 基于点云数据的大型复杂钢拱桥智能虚拟预拼装方法[J]. 中国公路学报, 2021,34(11):1-9.
ZHOU Xu-hong,LIU Jie-peng,CHENG Guo-zhong, et al. Intelligent virtual trial assembly of large and complex steel arch bridges based on point cloud data [J]. China Journal of Highway and Transport,2021, 34(11):1-9.

[9] 毛伟琦,李小珍,王熊珏. 基于特征点的钢桁梁桥桁段虚拟拼装方法研究[J]. 桥梁建设, 2023, 53(6): 26-33.
MAO Wei-qi,LI Xiao-zhen,WANG Xiong-jue. Research on feature-based virtual assembly algorithm for truss segments of steel truss bridge[J]. Bridge Construction,2023,53(6):26-33.

[10] 朱爱珠,王佳盟,潘文铭,等. 基于 PCL 的钢箱节段虚拟预拼装技术[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2024,43(1):10-17.
ZHU Ai-zhu,WANG Jia-meng,PAN Wen-ming, et al. Virtual preassembly technology of steel box segment based on PCL[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science),2024,43(1):10-17.

[11] 左 勇,任 阳,杜志华,等. 基于 LP-RANSAC 算法的路面点云快速移除算法[J]. 激光与光电子学进展,

- 2023,60(14):384-389.
- ZUO Yong, REN Yang, DU Zhi-hua, et al. Rapid removal algorithm of road surface point cloud based on LP-RANSAC algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(14): 384-389.
- [12] 袁亚通. 基于地面激光扫描的刚性骨架拱桥线形控制方法研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2021.
- YUAN Ya-tong. Research on linear control method of rigid skeleton arch bridge based on ground laser scanning[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2021.
- [13] MELLADO N, AIGER D, MITRA N J. Super 4PCS fast global point cloud registration via smart indexing [J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33 (5): 205-215.
- [14] LI D, LIU J, FENG L, et al. Automatic modeling of prefabricated components with laser-scanned data for virtual trial assembly[J]. *Computer—Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2021, 36(4): 453-471.
- [15] 赵梦娜, 花向红, 冯绍权, 等. 基于点云切片的建筑物门窗信息提取[J]. *中国激光*, 2020, 47(6): 183-192.
- ZHAO Meng-na, HUA Xiang-hong, FENG Shao-quan, et al. Information extraction of buildings, doors, and windows based on point cloud slices[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(6): 183-192.
- [16] 马振国. 利用 kdtree 索引实现曲率自适应点云简化算法[J]. *测绘科学*, 2010, 35(6): 67-69.
- MA Zhen-guo. A point cloud simplification algorithm based on kdtree and curvature sampling[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2010, 35(6): 67-69.
- [17] 朱宗玖, 裴善强, 周之琪, 等. 三维数据降维处理的实现方法[J]. *光电子·激光*, 2020, 31(1): 89-95.
- ZHU Zong-jiu, PEI Shan-qiang, ZHOU Zhi-qi, et al. Realization method of dimensionality reduction processing of 3D data[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2020, 31(1): 89-95.
- [18] 王艺楠. 基于特征降维与模糊聚类的自适应点云压缩研究[D]. 上海:东华大学, 2017.
- WANG Yi-nan. A simplification method for point cloud based on feature dimensionality reduction and fuzzy cluster[D]. Shanghai: Donghua University, 2017.
- [19] 熊风光, 霍 旺, 韩 燮, 等. 三维点云中关键点误匹配剔除方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 128-138.
- XIONG Feng-guang, HUO Wang, HAN Xie, et al. Removal method of mismatching keypoints in 3D point cloud [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38 (2): 128-138.
- [20] 赵明富, 黄 铮, 宋 涛, 等. 融合采样一致性和迭代最近点算法的点云配准方法[J]. *激光杂志*, 2019, 40 (10): 45-50.
- ZHAO Ming-fu, HUANG Zheng, SONG Tao, et al. Point cloud registration method based on sample consensus initial alignment and iterative closest point algorithm[J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10): 45-50.
- [21] 王 珊, 王春阳. 基于特征点匹配的三维点云配准算法[J]. *国外电子测量技术*, 2020, 39(12): 23-28.
- WANG Shan, WANG Chun-yang. Three-dimensional point cloud registration algorithm based on feature point matching [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2020, 39(12): 23-28.
- [22] SMITH A, SARLO R. Automated extraction of structural beam lines and connections from point clouds of steel buildings[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2022, 37(1): 110-125.