DOI: 10.11835/j.issn. 2096-6717.2023.050



开放科学(资源服务)标识码OSID:



基于点云数据的预制叠合板尺寸质量 智能检测方法

马晓晓¹,张胜²,程国忠¹,傅丽华¹,胡申林²,李阳² (1.重庆大学山地城镇建设与新技术教育部重点实验室;土木工程学院,重庆400045; 2.成都建工第一建筑工程有限公司,成都 610017)

摘 要:为保证预制叠合板在施工现场能顺利安装,在出厂前通常需要对其进行尺寸质量检测,现 有预制叠合板的尺寸质量检测方法难以全面准确地测量叠合板的实际三维尺寸。提出一种基于 预制叠合板点云数据的多尺寸质量智能检测方法。对采集的点云数据进行预处理后,利用机器学 习算法完成预制叠合板点云的自动定位与分割;依据不同的检测任务,将目标点云沿不同方向降 维,映射为二维灰度图像;利用图像特征检测算法,分别实现叠合板底板的长宽、预留胡子筋的出 筋长度与间距及桁架钢筋高度的自动检测;在验证试验中,对3块预制叠合板的点云数据进行尺寸 质量检测。结果表明,提出的智能检测方法能全面准确地完成预制叠合板出厂尺寸质量检测,能 进一步提高预制叠合板非接触质量检测结果的科学性与精准性。

关键词:点云数据;预制叠合板;尺寸质量;智能检测;三维激光扫描

中图分类号:TU741.2 文献标志码:A 文章编号:2096-6717(2024)01-0102-08

Automated dimensional quality assessment of precast laminated panels based on 3D laser scanning

MA Xiaoxiao¹, ZHANG Sheng², CHENG Guozhong¹, FU Lihua¹, HU Shenlin², Li Yang²

(1. Key Laboratory of New Technology for Construction of Cities in Mountain Area of Ministry of Education; School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, P. R. China; 2.Chengdu First Construction Engineering, Chengdu 610017, P. R. China)

Abstract: Dimensional quality assessment (DQA) of precast laminated panels (PLPs) is required to ensure the installation of the components on the construction site. However, existing methods cannot meet the precision and comprehensiveness of PLPs' DQA. In this paper, we propose an automated multi-dimensional quality assessment method for PLPs based on point cloud data (PCD). After pre-processing the original PCD, the scanned PLPs' PCD is automatically extracted by the machine learning algorithms, and down-mapped in different directions to generate two-dimensional (2D) images. DQA of PLPs can be realized automatically by the image feature detection algorithms. The validation experiment is conducted on three PLPs. The result shows

收稿日期:2022-09-28

基金项目:国家重点研发计划(2021YFF0500903);国家自然科学基金(52130801)

作者简介:马晓晓(1999-),女,博士生,主要从事智能建造研究,E-mail:MaXX@cqu.edu.cn。

Received: 2022-09-28

Foundation items: National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFF0500903); National Natural Science Foundation of China (No.52130801)

Author brief: MA Xiaoxiao (1999-), PhD candidate, main research interest: intelligent construction, E-mail: MaXX@cqu.edu.cn.

that the proposed method meets the dimensional quality assessment accuracy of precast laminated panels. **Keywords:** point cloud data; precast laminated panels; dimensional quality assessment; automated assessment; 3D laser scanning

装配式建筑具有高效、节能和环保等优点,已成为建筑行业研究的热点^[1]。根据《"十四五"建筑业发展规划》,到2035年,装配式建筑占中国新建建筑的比例将达到30%以上^[2]。作为装配式建筑的主要组成部分,预制构件的单体质量是影响装配式建筑整体质量的重要因素^[34]。为保障装配式建筑的高质量发展,需要发展高效的单体预制构件尺寸质量检测方法。

预制叠合板是装配式建筑里最常见的预制构 件之一^[5-6]。由于生产工艺尚不完善,技术工人仍不 成熟,工厂内生产的预制叠合板常存在钢筋伸出长 度错误及桁架高度错误等尺寸质量问题,导致现场 施工时无法顺利连接,造成施工成本增加。因此, 在工厂预制完成后,运输到施工现场前,需对预制 叠合板进行尺寸质量检测。

在传统检测中,工人使用直尺、塞尺等工具进 行手动测量,测量效率低下,并且容易产生主观误 差^[7],无法满足工厂批量构件的检测需求。近年来, 已有研究将非接触测量技术应用到构件的尺寸检 测中。Fu等^[8]利用CCD摄影相机获取环形锻件的 图像信息,通过二维激光扫描仪获取环形锻件不同 截面的点云数据,实现了环形锻件的内部截面半径 与外部尺寸的智能检测:杨阳等[®]获取预制叠合板 构件的图像,利用计算机视觉方法实现了预制叠合 板的预留孔洞及预埋件个数、位置及尺寸偏差检 测,但受内部结构特征信息影响,难以精确检测小 构件的边缘。随着土木行业智能化转型的深入推 进,机器学习、深度学习等新方法也成为工程结构 领域的重要手段。Zhang等^[10]将深度学习应用于平 面结构的对称性研究;Chen等^[11]利用粒子群优化算 法进行了平面斜角可折叠镶嵌的智能设计;Zhu 等^[12]将BP神经网络应用于结构施工安全智能预测; 姚刚等^[13]利用YOLOv5网络实现了叠合板顶面预 埋PVC线盒及外伸钢筋的识别与检测。

利用高速激光技术,三维激光扫描可快速获取 物体表面的高分辨率信息。目前三维激光扫描技 术已广泛应用于建筑构件的识别与分割^[14]、质量检 测^[15-17]、虚拟预拼装^[18]等方面。近年来,许多学者将 三维激光扫描技术应用于各类规则预制构件的尺 寸检测。Guo^[19]等提出一种基于点云数据的长方体 平面检测及选择方法,并采用改进的圆柱体拟合方 法,实现了对通风管道及机电架的几何尺寸检测; Zhao 等^[20]利用 alpha 形状算法实现了矩形柱节点的 边界尺寸检测,并通过OC-SVM及无监督学习算法 得到钢筋长度及套筒端口内边界尺寸;Kim 等^[21-22] 不断改进点云数据边缘及角点检测算法,并将竣工 模型与 BIM 模型对比,实现预制叠合板底板长、宽 及垂直度的质量检测。总体而言,目前尺寸质量检 测的研究局限于叠合板顶面各特征(主板长、宽、垂 直度及伸出钢筋等),缺少对叠合板侧面特征(如桁 架钢筋)的关注。

笔者利用三维激光扫描技术,结合点云处理及 图像处理智能算法,提出一种预制叠合板三维尺寸 质量智能检测方法。该方法首先利用扫描站点坐 标及高差等信息,实现预制叠合板区域的自动定位 及叠合板点云数据的分割。进而采用直线及角点 检测等几何特征检测算法,实现对预制叠合板底板 长宽尺寸、胡子筋的出筋长度和间距、桁架钢筋高 度的尺寸质量智能检测。

1 点云数据预处理

利用三维激光扫描仪获取点云数据时,为保证 预制叠合板数据的完整性,需用三维激光扫描仪围 绕预制叠合板进行多站点、定区域扫描。采用标靶 球球心作为配准控制点,对多站扫描点云进行配准 拼接,获得含有叠合板信息的完整点云数据。为从 环境点云中分割出预制叠合板的点云数据,利用扫 描站点坐标、点云密度分布、高程信息差异等先验 信息,实现叠合板区域点云的自动定位及单块、多 块预制叠合板点云数据的自动分割。

1.1 最小凸包提取局部点云

在现场采集数据时,三维激光扫描仪受到人为 (如扫描人员的操作不当)、非人为(如扫描仪本身 的功能缺陷)、内部(如扫描对象表面的光滑、粗糙 度不一)、外部(如扫描环境复杂)等各种因素的影 响,导致采集的点云数据含有大量的噪声点,对尺 寸检测精度造成严重影响。因此,常需采用点云滤 波算法对点云进行预处理,剔除异常值。常用的点 云 滤 波 包 括 统 计 滤 波 器 (Statistical Outlier Removal)和半径滤波器(Radius Outlier Removal)。 由于初始点云含有复杂的环境信息,采用统计滤波 器对离群点进行去除。统计滤波器计算每一点与 其 *k*个最近邻域点的距离,并得到符合距离分布特 征的高斯分布,依据该高斯分布,设置一定阈值,过 滤掉不满足要求的离群点。

考虑到预制叠合板的点云数据位于多个扫描 站点的公共区域之内,利用最小凸包算法自动提取 出含预制叠合板区域的局部点云数据:1)将点云数 据和扫描站点向水平方向投影;2)从多个扫描站点 中y坐标最大的扫描站点出发,构造射线,顺时针选 取旋转角最小的扫描点作为下一射线起点,直至回 到起点,构造最小凸包;3)对于局部点云数据的每 一个点,构造以该点为起点的射线;判断射线与凸 包是否相交,若与凸包相交且相交边数为奇数,则 判定为凸包内的点,否则视为凸包外的点。图1展 示了从含有环境信息的点云数据中提取出来的目 标区域点云数据,灰色为冗余环境信息,红色矩形 框内为分割出来的局部点云数据,椭圆框圈出的位 置为待检测的预制叠合板。



1.2 预制叠合板点云提取

基于最小凸包算法提取出来的点云数据仍存 在许多与检测任务无关的背景信息。鉴于地面等 背景信息都具有较强的平面特征,采用随机采样一 致性(RANSAC)算法^[23]拟合地面背景点云,并保留 包含预制叠合板的目标点云。RANSAC算法通过 多次迭代拟合平面模型,获取输入点云中平面的最 佳模型。RANSAC的迭代次数n由式(1)计算 得到。

$$n = \ln(1-\eta) / \ln(1-w^s) \tag{1}$$

式中: η 为 RANSAC 成功拟合地面的概率, 设为 0.99; w 为地面点云被选中的概率, 设为0.3; s 为 RANSAC 算法每次迭代采样的点数, 设为3。处理 结果如图2所示, 其中灰色表示地面点云, 蓝色为目 标点云数据。

在剔除地面背景信息后,由于预制叠合板的点 云与其他物体的点云数据密度差异明显,因此,利 用DBSCAN密度聚类^[24]算法提取出含有支架信息 的预制叠合板点云(图3);聚类时噪声也会被归为 单独的一类去除。考虑到预制叠合板与支架在三 维空间中具有高度差异,因此,采用主成分分析 (PCA)^[25],将点云数据向 YOZ平面投影,提取Z坐



Fig. 2 Ground PCD extraction by RANSAC

标分布最密集区间内的点云,实现预制叠合板点云 数据与支架点云的分离。最后,对多块预制叠合板 进行分类,完成多块预制叠合板点云数据的自动提 取。图4中,灰色代表支架,红色、蓝色、绿色分别代 表3块不同的预制叠合板。



Fig. 4 PCD Segmentation of PLPs

2 尺寸质量智能检测

由于预制叠合板顶面特征(如底板的长宽尺 寸、预留胡子筋的出筋长度与间距)及侧面特征(桁 架钢筋的高度)在特定空间平面上具有鲜明的几何 特点,因此,提出基于投影的方法对预制叠合板进 行尺寸质量检测。将预制叠合板点云向特定平面 投影后,在二维空间内对投影数据进行尺寸提取, 利用二维和三维数据之间的映射关系,进而高效、 准确地获取各类尺寸数据。

2.1 叠合板底板尺寸检测

预制叠合板的底板是一个规则的长方体,将预制叠合板点云数据沿主轴方向(Z轴)投影,生成鸟瞰视角的二维灰度图像,利用数字图像处理方法, 检测出预制叠合板的边缘直线,将边缘直线交点视 为外轮廓角点,最终计算得到叠合板主板长宽尺寸 数据,具体步骤如下:

1)将叠合板点云数据向底板平面进行投影,生 成二维灰度图,如图5所示。根据设置的分辨率r将 点云坐标映射至图像坐标中,坐标取整并通过平移 参数 a和b,将灰度图平移至合适的中间位置处,并 利用式(6)和式(7)设置图像数组的高度和宽度值。 最后,将点云的高度值填充为像素值p,见式(8)。

$$x_{-} \operatorname{img} = \left\lceil x/r \right\rceil \tag{2}$$

$$y_{-} \operatorname{img} = \left[y/r \right] \tag{3}$$

$$x_{-}\operatorname{img}' = x_{-}\operatorname{img} - x_{-}\operatorname{min} - a \tag{4}$$

$$y_{-}\operatorname{img}' = y_{-}\operatorname{img} - y_{-}\operatorname{min} - b \tag{5}$$

$$\operatorname{im} x = \operatorname{max}(x_{-}\operatorname{img}') + 2a \tag{6}$$

$$\operatorname{im} y = \max(y_{-}\operatorname{im} g') + 2b \tag{7}$$

$$p = 255((z - z_{\min})/(z_{\max} - z_{\min}))$$
 (8)



图 5 点云二维灰度图(XOY平面) Fig. 5 Gray image of PLPs PCD on XOY plane

2)采用 Canny 边缘检测算法^[26], 对灰度图像进 行高斯平滑、变分梯度计算、非极大值抑制、双阈值 检测及抑制孤立的弱边缘等操作,获得预制叠合板 的边缘。利用 Hough 直线检测算法^[27],将每一个边 缘点与霍夫空间(ρ , θ)中的直线一一对应起来,并 对各直线的交点进行"投票";建立一个二维累加数 组 $A(\rho,\theta)$,将有 n 条 直线 经 过 的 交 点 记 为 $A(\rho,\theta)=n$,设定直线检测阈值 n_k ,检测出满足 $A(\rho,\theta)>n_k$ 的所有交点,进而解算得到边缘点的最 佳拟合直线方程,见式(9)。

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{9}$$

3)将倾斜的预制叠合板位置矫正至竖直摆放 位置:以灰度图像中预制叠合板左下角点为基点, 利用检测得到下边缘直线极角 θ ,对叠合板点云进 行仿射变换。设变换前点云在坐标系p下的坐标值 为(x,y),基点为 (t_x,t_y) ,仿射变换后的点云在新坐 标系p'下的坐标值为(x',y'),仿射变换公式为式 (10);校正后点云边缘直线结果如图6所示。



Fig. 6 Edges detection of PLPs

4)由于预制叠合板底板4条边缘直线为2对平 行的直线,因此,对平行线段的截距值进行简单计 算,便可得到叠合板底板的长宽尺寸。直线截距 b 与直线极径ρ和θ的关系如式(11)所示,分别计算 出4条边缘直线的截距;再利用式(12)、式(13)计算 叠合板长度和宽度。

$$b = \frac{\rho}{\sin \theta} \tag{11}$$

$$h = \left| b_{\rm up} - b_{\rm bottom} \right| \cdot r \tag{12}$$

$$w = \left| b_{\text{left}} - b_{\text{right}} \right| \cdot r \tag{13}$$

式中:*b*_{up}为上边缘直线截距;*b*_{bottom}为下边缘直线截 距;*b*_{left}为左边缘直线截距;*b*_{right}为右边缘直线截距;*r* 为分辨率。

2.2 胡子筋出筋长度与间距检测

预制叠合板外侧预留了大量的胡子筋,以保证 两块楼板之间的连接,其出筋长度和间距按受力纵 筋配置。以叠合板4条边缘直线为界线,实现胡子 筋点云的自动分割;利用无监督学习算法,对胡子 筋的点云进行聚类,分别拟合出每条伸出钢筋的最 佳直线,进而准确地得到胡子筋的出筋长度与间 距,具体步骤如下:

1)利用式(11)和式(14),计算出直线截距与斜 率,将叠合板的4条边缘直线方程转换为直角坐标 形式。

$$k = -\frac{\cos\theta}{\sin\theta} \tag{14}$$

$$y_{\rm up} = k_{\rm up} \cdot x + b_{\rm up} \tag{15}$$

$$y_{\text{bottom}} = k_{\text{bottom}} \cdot x + b_{\text{bottom}} \tag{16}$$

$$y_{\text{left}} = k_{\text{left}} \cdot x + b_{\text{left}} \tag{17}$$

$$y_{\text{right}} = k_{\text{right}} \cdot x + b_{\text{right}} \tag{18}$$

2)将满足 { $y > y_{up}$ }、{ $y < y_{bottom}$ }、{ $x < x_{left}$ }或 { $x > x_{right}$ }的点云数据判定为四面钢筋点云。利用 DBSCAN 聚类 对四面钢筋进行分类,再通过 RANSAC算法分别进行钢筋直线拟合。对于左边 钢筋,分别提取钢筋直线上 X坐标极小值点及直线 与叠合板左边缘的交点;对于右边钢筋,分别提取 钢筋直线上 X坐标极大值点及直线与叠合板右边缘 的交点;对于上边钢筋,提取钢筋直线上 Y坐标极 大值点及直线与叠合板上边缘的交点;对于下边钢 筋,提取钢筋直线上 Y坐标极小值点及直线与叠合 板下边缘的交点。将每条直线上提取到的点分别 作为每条胡子筋的出筋始末端点,拟合结果如图 7 所示。将胡子筋的出筋起点记作(x_{a}, y_{a}),终点记作 (x_{a}, y_{a}),则出筋长度L计算公式为



3)假定相邻钢筋直线 l_1 和 l_2 ,分别求每条直线的两个端点到相邻钢筋直线的垂足 p_{i1} 和 $p_{i2}(i=1, 2)$,得到垂足中点 $m_i(i=1, 2)$ 。将两个垂足中点的距离作为相邻钢筋间距。

$$d = \| \boldsymbol{m}_{1} - \boldsymbol{m}_{2} \|_{2} \tag{20}$$

预制叠合板胡子筋检测结果如图7所示,红色 直线表示叠合板边缘直线及胡子筋出筋直线,蓝色 点表示胡子筋出筋部分的两个端点。图7表明,该 方法能准确拟合预制叠合板的胡子筋出筋直线。 因此,该方法检测的胡子筋长度及间距结果具有可 靠性。

2.3 桁架钢筋高度检测

预制叠合板中的桁架钢筋能够有效地提高楼 板刚度,增强楼板抗剪强度,其高度对上部后浇混 凝土钢筋保护层厚度及后续预埋管线的敷设工序 有重要影响。对桁架钢筋高度准确测量的具体步 骤如下:

1)对2.1节步骤3)中矫正后的点云,删除2.2

节中提取出的四边钢筋点云,获取含有上部桁架钢筋的叠合板点云数据,并将该部分点云投影至 YOZ 平面,获取叠合板侧面二维灰度图像(图8)。

图 8 叠合板点云二维灰度图(YOZ 平面) Fig. 8 Gray image of PLPs PCD on YOZ plane

2)基于 Hough 直线检测算法检测叠合板上边 缘直线,如图9所示;默认高于叠合板上边缘的点云 为桁架钢筋点云,利用坐标值判断并提取桁架钢筋 点云,结果见图10。

图 9 叠合板上边缘直线检测图(YOZ平面) Fig. 9 Top edge detection of PLPs

图 10 叠合板桁架钢筋图 Fig. 10 Trusses of PLPs

3)计算桁架钢筋高度的关键是获取准确的铁 马蹬顶点。由于铁马镫顶点是两根相邻斜腹杆钢 筋的交点,可视作一种角点。因此,采用 Shi-Tomasi角点检测算法^[28]获取铁马蹬的顶点。处理 过程中,采用二维高斯函数(式(21))计算窗口函数 的权重,其中(*u*,*v*)代表窗口函数的位置。

$$w(u,v) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\left(u^2 + v^2\right)/2\sigma^2\right) \quad (21)$$

由于较大的不确定度取决于较小的特征值,因此,利用最小特征值能够更好地实现特征点的查找。在 Harris 角点检测算法^[29]的基础上,Shi-Tomasi算法将响应函数改进为 $R = \min(\lambda_1, \lambda_2)$,将响应值小于阈值的点视为强角点,如图11所示。

图 11 叠合板桁架钢筋角点检测图 Fig. 11 Corner detection of PLPs' trusses

4)对步骤3)中提取得到的桁架钢筋角点进行 聚类,选取每个类别中Z坐标值最大的点(x_i,y_i,z_i) 作为铁马蹬顶点。

5)利用 RANSAC 平面算法对步骤 1)中叠合板 点云数据进行拟合,得到叠合板平面方程 $z - h_0 =$ 0,并计算角点到拟合平面的距离,得到对应的桁架 钢筋高度 h_i 。

$$h_i = |z_i - h_0| \tag{22}$$

由图 10 和图 11 可以看出,采用上述算法流程 可精准地检测到预制叠合板桁架钢筋的角点。因 此,采用该方法计算这些角点与底板平面的距离, 得到的桁架钢筋高度结果可信。

3 工程应用

基于上述算法分析,提出一套完整的预制叠合 板尺寸质量智能检测流程,见图 12。为了验证所提 出方法的有效性,选取 3块预制叠合板进行检测试 验。预制叠合板的俯视图和前视图样图见图 13、图 14。由于以标靶球球心为配准基点,使用三维激光 扫描仪扫描时,需保证相邻测站之间至少有 3 个公 共标靶球,扫描示意图见图 15。所用三维激光扫描 仪为FARO S150^[30],采用的分辨率均为 1/8,数据点 之间的距离为 12.3 mm。





Fig. 12 Flowchart of dimensional quality assessment of PLPs





图 15 数据采集 Fig. 15 Data acquisition

表1为一块预制叠合板底板长宽尺寸质量智能 检测结果与人工检测结果对比。该结果表明,提出 的预制叠合板底板长宽尺寸质量智能检测方法误 差在0.01m以内。

表1 预制叠合板底板长宽尺寸检测结果

 Table 1
 Length and width dimensions detection results of one PLP's base plate

数值类型	长度/m	宽度/m
智能检测值	2.825	1.508
人工检测值	2.835	1.510

图 16 给出了一块预制叠合板的 52 根胡子筋出 筋长度及间距的智能检测结果与人工测量结果的 对比图,胡子筋的不同颜色对应于每根胡子筋伸出 长度智能检测结果与人工检测结果的绝对误差值; 相邻两根胡子筋间连接段颜色代表这对胡子筋间 距的智能测量值与人工测量值的绝对误差。从图 16 可以看出,智能检测结果与人工测量结果误差在 0.01 m以内,检测方法结果可靠。



图 16 胡子筋出筋长度及间距测量误差图



基于提出的算法测得该块预制叠合板的桁架 钢筋高度,结果如图17所示。

	~	~	. ^	Λ	Λ		Λ	Λ	Λ	Λ	Λ	7
	Λ	Λ	\wedge		Λ	Λ	Λ	Λ	Λ	Λ	Λ	7
		Λ	\wedge	Λ	Λ	Λ	Λ	Λ	Λ	7	\sim	
Assessment error/m												
0.030	0.0	32	0.034	0.037	0.0	39 (0.041	0.043	0.04	46	0.048	0.050
图 17 桁架钢筋高度检测结果图												

Fig. 17 Height assessment of truss reinforcements

上述结果表明,利用该方法对预制叠合板进行 尺寸检测,能够自动化地实现对预制叠合板三维空 间内各类尺寸的智能检测。

4 结论

利用三维激光扫描技术,基于点云数据,对预 制叠合板的尺寸质量智能检测进行研究,主要结论 如下:

1)提出一种智能化的预制叠合板尺寸质量检测方法,利用RANSAC平面检测、Hough直线检测算法、Shi-Tomas角点检测算法等多种无监督学习算法,实现了预制叠合板顶面特征尺寸(底板长宽尺寸、胡子筋伸出钢筋长度及间距)及侧面特征尺寸(桁架钢筋高度)的智能检测。

 2)该方法结合点云数据处理及图像处理算法, 受构件边缘局部数据缺失的影响较小,能够实现规则立体结构边缘尺寸的非接触式检测。

3)验证试验结果表明,智能检测结果精度为
 ±0.01 m。在保证精度的前提下,该检测方法可取
 代人工重复性检测工作。

4)该方法依赖于将三维点云数据转换为空间 平面方向上的二维灰度图像,未来可从先进的三维 点云神经网络出发,开发更加符合流水线检测精度 与速度要求的三维结构尺寸检测方法。

参考文献

- ZHOU J Y, LI Y H, REN D D. Quantitative study on external benefits of prefabricated buildings: From perspectives of economy, environment, and society [J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 86: 104132.
- [2] 中华人民共和国住房和城乡建设部."十四五"建筑业发展规划[EB/OL]. (2022-01-19)[2023-02-25]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-01/27/5670687/files/12d50c613b344165afb21bc596a190fc.pdf. Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. 14th Five-Year Plan formulation of construction industry [EB/OL]. (2022-01-19) [2023-02-25]. http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-01/27/5670687/files/12d50c613b344165afb21bc596a190fc.pdf.(in Chinese)
- [3] 刘凌宇,崔亦玮,仲冉.装配式预制构件施工质量问题研究[J].建筑结构,2022,52(Sup2):1596-1600.
 LIU L Y, CUI Y W, ZHONG R. Research on the construction quality of prefabricated building components
 [J]. Building Structure, 2022, 52(Sup2): 1596-1600. (in Chinese)
- [4] 瞿富强, 陈初一, 颜伟. 基于 ANP-FUZZY 的装配式建 筑预制构件质量风险评价[J]. 土木工程与管理学报,

2019, 36(3): 92-98

QU F Q, CHEN C Y, YAN W. Quality risk assessment of prefabricated building components based on ANP-FUZZY [J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2019, 36(3): 92-98 (in Chinese)

- [5] 吴杨,宋磊,朱兆晴,等.钢管桁架预应力混凝土叠合 板设计方法[J].建筑结构,2022,52(1):109-114,126
 WUY, SONG L, ZHU Z Q, et al. Design method for prestressed concrete laminated slab with grouted steeltube trusses [J]. Building Structure, 2022, 52(1): 109-114, 126 (in Chinese)
- [6] 杨秀英,魏振宇,王示,等.新型双向钢筋桁架叠合板 底板受力性能试验研究[J].土木与环境工程学报(中英 文), 2021, 43(4): 84-90
 YANG X Y, WEI Z Y, WANG S, et al. Experimental study on the mechanical properties of the baseplate of composite slab with two-way steel truss [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2021, 43(4): 84-90 (in Chinese)
- [7] PURI N S, VALERO E, TURKAN Y, et al. Assessment of compliance of dimensional tolerances in concrete slabs using TLS data and the 2D continuous wavelet transform [J]. Automation in Construction, 2018, 94: 62-72.
- [8] FU X B, ZHANG Y C, ZHANG W W, et al. Research on the size of ring forgings based on image detection and point cloud data matching method [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 119(3/4): 1725-1735.
- [9]杨阳,李青泽,姚刚.预制叠合板构件智能化识别与检测方法[J].土木与环境工程学报(中英文),2022(1): 87-93.
 YANG Y, LI Q Z, YAO G. Intelligent identification and detection method of prefabricated laminated slab [J].

Journal of Civil and Environmental Engineering, 2022 (1): 87-93. (in Chinese)

- [10] ZHANG P, FAN W Y, CHEN Y, et al. Structural symmetry recognition in planar structures using Convolutional Neural Networks [J]. Engineering Structures, 2022, 260: 114227.
- [11] CHEN Y, LU C H, YAN J Y, et al. Intelligent computational design of scalene-faceted flat-foldable tessellations [J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2022, 9(5): 1765-1774.
- [12] ZHU H L, WANG Y S. Intelligent prediction of prestressed steel structure construction safety based on BP neural network [J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1442.
- [13] 姚刚,廖港,杨阳,等.基于卷积神经网络的预制叠合 板多目标智能化检测方法[J].土木与环境工程学报(中 英文),2024,46(1):93-101.

YAO G, LIAO G, YANG Y, et al. Multi-target intelligent detection method of prefabricated laminated board based on convolutional neural network [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2024, 46(1): 93-101.(in Chinese)

- [14] LIU J P, LI D S, FENG L, et al. Towards automatic segmentation and recognition of multiple precast concrete elements in outdoor laser scan data [J]. Remote Sensing, 2019, 11(11): 1383.
- [15] LI D S, LIU J P, FENG L, et al. Terrestrial laser scanning assisted flatness quality assessment for two different types of concrete surfaces [J]. Measurement, 2020, 154: 107436.
- [16] LIU J D, ZHANG Q L, WU J, et al. Dimensional accuracy and structural performance assessment of spatial structure components using 3D laser scanning [J]. Automation in Construction, 2018, 96: 324-336.
- [17] KIM M K, WANG Q, LI H. Non-contact sensing based geometric quality assessment of buildings and civil structures: A review [J]. Automation in Construction, 2019, 100: 163-179.
- [18] LI D S, LIU J P, 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.
- [19] GUO J J, WANG Q, PARK J H. Geometric quality inspection of prefabricated MEP modules with 3D laser scanning [J]. Automation in Construction, 2020, 111: 103053.
- [20] ZHAO W J, JIANG Y, LIU Y Y, et al. Automated recognition and measurement based on three-dimensional point clouds to connect precast concrete components [J]. Automation in Construction, 2022, 133: 104000.
- [21] KIM M K, SOHN H, CHANG C C. Automated dimensional quality assessment of precast concrete

panels using terrestrial laser scanning [J]. Automation in Construction, 2014, 45: 163-177.

- [22] KIM M K, WANG Q, PARK J W, et al. Automated dimensional quality assurance of full-scale precast concrete elements using laser scanning and BIM [J]. Automation in Construction, 2016, 72: 102-114.
- [23] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus [J]. Communications of the ACM, 1981, 24 (6): 381-395.
- [24] ESTER M, KRIEGEL H, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [C]//KDD' 96: Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining 1996: 226-231
- [25] WOLD S, ESBENSEN K, GELADI P. Principal component analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1/2/3): 37-52.
- [26] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [27] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures [J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11-15.
- [28] SHI J B, TOMASI. Good features to track [C]//1994 Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 21-23, 1994, Seattle, WA, USA. IEEE, 2002: 593-600.
- [29] HARRIS C G, STENPHENS M J. A combined corner and edge detection [C]//Alvey Vision Conference, 1988, 15(50): 10-5244.
- [30] FARO. Focus 3D Technical Specification [EB]. Faro Inc: Lake Mary, 2018.

(编辑 王秀玲)