

# 基于改进引导滤波的预制构件吊点 位置检测方法

吴玉厚,王晓伟,张 天

(沈阳建筑大学机械工程学院,辽宁 沈阳 110168)

**摘 要** 目的 解决装配式建筑机械自动吊装过程中,确定预制墙板吊点位置时出现的图像噪声大、位置检测精度低、图像受明暗度影响明显的问题.方法 通过获取吊点 CAD 模型的边缘轮廓与改进引导滤波处理后图像的边缘轮廓进行模板匹配,获得吊点的位置信息.结果 实验结果在 X、Y 轴的方向上最大误差为 1.48 mm,Z 轴方向上的最大误差为 4.49 mm,检测最长时间为 0.36 s,距离越近精度越高.且受光照影响较小,误差值均满足工程需求.结论 该方法能够高效准确地获得吊点位置信息,受光照明暗程度影响小,结果满足工程需求.

**关键词** 引导滤波;位置检测;CAD 模型;预制构件;模板匹配

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

## Detection Method of Lifting Point Positions of Prefabricated Component Based on Improved Guide Filter

WU Yuhou, WANG Xiaowei, ZHANG Tian

(School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

**Abstract:** In the process of automatic hoisting of assembly construction machinery, the problems of big image noise, low accuracy of position detection and obvious influence of light and shade are solved when determining the hoisting point position of prefabricated wallboard. The positions information of the lifting points are obtained by template matching between the edge contour of the lifting point CAD model and the edge contour of the image after the improved guided filtering processing. The experimental results show that the maximum error is 1.48 mm in the direction of X and Y axis, 4.49 mm in the direction of Z axis, and the maximum detection time is 0.36 s. The closer the distance is, the higher the accuracy is. It is less affected by the light, and the error values meet the engineering requirements. This method can obtain the position information of the lifting

收稿日期:2019-07-30

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFC0703903);国家自然科学基金项目(51705341,51675353);东北大学轧制与自动化国家重点实验室开放基金项目(2018RALKFKT007)

作者简介:吴玉厚(1955—),男,教授,博士,主要从事陶瓷零件精密加工制造技术及计算机视觉等方面研究.

points efficiently and accurately, which is less affected by the degree of light and dark, and the results meet the engineering requirements.

**Key words:** guided filtering; position measurement; CAD model; prefabricated components; template matching

随着科学技术的发展,装配式建筑机械开始逐渐应用于建筑施工中. 建筑机械自动化技术有着高效、快捷、安全和优质等优点<sup>[1]</sup>. 我国在装配式建筑自动化上已经有了一定成果,但是还存在一些关键问题有待解决. 其中视觉传感器在目标识别中有着广泛的应用<sup>[2]</sup>.

目前基于机器视觉技术目标位置测量的传统方法主要分为三大类:通过目标物体上的特征点进行匹配测量<sup>[3-4]</sup>;通过目标物体上的几何基元进行检测<sup>[5-6]</sup>;通过目标物体具有的 CAD 模型进行匹配<sup>[7-8]</sup>. 近年来,以深度学习为代表的机器学习也经常用在目标的位置检测方面,并且取得了比较好的效果<sup>[9]</sup>. 王志等<sup>[10]</sup>通过卷积神经网络(CNN)自主提取图像特征并进行匹配,但是该方法需要多样本进行训练,且实际工程应用效果有待检验. 双目视觉技术也常用于目标检测.

笔者针对以上问题,结合墙板图像噪声大、背景复杂、明暗不均的特点,提出了一种改进引导滤波的预制构件吊点位置检测方法. 该方法通过获取吊点 CAD 模型的边缘轮廓与实际采集图像的边缘轮廓进行模板匹配,可以准确、高效地得到吊点的位置信息. 同时该方法不通过吊点表面纹理匹配,也保证了测量的通用性及可靠性.

1 基本原理与实验流程

匹配目标特征选取的优劣直接影响匹配的精度和速度. 常用的匹配特征方法有:灰度特征<sup>[11-13]</sup>,边缘特征<sup>[14-15]</sup>等. 施工场地存在非线性光照变化、目标物体遮挡及天气原因等干扰因素. 灰度特征匹配结果精度受光照变化影响严重,边缘匹配只适用于光照变化范围较小的环境.

为解决在施工现场获得的目标图像可能会存在噪声、光照不均匀、图像中复杂元素过多等外界干扰. 笔者提出了一种自适应梯度引导滤波的图像处理方法,通过自适应梯度引导滤波对图像进行保留边缘信息的滤波处理. 再通过边缘检测的方法增加匹配精准度、减少匹配时间.

通过不同角度的虚拟相机视点获得吊点的 CAD 模型并获得对应的二维平面图像,将这些图像组成形状特征图库与预处理后的边缘图像进行模板匹配,即可识别吊点的空间位置信息. 该方法不需要获得吊点表面的纹理信息,仅需要设计 CAD 模型及实物目标的图像就可以实现不同位置的吊点位置检测. 改进引导滤波的预制构件吊点位置检测方法流程如图 1 所示.

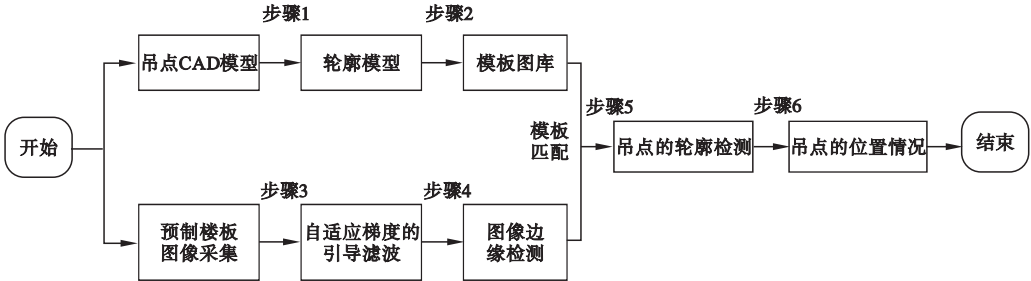


图 1 预制墙板位置检测

Fig. 1 Prefabricated wallboard position detection

实现步骤如下:

**步骤1** 根据吊环的 CAD 模型,获得匹配所需要的轮廓模型.

**步骤2** 通过标定获得相机的内、外参数,在不同角度的虚拟相机视点观察吊点的 CAD 模型并获得对应的二维平面图像,建立模板图库.

**步骤3** 通过相机采集检测图像,使用自适应梯度引导滤波进行预处理.

**步骤4** 提取吊点边缘特征,获得边缘图像.

**步骤5** 将模板图库与预处理的图像进行模板匹配,确定吊点的位置.

**步骤6** 通过模板数据与检测到目标图像中吊点进行对比,得到吊点的位置信息情况.

## 2 改进引导滤波的预制构件吊点位置检测

### 2.1 自适应梯度的引导滤波

为应对目标图像中的噪声问题及光线不均匀的情况,笔者采用保留边缘信息较好的引导滤波来进行图像的滤波处理.引导滤波<sup>[14]</sup>是局部线性的滤波模型:

$$q_i = a_k \times I_i + b_k, \forall i \in \omega_k. \quad (1)$$

式中: $q$  为输出图像; $I$  为引导图像; $a_k$  和  $b_k$  为引导图像中以  $k$  为中心、 $r$  为半径的局部窗口  $\omega_k$  内的线性系数.为了满足输入图像  $p$  与输出图像  $q$  的差别最小,使其转化为最优化问题,其代价函数为

$$E = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k)^2 + \varepsilon a_k^2). \quad (2)$$

式中:为了防止  $a_k$  过大,引入滤波因子  $\varepsilon$ .

利用线性回归求解式(2)中  $a_k$  和  $b_k$  中最优解:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i P_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon}. \quad (3)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k. \quad (4)$$

式中: $\mu_k$  和  $\sigma_k$  分别为局部窗口中  $\omega_k$  内的均值和方差; $\varepsilon$  为滤波因子.若将输入图像  $P$  作为引导图像  $I$  进行求解时,则式(3)变为

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \varepsilon}. \quad (5)$$

式(4)变为

$$b_k = (1 - a_k) \mu_k. \quad (6)$$

从式(5)和式(6)可以看出,当  $\varepsilon = 0$  时,  $a_k = 1, b_k = 0$ ,此时输出图像  $q$  为原图像.当  $\varepsilon > 0$  时,分为以下两种情况:当  $\varepsilon \approx 0$  时,  $a_k \approx 0, b_k = \mu_k$ ,此时处于图像的非边缘区域,该窗口区域进行平滑处理;当  $\varepsilon = \infty$  时,  $a_k \approx 1, b_k \approx 0$ ,此时处于图像边缘区域,该窗口区域进行的是保持边缘处理.因此在窗口大小不变的情况下,滤波因子越大,滤波的效果就会越显著.

针对全局滤波因子无法动态兼顾平滑和保持边缘的问题.笔者提出了一种自适应梯度的引导滤波.通过改进复合梯度<sup>[17]</sup>公式与高阶差分算子集<sup>[18]</sup>相结合计算,得到梯度计算式:

$$T_d = (\sum H_i^2)^{1/2}. \quad (7)$$

式中: $H_i$  为图像对应像素点的梯度值,可以通过高阶差分算子集(见图2)计算出得到,原图像与高阶差分算子集进行卷积计算得到  $H_i (i = 1, 2, \dots, 9)$ .

将高阶差分算子集得到的梯度图像  $T_d$  进行归一化处理,并得到自适应滤波因子  $\varepsilon$  和梯度图像  $T_d$  的关系式为

$$\varepsilon(i, j) = \frac{1}{100(T_d(i, j) + \lambda)}. \quad (8)$$

其中: $\lambda$  为防止滤波因子  $\varepsilon$  过大,所以引入一极小常数,本次实验  $\lambda = 0.001$ .

在梯度较大的窗口区域,即边缘区域可以采用较小的  $\varepsilon$  来保证边缘不被过度平滑.在梯度较小的窗口区域,采用较大的  $\varepsilon$  来保证该区域有较好的滤波效果.滤波效果对比如图3所示.

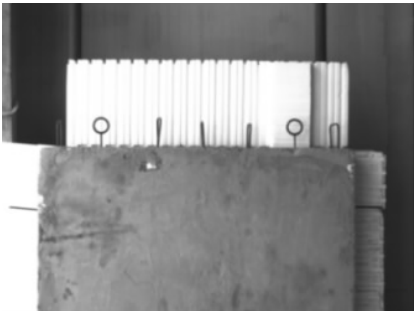
-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3
-3	0	5	-3	0	-3	5	0	-3
-3	5	5	5	5	5	5	5	-3

-3	-3	5	-1	-1	-1	5	-3	-3
-3	0	5	-1	8	-1	5	0	-3
-3	-3	5	-1	-1	-1	5	-3	-3

-3	5	5	5	5	5	5	5	-3
-3	0	5	-3	0	-3	5	0	-3
-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3

图2 高阶差分算子集

Fig. 2 Set of higher order difference operators



(a) 引导滤波



(b) 改进后引导滤波

图3 引导滤波与笔者提出改进引导滤波对比

Fig. 3 Contrast between guided filter and improved guided filter

2.2 基于吊点模型边缘模板图库的建立

在吊点特征图库的建立过程中,需要使用吊点的三维模型.通过对 DXF 文件编码进行解析,获得其对应目标的完整几何信息.利用解析得到目标的轮廓和原点情况,可以实现线框模型的获取.吊点线框模型如图 4 所示.

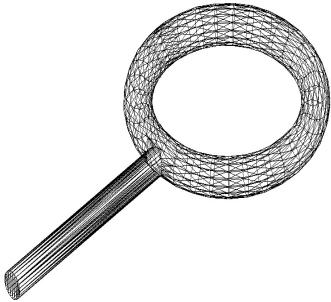


图4 线框模型

Fig. 4 Wire-frame model

在模板图库与目标图像进行匹配过程中,需要获得大量吊点轮廓模型的二维投影图像.考虑到工程应用需要高效性,笔者以目标模型为中心创建一个球体并在球心建立坐标系.拟定虚拟相机位于球体表面,在球体表面的各个位置观察目标的位置,该球体即为‘视点球’<sup>[19]</sup>.‘视点球’上虚拟相机所得的二维图像即为轮廓模型的二维图像.在空间中,获得物体的位置信息,需要知道物体的六个自由度,而利用‘视点球’表示视点方位,仅需要知道经度、纬度及半径即可(见图 5).

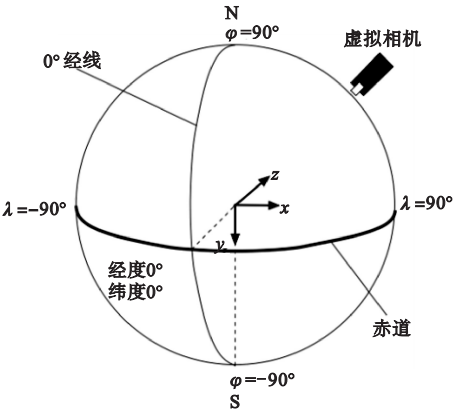


图5 视点球

Fig. 5 Penalty kick

为了提高获取二维轮廓模型图像的效率,可以根据实际情况限制在球面上相机观察物体的范围,从而减少无用的视点图,同时也可以增加之后的匹配效率.通过  $\lambda_{\min}$ 、 $\lambda_{\max}$ 、 $\varphi_{\max}$ 、 $\varphi_{\min}$  四个参数来限制虚拟相机的视点位置,通过  $d_{\max}$  和  $d_{\min}$  来限制搜索目标的最大距离和最小距离.

通过虚拟相机在‘视点球’上获得的视点方向,结合模型参考坐标系与相机物理坐标系的转换关系  $\mathbf{H}$ . 设目标上一点的参考坐标为  $(X_r, Y_r, Z_r)$ , 相机物理坐标系下的坐标为  $(X_c, Y_c, Z_c)$ , 则有

$$\begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{pmatrix} = \mathbf{H} \begin{pmatrix} X_r \\ Y_r \\ Z_r \end{pmatrix}. \tag{9}$$

设该目标点在相机成像的像素坐标系坐标为  $(\mu, \gamma)$ , 结合相机内参  $\mathbf{M}$ , 根据像素坐标系与相机物理坐标系的转换关系, 则有:

$$\begin{pmatrix} \mu \\ \gamma \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{M} \begin{pmatrix} X_c/Z_c \\ Y_c/Z_c \\ 1 \end{pmatrix}. \tag{10}$$

根据式(9)与式(10)便可以求出目标轮廓模型投影到虚拟相机的坐标信息, 实现二维投影图像的信息获得.

2.3 特征图库与实物图像对比匹配

在改进引导滤波处理好实际获得的图像后, 使用 Canny 边缘检测<sup>[20]</sup>对自适应梯度引导滤波处理后的图像进行边缘检测, 得到边缘图像如图 6 所示.



图 6 Canny 边缘检测图像

Fig. 6 Canny edge detection image

利用模型相似的特征, 将吊点边缘图像与所得模板图库进行模板匹配. 通过计算模板图库中形状特征图像全部边缘点的方向向量与边缘图像中各点方向向量作和, 并以此表示匹配度值  $k$ , 即:

$$k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i^T \mathbf{q}_i. \tag{11}$$

式中:  $n$  为匹配点的数量;  $\mathbf{p}$  为形状特征图像点的梯度方向向量;  $\mathbf{q}$  为边缘图像的梯度方向向量.

通过式(11)对形状特征图像和边缘图像进行相似度计算, 在边缘图像中搜索相似的边缘进行模板匹配. 通过匹配分度值的计算也可以剔除因边缘相似但方向向量不同的误匹配区域. 即使有相似方向向量相同的对应点, 也会因为其方向向量短小而不影响式(11)的计算结果. 然而式(11)处理边缘图像受光照影响较为明显, 其方向向量的长短取决于图像的亮度, 为此需对匹配分度值  $k$  进行归一化处理, 使所有向量长度均为 1, 这样可以使  $k$  值不受光照影响. 综上所述, 归一化处理后的形状相似度计算公式为

$$k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mathbf{p}_i^T \mathbf{q}_i}{\|\mathbf{p}_i\| \cdot \|\mathbf{q}_i\|}. \tag{12}$$

通过式(12)求取的  $k$  值均小于 1, 且  $k$  值越接近 1, 说明匹配的相似度越高. 当达到 1 时, 说明形状特征图像与边缘图像为完全匹配.

为达到快速匹配的目的, 建立形状特征图像金字塔结构如图 7 所示. 在与边缘图像匹配时, 采用分层逐级匹配的方法, 从金字塔的第  $n$  层开始, 由上至下, 由粗到精进行搜索匹配. 其中, 金字塔的各个节点表示模型图库中获得的不同视角的形状特征.

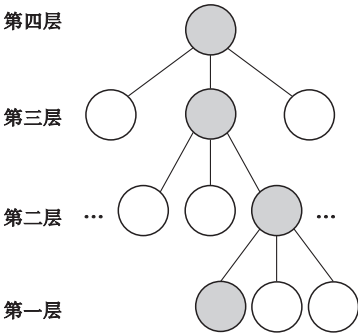


图 7 金字塔分层结构图

Fig. 7 Pyramid hierarchy



在搜索匹配时,通过使用式(12)对每层的待选节点进行匹配评估. 设定一个预设匹配阈值  $k_{\min}$ ,累加计算形状特征图像到第  $j$  个元素的点积总和为  $k_j$ ,当满足  $k_j < k_{\min} - 1 + j/n$  时,停止此节点计算,进行当前层下一个节点计算,完成金字塔当前层的所有节点的计算找出所有满足要求的节点. 选择形状相似度大的子节点,根据这些子节点确定下一层所需要计算的节点并进入计算,直到完成金字塔最底层的所有节点的计算. 如果计算结果满足大于预设匹配阈值  $k_{\min}$ ,则停止匹配搜索,匹配完成. 如果金字塔最底层节点均不满足大于预设匹配阈值  $k_{\min}$ ,则匹配失败.

3 实验验证

为了验证笔者提出的改进引导滤波的预制构件吊点位置检测方法的可行性,对预制墙板吊点进行测距实验. 其中相机的内部参数及外部参数见表1、表2.

表1 相机内部参数

Table 1 Internal parameters of camera					
$f/\text{mm}$	$K$	$s_x/\mu\text{m}$	$s_y/\mu\text{m}$	$c_x/\text{pixel}$	$c_y/\text{pixel}$
8.958	-1 891.51	2.203	2.2	1 312.45	902.849

表2 相机外部参数

Table 2 External parameters of camera					
$R_x/(\text{^\circ})$	$R_y/(\text{^\circ})$	$R_z/(\text{^\circ})$	$t_x/\text{mm}$	$t_y/\text{mm}$	$t_z/\text{mm}$
6.483	0.769	357.837	29.842	26.112	718.384

本次实验分别选取距离墙板 1.5 m 和 2 m 位置进行实验. 视点球设置参数为  $\lambda_{\min} = -25^\circ, \lambda_{\max} = 25^\circ, \varphi_{\max} = -25^\circ, \varphi_{\min} = 25^\circ$ , 根据以上约束限制虚拟相机位置范围, 获得 CAD 模型的匹配图库. 匹配结果如图 8 所示, 其中图 8(a) 为约 1.5 m 位置墙板测量结果, 图 8(c) 为约 2.0 m 位置墙板测量结果, 图 8(b) 为图 8(a) 的右吊点局部放大图, 图 8(d) 为较亮环境下 2.0 m 吊点位置检测结果. 明暗结果对比如图 8(e)、图 8(f) 所示, 其中图 8(e) 为图 8(c) 右吊点放大图, 图 8(f) 为图 8(d) 右吊点放大图.

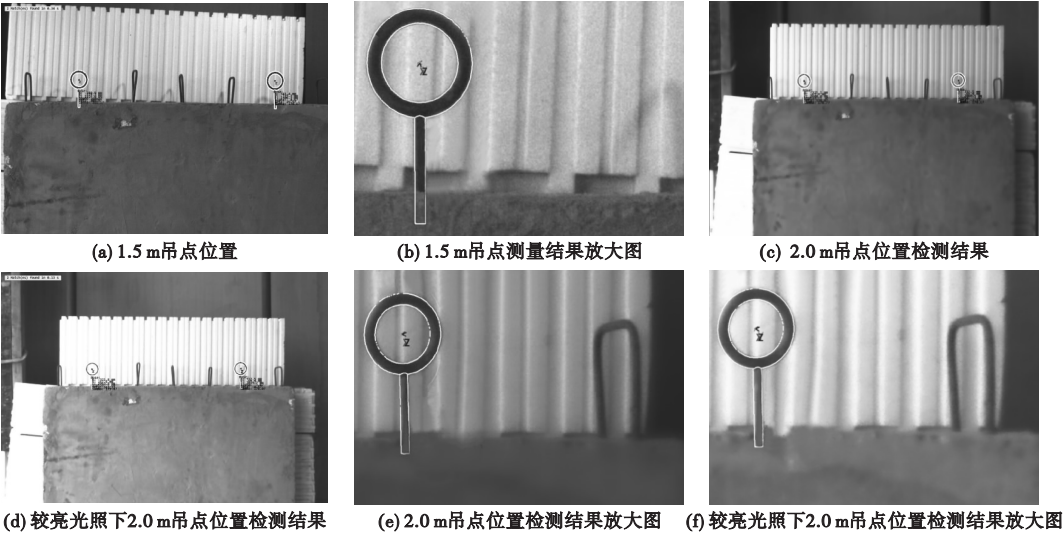


图8 匹配结果

Fig. 8 Matching results

为验证获取位置的准确度,笔者对测量实验进行优化后,利用激光测距仪测量吊点的位置信息,统一坐标系后与匹配结果进行对比,其中表2、表3为图8的显示数据,通过多组实验后得到的数据见图9、图10. 由实

验验证结果可见,笔者所提的方法可以准确地测出吊点的位置信息(圆环中心为测量基准点). 在  $X$  轴与  $Y$  轴的误差最大值为 1.48 mm,在  $Z$  轴误差最大值为 4.49 mm,其检测耗时最长为 0.36 s,距离吊点的位置越

近精度越高. 为验证笔者所提方法对光照的鲁棒性,又进行了不同光照下的实验,其检测结果与正常光照时相近,检测结果满足装配式建筑吊装需求.

表3 1.5 m 目标匹配结果

Table 3 Comparison of 1.5 m target matching results

名称	坐标参数	激光测量 结果/mm	实验测量 结果/mm	误差/mm
左吊点	X 坐标	-280.33	-280.90	0.57
	Y 坐标	-119.12	-119.70	0.58
	Z 坐标	1518.03	1 516.00	2.03
右吊点	X 坐标	341.70	341.40	0.30
	Y 坐标	-115.07	-115.70	0.63
	Z 坐标	1 508.42	1 506.70	1.72

表4 2 m 目标匹配结果

Table 4 Comparison of 2.0 m target matching results

名称	坐标参数	激光测量 结果/mm	实验测量 结果/mm	误差/mm
左吊点	X 坐标	-313.05	-312.10	1.05
	Y 坐标	-66.14	-67.40	1.26
	Z 坐标	2 043.51	2 040.00	3.51
右吊点	X 坐标	311.70	312.50	1.20
	Y 坐标	-69.15	-69.90	0.75
	Z 坐标	2 037.26	2 040.50	3.24

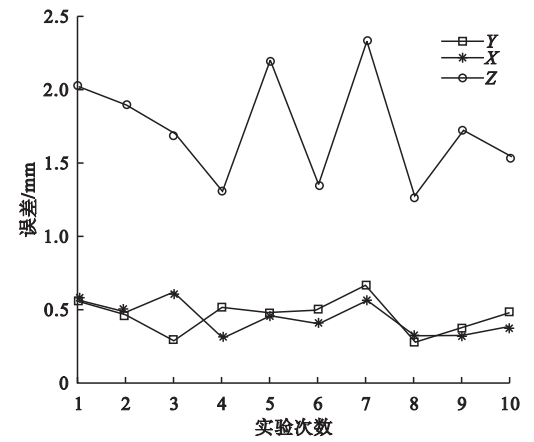


图9 1.5 m 吊点检测误差测试结果

Fig. 9 1.5 m hanging point detection error test results

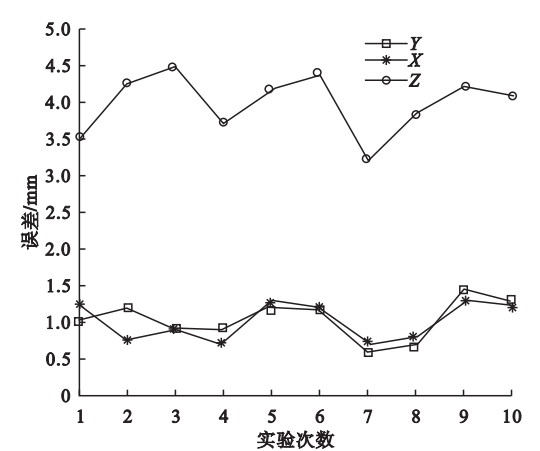


图10 2.0 m 吊点检测误差测试结果

Fig. 10 2.0 m hanging point detection error test results

4 结 语

笔者提出了一种改进引导滤波的预制构件吊点位置检测方法. 该方法避免依赖目标表面纹理信息及特征信息,仅需要获得测量目标的 CAD 模型和改进引导滤波的边缘图像,即可实现对吊点位置的快速测量. 实验结果在 X,Y 轴的方向上最大误差为 1.48 mm, Z 轴方向上的最大误差为 4.49 mm,检测最长时间为 0.36 s,且受光照影响较小,结果均满足工程需求.

参考文献

[1] 常春光,颜蕊蕊,李腾坤. 基于 SD 的装配式建筑施工安全评价及管理措施[J]. 沈阳建筑大学学报(社会科学版),2018,20(4):371-376.  
(CHANG Chunguang, YAN Ruirui, LI Tengkun. Safety risk assessment and management measures for prefabricated construction based on SD [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (social science), 2018,20(4):371-376.)

[2] 葛宝义,左宪章,胡永江. 视觉目标跟踪方法研究综述[J]. 中国图象图形学报,2018,23(8):1091-1107.  
(GE Baoyi, ZUO Xianzhang, HU Yongjiang. Review of visual object tracking technology[J]. Journal of image and graphics, 2018, 23 (8): 1091-1107.)

[3] ZENG W, LIANG G, GUANG C W, et al. Multi-stage feature learning based object recognition and 3D pose estimation with kinect [C]//Sixth International Conference on

- Information Science & Technology. IEEE: [s. n.], 2016.
- [4] 王瑜, 禹秋民. 基于曲率特征与改进的RANSAC策略的图像匹配算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(12): 3791 - 3796.  
(WANG Yu, YU Qiumin. Image matching algorithm based on curvature feature coupling improved RANSAC[J]. Computer engineering and design, 2018, 39(12): 3791 - 3796.)
- [5] MANSUY M, GIORDANO M, HERNANDEZ P, et al. A new calculation method for the worst case tolerance analysis and synthesis in stack-type assemblies[J]. Computer aided design, 2011, 43(9): 1118 - 1125.
- [6] GUO Yuanhao, VENEMAN A, WOUTER J, et al. Silhouette-based 3D model for zebrafish high-throughput imaging [C]//International Conference on Image Processing Theory. IEEE: [s. n.], 2016.
- [7] 韩翀蛟. 基于几何形状特征的工件识别方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2014.  
(HAN Chongjiao. Research on geometrical feature-based method for workpiece recognition [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014.)
- [8] 高艺, 王斌, 胡楷模, 等. 基于典型面匹配的机械零件检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(4): 640 - 655.  
(GAO Yi, WANG Bin, HU Kaimo, et al. Mechanical parts retrieval based on typical face matching[J]. Journal of computer-aided design & computer graphics, 2011, 23(4): 640 - 655.)
- [9] 殷和义, 郭尊华. 一维卷积神经网络用于雷达高分辨率距离像识别[J]. 电讯技术, 2018, 58(10): 1121 - 1126.  
(YIN Heyi, GUO Zunhua. Radar HRRP target recognition with one-dimensional CNN[J]. Telecommunication engineering, 2018, 58(10): 1121 - 1126.)
- [10] 王志, 陈平, 潘晋孝. 基于深度学习的复杂背景下目标检测[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018, 32(4): 171 - 176.  
(WANG Zhi, CHEN Ping, PAN Jinxiao. Object detection based on deep learning in complex background [J]. Journal of Chongqing university of technology (natural science), 2018, 32(4): 171 - 176.)
- [11] 李庆武, 周亚琴, 马云鹏, 等. 基于双目视觉的显著性目标检测方法[J]. 光学学报, 2018, 38(3): 331 - 343.  
(LI Qingwu, ZHOU Yaqin, MA Yunpeng, et al. Salient object detection method based on binocular vision[J]. Acta optica sinica, 2018, 38(3): 331 - 343.)
- [12] 蒋强卫, 甘兴利, 李雅宁. 基于CNN双目特征点匹配目标识别与定位研究[J]. 无线电工程, 2018, 48(8): 643 - 649.  
(JIANG Qiangwei, GAN Xingli, LI Yaning. Research of target recognition and positioning based on CNN binocular feature point matching [J]. Radio engineering, 2018, 48(8): 643 - 649.)
- [13] HEL-OR Y, HEL-OR H. Real-time pattern matching using projection kernels [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005, 27(9): 1430 - 1445.
- [14] 虎玲, 常霞, 纪峰. 图像边缘检测方法研究新进展[J]. 现代电子技术, 2018, 41(23): 32 - 37.  
(HU Ling, CHANG Xia, JI Feng. New research progress of image edge detection methods [J]. Modern electronics technique, 2018, 41(23): 32 - 37.)
- [15] OLSON C F. Automatic target recognition by matching oriented edge pixels [J]. IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE signal processing society, 1997, 6(1): 103 - 113.
- [16] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2013, 35(6): 1397 - 1409.
- [17] 张军国, 冯文钊, 胡春鹤, 等. 无人机航拍林业虫害图像分割复合梯度分水岭算法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(14): 93 - 99.  
(ZHANG Junguo, FENG Wenzhao, HU Chunhe, et al. Image segmentation method for forestry unmanned aerial vehicle pest monitoring based on composite gradient watershed algorithm [J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2017, 33(14): 93 - 99.)
- [18] 王龙飞. 基于边界约束和上下文正则化的图像去雾方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.  
(WANG Longfei. Research on image dehazing methods based on boundary constraint and contextual regularization [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014.)
- [19] 张天, 刘少丽, 唐承统, 等. 基于形状特征的管路接头测量和三维重建方法[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(1): 123 - 134.  
(ZHANG Tian, LIU Shaoli, TANG Chengtong, et al. Measurement and 3D reconstruction method for pipeline's joints based on shape feature [J]. Computer integrated manufacturing systems, 2015, 21(1): 123 - 134.)
- [20] GENG Xin, CHEN Ke, HU Xiaoguang. An improved Canny edge detection algorithm for color image [C]// IEEE International Conference on Industrial Informatics. IEEE: [s. n.], 2012.  
(责任编辑: 杨永生 英文审校: 刘永军)