

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211191

基于双目视觉的车辆外廓尺寸测量方法^{*}

王正家^{1,2} 景嘉宝^{1,2} 王思宇^{1,2}

(1.湖北工业大学机械工程学院 武汉 430068; 2.现代制造质量工程湖北省重点实验室 武汉 430068)

摘要: 针对目前车辆外廓尺寸测量成本高、安装复杂且三维轮廓重构质量差的问题,提出了基于双目视觉的车辆外廓尺寸测量方法。该方法首先对双目相机采集的车辆图像对进行校正,并通过改进后的立体匹配算法计算生成车辆视差图。基于双目视觉三维测量原理解算车辆轮廓视差信息进行三维重构,生成车辆点云。针对相机盲区车辆轮廓数据缺失问题,设计了基于车牌识别的点云对称修复方法,生成完整车辆三维轮廓。实验结果表明,3种车型的测量示值误差均小于1%,车辆模型重构完整度高。

关键词: 双目视觉;外廓尺寸;立体匹配;三维重构;对称修复

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.4

Measurement method of vehicle outline size based on binocular vision

Wang Zhengjia^{1,2} Jing Jiabao^{1,2} Wang Siyu^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;

2. Key Laboratory of Modern Manufacturing Quality Engineering, Wuhan 430068, China)

Abstract: Aiming at the problems of high cost, complex installation, and poor quality of 3D contour reconstruction at present, a vehicle contour dimension measurement method based on binocular vision is proposed. The method firstly corrects the vehicle image pair collected by the binocular camera, and calculates and generates the vehicle disparity map through the improved stereo matching algorithm. Based on the principle of 3D measurement of binocular vision, the disparity information of the vehicle contour is calculated for 3D reconstruction, and the vehicle point cloud is generated. Aiming at the problem of missing vehicle contour data in camera blind area, a point cloud symmetry repair method based on license plate recognition is designed to generate a complete three-dimensional vehicle contour. The experimental results show that the measurement and indication errors of the three vehicle models are all less than 1%, and the vehicle model reconstruction integrity is high.

Keywords: binocular vision; outline size; stereo matching; 3D reconstruction; symmetry restoration

0 引言

车辆外廓尺寸测量对于洗车行业、车辆分型、交通管理等领域具有重要意义。其中,自动洗车机通过对驶入车辆外形感知,规划刷体运行路径,进行安全、高效清洗,是洗车行业未来发展趋势,也是车辆外廓尺寸测量主要应用场景之一。

传统的车辆外廓尺寸测量方法主要基于人眼测量,此方法测量结果误差较大且测量效率低^[1]。随着科技的进步,目前普遍使用激光雷达、红外光幕传感器和机器视觉来测量车辆外廓尺寸,无论是精度还是效率都得到了大幅提高。在使用激光雷达测量车辆外廓信息的研究中,张立斌等^[2]在车左、车右、车前安装激光雷达,进行车辆外廓尺寸

测量,通过边界点识别算法对车辆边界特征进行保护,并设计曲线行驶矫正模型实现车辆轮廓到坐标系的准确映射。该方法优点是测量精度高,缺点是成本高、激光存在相互干扰问题;在使用红外光幕传感器测量车辆外廓信息的研究中,彭玉华等^[3]提出了一种基于控制器局域网络(CAN)总线的红外光幕式机动车外廓尺寸自动测量技术,通过测长、测宽、测高光幕传感器采集驶入车辆外形数据,数据经CAN总线传输至上位机进行解算生成车辆外廓尺寸信息,优点是能获得较为精确的外廓信息,缺点是安装、维护成本高,不适合在洗车机场景下测量;在使用机器视觉测量车辆外廓信息的研究中,朱敏等^[4]提出了利用正交相机检测车辆外廓的方法,考虑车辆是严格左右对称的物体,以正交方

收稿日期:2022-08-27

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51275158)项目资助

式安装两相机用来拍摄车辆的主视图和侧视图。通过图像分割直线拟合和霍夫直线检测提取各视图中车辆轮廓的关键点坐标,并进行匹配,生成车辆外廓尺寸信息。优点是成本低,缺点是需车辆按照矩形区域严格对齐停车,实际应用时测量误差大。上述测量方法受传感器本身缺陷影响,测量精度、测量效率和适用性难以达到最优解。因此又有学者提出机器视觉组合红外光幕测量法^[5]、激光雷达组合红外光幕测量法^[6]和激光雷达组合机器视觉测量法^[7]。机器视觉组合红外光幕测量法虽对测量精度有一定提高,但算法过于复杂,容易造成系统延迟响应;激光雷达组合红外光幕测量法对装置的安装要求较高并完成较高精度的检测;激光雷达组合机器视觉测量法虽降低了安装的成本,但同样难以完成较高精度的检测且对于装置安装面积要求大。

本文使用双目视觉来检测车辆外廓信息,虽然是机器视觉的一类分支,但双目视觉具有采集过程简单、测量精度高、安装维护成本低等优点。为兼顾成本、测量精度、鲁棒性和实用性并考虑到洗车机下的应用场景,提出了基于双目视觉的车辆外廓尺寸测量方法。双目视觉测量精度与左右视图立体匹配效果相关,该方法针对传统立体匹配算法存在对车辆等弱纹理、无纹理物体匹配精度低的问题,通过在代价计算使用AD变换与Census变换结合的AD-Census算法进行代价计算,相比于单一的Census算法可以大大提高计算效率,在代价聚合阶段使用结合图像分割的半全局匹配算法(semi-global matching, SGM),可以加强对图像细节的考虑,优化在弱纹理区域匹配精度差的问题,最后使用左右一致性检测,剔除误差点并使用双边滤波减少噪声干扰。同时基于车辆对称原则,通过提取车牌对称面,车辆点云关于车牌对称面镜像的方式实现修复视野盲区车辆轮廓信息,生成完整车辆模型。实验结果表明,3种车型的测量示值误差均小于1%,车辆模型重构完整度高。

1 双目视觉三维测量原理

双目视觉通过模拟人眼观察和处理景物的方式进行三维测量^[8]。图1是理想状态的双目视觉模型,要求两摄像头高度一致、成像平面共面、光轴平行。物点 P 三维坐标可根据其在左右视图的像点 $P'(u, v)$ 、 $P''(u', v')$ 进行恢复。以左相机为基准,物点 $P(x_c, y_c, z_c)$ 计算方法如下。

$$\begin{cases} x_c = \frac{b(u - u_0)}{u - u'} \\ y_c = \frac{b\alpha_x(v - v_0)}{\alpha_y(u - u')} \\ z_c = \frac{b\alpha_x}{u - u'} \end{cases} \quad (1)$$

其中, b 为基线距离, $(u_0, v_0, \alpha_x, \alpha_y)$ 为相机内参。 $u - u'$ 为物点 P 的视差值。

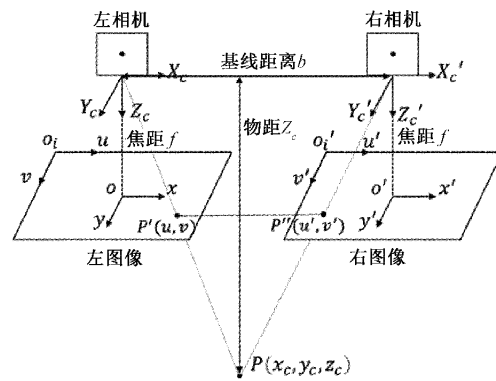


图1 双目视觉模型

由式(1)可知,已知相机内参和车辆所有像点的视差值即可实现车辆轮廓重构。但相机透镜工艺、相机安装误差因素,使相机所生成图像出现畸变、两相机光轴不平行,因此需要对相机自标定和立体标定。基于双目视觉的车辆外廓尺寸测量流程为:双目相机标定、车辆图像立体匹配(生成视差信息)、车辆重构及修复、车辆模型外廓尺寸测量。

2 实验平台的搭建

2.1 双目视觉系统

实验用双目视觉系统如图2所示,相机选用奥维尼公司型号为S50PT1080的工业相机,其视场角为 130° ,像素尺寸为 $3 \mu\text{m} \times 3 \mu\text{m}$,分辨率为 1920×1080 ,焦距可调。两台工业相机由云台进行固定,通过数据线与PC机连接,基线距离设置为210 mm。云台连接三脚架,伸缩距离为50 mm~170 mm,达到相机视野覆盖车辆顶部要求。

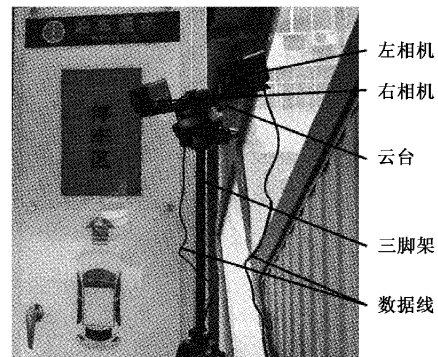


图2 双目视觉系统

2.2 双目相机标定

本文采用张氏标定法^[9]对左右相机立体标定,立体标定结果如表1和2所示。

根据双目相机标定结果对车辆图像立体校正。图3为矫正前图像,由水平线标注可以发现图像中车身各区域并未沿线对齐,且存在明显畸变。图4为校正后图像,左右图像中车身各区域像素行对齐,且通过重投影后的车辆图像无明显畸变存在。

表 1 左右相机标定结果

相机参数	左相机	右相机
a_x/pixel	510.552 37	506.894 07
a_y/pixel	511.056 30	507.064 01
u_0/pixel	647.921 32	633.219 34
v_0/pixel	357.403 18	341.437 25
k_1	-0.037 11	-0.025 73
k_2	-0.005 81	-0.011 23
p_1	-0.000 74	-0.000 57
p_2	0.001 50	0.000 12

表 2 立体标定结果

参数	值
R_s	(0.004 17, -0.008 10, 0.007 70)
T_s	(-210.246 15, -2.665 52, -0.387 37)



图 3 校正前图像

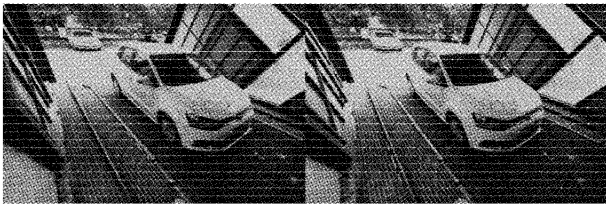


图 4 校正后图像

3 改进的立体匹配算法

立体匹配算法根据像素及其邻域特征,在另一幅视图搜索相同特征像素进行匹配,并计算视差,是双目视觉三维测量的主要算法。物体深度信息是视差信息经相机固定参数转换生成,因此立体匹配效果决定三维重构后模型的质量。车辆作为弱纹理物体,且车身多为无纹理结构,对像素匹配的准确度提出了更高的要求。

立体匹配算法根据算法特点可以分为局部、全局、半全局和基于深度学习的立体匹配算法^[10]。局部匹配算法的优点是时间效率高且计算复杂度低,但未能充分估计到图像的全局信息从而导致该类算法在弱纹理区域匹配效果不佳;全局匹配算法的优点是有效降低了误匹配率,但有着较为复杂的计算过程,从而该算法有着较长的运行时间;深度学习算法在误匹配率方面有着优秀的表现,但此算法在实现过程中需要充足的训练集进行训练,这也会大大提高算

法的实现复杂度。综上所述,本文选择结合局部匹配和全局匹配的半全局立体匹配算法^[11],此算法可以在保证匹配精度的前提下,有着不错的匹配效率,但分析使用环境后仍需对此算法进行改进。

针对以上问题,提出了结合图像分割的 AD-Census 半全局立体匹配算法^[12]。算法流程如图 5 所示,用于提高对图像中弱纹理、无纹理区域匹配精度以及提高算法的匹配效率。

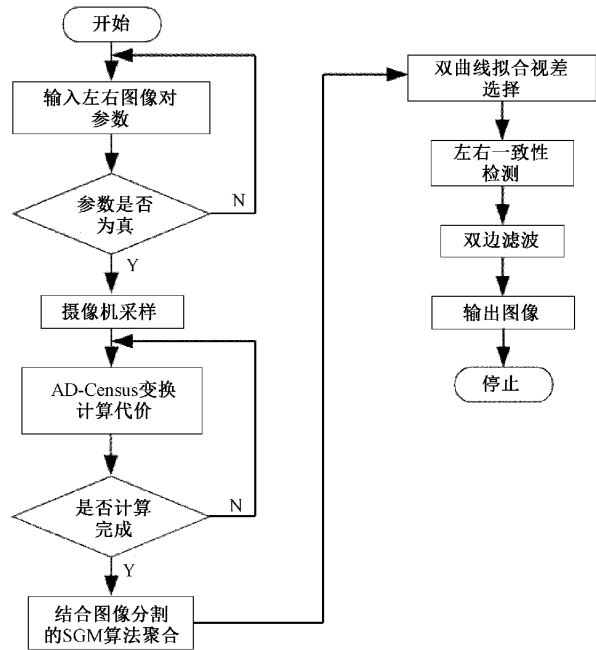


图 5 改进的算法流程

3.1 获取初始视差图

1) 代价计算

Census 算法的优点是针对不同光照强度产生的灰度值不均有着修复作用,但该算法实质上是利用 0/1 字节串来表示图像中灰度值的差异,在纹理较弱区域就不能很好地提取信息。而 AD 变换的实质是利用灰度值直接作差的方法来体现两个窗口的相似度,从而针对弱纹理区域有着较好的匹配效果。

结合上述两种算法的优点,改进后如式(2)、(3):

$$C(p, d) = \rho(C_{AD}(p, d)\alpha_{AD}) + \rho(C_{Census}(p, d)\alpha_{Census}) \quad (2)$$

$$\rho(C, \alpha) = 1 - e^{-\frac{C}{\alpha}} \quad (3)$$

其中, p 表示待匹配点, d 表示图像中的视差值,调控转换结果的取值区间 $[0, 1]$ 用函数 $\rho(C, \alpha)$ 代表, AD 和 Census 的影响参数用 α_{AD} 和 α_{Census} 表示。

2) 结合图像分割的代价聚合

图像分割采用 MeanShift^[13] 算法,此算法的核心是采用概率分布的梯度信息寻找峰值,故由于此算法是非参数预计方法,所以稳定性和鲁棒性较好,而且不需要事先制定

分割的数量。

利用核函数 K_{h_r, h_l} 来预估图像分割过程中像素点 x 的分布,具体的核函数如式(4):

$$K_{h_r, h_l}(x) = \frac{a}{h_r^2 h_l^2} k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^l}{h_l}\right\|^2\right) \quad (4)$$

其中,图像中的像素点坐标和此点下的颜色值用 x^r 和 x^l 表示,带宽由 h_r 和 h_l 表示, a 是常数。

结合图像分割后将半全局立体匹配中代价聚合的公式可改为式(5)、(6):

$$E(D) = \sum_p (C(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1]) + \sum_{q \in N_p} \beta P_2 T[|D_p - D_q| > 1] \quad (5)$$

$$\beta = \begin{cases} \beta_1, & \text{不同图像区域} \\ \beta_2, & \text{相同图像区域} \end{cases} \quad (6)$$

上述公式中:视差图 D 中的所有点的代价匹配用 $C(p, D_p)$, 像素点 p 的视差量、邻域和视差量用 D_p, N_p 和 D_q 表示。式(5)中第 2 项代表在像素点 p 的邻近区域内使得一切像素点 q 采取平移。

3.2 获取最优视差图

1) 双曲线拟合视差选择^[14]

经过上述公式计算的视差值都为整数,在或许还原车辆外廓尺寸信息时,要保证生成的深度图更加符合现实,故在此部分使用抛物线拟合的方法,其原理是由当前视差值的相邻视差值构成一条抛物线,抛物线的最低点即为亚像素级视差。

2) 视差优化

在视差优化阶段,采用左右一致性检测、双边滤波多过程优化视差。

本文算法与结合 Census 变换的半全局匹配算法^[15] (census semi-global matching, Cen_SGM) 和结合灰度值信息自适应窗口的半全局匹配算法^[16] (adapt semi-global matching, Ada_SGM) 对车辆图像匹配效果如图 6 所示。本文算法所生成视差图能够完整计算出车辆轮廓的视差信息,且视差图中车辆表面平滑,匹配效果优于其他算法。



(a) 车辆左右视图



(b) Cen_SGM

(c) Ada_SGM

(d) 本文算法

图 6 各算法生成的视差图

在测量时间这一参数的对比上也优于其它改进的半全局立体匹配算法,结果如表 3。

表 3 本文算法与其它改进算法的测量时间对比

半全局立体匹配算法	测量输出结果时间/s
Cen_SGM	7.23
Ada_SGM	8.05
本文算法	6.58

4 基于车牌识别的点云对称修复

双目视觉系统受固定视距限制,存在视野盲区,缺失部分车辆轮廓信息,导致重建模型不完整,如图 7 所示。针对此问题,设计了基于车牌定位的点云对称修复方法。通过从二维图像中定位车牌,对车牌三维重构后获取车牌的对称面。车辆点云基于车牌对称面镜像即可实现模型补全。

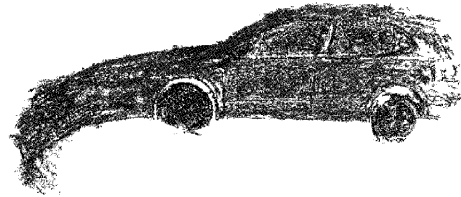


图 7 车辆点云

4.1 车牌定位方法

由于针对车牌的单一特征进行定位鲁棒性弱。因此结合多特征定位车牌后,根据最小错误率准则筛选特征数据明显的区域为车牌区域。车牌的主要特征有:颜色特征、字符特征、纹理特征。

1) HSI 颜色特征定位

通过 HSI 颜色模型定位车牌的方法为:(1)对不同颜色车牌采集颜色信息。以蓝色车牌为例,车牌色调值在 210 左右;(2)通过先验信息对车辆图像进行阈值分割,获得蓝色像素的二值化图 M ; (3)通过 5×5 滤波核核 M 进行形态学闭合运算,得到闭合图像 M_1 ; (4)设置像素面积最大阈值、最小阈值过滤车牌以外其他区域像素。

2) 字符特征定位

通过 MSER(maximally stable extremal regions)方法提取车辆图像中的字符特征。MSER 方法是通过对灰度图像,以阈值递增的方法检测图像中的字符区域。通过阈值递增检测图像中的连通区域变化小,甚至没有变化的区域,则该区域就被称为最大稳定极值区域,表现在车辆图像上则为车牌字符区域。

3) 纹理特征定位

纹理特征定位方法为,对 HSI 图像中的饱和度 S 分量进行增强,以提高车辆图像中车牌的纹理辨识度。对纹理增强后的车辆图像阈值分割,提取包含车牌纹理的二值化图 M ,通过与颜色特征定位相同方法对二值化图 M 处理

后实现车牌定位。

各特征定位车牌后,通过最小错误率准则筛选准确的车牌区域。最小错误率准则是指在拍摄车辆图像 S 后,通过各特征定位方法定位出车牌区域 S_x ,再与图像中实际的车牌区域的 S_y 对比,计算出的错误率 p 。错误率计算方法如下:

$$p = \frac{S_y - S_u}{S_y} + \frac{S_x - S_u}{S - S_y} \quad (7)$$

式中: S_u 为 S_y 与 S_x 的交集。根据本文使用场景计算出的 3 种特征定位方法的平均最小错误率 \bar{p} 如表 4 所示。

表 4 特征定位方法平均最小错误率

方法	平均最小错误率/ \bar{p}
颜色特征	0.246 72
字符特征	0.338 28
纹理特征	0.252 82

结合最小错误率准则筛选车牌区域效果如图 8 所示。

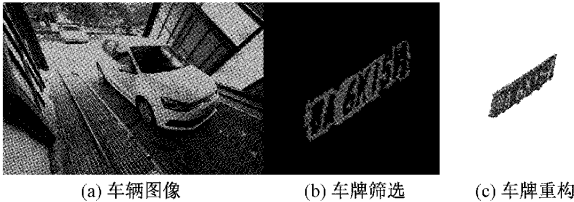


图 8 车牌定位效果

4.2 车牌对称面提取及修复方法

车牌对称面提取方法为:对车牌点云进行下采样,减少点数,采样后的车牌点云集合为 S ;从 S 中任意采集两点,计算其中垂面。所计算出中垂面为:

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (8)$$

将参数 (A, B, C, D) 映射至四维空间中,则中垂面在四维空间中表示为一点 p ,其坐标为 $p(A, B, C, D)$ 。遍历 S ,随机采样一对点,计算所有中垂面,并映射至四维空间。3)假设所有采样的点对都为对称点,即点对中垂面为车牌对称面,则所有中垂面参数在四维空间的投影上表现为同一点。基于此假设,所有中垂面投影后,点集最密集的地方即为车牌点云的对称面;4)由于车牌为矩形结构,存在多个密集程度相似的点。因此通过核密度估计法筛选密度最高的 4 组中垂面,计算每组中垂面内车牌点集个数。其中,车牌点集个数最少的中垂面即为本文所需的车牌对称面。

以上步骤虽然能够提取对称面,但由于相机视角限制,基于视差图重构的车牌为散乱点云,不具备完整对称结构。且概率性提取的对称面也存在精度问题。因此需要结合点云配准方法对对称面进一步求精。

基于点云配准的对称面求精方法为:根据已计算的对称面对车牌点云镜像处理;车牌点云与镜像车牌点云通过

迭代最邻近点算法进行配准;通过配准后的空间关系调整车牌对称面。

在进行对称面求精方法的第 1、2 步后,即可获得车牌点云上任意一点 p 、 p 点的镜像点 q ,车牌点云与镜像点云的相对旋转矩阵 R 、相对平移矩阵 T 。 p 点的准确对称点 p_1 可通过 q 点配准后获得。方法为:

$$p_1 = Rq + T \quad (9)$$

p 点与 p_1 点的中垂面为准确对称面。车辆点云关于车牌对称面镜像,剔除重合点后,获得完整车辆模型。如图 9 所示。

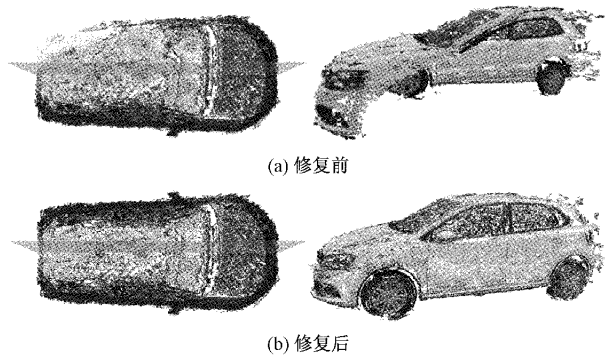


图 9 车辆点云对称修复效果

5 实验结果分析

智能洗车机待洗车辆外形进行主要三维尺寸测量,包括车长、车宽、车高、机盖长、车顶长、车头高。测量方法为:提取的待洗车辆车牌对称面及车牌面,投影待洗车辆外形点云至二维平面,得到待洗车辆外形点云的长高、宽高方向投影面。对长高、宽高投影面待洗车辆的外轮廓角点标识,以计算角点间二维坐标关系的方式测量待洗车辆主要三维尺寸。

20 次重建实验测得车长、车宽、车高、机盖长、车顶长、车头高,示值如表 5 所示,主要三维测量尺寸。测得主要三维尺寸平均值分别为:车长 4 029 mm、车宽 1 754 mm、车高 1 458 mm、机盖长 1 020 mm、车顶长 1 778 mm、车头高 721 mm。

对实验测得待洗车辆外形主要三维尺寸进行智能洗车机允许测量误差评价,主要三维尺寸误差允许范围分别为:车长 ± 80 mm、车宽 ± 80 mm、车高 ± 100 mm、机盖长 ± 100 mm、车顶长 ± 100 mm、车头高 ± 120 mm。测得主要三维尺寸误差范围分别为:车长 $[-45, +9]$ 、车宽 $[-54, +76]$ 、车高 $[-47, +44]$ 、机盖长 $[-27, +30]$ 、车顶长 $[-16, +39]$ 、车头高 $[-29, +41]$,如表 6。各主要三维尺寸误差小于智能洗车机允许测量误差,满足智能洗车机测量要求。

实验用待洗车辆标准尺寸为:车长 4 053 mm、车宽 1 740 mm、车高 1 449 mm、机盖长 1 013 mm、车顶长 1 762 mm、车头高 715 mm。车长、车宽、车高标准尺寸为

表5 智能洗车机待洗车辆外形测量结果

次数 K	示值/mm						测量 时长/s
	车长	车宽	车高	机盖长	车顶长	车头高	
$K=1$	4 012	1 816	1 430	1 002	1 779	707	16.34
$K=2$	4 008	1 763	1 442	1 021	1 775	692	16.19
$K=3$	4 023	1 815	1 479	1 017	1 788	701	16.33
$K=4$	4 026	1 699	1 474	1 016	1 774	705	15.83
$K=5$	4 032	1 705	1 463	1 025	1 770	762	15.79
$K=6$	4 027	1 686	1 432	1 018	1 801	737	16.31
$K=7$	4 010	1 793	1 439	1 029	1 784	712	16.13
$K=8$	4 021	1 788	1 442	1 043	1 763	723	16.21
$K=9$	4 024	1 716	1 421	1 019	1 797	749	16.32
$K=10$	4 026	1 740	1 483	995	1 778	726	15.87
$K=11$	4 012	1 713	1 458	1 036	1 777	716	16.25
$K=12$	4 033	1 781	1 489	1 028	1 774	713	16.80
$K=13$	4 020	1 746	1 493	1 047	1 751	735	16.36
$K=14$	4 012	1 776	1 482	995	1 761	721	15.92
$K=15$	4 059	1 698	1 462	1 007	1 801	733	16.28
$K=16$	4 037	1 760	1 402	1 022	1 785	711	15.84
$K=17$	4 042	1 792	1 467	993	1 788	721	16.20
$K=18$	4 041	1 764	1 471	1 000	1 768	708	16.47
$K=19$	4 062	1 757	1 445	1 041	1 780	727	16.32
$K=20$	4 047	1 781	1 482	1 050	1 774	729	16.21

表6 智能洗车机待洗车辆外形主要三维尺寸评价数据

尺寸	标准尺寸/ mm	测量误差允许范围/ mm	平均尺寸/ mm	测量误差范围/ mm	重复性/ %	检测效率/ (s/台)
车长	4 053	± 80	4 029	$[-45, +9]$	0.37	16.20
车宽	1 740	± 80	1 754	$[-54, +76]$	2.24	
车高	1 449	± 80	1 458	$[-47, +44]$	1.69	
机盖长	1 013	± 100	1 020	$[-27, +30]$	1.70	
车顶长	1 762	± 100	1 778	$[-16, +39]$	0.71	
车头高	715	± 120	721	$[-29, +41]$	2.28	

车辆制造商提供,机盖长、车顶长、车头高标准尺寸为对实验用车测量得出。

对双目视觉实验系统检测效率进行评价。该系统从待洗车辆进入智能洗车机即可开始检测,由实验结果可知,重建待洗车辆外形信息检测效率为16.20 s/台。考虑当前智能洗车机清洗要求,需要客户完全驶入洗车机停放车辆,并进行关闭车窗、扫码支付等操作,其检测效率基本满足使用需求。

6 结 论

本文提出了一种基于双目视觉的车辆外廓尺寸测量方法,通过基于洗车机平台的搭建和现场试验后证明此方法能够获得较为准确的车辆外廓信息。如果将构建好的

车辆外廓尺寸信息与洗车机械臂相结合,通过具有灵活性的机械臂清洗车辆,就能更好地提升洗车的效果和效率,此系统和现有的洗车机相比有着不错的优势,具有一定的市场推广性。

参考文献

- [1] 王琼,王海燕,孙保群,等. 车辆曲面重构中点云精简算法的研究与改进[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11):1693-1701.
- [2] 张立斌,吴岛,单洪颖,等. 基于激光点云的车辆外廓尺寸动态测量方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2019, 47(3):61-69.
- [3] 彭玉华,孙朝伟,成乘军. 基于 CAN 总线的红外光幕

- 式车辆外廓尺寸自动测量仪研发[J]. 汽车技术, 2018(3): 60-62.
- [4] 朱敏, 吴志伟. 基于正交双相机的洗车定位算法研究[J]. 制造业自动化, 2021, 43(7): 147-150.
- [5] 张立斌, 吴岛, 单洪颖, 等. 基于激光点云的车辆外廓尺寸动态测量方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2019, 47(3): 61-69.
- [6] 梁春疆, 段发阶, 杨毅, 等. 车辆外廓尺寸计算机视觉动态测量[J]. 光电工程, 2016, 43(1): 42-48, 54.
- [7] 郑少武, 李巍华, 胡坚耀. 基于激光点云与图像信息融合的交通环境车辆检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 143-151.
- [8] HIRSCHMULLER H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 30(2): 328-341.
- [9] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [10] 赵晨同, 李文新, 张庆熙. 双目视觉的立体匹配算法研究进展[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(7): 1104-1113.
- [11] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1124-1137.
- [12] 方春华, 陆杰炜, 董晓虎, 等. 基于 AD-Census 代价及目标检测的吊车防撞线技术[J]. 电子测量技术, 2022, 45(13): 141-145.
- [13] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [14] 鲁光明, 王竞雪. 结合图像分割的半全局立体匹配算法[J]. 遥感信息, 2020, 35(6): 85-91.
- [15] 张晶, 王竞雪. 结合颜色信息的 Census 变换半全局立体匹配算法[J]. 测绘科学, 2019, 44(12): 147-152.
- [16] 黄超, 赵华治. 根据灰度值信息自适应窗口的半全局匹配[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(8): 1381-1390.

作者简介

王正家, 博士, 讲师, 主要从事机器视觉与在线质量检测方面的研究。

E-mail: 276318532@qq.com

景嘉宝(通信作者), 硕士研究生, 主要从事机器视觉与物联网方面的研究。

E-mail: 921649948@qq.com

王思宇, 硕士研究生, 主要从事机器视觉方面的研究。

E-mail: 2538551178@qq.com