

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508893

LDS 距离与 ToF 深度传感器外参数标定方法研究^{*}

俞贵涛^{1,2} 张榆平¹ 梁冬泰^{2,3} 何 洋² 朱家辉³ 杨 奎³

(1. 电子科技大学自动化工程学院 成都 611731; 2. 健康智慧厨房浙江省工程研究中心 宁波 315000;
3. 宁波大学机械工程与力学学院 宁波 315211)

摘 要:为了实现家用扫地机器人的 3D 地图构建,针对 LDS 激光距离传感器和 ToF 深度相机传感器外参数标定中,传统平面约束标定方法易过拟合且精度低的缺点,提出了一种基于三圆柱几何约束的改进外参数标定方法。通过改变机器人的位姿获取 3 个固定圆柱标准件的侧面扫描数据,对于 LDS 距离传感器扫描获得的 3 个椭圆轮廓,利用 RANSAC 算法得到 3 个椭圆轮廓中心点以及每个椭圆轮廓上随机 2 点。对于 ToF 深度传感器扫描获得 3 个圆柱表面三维点云,使用 RANSAC 算法拟合出 3 个圆柱的轴线。利用这 3 个椭圆轮廓中心点以及椭圆轮廓 2 个点到各自对应圆柱轴线的距离,构建空间几何约束,建立求解外参数的非线性优化方程组。为提升方程求解结果的稳定性,提出了融合 Powell 算法与拟牛顿 BFGS 算法的改进优化策略,有效解决了对初值的依赖问题。通过模拟仿真实验分析了标定参数初始值以及高斯噪声对标定结果的影响,实验结果显示,该方法的平均旋转误差为 0.37°,平均平移误差为 3.2 mm,在初值偏移较大的情况下仍能快速收敛。最后对该方法进行了真实场景实验和扫地机器人 3D 地图构建对比实验,验证了算法的有效性。所提方法不易受标定参数初始值影响,操作简单、标定精度高,具有较强的实用价值。

关键词: 外参数标定; LDS 传感器; ToF 深度传感器; 无约束非线性方程组; Powell 算法; 拟牛顿 BFGS 算法

中图分类号: TN958.98; TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

Research on extrinsic calibration of a LDS sensor and a ToF depth camera

Yu Guitao^{1,2} Zhang Yuping¹ Liang Dongtai^{2,3} He Yang² Zhu Jiahui³ Yang Kui³

(1. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;
2. Healthy & Intelligent Kitchen Engineering Research Center of Zhejiang Province, Ningbo 315000, China;
3. Faculty of mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In order to obtain high-precision 3D mapping for domestic cleaning robots and address the limitations of traditional planar calibration methods—such as overfitting and low calibration accuracy, an improved extrinsic calibration method based on three-cylinder geometric constraints is proposed. Side-scan data from three fixed congruent cylinders using the two different sensors are obtained at different positions by varying the robot's poses. For the three elliptical contours generated by the intersection of the LDS sensor, the RANSAC algorithm is employed to extract the center points of these contours and two randomly selected points on each contour. For the 3D point cloud of the cylinder surfaces captured via the ToF depth sensor, the central axes of the three cylinders are fitted using the RANSAC algorithm. Spatial geometric constraints are established using the three center points from the elliptical contours and the distances from the two randomly selected points on each contour to their corresponding cylinder axes, forming a system of nonlinear optimization equations for extrinsic parameter estimation. To enhance solving stability, an improved optimization strategy integrating the Powell algorithm and the quasi-Newton BFGS algorithm is proposed, effectively addressing the dependency on initial parameter values. Simulation experiments are conducted to analyze the impact of initial values and Gaussian noise. The proposed method achieves an average rotation error of 0.37° and an average translation error of 3.2 mm, demonstrating rapid convergence even with significant initial offsets. Finally, real experiments and comparative 3D mapping tests are performed to verify the effectiveness of the algorithm. The results

收稿日期: 2025-11-18 Received Date: 2025-11-18

^{*} 基金项目: 宁波市重点研发计划项目(2023Z131)、健康智慧厨房浙江省工程研究中心资助项目(2024000935)资助

show that the proposed method is insensitive to initial parameter values, offers operational simplicity and high calibration accuracy, and possesses significant value for practical engineering applications.

Keywords: extrinsic calibration; LDS sensor; ToF depth camera; unconstrained nonlinear equations; Powell algorithm; quasi-Newton BFGS algorithm

0 引言

近年来随着传感器技术的快速发展,3D 激光雷达和视觉相机等多传感器融合感知算法在智能驾驶汽车中广泛应用^[1]。但受到成本的约束,在家用扫地机器人应用领域,主要是应用低成本的激光距离传感器(laser distance sensor, LDS),利用同时定位与建图技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)获得环境的 2D 地图^[2]。基于相机的视觉 SLAM^[3-4]可以利用图像中丰富的纹理信息,但是容易受到光线的干扰^[5]。而基于三维高斯溅射(3D Gaussian splatting, 3DGS)的重建方法需要大量的计算和存储资源,不适合扫地机器人嵌入式平台应用^[6]。基于激光雷达的激光 SLAM 能够直接获取测量点的深度信息^[7],但是在走廊、隧道、玻璃墙面等缺少特征的场景中易出现退化和失效的问题。基于 3D 激光雷达和视觉、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)多传感器融合技术能够解决单一传感器退化问题,使得 SLAM 技术取得突飞猛进的发展^[8-10],但由于成本和算力约束,仍然限制其在家用扫地机器人领域的应用。本文研究低成本的飞行时间测距(time of flight, ToF)深度相机传感器在家用扫地机器人上与 LDS 融合应用的问题,ToF 深度相机能够提供局部环境 3D 点云数据,LDS 传感器提供 360°的 2D 平面轮廓数据,通过数据融合 SLAM 算法,可实现 2 个传感器之间的信息互补,用低成本传感器获得更丰富的 3D 环境地图,解决目前扫地机器人只有 2D 地图的问题。

为了融合 2 种传感器获取的信息,需要精准获得它们之间的相对位姿即传感器外参数。LDS 激光距离传感器和普通相机的标定主要采用棋盘格进行标定,文献[11]在 2004 年提出了一种相机和单线 LDS 激光距离传感器的外部参数校准方法,使用点到平面的约束,该方法需要大量不同的观测结果来保证标定的准确性。类似的标定算法多数采用的都是平面标定板,在标定的过程中失去了一个维度的约束,容易出现过拟合问题^[12-14]。文献[15]使用 2 个不共面的三角形组成 V 形标定板,利用点到面的约束获取两个传感器之间的相对姿态,因此对标定板平面的精度要求比较大。文献[16]使用了 6 种不同类型的约束,即线和平面以及点和平面之间的约束,相较于依赖平面或 V 形板方案具有更丰富约束,然而校准精度高度依赖于 3 个正交平面之间的直角,在实践中

很难精确地使其为 90°,当需要从不同的角度进行多次观察以获得更高的精度时,两壁之间的直角通常会影响激光测量。文献[17]进一步通过从单个输入观测求出最小解,通过三面体和雷达之间的校准以及三面体与相机之间的校准,在三面体和相机之间的标定中,通过使用三面体的 2 个边缘的实际长度来确定平移的尺度。但这不方便构建,也难以准确测量^[18]。文献[19]同样使用三面体进行标定,通过检测标定板顶点建立点到点的约束获得高精度外参,但该算法需要人工剔除背景点云并且人工标注图像角点,操作比较繁琐。

尽管相机-雷达标定技术已较为成熟,但新型激光雷达的有限垂直视场仍带来挑战,标定板过近难以覆盖四角,过远则降低图像分辨率。为此,文献[20]提出一种改进方法,采用特殊涂漆的透明丙烯酸棋盘格,使激光可穿透“白色”区域,在近距离部署时既能适配小视场雷达,又能保证图像特征提取精度。文献[21]提出了一种无需标定靶的单次数据采集激光雷达-相机外参标定方法。通过融合深度连续、非连续边缘与强度边缘特征,显著提升了复杂场景下的标定鲁棒性。文献[22]提出了一种与传感器参数无关的相机-雷达标定方法,通过将点云与像素匹配转化为光流估计问题并结合几何位姿求解,实现了跨平台、跨场景的零样本泛化能力。

针对扫地机器人搭载 LDS 距离与 ToF 深度传感器的外参数标定问题,本文提出一种基于三圆柱几何约束的改进外参数标定方法。首先通过改变机器人的位姿,获得不同位姿下圆柱侧面的扫描数据,然后利用对圆柱侧面扫描的数据建立无约束非线性方程的优化模型,最后根据鲍威尔(Powell)算法^[23]和布罗伊登-弗莱彻-戈德法布-香农(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno, BFGS)算法^[24]融合的方法求解该模型得到标定参数。实验结果表明,该方法仅需使用 3 个平行排列的圆柱即可完成标定,具有操作简便,标定效率高,精度可靠等优势,适合扫地机器人大批量出厂的传感器标定,可广泛应用于各类搭载 LDS 激光雷达与 ToF 深度相机的移动机器人平台。

1 方案设计

首先将 3 个标准圆柱体轴线平行共面置于机器人工作空间的合适位置,调整机器人的位姿,使 LDS 传感器的激光平面和 3 个圆柱的侧面相交,相交形状为椭圆。ToF 深度传感器获得的是 3 个圆柱的圆柱面轮廓点云。

图1为本文算法标定模型示意图,LDS坐标系相对于ToF深度相机坐标系的外参矩阵为 T_{CL} ,即标定矩阵。在机器人不同位姿下,LDS传感器的激光平面和3个圆柱侧面相交,通过聚类 and 随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)椭圆拟合算法可以分别获得3个椭圆中心点 O_j, O_{j+1} 和 O_{j+2} 以及3条椭圆线上的任意2点(共6个点 $Q_j, Q_{j+1}, Q_{j+2}, Q_{j+3}, Q_{j+4}, Q_{j+5}$)。在LDS坐标系下,LDS传感器输出的是二维点云数据,该轮廓点云数据的 z 值恒为0。第 j 条轮廓数据为:

$$L_L^j = [p_1, p_2, p_3, \dots, p_k] = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_k \\ y_1 & y_2 & y_3 & \dots & y_k \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $p_i = [x_i, y_i, 0]^T; i = 1, 2, \dots, k$ 为二维轮廓点的坐标。

通过齐次变换将 L_L^j 转换到ToF深度相机坐标系下,得到椭圆轮廓在ToF深度相机坐标系下的三维点云数据 L_C^j 为:

$$\begin{bmatrix} L_C^j \\ 1 \end{bmatrix} = T_{CL} \begin{bmatrix} L_L^j \\ 1 \end{bmatrix} = T_{CL} \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 & \dots & p_k \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

T_{CL} 为外参数矩阵,则轮廓数据 Z 为:

$$Z = [L_C^j], j = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

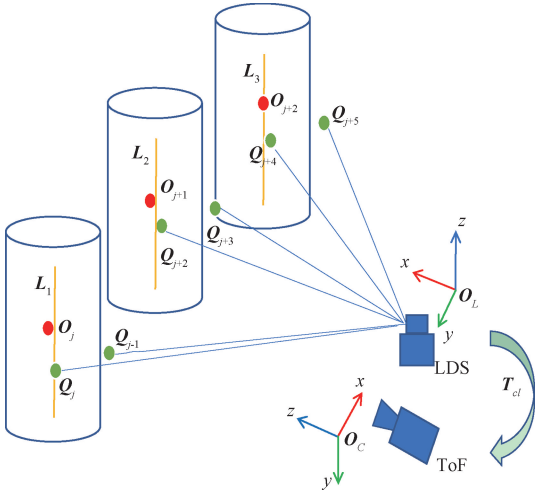


图1 本文算法标定模型

Fig. 1 The calibration model of the algorithm

由于3个圆柱的位置固定,因此LDS传感器的单个圆柱的轮廓扫描数据点 Z 都被约束在对应的同一圆柱侧面。以LDS传感器激光轮廓和ToF深度传感器3个圆柱的侧面轮廓点云的几何约束建立方程,利用Powell算法和BFGS算法融合的方法求解无约束非线性方程的优化问题,最终能够得到准确的标定矩阵,标定方案流程如图2所示。

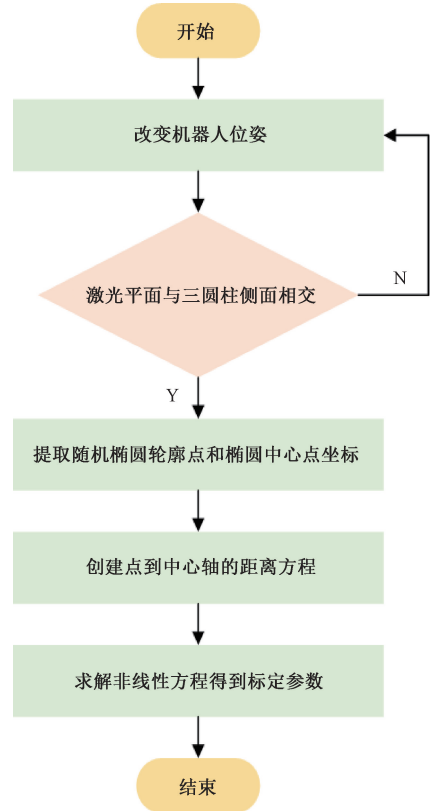


图2 标定方案流程图

Fig. 2 Flow chart of the extrinsic calibration

2 标定算法

2.1 椭圆轮廓数据拟合

由于激光平面和圆柱相交的形状为椭圆,即激光轮廓为椭圆形,利用RANSAC算法对滤波后的点云数据进行椭圆拟合,获得3个椭圆轮廓中心点坐标以及每个椭圆轮廓上随机2个点的坐标。其中,椭圆轮廓的方程为:

$$Ax^2 + Bxy + Cy^2 + Dx + Ey + 1 = 0 \quad (4)$$

式中: A, B, C, D, E 为椭圆方程参数。

2.2 建立标定模型

本文标定算法在3个并排圆柱的基础上实现LDS单线雷达和ToF深度相机的外参标定。LDS单线雷达和ToF深度相机扫描视角范围内3个圆柱体的侧面分别获得椭圆轮廓曲线点和圆柱侧面轮廓曲面点云,使所有LDS坐标系下的激光椭圆轮廓点到对应ToF深度相机坐标系下的圆柱侧面点云的距离最小,按这个约束来求解标定的外参矩阵^[25],利用下列2个条件共9个参数的方程实现该约束。

1) LDS坐标系下的,3个拟合圆心点 O_j, O_{j+1}, O_{j+2} 分别到ToF深度相机坐标系下圆柱侧面轮廓曲面点云拟合

的 3 个中轴线 L_1, L_2, L_3 的距离为 0, 其中 L_1, L_2, L_3 同向共平面。根据椭圆轮廓方程式 (4) 可以求得椭圆中心点的坐标为:

$$\begin{cases} x_L = \frac{BE - 2CD}{4AC - B^2} \\ y_L = \frac{BD - 2AE}{4AC - B^2} \\ z_L = 0 \end{cases} \quad (5)$$

根据坐标齐次变换, 将椭圆中心点 $O_j(x_L, y_L, 0)$ 转换到 ToF 深度相机坐标系, 得到点 $O_j(x_C, y_C, z_C)$, 即:

$$\begin{bmatrix} x_C \\ y_C \\ z_C \\ 1 \end{bmatrix} = T_{CL} \begin{bmatrix} x_L \\ y_L \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & t_1 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & t_2 \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_L \\ y_L \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

剩余两个椭圆中心点转换公式同理。由于椭圆中心点 O_j 光坐标系中 Z 轴坐标值恒为 0, 由上式可知, 元素 a_{13}, a_{23} 与 a_{33} 对求解结果无影响, 即待标定参数为 $[a_{11}, a_{21}, a_{31}, a_{12}, a_{22}, a_{32}, t_1, t_2, t_3]$ 。

在 ToF 深度相机坐标系下, 在每个圆柱面上, 通过 RANSAC 算法进行圆柱面点云拟合, 获得圆柱面的几何参数, 即圆柱轴线上一点 $P(x_0, y_0, z_0)$ 和轴线的方向向量 $N = [m, l, n]$, 圆柱半径 R , 则圆柱轴线的方程为:

$$\frac{x - x_0}{m} = \frac{y - y_0}{l} = \frac{z - z_0}{n} \quad (7)$$

连接椭圆中心点 $O_j(x_C, y_C, z_C)$ 和轴线上一点 $P(x_0, y_0, z_0)$ 构成线段 O_jP , 则线段 O_jP 在圆柱轴线上的投影长度 L 为:

$$L = [m \quad l \quad n] \begin{bmatrix} x_C - x_0 \\ y_C - y_0 \\ z_C - z_0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

则点 O_j 到圆柱轴线的距离的平方 $d_{O_j}^2$ 为:

$$\begin{aligned} d_{O_j}^2 &= |O_jP|^2 - L^2 = \\ &[(x_C - x_0)^2 + (y_C - y_0)^2 + (z_C - z_0)^2] - \\ &[m(x_C - x_0) + l(y_C - y_0) + n(z_C - z_0)]^2 = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

2) LDS 坐标系下通过 RANSAC 算法分别提取 3 条激光轮廓的两个点, 单次观测提取的激光轮廓点共 6 个, 转换到 ToF 深度相机坐标系为 $Q_j(x_{cl}, y_{cl}, z_{cl}), Q_{j+1}, Q_{j+2}, Q_{j+3}, Q_{j+4}$ 以及 Q_{j+5} 。理论上 6 个激光点分别到 ToF 深度相机坐标系下的各自拟合圆柱轴线的距离 $d_{Q_j}^2$ 等于圆柱半径 R , 则:

$$\begin{aligned} d_{Q_j}^2 &= |Q_jP|^2 - L^2 = \\ &[(x_{cl} - x_0)^2 + (y_{cl} - y_0)^2 + (z_{cl} - z_0)^2] - \\ &[m(x_{cl} - x_0) + l(y_{cl} - y_0) + n(z_{cl} - z_0)]^2 = R^2 \end{aligned} \quad (10)$$

改变机器人的位姿, 得到 m 组激光轮廓数据, 利用 RANSAC 算法拟合每条激光轮廓圆心点, 并随机抽取每

条椭圆轮廓上的 2 个点, 求出每条椭圆轮廓圆心点以及轮廓上的两点到圆柱轴线的距离, 理想状态下, 激光轮廓圆心点位于圆柱轴线上, 即式 (9) 中 $d_{O_j}^2 = 0$, 其中 $j = 1, 2, \dots, 3m$ 。每条椭圆轮廓的两点在圆柱侧面上到圆柱轴线的距离为圆柱的半径 R , 即 $d_{Q_j}^2 = R^2$, 其中 $j = 1, 2, \dots, 6m$ 。因此将标定问题转化为求解无约束非线性方程的优化问题。已知待求解的标定参数为 $\mathbf{x} = [a_{11}, a_{21}, a_{31}, a_{12}, a_{22}, a_{32}, t_1, t_2, t_3]$, 并且:

$$\begin{cases} f_n(\mathbf{x}) = [d_{O_j}^2, d_{O_{j+1}}^2, d_{O_{j+2}}^2] \\ g_n(\mathbf{x}) = [d_{Q_j}^2 - R^2, d_{Q_{j+1}}^2 - R^2, d_{Q_{j+2}}^2 - R^2, \dots, d_{Q_{j+5}}^2 - R^2] \\ F(\mathbf{x}) = [f_n(\mathbf{x}), g_n(\mathbf{x})], n = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (11)$$

$F(\mathbf{x})$ 是一个具有 9 个待求参数的函数, 找到一个 $\mathbf{x}$ 使得 $F(\mathbf{x})$ 得到最小 (式 (12)), 由此求得标定参数。

$$\min F(\mathbf{x}) \quad (12)$$

LDS 传感器变换到深度相机的平移矩阵为 $\mathbf{t} = [t_1, t_2, t_3]$, 旋转矩阵 $\mathbf{R}_{cl}$ 的前 2 列分别为 $\mathbf{r}_1 = [a_{11}, a_{21}, a_{31}]^T, \mathbf{r}_2 = [a_{12}, a_{22}, a_{32}]^T$ 。一旦解出 $\mathbf{R}_{cl}$ 的前 2 列 $\mathbf{r}_1$ 和 $\mathbf{r}_2$, 第 3 列 $\mathbf{r}_3$ 就可以通过式 (13) 求得:

$$\mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2 \quad (13)$$

但是利用上述方式求得的旋转矩阵并不满足旋转矩阵的性质 $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}_{3 \times 3}$ (其中 $\mathbf{I}$ 为 3×3 的单位矩阵)。假设期望的旋转矩阵为 $\hat{\mathbf{R}}_{cl}$ 可以通过计算带约束的最小化 Frobenius 范数问题来估计 $\hat{\mathbf{R}}_{cl}$:

$$\operatorname{argmin} \|\hat{\mathbf{R}}_{cl} - \mathbf{R}_{cl}\|_F, \text{ 其中 } \hat{\mathbf{R}}_{cl}^T \hat{\mathbf{R}}_{cl} = \mathbf{I} \quad (14)$$

上述方程含义为: 找一个最接近 $\mathbf{R}_{cl}$ 且满足旋转矩阵性质 $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}_{3 \times 3}$ 的矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{cl}$ 作为外参数。

2.3 求解标定模型

对于求解无约束非线性方程的优化问题, 可以采用 Powell 算法^[24]。在该算法中, 必须保持每次迭代中前 n 个搜索方向线性无关, 否则将得不到问题的最优解, 这是 Powell 算法的主要缺点。而本文提出的 Powell 算法和 BFGS 算法融合的方法可以在全局搜索的基础上, 通过精细的参数优化加速收敛速度, 可以尽快地找到最优解, 避免了 Powell 算法在迭代时容易退化的缺陷。

2.4 Powell 算法与 BFGS 算法的融合方法

Powell 算法是一种共轭方向法, 由于它仅需要计算目标函数值而不必求导, 具有精度高、收敛速度快和局部搜索能力强等优点。但是对多维的复杂函数, 仅使用 Powell 算法进行求解最小值容易失效。为了避免上述问题, 本文提出一种 Powell 算法和 BFGS 算法融合的方法, BFGS 算法是目前最有效的拟牛顿校正方法之一, 通过和 Powell 算法融合可以提高求解优化方程的成功率。具体流程如下:

1) 初始化参数:设置初始参数向量、迭代计数器 k 、最大迭代次数以及收敛阈值;

2) 初始化 BFGS 近似的 Hessian 矩阵 $\mathbf{B}_0$ 为单位矩阵;

3) 进入循环,直到满足终止条件(达到最大迭代次数或残差小于阈值),循环步骤如下:

(1) 计算当前参数向量 $\mathbf{x}_k$ 的梯度 $\mathbf{g}_k$ 。

(2) 使用 BFGS 更新 Hessian 矩阵 $\mathbf{B}_k$;

计算搜索方向:

$$\mathbf{d}_k = -\mathbf{B}_k \mathbf{g}_k \quad (15)$$

(3) 使用线搜索方法确定步长 α_k :

设置初始步长 $\alpha = 1$ 。

选择合适的线搜索方法。

在每次迭代中,通过逐步减小步长的方式,找到满足线搜索条件的最佳步长 α_k 。

(4) 更新参数向量:

$$\mathbf{x}_{(k+1)} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k \quad (16)$$

(5) 计算新的参数向量 $\mathbf{x}_{(k+1)}$ 的梯度 $\mathbf{g}_{(k+1)}$ 。

(6) 使用 Powell 方向更新 BFGS 近似的 Hessian 矩阵

$\mathbf{B}_{(k+1)}$:

计算 Powell 方向:

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{x}_{(k+1)} - \mathbf{x}_k \quad (17)$$

计算 Powell 更新公式:

$$\begin{cases} \mathbf{y} = \mathbf{g}_{k+1} - \mathbf{g}_k \\ \mathbf{s} = \alpha_k \mathbf{d}_k \\ \mathbf{B}_{(k+1)} = \mathbf{B}_k - \frac{\mathbf{B}_k \mathbf{s} \mathbf{s}^T \mathbf{B}_k}{\mathbf{s}^T \mathbf{B}_k \mathbf{s}} + \frac{\mathbf{y} \mathbf{y}^T}{\mathbf{y}^T \mathbf{s}} \end{cases} \quad (18)$$

(7) 更新迭代计数器:

$$k = k + 1 \quad (19)$$

4) 返回最优解 $\mathbf{x}^*$ 。

在上述流程中,BFGS 算法用于近似 Hessian 矩阵的更新,而 Powell 方向用于指导搜索方向。通过利用 BFGS 算法的收敛性和 Powell 方向的搜索特性,可以在优化过程中获得更好的效果。Powell-BFGS 的融合算法能够在迭代中逐步优化参数并找到最优解。

3 实验分析

本文选用舜宇光学 Cleaner01F1 型 ToF 深度相机传感器模块,视场角 $123^\circ(\text{H}) \times 22.5^\circ(\text{V})$,分辨率 224×40 ,精度为 $\pm 1.5 \text{ cm}$ 。选用乐动科技的 STL-06P 单线 dToF 激光雷达作为 LDS 激光测距传感器,精度为 $\pm 1 \text{ cm}$ 。首先通过与文献[11]的几何约束算法进行对比实验,验证本文算法的有效性,分析标定参数初始值以及高斯噪声对标定结果的影响,然后通过对 20 m^2 扫地机器人标准测试场地进行环境地图构建,进行应用验证。

3.1 外参标定精度对比实验

为了验证本文算法相比于基于文献[11]点到平面距离约束求解算法的准确性,设计实验如下:首先通过 LDS 传感器和 ToF 深度相机扫描三圆柱获得标定数据,然后根据标定数据分析结果,即标定算法根据不同的迭代次数得到的旋转矩阵和平移矩阵的准确性。根据文献[26]通过线性平移误差和角度误差进行标定性能评估:

$$e_t = \|\mathbf{t} - \mathbf{t}_{gt}\|_2 \quad (20)$$

$$e_r = \arccos\left(\frac{\text{tr}(\mathbf{R}^{-1} \mathbf{R}_{gt}) - 1}{2}\right) \quad (21)$$

式中: $\mathbf{R}_{gt}$ 和 $\mathbf{t}_{gt}$ 分别为旋转矩阵和平移矩阵的真值; $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

由于在真实场景中难以精确获取 ToF 深度相机与 LDS 传感器之间的真实外参矩阵,即旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$,本文采用 Gazebo 仿真平台进行对比实验,如图 3 所示。在仿真环境中构建一个搭载深度相机和单线激光雷达传感器的移动机器人,其中深度相机与激光雷达的相对位姿由仿真系统精确给定,作为算法评估的基准真值。采集机器人在仿真场景中多组不同姿态下传感器观测数据,并分别采用本文算法和基于文献[11]点到平面距离约束的方法进行外参标定。将标定结果与仿真系统提供的真实外参进行对比,定量分析算法的标定精度和稳定性。

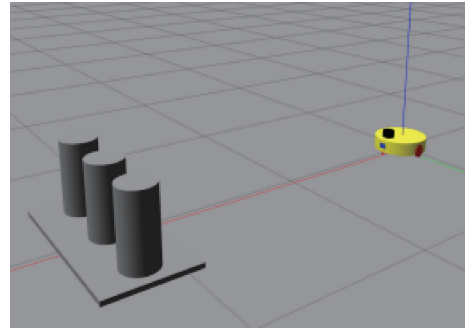


图3 Gazebo 仿真平台

Fig. 3 Gazebo simulation platform

基于文献[11]的算法,利用 3 个圆柱作为标定物构造点到平面的几何约束,如图 4 所示。不同于本文算法的点到线的约束,首先拟合 3 个圆柱的中轴线,然后和相机的坐标原点组成平面 T_j, T_{j+1}, T_{j+2} ,最后根据 3 个圆柱的中轴线拟合出第 4 个平面 T_{j+3} 。分别随机任取 3 个中轴线上的一点,记为 P_j, P_{j+1}, P_{j+2} 。使 P_j, P_{j+1}, P_{j+2} 分别在平面 T_j, T_{j+1}, T_{j+2} 上,并且满足 P_j, P_{j+1}, P_{j+2} 在平面 T_{j+3} 上。

假设平面在相机坐标系 $\sum_c$ 中的参数为 $\boldsymbol{\pi}^c = [\mathbf{n}^c, d] \in \mathbb{R}^4$, 其中 $\mathbf{n}^c \in \mathbb{R}^3$ 是平面的三维法向量, d 为系

考虑 ToF 深度相机和 LDS 传感器的随机误差。改变机器人的位姿,记录不同机器人姿态下 ToF 深度相机和 LDS 传感器的扫描数据,根据标定参数中不同参数的取值特点,设置不同的标定参数初始值,取值范围如表 1 所示,旋转矩阵的初始参数根据其自身的性质取值范围在 $[-1,1]$ 之间,平移矩阵的初始参数值范围根据仿真环境中设置的传感器之间的三维距离来确定合理的范围。

表 1 标定参数初始值的取值范围

Table 1 Initial values of calibration parameters										
参数	a_{11}	a_{21}	a_{31}	a_{12}	a_{22}	a_{32}	t_1/mm	t_2/mm	t_3/mm	
最大值	1	1	1	1	1	1	300	300	300	
最小值	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	

在标定参数取值范围内随机生成不同标定参数的初始值,分别代入本文算法,未改进 Powell 算法与文献[11]算法求解优化方程的最小值,重复 10 组对比实验,记录各组求解的值,结果如表 2 所示。

表 2 标定参数初始值对标定结果的影响

Table 2 Effect of initial values of calibration parameters on results			
组号	本文算法	未改进 Powell 算法	文献[11]算法
1	$5.686\ 025\times10^{-8}$	$7.450\ 147\times10^{-8}$	$1.193\ 164\times10^{-7}$
2	$6.923\ 522\times10^{-7}$	FAILURE	FAILURE
3	$8.931\ 273\times10^{-8}$	$9.540\ 358\times10^{-8}$	$2.440\ 300\times10^{-7}$
4	$7.869\ 194\times10^{-7}$	$2.460\ 388\times10^{-7}$	$1.774\ 233\times10^{-7}$
5	$8.637\ 951\times10^{-7}$	$8.540\ 978\times10^{-8}$	$2.246\ 818\times10^{-8}$
6	$5.867\ 464\times10^{-7}$	FAILURE	FAILURE
7	$5.980\ 337\times10^{-8}$	$8.630\ 362\times10^{-7}$	FAILURE
8	$8.002\ 25\times10^{-7}$	FAILURE	$5.904\ 808\times10^{-8}$
9	$2.310\ 467\times10^{-7}$	$5.620\ 032\times10^{-7}$	$5.240\ 658\times10^{-7}$
10	$4.250\ 354\times10^{-7}$	$7.210\ 624\times10^{-7}$	FAILURE
成功率/%	100	70	60

在给定的优化问题中,当梯度的最大范数小于或等于设定的阈值时算法收敛。其中求解结果小于 10^{-6} 代表标定成功,大于 10^{-6} 可以判断算法标定失败。由表 2 可以看出,标定参数初始值对文献[11]算法求解优化方程有较大的影响,在 10 组实验中,4 组求解结果无法收敛,只有 6 组求解结果收敛,标定成功率为 60%。而本文算法的标定成功率为 100%,由此可知本文算法不易受标定参数初始值影响。

3.3 高斯噪声对标定结果的影响

为了验证高斯噪声对标定结果的影响,对本文算法和文献[11]算法在不同噪声水平下的标定结果进行评估。改变 LDS 传感器的高斯噪声,平均值固定为零,标准差从 1 mm 递增至 15 mm。两种算法的观测次数均取 20 次,分别计算在不同噪声水平下的平移误差和旋转误差。不同高斯噪声对两种算的标定结果影响如图 6 和 7

所示,平移误差和旋转误差随着高斯噪声水平的增加而逐步增加。当 LDS 传感器噪声小于 12 mm 时,相较于文献[11]的算法,本文算法更加稳定,算法的准确性和鲁棒性要优于文献[11]算法。

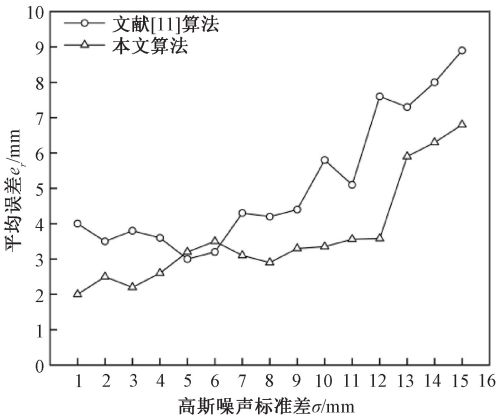


图 6 不同噪声水平下的平移误差

Fig. 6 Translation error under different noise levels

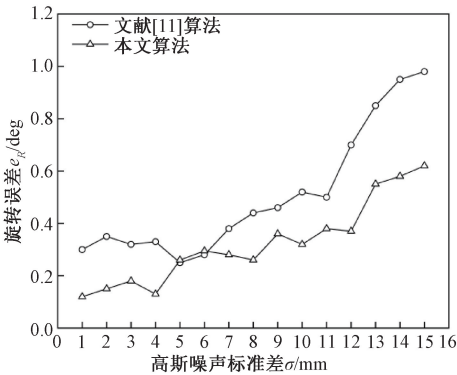


图 7 不同噪声水平下的旋转误差

Fig. 7 Rotation error at different noise levels

3.4 真实环境实验分析

对搭载 ToF 深度相机和 LDS 传感器的扫地机器人样机进行标定实验,实验平台如图 8(a) 所示,嵌入式开发板的主控是地平线公司旭日 X3 派,标定圆柱直径 50 mm,轴线间距 140 mm。为了验证本文算法标定结果算法的准确性,改变机器人末端位姿获得不同姿态下 ToF 深度相机和 LDS 传感器的扫描数据,使 ToF 深度相机完全扫描到三圆柱并且 LDS 激光雷达平面要与 3 个圆柱的侧面相交,如图 8(b) 所示。

改变机器人位姿完成 20 次观测,分别求得各算法的外参矩阵,通过求得的外参矩阵计算每条椭圆轮廓中心到圆柱轴线的偏差距离 d 。根据求得的外参矩阵,分别记录 20 组 ToF 深度相机和 LDS 传感器的扫描数据,每组观测包含 3 个激光椭圆中心点。

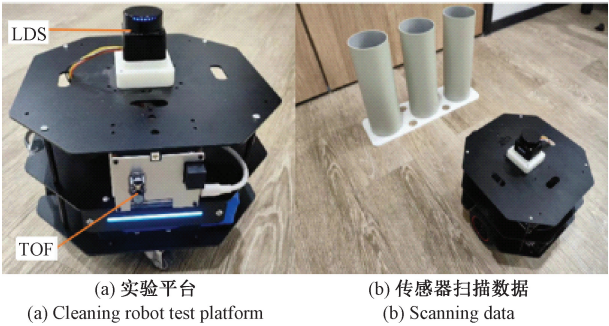


图 8 标定扫地机器人实验平台

Fig. 8 Calibration test platform

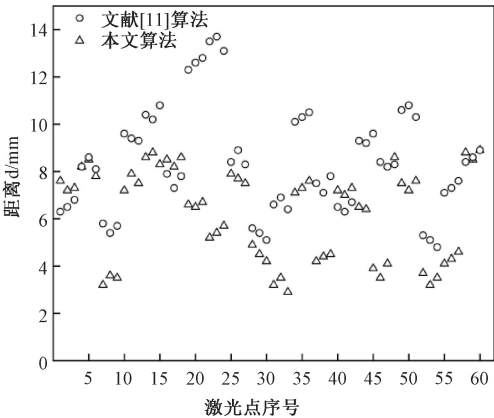


图 9 椭圆轮廓中心点到圆柱轴线的距离

Fig. 9 Distance from the center point of the ellipse contour to the axis of the cylinder

由表 3 统计结果可知,本文算法中椭圆轮廓激光点拟合圆心点到圆柱中轴线的距离最大值为 8.9 mm,最小值为 2.9 mm,平均值为 6.2 mm。文献[11]算法的激光拟合圆心点到圆柱中轴线的距离最大值为 13.7 mm,最小值为 4.8 mm,平均值为 8.4 mm,如图 9 所示。由此可以验证本文标定算法相比于文献[11]算法的准确性更高。

表 3 距离统计结果

Table 3 Results of distance statistics

算法	距离 d/mm		
	最大值	最小值	平均值
本文方法	8.9	2.9	6.2
文献[11]	13.7	4.8	8.4

为了验证本文算法在真实场景中的有效性,分别使用本文算法和文献[11]算法在标定实验平台上进行比较,标定结果如图 10 所示。

从图 10 可以看出,本文算法的白色 LDS 传感器的椭圆激光点云相对于基于文献[11]算法的红色椭圆激光

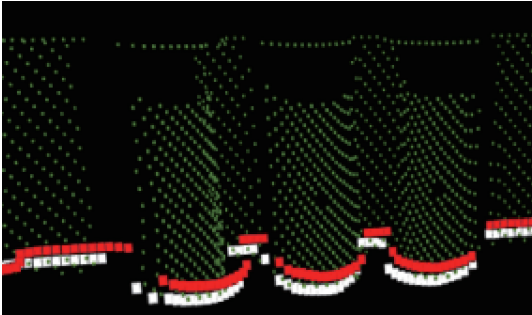


图 10 传感器标定对齐结果

Fig. 10 Alignment results with different calibration

点云和 ToF 深度相机的绿色点云更加贴合,本文的方法可以得到更准确的传感器标定对齐结果,这进一步验证了本文标定方法的有效性。

3.5 真实环境建图实验

为了验证扫地机器人能够通过集成 LDS 激光距离与 ToF 深度传感器在嵌入式平台上有效构建 3D 地图。在图 11 扫地机器人覆盖率测试标准场景 IEC/ASTM 62885-7 上进行测试,采用包含回环检测及优化的改进 3D 建图算法,其中单个体积素边长为 5 cm。



图 11 扫地机器人 IEC/ASTM 62885-7 标准场景

Fig. 11 Test bed configuration for IEC/ASTM 62885-7

从图 12 的 3D 地图构建结果可以看出,本文外参数标定后的地图精度提升,图 12(b)相对于图 12(a)有效消除了一些边缘的重影轮廓,有效提升了地图表示精度。

4 结 论

针对 LDS 传感器和 ToF 深度相机的标定问题,提出一种改进的利用三圆柱几何约束的外参数标定方法。利用 3 个标准圆柱侧面的约束,将标定问题转化为求解非线性方程的优化问题。利用 Powell 算法和 BFGS 算法融合的方法求解方程,具有更快的收敛速度以及更强的鲁棒性,标定过程简单、易操作。仿真实验结果表明,本文

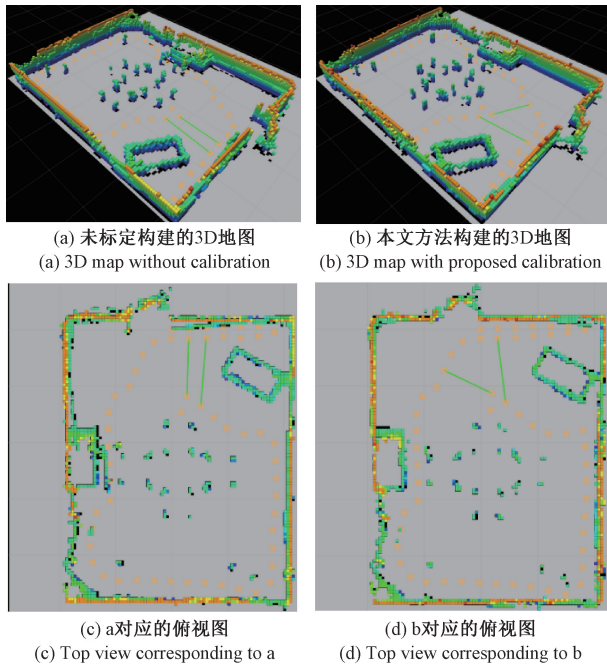


图 12 3D 环境有无精确标定地图构建结果对比

Fig. 12 Comparison of 3D mapping results with and without precise extrinsic calibration

基于三圆柱几何约束方法比传统点到平面的几何约束外参数标定方法稳定性更好,精度更高。在实际应用中,能够方便家用扫地机器人传感器的出厂批量标定。

参考文献

- [1] XIANG C, FENG C, XIE X, et al. Multi-sensor fusion and cooperative perception for autonomous driving: A review [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2023, 15(5): 36-58.
- [2] RAN Y, XU X, TAN Z, et al. A review of 2D Lidar SLAM research[J]. Remote Sensing, 2025, 17(7): 1214.
- [3] 高兴波, 史旭华, 葛群峰, 等. 面向动态物体场景的视觉 SLAM 综述 [J]. 机器人, 2021, 43 (6): 733-750.
GAO X B, SHI X H, GE Q F, et al. A survey of visual slam for scenes with dynamic objects[J]. Robot, 2021, 43(6): 733-750.
- [4] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [5] ENGEL J, KOLTUN V, CREMERS D. Direct sparse odometry[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(3): 611-625.
- [6] 曹振中, 光金正, 张千一, 等. 基于 3D 高斯溅射的 3 维重建技术综述 [J]. 机器人, 2024, 46 (5): 611-622.
- CAO ZH ZH, GUANG J ZH, ZHANG Q Y, et al. Survey of 3D reconstruction techniques based on 3D Gaussian splatting[J]. Robot, 2024, 46(5): 611-622.
- [7] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems. 2014, 2(9): 1-9.
- [8] 王世强, 孟召宗, 高楠, 等. 激光雷达与相机融合标定技术研究进展 [J]. 红外与激光工程, 2023, 52(8): 119-132.
WANG SH Q, MENG ZH Z, GAO N, et al. Advancements in fusion calibration technology of lidar and camera[J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(8): 119-132.
- [9] 黄超, 黄予昕, 杨泽彬, 等. VIG-SLAM: 基于自适应多传感器融合的 SLAM 算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 67-74.
HUANG CH, HUANG Y X, YANG Z B, et al. VIG-SLAM: Adaptive multi-sensor fusion-based SLAM algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 67-74.
- [10] 李春磊, 陈久朋, 伞红军, 等. 基于多传感器的紧耦合三维室内定位与建图 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 121-131.
LI CH L, CHEN J P, SAN H J, et al. Tightly coupled 3D indoor SLAM based on multi-sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 121-131.
- [11] ZHANG Q, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration) [C]. 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2004, 3: 2301-2306.
- [12] 施佳豪, 王庆, 冯悠扬. 基于三维标定板的相机标定方法 [J]. 传感器与微系统, 2021, 40(6): 48-51.
SHI J H, WANG Q, FENG Y Y. Camera calibration method based on 3D calibration board [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(6): 48-51.
- [13] TSAI D, WORRALL S, SHAN M, et al. Optimising the selection of samples for robust lidar camera calibration [C]. 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). IEEE, 2021: 2631-2638.
- [14] ZHOU L, LI Z, KAESS M. Automatic extrinsic calibration of a camera and a 3D lidar using line and plane correspondences [C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 5562-5569.
- [15] DONG W, ISLER V. A novel method for the extrinsic calibration of a 2D Laser rangefinder and a camera [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(10): 4200-4211.

- [16] GOMEZ-OJEDA R, BRIALES J, FERNANDEZ-MORAL E, et al. Extrinsic calibration of a 2d laser-rangefinder and a camera based on scene corners [C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Seattle, WA, USA, 2015.
- [17] HU Z, LI Y, LI N, et al. Extrinsic calibration of 2-D laser rangefinder and camera from single shot based on minimal solution [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65 (4): 915-929.
- [18] LI Z, DONG H, LIU D, et al. Extrinsic calibration of a 2D laser rangefinder and a depth-camera using an orthogonal trihedron [C]. 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2022: 6264-6269.
- [19] PUSZTAI Z, EICHHARDT I, HAJDER L. Accurate calibration of multi-lidar-multi-camera systems [J]. Sensors, 2018, 18(7): 2139.
- [20] HUANG Z, ZHANG X, GARCIA A, et al. A novel, efficient and accurate method for lidar camera calibration [C]. 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2024: 14513-14519.
- [21] YE T, XU W, ZHENG C, et al. MFCalib: Single-shot and automatic extrinsic calibration for lidar and camera in targetless environments based on multi-feature edge [C]. 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2024: 864-871.
- [22] CATTANEO D, VALADA A. CMRNext: Camera to LiDAR matching in the wild for localization and extrinsic calibration [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 1995-2013.
- [23] WANG W, SAKURADA K, KAWAGUCHI N. Reflectance intensity assisted automatic and accurate extrinsic calibration of 3D LiDAR and panoramic camera using a printed chessboard [J]. Remote Sensing, 2017, 9(8): 851.
- [24] 高瞻宇, 顾营迎, 刘宇航, 等. 采用简化 Brown 模型及改进 BFGS 法的相机自标定 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(9): 2532-2540.
GAO ZH Y, GU Y Y, LIU Y H, et al. Self-calibration based on simplified brown non-linear camera model and modified BFGS algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(9): 2532-2540.
- [25] 高金锋, 梁冬泰, 陈叶凯. 基于标准圆柱的线激光轮廓扫描机器人手眼标定方法 [J]. 机器人, 2022,

44(3): 321-332.

GAO J F LIANG D T, CHEN Y K. A hand-eye calibration method of line laser profile scanning robot based on standard cylinder [J]. Robot, 2022, 44(3): 321-332.

- [26] GEIGER A, MOOSMANN F, CAR Ö, et al. Automatic camera and range sensor calibration using a single shot [C]. 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2012: 3936-3943.

作者简介



俞贵涛, 硕士, 2007年毕业于电子科技大学模式识别与智能系统专业, 现为电子科技大学自动化工程学院博士生, 宁波方太厨具有限公司健康智慧厨房浙江省工程研究中心研发主管, 主要研究方向为机器人感知及控制、图像识别和软件工程。

E-mail: yu3720329@163.com

Yu Guitao received the M. Sc. degree from Pattern Recognition and Intelligent Systems, University of Electronic Science and Technology of China in 2007. He is currently pursuing the Ph. D. degree in School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China. His research interests include robot visual perception and control system, image recognition, software engineering.



张榆平 (通信作者), 博士, 电子科技大学自动化工程学院教授, 主要研究方向为复杂系统分析设计与实现、现代智能控制以及智能仪器仪表设计。

E-mail: zyp_002@163.com

Zhang Yuping (Corresponding author)

Ph. D., is a professor in School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China. His main research interests include complex system analysis, design and implementation, modern intelligent control, and intelligent instrument design.



梁冬泰, 博士, 2003年于浙江大学获得学士学位, 2009年于浙江大学获得机械工程博士学位。现为宁波大学副教授, 主要研究方向为移动机器人、工业视觉检测。

E-mail: liangdongtai@nbu.edu.cn

Liang Dongtai received his B. Sc. degree from Zhejiang University in 2003 and Ph. D. degree from Zhejiang University in 2009. Now he is an associate professor at Ningbo University. His main research interests include mobile robot and industrial visual inspection.