

基于 SLAM 导航的多目视觉 AGV 系统设计

李俊

(新乡医学院现代教育技术中心, 新乡 453003)

摘要: **目的** 为了进一步提高 SLAM 定位精度和小障碍物识别能力。**方法** 采用 SLAM 与多目视觉结合的方法, 首先构建 AGV 运动学模型, 然后构建双目立体视觉模型, 基于 SURF+RANSAC 改进的分区域加权算法, 尽可能剔除冗余误匹配对, 显著提高匹配精度。其次, 在传统 SLAM 导航基础上融入单目视觉, 实现关键工位点精确定位停靠, 并给出二维码遮挡缺损情况下的解决方法, 采用双目视觉实现距离实时测量。**结果** 双目距离检测精度可达 ± 1.88 mm, 轨迹精度可以控制在 ± 2 mm。**结论** 融合 SLAM 和多目视觉可以有效提高导航定位精度和小障碍物识别能力, 提高了 SLAM 的应用领域, 具有一定的推广前景。

关键词: SLAM; 立体视觉; 单目视觉; SURF; RANSAC; 分区加权

中图分类号: TB486; TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)19-0181-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.19.032

Design of Multi Vision AGV System Based on SLAM Navigation

LI Jun

(Modern Education Technology Center, Xinxiang Medical University, Xinxiang 453003, China)

ABSTRACT: The work aims to further improve SLAM positioning accuracy and small obstacle recognition ability. The method combined with SLAM and multi-vision was used to set up the AGV kinematics model and then construct the binocular stereo vision model. The improved subregional weighting algorithm based on SURF+RANSAC could eliminate the redundant matching pairs to the greatest extent and improve the matching accuracy significantly. Secondly, on the basis of traditional SLAM navigation, monocular vision was integrated to achieve precise positioning and berthing of key workstations and propose a solution for the occlusion defect of two-dimensional code. Real-time distance measurement was realized by binocular vision. The accuracy of binocular distance detection reached ± 1.88 mm and the tracky could be controlled at ± 2 mm. Fusion of SLAM and multi-vision can effectively improve the accuracy of navigation and positioning and the small obstacle recognition and expand the application of SLAM, so it has a certain prospect of promotion.

KEY WORDS: SLAM; stereopsis; monocular vision; SURF; RANSAC; zoning weighting

如何实现商品快速包装、运输已经成为工厂快速提高效益的首要考虑因素, 通过机械化实现自主包装与运输已经成为工厂节约制造成本的一个重要途径。伴随着物联网行业的兴起, 包装与物流行业将会是一个新的利润源泉, 同时也引发了人们对高效货物运输工具的需求。AGV 的英语全称是 Automated Guided Vehicle, 中文直译为自动导航车。智能移动机器人需要具备路径规划、目标导航以及 SLAM 的能力^[1]。

SLAM 难点问题不克服, 路径规划及目标导航就难以精确实现。目前, 研究者们解决了很多 SLAM 问题, 但是这些问题绝大多数都是在假设的理想情况下进行的, 以至于目前 SLAM 能在实际生活中应用的研究成果很少^[2]。

文中基于 SURF+RANSAC 改进的分区域加权算法, 将采样图像均等划分为 5 个区域, 并且这 5 个区域可以完全覆盖目标信息, 分别获取各个区域的最优

收稿日期: 2018-06-04

作者简介: 李俊 (1981—), 男, 硕士, 新乡医学院现代教育技术中心实验师, 主要研究方向为教育技术学、计算机教育、人工智能、教育信息化。

匹配对数, 然后根据各自的匹配对数分别赋予各自权值, 最终获取全局最优匹配对数, 实现目标特征点的提取与匹配, 经实验表明, 较 SIFT, SURF, SIFT+RANSAC 和 SURF+RANSAC 4 种传统算法, 匹配效果和稳定性都有了极大提高。在完成匹配后通过放射变化提取关键特征点信息, 获取目标形心坐标信息。最后基于立体重建实现目标定位与测距。最终根据目标形心坐标及目标距离双信息实现准确的定位。最后, 通过自定义标识符实现 AGV 定点精确停靠, 对现代化包装运输系统具有较强的实际应用意义。

1 AGV 模型

1.1 AGV 运动学模型

根据马尔科夫链数学原理建立运动模型, 此模型表示机器人当前系统状态取决于上一时刻的系统状态, 并考虑了各种因素带来的系统误差^[3-4]。运动模型见式(1)。

$$X_k^v = f_v(X_{k-1}^v, u_k) + v_k \quad (1)$$

式中: f_v 为非线性系统的状态变化函数; X_k^v 为 k 时刻的系统状态; u_k 为系统输入; v_k 为高斯白噪声。

此模型是理想模型。假设移动机器人车轮不出现侧滑现象, 车轮横向速度始终保持为 0。视觉机器人 SLAM 行进过程中, 通过自身携带的摄像头采集周围环境的特征点信息, 这些信息可以通过数学模型来准确表示出其位姿状态。建模过程中需要考虑各方面因素。例如移动机器人行动中会出现车轮侧向滑动, 这将导致里程计和部分观测误差。考虑多种干扰因素的模型虽然复杂, 但是可以更精确的表示出机器人运动特性, 很好展现其线性和非线性特性。复杂计算也会带来一定问题, 它会导致计算实时性受到影响。文中综合所有因素, 提出将模型理想化, 保持车辆一直低速运行, 忽略车轮侧向滑动。由于车辆低速行驶, 忽略干扰因素, 使得行为方程简单, 满足基本的 SLAM 研究要求。建立 AGV 模型, 见图 1。

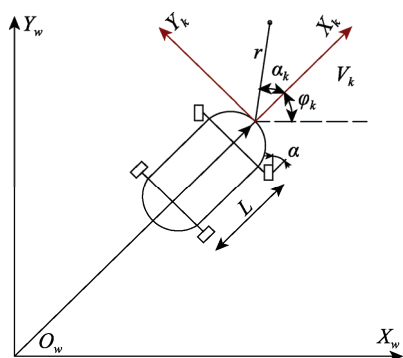


图1 AGV 运动学模型
Fig.1 AGV kinematic model

图 2 中, AGV 的位姿信息用 $[X_k \ Y_k \ \phi_k]^T$ 表示, 输入控制量用 $u_k = [v_k \ \alpha_k]^T$ 表示, 预测方程见式(2)。

$$X_k^v = \begin{bmatrix} x_k^v \\ y_k^v \\ \phi_k^v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1}^v + \Delta T \cdot v_k \cdot \cos(\phi_{k-1}^v + \alpha_k) \\ y_{k-1}^v + \Delta T \cdot v_k \cdot \sin(\phi_{k-1}^v + \alpha_k) \\ \phi_{k-1}^v + \frac{\Delta T \cdot v_k \cdot \sin \alpha_k}{L} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_\phi \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: AGV 车体速度记为 v , 前进速度记为 v_k , 前轮偏角记为 α_k , 前后两轴的中心距记为 L , x 方向的噪声记为 v_x , y 方向的噪声记为 v_y , 角度噪声记为 v_ϕ 。

1.2 AGV 观测模型

一般用观测模型来表述 AGV 位姿状态与各传感器观测数据之间的关系, 观测方程见式(3)^[5-7]。观测模型见图 2。

$$Z(k) = h(X(k)) + v(k) \quad (3)$$

式中: $Z(k)$ 为 k 时刻的观测量; $h(X(k))$ 为测量函数; $v(k)$ 为观测噪声。

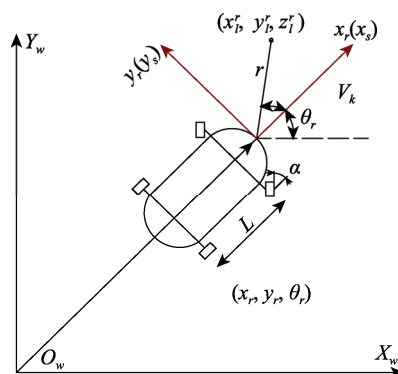


图2 AGV 观测模型
Fig.2 AGV observation model

文中选用双目视觉传感器, 特征点可以表示为 $[x_l^r \ y_l^r \ z_l^r]^T$ 。在理想状态下, K 时刻 AGV 的位姿记为 $X_r(K) = [x_r \ y_r \ \theta_r]^T$, SLAM 过程中的 3 种情况下的观测方程分别为: 环境特征点相对 AGV 坐标系位置方程的观测方程见式(4); 相对于全局坐标位置的观测方程见式(5); 预测特征点相对 AGV 坐标系位置的观测方程见式(6)。

$$Z_l^r(k) = \begin{bmatrix} x_l^r \\ y_l^r \\ z_l^r \end{bmatrix} + v(k) \quad (4)$$

$$Z(k) = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r + x_l^r \cos \theta_r - y_l^r \sin \theta_r \\ y_r + x_l^r \sin \theta_r + y_l^r \cos \theta_r \\ z_l^r \end{bmatrix} + v(k) \quad (5)$$

$$Z_l^r(k) = \begin{bmatrix} x_l^r \\ y_l^r \\ z_l^r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (y_w - y_r) \sin \theta_r + (x_w - x_r) \cos \theta_r \\ (y_w - y_r) \cos \theta_r + (x_w - x_r) \sin \theta_r \\ z_w \end{bmatrix} + v(k) \quad (6)$$

2 立体测距模块

2.1 特征点匹配

SURF 通过计算 2 个特征点之间的欧氏距离来判断匹配度，二者成反比关系^[8-10]。具体匹配过程为：设 X_1, X_2 分别为图像 M_1, M_2 上的特征点集 S_1, S_2 中的任意一点，特征点对应的特征向量分别为 $Des(X_1), Des(X_2)$ ， $Des_i(X_1), Des_i(X_2)$ 分别为特征向量的第 i 个分量，则 X_1, X_2 之间的欧氏距离可以表示为：

$$Dist(X_1, X_2) = \left[\sum_{i=1}^{64} (Des_i(X_1) - Des_i(X_2))^2 \right]^{1/2} \quad (7)$$

根据式 (8) 可以计算得到最近的距离 D_N 和次最近的距离 D_{NN} ，距离比值为 R_{rt} ：

$$R_{rt} = D_N / D_{NN} \quad (8)$$

当 R_{rt} 小于某个设定阈值时，就可以认为是匹配点。

2.2 RANSAC 算法

使用双向匹配法执行匹配时，误匹配对比较多，所以需要采取进一步方法剔除误匹配点对。RANSAC 算法可以根据预处理匹配对，根据一个允许的误差将所有的匹配对划分为内点和外点，利用内点进行参数估计^[11-12]。

RANSAC 算法查询最佳单应性矩阵 $H_{3 \times 3}$ ，寻找出满足该矩阵数据点个数最多的参数矩阵，见式 (9)。

$$S \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中： (x, y) 为目标图像的角点位置； (x', y') 为场景图像中的角点位置； S 为尺度参数。

从最佳匹配数据集中随机选取 4 个互不共线的样本，计算 H ，并利用该模型测试所有匹配数据，进而求出代价函数，若代价函数最小则模型最优，见式 (10)。

$$H = \sum_{i=1}^n \left(x_i' \frac{h_{11}x_i + h_{12}y_i + h_{13}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 + \left(y_i' \frac{h_{21}x_i + h_{22}y_i + h_{23}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 \quad (10)$$

2.3 RANSAC 改进

从上文可以看出，对于匹配数据量比较大时，求取代价函数非常困难，所以要想进一步提高 RANSAC 匹配效果需要对匹配数据量做进一步优化，因此文中

采用区域加权法，把采样得到的图片划分成 5 个区域，可以完全覆盖目标在采样图像中绝大多数信息，并且有效去除大部分背景的干涉。如图 3 所示，进行 RANSAC 剔除误匹配点对，然后根据式 (11) 赋予各个区域加权因子，最后根据各个区域的权重确定最终的最佳匹配对。

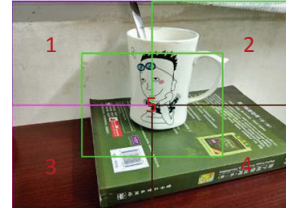


图 3 区域分割

Fig.3 Region segmentation

$$\sigma_i = \begin{cases} \frac{w_i}{w_{\max} + \sum_i^4 w_i} & \frac{w_i}{w_{\max}} > 0.5 \\ 0 & \frac{w_i}{w_{\max}} \leq 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

式中： σ_i 为第 i 个区域的权重值； w_i 为第 i 个区域的匹配对数量； $w_{\max}$ 为所有区域的最大匹配对数，最大匹配对区域的权重值为 $1 - \sum_i^4 \sigma_i$ 。

3 目标的匹配识别

首先通过摄像机采集目标图像，为了减小背景等因素的影响，截取感兴趣区域构成目标模板库^[13]。文中采用的双目摄像头见图 4，目标模板与采样图 SURF 角点检测见图 5。

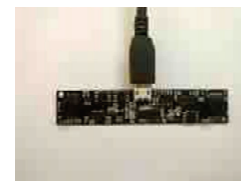
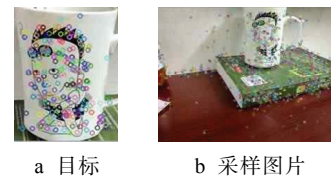


图 4 双目摄像头

Fig.4 Binocular camera



a 目标

b 采样图片

图 5 目标模板

Fig.5 Target template

3.1 目标匹配识别

在实际目标识别中使用双目摄像头的左摄像头的采样图片，对采样图像划分区域，然后进行目标的

识别与轮廓提取并且通过 RANSAC 算法寻找最优参数模型,接着通过匹配点对数确定各区域的加权因子,最后确定最终的最优匹配点对数,执行目标匹配与识别。分别采取 4 中方法进行匹配操作的结果与文中所用方法的对比见图 6,具体的对比结果见表 1。从图 6 可以明显看出直接使用 SIFT 或者 SURF 算法的效果最差,使用 SIFT+RANSAC 和 SURF+RANSAC 算法的效果较之前有明显改善,并且后者较前者效果更好,但是依然存在明显的匹配错误见图 6 中圆圈所示,且稳定性不高。采用文中方法后,已完全剔除所有误匹配点,并且从 3 幅不同角度的采样图片的最终匹配结果可以看出,稳定性和效果都较前 4 种方法有

明显改善。

表 1 中的采样号为分别从 3 个不同角度采集的 3 幅图像,从匹配点数可以看出分别与图 6 效果吻合, SURF 和 SIFT 2 种方法对误匹配点的过滤效果非常差,而 SIFT+RANSAC 和 SURF+RANSAC 则剔除了大部分误匹配点,但是效果仍然不理想。表 2 中采用分区域加权处理后,匹配的效果和稳定性都得到了极大提升。

在完成目标匹配后,通过仿射变换获取匹配中的关键点、角点信息进而绘制出目标的矩形区域,如图 6 中的矩形框所示,获取矩形形心坐标,然后通过双目立体重建获得 3 维坐标。

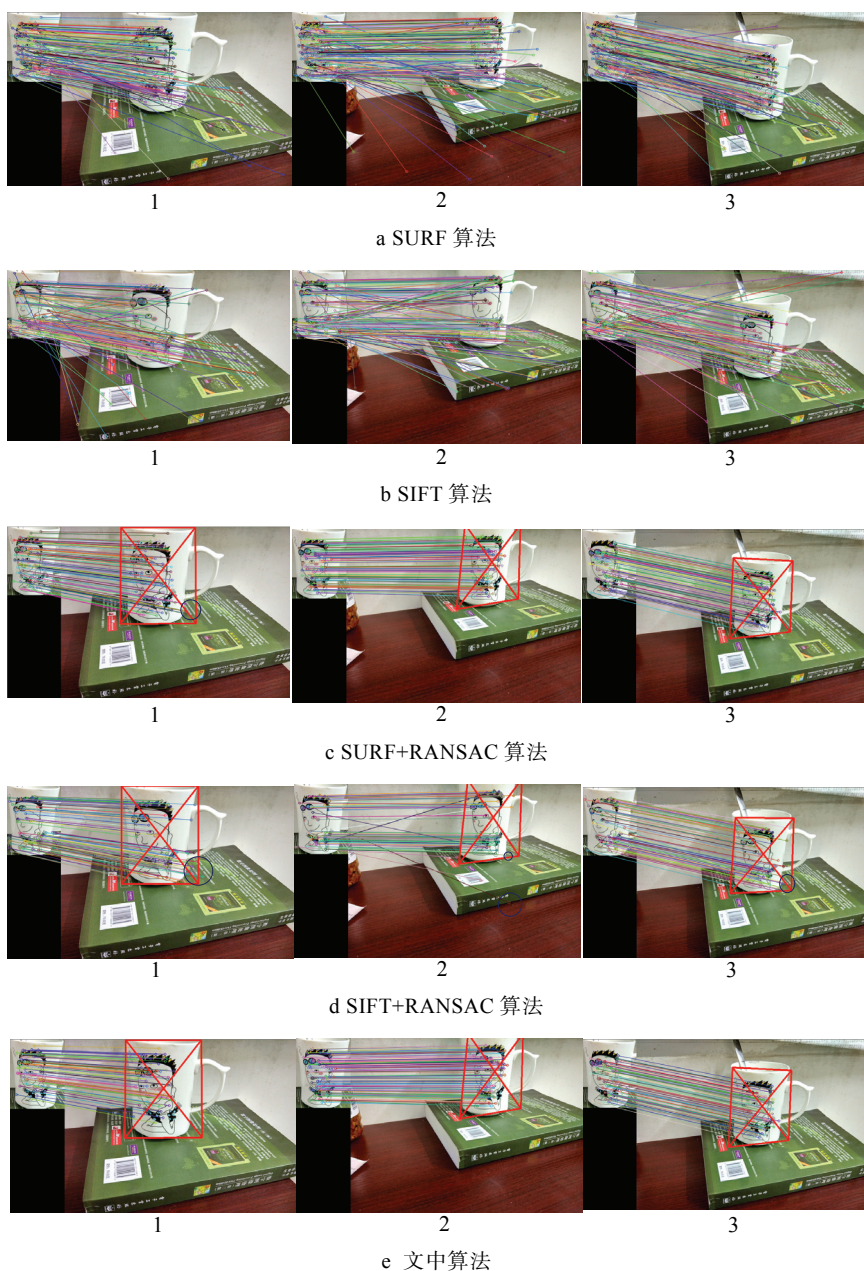


图 6 5 种方法对比

Fig.6 Comparison among 5 methods

表 1 4 种方法结果
Tab.1 Results of 4 methods

方法	采样号	目标点数	采样图点数	匹配点数	时间/s
SURF	1	240	2504	240	2.374 78
	2	240	1382	240	1.701 76
	3	240	1977	240	2.062 17
SURF+RANSAC	1	240	2504	115	2.444 45
	2	240	1382	103	1.781 27
	3	240	1977	108	2.113 14
SIFT	1	192	1337	192	3.386 54
	2	192	670	192	3.101 95
	3	192	1323	192	3.349 23
SIFT+RANSAC	1	192	1337	122	3.401 26
	2	192	670	72	2.960 94
	3	192	1323	105	3.345 35

表 2 文中方法结果
Tab.2 Results of this method

采样号	区域号	目标点数	采样图点数	匹配点数	加权系数	时间/s
1	1	240	597	74	0.56	4.041 31
	2	240	194	28	0	
	3	240	675	25	0	
	4	240	766	18	0	
	5	240	759	59	0.44	
2	1	240	108	50	0	4.143 32
	2	240	653	108	1	
	3	240	59	50	0	
	4	240	364	43	0	
	5	240	521	25	0	
3	1	240	139	24	0	4.121 91
	2	240	424	64	0	
	3	240	476	32	0	
	4	240	656	12	0	
	5	240	648	103	1	

4 单目视觉定位模块

文中采用凯视佳 Falcon2 FA-81-12M1H 工业相机作为单目精定位采样模块，是 Teledyne Dalsa 生产的高性能 Mini Cameralink 彩色面阵工业相机。

单二维码视觉精定位方法^[14—15]。利用每帧图像尺寸不变特性，对其进行边框处理使其利于后期轮廓的提取；然后通过提取的矩形轮廓的 2 个角的图像坐标值计算出矩形区域中心点的图像坐标值。对比 2 个中心点的坐标计算出偏移距离。最后对提取的矩形区域以中心点为旋转基准，获得 AGV 的纠偏角度。最终把测量得到的信息反馈给运动控制系统，执行修正操作，实现 AGV 精定位。

文中研究的 AGV 应用场合主要为工厂物料输送，所以二维码的背景色单一不需要考虑背景变化的影响，并且因为工厂地面一般为水平地面，因而也不需要考虑二维码形变的影响。因为二维码本身存储了

不同的路径、货号 and 工位等信息，所以只需要考虑二维码存储信息量变化和污损的影响。

文中采用的边缘检测法提取二维码轮廓测试结果见图 7。首先，对原始采集的二维码图像作中值滤波和形态学腐蚀处理，以消除二维码区域对外围边框的干扰，从处理后的二维码可以看出，整个二维码区域连接闭合都已经被弱化，外围闭合线圈被强化。然后通过遍历获取的二维码外轮廓，获取 4 个纠偏关键点。从图 7 中可以看出，二维码存储信息量的多少对文中方法没有影响。无论二维码存储的信息量多少，均可以准确定位预处理后的二维码外边框，并依次准确提取关键纠偏点像素坐标。此时，设置 Canny 边缘检测阈值为 260，检测效果良好。根据相机与二维码之间的距离，设置相应的阈值可以显著提高检测效果，文中因为相机与二维码之间的垂直距离为 25 cm，经过大量实验测试 Canny 阈值选取为 260 时效果最好。在不同的 Canny 阈值下静态测试效果见图 8。从



图 7 含有不同信息量测试文中方法

Fig.7 Test of this method by different information loads



图 8 不同阈值检测效果

Fig.8 Detection effect of different thresholds

图 8 中可以看出,在静态测试下,阈值低于 510 的情况均可以正确提取二维码外轮廓,当 Canny 阈值大于 510 时,无法检测二维码外围轮廓。

通过同样方法,测试文中方法处理效果见图 9 和图 10。首先,从图 9 可以看出,Canny 阈值取 260 时测试效果最佳,阈值为 3、6 和 110 时,虽然可以检测但都是误检测,阈值为 510 时,根本无法检测。其次,从图 10 可以看出,通过形态学开运算处理(内核矩阵取值 45),可以有效解决轮廓缺损问题并进

一步经过膨胀处理,准确提取出二维码的外边框。实验测试选取不同形态学处理内核尺寸发现当内核矩阵取值为 45 时效果最佳。当内核矩阵取值 15 时,可以看出仍然存在许多伪边框干扰,效果很差。

从上述测试结果可以看出,文中方法无论是在正常情况下还是在二维码受到污渍或是缺损条件下的测试效果都较好。尤其在处理二维码边框污渍、缺损情况下文中方法优势更加明显。

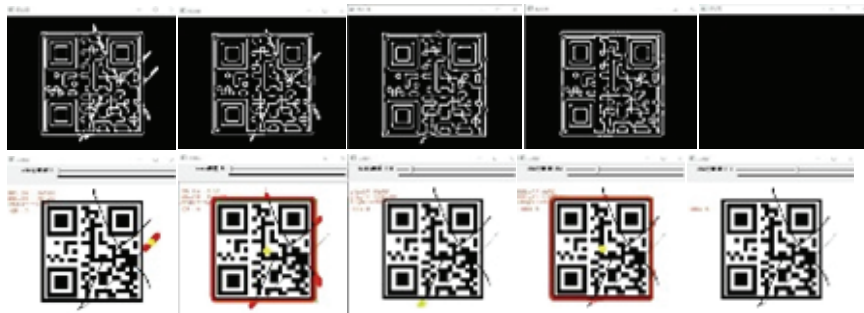


图 9 文中方法污损测试

Fig.9 Fouling test of this method

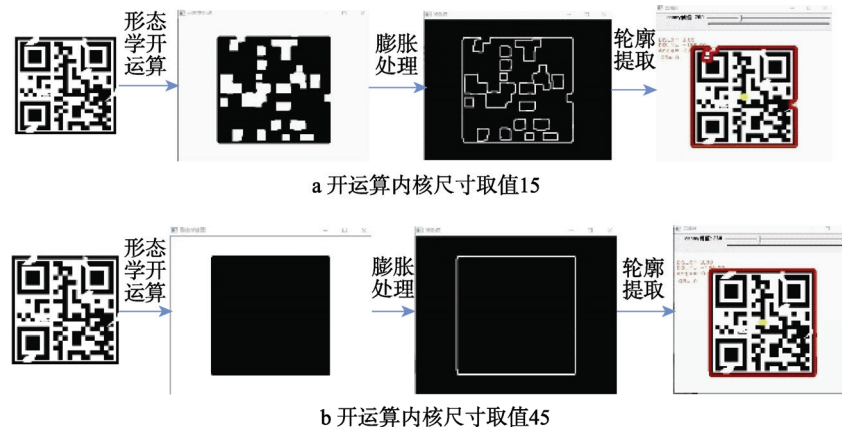


图 10 文中方法缺损测试
Fig.10 Defect test of this method

5 实验结果与分析

视差图的伪色图显示见图 11。图 11a 为视差灰度图，图 11b 视差彩色图和图 11c 矫正后左图像与视差图合并显示。首先将 16 位有符号整形视差矩阵转换为 8 位无符号整形矩阵，然后进行伪彩色处理，从图

11 中可以看出，视差图中偏亮的区域就是目标物体放置的位置。最后为了把视差数据导入 Matlab 中分析，因为 OpenCV 只支持 xml 和 yml 类型文件的读写，所以先把视差数据保存为文本格式，然后导入 Matlab 中。视差数据的 3D 图见图 12。最终根据视差图计算出目标物体位置与距离。

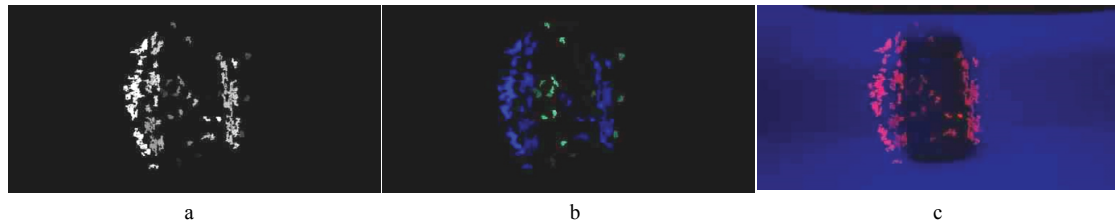


图 11 视差伪彩色处理
Fig.11 Parallax pseudo color processing

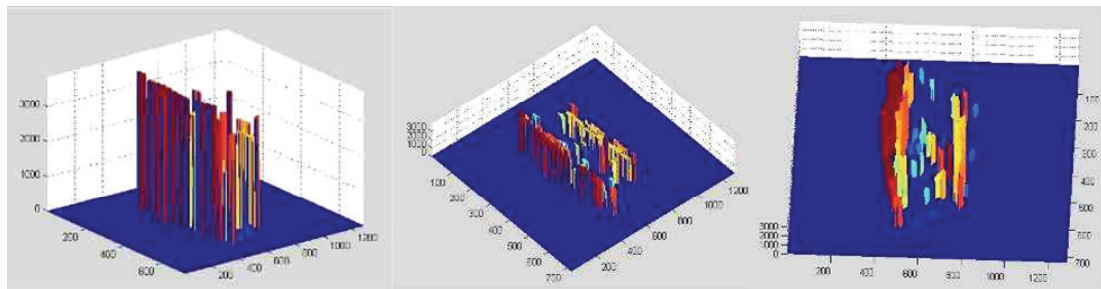


图 12 视差 3D 图
Fig.12 Parallax 3 D diagram

对同一目标物体分别位于 10 个不同距离测得 10 组数据见表 3。通过实际测取 10 组数据表明，目标物的远近对测距精度有很大的影响，这也和前面的理论吻合，因此，双目测距对近物有良好的效果，对于比较远的物体可以通过改变目标物的面积阈值大小来微调检测灵敏度和精度。对 10 组误差求平均误差为 24.312 mm，可知依靠距离定位不能完全满足精度要求。

对棋盘中的 54 个角点的三维坐标重建，其中角

点按左上角到右下角依次排列，见表 4。根据式 (12) 计算绝对平均误差，结果为 1.88 mm。结果比较准确，但是机器人实际移动过程中不可避免会引入机械误差，文中首先通过测得的距离执行粗定位，然后根据三维坐标信息执行精定位，可以有效避免机械误差，有效提高定位精度。

$$E = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{(X_{w1} - X_{w2})^2 + (Y_{w1} - Y_{w2})^2 + (Z_{w1} - Z_{w2})^2}}{N}$$

(12)

表 3 10 组测量数据
Tab.3 10 groups of measurement data

目标编号	系统测量值/mm	实际值/mm	误差%
1	201.23	200	0.62
2	396.2	400	-0.95
3	592.38	600	-1.27
4	812.6	800	1.58
5	1017.1	1000	1.71
6	1221.86	1200	1.82
7	1372.28	1400	-1.98
8	1638.53	1600	2.41
9	1847.31	1800	2.63
10	2065.35	2000	3.27

采用的自定义标识符单目视觉精定位结果见图

13。AGV 的定位精度稳定在 ± 1 mm, 显著提高 AGV 视觉定位精度。

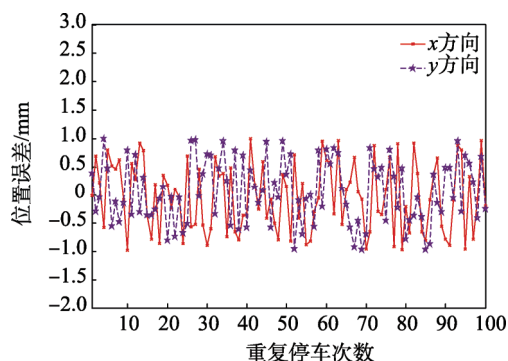


图 13 100 次重复定位误差

Fig.13 100 times of repetitive location error

表 4 三维重建坐标与实际坐标比较
Tab.4 Comparison between three-dimensional reconstruction coordinates and actual coordinates

角点	实测坐标/mm	重建坐标/mm	角点	实测坐标/mm	重建坐标/mm
(1,1)	(0,0,0)	(-1.58,-0.89,-0.97)	(4,1)	(78,0,0)	(77.30,0.67,-1.02)
(1,2)	(0,26,0)	(-1.64,26.00,-1.21)	(4,2)	(78,26,0)	(76.87,26.57,1.65)
(1,3)	(0,52,0)	(-1.14,52.85,-0.61)	(4,3)	(78,52,0)	(77.27,51.58,-1.31)
(1,4)	(0,78,0)	(-1.64,78.97,-1.21)	(4,4)	(78,78,0)	(76.96,77.79,0.86)
(1,5)	(0,104,0)	(-0.87,103.20,-1.61)	(4,5)	(78,104,0)	(77.32,102.89,-2.21)
(1,6)	(0,130,0)	(-0.84,128.90,0.91)	(4,6)	(78,130,0)	(76.17,127.94,-1.68)
(1,7)	(0,156,0)	(-1.34,156.96,1.71)	(4,7)	(78,156,0)	(77.42,154.25,1.73)
(1,8)	(0,182,0)	(-1.14,180.25,-1.31)	(4,8)	(78,182,0)	(75.37,180.39,1.36)
(1,9)	(0,208,0)	(-1.46,209.79,1.21)	(4,9)	(78,208,0)	(78.58,207.42,-2.04)
(2,1)	(26,0,0)	(26.54,0.00,1.21)	(5,1)	(104,0,0)	(104.75,0.19,-1.10)
(2,2)	(26,26,0)	(26.65,26.27,1.76)	(5,2)	(104,26,0)	(103.58,26.18,-0.94)
(2,3)	(26,52,0)	(27.12,51.60,0.21)	(5,3)	(104,52,0)	(103.29,51.79,1.05)
(2,4)	(26,78,0)	(27.86,77.30,-0.61)	(5,4)	(104,78,0)	(102.86,77.79,-0.81)
(2,5)	(26,104,0)	(28.20,105.32,-1.12)	(5,5)	(104,104,0)	(103.90,104.81,1.03)
(2,6)	(26,130,0)	(25.56,128.76,1.32)	(5,6)	(104,130,0)	(104.72,130.93,-1.26)
(2,7)	(26,156,0)	(27.85,156.00,-2.21)	(5,7)	(104,156,0)	(103.48,155.27,1.46)
(2,8)	(26,182,0)	(27.32,180.10,-1.41)	(5,8)	(104,182,0)	(102.59,180.92,1.07)
(2,9)	(26,208,0)	(26.46,206.35,1.76)	(5,9)	(104,208,0)	(104.69,207.37,0.74)
(3,1)	(52,0,0)	(50.76,1.30,0.54)	(6,1)	(208,0,0)	(208.67,0.79,-0.91)
(3,2)	(52,26,0)	(50.24,25.31,0.57)	(6,2)	(208,26,0)	(207.69,26.62,1.04)
(3,3)	(52,52,0)	(51.24,51.21,1.31)	(6,3)	(208,52,0)	(206.85,52.71,1.13)
(3,4)	(52,78,0)	(50.75,76.87,-1.25)	(6,4)	(208,78,0)	(208.37,77.38,-0.99)
(3,5)	(52,104,0)	(50.69,105.24,1.37)	(6,5)	(208,104,0)	(207.37,104.63,1.06)
(3,6)	(52,130,0)	(51.57,129.19,-1.61)	(6,6)	(208,130,0)	(206.85,129.60,-1.38)
(3,7)	(52,156,0)	(51.39,154.95,1.41)	(6,7)	(208,156,0)	(209.02,156.27,-1.07)
(3,8)	(52,182,0)	(50.87,181.68,0.97)	(6,8)	(208,182,0)	(207.79,181.69,0.81)
(3,9)	(52,208,0)	(51.39,206.94,1.06)	(6,9)	(208,208,0)	(208.79,207.29,1.41)

6 结语

文中针对 SLAM 定位精度低, 障碍物识别精度

低等问题, 提出一种基于 SLAM 导航的多目视觉 AGV 系统设计方案, 给出了 AGV 运动学模型。采用基于 SURF+RANSAC 改进的分区域加权算法, 将采

样图像均等划分为5个区域,并且这5个区域可以完全覆盖目标信息,分别获取各个区域的最优匹配对数,然后根据各自的匹配对数分别赋予各自权值,最终获取全局最优匹配对数,实现目标特征点的提取与匹配,可以显著提高匹配精度。最后,将单目视觉融入到SLAM中,实现AGV定点精确定位。实验结果表明,轨迹精度可以控制在 ± 2 mm,障碍物识别效果得到显著提升,对提升现代物流运输系统具有一定借鉴意义。

参考文献:

- [1] 焦富龙. 基于双目视觉的机器人 SLAM 系统设计与实现[D]. 北京: 北京工业大学, 2015.
JIAO Fu-long. Design and Implementation of Mobile Robot Simultaneous Localization and Mapping System Based on Binocular Vision[D]. Beijing: Beijing University of technology, 2015.
- [2] 何珍, 楼佩煌, 钱晓明, 等. 多目视觉与激光组合导航 AGV 精确定位技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2017(11): 2830—2838.
HE Zhen, LOU Pei-huang, QIAN Xiao-ming et al. Research on Precise Positioning Technology for AGV Based on Multi-object Vision and Laser Integrated Navigation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017(11): 2830—2838.
- [3] 徐叶帆. 基于标识符视觉定位的 AGV 导航系统研究[D]. 南京: 东南大学, 2016.
XU Ye-fan. Research on AGV Guided System Based on Vision Identifier Localization[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [4] 郑少华, 李伟光, 刘维民, 等. 视觉导航 AGV 多路径快速检测算法研究[J]. 电子设计工程, 2016, 24(11): 177—180.
ZHENG Shao-hua, LI Wei-guang, LIU Wei-min, et al. The Research of Fast Multi-path Detection Algorithm for Visual AGV[J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(11): 177—180.
- [5] 白刚. 一种视觉导航 AGV 平台的设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
BAI Gang. Design of Automated Guided Vehicle Platform Based on Visual Navigation[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [6] 邢凯盛. 基于双目视觉的机器人 SLAM 算法研究[D]. 芜湖: 安徽工程大学, 2017.
XING Kai-sheng. Research on SLAM Algorithm for Mobile Robot Based on Binocular Vision[D]. Wuhu: Anhui Polytechnic University, 2017.
- [7] JUNG M, SONG J B. Graph SLAM for AGV Using Geometrical Arrangement Based on Lamp and SURF Features in a Factory Environment[C]// International Conference on Control, Automation and Systems, IEEE, 2017: 844—848.
- [8] 苑全德. 基于视觉的多机器人协作 SLAM 研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
YUAN Quan-de. Research of Multi-robot Cooperative SLAM Based on Vision[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [9] PRATAMA P S, NGUYEN T H, KIM H K, et al. Positioning and Obstacle Avoidance of Automatic Guided Vehicle in Partially Known Environment[J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2016, 14(6): 1—10.
- [10] ABBENSETH J, LOPEZ F G, HENKEL C. Cloud-based Cooperative Navigation for Mobile Service Robots in Dynamic Industrial Environments[C]// Symposium on Applied Computing. ACM, 2017: 283—288.
- [11] CHO H, KIM E K, KIM S. Indoor SLAM Application Using Geometric and ICP Matching Methods Based on Line Features[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2018, 100: 206—224.
- [12] 何健. 基于视觉标签的 AGV 路径规划算法研究[D]. 南京: 东南大学, 2017.
HE Jian. Research on AGV Path Planning Algorithm Based on Visual Labeling[D]. Nanjing: Southeast University, 2017.
- [13] FANG X Q, HUANG X T, ZHENG C T, et al. Control System for AGV Based on Embedded Vision Navigation[J]. Modern Computer, 2018(8): 101—107.
- [14] SHETH S, AJMERA A, SHARMA A, et al. Design and Development of Intelligent AGV Using Computer Vision and Artificial Intelligence[J]. Soft Computing: Theories and Applications, 2018(2): 111—119.
- [15] ZHOU C, SHUAI P, DAI C. The Application of QR Codes And WIFI Technology in the Autonomous Navigation System for AGV[C]// International Forum on Energy, Environment Science and Materials, 2018(3): 101—112.