

基于单目天花板视觉的扫地机器人定位算法设计及实现

王晓彤, 黄 鲁

(中国科学技术大学 信息科学技术学院, 安徽 合肥 230027)

摘 要: 随着扫地机器人的逐渐普及, 通过视觉传感器进行定位已成为亟待解决的关键问题, 但由于嵌入式系统资源有限导致视觉定位实现技术难度大且效果差, 因此采用单目相机顶视室内环境天花板的方法, 能在减小计算量的同时解决单目尺度不定性的问题. 首先, 对采集的连续帧采用 FAST 结合 Shi-Tomasi 算法提取特征点, 并使用 ORB 匹配算法进行匹配, 结合视觉定位模型估计出全局定位姿态. 然后, 辅助使用价格低廉的传感器提供粗略数据, 改进了 ORB 匹配算法. 最后, 设计了特征地图进行可视化实验验证, 结果表明所提方案具有较好的定位精度与实时性.

关键词: 扫地机器人; 单目视觉; 天花板视觉定位; 特征点匹配

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)03-0125-05

Design and Realization of Localization Algorithm for Sweeping Robot Based on Monocular Ceiling Vision

WANG Xiao-tong, HUANG Lu

(School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Vision Localization has become a crucial problem to be solved with the continuous popularity of sweeping robots. However, due to the limited resources of embedded systems, it is difficult to be realized and we can hardly get good performance. To address this challenge, in this paper the monocular camera which faces the ceiling is used to reduce the computational complexity and solve the uncertainty of monocular scale. Firstly, we extract and match the feature points of collected consecutive frames by using the FAST with Shi-Tomasi algorithm and ORB matching algorithm, and jointly consider the vision localization model to estimate the global positions. Then, the ORB matching algorithm is improved using the rough data provided by inexpensive sensors. Finally, we design a UI of feature map to perform visual experiments and the results show that our proposed scheme has high accuracy and low computational complexity.

Key words: sweeping robot; monocular vision; ceiling vision localization; feature point matching

1 引言

定位是室内扫地机器人实现自主导航的关键, 定位后进行路径规划, 使机器人更智能全面清扫. 目前机器人定位使用的传感器包括激光、视觉传感器、声呐以及多种传感器信息融合, 定位的求解计算与传感器有着重要的关联, 本质上就是对传感器数据的处理. 目前激光雷达定位发展相对成熟, 2016 年小米推出基于激光雷达的扫地机器人, 紧接着谷歌

开发了基于激光雷达和 IMU 以及视觉传感器的 cartographer 算法^[1], 精度不高但能达到实时性. 然而激光雷达成本相对较高, 不利于扫地机器人的普及. 结合扫地机器人实际应用情况, 考虑到单目视觉传感器计算量小, 成本低且适合在嵌入式系统上实现, 于是本课题使用单目视觉传感器进行扫地机器人的定位. 又由于单目视觉具有尺度不确定性, 所以采用机器人视觉传感器顶视室内天花板的单目视觉定位方案, 将单目视觉传感器置于机器人顶部且正

对天花板,天花板视觉定位模型不易受动态环境的干扰,而且对于天花板平面的特征没有尺度变化的发生,仅有旋转和仿射变换,因此既解决了单目尺度不确定性的问题,又有效缩短了图像处理计算的时间,同时具有很高的定位精度.文献[2]要求天花板距离地面高,且在开阔的室内如商场等使用提取特征点并使用 VND(visual node descriptor)描述匹配定位.文献[3]中的特征来自在空间分布已知的圆形灯,在空间点与图像点对应后使用透视 n 点定位(PnP).文献[4]使用 RGBD 相机提取了深度图和原图,对原图提取天花板图像边缘进行对准,结合深度图使用 ICP 算法估算位姿.文献[5]提出了一种在天花板上贴圆形的自制特征标志的方法,将人造标志和本身存在的标志相结合,圆形标志在图像上呈现出不规则的椭圆形,通过不同的椭圆形状大小估计机器人的位姿.

扫地机器人不仅用于商场,更多的是用于家庭,不能只在开阔的室内定位;室内天环板各有差异,因此采用具有明确轮廓的物体作为特征时适应性差,是不可取的;在天花板上人工贴标志的方法耗费人力财力;RGBD 相机价格昂贵,故采用普通的价格低廉的摄像机.为提高适应性和普及性,使用天花板上的具有较大 Harris 响应值的点作为特征即路标.图像匹配是单目视觉定位的基础,图像匹配结果的好坏直接影响定位的准确性.常用的特征点匹配算法有尺度不变特征变换(SIFT)、加速鲁棒特征(SURF)和 ORB,匹配之后还需要剔除错误匹配,耗时且可能得不到正确的匹配点对.本设计提出一种结合 FAST^[6]和 Shi-Tomasi^[7]的特征点提取算法,保证特征点提取的速度和有效;在图像匹配方面,我们选择了具有很好的旋转不变性且效率较高的 ORB 特征描述符.由于天花板图像重复性相似度高,所以误匹配率极高,对此本文提出一种结合结合便宜的码盘和陀螺仪传感器数据的改进 ORB 匹配的算法,极大减小了误匹配率,且提高了匹配效率.通过图像特征点匹配信息结合实际机器人视觉定位模型估计出机器人位姿.这使得我们的系统更有效率,且简单可靠.

2 数学建模

2.1 视觉观测模型

相机采集的天花板图像是一个二维图像平面,摄像机的摄影几何模型决定了图像上的像素点与实际世界之间相对应的关系,这个模型有很多种,最常

用的是针孔模型,相机镜头的透镜会导致图像的畸变,所以我们采用针孔加畸变两个模型来描述相机投影过程.

空间中一点 P_w , 在世界坐标系下为 (x_w, y_w, z_w) , 在相机坐标系下为 (x_c, y_c, z_c) , 经针孔相机模型成像,在图像像素坐标系下为 (u, v) , 在图像坐标系下为 (x, y) , 之间的描述关系可表示为

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} =$$

$$KT \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

综上所述,视觉观测模型公式为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ z_c \end{bmatrix} = \frac{1}{z_c} DK (RP_w + t), \text{ 其中 } D = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

我们需要通过摄像机标定来求摄像机的内参 K 和畸变参数,是每个相机固定不变的参数,我们的相机是标注为 100 度的广角 USB 摄像头,实测为 90 度,使用基于 OpenCV 方法标定的内参数矩阵为

$$K = \begin{bmatrix} 363.523 & 0 & 310.111 \\ 0 & 363.396 & 223.857 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

T 为相机的位姿也称为相机的外参数,会随着相机运动发生改变即机器人的运动轨迹也是我们求解的目标.

2.2 扫地机器人模型

为确定任意时刻扫地机在世界坐标系下的位姿,根据视觉观测模型进行扫地机器人视觉定位数学建模,建立如图 1 所示的模型.机器人坐标系的原点 O_r 位于扫地机器人的中轴线上,在扫地机器人两轮的中心, Z 方向垂直天花板向上, X 方向为扫地机器人前进运动方向, X 轴、 Y 轴、 Z 轴满足坐标系右手定则.机器人坐标系的起始位置定义为世界坐标系,摄像机坐标系为将机器人坐标系绕 Z 轴逆时针旋转 90° 后,沿扫地机中轴线向上平移 d_1 .视觉传感器顶视天花板,两侧以 d_2 等距地放置了两个用于自适应确定天花板高度的 LED 灯,其在天花板上形成一定面积的两不重合光斑. (u, v) 为图像特征点坐标,在天花板上的对应点的世界坐标系坐标为 (x_p, y_p) , (u_0, v_0) 为摄像机光心的图像坐标, d_1 为摄像机离

机器人中心的坐标, (x,y,θ) 为机器人的世界坐标系坐标. H 为天花板到地面的高度减去摄像机距离地面的高度 9.5 cm. 扫地机器人单目视觉定位系统的数学模型^[8] 为

$$u = \frac{f_u}{H}[-(x_p - x)\sin\theta + (y_p - y)\cos\theta] + u_0$$
$$v = \frac{f_v}{H}[-(x_p - x)\cos\theta - (y_p - y)\sin\theta + d_1] + v_0$$

(3)

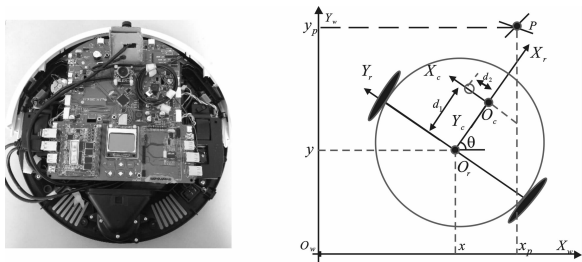


图 1 扫地机器人的实物及视觉定位数学模型

式(3) 描述了图像像素坐标与机器人世界坐标系位姿坐标的对应关系,因此我们可以处理单目视觉传感器采集的图像,由图像信息求解得到全局位姿.

2.3 自适应确定天花板高度

不同室内的天花板高度差距明显,若不能自适应地得到天花板高度将导致定位不准. 摄像头两侧的 LED 灯可用于随时实现天花板高度的自适应确定,设左、右侧 LED 灯在世界坐标系下的坐标分别为 (x_{f1}, y_{f1}) 、 (x_{f2}, y_{f2}) , 对应图像上的光斑质心为 (u_1, v_1) 、 (u_2, v_2) . 根据式(1) 和两 LED 灯的位置关系有

$$H = 2f_u d_2 / (u_1 - u_2)$$

(4)

自适应确定天花板高度的详细算法流程图如图 2 所示. 确定光斑质心时,在图像中设置 ROI 区域提取轮廓,可提高准确度和速度.

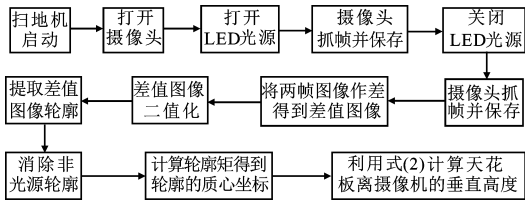


图 2 自适应确定天花板高度流程

3 单目视觉定位系统

对单目相机采集获取的天花板图像进行处理获得图像像素坐标,这是特征点法,也可以称为路标法. 其具有旋转不变性,光照不变性,且可以进行循环检测的优点. 为了尽可能减少图像处理时间,我们

提出了追踪的模式,在扫地机器人初始化提取特征点后,根据外界码盘陀螺仪传感器信息以及视觉定位模型,在图像中设定搜索框缩小特征点匹配搜索范围,减少特征点匹配时间. 根据扫地机器人的数学模型和对天花板图像处理的结果,可估计出扫地机器人的运动信息.

3.1 特征提取

对于经典的斑点特征提取 SIFT, SURF 等算法在执行效率上较为欠缺,目前我们主要使用 FAST (features from accelerated segment test) 特征提取算法. FAST 特征点定义某像素点与其周围领域内足够多的像素点处于不同的区域,则该像素点可能为特征点. Shi-Tomasi 检测算法是对 Harris 特征点检测的改进,该算法计算候选像素灰度变化协方差矩阵的较小特征值,若该特征值大于阈值,则认定候选像素为特征点. 在性能方面,FAST 检测速度快,得到的特征点聚集;Shi-Tomasi 检测慢,对特征点的重要程度有定义且能得到固定数目的特征点.

FAST 结合 Shi-Tomasi 的特征点检测,具备 Shi-Tomasi 检测的准确性且比 Shi-Tomasi 要快. 对于特征提取,为了后续特征追踪匹配的时候不容易出现突变,将图像划分为单元格,使得检测到的特征尽可能分散,每个格子尽量对应一个特征. 每个格子设置的 FAST 检测阈值会根据图像内容自适应变化. 我们对通过 FAST 检测出的特征点添加 Shi-Tomasi 特征点,来进行进一步的筛选,确保提取的特征点的稳定性和均匀性. 这样就对检测到的特征既进行了均匀化处理,又提高了特征点检测速度.

以下为四种特征提取方法的效果对比. 测试方法说明:首先对我们的算法 Fsat-Shitomasi 设定一个初始 FAST 阈值 x 对整幅图提取特征点,获得特征点数目,使用 OpenCV 源码 ORB 提取特征点不计算描述符的方法和 Shi-Tomasi 的方法对图像提取相同特征点数目,FAST 方法则采用上述相同阈值 x 对图像提取特征点,图 3 是实验效果对比图.

表 1 所示为 4 种方法的不同平台的运行时间对比.

表 1 4 种特征点检测方法运行时间对比

特征点提取算法	特征点数	PC 端耗时/ms	ARM 端耗时/ms
OpenCV ORB	460	3.7	116.89
FAST	1 236	0.7	14.57
Shi-Tomasi	460	11.1	368.53
Fast-ShiTomasi	460	2.1	48.13

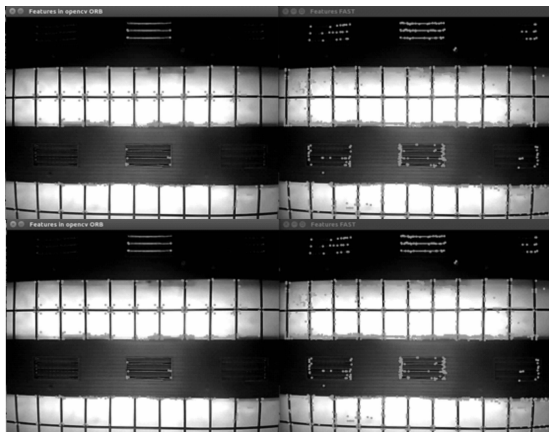


图3 4种方法提取特征点效果对比图

通过实验分析可知,采用 OpenCV 源码 ORB 特征点提取部分的算法和 FAST 算法提取的特征点都过于集中,采用我们的算法和 Shi-Tomasi 的算法提取的特征点分布比较均匀合适,但我们的算法耗时明显优于 Shi-Tomasi 算法。

3.2 特征匹配

ORB^[9]是 FAST 特征点检测和 BRIEF 特征描述子的结合与改进。ORB 使用灰度质心法给 FAST 特征点增加了方向性,将 BRIEF 描述子改进为 rBRIEF 以解决旋转不变性。每个特征点的 ORB 描述符为 32 字节的二值串。使用汉明距离可以表征两个 ORB 描述符的相似程度,汉明距离值越小则两个特征点越相似。

因受嵌入式系统计算能力和应用场景的限制,使用码盘和霍尔传感器提供机器人的粗略位姿,因码盘积累误差大,霍尔传感器漂移现象严重,所以我们采取视觉传感器采集图像处理根据模型估计更准确的位姿,对粗略的传感器位姿进行矫正。首先设置第一帧时机器人所在位置为世界坐标系,根据之前位姿求得前一帧特征点在世界坐标系下的位置,使用系统传感器提供的粗略位姿数据求得前一帧特征点在当前帧的投影位置,此投影位置并不是当前帧特征点精确的对应位置,在此投影位置附近设置半径为 10 个像素的搜索范围搜索当前帧特征点集合,使用此特征点集合与前一帧对应的特征点进行匹配,计算特征点间 ORB 描述符的汉明距离,取集合内汉明距离最小和次小的特征点,为保证匹配的稳定性,并判断求得的最小汉明距离是否小于满足特征点相似性的阈值,且小于 0.9 倍的次小汉明距离,满足判断条件则当前帧该特征点匹配成功。实验表明,此方法明显减小误匹配并显著提高了匹配效率,

尤其适用于重复性高的天花板图片。

对两幅图片使用 Fast-Shitomasi 提取 500 个特征点,分别使用 OpenCV 的 BF 算法和本文提出的方法进行匹配效果和耗时的测试,匹配效果参见图 4。由测试可得,OpenCV 的 BF 算法匹配到 280 个匹配,其中误匹配和多重匹配很多,匹配效果差,在 PC 机上测试耗时 2.6 ms 且匹配点对集中,不易进行特征点的跟踪。与 ORB 相比,本文方法在 PC 机上仅耗时 0.4 ms,共得到 114 个匹配,得到的匹配点对精度高,误匹配远小于 ORB,且匹配点对分散。对于天花板图像相似度高且包含重复性结构的情况,会提取到的特征点相似,其描述符也会相似,仅依赖相似的描述符肯定会导致误匹配及多重匹配。而结合传感器数据改善的方法,通过估计投影位置减小特征点对整幅图片的匹配搜索范围,从而减少了匹配时间且误匹配较少。

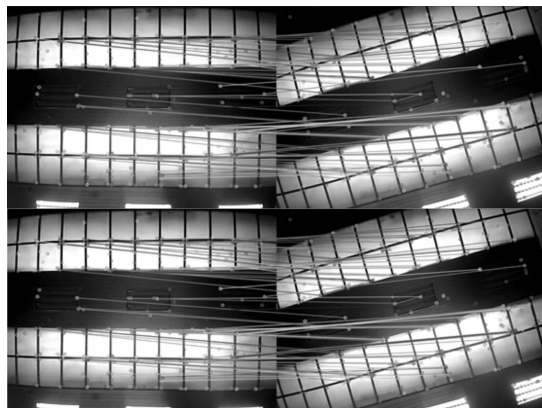


图4 本文匹配效果(上)及 OpenCV ORB BF 匹配效果(下)

3.3 位姿估计

设 t 时刻,扫地机在世界坐标系下的位姿为 (x'_R, y'_R, θ_R) ,天花板上的某一特征点 A 在世界坐标系下的坐标系为 (x_A, y_A, H) ,在图像上的坐标为 (u'_A, v'_A) ; $t+m$ 时刻扫地机位姿为 $(x_R^{t+m}, y_R^{t+m}, \theta_R^{t+m})$,此时特征点 A 在图像上的坐标为 (u_A^{t+m}, v_A^{t+m}) 。 (x'_R, y'_R, θ_R) 和 $(x_R^{t+m}, y_R^{t+m}, \theta_R^{t+m})$ 是已知量,由陀螺仪和霍尔传感器给出,但 $(x_R^{t+m}, y_R^{t+m}, \theta_R^{t+m})$ 不是准确值; (u'_A, v'_A) 是天花板图像特征点检测后得到的坐标值, (x_A, y_A, H) 和 (u_A^{t+m}, v_A^{t+m}) 为待求值,其中 H 由图 2 所示的流程确定。将 (x'_R, y'_R, θ_R) 和 (u'_A, v'_A) 代入式(1),可得:

$$\begin{aligned} x_A &= x'_R - M \sin \theta_R - N \cos \theta_R \\ y_A &= y'_R + M \cos \theta_R - N \sin \theta_R \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $M = (u'_A - u_0)H/fu$, $N = (v'_A - v_0)H/fv - d_1$ 。

特征点 A 在世界坐标系下的坐标为定值,则 $t + m$ 时刻的图像坐标理论值为

$$\begin{aligned} u_A^{t+m} &= u_0 + \frac{f_u}{H} [-(x_A - x_R^{t+m}) \sin \theta_R^{t+m} + \\ &\quad (y_A - y_R^{t+m}) \cos \theta_R^{t+m}] \\ v_A^{t+m} &= v_0 + \frac{f_v}{H} [-(x_A - x_R^{t+m}) \cos \theta_R^{t+m} - \\ &\quad (y_A - y_R^{t+m}) \sin \theta_R^{t+m} + d_1] \end{aligned} \tag{6}$$

在 t 时刻图像上的某个特征点匹配在 $t + 1$ 时刻图像上的对应点时,根据粗略的传感器数据得到式(6)所示的坐标,按照 3.2 节所述的匹配方法得到满足鲁棒性好的特征点.要得到机器人任意运动的位姿,至少需要两对匹配点,设为 A 、 B 两点,匹配点得到后,点 A 、 B 在 t 和 $t + m$ 时刻的图像坐标已知,且经过上述计算,在世界坐标系下的坐标已知,代入式(1)即可求得机器人在 $t + m$ 时刻的位姿.实际计算位姿时,筛选后的匹配点对一般大于 20 对.

4 实验及结果分析

本文所有数据测试平台:PC 平台和 ARM 平台. PC 平台: PC 机 Vmware-Ubuntu,分配的 CPU 为单核 3.3 GHz,内存为 5 GB,运行 Linux 系统. 嵌入式平台:ARM 平台为采用 ARM Cortex-A8 架构的 S5PV210AH-A0 芯片,单核,主频为 1.0 GHz,运行 Linux 系统.

直线运动实验测试:控制扫地机器人走一个长为 150 cm 并返回到原点位置的运动,测试得直线误差为 3 cm,角度误差为 1.6 度. 测试结果对比分析如表 2 所示.

表 2 视觉定位精度速度多次实验分析

	码盘陀螺仪数据	视觉定位数据	实测数据	ARM 上单次耗时/ms
终点位置	150,0,0	128.6	126	123.4
返回点位置	1.0,0,0	-10,6.9,3.6	-7,3,2	127.3

特征地图是数据信息,存储特征点在世界坐标系下的坐标,以及具有旋转光照不变性的描述符,用于辅助定位,并帮助检测是否曾经到达过相同地方. 存储机器人位姿以及匹配到特征点的世界坐标,为更直观的测试实验结果,我们使用 Pangolin 库设计了特征地图和运动轨迹相结合的显示界面,图 5 所示为机器人行走 1.5 m×1.5 m 的矩形轨迹及特征地图显示.

5 结束语

根据视觉观测模型,又考虑扫地机器人嵌入式系

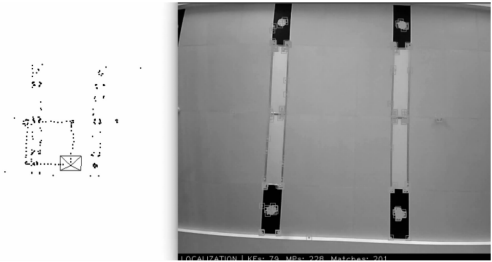


图 5 视觉定位显示界面

统的资源限制要求,建立了基于天花板视觉的机器人定位算法模型. 扫地机器人视觉定位对实时性的要求较高,而图像特征点提取匹配是其中非常耗时的一部分,且特征点匹配的正确率直接影响机器人位姿估计. 为减少因天花板重复性高导致的误匹配和保证实时性,本文提出了一种 ORB 特征结合传感器数据缩小匹配范围和确定匹配的图像匹配算法. 特征点提取算法使用 Fast-Shitomasi 算法,速度快且准确. 实际运动定位结合特征地图显示界面的实验测试表明,本文算法耗时少且定位效果好,这为接下来机器人自主导航打下了坚实的基础,具有很好的应用前景.

参考文献:

[1] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2016 IEEE International Conference on. IEEE, 2016; 1271-1278.

[2] An S Y, Lee L K, Oh S Y. Ceiling vision-based active SLAM framework for dynamic and wide-open environments [J]. Autonomous Robots, 2016, 40(2): 291-324.

[3] Sun Y D, Ding N, Qian H H, et al. Real-time monocular visual self-localization approach using natural circular landmarks for indoor navigation[C]//Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. IEEE, 2012;495-500.

[4] Wang H, Mou W, Seet G, et al. Real-time visual odometry estimation based on principal direction detection on ceiling vision[J]. International Journal of Automation and Computing, 2013, 10(5): 397-404.

[5] Wu C J, Tsai W H. Location estimation for indoor autonomous vehicle navigation by omni-directional vision using circular landmarks on ceilings[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(5): 546-555.

[6] Laganieri R. OpenCV 2 computer vision application programming cookbook [M]. Birmingham, UK: Packt Publishing, 2011.

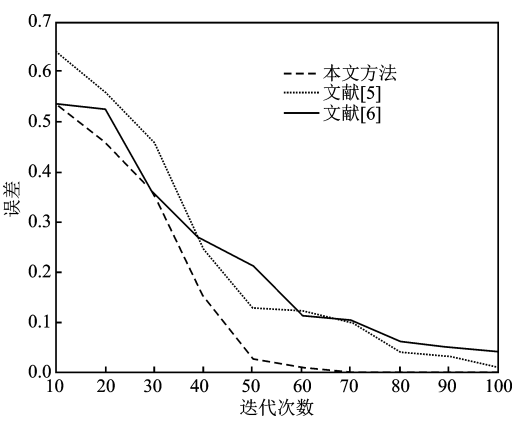


图 7 关联挖掘误差对比

度方法进行数据信息融合和分组,并根据数据的分组聚类结果进行关联挖掘,提高大数据访问和调度能力,本文提出一种基于模糊分区聚类的大数据关联挖掘改进算法.采用 Parallel Sets 变元轴排序方法进行大数据存储结构分区调度,结合模糊分区聚类方法发现数据集集中的隐含模式,在存储空间采用模糊分区方法对提取的数据关联特征进行优化聚类,根据聚类结果进行语义划分和关联挖掘.研究表明,采用该方法进行数据关联挖掘的聚类性能较好,收敛性较好,误差较低,具有很好的应用价值.

参考文献:

[1] 邢淑凝, 刘方爱, 赵晓晖. 基于聚类划分的高效用模式并行挖掘算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(8): 2202-2206.

[2] Palomares I, Martinez L, Herrera F. A consensus model to detect and manage non-cooperative behaviors in large scale group decision making[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 2014, 22(3): 516-530.

[3] HUANG Hongwei, GE Xiaotian, CHEN Xuansong. Density clustering method based on complex learning classification system. Journal of Computer Applications, 2017, 37(11): 3207-3211.

[4] JI Yugang, LI Yitong, SHI Chuan. Aspect rating prediction based on heterogeneous network and topic model. Journal of Computer Applications, 2017, 37(11): 3201-3206.

[5] 侯森, 罗兴国, 宋克. 基于信息源聚类的最大熵加权信任分析算法[J]. 电子学报, 2015, 43(5): 993-999.

[6] 毕安琪, 王士同. 基于 Kullback-Leiber 距离的迁移仿射聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 2076-2084.

[7] 吴鸿华, 穆勇, 屈忠锋, 邓丽霞. 基于面板数据的接近性和相似性关联度模型[J]. 控制与决策, 2016, 31(3): 555-558.

[8] 梁聪刚, 王鸿章. 微分进化算法的优化研究及其在聚类分析中的应用[J]. 现代电子技术, 2016, 39(13): 103-107.

[9] 林楠, 史苇杭. 基于多层空间模糊减法聚类算法的 Web 数据库安全索引[J]. 计算机科学, 2014, 41(10): 216-219.

[10] 余晓东, 雷英杰, 岳韶华, 等. 基于粒子群优化的直觉模糊核聚类算法研究[J]. 通信学报, 2015, 36(5): 74-80.

作者简介:

李慧琴 女, (1975-), 讲师. 研究方向为数据挖掘. E-mail: li_huiqin09@163.com.

孙英 女, (1971-), 硕士, 副教授. 研究方向为计算机应用.

王俊洁 女, (1976-), 硕士, 讲师. 研究方向为虚拟现实、计算机动画.

(上接第 129 页)

[7] ZHAO Chenchen, GONG Zhihui, LONG Yican, et al. The oblique stereo image matching with Shi-Tomasi features[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2015, 32(1): 66-71.

[8] Chen X H, Jia Y M. Indoor localization for mobile robots using lampshade corners as landmarks: visual system calibration, feature extraction and experiments [J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2014, 12(6): 1313-1322.

[9] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An ef-

ficient alternative to SIFT or SURF[C] // Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 2564-2571.

作者简介:

王晓彤 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为移动机器人视觉定位.

黄鲁 (通讯作者) 男, (1961-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为电路与系统. E-mail: luhuang@ustc.edu.cn.