

引用格式:胡为,刘兴雨.基于改进SIFT算法的单目SLAM图像匹配方法[J].电光与控制,2019,26(5):7-13. HU W, LIU X Y. A monocular SLAM image matching method based on improved SIFT algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(5):7-13.

基于改进 SIFT 算法的单目 SLAM 图像匹配方法

胡为^a, 刘兴雨^b

(沈阳航空航天大学, a. 航空航天工程学部; b. 自动化学院, 沈阳 110136)

摘要: 基于单目视觉的机器人同步定位与地图创建 (SLAM) 方法是实现机器人自主行走的重要研究方向之一, 而图像特征匹配技术是该方法中的关键技术。基于尺度不变特征变换 (SIFT) 算法的 SLAM 匹配方法具有提取特征点数量丰富、稳定等优点, 然而在速度以及正确率方面仍存在一些不足。因此针对 SIFT 算法描述子维数高、匹配时间长等问题, 提出了一种改进的 SIFT 算法, 将原 128 维的特征描述子降至内部矩形外部圆形的 24 维特征描述子, 匹配过程中应用了三线性插值、RANSAC 算法等对匹配结果去除误匹配。实验结果最终表明, 改进后的 SIFT 算法不仅对角度变化、光照变化等情况均具有良好的鲁棒性, 匹配速度和正确率也有显著提升, 可满足实时 SLAM 同步地图构建的需要。

关键词: 图像匹配; 单目视觉; 尺度不变特征变换; 特征描述子; RANSAC 算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.05.002

A Monocular SLAM Image Matching Method Based on Improved SIFT Algorithm

HU Wei^a, LIU Xing-yu^b

(Shenyang Aerospace University, a. Department of Aerospace Engineering; b. School of Automation, Shenyang 110136, China)

Abstract: The Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) method based on monocular vision is one of the most significant research directions for the robot autonomous walking, and the image feature matching technology is the key technology of this method. The SLAM matching method based on Scale Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm has the advantage of abundant and stable feature points, but it also has some disadvantages in speed and accuracy. Therefore, considering that the SIFT descriptor has high dimensions and long matching time, an improved SIFT algorithm is proposed. The original 128-dimensional feature descriptor is reduced to a 24-dimensional feature descriptor with a rectangular inner side and round outer side. In the matching process, trilinear interpolation and RANSAC algorithm, etc. are applied to eliminate the mismatching of matching results. The experimental results finally show that the improved SIFT algorithm not only has good robustness to the changes of angle and illumination conditions and improves the matching speed and accuracy, but also meets the needs of SLAM synchronous map construction.

Key words: image matching; monocular vision; scale-invariant feature transformation; feature descriptor; RANSAC algorithm

0 引言

同时定位与地图创建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)^[1] 技术是指移动机器人在未知的环境中从某一位置开始移动, 并在移动的过程中同时计算自

身位置和构建环境地图的过程。SLAM 根据内部传感器的不同, 主要分为激光和视觉两类。激光 SLAM 计算量小但体积大、功耗大; 而基于视觉传感器的 SLAM 适用范围广、包含信息量大, 便于实际应用, 如机器人、无人机等, 其通过不断移动自身位置, 收集点云数据, 提取、匹配特征点 (即图像匹配), 估测出实际场景中物体的位置和距离。相对于双目视觉, 单目视觉 SLAM 有着成本低、距离不受限等优点, 但其尺度不确定、速度慢。移动机器人在视觉 SLAM 特征提取和匹配方面性能的好坏,

收稿日期: 2018-04-26

修回日期: 2019-01-14

基金项目: 辽宁省教育厅基金 (L201749)

作者简介: 胡为 (1979—), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 讲师, 研究方向为机器人导航控制、追踪及合作控制。

直接影响到机器人对于环境的观测质量。自20世纪80年代以来,图像匹配算法接连被提出,MORAVEC^[2]在立体影像匹配中利用局部兴趣点构造角点探测器,进而完成图像图形的匹配;BAMEA等改进了归一化及相关算法,提出了一种序贯相似性检测算法(Sequence Similarity Detection Algorithm,SSDA)^[3-4],该算法可以快速结束在非匹配区域的运算,减少了算法的计算量。但这两种算法在图像尺度发生变化时,都很难确定图像间的对应关系。经过完善后的尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform,SIFT)算法^[5]对于图像偏移、旋转、仿射、光照等情况均具有良好的鲁棒性且能够提取比较稳定的特征,但算法本身比较复杂,描述子维数高,耗时较长。因此,各种改进算法相继问世,YAN和SUKTHANKA^[6]提出的主成分分析法(PCA-SIFT)和杜京义^[7]等提出的基于区域分块思想的改进SIFT匹配法,都是在一定程度上降低了原SIFT算法的计算复杂度、提升了速度,但精度方面表现不佳。同年,王田甲^[8]等改进SIFT算法,将原来的宫格型划分成4个半径比为1:2:3:4的回字形SIFT算法描述子,将该方法在图像匹配中进行应用,一定程度上降低了算法运算时间、提高了准确性,但仍无法达到SLAM实时匹配、建图的需求。

由以上文献可知,SIFT算法通过里程计与单目摄像头相结合来完成实际场景的建立,不仅可以很好地适应动态环境,而且能够快速地从动态扰动中恢复。基于单目视觉的SLAM可以采用SIFT算法解决图像匹配问题,实现特征点的检测、提取,由此来估计相机帧与帧之间的位移、变换等。然而针对目前基于SIFT及其各种改进算法的SLAM技术仍有速度慢、误匹配等问题,本文尝试在王田甲等的改进SIFT算法的思想基础上重新对SIFT描述子进行降维、简化处理,完成单目视觉SLAM图像的快速匹配,达到实时构建高精度地图的目的。

1 SIFT算法介绍

尺度不变特征变换(SIFT)是一种用来检测与描述图像中的局部性特征的图像处理算法,此算法在1999年由LOWE提出,2004年得到完善总结。SIFT算法是在建立的尺度空间中进行局部极值点的搜索、精确定位、确定方向以及生成描述子以便最终进行图像匹配的过程。算法关键步骤如下所述。

1.1 尺度空间的生成

机器视觉系统分析未知场景中处理模型时,需要通过连续变化尺度参数获得不同尺度下的视觉处理信

息,整合、处理以便深入挖掘图像的本质特征。高斯滤波器是建立线性尺度空间的最优滤波器,是唯一可以产生多尺度空间的核^[9]。尺度空间 $L(x,y,\sigma)$ 被定义为原始图像 $I(x,y)$ 与一个可变尺度的二维高斯函数 $G(x,y,\sigma)$ 的卷积运算。最终得到高斯金字塔图像

$$G(x_i, y_i, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

1.2 关键点检测

为了能在尺度空间中得到稳定的关键点,算法引入高斯差分算子(Difference of Gaussians,DOG)。将两个相邻尺度的图像作差,就得到高斯差分金字塔 $D(x, y, \sigma)$,其算式为

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, \sigma(s+1)) - G(x, y, \sigma(s))) * I(x, y) = L(x, y, \sigma(s+1)) - L(x, y, \sigma(s)) \quad (3)$$

关键点是由DOG空间的局部极值点组成的。为了寻找极值点,需要用每个像素点与其同尺度及上下两层相邻尺度的26个点进行图像域和尺度域大小的比较。想要得到稳定的局部极值点,还可对尺度空间DOG函数进行曲线拟合,利用DOG函数在尺度空间的Taylor展开式对图像的行、列、尺度等进行修正。

1.3 关键点描述

1) 关键点方向分配。

通过尺度不变性求极值点,可以使其具有缩放不变的特性。利用关键点邻域像素的梯度方向分布情况为每个关键点赋予参数方向,使描述子对图像旋转具有不变性。像素点梯度、梯度的方向和幅值分别为

$$\mathbf{grad}(x, y) = \left[\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right] \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right] \quad (5)$$

$$m(x, y) = ((L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2)^{1/2} \quad (6)$$

极值点周围区域的梯度直方图中的主峰值即关键点主方向,当存在其他峰值达到主峰的80%能量时,为辅助方向,这样分配可以增强匹配的鲁棒性。

2) 生成特征描述子。

通过对关键点周围图像进行区域分块,取 16×16 的区域,并分解成16个 4×4 的子区域,从而得到16个种子点,且每个种子点包含8个方向的向量信息。然后计算每个子区域内梯度直方图,生成具有唯一性的128维的描述子向量^[10],描述子如图1所示。

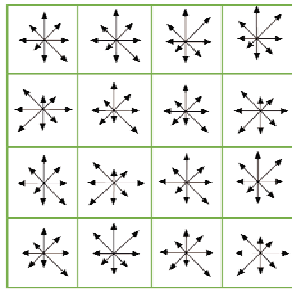


图1 关键点描述子

Fig.1 Key point descriptor

2 改进 SIFT 算法

由于视觉 SLAM 是根据图像计算相机的帧间运动来估计特征点的大致空间位置,因此准确的特征点及有效且高速的描述子尤为重要。由于原 SIFT 算法最终生成的是 128 维的特征向量,其维数大,易造成匹配过程耗时长的问題。同时,单目相机也存在尺度、速度慢等问題,使单目视觉 SLAM 无法达到实时构建地图的效果。基于此,本文提出了改进的新 SIFT 算法。

2.1 改进算法理论分析

SLAM 最主要的部分就是视觉拟成器模块,包括了提取关键点、生成描述子等步骤。SIFT 算法不仅可以抗尺度,其邻域方向性信息链和思想也能够增强算法的抗噪声能力^[11]。因此,新 SIFT 算法在保留了原 SIFT 算法关键点邻域方向性的基础上,对其高维描述子进行改进。新 SIFT 算法描述子采用内部两层矩形外部一层圆形的窗口替代之前 16 × 16 的矩形窗口进行降维、简化,以达到优化算法的效果。新 SIFT 算法描述子将原 SIFT 算法中网格格式的分区构造变成阶梯等级的放射状。由于关键点邻域远近部分涵盖的图像信息对其影响程度不同^[12],因此,需对其邻域部分进行加权处理,最终达到减少匹配时间、提高匹配正确率的目的。改进算法流程如图 2 所示。

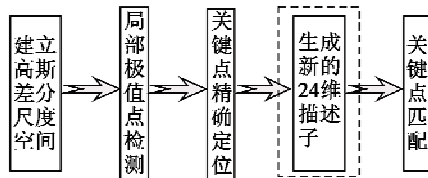


图2 改进 SIFT 算法流程图

Fig.2 The flow chart of improved SIFT algorithm

2.2 新 SIFT 算法

1) 高斯模糊可以用来降低图像处理中的噪声,一般情况下,3σ 内的信息为实验所需的重要部分,其余均可忽略不计。图像处理过程中,当加入梯度信息以后会出现噪声,从而影响描述子的准确性^[13],因此,通

常会对图像进行去噪处理^[14]。

2) 生成新描述子的过程如下所述。

① 由于新描述子中的圆形区域本身就具备旋转不变性,而外侧的矩形不具备,所以将坐标轴调整至与关键点方向一致的角度,才能保证描述子的旋转不变性。

② 获取关键点周围 16 × 16 的矩形邻域并划分为 16 个 4 × 4 的网格状子区域。

③ 将此邻域从内到外以关键点为圆心,划分成 2 个边长分别为 2,4 的矩形结构和一个半径为 8 的圆形结构。将区域 1,2,3 整合起来即为算法改进后的完整描述子,如图 3a 所示。

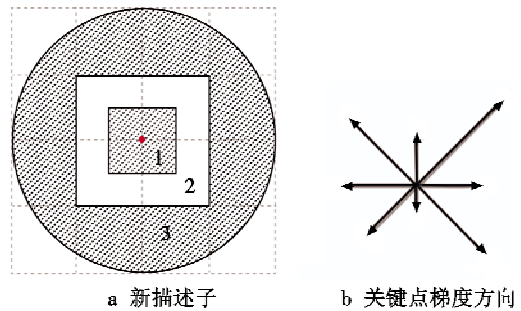


图3 新描述子示意图及关键点的 8 个梯度方向

Fig.3 The new descriptor and the eight gradient directions of the key point

其中,对关键点贡献最大的是 2 层矩形所包含的区域,即图 3a 中区域 1,2。较大的矩形和圆形之间的部分为区域 3,此部分包含的信息量少于区域 1,2。圆弧以外的 4 个角,由于距离关键点较远^[15],与其关联较弱,所以对于关键点的作用可忽略。这样就减小了关键点邻域外围点对于关键点准确描述性的影响,同时也缩减了算法计算量、增强了算法的实时性。另外,由于新描述子包含了 2 层形状、大小不同的区域,方向尺度也有些微差别,因此需要对 2 层区域的梯度值按照 1:1:0.5 的比例进行加权计算,从而突出距离关键点较近区域更为重要的特性。假设 3 层区域的权重系数为 $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$,则算式分别为

$$W_1 = W_c \times M_a \times (1 - d_m) (1 - d_n) (1 - d_t) \times \gamma_1 \quad (7)$$

$$W_2 = W_c \times M_a \times (1 - d_m) (1 - d_n) (1 - d_t) \times \gamma_2 \quad (8)$$

$$W_3 = W_c \times M_a \times (1 - d_m) (1 - d_n) (1 - d_t) \times \gamma_3 \quad (9)$$

式中: W_c 为高斯权重参数; M_a 表示描述子的梯度幅值; d_m, d_n 分别为关键点的坐标与其邻域界限的横纵距离; d_t 为角度差^[16]。若将原窗口邻域用 W_r 表示, R_r, X_r 为重新划分的邻域的半径, X_a, X_b 为待判定的系数,则有

$$W_r = (R_r + X_a) / X_b \quad (10)$$

因此,新 SIFT 算法与原 SIFT 算法的特征描述子相比,能够更加准确地收集到对于关键点作用大的区域的向

量信息。

④ 叠加新描述子中3层区域内每个种子点的8个方向梯度的值,生成24维的特征向量 $D, D = d_1, d_2, d_3, \dots, d_{24}$, 并比较每一维向量值的大小,输出最大值。

⑤ 将④中输出的结果做归一化处理。图像归一化的基本思想是利用图像的不变矩找到一组参数来消除其他变换函数对图像变换的影响^[17]。因此新SIFT算法在经过归一化处理,可减少光照对于描述子的影响,同时也可抵抗仿射等变换,归一化处理方法为

$$\bar{D}' = \frac{D'}{\sqrt{\sum_{i=1}^{24} d_i^2}} = (\bar{d}_1, \bar{d}_2, \bar{d}_3, \dots, \bar{d}_{24}) \quad (11)$$

式中,新SIFT算法特征向量 D 用 d_i 表示, $i=1, \dots, 24$ 。

新的关键点邻域划分方法最终得到24(8为8个梯度方向,如图3b所示)维特征描述子,比原SIFT算法的128维特征描述子减少了81.25%,明显缩短了计算时间,降低了复杂度,满足了改进的要求。

2.3 采用欧氏距离进行匹配

稍微变形的图像与原始图像非常相似,即变形图像中的像素靠近原始图像中的对应像素^[18]。欧氏距离是一种比较直观的相似度算法,且包含图像中像素距离的信息,因此,可以定义欧氏距离作为两帧图像是否匹配的度量衡。已知 N 维空间点的坐标 X, Y 的定义,则欧氏距离 $dist(X, Y)$ 的算式为

$$\begin{cases} X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n] \\ Y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n] \\ dist(X, Y) = \|X - Y\| = \\ \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \end{cases} \quad (12)$$

实验中,对提取的关键点进行描述之后需对其进行匹配,以便构建地图。因此,应用高效的最近邻算法计算得到最近邻关键点特征向量的欧氏距离与次近邻关键点特征向量的欧氏距离,再将两者的比值与设定的阈值进行比较来进行匹配,若比值小于设定阈值,即关键点匹配成功。

3 匹配结果进一步优化——剔除误匹配对

由于特征提取、匹配的过程中都可能存在错误,提取的特征点也可能会带有噪声等不良因素。因此,在改进算法的基础上增加使用了随机抽样一致算法(Random Sample Consensus, RANSAC)^[19]。

RANSAC是由FISCHLER和BOLLES于1981年提出的一种鲁棒估计模型参数算法。通过迭代方式估计数学模型参数,对一组观测数据集进行数学模型拟合,去除不属于模型的局外点及噪声^[20]。SIFT匹配对通过RANSAC几何校验之后可以有效地滤除错误匹配,

从而使得结合RANSAC的SIFT的性能更加优良^[21]。RANSAC算法在SIFT特征筛选中的主要步骤如下。

1) 从数据集中随机抽选一个RANSAC样本,即 m 个不共线的匹配点对。

2) 根据这 m 个匹配点对寻找一个最优参数满足数据点个数最多的变换矩阵 H , 即

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: (x_i, y_i) 为匹配图像特征点位置; (x'_i, y'_i) 为变换矩阵后对应的特征点位置; i 取整数表示匹配点对的序号,将 m 对匹配点经过计算恢复出矩阵 H 中的 n 个参数, m, n 的关系为

$$m = n/2 \quad (15)$$

3) 判断2)中建立的模型(当前一致集)是否为最优,包括通过矩阵 H 测试数据并计算其数据点个数等,若是则更新当前最优一致集。

4) 更新当前错误概率 P , 若 P 大于允许的最小错误概率则重复步骤1)~3),直到其小于最小错误概率,本实验设定 P 为0.015。

综上,此算法在原SIFT算法基础上对匹配结果进一步优化,去除匹配错误的匹配点对,使匹配效果更好,正确率更高,在单目视觉SLAM的使用上更具实际应用价值。

4 实验结果与分析

实验的计算机配置环境如下:INTEL(酷睿)I5-5200U CPU 2.7 GHz, 4 GiB, Matlab2010a, Visual Studio, OpenCV2.4.9。实验中所用图像均由SLAM轮式平台实景采集所得,轮式平台如图4所示。实验程序中,图片像素大小设定为 550×413 , 欧氏距离中两点间距离的阈值 Q 小于3.0。



图4 SLAM轮式平台

Fig. 4 SLAM wheel platform

4.1 实验结果检测

1) 实验按照视角变化、模糊变化、光照变化和图像压缩4种典型变换后的图像分成4组进行测试,每组选取10个测试样本,其中一组匹配的结果如图5所示。

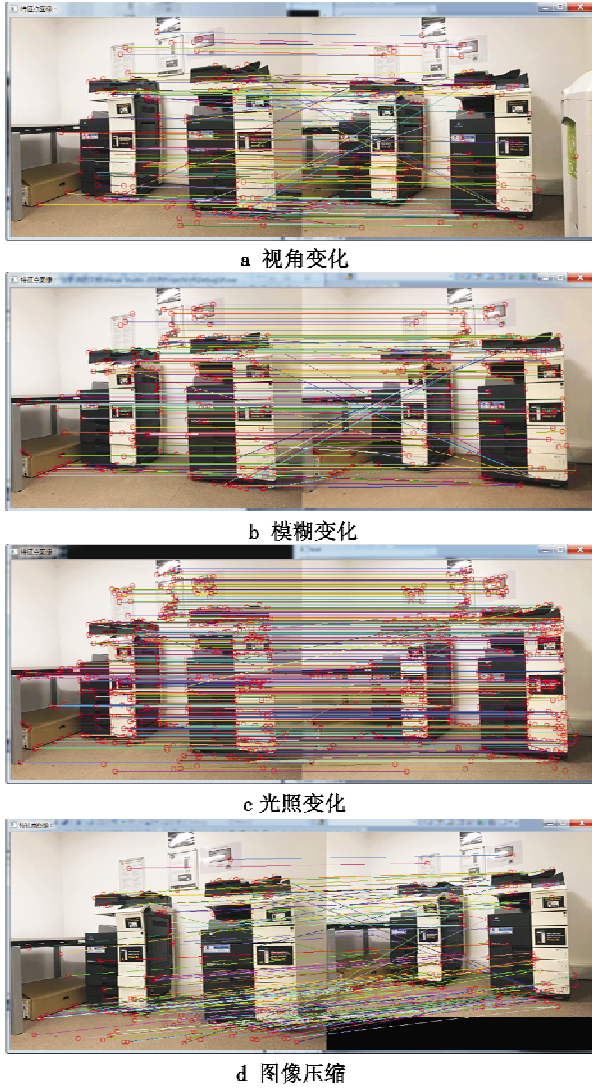


图5 测试图像
Fig.5 Test images

表1为4种变换的10次图像匹配结果的平均值比较。

表1 图像匹配实验数据

Table 1 Experimental data of image matching

	平均匹配成功数	平均误匹配数	平均匹配正确率/%
视角变化	239	22	91.5
模糊变化	215	20	91.3
光照变化	375	23	94.1
图像压缩	307	11	93.4

实验分别在4种变换下各进行10次匹配实验,由表1中数据可知,改进后算法正确率已非常高,能够满足单目SLAM同步地图构建的需求。

2) 实验分别使用原SIFT, SIFT + FLANN, SURF, 新SIFT 4种匹配算法来检测在SLAM中的实际应用效果,共2组。实验结果对比如图6所示。

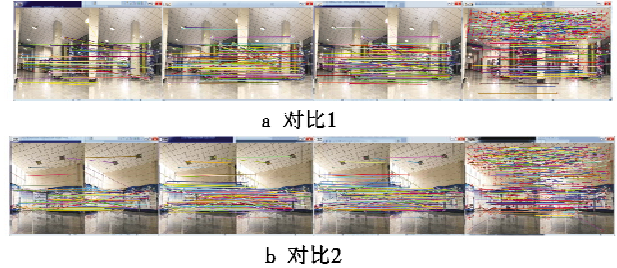


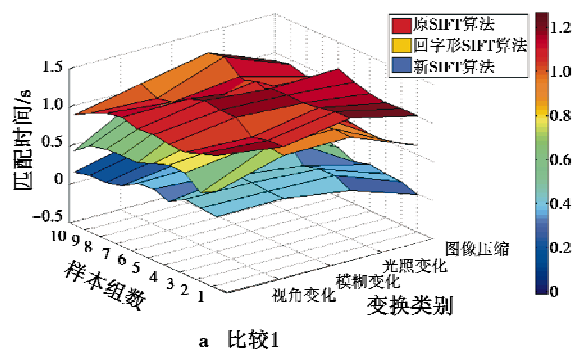
图6 匹配结果对比
Fig.6 Matching results

智能轮式平台应用4种算法分别采集了前后2帧图像(较小位移),并进行了匹配效果的检测。图中从左至右分别为原SIFT, SIFT + FLANN, SURF, 新SIFT 4种算法的检测结果,经过比对4种方法不难看出,原SIFT算法的综合性能最低, SIFT + FLANN 算法次之,其采集点数少,且匹配错误颇多, SURF 算法相较于前两种算法在特征点提取数量以及匹配成功数量上略有提升,但仍无法满足实时的需求,且暴力匹配导致一个特征点同时匹配多个点,错误率高。相比之下,新SIFT算法的提取特征点数丰富,正确率比较高,所以更为适合SLAM技术的应用。

4.2 算法性能分析

10组数据统计分析,将新SIFT算法与原SIFT算法、回字形SIFT算法进行时间比较,以及增加使用RANSAC算法后正确率的比较,结果如下。

1) 将新SIFT算法、原SIFT算法、回字形SIFT算法利用时间复杂度方法计算匹配时间并分别取10次4种典型变换的匹配结果做比较。图7中, X, Y 坐标轴表示4种典型变换的类别和样本组数, Z 轴表示匹配所用时间。新SIFT算法描述子由原SIFT算法的128维降至24维,匹配时间明显缩短,相比回字形SIFT算法的60维描述子,新SIFT算法的匹配时间缩短了约47%。



a 比较1

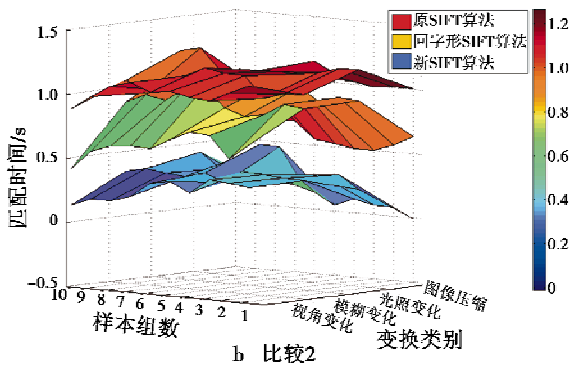


图7 图像匹配时间比较

Fig. 7 Comparison of image matching time

2) 分析 RANSAC 算法对于去除误匹配对的能力。

图8所示为两组新 SIFT 算法加入随机抽样一致性算法前后的匹配效果图。

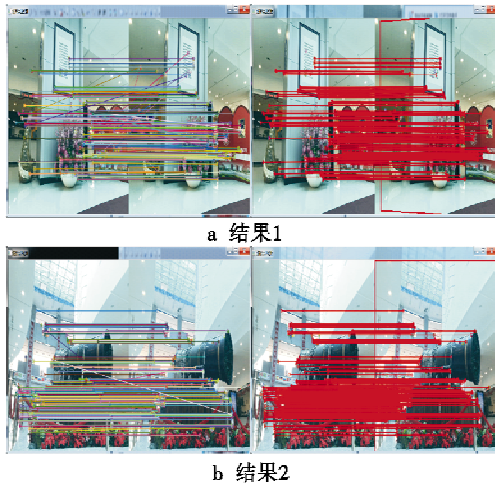
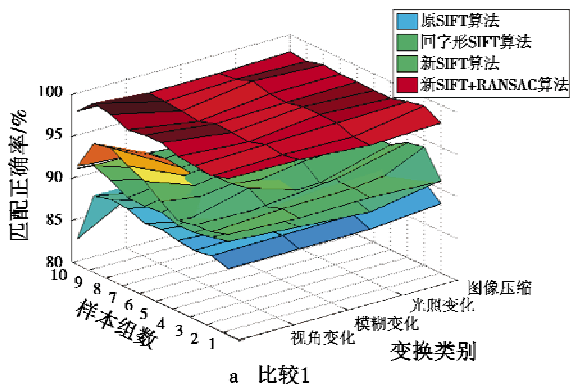


图8 图像匹配结果

Fig. 8 Image matching results

在分析匹配正确率时,也增加对比了加入 RANSAC 算法后的匹配正确率。由图9可知,新 SIFT 算法相较原 SIFT 算法,有效地提高了匹配的正确率,且精度略高于回字形 SIFT 算法。增加 RANSAC 算法后,匹配正确率平均达到了 98.5%,对比其他 3 种算法优势比较明显。



a 比较1

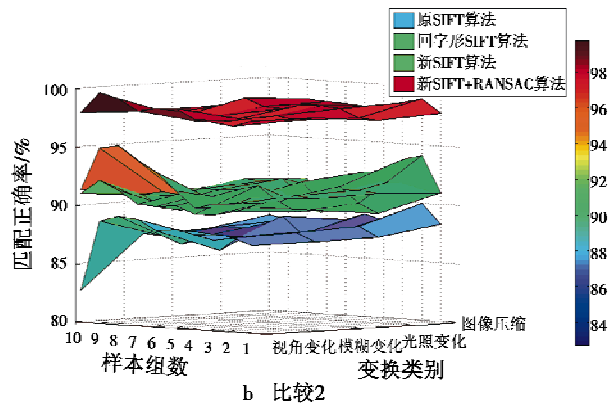


图9 图像匹配正确率比较

Fig. 9 Comparison of image matching accuracy

由以上数据及相关分析可得表2所示4种算法下匹配样本平均值的比较。

表2 图像匹配结果比较

Table 2 Comparison of image matching results

	匹配时间平均值/s	匹配正确率平均值/%
原 SIFT 算法	1.17	87.9
回字形 SIFT 算法	0.78	90.7
新 SIFT 算法	0.35	92.3
新 SIFT + RANSAC 算法	-	98.5

改进后新 SIFT 算法对图像亮度变化、尺度缩小等情况都具有很强的健壮性,与回字形 SIFT 算法相比,新 SIFT 算法涵盖了更多可为关键点提供重要信息的区域,去除了边缘对关键点信息作用比较小的区域,使其更加有效地提升运算速率、增加匹配的精准度,为完成单目 SLAM 图像采集、匹配工作奠定了坚实的基础。

5 结论

本文提出了一种改进 SIFT 算法并应用于单目视觉 SLAM 的图像匹配,新 SIFT 算法不仅采用了图像金字塔方法来求取局部极值,而在这些稳定的值上附加特征向量来获取更加稳固的特征点,并且,新 SIFT 算法改变了原描述子的构造,降低了维度,大大提升了匹配的实时性。通过实验分析由单目摄像机所采集的图像在视角变化、模糊变化、光照变化和图像压缩等条件下的匹配结果,与原 SIFT 算法、回字形 SIFT 算法进行比较,得出匹配时间明显缩短的结论。实验增加使用 RANSAC 算法,对匹配结果剔除误匹配点,将其与原 SIFT 算法、回字形 SIFT 算法、新 SIFT 算法等算法的匹配正确率做比较,回字形 SIFT 算法和新 SIFT 算法均略有提升,但效果不明显,然而,将新 SIFT 算法结合随机抽样一致性算法后,匹配正确率有显著提升,因此,新 SIFT 算法具有

提取特征点区域分布性明显、匹配效果理想、适用场景广泛等特点。应用于 SLAM 技术的新 SIFT 算法不仅有良好的鲁棒性,而且能够实现移动机器人同时定位与地图生成,通过改进算法提高了匹配时间、正确率,最终改善 SLAM 的响应时间和性能等。尽管结果比较理想,但算法在精度方面仍可继续优化,以便达到更好的效果。

参考文献

- [1] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1987. doi: 10.1109/ROBOT. 1987. 1087846.
- [2] MOREVEC H P. Towards automatic visual obstacle avoidance[C]//The 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1977:584.
- [3] BARNEA D I, SILVERMAN H F. A class of algorithms for fast digital image registration[J]. IEEE Transactions on Computers, 1972, C-21(2):179-186.
- [4] HONG Z H, ZHU P Y. An improved SSDA applied in target tracking[C]//The 9th International Conference on Pattern Recognition, 1988. doi:10.1109/ICPR. 1988. 28353.
- [5] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [6] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004:506-513.
- [7] 杜京义,胡益民,刘宇程. 基于区域分块的 SIFT 图像匹配技术研究与应用[J]. 光电工程, 2013, 40(8):52-58.
- [8] 王田甲,刘国荣. SIFT 改进算法在图像配准中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(5):184-188.
- [9] 朱翔宇,汪丙南,向茂生. 基于非线性尺度空间 SIFT 的 SAR 图像特征点提取[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(9):96-100.
- [10] 王帅,孙伟,姜树明,等. 基于旋转不变特征的 SIFT 描述子在图像配准中的应用[J]. 计算机应用, 2014, 34(9):2678-2682.
- [11] 白廷柱,侯喜报. 基于 SIFT 算子的图像匹配算法研究[J]. 北京理工大学学报, 2013, 33(6):622-627.
- [12] 曾峦,顾大龙. 一种基于扇形区域分割的 SIFT 特征描述符[J]. 自动化学报, 2012, 38(9):1513-1519.
- [13] 杨世沛,陈杰,周莉,等. 一种基于 SIFT 的图像特征匹配方法[J]. 电子测量技术, 2014, 37(6):50-53.
- [14] 孙健钧,赵岩,王世刚. 基于图像梯度信息强化的 SIFT 特征匹配算法改进[J]. 吉林大学学报:理学版, 2018, 56(1):82-88.
- [15] 朱志文,沈占锋,骆剑承. 改进 SIFT 点特征的并行遥感影像配准[J]. 遥感学报. 2011, 15(5):1024-1039.
- [16] 赵焯,蒋建国,洪日昌. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配优化[J]. 光电工程, 2014, 41(8):58-65.
- [17] 邸男,李桂菊,陈春宁,等. 结合归一化差分高斯特征的图像匹配技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(6):585-590.
- [18] WANG L W, ZHANG Y, FENG J F. On the Euclidean distance of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8):1334-1339.
- [19] FISCHLER M, BOLLES R. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. ACM Graphics and Image Processing, 1981, 24(6):381-395.
- [20] WU X Q, ZHAO Q S, BU W. A SIFT-based contactless palmprint verification approach using iterative RANSAC and local palmprint descriptors[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(10):3314-3326.
- [21] 申浩,李书晓,申意萍,等. 航拍视频帧间快速配准算法[J]. 航空学报, 2013, 34(6):1405-1413.