

基于改进 SIFT 算法的三维重建技术研究

李 冉, 杨超宇

安徽理工大学 人工智能学院, 安徽 淮南 232001

摘要:目的 针对三维重建过程中尺度不变特征转换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法对噪声敏感, 导致特征点提取和匹配的误差和运行时间长等问题, 提出一种改进的 SIFT 算法, 旨在提高特征点提取的准确性和减少运行时间。方法 改进的 SIFT 算法首先对图像的像素点进行遍历, 对于每个目标像素点, 将其与其 8 邻域内的像素点进行灰度值比较。如果相邻像素点的灰度值与目标像素点的灰度值之差小于设定的阈值, 则将该相邻像素点标记为相似点; 根据相似点的数量, 确定目标像素点是否为兴趣点, 如果相似点的数量满足特定条件, 则将目标像素点判定为兴趣点, 然后在以兴趣点为中心的区域内使用 SIFT 算法提取特征点。结果 在不同的阈值设置和对不同尺寸图像进行对比实验中, 结果显示改进的 SIFT 算法相较于传统的 SIFT 算法, 在特征点提取正确率上有约 10% 左右的提升, 运行时间节约 25% 左右。结论 实验结果表明: 本文提出的改进 SIFT 算法通过引入对噪声的抑制和对兴趣点的筛选, 能够有效提升特征点的提取质量, 以及特征点提取和匹配中的错误率, 并且显著降低运行时间。

关键词:特征点提取; SIFT; 三维重建; 特征点匹配

中图分类号: TP391 文献标识码: A doi: 10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0001.014

Research on Three-dimensional Reconstruction Technology Based on Improved SIFT Algorithm

LI Ran, YANG Chaoyu

School of Artificial Intelligence, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: Objective In response to the sensitivity of the scale invariant feature transform (SIFT) algorithm to noise during the three-dimensional reconstruction process, leading to errors in feature point extraction and matching as well as long runtime, an improved SIFT algorithm was proposed to enhance the accuracy of feature point extraction and reduce runtime. **Methods** The improved SIFT algorithm first traversed the pixels of the image. For each target pixel, it compared the grayscale values with those of its eight neighboring pixels. If the difference in grayscale values between adjacent pixels and the target pixel was less than a specified threshold, the adjacent pixel was marked as a similar point. Based on the number of similar points, whether the target pixel was an interest point was determined. If the number of similar points met specific conditions, the target pixel was determined as an interest point, and then the SIFT algorithm was used to extract feature points within the region centered on the interest point. **Results** In experiments comparing different threshold settings and images of different sizes, the results indicated that the improved SIFT algorithm achieved an approximate 10% increase in feature point extraction accuracy and saved around 25% of runtime compared with the traditional SIFT algorithm. **Conclusion** The experimental results demonstrate that the proposed improved SIFT algorithm effectively enhances the quality of feature point extraction by introducing noise suppression and interest point filtering, reducing the error rate in feature point extraction and matching, and significantly reducing runtime.

Keywords: feature point extraction; SIFT; three-dimensional reconstruction; feature point matching

收稿日期: 2023-04-06 修回日期: 2023-08-10 文章编号: 1672-058X(2025)01-00105-07

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61873004)。

作者简介: 李冉(1997—), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 从事三维重建研究。

通讯作者: 杨超宇(1981—), 男, 安徽淮南人, 博士, 教授, 从事计算机视觉研究。Email: 1831435958@qq.com.

引用格式: 李冉, 杨超宇. 基于改进 SIFT 算法的三维重建技术研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2025, 42(1): 105-111.

LI Ran, YANG Chaoyu. Research on three-dimensional reconstruction technology based on improved SIFT algorithm[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(1): 105-111.

1 引言

随着计算机视觉技术的发展,三维重建技术已取得巨大的成就。在医学三维 CT 图像、3D 游戏开发、智慧城市建设、考古文物展示、三维动画等领域,三维重建技术都有着广泛的应用。

目前有多种三维重建方法,如通过三维建模软件手工创建三维模型^[1],这种方法对建模人员的技术要求较高,且费时费力,效率较低,难以满足实际需求;还有利用相机,通过视觉技术和几何计算的方法自动建立三维模型。

视觉方法分为主动式和被动式。主动式方法有激光扫描法^[2]、结构光法^[3]和 Kinect 法等。Newcombe 等^[4]提出 KinectFusion 方法,使用 Kinect 对物体进行建模,开启了 Fusion 方法的先河。这种方法具有快速获取三维点云坐标的优点,但设备成本较高,精度较低,且有效距离短。

被动式方法分为单目相机、双目相机和多目相机等。郑坤等^[5]使用双目相机对物体表面重建,相对于深度相机,双目和多目相机的成本略低,但是结构较为复杂,需要人为调整相机间的相对位置。单目相机结构最简单,成本最低。

基于单目视觉的三维重建方法,利用对物体各个角度拍摄的图像,通过几何计算的方法得到三维模型。这种方法的设备成本低,速度快,精度高,不受场景限制,同时对于提取和匹配图像特征点的准确性和稳定性的需求也较高。

主流的特征提取算法有 FAST (Features from Accelerated Segment Test) 算法^[6]、SURF (Speeded up Robust Feature) 算法^[7]、ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 算法^[8]等。

SIFT(尺度不变特征变换)算法作为一种经典的特征点提取和匹配方法,在三维重建中扮演着重要的角色。然而,传统的 SIFT 算法在处理噪声和速度方面存在一定的局限性。

FAST 算法在时间上比 SIFT 算法快两个数量级^[9],但是 FAST 算法提取的特征不具有尺度不变性,且会产生伪角点和角点堆积等问题。

受 FAST 算法启发,本文提出一种改进的 SIFT 算

法,通过引入筛选兴趣点阶段,不仅可以减少噪声对特征点提取的干扰,特征提取速度也有一定的提升。

2 三维重建原理及流程

2.1 建立相机成像模型

以针孔为原点,相机朝向为 z 轴正方向构建坐标系,记为摄像机坐标系。成像相机模型如图 1 所示。

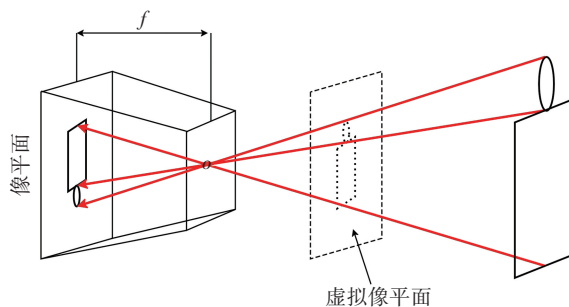


图 1 针孔相机模型

Fig. 1 Pinhole camera model

世界坐标系是在三维计算机图形学中使用的一个参考坐标系。世界坐标系与摄像机坐标系转换关系如图 2 所示。

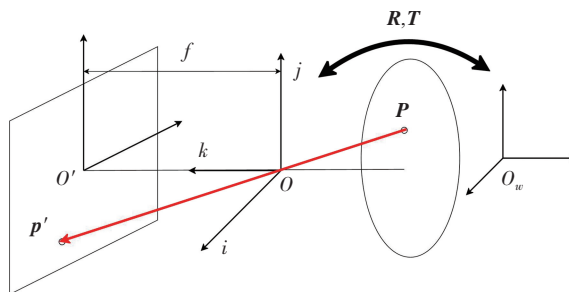


图 2 世界坐标系与相机坐标系

Fig. 2 World coordinate system and camera coordinate system

记 $p_w = [x_w, y_w, z_w, 1]$ 为世界坐标系的一个三维点的齐次坐标, $p_c = [x_c, y_c, z_c, 1]$ 为摄像机坐标系的一个三维点的齐次坐标, $p = [u, v, 1]$ 为该点在像平面上的投影点,则有

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} =$$

$$K[R \ T] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = P \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}$$

其中, K 为相机内参数矩阵, 包含内参数 f_x, f_y, u_0, v_0 , 与摄像机的自身结构有关; f_x, f_y 为归一化焦距, u_0, v_0 为物理像平面和像平面的偏置; $[R \ T]$ 为相机外参数矩阵, 包含旋转矩阵和平移向量, 主要根据相机在世界坐标系下的位置确定。

2.2 相机标定

2.2.1 求投影矩阵

使用如图 3 所示的三维标定装置^[10]对相机进行标定。

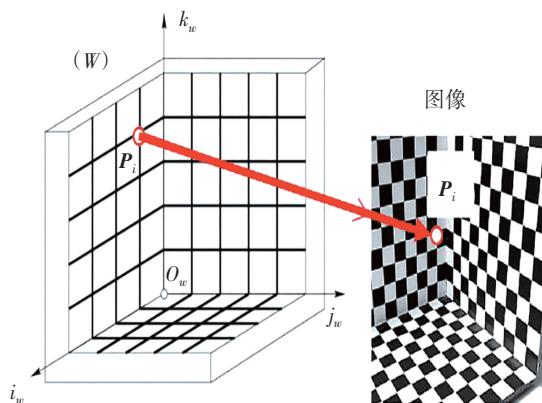


图 3 标定装置

Fig. 3 Calibration device

根据标定装置上点的坐标 P_i 和图像对应像素点坐标 $p_i = [u_i, v_i]$, 可得:

$$p_i = MP_i \quad (1)$$

其中, M 为投影矩阵。将 M 矩阵表示为

$$M = K[R \ T] = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

由式(1)和式(2)联立可得:

$$u_i = \frac{m_1 P_i}{m_3 P_i} \rightarrow u_i(m_3 P_i) = m_1 P_i \rightarrow m_1 P_i - u_i(m_3 P_i) = 0$$

$$v_i = \frac{m_2 P_i}{m_3 P_i} \rightarrow v_i(m_3 P_i) = m_2 P_i \rightarrow m_2 P_i - v_i(m_3 P_i) = 0$$

选取 n 个点, 可以得到一个含有 $2n$ 个方程的超定齐次线性方程组:

$$\begin{cases} -u_1(m_3 P_1) + m_1 P_1 = 0 \\ -v_1(m_3 P_1) + m_2 P_1 = 0 \\ \vdots \\ -u_n(m_3 P_n) + m_1 P_n = 0 \\ -v_n(m_3 P_n) + m_2 P_n = 0 \end{cases} \quad (3)$$

将式(3)记为 $\vec{P}m = \vec{0}$ 的形式。要求满足 $\|m\| = 1$ 时, m 向量的最小二乘解。使用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 方法对 P 矩阵进行奇异值分解, 可得:

$$P \rightarrow U_{2n \times 12} D_{12 \times 12} V_{12 \times 12}^T \quad (4)$$

取式(4)中 V 矩阵的最后一列, 即最小奇异值对应的右奇异向量为满足条件的最小二乘解。

2.2.2 求解内外参数

考虑相机的畸变问题和器制造工艺等问题, 记

$$K = \begin{bmatrix} \alpha & -\alpha \cot \theta & u_0 \\ 0 & \frac{\beta}{\sin \theta} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} r_1^T \\ r_2^T \\ r_3^T \end{bmatrix} \quad T = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}$$

实际投影矩阵与计算解得的投影矩阵 M 相差一个尺度 ρ , 则由 $\rho M = K[R \ t]$, 得

$$\rho M = \begin{pmatrix} \alpha r_1^T - \alpha \cot \theta r_2^T + u_0 r_3^T & \alpha t_x - \alpha \cot \theta t_y + u_0 t_z \\ \frac{\beta}{\sin \theta} r_2^T + v_0 r_3^T & \frac{\beta}{\sin \theta} t_y + v_0 t_z \\ r_3^T & t_z \end{pmatrix}$$

令 $M = [A \ b]$, 其中:

$$A = \begin{bmatrix} a_1^T \\ a_2^T \\ a_3^T \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix}$$

解该方程组可得, 内参数为

$$\rho = \frac{\pm 1}{|a_3|}$$

$$u_0 = \rho^2 (a_1 \cdot a_3)$$

$$v_0 = \rho^2 (a_2 \cdot a_3)$$

$$\cos \theta = -\frac{(a_1 \times a_3) \cdot (a_2 \times a_3)}{|a_1 \times a_3| \cdot |a_2 \times a_3|}$$

$$\alpha = \rho^2 |a_1 \times a_3| \sin \theta$$

$$\beta = \rho^2 |a_2 \times a_3| \sin \theta$$

外参数为

$$r_3 = \frac{\pm a_3}{|a_3|}$$

$$r_1 = \frac{(a_2 \times a_3)}{|a_2 \times a_3|}$$

$$r_2 = r_3 \times r_1$$

$$T = \rho K^{-1} b$$

2.3 特征提取

特征点应当具有可重复性、显著性,角点就符合这两个特性,所以需要提取图像中的角点作为特征点。检测一个点是不是角点,一个基本的思想是角点应当在两个方向上有明显的梯度变化。

本文使用的 SIFT 算法就是基于 David Lowe^[11] 提出的高斯差分 (Difference of Gaussian, DoG)。DoG 可以表示为

$$D_{\text{DoG}}(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y)$$

其中, $*$ 表示卷积操作; $I(x, y)$ 表示坐标 (x, y) 处图像的像素值; k 表示一个常数,通常取 $k > 1$; $G(x, y, \sigma)$ 表示以 (x, y) 为中心,标准差为 σ 的高斯核,可表示为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

SIFT 算法的过程可分为以下几个步骤:

(1) 构建高斯空间和差分空间。记阶数为 O , 每阶有效差分数为 S , 每阶层数为 N , 其中, 高斯空间中每一层的高斯滤波核的标准差为 $2^{O-1}(\sigma, k\sigma, \dots, k^{S+2}\sigma)$, $k=2^{\frac{1}{S}}$, 差分空间中每一层的高斯滤波核的标准差为 $2^{O-1}(\sigma, k\sigma, \dots, k^{S+1}\sigma)$, $k=2^{\frac{1}{S}}$ 。构建的高斯空间和差分空间如图 4 所示。

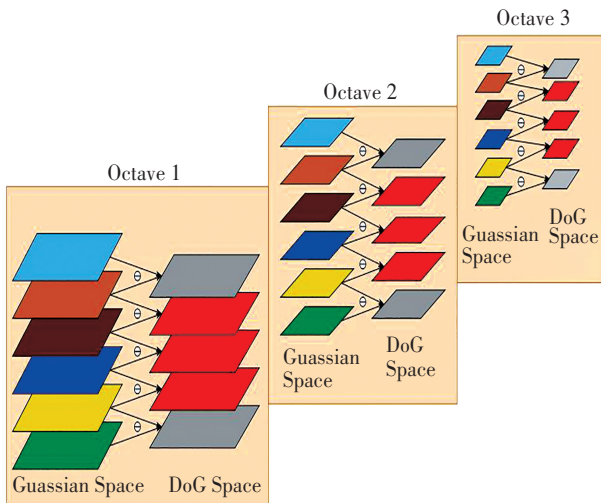


图 4 构建高斯空间和差分空间

Fig. 4 Constructing Gaussian space and difference space

(2) 如图 5 所示,将目标像素点与周围以及上下的 26 领域的像素点进行比较,判定其是否为极大值点。若是极值点,则其为特征点。

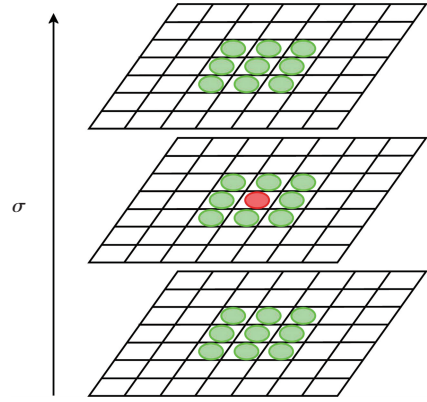


图 5 寻找特征点

Fig. 5 Searching feature points

2.4 特征匹配

从图像中提取出 SIFT 特征点和特征描述子后,通过计算图像中 SIFT 特征描述子的距离度量,从而建立两幅图像特征点之间的匹配关系^[12]。本文采用 NCC 作为距离度量, NCC 公式如下:

$$D_{\text{NCC}}(a, b) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{s_a s_b} (a_i - u_a)(b_i - u_b) \quad (5)$$

其中, a_i 为一张图像中第 i 个特征描述子, s_a 为该图像中描述子向量的标准差, u_a 为该图像中描述子向量的均值。归一化互相关结果范围在 $-1 \sim 1$ 之间,其中 1 表示完美匹配, -1 表示完全相反, 0 表示无相关性。

匹配策略采用最近邻搜索,以式(5)作为距离度量函数。找到匹配的特征描述子之间还要满足两点间距离小于一定值,防止找到的点为孤立点,公式如下:

$$b^* = \underset{b \in B}{\operatorname{argmin}} D(a, b), D(a, b^*) < \beta$$

其中, a, b 为特征描述子, $D(a, b)$ 为距离度量函数。

匹配过程中可能会出现 a 同时与两个 b 的距离近似的情况。为了提高匹配的可信度,使用最近邻距离比 (lowe-ratio), 最近邻距离和次近邻距离之比小于一定值,公式如下:

$$\frac{D(a, b^*)}{D(a, b^{**})} < \alpha$$

其中, $D(a, b)$ 为距离度量, α 为常数,通常为 0.75。

使用随机采样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 算法估计基础矩阵^[13], 得到基础矩阵 F 后, 利用 $E = K^T F K$ 结合内参数矩阵求解本质矩阵 E , 然后根据 $E = T \times R$ 分解本质矩阵^[14] 获得旋转矩阵 R 与平移向量 T 。

2.5 三角测量求解三维点 X 的世界坐标

通过最小化三维点的重投影误差,来求解三维点的坐标:

$$X_i^* = \operatorname{argmin}_{X_i} (d(x_{1i}, M_1 X_i) + d(x_{2i}, M_2 X_i)) \quad (6)$$

其中, M 表示投影矩阵, X_i 表示第 i 个三维点, d 表示投影点和像素点间的距离。使用 Levenberg-Marquardt^[15] 最小二乘优化式(6),得到三维点的坐标。

3 改进特征提取算法

FAST 算法的核心思想:如果指定像素与其 16 邻域内的像素点有一定数量像素点灰度值大于该像素点的灰度值,那么该像素点就可能是角点。

受 FAST 算法思想启发,在使用 SIFT 算法提取特征点之前,增加一个类似的提取角点过程。对于图像中的像素点,计算其邻域像素点与该像素点的相似数量。

对图像中像素点 (i, j) 进行如下操作:将目标像素点灰度值与其周围 8 邻域内的像素点灰度值进行比较,邻域内每个像素点与目标像素点灰度值之差的绝对值为 I ,并将其与预设的阈值 K 进行比较。如果差值小于阈值 K ,则认为两个像素点相似。最后,可以统计在 8 邻域内与目标像素点相似的像素点个数,记为 $M(i, j)$ 。具体计算公式如下:

$$M(i, j) = \sum_{(x, y)} R(i + x, j + y)$$

$(-1 \leq x \leq 1, -1 \leq y \leq 1, x \neq 0, y \neq 0)$

其中:

$$R(i + x, j + y) = \begin{cases} 1, I \leq K \\ 0, I > K \end{cases}$$

由于选取的是像素点的 8 邻域范围,所以 $0 \leq M(i, j) \leq 8$ 。下面根据 M 值的不同情况展开分析。

当 $M(i, j) = 0$ 时,8 邻域范围内没有像素点与目标像素点相似,所以认为该点为噪声点;当 $M(i, j) = 1$ 时,如果该相似点的 M 值大于 1,则认为目标像素点为兴趣点,否则认为目标像素点为噪声点;当 $M(i, j) = 2$ 时,如果相似点的四连通距离小于 3,则认为目标像素点为兴趣点;当 $M(i, j) = 3, 4$ 时,如果相似点连通,则认为目标像素点为兴趣点;当 $M(i, j) = 5$ 时,如果相似点不连通,则认为目标像素点为兴趣点;当 $M(i, j) = 6, 7, 8$ 时,认为目标像素点不是角点。

筛选出兴趣点后,再对以兴趣点为中心的 3×3 区域使用 SIFT 算法,从而得到高质量的特征点。

4 仿真实验与结果分析

实验在 Intel i7-12700、16GB 内存、Windows 10 操作系统、python 3.9、OpenCV 4.5.5.64 的实验环境中进行算法的实现和仿真。为了验证本文所提出方法的可行性,将改进的 SIFT 算法和传统的 SIFT 算法分别从正确率和速度两方面进行对比。

4.1 实验结果

实验图像采用 Lund University 拍摄的 Golden statue 图像。图像尺寸均为 $1\,296 \times 1\,936$,在相似点阈值为 30 时,对图像进行特征点提取后,通过单应矩阵获得正确匹配数。提取结果如表 1 所示。

表 1 正确率对比

Table 1 Comparison of correct rates

SIFT		改进的 SIFT		正确率提高比例/%
特征点	正确匹	特征点	正确匹	
匹配数	配数	匹配数	配数	
7 650	5 875	6 268	5 211	8.25
5 843	4 589	4 598	4 323	19.71
7 299	5 579	5 915	5 187	14.72
6 860	5 620	5 700	5 143	10.14

用两种算法分别对两幅图像提取特征点,匹配特征点,并利用近邻比筛选高信度匹配点。两种算法的运行时间对比结果如表 2 所示。

表 2 运行时间对比

Table 2 Comparison of running time

SIFT		改进的 SIFT		提升/%
特征点数	时间/s	特征点数	时间/s	
17 836×18 055	3.78	14 637×14 607	2.81	25.81
18 683×18 055	3.98	15 704×14 607	2.98	25.07
20 436×19 439	4.44	16 951×16 310	3.33	24.84

4.2 结果分析

如表 1 所示:改进的 SIFT 算法在匹配特征数和正确匹配数上都有所下降,但正确率相比传统的 SIFT 算法有所提升。这是由于在兴趣点筛选阶段,将可能造成干扰的噪声点和平坦区域的伪角点提前去除,从而提高检测到特征点的概率。

如表 2 所示,改进的 SIFT 算法相对于传统算法在运行时间上能节省 25%左右。虽然引入兴趣点筛选阶段会增加一定的运算,但是在 SIFT 检测阶段减少了搜

索范围,从而减少了计算量。同时由于提取的特征点数量减少,所以在特征匹配和匹配筛选阶段中,减少计算量的效果更加明显。

综上所述,改进 SIFT 算法提取的特征点在正确率上有约 10%的提升,这意味着在三维重建过程中,使用改进的 SIFT 算法可以更准确地捕捉到关键的特征信息,从而提高重建结果的质量。同时在运行时间上有约 25%的减少,从而节省重建时间。

4.3 实例应用

两种算法对 Golden Statue 做特征提取并匹配,匹配结果分别如图 6 和图 7 所示。

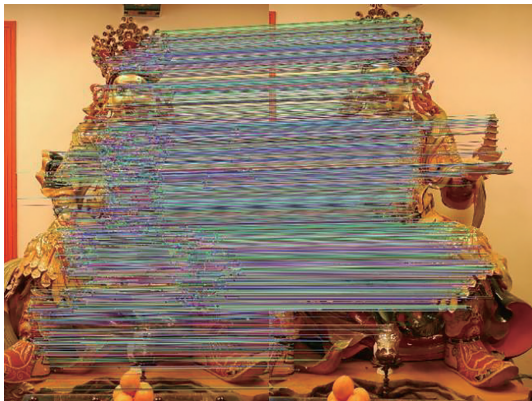


图 6 SIFT 匹配结果

Fig. 6 Matching results of SIFT

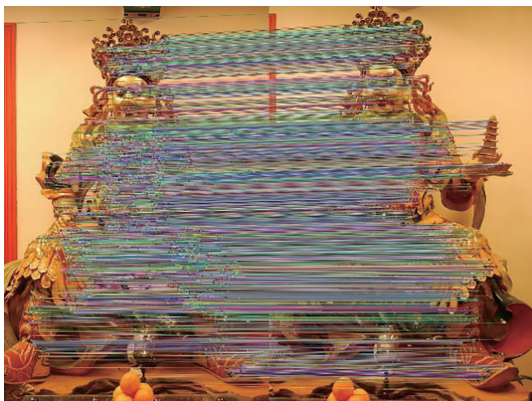


图 7 改进的 SIFT 匹配结果

Fig. 7 Matching results of improved SIFT

如图 6、图 7 所示:在头冠部分,SIFT 算法没有正确匹配的部分,改进的 SIFT 算法由于在兴趣点筛选阶段剔除了噪声点等干扰因素,减少了 SIFT 算法检测出伪角点的概率,所以将 SIFT 算法未成功匹配部分重新匹配成功。

最终重建结果如图 8 所示。

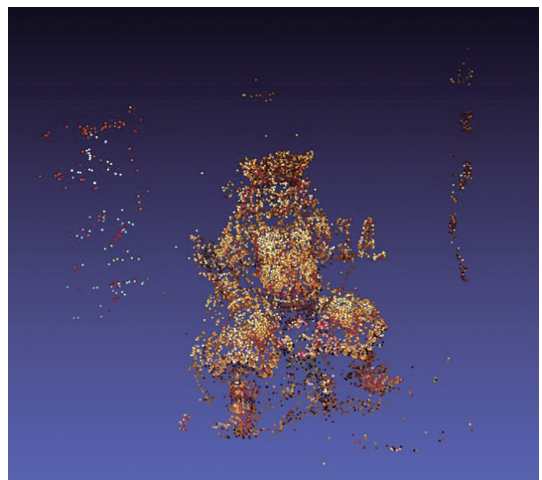


图 8 三维重建结果

Fig. 8 3D reconstruction result

5 结 论

本文提出的改进的 SIFT 算法通过引入兴趣点筛选阶段,从而降低对噪声的敏感性,提取更高质量的特征点,并且降低了算法的运行时间。减少特征点的数量不仅可以降低计算量,提高算法的效率,还可以降低存储需求。这对于大规模图像处理和在计算资源有限的场景下,具有重要的意义。

实验将不同阈值和不同尺寸两个维度进行对比,对比的结果表明改进的算法是有效可行的。未来的研究可以进一步改进算法的效率和适应性,以满足更广泛和复杂的应用需求。

参考文献(References):

- [1] 张伟华, 刘立平. 基于 Solidworks 三维建模的制图测绘教学改革探索[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2015, 32(1): 69-72.
ZHANG Wei-hua, LIU Li-ping. Exploration on teaching reform for drawing mapping based on solidworks 3D modeling[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2015, 32(1): 69-72.
- [2] 杨耀权, 施仁, 于希宁, 等. 激光扫描三角法大型曲面测量中影响参数分析[J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(7): 15-18.
YANG Yao-quan, SHI Ren, Yu Xi-ning, et al. Laser scanning triangulation for large profile measurement[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1999, 33(7): 15-18.

- [3] 孙繁奇. 基于双目视觉的结构光三维重建技术研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2023.
- SUN Fan-qi. Research on structured light three-dimensional reconstruction technology based on binocular vision [D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2023.
- [4] NEWCOMBE R A, DAVISION A J, IZADI S, et al. KinectFusion: Real-Time dense surface mapping and tracking [C]//Proceedings of the 10th IEEE International symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). Piscataway: IEEE, 2011, 127-136.
- [5] 郑坤, 姜文正, 卢晓, 等. 基于双目立体视觉的海浪波面三维重建技术[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(6): 2392-2396.
- ZHENG Kun, JIANG Wen-zheng, LU Xiao, et al. Three-dimensional reconstruction of wave surface based on binocular stereo vision[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(6): 2392-2396.
- [6] 产叶林, 胡新平. 基于 FAST 和 SURF 的特征点快速匹配算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12): 3500-3504.
- CHAN Ye-lin, HU Xin-ping. Fast feature point matching algorithm on FAST and SURF [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(12): 3500-3504.
- [7] 陈敏, 汤晓安. SIFT 与 SURF 特征提取算法在图像匹配中的应用对比研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(7): 41-44.
- CHEN Min, TANG Xiao-an. Comparison study on application of SIFT and SURF feature extraction algorithms in image matching [J]. Modern Electronics Technique, 2018, 41(7): 41-44.
- [8] 朱标. 基于优化 ORB 算法的图像角点特征匹配方法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2021, 38(4): 42-51.
- ZHU Biao. An image corner features matching method based on optimized ORB algorithm [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University(Natural Science Edition), 2021, 38(4): 42-51.
- [9] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 430-443.
- [10] 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 Jia-hao, WANG Qing, FENG You-yang. Camera calibration method based on 3D calibration plate [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 40(6): 48-51.
- [11] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] 宁小娟, 李洁茹, 高凡, 等. 基于最佳几何约束和 RANSAC 的特征匹配算法[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(4): 727-734.
- NING Xiao-juan, LI Jie-ru, GAO Fan, et al. Feature matching algorithm based on optimal geometric constraints and RANSAC [J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(4): 727-734.
- [13] 赖焕杰, 孟祥印, 肖世德, 等. 基于 RANSAC 的单应性矩阵估计优化算法[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(8): 135-138.
- LAI Huan-jie, MENG Xiang-yin, XIAO Shi-de et al. Homography matrix estimation optimization based on RANSAC [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 42(8): 135-138.
- [14] 张振杰, 郝向阳, 孙国鹏, 等. 本质矩阵优化分解的相对位姿估计[J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(4): 353-357.
- ZHANG Zhen-jie, HAO Xiang-yang, SUN Guo-peng, et al. Relative pose estimation based on improved essential matrix decomposition [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2017, 34(4): 353-357.
- [15] 姜玉鑫, 孙建锋, 侯培培, 等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的旋转双棱镜指向偏差修正[J]. 中国激光, 2023, 50(6): 97-105.
- JIANG Yu-xin, SUN Jian-feng, HOU Pei-pe, et al. Correction of pointing deviation of Risley prisms based on Levenberg-Marquardt algorithm [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 50(6): 97-105.

责任编辑:李翠薇