

AKAZE结合自适应局部仿射匹配的视差图像特征匹配算法

朱代先 吴栋 刘树林 刘凌志

Disparity image feature matching algorithm based on AKAZE and adaptive local affine matching

ZHU Daixian, WU Dong, LIU Shulin, LIU Lingzhi

引用本文:

朱代先,吴栋,刘树林,等. AKAZE结合自适应局部仿射匹配的视差图像特征匹配算法[J]. 应用光学, 2021, 42(6): 1048–1055. DOI: 10.5768/JAO202142.0602006
ZHU Daixian, WU Dong, LIU Shulin, et al. Disparity image feature matching algorithm based on AKAZE and adaptive local affine matching[J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(6): 1048–1055. DOI: 10.5768/JAO202142.0602006

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0602006>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于局部哈希学习的大面阵CCD航拍图像匹配方法

Matching method of large array CCD aerial images based on local hashing learning

应用光学. 2019, 40(2): 259–264 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0202003>

基于稀疏光流法的ORB特征匹配优化

ORB feature matching optimization based on sparse optical flow method

应用光学. 2019, 40(4): 583–588 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0402001>

基于水下双目视觉的燃料组件变形检测系统

Deformation detection system of fuel assembly based on underwater binocular vision

应用光学. 2019, 40(2): 246–252 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0202001>

融合RANSAC光流跟踪法和特征点匹配法的视觉里程计

Design of visual odometer based on RANSAC optical flow method and feature point matching method

应用光学. 2020, 41(6): 1214–1221 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0602005>

基于Census变换和引导滤波的立体匹配算法

Stereo matching algorithm based on Census transformation and guided filter

应用光学. 2020, 41(1): 79–85 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102003>

结合Lab空间和单尺度Retinex的自适应图像去雾算法

Adaptive image defogging algorithm combined with lab space and single-scale Retinex

应用光学. 2020, 41(1): 100–106 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0102006>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号:1002-2082(2021)06-1048-08

AKAZE 结合自适应局部仿射匹配的视差图像特征匹配算法

朱代先¹, 吴 栋¹, 刘树林², 刘凌志¹

(1. 西安科技大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 针对常用的图像特征匹配算法对具有视差的图像在图像特征匹配阶段会产生大量误匹配点的问题, 提出了一种 AKAZE (accelerated-KAZE) 算法结合自适应局部仿射匹配的特征匹配算法。首先, 采用 AKAZE 算法提取特征点; 接着, 采用二进制描述符 M-LDB(modified-local difference binary) 进行描述并进行暴力匹配产生粗匹配点对; 最后, 基于图像的仿射变换可以提供较强的几何约束这一特性, 采用自适应局部仿射匹配完成精匹配。实验结果表明, 该算法针对具有旋转变化、尺度变化、视角变化的图像匹配, 具有提取特征点均匀、匹配准确等效果, 提取的正确特征点数量分别平均相对于 SIFT 算法提升了 1.66 倍、SURF 算法提升了 1.08 倍、ORB 算法提升了 6.92 倍、GMS 算法提升了 1.23 倍, 能够满足具有较大视差图像匹配的需求。

关键词: AKAZE; 自适应局部仿射匹配; 特征匹配; 视差

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

DOI: [10.5768/JAO202142.0602006](https://doi.org/10.5768/JAO202142.0602006)

Disparity image feature matching algorithm based on AKAZE and adaptive local affine matching

ZHU Daixian¹, WU Dong¹, LIU Shulin², LIU Lingzhi¹

(1. College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Aiming at the problem that common image feature matching algorithms will produce a large number of mismatched points in the image feature matching stage for images with parallax, a image feature matching algorithm combining accelerated-KAZE (AKAZE) algorithm with adaptive local affine matching was proposed. Firstly, the AKAZE algorithm was used to extract the feature points. Then, the binary descriptor M-LDB was used for description and the brute force matching was performed to generate coarse matching point pairs. Finally, the image-based affine transformation could provide the characteristic of strong geometric constraints, and adopted adaptive local affine matching to complete fine matching. The experimental results show that the algorithm has the effects of uniform extraction of feature points and accurate matching for image matching with rotation change, scale change, and viewing angle change at the same time. The number of correct feature points extracted is increased by average 1.66 times compared with SIFT algorithm, 1.08 times compared with SURF algorithm, 6.92 times compared with ORB algorithm and 1.23 times compared with GMS algorithm, respectively. It can meet the needs of image matching with large disparity.

Key words: accelerated-KAZE; adaptive local affine matching; feature matching; disparity

收稿日期: 2021-05-19; 修回日期: 2021-06-19

基金项目: 陕西省重点研发计划 (2021GY-338)

作者简介: 朱代先 (1970—), 男, 博士, 副教授, 主要从事智能机器人、嵌入式系统方面的研究。E-mail: zhudaixian@xust.edu.cn

引言

视差是指从有一定距离的两个点上观察同一目标时产生的方向上的差异^[1]。在实际中相机对同一物体进行拍摄的过程中,由于相机的平移运动,使得被拍摄的物体在不同视点中的成像位置不同,即产生了视差。在相机拍摄过程中,相机往往存在着平移、旋转、镜头缩放等运动,这就使得对同一物体拍摄的两幅照片存在视角、尺度、旋转等变化,我们称之为较大视差图像,由于视差图像重叠区域往往会有纹理较少、特征不足的情况,这就使得视差图像的特征匹配变得更为困难。

图像的特征匹配是图像处理中的关键一环,用来建立两幅图像间的对应关系,例如运动中恢复结构^[2]、同时定位与建图^[3-4]、三维重建^[5]等应用。目前基于点特征的图像特征匹配算法有的专注运算速度上的提升,代表算法有 ORB (oriented FAST and rotated BRIEF)^[6] 算法以及 BRISK (binary robust invariant scalable keypoint)^[7] 算法等,以求达到实时性,采用 ORB 算法进行特征匹配,对于纹理丰富、视差较小的两幅图像,速度快且鲁棒性好,被广泛应用于同步定位与地图构建 (SLAM) 中,但是没有解决尺度不变性问题;有的专注于精度上的提升,代表算法有 SURF (speeded up robust features)^[8] 算法, SURF 算法在保持 SIFT (scale-invariant feature transform) 算法优良性能的同时有效提高了计算速度,但容易造成边界模糊和细节丢失。

由于视差图像具有较大的深度差异,再加上复杂的相机运动,这就使得上述算法对视差图像特征匹配的鲁棒性不是很好,仅依赖描述符很难区分正确和错误匹配,正确和错误匹配点的筛选是视差图像特征匹配中的关键,也是视差图像配准中的关键。因此柳长安等^[9]提出一种基于网格运动统计的自适应图像特征匹配算法结合 GMS (grid-based motion statistics)^[10] 和随机抽样一致算法 (random sample consensus, RANSAC)^[11] 做误匹配剔除,从而得到精确匹配点,但是由于 ORB 特征的局限性使得算法对大尺度视角变换和旋转变换的效果不是很理想。杨璇璇等^[12]提出一种井下巷道大视差图像拼接算法,采用基于多平面进行特征匹配点分组的方法,计算多个平面的单应矩阵,能较好地完成井下巷道大视差图像拼接的任务。Cavalli 等^[13]提出一种基于自适应局部仿射匹配的外点滤除算法,基于图像的仿射变换可以提供较强的几何约束,根据仿射变换通过 RANSAC 滤除特征点

对中的外点,效果较好。受多平面特征点分组方法的启发,本文提出一种 AKAZE 结合自适应局部仿射匹配的特征匹配算法,从具有较大视差图像提取特征点并进行匹配得到粗匹配点,接着根据自适应局部仿射匹配区分正确与错误匹配点。

1 本文算法

本文将 AKAZE (accelerated-KAZE) 算法和自适应局部仿射匹配算法结合,提出了一种视差图像的特征匹配算法,其流程如图 1 所示。

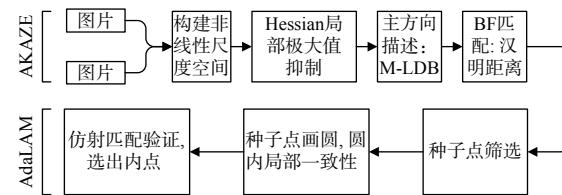


图 1 本文算法流程

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

该算法利用 AKAZE 算法在旋转不变性、光照不变性、速度及稳定性等方面的优势^[14],对输入的两幅具有视差的图像提取特征点,在尺度空间保留更多特征信息,然后采用二进制描述符 M-LDB^[15] 进行描述,并进行暴力匹配,生成粗匹配点对,对具有较大视差图像提取特征时,由于单个特征点的相似性,会存在大量近似的特征点,导致在特征匹配时出现大量的误匹配点对。针对粗匹配点对采用自适应局部仿射验证剔除误匹配,选取粗匹配点对中置信度好且分布均匀的点对作为种子点,并且在种子点周围画圆,在圆内通过自适应局部仿射匹配剔除误匹配点对,达到精细匹配的效果。

1.1 非线性尺度空间构建

非线性滤波构建尺度空间后图片会损失一些细节,但能够保留边缘信息,将尺度空间中更多的特征信息保留。图像亮度的扩散过程采用偏微分方程表达,表示为

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \operatorname{div}(c(x, y, t)) \cdot \nabla L \quad (1)$$

式中: div 和 ∇ 分别表示散度函数与梯度算子; L 表示图像亮度; 时间 t 是尺度参数; $c(x, y, t)$ 表示梯度的函数,扩散能够适应局部图像结构。

在 AKAZE 算法中, 使用 FED(fast explicit diffusion) 算法求解非线性偏微分方程,进一步提升计算速度和算法实时性,并构建金字塔型尺度空间,寻找局部极大值点作为特征点位置,在特征点位置采用 M-LDB(modified-local difference binary)

描述符进行描述。

1.2 二进制描述符

M-LDB 以特征点为中心划分出 $n \times n$ 网格, 在网格内通过特征的尺度进行离散点采样获得离散点的亮度值和水平、垂直方向的微分平均值, 这些运算符是由 0 和 1 构成的二值描述符, 其之间的距离采用汉明距离计算, 可缩短计算时间从而进一步提高算法的实时性能。

1.3 匹配点精匹配

自适应局部仿射匹配算法 (adaptive locally-affine matching, AdaLAM), 有效利用了现代并行加速硬件 GPU, 能够产生速度快且非常准确的离群点滤波器。AdaLAM 的核心思想如下: 观测场景中 3D 点都落在同一平面上, 两张图片观测同一平面, 则可以通过单应矩阵(homography)描述两幅图像中观测到的平面的映射关系, 这个映射关系可以利用局部仿射变换^[16](affine transformation) A 去近似。由于仿射变换具有良好的几何约束, 利用几何约束可以滤除错误的匹配。

AdaLAM 算法步骤如下:

- 1) 选择置信度高且分布较好的匹配点作为种子点;
- 2) 以种子点为中心, 在种子点近邻的匹配点认为具有局部一致性;
- 3) 对于每一个种子点的近邻, 用局部仿射变换验证一致性, 最后保留那些局部一致较好的匹配点(认为是内点)。

种子点选择是假设一组特征点有较高的置信度分数, 可以在局部采用仿射变换去局部逼近适应。对匹配好的特征点且置信度分数较高的, 以 R 为半径在圆内做局部极大值抑制, 其中置信度分数由 ratio-test^[17] 给出, 如果在圆内这个特征点为极大值, 那么将会被认为是种子点, 从而确保种子点的独立性和覆盖范围。这一过程使用 GPU 进行加速。

局部邻域的选取和过滤是令 $S_i = (x_1^{S_i}, x_2^{S_i})$, 其中 $x_1^{S_i}, x_2^{S_i}$ 分别表示两张图上的第 i 个种子点匹配对, 它们之间符合相似变换(即旋转+缩放, 其中旋转 $\alpha^{S_i} = \alpha_2^{S_i} - \alpha_1^{S_i}$, 缩放为 $\sigma^{S_i} = \sigma_2^{S_i}/\sigma_1^{S_i}$)。那么对于任意匹配 $(p_1, p_2) = ((x_1, d_1, \sigma_1, \alpha_1), (x_2, d_2, \sigma_2, \alpha_2)) \in M$, 其中 d_1, d_2 分别表示两张图片特征点描述子, 如果匹配点满足约束关系(2)式和(3)式, 就认为该匹配点对属于支持种子点的匹配集合 $N_i \subseteq M$:

$$\left(\|x_1^{S_i} - x_1\| \leq \lambda R_1 \right) \wedge \left(\|x_2^{S_i} - x_2\| \leq \lambda R_2 \right) \quad (2)$$

$$\left(|\alpha^{S_i} - \alpha^p| \leq t_\alpha \right) \wedge \left(\left| \ln \left(\frac{\sigma^{S_i}}{\sigma^p} \right) \right| \leq t_\sigma \right) \quad (3)$$

式中: $\alpha^p = \alpha_2 - \alpha_1$ 表示角度差异; $\sigma^p = \sigma_2/\sigma_1$ 表示尺度差异; t_α 和 t_σ 分别是候选匹配点与种子点的一致性旋转置信阈值和尺度置信阈值; λ 表示种子点的邻域的覆盖程度修正项。 R_1 与 R_2 分别表示图像 I_1 与 I_2 的种子点邻域扩散半径。(2)式表示在种子位置附近且在半径 λR 内的匹配, 被认为是支持种子点的。(3)式表示匹配对还需满足角度一致性和尺度一致性。同时满足(2)和(3)式才会被认为属于集合 N_i 。

自适应仿射校验是在所述的每个集合中假设都满足局部的仿射变换。在每个集合使用 RANSAC 算法设定固定的迭代次数去拟合仿射矩阵, 滤除集合中置信度低的匹配对。建立一对匹配 x_1^k, x_2^k 的残差如(4)式:

$$r_k(A_i^j) = \|A_i^j x_1^k - x_2^k\| \quad (4)$$

式中, 仿射变换矩阵 A_i^j 表示一对匹配 x_1^k 和 x_2^k 之间的映射关系。对于第 j 次迭代, 我们可以得到匹配关系 k , 但是由于仿射误差 r_k 没有特定的阈值界限, 无法决定本次迭代的匹配关系 k 是否属于一个内点, 因此根据参考文献^[18], 设计了置信度 c_k :

$$c_k(R) = \frac{P}{E_{H_o}[P]} = \frac{P}{|R| \frac{r_k^2}{R^2}} \quad (5)$$

式中: E_{H_o} 是具有均匀分散的异常值对应的假设; 正样本计数 P 为对应假设匹配关系 k 最坏情况下的内联线数。将半径 R 内的残差值映射到 c_k 可以有效度量实际发现的内联点与仅在离群点假设 E_{H_o} 下发现的内联线数之比。当置信度大于固定阈值时, 表示该模型对该匹配关系被拟合得较好, 视该匹配被视为内点。每次迭代需要更新上述残差、置信度以及内点, 后一次利用前一次得到的内点去拟合新的仿射矩阵, 然后做校验, 直至达到最大迭代次数, 最后输出内点。

2 实验与结果分析

2.1 实验环境

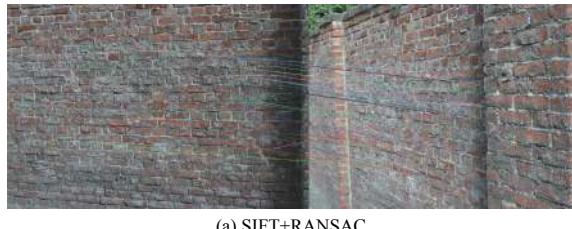
本文算法实验环境如下: Intel core i7-8700K/3.7 GHz CPU, Ubuntu18.04 操作系统, 16 GB 内存, 编程语言为 python, 在 VS code 中运行。

2.2 匹配结果对比实验

为了验证本算法针对视差图像特征匹配的优越性, 从 Oxford VGG 数据集中选取了 4 组不同类型即视角变化(wall)、尺度与旋转变化(bark)、亮度变化(leuven)、模糊变化(bick)图像, 4 组图像的

像素分别为 880×680 、 765×512 、 900×600 、 1000×700 , 每组中有 6 张变化程度逐渐增强的图像, 分别采用 SIFT+RANSAC、SURF+RANSAC、ORB+RANSAC、GMS、本文算法对每组图像中的第 1 幅和第 6 幅即变化程度最强烈的两幅图像进行特征点的提取和匹配, 并计算特征匹配点对正确个数(内点)及算法运行时间, 正确匹配点个数越多、用时越短, 说明匹配效果越好。

图 2 是选取 Oxford VGG 数据集中 wall 图像进行匹配, 即视角变化的结果; 图 3 是该数据集中



(a) SIFT+RANSAC



(b) SURF+RANSAC



(c) ORB+RANSAC



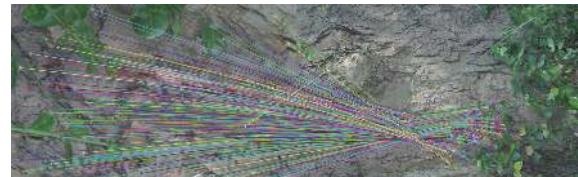
(d) GMS



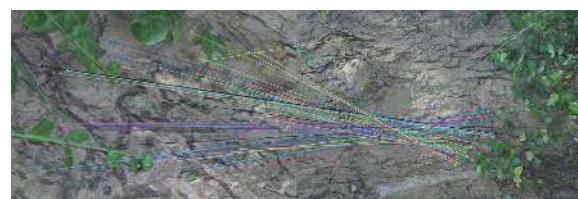
(e) 本文算法

图 2 视角变化图像匹配结果

Fig. 2 Image matching results of view-angle change



(a) SIFT+RANSAC



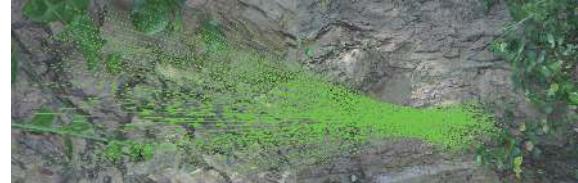
(b) SURF+RANSAC



(c) ORB+RANSAC



(d) GMS



(e) 本文算法

图 3 尺度与旋转变化图像匹配结果

Fig. 3 Image matching results of scale and rotation change

bark 图像进行匹配, 即尺度与旋转变化的结果。

由图 2 可以看出, SIFT 和 SURF 提取的匹配特征点较少, 经过 RANSAC 再次滤除外点后, 依然有明显错误匹配。由图 3 可以看出, SIFT 和 SURF 针对尺度与旋转变化提取的匹配特征点经过 RANSAC 再次滤除外点后效果较好, 但是 SURF 相对于 SIFT 提取的匹配点较少。由于 ORB 特征本身不具备尺度和方向性, ORB 和 GMS 算法针对图 2 wall 图像视角变化较大, 针对图 3 bark 图像尺度与旋转变化较大, 基本无法匹配。本文算法针对视角变化、尺度与旋转变化提取的匹配特征点对, 不仅匹

配的特征点对数量较多,且特征分布均匀,针对有较大视差的图像匹配有较好的效果,取得较好效果的原因是由于 AKAZE 算法对于视差图像存在的旋转、尺度变化鲁棒性较好,对于相似特征点之间的误匹配采用局部仿射匹配验证剔除了外点,从而提升了视差图像匹配的准确性。

图 4 是选取 Oxford VGG 数据集中 leuven 图像进行匹配,即亮度变化的结果;图 5 是该数据集中 bikes 图像进行匹配,即模糊变化的结果。

由图 4 和图 5 可以看出,SIFT 和 SURF 提取的匹配特征点,经过 RANSAC 再次滤除外点后,效果远好于 ORB 算法。GMS 算法通过降低特征提取



(a) SIFT+RANSAC



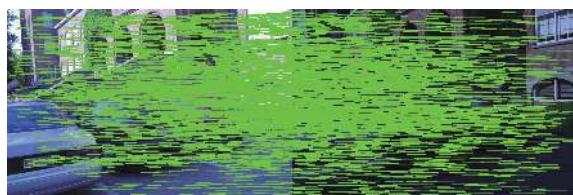
(b) SURF+RANSAC



(c) ORB+RANSAC



(d) GMS



(e) 本文算法

图 4 亮度变化图像匹配结果

Fig. 4 Image matching results of brightness change



(a) SIFT+RANSAC



(b) SURF+RANSAC



(c) ORB+RANSAC



(d) GMS



(e) 本文算法

图 5 模糊变化图像匹配结果

Fig. 5 Image matching results of blurred change

阈值并采用网格运动统计剔除外点针对亮度变化和模糊变化效果较好,由图 4(d)和图 4(e)可以看出,GMS 算法在图像边角及汽车玻璃上的匹配点的特征点较少,但本文算法在这些区域都有分布均匀的匹配点,其与 GMS 算法在亮度变化和模糊变化匹配效果上基本相当,但本文算法匹配点分布比 GMS 算法均匀。表 1 分别记录了 SIFT、SURF、ORB、GMS 和本文算法在不同类型图像上的粗匹配点数和内点数。

表 2 分别记录了 SIFT、SURF、ORB、GMS 和本文算法在不同类型图像上的特征提取粗匹配时

表 1 特征匹配点统计

Table 1 Feature matching points statistics

图像类型	算法	粗匹配点数	内点数	图像类型	算法	粗匹配点数	内点数
视角	SIFT	93	23	亮度	SIFT	503	397
	SURF	186	12		SURF	958	744
	ORB	—	—		ORB	67	56
	GMS	—	—		GMS	8000	320
	本文	3748	216		本文	1503	335
尺度与旋转	SIFT	293	256	模糊	SIFT	413	173
	SURF	165	63		SURF	757	485
	ORB	—	—		ORB	59	46
	GMS	—	—		GMS	8000	253
	本文	3590	315		本文	1498	546

表 2 不同类型图像应用算法耗时

Table 2 Time consuming algorithm for different types of images

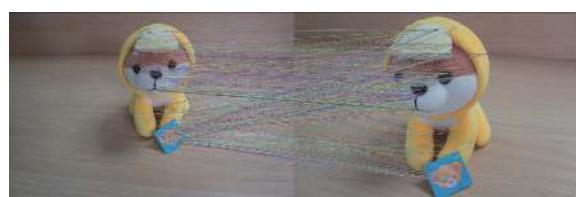
图像类型	算法	特征提取及粗匹配/ms	精匹配/ms	总用时/ms	图像类型	算法	特征提取及粗匹配/ms	精匹配/ms	总用时/ms
视角	SIFT	255	876	1131	亮度	SIFT	150	25	175
	SURF	471	324	795		SURF	283	50	333
	ORB	—	—	—		ORB	196	4	200
	GMS	—	—	—		GMS	220	225	445
	本文	131	879	1010		本文	96	953	1049
尺度与旋转	SIFT	144	135	279	模糊	SIFT	185	23	208
	SURF	284	75	359		SURF	331	42	373
	ORB	—	—	—		ORB	90	1.57	91.57
	GMS	—	—	—		GMS	230	232	462
	本文	187	875	1062		本文	123	886	1009

间、外点滤除精匹配时间以及总用时。

从表 2 中可以看出: 本文算法主要在精匹配剔除误匹配外点耗时较长, 而在特征提取匹配阶段由于非线性扩散方程的 FED 解法和二进制描述子, 相较于 SIFT 和 SURF 有优势; 特征提取阶段 ORB 算法用时最短; GMS 算法由于将特征提取阈值设置的特别低, 导致提取的特征比本文算法高出两个数量级, 故在特征提取匹配时, 剔除误匹配阶段均耗时较长, 但特征匹配效果以及针对不同类型图像匹配的效果不如本算法。本文算法在每组图像上的运行时间都相对比较均衡, 在实时性方面本文算法还有待提高, 需要继续优化。

2.3 实际应用效果

实际拍摄一组卡通狗的照片(分辨率为 5184×3456 像素), 其纹理结构相似且同时存在尺度和旋转等变化, 分别使用 AKAZE 算法和本文算法匹配, 结果如图 6 所示。



(a) AKAZE算法



(b) 本文算法

图 6 实际应用结果

Fig. 6 Practical application results

由图 6 可以看出: AKAZE 算法对于纹理相似且同时存在尺度和旋转变化的视差图像进行匹配

明显存在大量误匹配点;本文算法是在 AKAZE 算法的基础上结合 AdaLAM 算法通过局部仿射匹配验证,剔除了大量相似特征点对,从而保证针对视差图像的特征匹配结果更好。

3 总结

本文提出了一种基于改进 AKAZE 的具有视差图像特征匹配算法,针对视差图像容易同时存在由于尺度、旋转、视角的变化引起的特征点,容易产生误匹配的问题,采用 AKAZE 算法提取特征并进行粗匹配,基于自适应仿射变换进行精细匹配。通过对比实验,结果表明,本文算法在图像存在视差或者发生尺度与旋转变化等不同场景下,本文算法提取特征点数量优于传统的特征匹配算法,可应用于从多视图几何恢复三维结构等需要对存在较大视差图像进行匹配的场景,本文算法的不足之处就是在精细匹配剔除误匹配阶段耗时较长,下一步将就如何提高算法的效率、缩短运行时间进行继续研究。

参考文献:

- [1] 夏丹,周睿.视差图像配准技术研究综述[J].*计算机工程与应用*,2021,57(2):18-27.
XIA Dan, ZHOU Rui. Survey of parallax image registration technology[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(2): 18-27.
- [2] SCHONBERGER J L, FRAHM J M. Structure-from-motion revisited[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. USA: IEEE, 2016: 4104-4113.
- [3] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial and multi-map SLAM[C]. [S.I.]: arXiv, 2007: 11898.
- [4] DISSANAYAKE M, NEWMAN P, CLARK S, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2013, 17(3): 229-241.
- [5] ZHANG Feng, SHI Limin, SUN Fengmei, et al. An image based 3D reconstruction system for large indoor scenes[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(5): 625-633.
- [6] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. Piscataway. USA: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [7] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]//International Conference on Computer Vision. USA: IEEE, 2011.
- [8] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L. V. SURF: speeded up robust features[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Piscataway. USA: IEEE, 2006: 404-417.
- [9] 柳长安,艾壮,赵丽娟.基于网格运动统计的自适应图像特征匹配算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2020,48(1):37-40.
LIU Chang'an, AI Zhuang, ZHAO Lijuan. Self-adaptive image feature matching algorithm based on grid motion statistics[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2020, 48(1): 37-40.
- [10] BIAN J, LIN W, MATSUSHITA Y. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2017: 2828-2837.
- [11] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [12] 杨璇璇,刘景勇,王艳芬,等.井下巷道大视差图像拼接算法[J].*工矿自动化*,2020,46(11):77-82.
YANG Xuanxuan, LIU Jingyong, WANG Yanfen, et al. Stitching algorithm of large parallax images in underground roadways[J]. *Industry and Mine Automation*, 2020, 46(11): 77-82.
- [13] CAVALLI L, LARSSON V, OSWALD M R, et al. AdaLAM: revisiting handcrafted outlier detection[C]. [S.I.]: arXiv, 2006: 04250.
- [14] 徐奔,周志湖,范良忠.基于AKAZE特征的复杂抖动数字视频稳像算法[J].*计算机工程*,2016,42(7):251-256.
XU Ben, ZHOU Zhihu, FAN Zhongliang. Digital Video Image Stabilization Algorithm for Complicated Shakingness Based on AKAZE Features[J]. *Computer Engineering*, 2016, 42(7): 251-256.
- [15] ALCANTARILLA P, NUEVO J, BARTOLI A. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [C]//British Machine Vision Conference. [S.I.]: [s. n.], 2013.

- [16] KEVIN K. Geometric estimation with local affine frames and free-form surfaces[D]. Germany: University of Kiel, 2009.
- [17] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [18] MOISAN L, STIVAL B. A Probabilistic criterion to detect rigid point matches between two images and estimate the fundamental matrix[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(3): 201-218.