

核辐射环境下图像特征点提取方法

张文凯^{1,2}, 徐锋^{1,2*}, 李瑾^{1,2}

¹西南科技大学信息工程学院, 四川 绵阳 621010;

²特殊环境机器人技术四川省重点实验室, 四川 绵阳 621010

摘要 准确、稳定的图像特征点提取对图像拼接、三维重建以及基于特征点的视觉同时定位与建图(SLAM)等计算机视觉应用十分重要。核辐射环境下采集的图像噪点量多、噪声块较大,传统的特征点提取方法存在容易将噪声判定为特征点的问题。基于某辐照厂卡源故障采集的受 γ 射线影响的图像噪声分布特点,提出一种抗核噪特征点(ANF)提取算法。首先,分析核辐射下图像的每个像素点的红绿蓝(RGB)特性以及灰度特征,获取可能为噪点的像素;然后,通过传统算法提取特征点;最后,采用特征点与可能噪点的欧氏距离大小进行排序筛选特征点,剔除较大可能性为噪点的特征点。标准图像数据集合成的噪声以及真实核辐照环境下拍摄图像的实验表明,ANF提取方法相对于传统的加速分段测试(FAST)和二进制鲁棒尺度不变特征点(BRISK)提取方法具有更好的稳定性,并可以提高特征提取效果和降低匹配错误率。

关键词 图像处理; 核辐射环境; 辐射噪声; 特征点提取; 特征点筛选

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1210003

Image Feature Extraction in Nuclear Radiation Environment

Zhang Wenkai^{1,2}, Xu Feng^{1,2*}, Li Jin^{1,2}

¹*School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, Sichuan, China;*

²*Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province, Mianyang 621010, Sichuan, China*

Abstract Accurate and stable image feature extraction is of great significance to computer vision applications such as image stitching, 3D reconstruction, and feature-based visual simultaneous localization and mapping (SLAM). In the nuclear radiation environment, the captured images have the problems such as many noise points, large noise blocks and the noises are easy to identify as features through the traditional feature extraction methods. An against nuclear feature (ANF) extraction algorithm is proposed based on the noise distribution characteristics of the γ rays affected images which is collected by the source blockage failure of an irradiation factory. Firstly, the red, green, blue (RGB) characteristics and grayscale characteristics of each pixel in the image under nuclear radiation are analyzed to obtain the pixels which are suspected as noise points. Then, the features are extracted by the traditional feature extraction algorithm. Finally, the Euclidean distances between the features and the suspected noise points are used to sort and filter the features, and the features which are suspected as noises with high probability are eliminated. The experiments based on the standard image data set combined noises and collected images in the real nuclear radiation environment show that the ANF method is more stable than the traditional features from accelerated segment test (FAST) method and binary robust invariant scalable keypoints (BRISK) method in extracting features, and can improve the effect of feature extraction and reduce the matching error rate.

Key words image processing; nuclear irradiation environment; radiation noise; feature extraction; feature filter

收稿日期: 2021-04-21; 修回日期: 2021-05-21; 录用日期: 2021-06-02

基金项目: 国家自然科学基金(61701421)

通信作者: *xufeng@swust.edu.cn

1 引言

随着核能发电、辐照等产业的推广应用以及核设施退役、核废处理处置工作的广泛开展,发生核泄漏、核素扩散、强放射源丢失等核安全事故的风险增加。受核环境强电离辐射、毒性、污染等方面的限制,工作人员无法直接进入事故现场进行工作。此时,通过移动机器人完成核辐射环境的侦察以及场景三维重建、同时定位与建图(SLAM)等已成为事故处理的首要任务。而准确、稳定的视觉特征点提取是场景三维重建的关键技术。

视觉特征点提取研究已有较长时间,代表性的算法是尺度不变特征变化(SIFT)特征点与描述符^[1],其对图像的尺度变化、光照变化、旋转都具有很好的重复性与鲁棒性,然而SIFT需要较大的计算成本,实时性低。在特征点提取加速研究中,加速的具有鲁棒性的特征点(SURF)^[2]算法是较为有效的方法,但是其依然难以在计算能力较低的嵌入式设备中做到实时处理。近些年出现结合传统方式与学习方式的算法如Key-Net^[3],其利用手工特征作为参考进行学习,对可重复的特征进行定位、排序、评分并在尺度空间上进行特征点的提取,结果表明其性能优于传统的算法。随着神经网络技术的发展,深度学习技术也开始被用于特征点提取,其中,SuperPoint^[4]基于自监督的方式,利用同形适应(HA)策略在合成的数据上进行训练后,可以在真实场景下提取更加丰富的特征点。然而,上述算法虽然可以在通用计算平台进行实时提取,但是存在整体计算量较大的问题,难以在计算资源有限的条件如核辐射环境下做到实时性。

为了应对计算资源有限条件下特征点提取的问题,研究者们提出许多具有较好实时性的特征点提取算法。其中,加速分段测试特征点(FAST)算法^[5]是一个运用广泛的实时性特征点提取算法。相比于前文提到的SIFT等特征点提取算法,FAST提取算法通过比较中心像素与周围像素的灰度大小来判断是否为特征点。许多快速特征点检测算法也是在其基础上进行的改进。基于加速分段测试的自适应通用特征点(AGAST)算法^[6]通过改进决策树的配置空间与树的选择策略提高了特征点检测的适用性。二进制鲁棒尺度不变特征点(BRISK)算法^[7]通过构建尺度空间的特征点检测从而具有尺度不变性。带方向FAST与旋转二元鲁

棒独立基本特征点(ORB)算法^[8]通过构建高斯尺度金字塔与特征点周围灰度重心使特征点具有了旋转不变性与一定的尺度不变性。FAST和ORB算法在实时性要求较高的视觉SLAM系统如VINS_mono^[9]、ORB_SLAM3^[10]以及许广富等^[11]提出的融合光流法和特征匹配的视觉里程计系统中得到了应用。同时在图像拼接应用中,刘天赐等^[12]提出的基于ORB的高分辨率图像拼接改进算法取得不错的效果。然而在核辐射环境下获取的图像,其噪声呈类似椒盐噪声分布,且噪声块面积和噪声强度都较大。应用此类算法,其特征点提取效果不佳。

针对核环境的图像特征点提取方法,常规思路为先对核辐射环境图像进行去噪处理,然后应用FAST等快速提取算法。核辐射图像去噪处理方法中,张梁燕^[13]通过实验得出图像在空间上呈随机分布,而且噪声在灰度上的分布也是随机的,不存在明显的分布规律,不能按照椒盐噪声、高斯噪声以及瑞利噪声的定义进行简单分类。王姮等^[14]利用改进的自适应中值滤波与自动阈值小波变换相结合的方式相比中值滤波更好地保留了边缘减少了模糊。Zhang等^[15]提出一种新的前馈降噪卷积神经网络(DnCNNs),利用残差学习与批量归一化来加速训练过程及提高去噪性能,同时也可以处理未知噪声水平下的高斯噪声。然而基于深度学习的方式降噪效果依赖于标注良好的训练集,且依然存在计算量大的问题,难以在计算资源有限的条件如核辐射环境下进行实时处理。

鉴于进行复杂降噪算法处理以及各种特征点提取算法在核辐照环境下进行实时定位与建图的局限性,本文提出利用噪声特征对特征点进行筛选的抗核噪特征点(ANF)提取算法。为了验证ANF提取算法的有效性,进行了如下实验:在合成的模拟核辐照噪声图像中比较不同的特征点提取方式提取的特征点中为噪声点的比例,并比较不同特征点提取算法在不同核噪声强度图像的特征点的匹配正确率,最后分析讨论了在真实核辐照环境中图像噪点的筛选情况。实验表明ANF算法减少了特征点中噪点的数量,通过直接筛选而非降噪后进行特征点提取的方式进行特征点提取,可降低计算的复杂度且避免较大卷积操作对图像的模糊效果。

2 基本原理

2.1 核辐射环境图像噪声红绿蓝(RGB)特征

有效分析核辐射环境图像噪声特征可以帮助特征点的筛选。本文获取的某辐照厂卡源故障中相机采集的受 γ 射线影响的噪声图像如图1所示。通过直接观察容易发现噪声块呈现高亮的亮斑,中心区域类似椒盐噪声分布,且噪点周围呈蓝色或红色或绿色,亮斑的大小以及位置随机分布。通过对噪声块的像素值进行分析,可得出以下结论:在RGB图像中受噪声污染的区域在某一个通道其灰度值会远远大于周围像素点的相同通道灰度值,而其他颜色通道与周围像素点的值基本保持一致。图1中受影响的像素点蓝色通道强度值倾向于远大于自身及周围像素点的蓝色通道的强度值,同时也会大于红色与绿色通道的强度值使得该污染像素块呈高亮的蓝色斑点状。当红色通道与绿色通道被高能粒子影响时则分别呈现高亮的红色与绿色斑点状噪声,其中典型的噪声通过圆圈在图1中进行标识。噪声斑点块颜色主要以蓝色为主,其次为绿色,红色最少。经分析,呈现此类分布的原因为辐照高能射线属于高频电磁信号,可见光中蓝光相对于其他可见光属于高频电磁波所以相关蓝光感光元件受影响较大,而红色、绿色感光元件对高频电磁信号没有蓝光感光元件敏感。



图1 核辐射环境图像

Fig. 1 Image in nuclear environment

手动选取5个噪声块后对各个通道的强度值分析统计如图2所示。图2横坐标表示每一个噪声块的像素,纵坐标表示其强度值。图2具有5个峰表示5个噪声块,每个噪声块的每一个通道都会形成一个峰,但蓝色通道的值会远大于其他的通道。从图中可以看出蓝色噪声块中蓝色通道值大于其他通道,且中心像素的强度值最大。基于核辐射图像噪声RGB的3个通道的此类特点,可以对特征点进行筛选来过滤

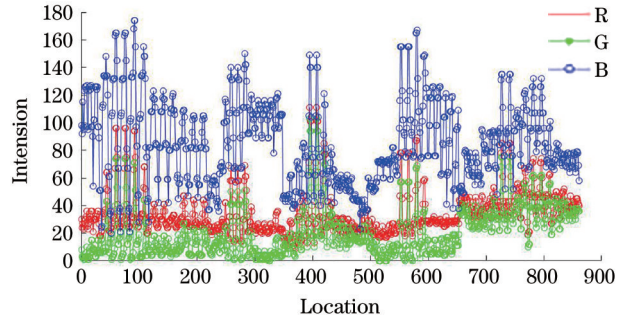


图2 噪点块分布

Fig. 2 Distribution of noise block

噪点,减少噪声对特征点的影响。同时根据它的特征合成噪点,并对特征点提取效果进行定量评价。

2.2 FAST特征点

FAST提取算法在实时性要求高的领域应用广泛。它不需要进行复杂的卷积操作,只需计算中心像素点与四周像素点灰度值的差。其原理为:记候选的特征点为 p ,则如果在以候选特征点为圆心周长为16个像素的圆上存在 n 个连续像素使得候选的特征点像素 I_p 的灰度值小于 $I_p - t$ 或者大于 $I_p + t$,则该候选点为特征点,其中 t 为设置的阈值, n 可以取12或9。 $n=12$ 时记为FAST 12,如图3所示。在具体的实施过程中,为了加速判断的过程,首先在与检测场景相似的场景中利用ID3算法^[16]进行训练形成一个决策树。根据训练的决策树进行像素比较判断是否为特征点。为了避免检测的多个特征点在图像中为相邻像素,最后采用非极大抑制对特征点进行处理。每个特征点的响应值为

$$V = \max \left(\sum_{x \in S_{\text{bright}}} |I_{p \rightarrow x} - I_p| - t, \sum_{x \in S_{\text{dark}}} |I_p - I_{p \rightarrow x}| - t \right), \quad (1)$$

式中

$$\begin{aligned} S_{\text{bright}} &= \{x | I_{p \rightarrow x} \geq I_p + t\} \\ S_{\text{dark}} &= \{x | I_{p \rightarrow x} \leq I_p - t\} \end{aligned} \quad (2)$$

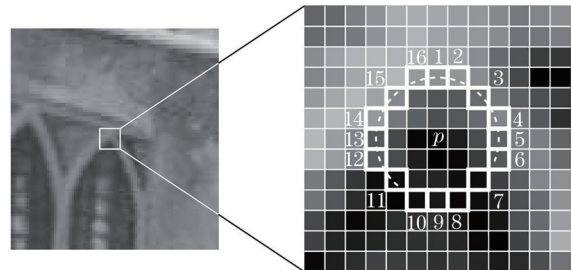


图3 图像块中的FAST特征点

Fig. 3 FAST features in image patch block

2.3 ANF 提取

ANF 提取算法基于 FAST 特征点算法结合核辐射环境下图像噪声的特点进行特征点提取。

1) 首先计算图像中核辐照噪声的位置,检测噪声点位置的具体步骤如下:

a) 对图像 RGB 的 3 个通道进行 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 的自适应中值滤波;

b) 通过式(3)计算 3 个通道强度比率 r_i 。记录最大值 $r_{\max} = \max(r_r, r_g, r_b)$,

$$r_i = \frac{I_i}{I_r + I_g + I_b}; \quad (3)$$

c) 记 r_{\max} 大于阈值 0.5 为候选噪声集 $c(x_1, y_1)$;

d) 候选噪声点集 $c(x_1, y_1)$ 中灰度值 $I \geq 250$ 即为噪点。

其中第一步减少噪点块对特征点提取的影响;第二及第三步根据核辐照噪声的特点判断可能出现噪点的位置;第四步根据核辐照噪声是加性噪声的特点减少本身具有 RGB 像素的伪噪点。

2) 采用 FAST12 特征点提取算法,设定一个较低的阈值使之提取数量超过目标提取数量 N 。

3) 对特征点进行 RGB 通道强度分析排除具有核辐射噪点特性的特征点,计算特征点与最近辐照噪点的距离 d 。其定义为

$$d_i = |x_c - x_n| + |y_c - y_n|, \quad (4)$$

式中,提取特征点为 (x_c, y_c) ,离提取特征点最近的噪点为 (x_n, y_n) 。通过对不同的特征点距离 d_i 进行排序, d 值较大的为质量较好的特征点。选择排名靠前的 N 个特征点为 ANF 特征点。通过 ANF 提取方法获得的特征点尽可能避免了图像噪点,并且离噪点越远的特征点其局部描述子反映特征点信息的质量更好,有助于增加描述子的稳定性,提高匹配效果。

3 分析与讨论

3.1 真实核辐射场景特征点提取

基于如图 1 所示的真实卡源故障拍摄的核辐照环境原始视频获取的图像进行特征点提取。如第 2 节基本原理的描述,提取过程中需要通过设定阈值检测图像中的噪点进行特征点提取。ANF 提取中 r_{\max} 阈值选择为 3 个通道中灰度比值最大的比值。图 4 所示为不同 r_{\max} 阈值的提取效果。其中图 4(a)~4(d) 的阈值分别为 0.4、0.5、0.6、0.7,其提取的噪点数目依次减少。当 r_{\max} 设定为较大的值时会检测到更少的噪点,从而提高检测的准确率但是会降低召回率;当 r_{\max} 较小时会提取到更多的噪点提高检测的召回率,但是会降低检测的准确率。通过实验发现当阈值 $r_{\max} = 0.5$ 左右时可以取得较好的效果。

ANF 特征点提取算法通过噪点位置检测后进

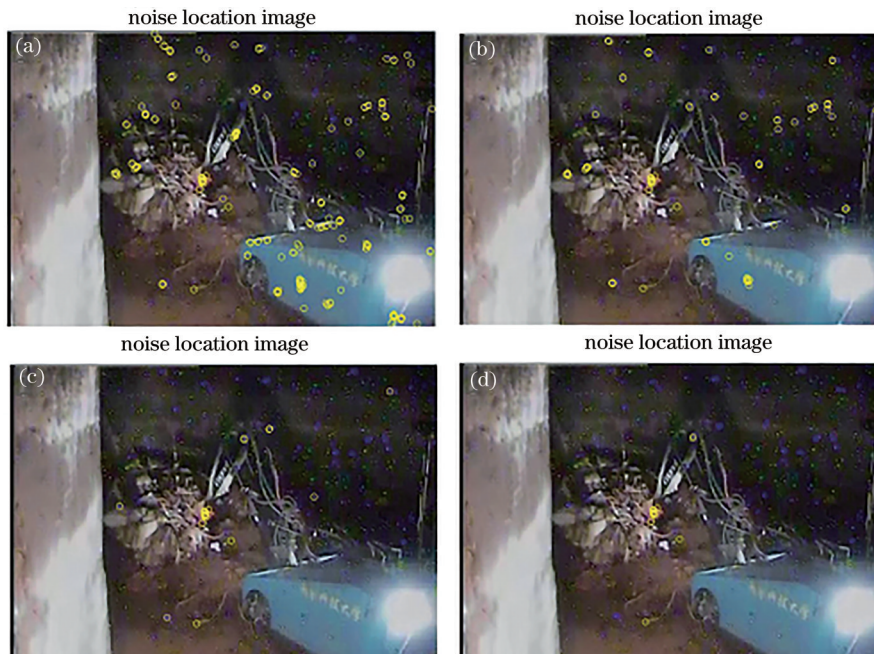


图 4 真实环境中噪点位置检测。(a)阈值为 0.4;(b)阈值为 0.5;(c)阈值为 0.6;(d)阈值为 0.7

Fig. 4 Noise location detection in real-world environment. (a) Threshold is 0.4; (b) threshold is 0.5; (c) threshold is 0.6; (d) threshold is 0.7

行自适应中值滤波,FAST 检测以及特征点筛选,详细过程在基本原理部分已进行了阐述。图 5 为真实核辐照环境下特征点的筛选过程。其中图 5(a)为 FAST 检测结果,图 5(b)~5(d)为进行筛选后的最终结果。图 5(b)中特征点提取的数目设置为 50,即选取响应值前 100 个的特征点中离噪点距离最远的

50 个特征点。图 5(c)数目设置为 100,图 5(d)数目设置为 150。对比筛选前后,从图中可以发现右上角区域伪特征点的数目在减少,提取的伪特征点没有随着特征点提取数目增加而增加。故 ANF 算法有一定的稳定性,但算法经过特征点筛选后提取的特征点数目减少可能会降低算法在低纹理区域的表现。

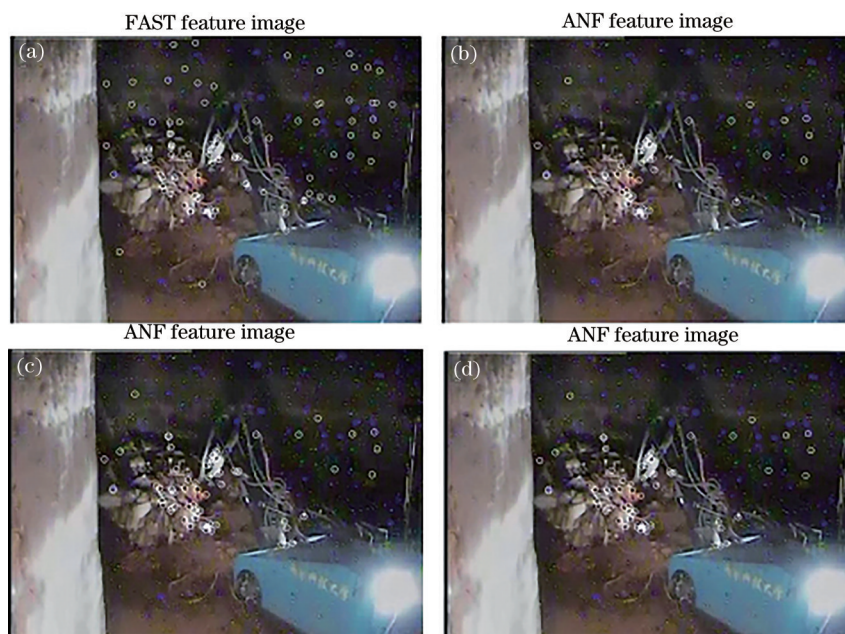


图 5 真实环境中特征点筛选结果。(a)筛选前图像;(b)设置 50 个特征点;(c)设置 100 个特征点;(d)设置 150 个特征点
Fig. 5 Screening results of features in real-world environment. (a) Image before screening; (b) set 50 features; (c) set 100 features; (d) set 150 features

对原始 FAST、以及本文提出的 ANF 算法提取特征点进行比较以验证改进效果。上述算法运行环境为 Matlab 2018a,提取特征点的个数保持相同,为 100 个,进行处理的结果如图 6 所示,其中提取的特征点位置用白色圆圈进行标注。从左到右依次为原始 FAST 算法,以及提出的 ANF 算法的提取结果。图 6(a)~6(c)为不同算法在真实场景视频中不同图像的提取结果。

从图 6 中可知,在图像的右上部分区域为纹理较少的区域,理论上能够提取的特征点应该比较少,但是由于核辐射的影响会出现较大的噪点块,导致在该区域进行特征点提取时被误认为特征点。ANF 算法提取的特征点最少,结果最为稳定。

最后比较 ANF 算法的实时性,计算提取特征点数目分别设置为 50、100、150 的多张图像算法的提取平均时间。算法运行环境为 Matlab 2018a,分别比较了 Matlab 中实现的 FAST、BRISK、KAZE 算法。以实时性最好的 FAST 算法作为参考比较提取运行相对时间。3 种算法的时间比较接近,其中

ANF 的时间最短,为 FAST 提取时间的 5~6 倍。结果如表 1 所示。

3.2 特征点提取拒绝率

在利用提取的特征点估计相机位姿时,常使用随机采样一致性(RANSAC)算法^[17]以提高鲁棒性。RANSAC 算法相比直接进行最小二乘法具有更好的效果,特别是外点的距离较大时。但其对于外点数目依赖较大,外点的数目越多迭代计算所需的时间越多且结果较差。在特征点提取部分提取的噪声像素点并不是真实特征点,在匹配后为外点。在提取特征点中噪声像素的数目影响了 RANSAC 算法的稳定性。

为了评价 ANF 提取算法对核辐射图像噪点的筛除效果,根据核辐射噪声的特点进行模拟并合成到数据集的室内图像中,并与传统的 FAST 和 BRISK 特征点提取方法进行对比。其中,合成的噪声模拟感光电子元器件受到高能粒子冲击产生在图像通道上的加性噪声,其像素位置采用均匀随机分布,性质与 2.1 节核辐照环境噪声下分析的 RGB

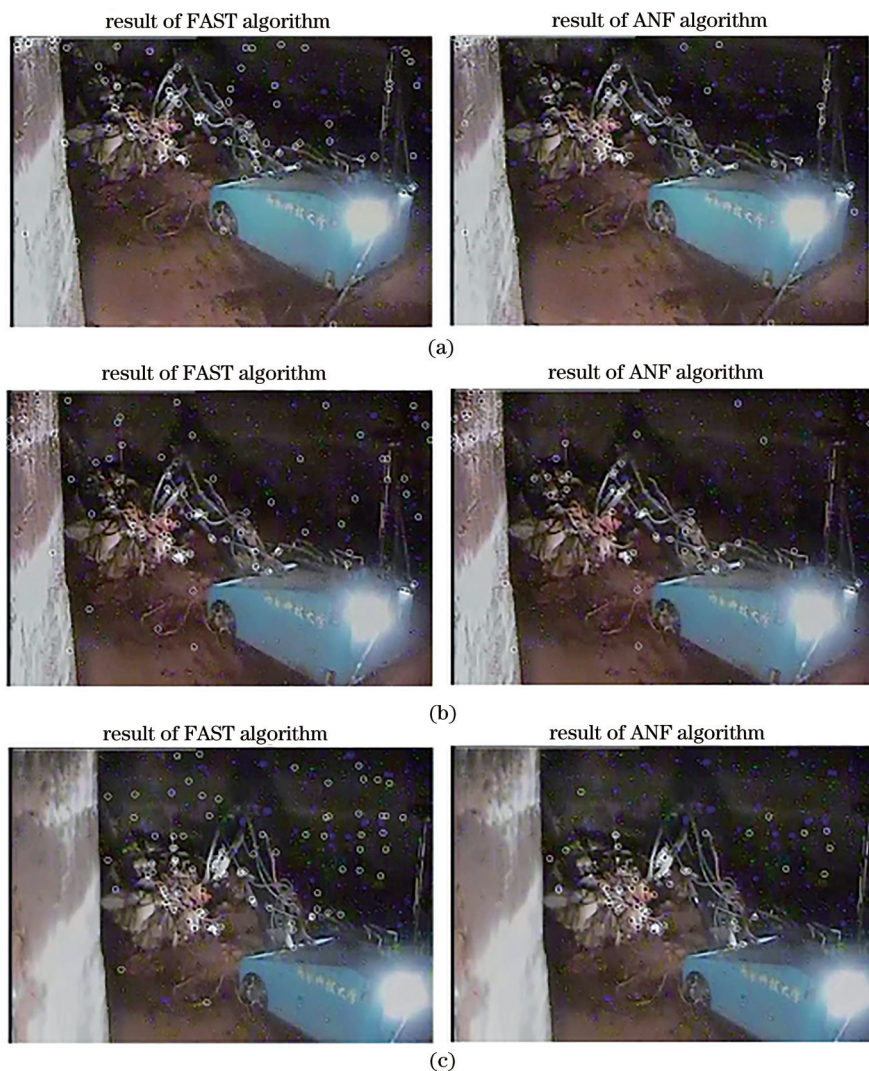


图 6 真实环境中的提取结果。(a)图像 1;(b)图像 2;(c)图像 3

Fig. 6 Extraction results in real-world environment. (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3

表 1 特征点提取相对时间比较

Table 1 Comparison of relative time of feature extraction

Number of features	BRISK	KAZE	ANF
50	5.128	6.966	5.077
100	5.828	7.073	5.454
150	6.338	7.627	6.111

特征保持一致。为了简化,模型噪声形状通过矩形近似,噪声块的大小也呈均匀的随机分布, R 表示噪声块长度,其取值范围 $R \in [1, 5]$ 。噪声产生的灰度强度 I_g 定义为

$$I_g = \text{round} \left\{ 255 \times \exp \left[\frac{(x-a)^2 + (y-b)^2}{-2} \right] \right\}, \quad (5)$$

式中: (a, b) 为噪声中心点; (x, y) 为噪声坐标且有 $R = \sqrt{(x-a)^2 + (y-b)^2}$ 。定义噪声的空间强度 I_s 为

$$I_s = \frac{m}{r_{\text{rows}} \times c_{\text{cols}}} \times 100\%, \quad (6)$$

其也可表示图像中噪声的密集程度,式中: r_{rows} 表示图像的行数; c_{cols} 表示图像的列数; m 表示噪声数目,在核辐照强度较高的环境中其值较大。R、G、B 3个颜色通道的数量分布采用1:3:6的比例进行合成。

在合成噪声中通过将已知噪声的真实位置与提取特征点的位置进行比较来获取特征点拒绝率。本次合成的图像采用数据集PASCAL 2012^[18]中的17张室内图像,并且选择尽可能与如图1所示的核辐射环境相接近的图像。使用 c 表示提取特征点的数目, m 表示特征点中噪声像素点的数目, $m \in [0, c]$ 。使用 r 表示提取算法对噪声的拒绝率,其定义为

$$r = \frac{c - m}{c} \quad (7)$$

实验中把特征点与最近噪点的欧氏距离小于 8 个像素点的特征点判定为误提取的特征点,这样的特征点会影响后续匹配的结果。最终得到实验结果如表 2 所示,考虑到每次实验时噪点的位置均为随机的,在相同的噪声空间强度下实验结果有所不同。故表 2 的结果是基于 10 次实验进行平均的结果,且结果保留到小数点后 4 位。

表 2 特征点提取的拒绝率

Table 2 Rejection rate of feature extraction

$I_s / \%$	ANF	FAST	BRISK
0.01	0.9911	0.9854	0.9823
0.03	0.9754	0.9377	0.9429
0.05	0.9279	0.8893	0.8988
0.07	0.9265	0.8622	0.8611
0.09	0.8992	0.8371	0.8258

表 2 显示在不同的噪声强度下 3 种算法的拒绝率,即真实特征点在提取的所有特征点中所占的比例。可以发现当噪声强度较小时,ANF 具有一定的优势;同时,随着噪声强度增加,ANF 的优势更加明显。在噪声最强即 0.09 时依然保持在 90% 左右,而传统算法在 80% 左右。

表 3 显示随着噪声强度的增加提取的特征点中噪点的数目。特征点中噪点的数目都随噪声的强度增加而增加,但是 ANF 算法在相同的噪声强度下噪点数目低于传统算法。当噪声强度接近 0.09 时 ANF 提取算法噪点的数目接近传统算法在噪声强度为 0.03 的效果。可以看出 ANF 相比于 FAST 以及 BRISK 提取算法具有更好的效果。

表 3 特征点中包含噪点的数量

Table 3 Number of noise points contained in features

$I_s / \%$	ANF	FAST	BRISK
0.01	11	23	25
0.03	24	113	128
0.05	54	166	186
0.07	70	214	232
0.09	125	326	333

3.3 匹配准确率

匹配准确率是图像拼接、检索、重建、视觉 SLAM 非常重要的一步,它影响到数据关联的正确性。在核辐射环境下的特征点匹配准确率面临的主要挑战是在核噪声污染下提高准确率。李硕

等^[19]利用基于 Pearson 相关系数的图像误匹配剔除算法提高匹配精度。ANF 提取算法通过在特征点提取阶段获得稳定的特征点避免噪声块影响来提高准确率。为了评价 ANF 提取算法在核噪声污染图像下对噪声过滤后的匹配效果,采用标准数据集 leuven^[20]进行匹配结果的定量评价。第一步仍然对标准数据集合成噪声以获取不同噪声强度下的匹配效果。

在实验中采用二进制描述符来对特征点进行描述与匹配。描述符提取算法采用位描述符,这类描述符在匹配时可以进行硬件加速。其结果 τ 如式(8)所示:

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1 & p(x) < p(y) \\ 0 & p(x) \geq p(y) \end{cases} \quad (8)$$

式中, $p(x)$ 、 $p(y)$ 分别表示点 x 、 y 的灰度值。特征点的描述符定义为

$$f_i(p) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(p; x_i, y_i) \quad (9)$$

描述子的长度 $l=256$,对于特征点的局部描述子采用与旋转感知的二进制鲁棒独立基本特征(RBRIEF)描述子^[8]相同的采样模式,该模式下描述符在实验中具有较好的分辨性与较低相关性。匹配的算法采取的是暴力匹配的方式通过比较两张图片中各个特征点的描述符之间的汉明距离来确定匹配的特征点。

采用上文介绍的描述符对 ANF 与 FAST 提取算法进行比较。在标准的数据集中已知相机在纯旋转运动下图像之间的单应矩阵 \mathbf{H} ^[21]。将第一幅图像中提取的特征点通过单应变换投影到第二幅图像上的坐标,并与该特征点在第二张图像上的匹配特征点坐标比较获得它们之间的欧氏距离来定量评价特征点的匹配结果。距离累加的值越小表示投影的误差越小匹配的误差越小。投影公式为

$$s \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: s 为尺度因子; \mathbf{H} 为数据集给出的单应矩阵。左右的坐标采用齐次坐标来进行表示,分别表示投影后与原始特征点的像素坐标。该变换是一个 2D 到 2D 的变换。最终匹配计算获得的误差结果如图 7 所示。其分别表示同一场景 4 种不同的旋转角度下每个特征点的平均匹配错误像素点数。其中横坐标表示该旋转角度下合成噪声的不同强度,纵坐标表示每对特征点匹配的平均误差像素距离。

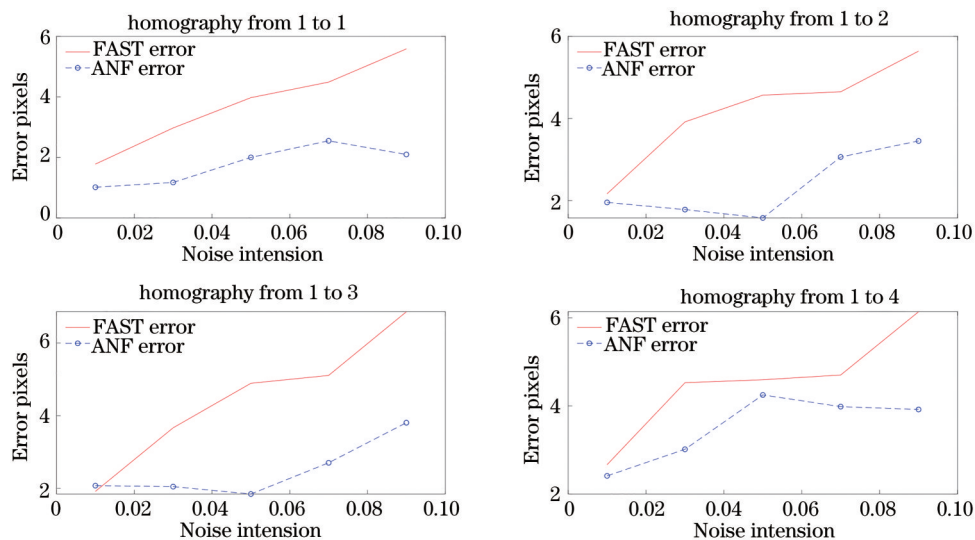


图7 ANF算法与FAST算法比较结果

Fig. 7 Results of ANF algorithm compared with FAST algorithm

可以看出在匹配误差方面,ANF算法无论在什么角度下都能取得更低的误差(图中虚线所示)。在同一角度下ANF算法以及传统FAST算法(图中实线所示)的匹配误差都随噪声强度的增加而增大,但ANF误差均小于FAST算法且随着噪声增强这种优势更加明显。故ANF算法在核辐照环境下的匹配效果比传统FAST算法更好。

4 结 论

分析了核辐射环境中图像噪声的特点,并结合其特性对传统的FAST检测方法进行改进进而提出了ANF提取算法。通过实验证明了ANF提取算法在核辐射环境图像中能提取包含更少噪声的特征点并且在匹配效果上比FAST算法更具有鲁棒性。未来的工作可以考虑设计自适应算法来降低ANF算法对于角点筛选需手动设置阈值的依赖,以及避免筛选过程中特征点数目减少;利用异构处理器GPU、FPGA等计算平台对算法进行进一步加速。

参 考 文 献

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [3] Laguna A B, Riba E, Ponsa D, et al. Key. Net: keypoint detection by handcrafted and learned CNN filters[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 27-November 2, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2019: 5835-5843.
- [4] DeTone D, Malisiewicz T, Rabinovich A. SuperPoint: self-supervised interest point detection and description [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 18-22, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 337-33712.
- [5] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. *Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [6] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1): 105-119.
- [7] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2548-2555.
- [8] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [9] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-

- 1020.
- [10] Campos C, Elvira R, Rodríguez J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [11] 许广富, 曾继超, 刘锡祥. 融合光流法和特征匹配的视觉里程计[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201501.
- Xu G F, Zeng J C, Liu X X. Visual odometer based on optical flow method and feature matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201501.
- [12] 刘天赐, 宋延嵩, 李金旺, 等. 基于ORB特征的高分辨率图像拼接改进算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810004.
- Liu T C, Song Y S, Li J W, et al. Improved algorithm for high-resolution image stitching based on ORB features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810004.
- [13] Zhang L Y. Image noise reduction in nuclear radiation environment[C]//The 17th National Optical Fiber Communication and the 18th Integration Optical academic conference. Nanjing: Nanjing Society of Optical Communications and Optoelectronics, 2015: 21-25.
- 张梁燕. 核辐射环境下的图像降噪[C]//全国第17次光纤通信暨第18届集成光学学术会议. 南京: 南京光通信与光电子技术学会, 2015: 21-25.
- [14] 王姮, 桑瑞娟, 张华, 等. 一种强辐射环境监测下图像降噪的新方法[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(11): 59-61.
- Wang H, Sang R J, Zhang H, et al. A new image denoising method for monitoring in intense radioactive environment[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(11): 59-61.
- [15] Zhang K, Zuo W M, Chen Y J, et al. Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [16] Quinlan J R. Induction of decision trees[J]. Machine Learning, 1986, 1(1): 81-106.
- [17] 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.
- [18] Everingham M, Gool L, Williams C K I, et al. The pascal visual object classes (VOC) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338.
- [19] 李硕, 韩迎东, 王双, 等. 基于Pearson相关系数的图像误匹配点剔除算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810025.
- Li S, Han Y D, Wang S, et al. Algorithm for eliminating mismatched points based on Pearson correlation coefficient[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810025.
- [20] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, New York: IEEE Press, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [21] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000: 32-35.