



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 基于关键点密度优化的ORB算法

景有鲜, 朱庆生

引用本文

景有鲜, 朱庆生. [基于关键点密度优化的ORB算法](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 240300048-5.

JING Youxian, ZHU Qingsheng. [ORB Algorithm Based on Key Point Density Optimization](#)[J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 240300048-5.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [基于加权特征融合的物联网设备识别方法](#)

IoT Devices Identification Method Based on Weighted Feature Fusion

计算机科学, 2024, 51(11A): 240100137-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100137>

### [基于多层特征融合的行人检测方法研究](#)

Study on Pedestrian Detection Method Based on Multi-level Feature Fusion

计算机科学, 2024, 51(11A): 231000106-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231000106>

### [基于多子网络预训练的脉冲神经网络分类模型](#)

Spiking Neural Network Classification Model Based on Multi-subnetwork Pre-training

计算机科学, 2024, 51(11A): 240300191-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240300191>

### [基于联合增强图像对的红外可见光深度展开图像融合网络](#)

Infrared and Visible Deep Unfolding Image Fusion Network Based on Joint Enhancement ImagePairs

计算机科学, 2024, 51(10): 311-319. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230800069>

### [嵌入注意力机制的并行多尺度点云上采样方法](#)

Parallel Multi-scale with Attention Mechanism for Point Cloud Upsampling

计算机科学, 2024, 51(8): 183-191. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500094>

# 基于关键点密度优化的 ORB 算法

景有鲜 朱庆生

中国科学院南京天文仪器研制中心 南京 210042

中国科学技术大学天文与空间科学学院 合肥 230026

(jyx210906@mail.ustc.edu.cn)

**摘要** 在立体视觉检测系统中,特征匹配技术至关重要,其用于识别和对齐不同图像间的相似特征,实现图像对比、物体识别、三维重建等多项任务。特征匹配的质量直接影响整个立体视觉检测系统的精度,特征点提取是特征匹配的基础,这些点的质量直接决定了匹配的准确性和算法的鲁棒性。ORB 算法因具有高效性,被广泛应用于特征匹配任务,但在处理复杂场景时,特征点在数量和分布均匀性方面存在不足。对此,提出了一种改进的基于关键点密度的自适应抽样方法,通过结合图像的局部对比度和梯度信息,优化 ORB 算法中关键点的分布,以实现整个图像中关键点的均匀选取,提高特征点提取性能。利用 Middlebury 立体视觉数据集进行的实验结果表明,改进后的算法相比传统方法,在关键点数量和分布均匀性上有显著提升,同时保持了接近原 ORB 算法的运行效率。此项研究不仅针对 ORB 算法在复杂场景处理中的不足提供了有效的解决方案,也为计算机视觉领域特征点提取和匹配的优化开辟了新的途径。

**关键词:** 立体视觉;特征提取;ORB 算法;关键点密度;自适应抽样

**中图分类号** TP391

## ORB Algorithm Based on Key Point Density Optimization

JING Youxian and ZHU Qingsheng

CAS Nanjing Astronomical Instruments Research Center, Nanjing 210042, China

College of Astronomy and Space Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

**Abstract** In stereo vision inspection system, feature matching technology is crucial for identifying and aligning similar features between different images, and realizing many tasks such as image comparison, object recognition, and 3D reconstruction. The quality of feature matching directly affects the accuracy of the whole stereo vision detection system. Feature point extraction is the basis of feature matching, and the quality of these points directly determines the accuracy of matching and the robustness of the algorithm. The ORB algorithm is widely used in the feature matching task because of its high efficiency, but there are deficiencies in terms of the number and uniformity of the distribution of the feature points when dealing with complex scenes. In this paper, an improved adaptive sampling method based on the density of keypoints is proposed to optimize the distribution of keypoints in the ORB algorithm by combining the local contrast and gradient information of the image, so as to achieve the uniform selection of keypoints in the whole image and to improve the performance of feature point extraction. Experimental results on the Middlebury stereo vision dataset show that the improved algorithm significantly improves the number of keypoints and the uniformity of distribution compared to the traditional method, while maintaining an operational efficiency close to that of the original ORB algorithm. This study not only provides an effective solution to the shortcomings of the ORB algorithm in complex scene processing, but also opens up a new way for the optimization of feature point extraction and matching in the field of computer vision.

**Keywords** Stereovision, Feature extraction, ORB algorithm, Keypoint density, Adaptive sampling

## 1 引言

### 1.1 研究背景

立体视觉测量是一种高效的非接触光学技术,广泛应用于全场三维变形和形状测量。它在材料性能表征、结构健康监测等领域取得了显著成就。该系统一般由两个相机组成,主要步骤包括立体校准、图像匹配以识别对应点对、三维点的三角测量重建,以及数据后处理。特征匹配在立体视觉测量

中极为重要,它是实现三维重建和深度感知的基础。特征匹配的质量直接影响了整个立体视觉检测系统的精度。现有的特征点提取算法尽管在多种应用中展现了其效率和稳定性,特别是 ORB 算法因具有高速处理能力而被广泛采用,但在复杂场景的特征匹配阶段却表现不佳。这主要是因为这些算法在处理特别复杂或纹理较少的场景时,关键点的分布往往不够均匀,进而影响了检测系统的精度。本研究通过深入分析特征提取算法当前的局限性,提出了一种基于关键点密度优

基金项目:国家自然科学基金(12141304)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(12141304).

通信作者:朱庆生(qszhu@nairc.ac.cn)

化的ORB算法,旨在改进特征点提取算法在复杂场景的应用,从而提高立体视觉系统的测量精度。

## 1.2 现有关键点检测方法的局限性

当前的关键点检测方法,如ORB算法,通常倾向于在图像的某些区域聚集大量关键点,而忽视其他区域。这种非均匀的关键点分布可能导致在特征稀疏的区域信息丢失,降低匹配的精确性和鲁棒性。在双目立体视觉系统中,这种非均匀性可能导致深度估计的不准确,进而影响整个三维重建过程。因此,探索一种能够在整个图像中均匀分布关键点的方法,对于提高特征匹配的准确性和系统的整体性能具有重要意义。

## 1.3 研究目标和贡献

本研究的主要目标是改进ORB算法中的关键点选择机制,以实现更均匀的关键点分布。本文提出一种基于关键点密度的自适应抽样方法,该方法综合考虑了图像的局部特征,如梯度和对比度,来引导关键点的选择过程。这种方法旨在提高关键点在图像中的代表性和均匀性,从而优化特征点检测过程。

## 2 相关工作

### 2.1 关键点检测算法概述

关键点检测算法在计算机视觉领域中扮演着核心角色,它们被广泛应用于图像匹配、目标识别、三维重建等多种任务中。这些算法的核心目标是从图像中提取出有代表性的特征点,这些点通常是图像中具有唯一性和可重复性的部分,如角点、边缘或显著纹理区域。尽管存在多种关键点检测算法,但本文主要关注ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)。SIFT算法由Lowe<sup>[1]</sup>提出,其以对尺度和旋转变换的不变性而闻名。它通过在不同尺度上寻找局部极值点,并对这些点进行详细的方向和梯度分析来提取关键点。SURF算法则是对SIFT的加速版本,由Bay等<sup>[2]</sup>提出,它通过使用Hessian矩阵近似和积分图像来提高关键点检测和描述的效率。ORB算法由Rublee等<sup>[3]</sup>提出,旨在提供一种计算效率更高的特征匹配方案。它结合了FAST算法的关键点检测速度和BRIEF描述符的计算效率,同时引入了对关键点方向的考量,提高了对旋转变换的稳定性。

### 2.2 关键点分布问题分析

尽管上述算法在特征检测方面表现出色,但它们在关键点分布均匀性方面存在局限。特别是在ORB算法中,由于其检测机制的特性,关键点倾向于在图像的某些区域过度集中,尤其是在那些具有高对比度和复杂纹理的区域。这种分布的不均匀性可能导致在特征匹配过程中出现盲区,尤其是在纹理较少或平坦的区域。这一问题在视觉SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)和三维重建等应用中尤为突出,因为它们依赖于整个场景的均衡特征分布来实现准确的空间定位和建模。Miksik等<sup>[4]</sup>对多种关键点检测算法进行了比较和分析,特别关注了不同算法在特征分布均匀性方面的性能。他们的研究表明,在均匀特征分布方面,现有算法仍有改进空间。Zhang等<sup>[5]</sup>和Li等<sup>[6]</sup>分别探讨了结合K-Means聚类的ORB匹配算法和基于纹理与颜色分割的立体图像匹配算法。Feng<sup>[7]</sup>等探讨了通过局部梯度拟合生成Key.Net亚像素关键点的方法。Li等<sup>[8]</sup>提出了一种基于主动克里金和混合蒙特卡洛算法的高效可靠性分析重要抽样方

法。Wang等<sup>[9]</sup>提出了基于ORB特征的室内场景视觉SLAM算法。Wang等<sup>[10]</sup>采用多尺度网格化的方法提取ORB特征点并利用四叉树均匀分配特征点。Yao等<sup>[11]</sup>通过对不同的图片灰度值进行检测,计算出适应不同图片的阈值算法。该算法具有更强的抗干扰能力,但仍需要大量运算时间。Yu等<sup>[12]</sup>提出了一种特征点法视觉里程计自适应优化算法,该算法有助于改善光照条件变化时图像特征的稳定性,但提取的特征点数量不足,特征重叠明显。

### 2.3 自适应抽样方法的先前研究

为了解决关键点分布不均的问题,研究者们已经提出了多种自适应抽样方法。这些方法的基本思想是根据图像内容的特性来指导关键点的分布,使之更加均匀和具有代表性。此外,还有研究通过结合机器学习方法来优化关键点的选择和分布。例如,使用决策树或神经网络来预测图像中关键点分布的最佳模式。这些方法尝试从数据中学习关键点分布的模式,并利用这些模式来指导实际的关键点抽样过程。总的来说,尽管这些方法在提高关键点分布均匀性方面取得了一定的进展,但在特定应用领域,如双目立体视觉系统中,其效果和适用性仍需进一步探索和验证。因此,本文提出一种新的基于关键点密度的自适应抽样方法,专门针对ORB算法进行优化,以提高特征匹配在复杂视觉场景中的准确性和鲁棒性。

## 3 方法

### 3.1 自适应关键点抽样策略

本研究提出的自适应关键点抽样策略旨在优化ORB算法中的关键点分布。传统的ORB算法在特征点检测阶段可能导致特征点在图像中分布不均,尤其是在纹理丰富区域。为了解决这一问题,本研究引入了一种基于图像局部特征响应的自适应抽样方法。

#### 3.1.1 关键点密度函数

首先,定义一个关键点密度函数 $D(x, y)$ ,它表示在图像坐标 $(x, y)$ 处关键点的密度。该函数基于图像的局部对比度和梯度信息,可以表述为:

$$D(x, y) = \alpha \cdot C(x, y) + \beta \cdot G(x, y) \quad (1)$$

其中, $C(x, y)$ 是局部对比度函数, $G(x, y)$ 是局部梯度函数,而 $\alpha$ 和 $\beta$ 是用于调节两者权重的系数。参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 的选择对算法的性能有着直接影响。本研究通过对比不同 $\alpha$ 和 $\beta$ 值的影响,发现当 $\alpha=1.5, \beta=0.5$ 时,算法能够在保持高运行效率的同时,实现更优的关键点分布均匀性。 $\alpha$ 参数主要控制局部对比度的影响,较高的 $\alpha$ 值有助于在对对比度较大的区域提取更多关键点;而 $\beta$ 参数调节局部梯度信息的权重,通过设置适当的 $\beta$ 值,可以确保在梯度变化明显的区域选取关键点,从而平衡了关键点在图像中的分布。这种参数调整策略是基于对Middlebury立体视觉数据集的广泛实验分析得出的,旨在为不同图像场景下的特征点检测提供最佳平衡。

#### 3.1.2 局部对比度和梯度函数

局部对比度函数 $C(x, y)$ 衡量了像素 $(x, y)$ 周围区域的亮度变化程度,可以通过计算像素与其邻域内像素亮度值的标准差来估计。

$$c(x, y) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{(i, j) \in N(x, y)} (I(i, j) - \bar{I}_N)^2} \quad (2)$$

其中, $N(x, y)$ 是像素 $(x, y)$ 的邻域, $I(i, j)$ 是像素 $(i, j)$ 的亮度值,而 $\bar{I}_N$ 是邻域内的平均亮度值。局部梯度函数 $G(x, y)$ 则

衡量了像素在其邻域内的梯度变化。局部梯度可以通过 Sobel 算子来计算。

$$G(x,y)=\sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2+\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (3)$$

其中,  $\frac{\partial I}{\partial x}$  和  $\frac{\partial I}{\partial y}$  分别表示图像在  $x$  和  $y$  方向上的梯度。

### 3.2 关键点选择

基于密度函数  $D(x,y)$ , 在每个局部区域中选择密度最高的点作为关键点。为了确保关键点在整个图像中均匀分布, 采用基于网格的方法将图像划分为多个小区域, 并在每个区域内独立地应用密度函数来选择关键点。通过这种方式, 可以平衡关键点在图像中的分布, 避免特征点在特定区域的过度聚集。

### 3.3 非极大值抑制(NMS)

在特征检测过程中, 相邻的多个像素点可能都被识别为潜在的关键点, 尤其是在边缘或角点附近。这些相邻的关键点往往代表着相同的图像特征, 导致关键点的冗余。处理大量冗余关键点会消耗更多的计算资源, 尤其是在特征描述和匹配阶段。NMS 通过在局部邻域内保留响应最强的关键点, 同时抑制其他非最大值点, 减少了这种冗余, 确保每个检测到的特征是独特和有代表性的。非极大值抑制是优化关键点集合的重要环节, 它通过去除冗余和不重要的关键点, 确保最终选取的特征点集合在表示图像信息时更加准确和高效, 从而增强算法对噪声和干扰的鲁棒性。

### 3.4 算法实现

在本项研究中, 我们展示了一种针对复杂场景下关键点分布优化的改进 ORB 算法。此算法基于自适应关键点抽样策略来优化关键点的分布。首先, 读取图像并将其转换为灰度图, 此举旨在简化随后的梯度计算流程。随后, 算法通过计算 Sobel 梯度捕捉图像的局部特征变化, 并依据梯度幅值及总梯度计算出关键点密度函数。此函数构成了优化过程的核心, 允许算法根据图像的局部对比度及梯度信息, 自适应地调整关键点的分布。

进一步地, 算法对图像进行网格化处理, 并在每个网格内识别出密度最高的点作为关键点, 以确保关键点在图像中均匀分布。此外, 通过应用非极大值抑制技术, 我们去除了密集区域中的冗余关键点, 从而降低了不必要的计算负荷。最终, 利用 ORB 算法计算得到每个关键点的描述符, 并在图像上标注处理过的关键点, 以便进行可视化分析, 如算法 1 所示。

#### 算法 1 基于关键点密度优化的 ORB 算法

输入: 图像路径 'image.png' image\_path; 局部对比度和梯度权重系数  $\alpha, \beta$ ; 图像网格化的大小 grid\_size; 非极大值抑制的半径 nms\_radius

输出: 关键点的图像绘制- keypoint\_image; 提取出的关键点列表-keypoints

1. 初始化参数:  $\alpha, \beta, \text{grid\_size}, \text{nms\_radius}$
2. 读取图像 'image.png' 并转换为灰度图
3. 计算灰度图的 Laplacian 梯度和 Sobel 梯度
4. 计算关键点密度函数  $D(x,y)=\alpha \cdot C(x,y)+\beta \cdot G(x,y)$
5. 网格化图像, 并在每个网格中寻找密度最高的点作为关键点
6. 对选取的关键点应用非极大值抑制(NMS)
7. 使用 ORB 算法计算关键点的描述符
8. 在原图上绘制处理后的关键点
9. 显示并保存带有关键点的图像
10. 返回关键点列表和描述符

#### 1) 计算代价分析

计算对比度和梯度函数的代价较低, 因为每个像素只需要计算其邻域的标准差和梯度。

算法的时间复杂度主要在于网格化处理和极值抑制, 前者的时间复杂度取决于网格数量, 而后的复杂度取决于选择半径和关键点数量。

空间复杂度主要来自于存储图像和计算所得的密度函数。

#### 2) 时间和空间复杂度分析

时间复杂度为  $O(n)$ , 其中  $n$  是图像中的像素数量。空间复杂度为  $O(n+k)$ , 其中  $k$  是关键点的数量。

具体的伪代码实现如下:

```
defoptimized_ORB(image_path, alpha, beta, grid_size, nms_radius):
    1. 初始化参数
    alpha=alpha
    beta=beta
    grid_size=grid_size
    nms_radius=nms_radius
    2. 读取图像并转换为灰度图
    image=cv2.imread(image_path)
    gray=cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    3. 计算灰度图的 Laplacian 梯度和 Sobel 梯度
    laplacian=cv2.Laplacian(gray, cv2.CV_64F)
    sobelx=cv2.Sobel(gray, cv2.CV_64F, 1, 0, ksize=5)
    sobely=cv2.Sobel(gray, cv2.CV_64F, 0, 1, ksize=5)
    4. 计算关键点密度函数
    D=alpha * laplacian+beta * (sobelx+sobely)
    5. 网格化图像, 并在每个网格中寻找密度最高的点作为关键点
    keypoints=[]
    for i in range(0, gray.shape[0], grid_size):
        for j in range(0, gray.shape[1], grid_size):
            grid=D[i:i+grid_size,j:j+grid_size]
            max_point=np.unravel_index(np.argmax(grid), grid.shape)
            keypoints.append((i+max_point[0], j+max_point[1]))
    6. 对选取的关键点应用非极大值抑制(NMS)
    keypoints=nms(keypoints, nms_radius)
    7. 使用 ORB 算法计算关键点的描述符
    orb=cv2.ORB_create()
    keypoints, descriptors=orb.compute(gray, keypoints)
    8. 在原图上绘制处理后的关键点
    keypoint_image=cv2.drawKeypoints(image, keypoints, None, color=(0,255,0))
    9. 显示并保存带有关键点的图像
    cv2.imshow('Keypoints', keypoint_image)
    cv2.imwrite('keypoints.png', keypoint_image)
    10. 返回关键点列表和描述符
    return keypoints, descriptors
```

## 4 实验设计与结果分析

### 4.1 实验设置

为了验证所提方法的泛化能力, 本研究将在 Middlebury 立体视觉数据集验证改进后的算法能力。该数据集涵盖了从室内到室外、从简单到复杂多样的视觉场景, 有助于全面评估提出的自适应关键点抽样策略在不同条件下的表现。实验在

带有 AMD Ryzen 7 6800H with Radeon Graphics 处理器和 16GB RAM 的计算机上进行。所有代码均使用 Python 编写,并利用 OpenCV 库进行图像处理。实验过程中,本研究提出的自适应抽样策略通过自定义的 Python 函数实现。所有图像均先经过标准高斯滤波( $5 \times 5$  核)进行预处理,根据预实验结果,自适应特征点提取算法的网格大小设为  $8 \times 8$  像素, $\alpha$  和  $\beta$  系数分别设为 1.5 和 0.5。根据图像尺寸和关键点密度,NMS 阈值设为 10 像素。为了全面评估本研究所提出的特征提取算法的性能,本文细致选择了一系列测试图像,这些图像覆盖了室内场景、室外环境、具有显著纹理差异的场景。此种多维度的图像选择策略旨在从全方位评价改进算法在各种实际应用背景下的效能,确保算法在处理多样化环境和条件下的图像时,均能体现出优异的特征提取与匹配能力。此外,本文还将所提算法与传统的 ORB 算法进行对比分析,以明确展示改进算法的性能优势。

## 4.2 特征点提取结果分析

### 4.2.1 纹理稀疏的室内场景数据特征点提取结果

如图 1 所示,在纹理稀疏的场景中,传统 ORB 算法检测到的特征点主要集中在边缘和角点,如伞骨结构的交汇点。这是 ORB 算法设计的内在特性,即在图像中响应较强的区域提取特征点。相比之下,如图 2 所示,改进的算法提取的特征点覆盖更广,包括伞面上的一些点。这表明改进算法在纹理较少的区域也能识别出有用的特征点,这对于场景的全面理解是有益的。

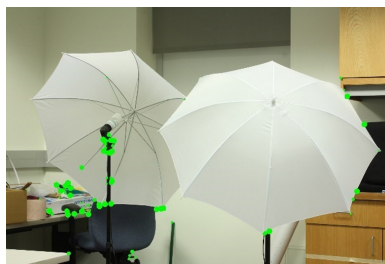


图 1 ORB 算法在室内纹理稀疏场景中特征点提取结果

Fig. 1 Feature point extraction results of ORB algorithm in indoor scene with sparse texture



图 2 优化 ORB 算法在同一室内场景中特征点提取结果

Fig. 2 Feature point extraction results of the optimized ORB algorithm in the same indoor scene

### 4.2.2 纹理复杂的室内场景数据特征点提取结果

如图 3 所示,在纹理丰富的室内场景中,传统 ORB 算法能够提取大量的特征点,但这些点可能过于集中在特定区域,如图中红色的塑料格子边缘和背景的较明显边缘处。相比之下,如图 4 所示,改进的算法在这种场景中提取的特征点不仅数量更多,而且在空间上分布更均匀,能更好地捕捉整个场景的结构信息,这对于图像匹配和三维重建等任务至关重要。

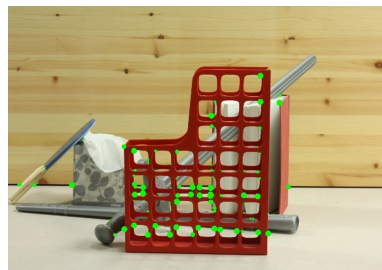


图 3 ORB 算法在室内纹理复杂场景中特征点提取结果

Fig. 3 Feature point extraction results of ORB algorithm in indoor scene with complex textures



图 4 优化 ORB 算法在同一室内场景中特征点提取结果

Fig. 4 Feature point extraction results of the optimized ORB algorithm in the same indoor scene

### 4.2.3 室外场景数据特征点提取结果

如图 5 所示,在室外场景中,ORB 算法依然能够检测到关键点,但主要集中在对比度高的分支和叶片的边缘区域。但是如图 6 所示,在同样的室外场景中,改进算法不仅保持了特征点在高对比度区域的提取,还能在一些纹理较平滑的区域,如枝干上,提取出关键点。这体现了改进算法在处理自然场景的多样性和复杂性方面的优势。



图 5 ORB 算法在室外场景特征点提取结果

Fig. 5 Feature point extraction results of ORB algorithm in outdoor scene



图 6 优化 ORB 算法在同一室外场景中特征点提取结果

Fig. 6 Feature point extraction results of the optimized ORB algorithm in the same outdoor scene

## 4.3 算法运行效率分析

本节比较了传统 ORB 算法与所提出的改进算法在不同

数据集上的运行效率。实验涵盖了室内纹理稀疏、室内纹理复杂以及室外自然场景 3 类数据集,以评估算法在处理不同场景时的时间性能。结果如图 7 所示。

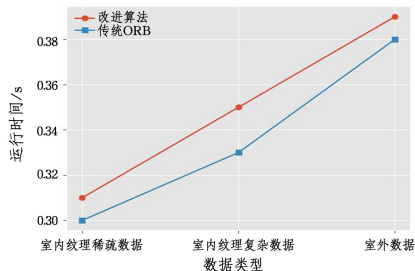


图 7 优化 ORB 算法与 ORB 算法运行时间对比

Fig. 7 Comparison of running time of the optimized ORB algorithm and ORB algorithm

从图 7 中可以观察到,尽管改进算法在特征点分布均匀性和提取精度上有显著提升,但其运行时间与传统 ORB 算法基本一致。这一结果表明,所提出的自适应抽样方法在提高特征点提取性能的同时,并未引入额外的计算负担。

本文算法运行效率的维持主要归功于以下几点:

1)优化的关键点选择策略。通过计算关键点的密度,避免了在高密度区域进行冗余计算。

2)有效的非极大值抑制实现。这确保了算法仅在关键区域执行计算密集的操作。

3)局部特征响应的高效计算。通过预先计算和存储图像的局部特征响应,改进算法实现了快速的关键点密度评估。

值得注意的是,尽管在纹理不同的室内和室外场景中,改进算法的运行时间略长于传统 ORB 算法,但考虑到其在特征提取性能上的优势,这一轻微的时间增加是可接受的。

**结束语** 本文提出了一种改进的 ORB 算法,旨在解决传统 ORB 算法在处理复杂场景时关键点分布不均匀的问题。通过引入基于关键点密度的自适应抽样方法,结合图像的局部对比度和梯度信息,本文的改进算法能够更加均匀有效地选取图像中的关键点。实验结果表明,与传统 ORB 算法相比,改进后的算法在关键点的数量和分布均匀性上都有显著提高,且在运行效率上依然保持了较高水平。

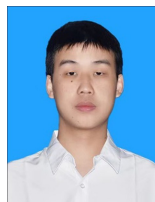
总结来说,本文的研究成果不仅提高了 ORB 算法在各种场景下特征点提取的性能,还为后续相关领域的研究提供了新的思路和方法。未来的研究可以进一步探索如何将本文的方法与其他视觉处理技术相结合,以实现更加精准和高效的视觉识别和处理。

## 参考文献

- [1] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 1999:1150-1157.
- [2] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. Surf: Speeded up robust features[C]//Computer Vision-ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, Part I 9.

Springer Berlin Heidelberg, 2006:404-417.

- [3] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011:2564-2571.
- [4] MIKSIK O, MIKOLAJCZYK K. Evaluation of local detectors and descriptors for fast feature matching[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012). IEEE, 2012:2681-2684.
- [5] ZHANG L, CAI F, WANG J, et al. Image matching algorithm based on ORB and k-means clustering[C]//5th International Conference on Information Science, Computer Technology and Transportation (ISCTT 2020). IEEE, 2020:460-464.
- [6] LI C, JIA Y, WANG H, et al. Stereo Image Matching Algorithm Based on Texture Segmentation and Color Segmentation[C]//IEEE 20th International Conference on Communication Technology (ICCT 2020). IEEE, 2020:1345-1351.
- [7] FENG H, YANG H, LIN Q. A method of generating Key-Net sub-pixel key-points by local gradient fitting[C]//IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC 2022). IEEE, 2022:180-184.
- [8] LI G, JIANG L, LU B, et al. AK-HMC-IS: A novel importance sampling method for efficient reliability analysis based on active Kriging and hybrid Monte Carlo algorithm[J]. Journal of Mechanical Design, 2022, 144(11):111705.
- [9] WANG J, SUN X, WANG M, et al. An Enhanced Visual SLAM Algorithm for Indoor Scenes based on ORB Features[C]//Proceedings of the 2023 4th International Conference on Computing, Networks and Internet of Things. 2023:506-514.
- [10] WANG T D, LIU J Y, WU Z S, et al. Visual-inertial SLAM method based on multi-scale optical flow fusion feature point [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(3): 977-985.
- [11] YAO J J, ZHANG P C, WANG Y, et al. ORB feature uniform distribution algorithm based on improved quadtree[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(6): 6.
- [12] YU Y N, SHI D H, HUA C J. Adaptive Optimization in Feature-based SLAM Visual Odometry[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(1): 104-112.



**JING Youxian**, born in 1997, postgraduate. His main research interests include measurement technology of sub-millimeter wave telescope antenna surface accuracy and so on.



**ZHU Qingsheng**, born in 1969, professor, is a director of the Chinese Astronomical Society. His main research interest is computer control technology of astronomical instruments.