

## 摘要

在计算机视觉领域中，角点检测具有重要的地位。它在特征提取、图像配准、目标跟踪等任务中发挥着关键作用，为图像处理和分析提供了有效的依据。然而，由于角点检测的复杂性和多样性，我们需要不断研究新的方法来进行角点检测。

传统的 Harris 角点算法在角点检测中存在着许多的问题，例如会检测出许多伪角点，同时，在窗口滑动的过程中，噪声也会对算法造成一定干扰，从而影响角点检测效果。此外，在计算角点响应函数时，还需要考虑相邻像素重叠的情况，进一步增加了算法的难度和复杂度。鉴于此，本文提出了一种改进的 Harris 角点检测算法，该算法在传统算法的基础上，引入高斯加权平均进行梯度计算，相较传统方法，能够减少噪声对算法的干扰，提升角点检测的准确率。并且在非极大值抑制中，该算法采用邻域排序方式进行优化，避免了出现漏检和重复检测的情况，并且多次非极大抑制能够更好地选择所需点，从而提高了检测效果。

在本文中，尝试了两种不同的算法来检测图像中的角点，并对检测效果进行比较。首先，采用传统的图像边缘角点检测算法，随后改进该算法，利用现代计算机视觉技术中的高级特性提高角点检测精度。实验结果表明，改进后的算法能更精准地检测图像角点，且检测速度明显提升。

**关键词：**角点检测；高斯加权平均；非极大抑制；Harris；



# ABSTRACT

This paper posits that corner detection holds a significant position within the field of computer vision. It plays a pivotal role in tasks such as feature extraction, image registration, and object tracking, providing a solid foundation for image processing and analysis. However, due to the complexity and diversity of corner detection, it is crucial to continuously explore new methods for its execution.

Traditional empirical formulas have encountered numerous issues in corner detection, such as detecting many false corners. Additionally, during the window sliding process, noise can interfere with the algorithm and impact the detection outcome. Furthermore, when calculating the corner response function, the overlapping of neighboring pixels must be considered, further increasing the algorithm's difficulty and complexity. In light of these challenges, this paper proposes a novel corner detection algorithm that introduces Gaussian-weighted averaging for gradient computation, based on the original method. Compared to conventional techniques, this approach reduces noise interference and enhances the accuracy of corner detection. Moreover, the algorithm utilizes neighborhood ranking for optimization in non-maximal suppression, avoiding missed and duplicate detections. Multiple non-maximal suppression iterations enable better point selection, ultimately improving detection results.

In this study, two distinct algorithms were employed to detect corners in images, and their detection outcomes were compared. Initially, a traditional edge corner detection algorithm was applied, followed by an improved version that leveraged advanced features from modern computer vision technology to refine corner detection precision. The experimental results demonstrated that the enhanced algorithm could detect image corners more accurately while significantly increasing detection speed.

**Keywords:** corner detection; Gaussian weighted average; non-maximum suppression; Harris;



# 目 录

摘要

ABSTRACT

第 1 章 绪论 .....	1
1.1 选题背景和意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	1
1.3 论文研究的主要工作与重难点问题 .....	3
1.3.1 主要工作 .....	3
1.3.2 重难点问题 .....	3
1.4 本文主要内容安排 .....	4
第 2 章 Harris 算法基本原理 .....	5
2.1 算法原理 .....	5
2.2 具体算法介绍 .....	7
第 3 章 Harris 算法设计与改进 .....	9
3.1 Harris 算法改进 .....	9
3.1.1 Harris 算法预处理 .....	9
3.1.2 Harris 算法的非极大值抑制 .....	11
第 4 章 仿真结果和分析 .....	14
4.1 基于 Harris 传统算法的仿真 .....	14
4.1.1 经过高斯加权平均算法的图像分析 .....	16
4.1.2 经过非极大值抑制的图像分析 .....	19
第 5 章 总结和展望 .....	23
5.1 总结 .....	23
5.2 展望 .....	23

参考文献

致谢



# 第1章 绪论

## 1.1 选题背景和意义

角点检测在诸多计算机视觉应用中具有关键作用，如特征提取、图像配准、目标跟踪和三维重建等。准确高效的角点检测在图像处理和分析任务中具有重要的基础性意义。Harris 算法作为角点检测领域的一种突出方法，在计算机视觉领域得到了广泛应用。本文旨在探讨基于 Harris 算法的角点检测的重要性和影响，同时强调其在各种应用中的意义。

本研究的意义在于角点检测在广泛应用中的重要性。准确的角点检测对于各种任务至关重要，如特征匹配，这对于图像处理<sup>[1]</sup>、目标识别<sup>[2]</sup>、机器人导航<sup>[3]</sup>和机器人视觉<sup>[4]</sup>等领域至关重要。此外，角点作为一种稳定且易于区分的地标集，为目标识别和跟踪算法提供了支持，在视频序列的多个帧中可进行跟踪。

尽管 Harris 算法已有年头，但由于其简单性、计算效率以及对噪声和图像变换的鲁棒性，至今仍受到欢迎和关注。然而，仍有改进和优化的空间，特别是关于该算法在各种条件和情况下的适应性。例如，在存在明显光照变化、图像模糊或遮挡的情况下，算法的性能可能会降低。此外，Harris 算法在某些情况下，如纹理区域或重复图案，可能产生错误的角点。

通过研究基于 Harris 算法的角点检测，本研究旨在深入了解其优缺点，以及确定可以进行的潜在改进以提高其性能。通过对该算法进行深入分析并将其与其他最先进的角点检测技术进行比较，本文将为计算机视觉领域提供有价值的见解。

总之，本研究的意义源于角点检测在计算机视觉任务中的重要性以及 Harris 算法在该领域的基石地位。通过研究 Harris 算法的性能并确定改进，本研究将为持续发展更准确、更高效的角点检测方法作出贡献，最终造福计算机视觉领域的众多应用。

## 1.2 国内外研究现状

Harris 角点算法是一种用于计算机视觉和图像处理的经典算法。在国内外的研究中，研究者们通过对 Harris 角点算法的改进和应用，取得了许多令人瞩目的成果。

在国外，一些研究者提出了一种结合深度学习、FAST 关键点和 Harris 角点检测算法的作家识别方法。该方法首先将输入图像转换为灰度图像，然后利用 FAST 和 Harris 算法检测关键点和角点。接下来，使用深度学习模型对提取的关键点和角点进行特征提取和分类。作者在三个不同的数据集（IAM、QUWI 和 IFN/ENIT）上进行了实验研究，并比较了使用不同关键点检测算法的性能，结果显示该方法具有高识别率<sup>[5]</sup>。

另外，也有人提出了一种使用哈里斯角点检测的自动化处理方法，用于计算肌腱的应变，并评估不同疗法对肌腱力学性能的影响。作者将自动化方法与手动方法进行比较，并在 97 个大鼠肌腱数据集中进行了测试。比较结果表明，自动化方法可以减少 83% 的处理时间，并产生类似的结果，同时最小化了用户依赖性。该自动化方法可以改善后处理时间，提高计算弹性模量的效率，并在诸如肌腱等承重组织的功能评估中发挥重要作用<sup>[6]</sup>。

另一方面，国外科学家提出了一种基于信息论和 Harris 角点识别的 SAR 图像舰船目标识别系统。该算法通过预处理、聚束超像元生成、自统计率筛选、Harris 角点检测等步骤，最终得到目标识别结果。将该算法与其他算法进行比较，证明了其有效性和优越性<sup>[7]</sup>。

在国内，电子科技大学航空航天研究所的朱俊雄和杨凯提出了一种高效的 FAST Harris 角检测算法，借助图像压缩和块处理降低计算量及内存需求。自适应块大小选择策略和新颖阈值方法提升鲁棒性和精度。实验表明，该算法在速度和检测精度上胜过传统 Harris 算法，适用于实时视觉和大规模图像处理任务<sup>[8]</sup>。

Chao Han 等人提出了一种自适应灰度阈值的改进型 Harris 角点检测算法，解决低对比度场景下的检测难题。该算法采用多尺度特征提取和非极大值抑制技术，平衡精度与召回率。实验证明，算法在各种场景下具有较高鲁棒性和精度，有效克服传统 Harris 算法的不足，适用于多种计算机视觉应用<sup>[9]</sup>。

汪海洋等人提出了一种改进型角点检测算法，通过灰度差分分析 8 邻域内像素点分布，剔除非角点并作为 Harris 检测候选点。实验结果显示，改进算法提取角点并去除伪角点的准确性较高，检测耗时降低了 21.92%。因此，该算法具有较高的准确性和检测速度，适用于实时视觉应用，具有良好的实用性<sup>[10]</sup>。



还有研究者们针对不同应用场景提出了多种改进算法：马韵琪等人提出的亚像素级角点检测算法满足了消音壁视觉检测的精度需求<sup>[11]</sup>；王正家等人采用全景稳像算法有效消除视频抖动<sup>[12]</sup>，提高实时性；郭爱军等人通过 Harris Hawk 优化算法优化灭火机器人悬架系统，提高行驶平稳性<sup>[13]</sup>；杜雨桐等人则深入研究基于 Harris 算法的图像拼接技术，解决无人机飞行路径规划中的问题<sup>[14]</sup>。这些例子表明，针对性的改进和应用可以进一步提高角点检测技术的准确性和实用性。

### 1.3 论文研究的主要工作与重难点问题

#### 1.3.1 主要工作

为了深入研究 Harris 角点检测算法，我需要进行多方面的工作。首先，我需要对该算法的基本原理和实现过程有深入的了解，包括相关的数学知识和计算机视觉技术。只有掌握了算法的基本原理，我才能够正确地进行算法的编写和调试。其次，我需要收集和整理相关的图像数据，并进行数据的预处理和增强，以确保数据的准确性和可靠性。这些工作包括去噪、图像增强、图像配准等操作，可以提高算法的准确性和鲁棒性。

接下来，我需要编写和调试 Harris 角点检测算法的相关代码，包括图像读取、灰度转换、梯度计算、高斯平滑、角点响应函数计算、非极大抑制等操作。这些操作需要细致地设计和实现，以确保算法的准确性和可靠性。在完成算法的编写和调试后，我需要对算法的性能进行评估和优化，包括算法的准确性、鲁棒性、计算效率等指标。为了达到这个目的，我需要进行不同实验和测试，分析和比较各种不同算法的优劣，并寻求改进和优化的方案，以提高算法的性能和可靠性。

总之，研究 Harris 角点检测算法需要进行多方面的工作，包括学习和理解算法的基本原理，收集和整理相关的图像数据，编写和调试算法的代码，评估和优化算法的性能，并将算法与其他计算机视觉算法结合应用。通过这些工作，我可以不断提高自己的技能和知识水平，为解决实际问题提供更加有效的解决方案。

#### 1.3.2 重难点问题

角点检测在计算机视觉领域具有举足轻重的地位，其中 Harris 算法被誉为角点检测的经典之作。

首先，窗口大小选择对算法性能产生显著影响，因此改进后的算法需明确如何选取适宜的窗口大小以优化性能。

其次，非极大抑制方法在角点检测过程中至关重要，选择合适的抑制方法将大幅提升算法性能。因此，改进后的算法需探讨如何选取恰当的抑制方法以增强检测结果的质量。

最后，参数选择也是一大挑战，改进后的算法需调整部分参数。探求如何选取合适参数以实现最优性能便成为了一项关键任务。

#### 1.4 本文主要内容安排

第一章内容主要为本文提供背景知识，阐述计算机视觉中角点检测的重要性以及相关研究的现状。第二章详细介绍了 Harris 算法的基本原理，包括其核心思想、计算方法和关键步骤，使读者对该算法有更深入的理解。第三章着重探讨了如何对 Harris 算法进行改进，提出了针对其计算效率、稳定性等方面的优化策略，旨在使算法在实际应用中具有更好的性能。

第四章展示了实验结果，通过对比改进前后的 Harris 算法在不同数据集上的表现，验证了改进策略的有效性，并分析了可能影响实验结果的各种因素。这一章节将帮助读者全面了解改进后的算法性能，为实际应用提供有力支持。

第五章对本文内容进行总结，回顾了改进 Harris 算法的关键环节，总结了实验结果的主要发现，并展望了未来的研究方向。该章节强调了对 Harris 算法进一步优化的必要性，并提出了可能的改进措施和研究方向，为后续研究者提供了宝贵的参考。

通过这五章内容的阐述，本文旨在深入剖析 Harris 算法的原理与局限性，提出有效的改进策略，并通过实验验证其成果，为计算机视觉领域的角点检测研究贡献新的理论与实践经验。

## 第2章 Harris 算法基本原理

### 2.1 算法原理

Harris 算法是从 Moravec 的算法改进过来的，Moravec 算法通过在每个像素周围的 4 个方向（水平、垂直和两个对角线方向）上计算局部灰度变化来检测角点。因此在实际中，只要对每一个像素点进行上下左右的移动，灰度变化的最小的点就是这个点的响应值，这样就能算出一张黑白图的每一个像素点的响应值，然后去设定一个阈值，大于这个阈值的点就是找出的角点。

于是就会遇到三种情况，如图 2.1 平坦区所示，在图像处理中，当一个像素点在水平和垂直方向上移动时，其灰度值通常不会有太大的变化，因此这个点的响应值就小一点，在与周围的像素点的响应值进行比较的时候就会被去除，但是如果周围也是这样的平坦区域，那么也有可能后面的角点筛选中选出来，因此就会产生伪角点。

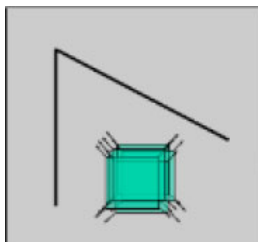


图 2.1 平坦区

如图 2.1 平坦区所示，当前的这个像素点进行上下左右移动的时候，只有可能在左右变化的时候，这个点的响应值就会有明显的变化，但是上下的变化的时候不会，因此像素的灰度值的变化就会比平坦区的灰度变化大，因此他的响应值的就要比平坦区的要大，因此在最后做角点筛选的时候更容易被选上。

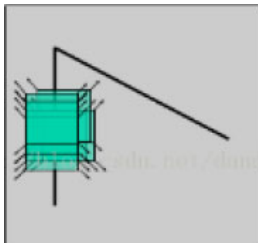


图 2.2 边缘区

如图 2.3 角点区所示，当前这个像素点无论是上下还是左右，他的灰度值都会发生巨大的变化，因此他的响应值在这三种里面是最大的，因此在最后选择角点的时候这个是最容易被选上的。

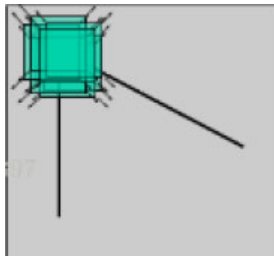


图 2.3 角点区

这种算法的本质就是在寻找图像中每一个像素灰度值向各个方向的移动后灰度值的变化，变化越大越容易是一个角点，也就伴随这个方法会有明显的缺点，在平面上如果颜色出现明显的变化，在算法看来是像素点的灰度变化，在最后将会进行每个像素点的响应值挑选的时候也会把该类的角点选进去。

当我们从图像中检测出关键点（如角点）时，我们可以更容易地对图像进行分析和处理。Harris 角点检测算法是一种用于自动检测图像中角点的计算机视觉算法。该算法可以在不知道场景几何形状的情况下进行图像处理，并能够实现较高的精度和鲁棒性。

Harris 角点检测算法的原理是基于角点和非角点区域的灰度变化。在一段区域内，如果图像灰度值发生了变化，那么这个区域就可能是一个角点。如果一个区域的灰度值随着移动而发生了明显的变化，那么这个区域就很可能包含一个角点。而如果这个区域的灰度值在各个方向上都不会发生变化，那么这个区域就不可能包含角点。

因此，我们根据算法图形分析，我们假设在水平方向上的移动设为  $u$ ，把垂直方向上的移动设为  $v$ ，那么我们可以建立一个自适应的相关矩阵公式，

$$E_{u,v}(x,y) = \sum_{u,v} w_{u,v} [I(x+u,y+v)^2 - I(x,y)^2] \quad (2-1)$$

其中的  $w_{u,v}$  是一个窗口函数，是我们图片中某一个像素点进行上下左右移动的一个范围，在这个范围内我们后期需要计算一个响应值。

然后我们在这个函数进行二维泰勒级数的展开

$$E(u, v) \approx \sum_{x, y} w(x, y) [I(x, y) + uI_x + vI_y - I(x, y)]^2 \quad (2-2)$$

$$= w(x, y) [uI_x + vI_y]^2 \quad (2-3)$$

$$= (u, v) \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x I_x & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y I_y \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} \quad (2-4)$$

二次项函数本质上是椭圆函数，其形状和尺寸由  $M(x, y)$  的特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  决定，而方向则由  $M(x, y)$  的特征向量决定。在图像中，它与以下 3 种情况相关；当图像上是直线时，一个特征值很大而另一个特征值很小，自相关函数值在某个方向上很大，在其他方向上很小；当图像上是平面时，两个特征值都很小且近似相等，自相关函数值在所有方向上都很小；当图像上是角点时，两个特征值都很大且近似相等，自相关函数值在所有方向上都很大<sup>[15]</sup>。

## 2.2 具体算法介绍

Harris 角点检测算法的实现流程步骤如下：

首先，计算图像中每个像素点的灰度梯度（或者叫斜率）。灰度梯度表示灰度变化的快慢和方向。这可以通过对每个像素点应用 Sobel 算子（或其他梯度算子）来实现。

然后，在一个局部窗口内，计算每个像素点的灰度梯度的协方差矩阵  $M$ 。 $M$  的大小为  $2 \times 2$ ，它的元素可以通过像素点周围一定区域内的灰度梯度计算得到。

然后，计算每个像素点的响应函数  $R$ 。 $R$  的值是根据  $M$  的特征值（即  $M$  的两个特征值的乘积）计算得到的，其表达式为：

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (2-5)$$

其中  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是  $M$  的两个特征值， $k$  是一个常数（一般取值  $0.04 \sim 0.06$ ）。如果  $R$  的值很大，说明该像素点附近的灰度变化很强，可能是一个角点。

最后，选取  $R$  值大于一定阈值的像素点作为角点。

在实际应用中，Harris 角点检测算法也有其局限性。例如，在检测光照强度变化很大的图像时，该算法可能会误检一些非角点的区域。此外，该算法对图像的旋转和尺度变化也很敏感。因此，在实际应用中，我们需要对算法进行适当的改进和

优化，以满足不同场景的需求。总之，Harris 角点检测算法通过计算图像灰度变化的方向。

## 第3章 Harris 算法设计与改进

### 3.1 Harris 算法改进

在算法中，主要改进的方面有两个，一个是在前期图像处理上，另外一个是在挑选的不同响应值的像素点上。

#### 3.1.1 Harris 算法预处理

前期图像处理有许多方法，例如 Sobel 算子和 Prewitt 算子都是用于图像边缘检测的一种梯度算子。它们分别通过计算图像在水平和垂直方向上的梯度来检测边缘。这两种算子的原理和计算方法非常相似，但具体的卷积核略有不同。

Sobel 算子是一种用于图像边缘检测的二阶导数算子，它可以计算图像在水平和垂直方向上的梯度。Sobel 算子通过对图像进行卷积操作来计算梯度，具体的卷积核如下：

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

而 Prewitt 算子的具体卷积核如下：

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

两种算法都是，首先将图像与水平方向上的卷积核进行卷积，计算出水平梯度  $G_x$ ；然后，将图像与垂直方向上的卷积核进行卷积，计算出垂直梯度  $G_y$ 。最后，计算总梯度  $G$  和梯度方向  $\theta$ ：

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3-3)$$

$$\theta = \text{atan2}(G_x, G_y) \quad (3-4)$$

Sobel 算子和 Prewitt 算子是两种常用的边缘检测算子，它们可以有效地检测图像中的边缘信息。

然后我们将采用高斯加权平均算法来优化图像处理过程。首先，通过选定合适的高斯核大小和标准差参数，我们构建一个二维高斯核矩阵。这个矩阵将作为卷积

核来平滑图像，消除噪声，同时保留边缘和细节信息。在应用高斯加权平均算法之后，图像将呈现出更清晰且连续的特征，为后续的检测任务奠定坚实基础。

在处理复杂图像数据时，高斯加权平均算法作为一种重要的预处理步骤，可以显著提升后续算法的准确性、鲁棒性和稳定性。

总之，通过引入高斯加权平均算法，我们可以在保留图像重要特征的同时，消除图像噪声。这有助于为后续的检测任务提供更准确的输入数据，从而提高整个图像处理过程的性能。

在这里的实验中，我们主要是利用卷积运算和高斯滤波器计算图像的梯度，并进一步计算出 Harris 角点的响应函数  $R$ 。首先，定义了  $X$  和  $Y$  方向的 Sobel 算子和 Prewitt 算子作为梯度计算的基础，然后通过卷积运算得到了图像的梯度信息。接着，将计算出的  $X$  和  $Y$  方向的梯度值进行平方，然后利用高斯滤波器对平方后的梯度图像进行平滑处理，以减少图像中的噪声。

首先， $X\_Gradient\_operator$  表示使用的梯度算子，它是一个  $5 \times 5$  的矩阵，其中第一行为  $[-2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2]$ ，第二行为  $[-2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2]$ ，以此类推。利用该梯度算子对输入的图像  $image$  进行卷积运算，可以得到其在  $x$  方向上的梯度值，即  $fx\_wave\_filtering$ 。

接下来，使用  $Y\_Gradient\_operator$  表示  $y$  方向上的梯度算子，它是  $X\_Gradient\_operator$  的转置。同样地，利用该梯度算子对输入的图像  $image$  进行卷积运算，可以得到其在  $y$  方向上的梯度值，即  $fy\_wave\_filtering$ 。

然后，分别对  $fx\_wave\_filtering$  和  $fy\_wave\_filtering$  进行平方运算，即  $fx\_wave\_filtering^2$  和  $fy\_wave\_filtering^2$ ，得到  $x$  方向和  $y$  方向上的梯度平方值。

最后，利用  $fspecial$  函数生成一个  $11 \times 11$  的高斯滤波器  $g\_wave\_filtering$ ，其中滤波器的方差为 2。利用  $A\_matrix = filter2(g\_wave\_filtering, fx\_wave\_filtering^2)$  和  $B\_matrix = filter2(g\_wave\_filtering, fy\_wave\_filtering^2)$  将高斯滤波器应用到  $x$  方向和  $y$  方向的梯度平方值上，得到平滑后的  $x$  方向和  $y$  方向的梯度平方值。

如下是 sobel 算子对于图像的处理图：



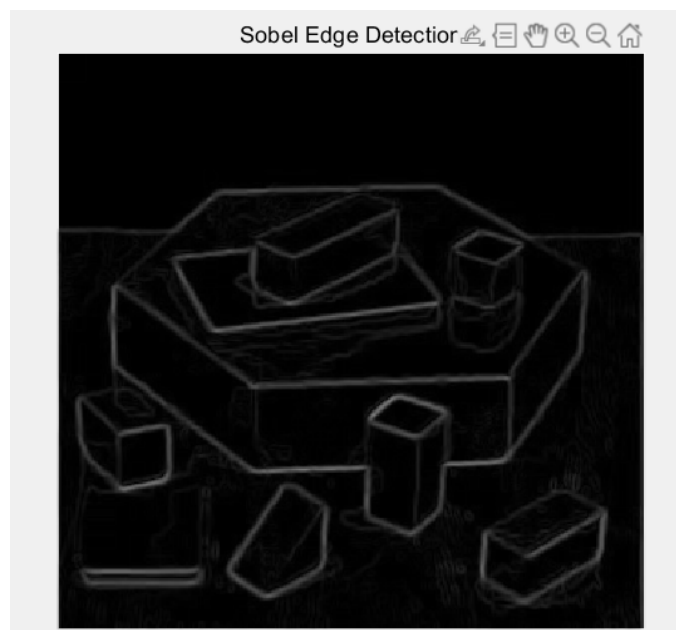


图 3.1 sobel 算子处理图

Prewitt 算子也是同理，只要换卷积核即可，如下是 Prewitt 算子的处理图

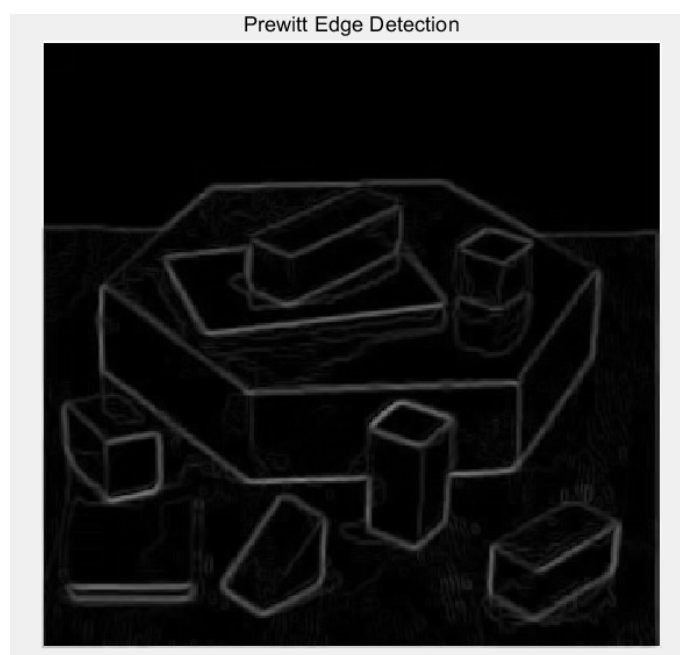


图 3.2 Prewitt 算子处理图

### 3.1.2 Harris 算法的非极大值抑制

Harris 算法是一种常用的角点检测方法，主要用于图像特征提取。它通过计算每个像素位置处的局部结构张量，从而识别图像中的角点。在 Harris 算法中，非极

大值抑制 (non-maximum suppression)用于筛选角点响应值，以便仅保留最具代表性的角点。

Harris 算法的非极大值抑制过程可以概括为以下几个步骤：

首先，计算每个像素位置的 Harris 响应值。Harris 响应值反映了图像在该像素处的角点特征。具体来说，Harris 响应值是局部结构张量的特征值的线性组合。较高的响应值表示更明显的角点。

其次，定义一个滑动窗口。滑动窗口用于在图像中搜索局部最大值。通常，滑动窗口是一个较小的正方形区域，例如 3x3 或 5x5 的尺寸。

然后，对每个像素位置，将其 Harris 响应值与其在滑动窗口内的所有邻居进行比较。如果当前像素的响应值是窗口内的最大值，那么将其视为局部最大值，否则执行抑制操作，将其响应值设为 0。

然后，设置阈值。阈值用于筛选弱角点。所有响应值低于阈值的像素都被视为非角点，并被抑制。

最后，应用非极大值抑制后，保留的局部最大值对应于图像中的角点位置。

通过这种方法，非极大值抑制有助于消除相邻区域中的多余角点，同时保留图像中最显著的角点。这样可以减少特征数量，简化后续处理过程，例如特征匹配和图像拼接。为了在代码中进行方便的使用，写一个进行一次的非极大值抑制的函数，然后再后续进行反复调用处理。

这个函数设置两个参数：

**R:** 待处理的响应矩阵，即角点响应函数计算得到的矩阵

**window\_sizes:** 一个整数数组，表示需要进行多次非极大值抑制时使用的滑动窗口大小，例如[3,5,7]表示需要分别使用大小为 3、5、7 的滑动窗口进行三次非极大值抑制。

函数返回经过多次非极大值抑制后的响应矩阵 **R\_filtered**。

函数的实现过程是，首先，检查窗口大小是否大于 1。如果是，则执行非极大值抑制，否则跳过当前窗口大小。

其次，使用 **ordfilt2** 函数执行非极大值抑制。**ordfilt2** 函数是一个有序统计滤波器，它按照给定的滤波器大小(在这里是一个全 1 的矩阵)对图像进行滤波，并提取

每个滤波区域内的第  $k$  个最大值。这里，我们设  $k = \text{window\_size}^2$ ，即每个滤波区域的最大值。

然后，计算一个二值掩码，该掩码的值为 1 的位置对应  $R$  和计算得到的局部最大值矩阵 ( $\text{mask}$ ) 相等的元素。换句话说，仅在  $R$  的局部最大值处，掩码才为 1。

然后，将  $R_{\text{filtered}}$  与二值掩码进行逐元素乘法。这样，只有在掩码为 1 的位置， $R_{\text{filtered}}$  的值才保持不变，其他位置的值将变为 0。这实际上是抑制非极大值的操作。

最后，经过对所有窗口大小的迭代，函数返回处理后的响应矩阵  $R_{\text{filtered}}$ 。这个矩阵中，非极大值被抑制，只保留每个窗口大小下的局部最大值。

因此，将得到的平滑后的  $x$  方向和  $y$  方向的梯度平方值作为输入，按照 Harris 角点检测算法计算每个像素点的响应值  $R$ 。其中， $w$  是一个  $11 \times 11$  的高斯加权窗口，用于平均化局部区域内的梯度信息，从而降低噪声的影响。具体地，在计算每个像素点的响应值时，需要先在图像上将  $w$  中心对准当前像素点，再计算该点周围  $11 \times 11$  个像素点的梯度信息，利用这些梯度信息计算该像素点的响应值  $R$ 。最后， $R$  矩阵即为输出结果。

通过多次应用非极大值抑制，可以进一步排除不合适的角点，得到更加准确的结果。如下图所示

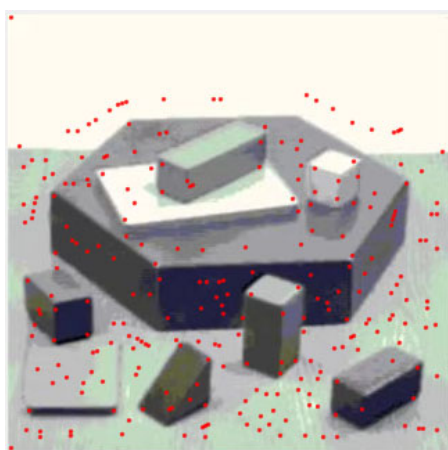


图 3.3  $\text{window\_sizes} = [4, 3]$

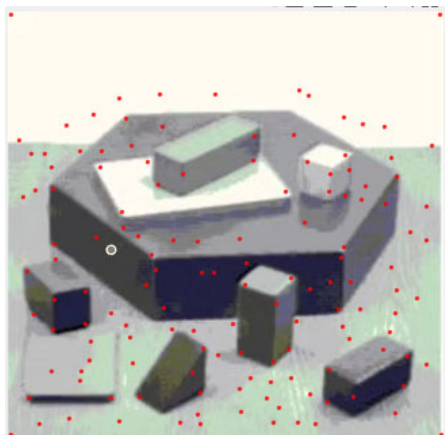


图 3.4 `window_sizes = [10, 8, 4, 3]`

仅仅通过参数值为 3 和 4 的情况下有许多杂乱的点显示出来，但是如果通过 10、8、4、3 之后，已经有很多的无效的点被去除了。

## 第4章 仿真结果和分析

### 4.1 基于 Harris 传统算法的仿真

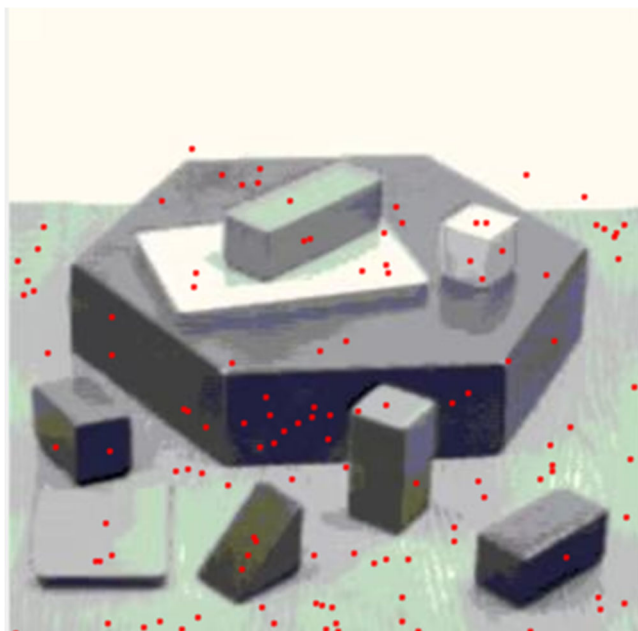


图 4.1 仅通过一次非极大值抑制仅采用 sobel 算子



图 4.2 仅通过一次非极大值抑制仅采用 sobel 算子

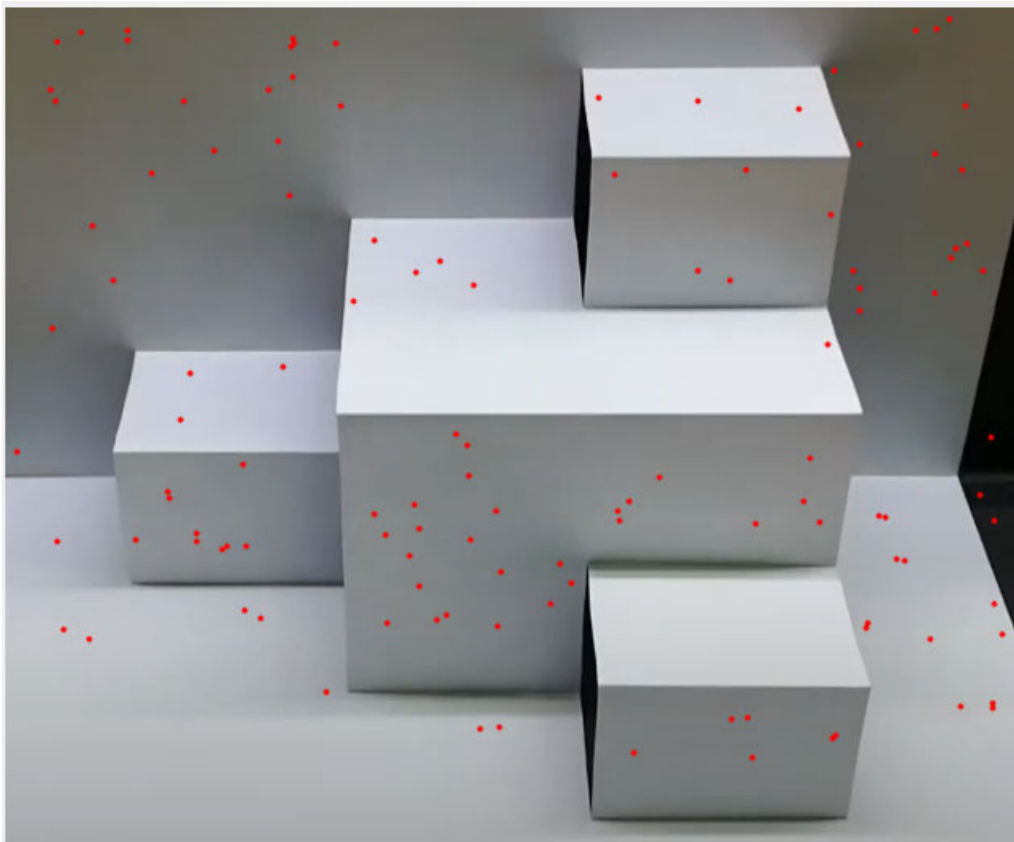


图 4.3 仅通过一次非极大值抑制仅采用 sobel 算子

观察结果可以看出，仅通过一次非极大值抑制并采用 Sobel 算子的角点检测结果表现得相当杂乱无章。更糟糕的是，在一些关键角上甚至没有成功地找到角点。这表明仅仅简单地应用 Sobel 算子进行角点检测是不够的，我们需要对算法进行改进。为了提高角点检测的准确性和鲁棒性，可以尝试通过多次非极大值抑制、优化算子选择或调整其他相关参数来进一步优化算法。这样，我们才能在实际应用中实现更高质量的角点检测效果。改进算法的仿真分析

#### 4.1.1 经过高斯加权平均算法的图像分析

当图像分别经过 Sobel 和 Prewitt 算子卷积之后，再进行高斯加权平均计算，这次我们选择了三张图进行了仿真，如图 4.5 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理、图 4.7 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理和图 4.9 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理所示

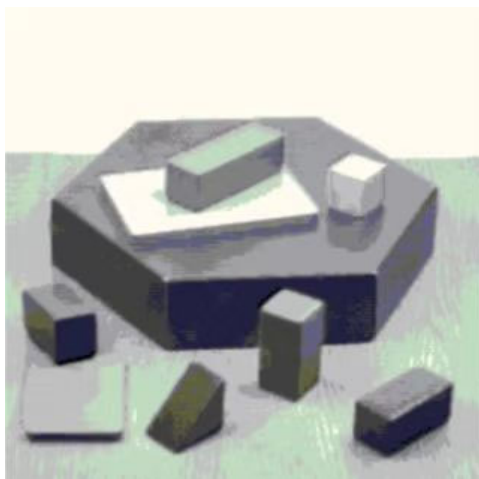


图 4.4 实验图一

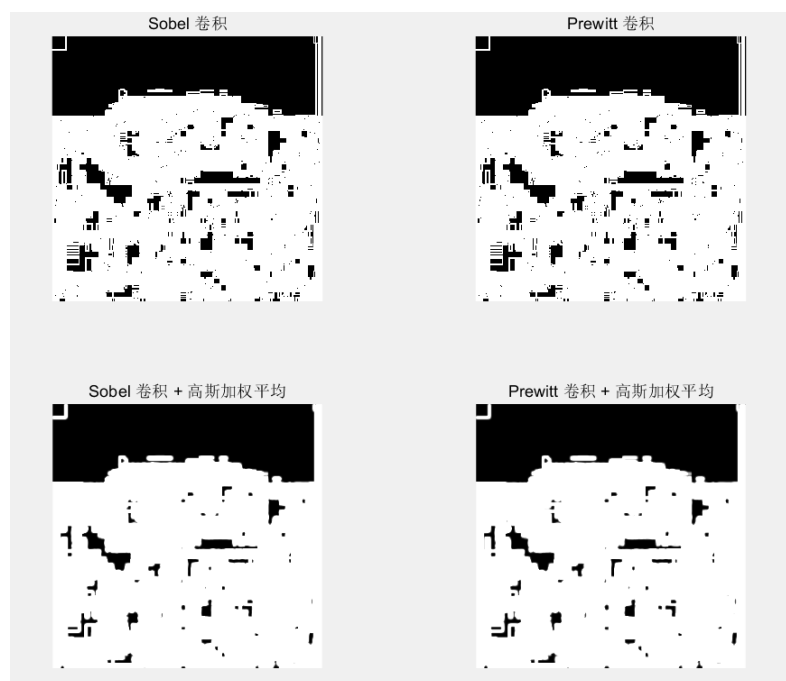


图 4.5 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理



图 4.6 实验图二



图 4.7 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理

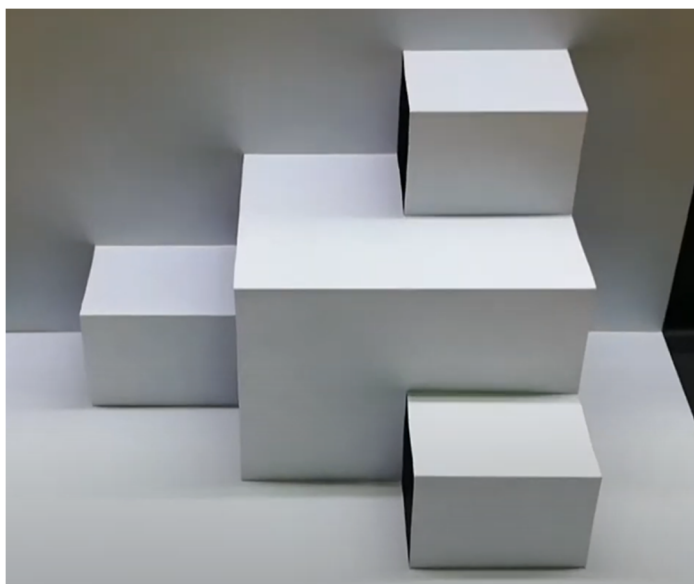


图 4.8 实验图三

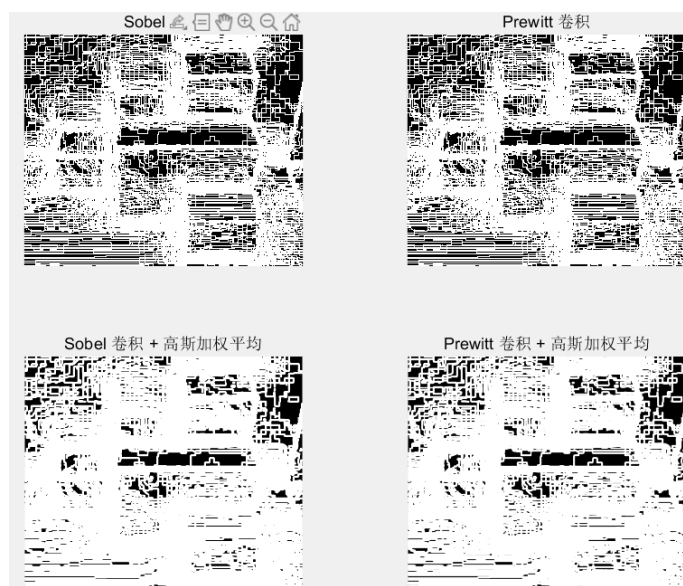


图 4.9 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理

经过 Sobel 和 Prewitt 算子卷积后，图像在进行高斯加权平均计算的过程中会呈现更加平滑的效果，并有效地降低噪声，减少伪边缘。同时，边缘连续性得到增强，有助于更容易地处理和识别对象的轮廓。尽管局部对比度可能略有降低，但这种影响通常可以通过调整高斯核参数来抵消。综合这些变化，高斯加权平均处理有助于提高后续图像处理任务的准确性和性能。这三个图的例子已经明显看到，其中有些密集的点已经被大量被筛选掉了，尤其可以明显看出在图 4.7 经过 sobel 算子和 prewitt 算子卷积之后进行高斯加权平均算法处理，由于图片背景的复杂性，头部区域上



可能存在许多密集的点，这些点可能被误认为是角点。在经过高斯加权平均计算之后，我们可以有效地过滤掉这些误判的角点，从而提高角点检测的准确性。

#### 4.1.2 经过非极大值抑制的图像分析

我们根据 3.1.2Harris 算法的非极大值抑制中的方法进行仿真实验，然后对上一小节的三张图进行仿真。

第一份实验仿真，如果是进行 sobel 算子处理图片，在进行高斯滤波的情况下：

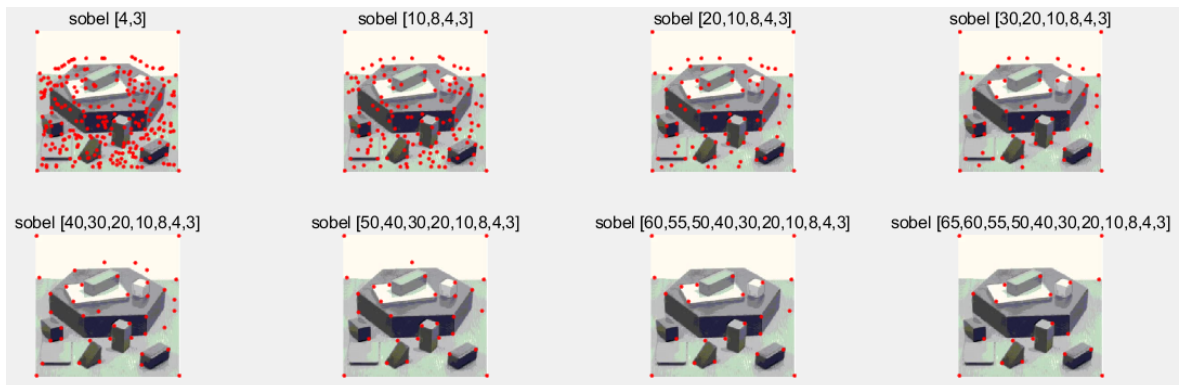


图 4.10 进行 sobel 算子和高斯滤波

如果是进行 Prewitt 算子处理图片，在进行高斯滤波的情况下：

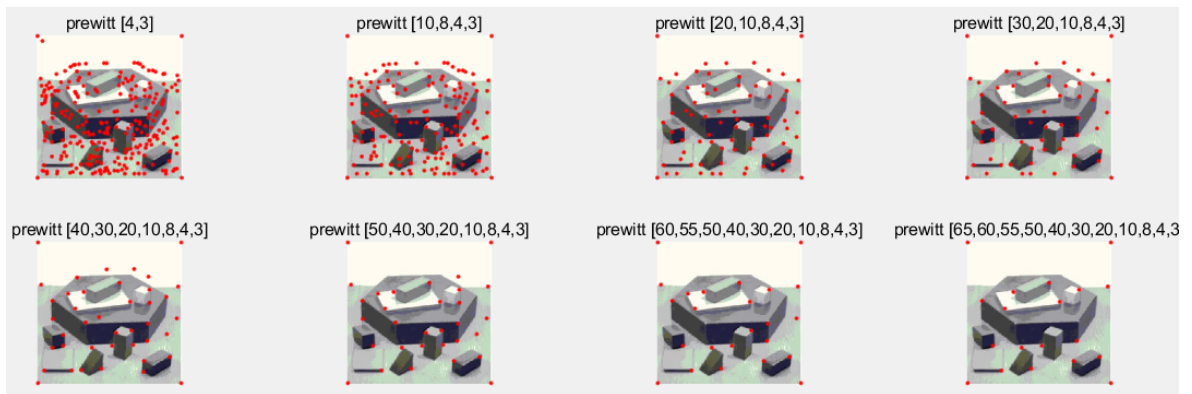


图 4.11

图 4.12 进行 prewitt 算子和高斯滤波

然后我们对这组实验进行，角点数量进行分析和观察

表 4-1 在各种情况下检测出来的角点情况

Window size	sobel	prewitt
window_sizes1 = [4, 3];	257	263
window_sizes2 = [10, 8, 4, 3];	138	157

<code>window_sizes3 = [20, 10, 8, 4, 3];</code>	82	80
<code>window_sizes4 = [30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	60	60
<code>window_sizes5 = [40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	41	41
<code>window_sizes6 = [50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	31	31
<code>window_sizes7 = [60, 55, 50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	24	24
<code>window_sizes8 = [65, 60, 55, 50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	20	19

第二份实验仿真，如果是进行 sobel 算子处理图片，在进行高斯滤波的情况下：



图 4.13 进行 sobel 算子和高斯滤波

如果是进行 Prewitt 算子处理图片，在进行高斯滤波的情况下：

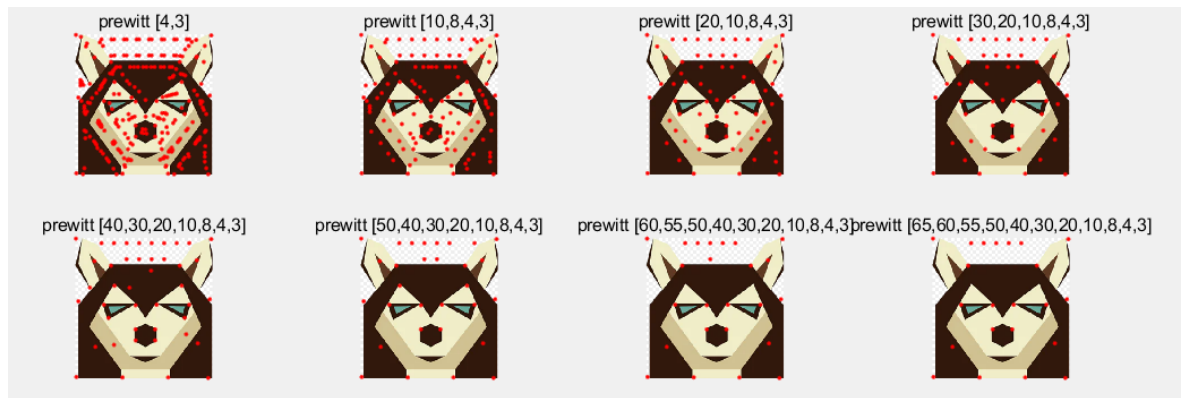


图 4.14 进行 prewitt 算子和高斯滤波

然后我们对这组实验进行，角点数量进行分析和观察

表 4-2 在各种情况下检测出来的角点情况

Window size	sobel	prewitt
<code>window_sizes1 = [4, 3];</code>	240	256
<code>window_sizes2 = [10, 8, 4, 3];</code>	99	120

<code>window_sizes3 = [20, 10, 8, 4, 3];</code>	69	72
<code>window_sizes4 = [30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	55	53
<code>window_sizes5 = [40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	42	43
<code>window_sizes6 = [50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	29	30
<code>window_sizes7 = [60, 55, 50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	23	24
<code>window_sizes8 = [65, 60, 55, 50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	20	22

第三份实验仿真，如果是进行 sobel 算子处理图片，在进行高斯滤波的情况下：

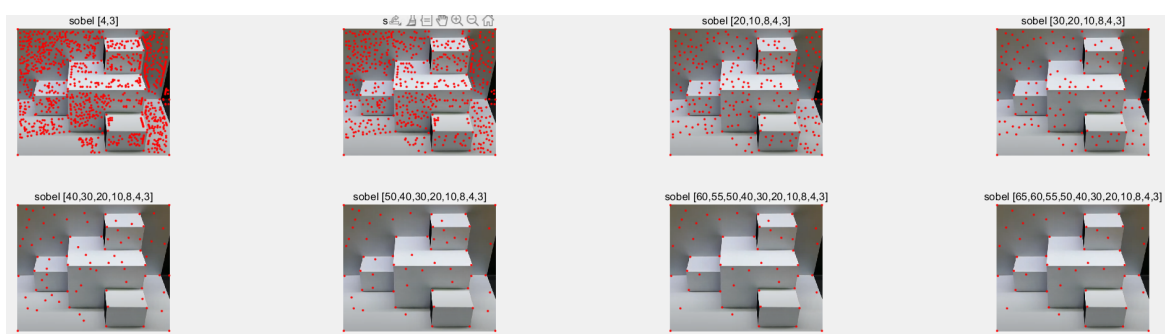


图 4.15 进行 sobel 算子和高斯滤波

如果是进行 Prewitt 算子处理图片，在进行高斯滤波的情况下：

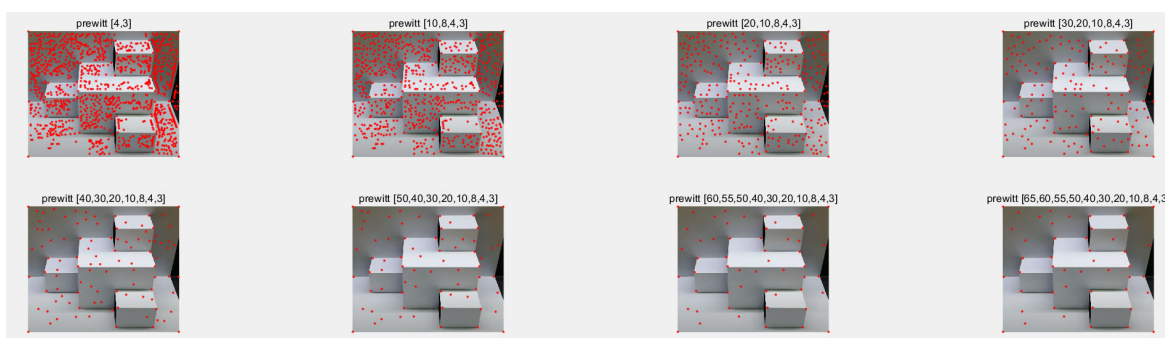


图 4.16 进行 prewitt 算子和高斯滤波

然后我们对这组实验进行，角点数量进行分析和观察

表 4-3 在各种情况下检测出来的角点情况

Window size	sobel	prewitt
<code>window_sizes1 = [4, 3];</code>	1071	1201
<code>window_sizes2 = [10, 8, 4, 3];</code>	611	686
<code>window_sizes3 = [20, 10, 8, 4, 3];</code>	276	320

<code>window_sizes4 = [30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	156	170
<code>window_sizes5 = [40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	87	103
<code>window_sizes6 = [50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	64	71
<code>window_sizes7 = [60, 55, 50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	54	54
<code>window_sizes8 = [65, 60, 55, 50, 40, 30, 20, 10, 8, 4, 3];</code>	50	47

在相同的非极大值抑制参数设置下，不同的算子对角点检测的结果确实存在差异。令人注意的是，**Prewitt** 算子相较于其他算子识别出的潜在角点数量明显较多。从三张表格来看，从一开始都是较少的非极大值抑制算法，**prewitt** 算子得到的角点值明显大于 **sobel** 算子，后面随着非极大值抑制情况的增加，两者算子的角点数量趋于相同。但是一开始角点数量多是不是能够对最后结果产生积极的影响，保留疑问，因为这种情况可能会导致后续角点检测过程变得更加困难，因为从众多角点中进行过滤和筛选会变得相对复杂。为了确保算法的准确性和鲁棒性，我们需要在算子选择和非极大值抑制参数调整之间寻求平衡。通过实验和对比分析，我们可以得出合适的算子和参数组合，从而优化角点检测的性能。

在相同的算子条件下，多次进行非极大值抑制可以有效降低误判点的影响，从而提升角点检测的准确性。每次非极大值抑制都能过滤掉一定范围内的非极大值点，使得剩余的局部极大值更加显著。在不同窗口大小下执行多次非极大值抑制，有助于消除非角点的干扰，从而在不同尺度上提取出角点。

上述的结论在表 4-1 在各种情况下检测出来的角点情况中，我们可以清晰地观察到上述结论所反映的各项指标和实验结果。

因此，过度的非极大值抑制可能导致真实角点被过滤掉。因此，需要根据实际应用场景选择合适的窗口大小和非极大值抑制次数，以实现较高的检测准确率和较低的漏检率。

总之，通过适当地应用多次非极大值抑制算法，我们可以在一定程度上提升角点检测的准确性，但同时需要根据实际需求进行参数调整。

## 第5章 总结和展望

### 5.1 总结

通过多次非极大值抑制算法，可提高角点检测准确率。Harris 角点检测算法根据局部灰度变化检测角点，实际应用中具高准确率和稳定性。Sobel 和 Prewitt 算子是常用梯度算子，对角点检测效果不同。Sobel 算子关注中心像素周围权重，计算梯度时边缘更锐利，易检测角点。Prewitt 算子平均考虑周围权重，计算梯度较平滑，可能产生更多误检。

在设计中，我们使用了 Sobel 算子和 Prewitt 算子来计算图像的梯度，进而计算出 Harris 矩阵中的各项参数。我们还使用了高斯平滑函数对图像进行平滑处理，这有助于去除图像噪声和小的细节特征，从而更好地提取出角点。

为了提高算法的准确性，我们进行了多次非极大值抑制处理。实验结果表明，多次非极大值抑制可以大大降低误检率，从而提高算法的准确率。

在实际应用中，我们可以将 Harris 角点检测算法应用于图像配准、目标跟踪等领域。例如，在图像配准中，我们可以通过比较两张图像中的角点位置来确定它们的相对位置关系。在目标跟踪中，我们可以通过跟踪角点的运动轨迹来判断目标的运动方向和速度。

当然，Harris 角点检测算法也存在一些缺陷。例如，它对图像的旋转、缩放和投影变换等存在较大的敏感性。此外，它还会对图像中的边缘点和噪声点产生误检。

综上所述，Harris 角点检测算法是一种非常有用的图像处理技术，具有广泛的应用前景。我们相信，在今后的研究中，我们可以进一步优化该算法，使其在实际应用中表现更加优秀。

### 5.2 展望

角点检测作为计算机视觉领域的基础技术，对于图像处理和分析具有重要意义。尽管已有诸如 Harris 角点检测算法等成熟技术，仍然存在一些局限性和挑战。展望未来，我们可以从鲁棒性、实时性、自适应性、多尺度检测等方面对角点检测进行进一步研究和优化，在鲁棒性方面，当前的角点检测算法对图像的旋转、缩放

和投影变换等具有较大敏感性，未来需要研究更具鲁棒性的角点检测方法，使其能够在不同变换和噪声条件下保持高准确率和稳定性。在实时性方面，在实际应用中，如无人驾驶、机器人导航等场景，对角点检测的实时性要求较高。未来可以研究采用并行计算、硬件加速等技术，提高角点检测的速度和效率。在自适应性方面，不同图像及应用场景对角点的需求不同，未来需要研究自适应性更强的角点检测算法，根据输入图像和应用需求自动调整参数和策略。

通过对这些方面的研究和优化，角点检测技术将在计算机视觉领域中发挥更加重要的作用，为图像处理、目标跟踪、场景理解等各种应用场景提供更为准确和稳定的特征信息。

## 参考文献

- [1] 潘玲佼,洪悦,冯越.基于 Harris 算法的图像处理软件的设计[J].电脑知识与技术,2014,10(26):6085-6087.DOI:10.14004/j.cnki.ckt.2014.0321.
- [2] 高帅,贺伟,李涛等.改进的 Harris 角点检测目标识别方法[J].探测与控制学报,2022,44(06):81-86.
- [3] 王杰,经俊森,陈正伟等.基于 Harris 和卡尔曼滤波的农业机器人田间稳像算法[J].农业机械学报,2023,54(01):30-36+53.
- [4] 袁亮.基于 Harris-SIFT 的移动机器人视觉定位[J].组合机床与自动化加工技术,2014(06):19-24.DOI:10.13462/j.cnki.mmtamt.2014.06.006.
- [5] Semma Abdelillah,Hannad Yaâcoub,Siddiqi Imran,Djeddi Chawki,El Youssfi El Kettani Mohamed. Writer Identification using Deep Learning with FAST Keypoints and Harris corner detector[J]. Expert Systems With Applications,2021,184.
- [6] Elliott Jake,Khandare Sujata,Butt Ali A,Smallcomb Molly,Vidt Meghan E,Simon Julianna C. Automated Tissue Strain Calculations Using Harris Corner Detection.[J]. Annals of biomedical engineering,2022,50(5).
- [7] Akshara Jayanthan , Dr. G. Karpagarajesh. Examination of Ship Object Recognition in High Determination Sar Metaphors Based on Information Theory and Harris Corner Detection Technique[J]. Journal of Trend in Scientific Research and Development,2019,3(5).
- [8] Astronautics A A O I K Y J Z ,Electronic O U ,China O T A S , et al. Fast Harris Corner Detection Algorithm Based on Image Compression and Block[C]//IEEE Beijing Section,Chinese Institute of Electronics(CIE).Proceedings of IEEE 2011 10th International Conference on Electronic Measurement & Instruments(ICEMI'2011) VOL.03.Institute of Electrical and Electronics Engineers,2011:4.
- [9] Han C ,You F ,Wang S . An Improved Harris Corner Detection Algorithm Based on Adaptive Gray Threshold[C]//Institute of Management Science and Industrial Engineering.Proceedings of 2019 4th International Conference on Automatic Control and Mechatronic Engineering(ACME 2019).Clausius Scientific Press,2019:5.

- [10]汪海洋,陈德林,帅一师等.基于灰度差预处理的改进 Harris 角点检测算法[J].电子技术与软件工程,2019,No.155(09):72-73.
- [11]马韵琪,田明,刘阳等.基于改进 Harris 的消音壁亚像素级角点检测算法[J].长春理工大学学报(自然科学版),2023,46(01):44-51.
- [12]王正家,吴春林,柯黎明等.基于 Harris 图像拼接的全景视频稳像算法[J].红外技术,2022,44(11):1203-1209.
- [13]郭爱军,朱锋.基于 Harris Hawk 灭火机器人悬架系统参数优化[J].煤矿机械,2022,43(07):114-115.DOI:10.13436/j.mkjx.202207041.
- [14]杜雨桐,秦工,江督等.基于 Harris 算法的图像拼接技术在无人机路径规划方面的应用[J].软件,2022,43(04):69-72.
- [15]李鹏程,曾毓敏,张梦.一种改进的 Harris 角点检测算法[J].南京师大学报(自然科学版),2014,37(02):49-54.



## 致 谢

在完成基于 Harris 的角点检测设计过程中，我需要向许多人表达我的感激之情。

首先，我要感谢我的指导老师，他在整个设计过程中提供了无私的帮助和支持。他的专业知识和经验对我进行了启发和指导，使我能够更好地理解算法的原理和实现方法。

我还要感谢我的同学和朋友们，他们在我进行设计和实验的过程中给予了我极大的帮助和鼓励。他们的支持和鼓励激励我不断努力，克服困难，取得成功。

此外，我还要感谢学校为我提供的良好的学习和实验环境，为我提供了进行研究和实验的各种资源和设备。没有这些条件，我将无法顺利完成我的设计。

最后，我要感谢我的家人。他们在我学习和实验的过程中给予了我无限的支持和鼓励。他们的关心和支持让我能够克服困难，充满信心地完成我的设计。

总之，我在这个设计过程中获得了很多宝贵的经验和知识，也收获了很多珍贵的友谊和支持。我将继续努力，不断提高自己的能力和水平，为社会做出更大的贡献。

## 附 录