

# 基于自适应阈值Canny边缘检测的 Shi-Tomasi角点检测方法

张 铄<sup>1,2</sup>, 孙 宇<sup>1</sup>, 林清河<sup>1</sup>, 王 怀<sup>1</sup>

(1. 东北大学秦皇岛分校 计算机与通信工程学院, 河北 秦皇岛 066004;

2. 东北大学秦皇岛分校 河北省海洋感知网络与数据处理重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

**摘 要:** 传统的Shi-Tomasi角点检测算法已经广泛应用于许多计算机视觉领域中,效率和精度较低,抗噪性能较差,且容易产生伪角点. 本文提出了一种融合自适应阈值Canny边缘检测和改进的Shi-Tomasi角点检测的方法:首先,通过改进的Canny边缘检测对图像进行边缘提取并筛选候选角点,同时采用一维信息熵自适应阈值以适应不同的图像环境,从而提高检测的效率和鲁棒性. 其次,利用圆形模板进行非极大值抑制,减少误检角点的数量,以增强算法对真实角点的识别能力. 最后,在提取的边缘图像上应用改进的Shi-Tomasi算法进行角点检测,从而实现图像的精准定位. 实验结果表明,与传统算法相比,所提出的算法在运行时间和准确度上均有显著提升,且在旋转不变性和抗噪性上有明显的优势.

**关 键 词:** 角点检测; 自适应阈值; Canny; Shi-Tomasi

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2025)10-0036-08

## Shi-Tomasi Corner Detection Method Based on Adaptive Threshold Canny Edge Detection

ZHANG Yao<sup>1,2</sup>, SUN Yu<sup>1</sup>, LIN Qing-he<sup>1</sup>, WANG Huai<sup>1</sup>

(1. School of Computer and Communication Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China; 2. Hebei Key Laboratory of Marine Perception Network and Data Processing, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China. Corresponding author: SUN Yu, E-mail: 2272167@stu.neu.edu.cn)

**Abstract:** The traditional Shi-Tomasi corner detection algorithm has been widely applied in many fields of computer vision. However, this algorithm has low efficiency and accuracy, poor noise resistance, and is prone to producing false corners. A method that combined adaptive threshold Canny edge detection and improved Shi-Tomasi corner detection was proposed. Firstly, improved Canny edge detection was used to extract image edges and screen candidate corner points, while a one-dimensional information entropy adaptive threshold was used to adapt to different image environments, thereby improving the efficiency and robustness of detection. Secondly, using circular templates for non-maximum suppression reduced the number of false corner points and enhanced the algorithm's ability to recognize true corners. Finally, the improved Shi-Tomasi algorithm was applied to the extracted edge images for corner extraction, thereby achieving accurate image localization. The experimental results show that compared with the traditional algorithm, the proposed method has significant improvements in runtime and accuracy, and it has significant advantages in rotation invariance and noise resistance.

**Key words:** corner detection; adaptive threshold; Canny; Shi-Tomasi

在计算机视觉领域中,角点作为图像的关键特征之一,对于多种应用场景具有至关重要的作

用.例如三维场景重构、运动跟踪、对象辨识以及图像对齐等<sup>[1-3]</sup>.角点的定义通常与图像亮度的显

著变化或图形边界的交叉点相关.目前,检测角点的方法主要分为两大类:一类是依赖于图像中的像素灰度变化进行角点检测,如 Moravec<sup>[4]</sup>, Harris<sup>[5]</sup>, SUSAN<sup>[6]</sup>以及 Shi-Tomasi 算法<sup>[7]</sup>;另一类则通过辨识轮廓线上的高曲率点或交叉点来实现角点检测<sup>[8]</sup>,如 Kitchen-Rosenfeld<sup>[9]</sup>, Freeman 链码法<sup>[10]</sup>和 CSS<sup>[11]</sup>等.这些方法在效能、精度和鲁棒性方面各有千秋.其中, Harris 角点检测算法因其稳定的计算结果而被广泛采用,然而,该算法也存在一定缺陷,例如阈值需要手动设定、具有较高的假阳性率、角点群聚等问题.基于这些缺点,众多研究者提出了相应的改良方法. Wang 等<sup>[12]</sup>针对 Harris 角点检测算法必须给定合适阈值的问题,提出了一种基于迭代阈值的自适应算法,在实际应用中取得了良好的效果.韩松奇等<sup>[13]</sup>通过采用 B 样条函数替代高斯窗函数进行图像的平滑滤波,并对角点进行预筛选以获取候选角点,这一策略既解决了窗口尺寸的问题,也提升了角点定位的准确性.汪强等<sup>[14]</sup>提出了一种自适应阈值方法,依据非最大值抑制(NMS)处理后的响应值对阈值进行实时变化.董立红等<sup>[15]</sup>提出了一项创新的圆周 Harris 角点检测算法,该算法采用 Sobel 边缘检测作为基础,该技术显著提升了处理速度,并在降低误漏检率的同时,增强了其对旋转的鲁棒性.

这些方法能够在一定程度上提高角点检测的性能,但是计算成本高和角点精度不足的问题仍然存在,为进一步提高角点检测的效率和精度,本研究采纳了基于 Harris 算法改进后的 Shi-Tomasi 方法,并利用基于一维信息熵自适应阈值的 Canny 边缘检测算法,提出了一种更高性能的角点检测体系.实验验证表明,相较于传统算法,本研究提出的方法有更快的运算速度以及更准确的检测结果.

## 1 Shi-Tomasi 角点检测原理

作为 Harris 算法的一种优化, Shi-Tomasi 算法有效提升了角点检测的性能.与 Harris 算法相比, Shi-Tomasi 方法侧重于利用自相关矩阵的最小特征值来进行角点的判定,即通过比较计算出的特征值与预先设定的阈值.如果这些特征值均超过阈值门槛,那么该位置被认定为角点.此算法不仅简便易行,而且在检测效率和重复性方面

表现出较好的性能.在图像  $(x, y)$  处对窗口进行平移,平移量为  $[\Delta x, \Delta y]$ ,则移动前后的图像灰度值变化为

$$E(\Delta x, \Delta y) = \sum_{x,y} w(x,y) [I(x+\Delta x, y+\Delta y) - I(x,y)]^2. \quad (1)$$

式中:  $w(x,y)$  为加权函数位于  $(x,y)$  处的窗口;  $(x,y)$  处像素点灰度值为  $I(x,y)$ ;  $(x+\Delta x, y+\Delta y)$  处像素点灰度值为  $I(x+\Delta x, y+\Delta y)$ .基于全微分公式可以得到:

$$I(x+\Delta x, y+\Delta y) = I(x,y) + I_x \Delta x + I_y \Delta y + o((\Delta x)^2, (\Delta y)^2). \quad (2)$$

代入式(1)中得到

$$E(\Delta x, \Delta y) = \sum_{x,y} w(x,y) ((\Delta x)^2 I_x^2 + 2\Delta x \Delta y I_x I_y + (\Delta y)^2 I_y^2). \quad (3)$$

将式(3)改为矩阵形式,如式(4)所示:

$$E(\Delta x, \Delta y) = [\Delta x, \Delta y] \left( \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}. \quad (4)$$

记

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$E(\Delta x, \Delta y) = [\Delta x, \Delta y] M \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}. \quad (6)$$

$M$  是一个实对称矩阵(二阶方阵,其元素都是实数,且转置矩阵和  $M$  相等),因此无论  $I_x$  和  $I_y$  取值如何,通过累加后矩阵仍然是对称的矩阵.由于实对称矩阵一定可以作相似对角化,即存在正交矩阵  $P$ ,使得

$$P^{-1} M P = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

矩阵  $M$  的特征值为  $\lambda_1, \lambda_2$ , 可得

$$M = P \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_1 \end{bmatrix} P^{-1}. \quad (8)$$

最终每个像素点的响应函数  $R$  被定义为

$$R = \min(\lambda_1, \lambda_2). \quad (9)$$

Shi-Tomasi 角点检测算法的核心在于判断矩阵  $M$  的较小特征值与预设阈值的关系.当  $R$  (代表较小的特征值)超过了阈值,该像素点便被认定为角点.若  $M$  的两个特征值都不超过阈值,意味着即便是较小的特征值也未超过阈值,这样的像素点则被归类为平坦区域的一部分.反之,如果一个特征值超过阈值而另一个未达到,此时的像素点则被视为边缘上的点.

### 1.1 传统算法的步骤与不足

通过对 Shi-Tomasi 的原理分析得到其角点检测的步骤如下:

1) 对输入的灰度图像计算水平和垂直方向上的梯度,通常使用 Sobel 算子来实现.

2) 对于每一个像素,利用其周围像素的梯度信息,计算出角点响应函数的特征值.

3) 根据计算得到的特征值,选择响应函数值大于设定阈值的像素点作为候选角点.

4) 对选取角点进行非极大值抑制,仅保留局部最大值点,以避免在相邻像素点之间产生过多的角点形成角点簇.

5) 根据最小距离阈值,进一步筛选角点,保留距离较远的角点,目的是保持识别出的角点之间具有一定的最小间隔.

6) 返回剩余的候选角点的坐标作为检测结果,这些坐标通常表达图像中显著纹理变化的关键点.

Shi-Tomasi 算法因其计算过程简单和鲁棒性高的特点而被广泛应用,但也存在很多不足.由 Shi-Tomasi 算法原理可知,其需要对图像中所有的像素点进行检测,虽然得到了大量的角点,但是存在大量的伪角点和错误角点,这些是不需要的,同时会导致检测的时间过长.为解决这一问题,本文提出了改进算法,减少了大量伪角点和错误角点的产生.

## 1.2 整体改进

针对 Shi-Tomasi 算法的不足,本文提出了一种融合自适应阈值 Canny 边缘检测和 Shi-Tomasi 角点检测的算法改进方案.将 Canny 边缘检测之后的图片输入到 Shi-Tomasi 角点检测中,这样仅仅需要遍历灰度值是 255 的像素点,而不需要遍历整幅图像.使用所提出的方案不仅能显著减少所需要处理的像素点数量,而且能有效地筛选掉伪角点.不但提高了检测效率,角点检测也更加精准,且在减少计算量和提升抗噪能力方面具有显著优势.

## 2 图像预处理

在进行角点检测之前,需要对图像预处理以去除噪声和筛选候选角点,简化后续运算,将改进的 Canny 边缘检测作为图像的预处理.基本流程如图 1 所示.

### 2.1 双边滤波算法

传统的 Canny 边缘检测算法首先通过高斯平滑滤波减少图像噪声,此过程涉及对像素值进行加权平均.其中,权重由像素之间的空间距

离决定,距离目标像素越近的对结果影响越大,这一平滑步骤使用广泛应用的高斯核函数实现.

$$k(\|x-x_c\|) = \exp\left\{-\|x-x_c\|^2/(2\sigma^2)\right\}. \quad (10)$$

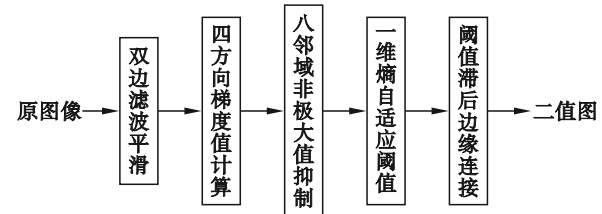


图 1 图像预处理流程

Fig. 1 Flow chart of image preprocessing

在高斯滤波中,核函数中心  $x_c$  和宽度参数  $\sigma$  定义了其作用范围.高斯滤波器是有效的低通滤波器,适用于空间域和频域.然而,这种方法未考虑边缘处的像素值变化,仅基于空间位置进行平滑,可能导致边缘区域出现模糊.

为了在保留边缘的前提下去除噪声,本文采用了双边滤波方法<sup>[16]</sup>.与传统高斯滤波不同,双边滤波虽然也是采用加权平均的方法,但是其权重不仅考虑空间邻近度计算的权值和像素相似度计算的权值的乘积,还将优化后的权值再和原图像进行卷积运算.设原图像为  $G(x,y)$ ,  $(x,y)$  为像素的坐标,双边滤波之后  $(x,y)$  点的像素值变为

$$G(x,y) = \frac{\sum_{(i,j) \in C(x,y)} w(i,j)g(i,j)}{\sum_{(i,j) \in C(x,y)} w(i,j)}. \quad (11)$$

式中:  $C(x,y)$  表示以  $(x,y)$  为中心点的  $(2N+1) \times (2N+1)$  大小范围.等号右侧代表的是中心像素点邻域内亮度值的加权平均值.  $g$  为输入数据;权重  $w$  由两个部分构成:

$$w_s(i,j) = \exp\left(-\frac{(i-x)^2 + (j-y)^2}{2\sigma_s^2}\right), \quad (12)$$

$$w_r(i,j) = \exp\left(-\frac{(G(i,j) - G(x,y))^2}{2\sigma_r^2}\right). \quad (13)$$

双边滤波器的加权系数  $w(i,j) = w_s(i,j)w_r(i,j)$  是空间邻近度函数 ( $w_s$ ) 与亮度相似度函数 ( $w_r$ ) 的乘积.  $\sigma_s$  是高斯函数的空间距离标准差,  $\sigma_r$  是高斯函数的像素灰度标准差.在图像平坦区域的像素值变化很小,邻域内像素值变化很小,这时  $w_r$  接近于 1.因此,此时的双边滤波函数就是普通的高斯滤波函数,用于平滑图像和去除噪声.在图像变化程度特别大的区域,比如边缘区域,邻域内

像素值变化很大,则像素的范围域权重也会变大,从而有效保留了边缘信息.图2为高斯滤波和改进的双边滤波的效果对比图.可以看出:双边滤波在去除噪声的同时保留了清晰的边缘信息,而图像经过高斯滤波后比较模糊,边缘信息不清晰.

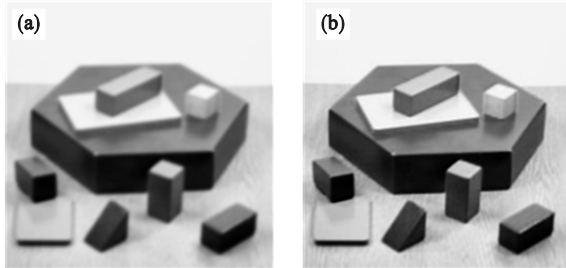


图2 两种滤波效果对比

Fig. 2 Comparison of two filtering effects

(a)—高斯滤波; (b)—双边滤波.

## 2.2 改进的最大梯度值选取方法

改进的最大梯度值选取策略旨在提升算法的旋转不变性.通过在多个方向上计算梯度值,并实施非极大值抑制,本方法扩展了边缘检测的方向覆盖范围,从而增强了边缘检测对旋转的适应性.

具体地,采取计算8个方向的高斯差分核(DOG核)来分别计算 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 这8个方向的梯度值.之后进行非极大值抑制,具体步骤如下:

1) 对每个方向,使用特定函数生成相应的一阶差分高斯核,并将其与输入图像卷积,获得8个方向的梯度图像.

2) 对得到的梯度图像执行绝对值操作,确保所有梯度值均为正值,并将这些图像保存于一个数组中.

3) 对梯度方向上的每个像素 $(x, y)$ ,确定其8相邻像素的位置,

4) 获取当前像素 $(x, y)$ 以及其8相邻像素的梯度值,比较这些值,保留局部梯度最大值,其他像素置零.

5) 实施图像的边缘填充处理,优化边缘像素处理之后,获得非极大值抑制处理的最终梯度图像.

图3是经过本文所提方法得到的梯度二值图,可见,本文采用的8方向梯度提取方法可以很完整地提取到边缘信息,对于强边缘和弱边缘(方块阴影部分)都有很好的提取效果.



图3 非极大值抑制二值图

Fig. 3 Binary graph of non-maximum suppression

## 2.3 自适应阈值选择算法

在经典的Canny边缘检测算法中,双阈值处理是一个关键步骤,高阈值 $T_H$ 在梯度图中标定了初始边缘检测点.设置较低的高阈值能够保留更丰富的边缘信息,使得检测到的边缘更加精细,但也可能增加错误边缘(伪边缘)的检出率.随着高阈值增加,可以有效减少误检的伪边缘,但同时也有可能错过一些真实的边缘信息.另一方面,低阈值 $T_L$ 则用于确定边缘检测的结束点,较低的低阈值会保留更为连续的边缘,但随着低阈值的提升,目标边缘的可见特征减少,可能会出现边缘断裂现象.

为解决高低阈值选取困难的问题,本文引入一种基于一维信息熵最大化的高阈值确定方法.依据信息论的原则,目标与背景的边界处信息含量最丰富,这意味着边缘位置的熵是最大的.设该图像中梯度的最高值为 $g_{max}$ ,并且将高阈值设定为 $S$ ,那么梯度值低于 $S$ 的像素点将被定义为背景区域像素点 $B$ ,而梯度值高于 $S$ 的像素点则定义为边缘区域像素点 $E$ .通过使用区域内梯度值的频率来代表该梯度水平概率 $P$ ,边缘区域和背景区域中的梯度概率分别用 $P_E$ 和 $P_B$ 来表示:

$$P_E = \sum_{i=S}^{g_{max}} P(i), i \in \{S, S+1, S+2, \dots, g_{max}\}, \quad (14)$$

$$P_B = \sum_{i=0}^{S-1} P(i), i \in \{0, 1, 2, \dots, S-1\}. \quad (15)$$

二者的一维信息熵的定义如式(16),(17)所示:

$$H_E(S) = - \sum_{i=S}^{g_{max}} \left( \frac{P(i)}{P_E} \right) \cdot \ln \left( \frac{P(i)}{P_E} \right), i \in \{S, S+1, \dots, g_{max}\}, \quad (16)$$

$$H_B(S) = - \sum_{i=0}^{S-1} \left( \frac{P(i)}{P_B} \right) \cdot \ln \left( \frac{P(i)}{P_B} \right), i \in \{0, 1, \dots, S-1\}. \quad (17)$$

梯度图的一维信息熵定义为

$$H(S) = H_B(S) + H_E(S). \quad (18)$$

由定义可知,整体梯度的信息熵  $H(S)$  最大时的  $S$  值,就是依据信息熵最大时所得到的阈值.当信息熵最大时,说明目标区域交界处像素变化程度最大,也就是边缘区域.选择这时的  $S$  值作为自适应阈值 Canny 边缘检测中的高阈值,根据经验通常将低阈值设置为高阈值的  $1/3 \sim 1/2$ ,本文经过测试后将其设置为  $1/2.3$ .

#### 2.4 阈值滞后和边缘连接

在本文的改进 Canny 算法中,采用了双阈值策略,将图像中的像素点划分为 3 个不同的类别:强边缘、弱边缘以及非边缘.具体而言,强边缘指的是梯度值超过高阈值的像素点;弱边缘则是指梯度值位于低阈值和高阈值之间的像素点;而那些梯度值低于低阈值的像素点则被归类为非边缘.此分类过程确保了图像中每个像素点的明确标记.

为进一步提升边缘检测的精确度,本文实施了边缘连接步骤,通过追踪并连接弱边缘像素至强边缘,从而构建出实际的边缘线条.边缘连接的详细步骤:

1) 以强边缘像素为起点,沿梯度方向扩展,将那些与强边缘相连的弱边缘像素标记为强边缘,通过迭代此过程直至无法连接更多像素点.

2) 重复上述步骤,检查所有弱边缘像素,确保每个弱边缘像素都成功连接至强边缘.

3) 通过这一过程,形成的连续强边缘像素集即构成了图像的边缘线.

图 4 是本文算法和传统算法的对比图.能够发现:传统的边缘检测算法对于弱边缘的识别能力是较弱的,容易漏检一些关键的信息.本文提出的算法在强边缘完整检测的同时,兼顾到弱边缘的提取,为后续进行角点检测提供更完整的信息.

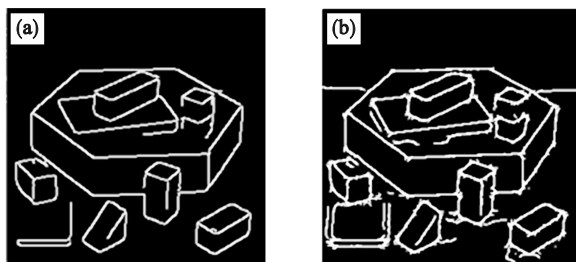


图 4 边缘检测预处理效果

Fig. 4 Edge detection preprocessing effect

(a)—传统 Canny 边缘检测; (b)—改进 Canny 边缘检测.

### 3 圆周模板角点提取

改进的 Canny 边缘检测技术被用来确定初步的候选角点.这个步骤的目的在于,一方面消除噪声和其他干扰,另一方面提高角点检测的效率,同时减少错误角点的识别.然而,后续的角度检测过程中,对传统的矩形模板在旋转不变性方面有很大的不足.因此,引入了一种圆形模板以增强角点检测对图像旋转的适应性,使其能够更准确地识别在旋转变换下的角点.

#### 3.1 候选角点的筛选

依据角点的定义可知,角点是物体特征的关键点,它们总是位于图像的边缘.基于此,本文采用自适应阈值 Canny 边缘检测算法作为图像预处理,以达到对图像边缘进行精确检测的目的.检测到的边缘被标记为像素值 255,而其他区域则标记为像素值 0,从而生成二值图.这一步骤的目的是将检测到的边缘作为候选点,使得后续的 Shi-Tomasi 角点检测只需针对像素值为 255 的点进行处理,这种方法在保证准确性的同时大大减少了检测时间.

为验证该方法的有效性,选用了一张积木方块的图像作为实验对象.通过自适应 Canny 边缘检测算法筛选出的备选角点共有 8 524 个,而原始的积木方块图像大小为  $256 \times 256$ ,即包含 65 536 个像素点.这意味着备选角点的数量远远小于原图中的像素点总数,实际参与运算的像素点比例约为 13%.这一结果显示了通过自适应阈值 Canny 边缘检测预处理所带来的效率提升.

#### 3.2 圆周非极大值抑制窗口

在传统的 Shi-Tomasi 角点检测技术中,候选角点通常需要与其 8 邻域点的角点响应值进行比较.仅当该中心点的响应值超过其 8 邻域点的响应值时,这个中心点才会被确认为模板中的极大值点,并满足作为角点的标准.然而,这一过程中使用的是矩形非极大值抑制窗口,导致图像一旦旋转,窗口内的值及其非极大值抑制结果会发生变化,影响角点的准确检测.

为了解决上述问题,本文参考了 SUSAN 角点提取算法的思想,并提出了一种圆型模板非极大值抑制窗口技术.此技术通过将圆模板上像素点的角点响应值与中心点进行比较,如果中心点的响应值超出圆型模板上任何一个点的响应值,那么这个中心点就被确认为角点.即便图像旋

转,圆形模板上的点及其与中心点的角点响应值的比较也不受任何影响.这种方法有效保持了非极大值抑制结果的稳定,从而在一定程度上提高了角点检测的旋转不变性.图5展示了传统算法的矩形窗口和改进的圆形模板对比,从图中可以

看出,本文提出的圆形模板无论旋转到任何角度,窗口内像素点都是不变的,所以进行非极大值抑制时不会造成任何影响,而传统的矩形窗在旋转一定的角度时会引入新的像素点,影响最后的抑制结果.

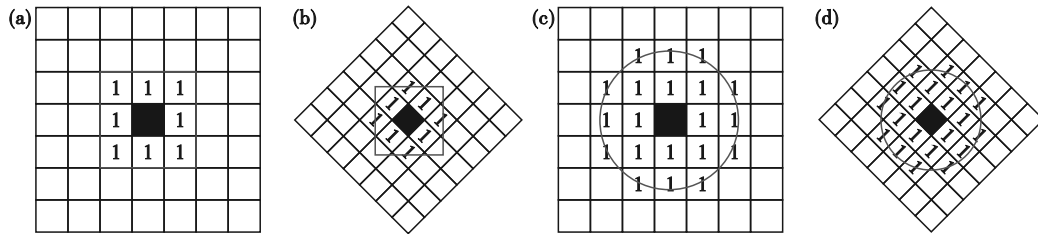


图5 传统算法和圆形模板算法

Fig. 5 Traditional algorithm and circular template algorithm

(a)—传统算法矩形窗; (b)—传统算法窗口旋转; (c)—圆形模板窗口; (d)—圆形模板窗口旋转.

### 3.3 最小欧氏距离剔除伪角点

在完成角点的初步筛选以及圆形模板的非极大值抑制后,通常会遇到角点簇和伪角点的问题,即在一定的邻域内可能出现两个或更多个角点,这种情况会干扰到后续的图像处理步骤,比如角点的集群可能会不成比例地提高图像匹配的可能性.为了避免这种情况,采用了一种基于最小欧氏距离角点的角点剔除策略,即在给定的欧氏距离范围内只保留一个极大值点,而将同一欧氏距离范围内其他角点剔除.通过这种策略可以提高后续图像处理的准确性,经过实验后文中采用  $\text{minDistance}$ (最小欧氏距离)=15 的效果最佳.为说明本文提出的角点检测算法更具有实用价值,使用两种图像处理方法对两幅不同的图像进行实验验证.实验结果对比如图6所示.从该实验结果可以看出,传统算法虽然检测到了大量角点,但是其会引入许多伪角点以及错误角点,还会形成角点簇.本文所提出的算法在保证检测到更多正确角点的情况下,尽可能减少了伪角点和错误角点的数量,显著提升了检测效率.

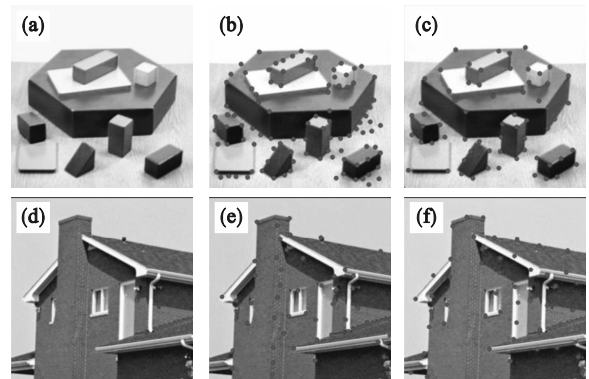


图6 角点提取结果对比

Fig. 6 Comparison of corner extraction results

(a)—原图像1; (b)—传统算法处理; (c)—本文算法处理; (d)—原图像2; (e)—传统算法处理; (f)—本文算法处理.

## 4 实验结果与分析

本文实验采用积木方块标准图片作为输入图像,其分辨率为 256 像素×256 像素,单通道灰度图.系统环境为 Win11 系统,编译环境为 python3.7,图像库采用 opencv 4.5.0.选取传统 Shi-Tomasi 算法与本文方法进行对比实验,从效率、准确率、旋转不变性、抗噪性等方面评估方法的性能.

### 4.1 效率和精准性

选取 Shi-Tomasi 检测算法中参数  $\text{qualityLevel}$  (质量水平)=0.01,  $\text{minDistance}$ =15.将传统算法和本文所提算法进行算法运行时间对比,算法效率见表1.从表1中数据可知,相较于传统算法,本文算法有更短的运行时间,运行效率更高.这是由于传统算法需要对整幅图像进行矩阵运算求秩和特征值,所耗时间长.本文算法首先进行边缘提取,减少候选特征点的数量,减少了矩阵运算数量.算法精准度(正确角点数/(正确角点数+伪角点数+漏检角点数))的对比结果见表2,从表中可以看出无论  $q$  值大小,利用本文算法产生的伪角点数都远远少于传统算法,且准确度有明显提升.

上述结果表明,传统角点检测算法产生的伪角点数较多,运行时间较长.本文提出的角点检测算法精准度提高到 77.14%,在  $q=0.01$  时比传统

算法提升了 16.09%。本文采取边缘检测作为候选角点使得角点检测时不需要遍历整幅图像,减少了处理的像素个数,提高了算法的检测时间.以  $q=0.01$  为例,算法运行的平均时间从 0.042 498 s 提高到 0.038 086 s,提升约 10.4%。

表 1 算法运行时间对比结果

Table 1 Algorithm runtime comparison results

检测算法	平均时间/s
传统算法	0.042 498
本文算法	<b>0.038 086</b>

表 2 算法精度对比结果

Table 2 Algorithm accuracy comparison results

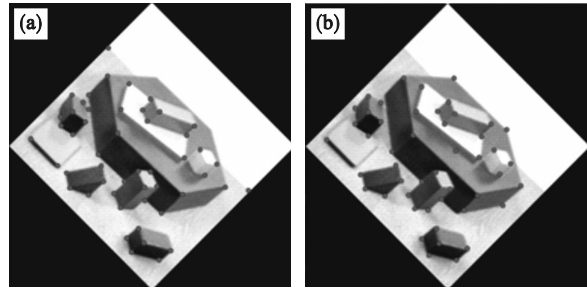
算法	正确角点数	伪角点数	漏检角点数	精度度/%
传统算法 ( $q=0.01$ )	58	35	2	61.05
本文算法 ( $q=0.01$ )	<b>54</b>	<b>10</b>	<b>6</b>	<b>77.14</b>
传统算法 ( $q=0.02$ )	57	25	3	67.06
本文算法 ( $q=0.02$ )	<b>55</b>	<b>9</b>	<b>5</b>	<b>79.71</b>

#### 4.2 旋转不变性

将原图旋转  $25^\circ, 45^\circ, 70^\circ, 90^\circ$  后作为本次实验图像,  $qualityLevel=0.02, minDistance=15$ . 错准比= $(误检数+漏检数)/正确角点数$  用于本文算法与传统算法进行结果比较,该指标能够反映出算法在避免误检和漏检方面的能力,且数值越低代表算法的准确性越好.旋转  $45^\circ$  的实验结果对比图如图 7 所示,不同角度的错准比结果如表 3 所示.在旋转一定角度时,传统算法存在检测到边界的情况,检测到的正确角点数比本文算法少,且伪角点数和漏检角点数相较于本文更多.所以,本文算法相比于传统算法旋转不变性更优异.且在不同角度的图像中都能检测出更多的正确角点数、更少的伪角点和漏检角点数,且拥有最低的错准比,最优的错准比(旋转  $70^\circ$ )提升约 45.4%。

#### 4.3 抗噪性

对原始图像加入  $\phi=0, \delta=0.05$  的高斯随机白噪声,对传统算法和本文算法进行验证对比.图 8 为传统算法和本文算法的抗噪性对比图,通过结果可知,本文提出的算法在减少角点聚集现象和伪角点的生成上有显著提高,并展现了更强的抗噪性。

图 7 原图像旋转  $45^\circ$  后的对比图Fig. 7 Comparison of original image after rotation of  $45^\circ$ 

(a)—传统算法; (b)—本文算法.

表 3 不同角度错准比对比结果

Table 3 Comparison results of misalignment ratio at different angles

旋转角度/ $^\circ$	检测算法	正确角点数	伪角点数	漏检角点数	错准比/%
25	传统算法	43	6	17	53.49
25	本文算法	<b>47</b>	<b>2</b>	<b>13</b>	<b>31.91</b>
45	传统算法	46	4	14	39.13
45	本文算法	<b>48</b>	<b>1</b>	<b>12</b>	<b>27.08</b>
70	传统算法	44	8	16	54.55
70	本文算法	<b>47</b>	<b>1</b>	<b>13</b>	<b>29.79</b>
90	传统算法	46	5	14	41.31
90	本文算法	<b>48</b>	<b>2</b>	<b>12</b>	<b>29.17</b>

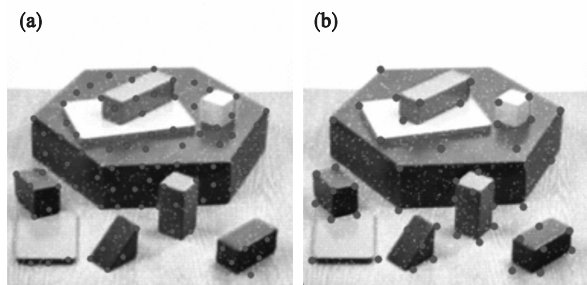


图 8 抗噪性对比结果

Fig. 8 Noise resistance comparison results

(a)—传统算法; (b)—本文算法.

## 5 结 语

本文提出了一种基于自适应阈值 Canny 边缘检测作为图像预处理结合圆周模板的 Shi-Tomasi 角点提取方法.在图像预处理中,采用基于双边滤波平滑图像,一维信息熵自适应阈值的 Canny 边缘检测方法,实现了备选角点的筛选.在 Shi-Tomasi 角点提取的过程中采用改进的圆环模板来进行非极大值抑制,提高算法的旋转不变性.提出的算法相较于传统算法具有旋转不变性

及较强的抗噪性.由于采用自适应阈值,所以面对不同类型的图像提取角点的适应性较强.实验结果表明,本文所提出的算法相较于传统算法,检测效率提升了10.4%,检测精度提升了16.09%,表明本文提出的算法具有高效性和可行性.

#### 参考文献:

- [1] Guan B L, Zhao J, Li Z, et al. Minimal solutions for relative pose with a single affine correspondence [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, 2020: 1929-1938.
- [2] Liu Y X, Mo F, Aleksandrov M, et al. Accurate calibration of standard plenoptic cameras using corner features from raw images[J]. *Optics Express*, 2021, 29(1): 158-169.
- [3] Sikka P, Asati A R, Shekhar C. Real time FPGA implementation of a high speed and area optimized Harris corner detection algorithm [J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2021, 80: 103514.
- [4] Gu J F, Liu W Z. Polygon graphic recognition based on improved fast corner detection [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1629(1): 012014.
- [5] Wang Y F, Li Y, Wang J Q, et al. A target corner detection algorithm based on the fusion of FAST and Harris [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 2022 (1): 4611508.
- [6] Kumar T R, Kalaiselvi K, Velu C M, et al. Mammogram image segmentation using SUSAN corner detection [C]// 2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC). Coimbatore, 2021: 1190-1194.
- [7] Bansal M, Kumar M, Kumar M, et al. An efficient technique for object recognition using Shi-Tomasi corner detection algorithm [J]. *Soft Computing*, 2021, 25 (6): 4423-4432.
- [8] Shanker, O. Defining dimension of a complex network[J]. *Modern Physics Letters B*, 2011, 21(6): 321-326.
- [9] Yazdi R, Khotanlou H. Robust corner detector based on local maximum and minimum differences [C]// 2024 10th International Conference on Web Research (ICWR). Tehran, 2024: 92-98.
- [10] Wang Y H, Wang J M. Fingertip detection based on Freeman chain code analysis [C]// 2022 5th International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE). Wuhan, 2022: 651-654.
- [11] Sun X, Zhong B J, Yang J Y, et al. Corner detection via scale-space behavior-guided trajectory tracing [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 50-54.
- [12] Wang Z C, Li R, Shao Z H, et al. Adaptive Harris corner detection algorithm based on iterative threshold[J]. *Modern Physics Letters B*, 2017, 31(15): 1750181.
- [13] 韩松奇, 于微波, 杨宏涛, 等. 改进Harris角点检测算法[J]. 长春工业大学学报, 2018, 39(5):470-474. (Han Song-qi, Yu Wei-bo, Yang Hong-tao, et al. Improved Harris corner detection algorithm[J]. *Journal of Changchun University of Technology*, 2018, 39(5): 470-474.)
- [14] 汪强, 郭来功. 自适应阈值Harris算法遥感图像配准的FPGA实现[J]. 无线互联科技, 2023, 20(24): 110-112. (Wang Qiang, Guo Lai-gong. FPGA implementation of adaptive threshold Harris algorithm for remote sensing image registration[J]. *Wireless Interconnection Technology*, 2023, 20(24): 110-112.)
- [15] 董立红, 彭业勋, 符立梅. 基于Sobel边缘检测的圆周Harris角点检测算法[J]. 西安科技大学学报, 2019, 39(2):374-380. (Dong Li-hong, Peng Ye-xun, Fu Li-mei. Circumference Harris corner detection algorithm based on Sobel edge detection [J]. *Journal of Xi'an University of Science and Technology*, 2019, 39(2): 374-380.)
- [16] Pham T Q, Viet L J V. Separable bilateral filtering for fast video preprocessing[C]// IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Amsterdam, 2005: 115-128.